

反傳遞模糊類神經網路於抽水站操作之應用

Counterpropagation Fuzzy-Neural Network for Pumping Operation

國立台灣大學生工系博士班研究生

國立台灣大學生工系教授兼水工所研究員

張 凱 堯

張 斐 章*

Kai-Yao Chang

Fi-John Chang

摘 要

本研究旨在探討反傳遞模糊類神經網路(CFNN)來建立抽水站抽水機組操作模式之可行性；CFNN 原理係模擬人類依經驗法則的學習及判斷方式建立一網路演算架構，網路架構包括一層輸入層、一層隱藏層及一個輸出層，在學習階段首先將輸入的資料依資料點相似程度自動予以分類，架構其隱藏層，在輸出層方面則依輸入訊息的對應輸出值與網路訓練輸出值所得比較，逐步調整網路輸出層的連結權重，以獲得最佳的描述結果。

本研究以台北市玉成抽水站為研究區域，歷年颱風暴雨事件中，抽水站在不同降雨量、內水位及閘門操作下之抽水機組操作資訊，以 CFNN 類神經網路進行訓練學習，再將其應用於抽水機組操作推估上，經實例比較驗證，確實獲得合理的結果，顯示 CFNN 類神經網路應用於抽水站抽水機組操作有相當優越的能力。

關鍵詞：模糊類神經網路，反傳遞類神經網路，規則庫控制，模糊控制，抽水站操作。

ABSTRACT

This study uses counterpropagation fuzzy-neural network (CFNN) to build pumping control model. Based on a rule-base control, a modified self-organizing counterpropagation network, and a fuzzy control predictor, the CFNN can automatically generate rules by increasing the training data to improve its accuracy. The network is developed as a three-layer network, consisting of an input layer, a Kohonen (hidden) layer, and a Grossberg (output) layer. The network is trained to build a pumping operation model of the Yu-Cheng pumping station in Taipei. The historical records of several flood events are used to train and verify the proposed model. The results demonstrate that the network has a great ability to control the pumping station and provide a human-like operation mechanism.

*通訊作者，國立台灣大學生工系教授兼水工所研究員，106 台北市大安區羅斯福路 4 段 1 號，changfj@ntu.edu.tw

Keywords: Fuzzy-neural network, Rule-base control, Counterpropagation Network, Fuzzy control, Pumping operation.

一、前言

近幾年來，世界各國由於都市的發展使降雨集水時間縮短、逕流係數增加，再加上氣候環境變遷，原有排水防洪設施之保護標準皆降低，加上民衆對於防止水患意識提高而期望防洪設計及操作標準提升，因而發展準確而有效率的防洪排水操作機制有其必要性及急迫性。台北市地勢本屬低窪，又因淡水河出海口附近之關渡隘口河槽狹窄，往往造成每年夏、秋兩季暴雨或颱風來襲，市區排水於河川外水位到達一定高程後即無法順利地由重力自然的宣洩，故抽水站即扮演市區排水系統最下游動力將內水排放至河川的重責大任。如抽水站因抽水機組故障或抽水操作不當以致無法發揮其設計抽水功能，無法排除市區降雨逕流量，將導致市區局部地區淹水，造成民怨及民衆財產損失。是以除提昇抽水站規劃設計標準外，如何進行抽水站最佳排水操作係市區排水效能的關鍵所在。目前抽水站抽水機組之操作雖已有相關操作規則，但由於操作規則規劃設計時水文資料的欠缺及大量的不確定性或各工程變數等因素，以致操作規則於實際操作時難以達至較有效率的抽水操作，而必需由操作人員視實際降雨狀況及前池水位變化等加以調整抽水機組啓閉，因而研擬一套抽水站更佳的操作模式有其必要性。

為解決使用傳統抽水站操作規則準確設定不易、型態固定且需現場人為經驗彈性判斷的缺點，本研究以歷史颱風暴雨事件之水文資料及抽水站開門、抽水機組操作效率較佳的操作記錄，以人類經驗法則的學習及判斷方式，利用包含一個輸入層、一個隱藏層及一個輸出層的反傳遞類神經網路，藉網路學習階段將輸入的資料依資料點的相似程度自動予以分類，架構出以規則庫為基礎的類神經網路。在網路輸出方面則應用模糊控制的方法，將輸入值與網路訓練所得的規則庫

比較，依不同的相似程度予以量化，並以模糊權重的方式求得網路輸出值。本網路會隨著歷史資料的增加自動地增加規則數，增加推估的能力。本研究將發展一模糊類神經網路應用於防洪抽水站抽水機組操作，以有效提供操作者進行現場正確而有效率的操作建議。

二、理論概述

由於防洪抽水站或水庫操作與水文、水理及其它設備操作間的複雜函數對應無法由定率方式確實得到其輸入及輸出的對應函數關係，替代的方案為建構適當的映射規則庫，並能了解其操作的適切性，因此張麗秋和張斐章(1999)和Chang & Chang(2001)即利用智慧型理論進行水庫即時操作控制之研究，而本研究是以規則庫控制(Rule Base Control)為基礎，結合模糊控制(Fuzzy Control)及反傳遞類神經網路(CPN)，以自我學習的方式，架構適宜的水文、水理變化與防洪抽水站操作映射關係。

反傳遞網路(Counterpropagation Network, CPN)係由 R. Hecht-Nielsen 於 1987 年提出，網路分為兩個主要部份，第一部份對輸入的資料進行分類，第二部份則是分類之輸入一輸出對照表(look-up table)，張斐章和張麗秋(2005)就反傳遞網路之理論及網路形式有詳細說明與討論，在此簡單說明如下：

模糊類神經網路由 Nie & Linkens (1992)兩位提出，於 1994 年 Nie & Linkens [4]進一步提出反傳遞模糊類神經網路，Chang et al.(2001)和 Chang & Chen (2001)並將之利用於水文領域之河川流量監測資料補遺及河川流量即時預測，該方式利用人類經驗法則的學習及判斷方式，建構包含一個輸入層、一個隱藏層及一個輸出層的反傳遞網路，在網路學習階段將輸入的資料依資料點的相似程度自動予以分類，架構出一規則庫形式(IF-THEN)之類神經網路；在網路輸出方面則

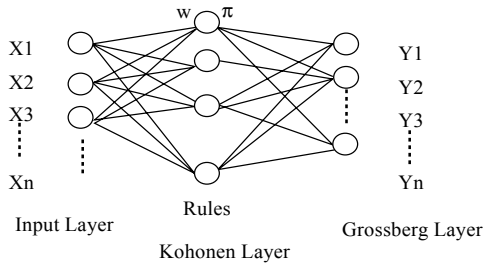


圖 1 反傳遞類神經網路架構圖

應用模糊控制的方法，將輸入值與網路訓練所得的規則庫比較，依不同的相似程度予以量化，並以模糊權重的方式求得網路輸出值；模式隨著歷史資料的增加，可以自動地增加規則數，增加推估的能力。

反傳遞類神經網路(CPN)具備網路平行架構在分類的優越效果及非線性函數的良好模擬效率，使得此網路模式應用於圖形分類、函數近、統計分析及資料比對等均有不錯的效果。CPN 網路主要由架構中的輸入層、隱藏層(又稱為 Kohonen 層)及輸出層(又稱為 Grossberg 層)之節點結合而成的類神經網路，其結構示如圖 1。

網路輸入值(X)經由一個邏輯判斷而產生輸出值(Y)，該邏輯判斷就稱之為一個規則，而 CPN 網路如同由很多的 If-Then 規則組合而成，Kohonen 層中各節點與輸入層間的鍵結 w 有如規則控制中的 IF 敘述部份，而各節點與 Grossberg 層的鍵結 π 則有如規則控制的 Then 敘述部份，因此每個節點與輸入層及 Grossberg 層間的鍵結關係可視為一完整的 IF X is w, Then Y is π 的規則敘述，所以 CPN 網路基本上就是由許多規則集合而成的規則庫(Hecht-Nielsen, 1987&1990)。

由許多經驗得知，在規則庫選用規則時，以最接近輸入條件的方式選取，易因非此即彼的邏輯判斷，在輸入條件介於各規則的交界處造成誤判或產生誤差，因此一般在規則庫的應用方面，以模糊控制(Fuzzy Control)的方式較為適當 [3,12]。

而在實際應用中，預測階段輸入的 $x(t)$ 值，可能因各規則單元的中心點的距離均大於間隔寬 Δ ，而發生找不到規則單元套配的情形，其原

因可能是提供訓練網路的歷史資料缺乏該輸入值的分類，或者是架構網路的 Δ 值太小，以至於無法有效地將資料做適當的類別。而其解決方法除盡量將模式中的 Δ 值訓練的大小適中，使模式具有適宜的分類能力外，依前人之研究經驗可以等倍率地放大原來套配間隔 Δ 的寬度，以增加套配規則單元的機會(張斐章等, 1998)，本研究乃以上述改善方式架構之修正型模糊 CPN 類神經網路模式進行研究。

1. 網路模式學習演算法

(1) Kohonen 層

在 Kohonen 層中，每一個節點代表一個規則單元，整個 Kohonen 層即代表了一個規則庫控制，而 Kohonen 層中的學習演算是在決定 CPN 網路模式的規則數 k 及各規則單元與控制變數的中心點 w^j 。此層的學習演算法係以輸入的 $x(t)$ 值與 Kohonen 層中現存的 N 個規則單元的中心點 w 進行比較，以決定 $x(t)$ 值落入那一個規則單元中。在比對中，選取規則單元中心點 w 值與輸入值 $x(t)$ 距離最小的規則單元。若是在此規則單元中，中心點 w 與輸入值 $x(t)$ 的距離小於 Δ 值 (Δ 表示在三角形隸屬函數的運算中，與中心點的間隔值)，則以下式改變原規則中的中心點 w 值：

$$w_{new}^j = w_{old}^j + \alpha [x(t) - w_{old}^j] \dots\dots\dots (1)$$

式中， α 為學習速率，可以在(0,1)變換其值。若中心點 w 與輸入值 $x(t)$ 的距離大於 Δ 值，則需新建一個規則單元 $w^{new}=x(t)$ ，且原來的 N 個規則增加成(N+1)個規則(Junhong, 1997; Jurgen, 1996; Kohonen, 1998)。此學習演算只需要輸入資料即可自動學習產生，不需比對輸出資料，其過程為非監督式學習(unsupervised learning)。

(2) Grossberg 層

在 Grossberg 層中，每一個節點亦代表一個規則單元，整個 Grossberg 層即代表了一個規則庫控制。Kohonen 層中的節點數，就是網路規則中的規則數目，而 Kohonen 層中的學習演算在決定 CPN 網路模式的規則數 M 及各規則單元與控制變數的中心點 π_j ($j=1\sim N$)，其演算方式係將訓

練範例的輸出值 $y(t)$ 與 Grossberg 層中現存的 M 個規則單元的中心點 π 進行比較，以決定 $y(t)$ 值落入那一個規則單元中。在比較中，選取規則單元中心點 π 值與輸出值 $y(t)$ 距離最小的規則單元，若是在此規則單元中，中心點 π 與輸出值 $y(t)$ 的距離小於 Δ 值，則改變原規則中的中心點 π 值，若在此規則單元中，中心點 π 與輸出值 $y(t)$ 的距離大於 Δ 值，則新建立一個規則單元，且原來的 M 個規則增加成 $(M+1)$ 個規則。

Grossberg 層中權重 π 的學習運算在已經選取的規則單元中，以下式改變原規則的輸出權重值

$$\pi_{new}^j = \pi_{old}^j + \beta[y(t) - \pi_{old}^j] \dots\dots\dots (2)$$

式中， β 為學習速率， $0 < \beta < 1$ ，其值固定不變； $y(t)$ 為訓練範例的輸出值。在新建立的規則單元中 $\pi^{new} = y(t)$ 。由於此學習演算需有輸入及輸出資料，其過程為監督式學習(supervised learning) (Junhong & Linkens, 1994; Junhong & Linkens 1996)。

上述 CPN 網路的學習演算可架構出網路模式，以進行預測或系統判別的工作。在學習運算中， Δ 值越小，規則庫中的規則單元數就越多，且訓練出來的值也會較為準確。但是網路的複雜度就跟著提高了，並且網路對於資料的分類就比較不明顯。所以在選取 Δ 值時，必須就精確度和網路的複雜度之間作一個考量，通常使用試誤法找出適合的 Δ 值。

2. 網路模式預測

網路預測包含形式套配(pattern matching)及權重均分(weighted average)兩個步驟，並加入了模糊控制(fuzzy control)的觀念進行預測。形式套配以 Gaussian 函數作為隸屬函數的套配指數 $S^j \in [0,1]$ 做為輸入值與第 j 個規則單元的套配情況的相似度量測，若輸入值與第 j 個規則的中心向量的距離大於 Δ ，則 $S^j = 0$ ，表示第 j 個規則對於該輸入值的影響權重等於 0。

而權重均分利用於預測值 $\hat{y}(t)$ 計算，方法係依未知預測值佔各個隸屬函數權重的百分比，乘

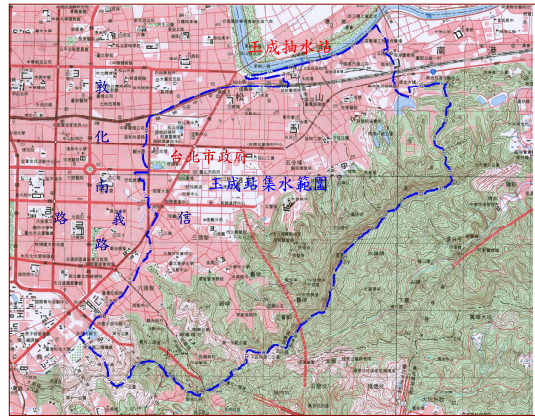


圖 2 玉成抽水站位置圖

以該隸屬函數的權重累加之後，再求其平均值以得出該預測值。在此網路模式中，預測值 $\hat{y}(t)$ 的計算方式如下式所示：

$$\hat{y}(t) = \frac{\sum_{j=1}^N S^j \pi^j}{\sum_{j=1}^N S^j} \dots\dots\dots (3)$$

其中， π^j 為規則單元的輸出權重值； $\hat{y}(t)$ 為輸入值 $x(t)$ 時的預測值。

三、研究案例

1. 玉成抽水站

玉成抽水站位於臺北市東側，系統現況集水範圍包括辛亥路以北，基隆路及光復南路以東，向陽路以西和基隆河以南所圍地區，集水總面積計 1644.93 公頃，地理位置詳圖 2 所示。本抽水站於民國 76 年完工，現裝置有 7 部 26.3cms 共計抽水量 184.1cms 抽水機組，抽水站設施佈置如圖 3 所示，起抽水位高程 2.4m，設計外水位採基隆河十年頻率之洪水位 EL.7.62m (員山子分洪前)，現有抽水量僅能抽排集水區 42.5mm/hr 降雨強度產生之逕流量。依排水主幹線集水區域劃分，本抽水站系統可概略分為松隆路幹線系統、中坡北路幹線系統及南港路幹線系統等三大次排水系統，目前玉成抽水站集水區建置 11 處水位監測站，相關位置詳圖 4。

玉成抽水站現行抽水站操作係重力閘門平常保持全開，排水由重力閘門排放至河川，而當

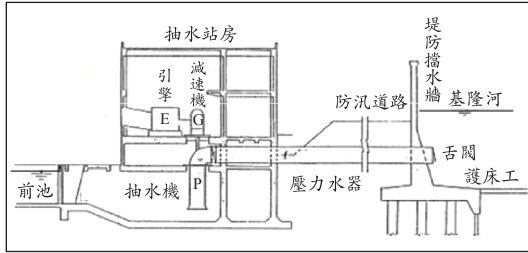


圖 3 抽水站設施佈置剖面示意圖

河川水位有上漲之趨勢，且達抽水站前池警戒水位時，開啓抽水機組先行暖機，待水位上漲至起抽水水位時，立即進行抽水，同時關閉重力閘門，而抽水機係逐台開啓，當已開啓機組無法有效壓制水位至起抽水水位下時，即增開一部抽水機組。而抽水機之關閉則亦逐台關閉；而當河川水位下降且低於前池水位時，再開啓重力閘門。

2. 抽水站操作說明(簡錕彪, 2003; 台北市政府, 1989 & 1998)

(1) 操作目標

在外水位高於內水位，區域排水無法以動力方式排除時，利用抽水站機械動力有效排除內水，並儘可能在洪峰來臨前先行抽水，降低排水系統水位，增加系統蓄水功能及加速雨水之宣洩，以減低集水區內積水之機率。

(2) 操作原則

最高水位：抽水站內水位容許最高水位，超過可能造成低溼地積水。

起抽水水位：抽水機啟動水位。抽水機一般係逐台開啓，當已開啓機組無法有效壓制水位至起抽水水位下時，即增開一部抽水機組。而抽水機之關閉則亦逐台關閉。

警戒水位：抽水機組暖機待命水位。

最低水位：抽水機組可抽水之最低水位，低於此水位抽水機組可能受損。

(3) 現行操作機制

平時操作：河川水位因漲潮而逐漸上昇，若潮水漲至重力閘門底部，有湧入堤內之虞，立即關閉重力閘門。重力閘門關閉後，市區排水無法排放至河川，前池水位逐漸上昇，當漲至起抽水

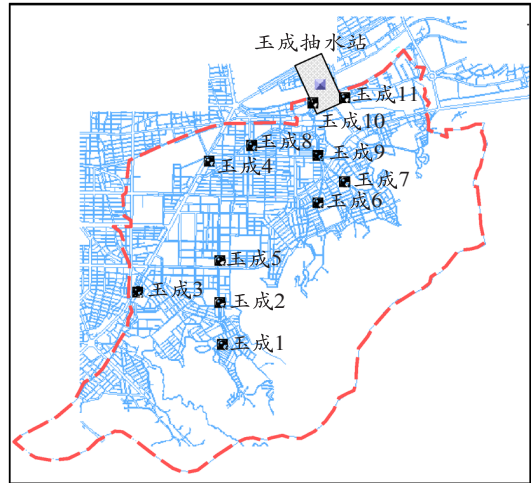


圖 4 玉成抽水站集水區水位站位置

位，立即開啓抽水機抽水。河川水位因退潮而逐漸下降，若河川水位低於前池水位時，立即開啓重力閘門。

豪雨期間操作：若逢退潮，河川水位低於前池水位，開啓重力閘門排水。若逢漲潮，且達前池警戒水位時，開啓抽水機先行暖機，俟前池水位漲至起抽水水位時，進行抽水，同時關閉重力閘門。

颱風期間操作：河川水位高漲又適逢漲潮，河川長時間處於高水位，應保持關閉重力閘門進行抽水，俟河川水位低於前池水位，立即開啓重力閘門，加速排除市區積水。當河川水位低於前池水位，除開啓重力閘門排水外，若前池水位仍在起抽水水位以上，應同時保持抽水機繼續抽水。

3. 抽水操作影響因子評析

降雨逕流量造成的水位變化為決定抽水機組操作最重要因子，但降雨變化與抽水站前池之逕流量變化或水位變化有複雜的必然關係，而抽水站的操作原則一般都以前池水位變化做為依據，因此，前數時刻降雨狀況和前池水位變化及未來時刻降雨或前池水位預測皆為影響抽水機組操作之重要因子。

重力閘門之操作在於外水位高於前池水位時，即關閉閘門，俟前池水位上昇至起抽水水位，

立即開啓抽水機抽水；當外水位低於前池水位時，即開啓重力閘門，惟若當外水位低於前池水位，除開啓重力閘門排水外，若前池水位仍在起抽水位以上，應同時保持抽水機繼續抽水。因而閘門啓閉與抽水機組操作、內水位變化、內外水位相對關係有相當之關連性。

另一般抽水機允許運轉變化範圍採用設計全揚程之上下+15%至-30%，並依抽水機特性曲線決定抽水機效率。內外水位差(即揚程)影響抽水機操作性能，如內外水位差加大，則將使抽水機組操作性能降低，造成高揚程低抽水流量(蘇宗智，1985)。

綜合上述抽水站操作機制說明，抽水站整體操作的目的是要有效壓低前池水位使水位不高於前池最高容許水位造成上游低地積水，且又不致於低於前池最低容許水位造成抽水機組受損；同時在操作過程避免抽水機組啓閉過於頻繁造成機械損耗。而影響抽水機組操作判斷主要決定在集水區的降雨量變化、前池水位變化速率(取決於前池之入流量及抽水站抽水量)、內外水位差(揚程影響抽水機之抽水效率)及重力閘門啓閉與否等因素。

4. 網路模式架構及參數設定

本研究評析抽水站操作影響因子，並依目前可蒐集之影響因子的操作實測記錄資料，進行抽水站操作研析，並以玉成抽水站集水區為例，將颱風事件影響抽水站操作之影響因子，包括降雨量、前池水位、重力排水閘門啓閉及抽水機組操作歷史記錄建構一個輸入層具有 6 個輸入，輸出層具有 1 個輸出的 CPN 模糊類神經網路如圖 6。在網路的輸入項部分，集水區降雨量變化之輸入型式以不同時距的累積雨量(如：五分鐘累積雨量、十分鐘累積雨量)處理，前池水位變化之輸入型式則以不同時距水位差(如：該時刻與五分鐘前之水位差、該時刻與十分鐘前之水位差)方式處理。由於防洪排水抽水機組啓閉次數過於頻繁易造成機組損壞，故一般規範操作均設定要求每小時內最多 12 次之啓閉限制，在上述要求下，本研究設定輸入及輸出資訊均以 5

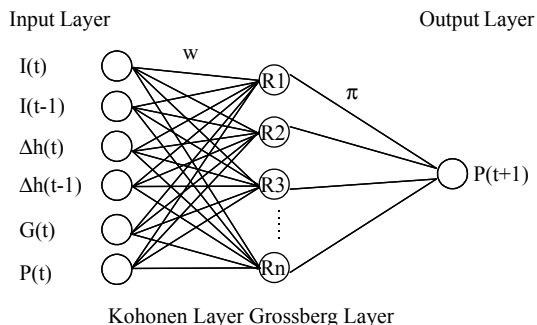


圖 5 抽水站機組操作的 CFNN 類神經網路

分鐘為單位時距來進行分析。模式之網路架構，均以數時刻之累積雨量及自身水位站前數時刻之水位差為輸入，雨量與水位差資料輸入網路時，均先將資料正規化，使其範圍介於 0 到 1 之間。輸入層包括前二時刻的降雨量 $I(t)$ 、 $I(t-1)$ ，前二時刻的前池水位差 $\Delta H(t)$ 、 $\Delta H(t-1)$ ，前一時刻的閘門關閉數 $G(t)$ 及前一時刻的抽水機組開啓數 $P(t)$ ，而輸出層則為下一時刻的抽水機組開啓數 $P(t+1)$ 。也就是以累積雨量為前 1~5 分鐘、前 6~10 分鐘，該時刻與前 5 分鐘水位差、前 5 分鐘與前 10 分鐘水位差、該時刻閘門關閉數及抽水機組開啓數為輸入值；輸出值為未來 5 分鐘抽水機組開啓數，如圖 5 所示(W 與 Π 分別表示連結輸入層與隱藏層、隱藏層與輸出層神經元間之權重)。

本研究以 2002 年三場暴雨事件及 2004 年海馬颱風每 1 分鐘一筆共 2244 筆資料架構規則基底，利用建構好的網路推估 2003 年梵高颱風及杜鵑颱風共 928 筆資料進行模式驗證 (Validation)，並以推估 2005 年 7 月海棠颱風共 3588 筆抽水站抽水機組操作進行測試 (Testing)，詳如表 1。

模式參數設定 α 、 β 值， Δ 值則以訓練範例之全部訓練點架構模式，再以原訓練範例作推估測試； Δ 值從小逐漸增加其值，並選取 MSE 值小且網路模式所需規則數相對較少的 Δ 值。

模式推估值與真值的誤差以 MSE (Mean Square Error) 值做為評比的標準，MSE 值愈小表示預測值的準確性愈高，MSE 表示如下式：

表 1 玉成抽水站颱風洪事件資料之時間與資料選取

	起始時間	事件名稱	資料筆數 (min)
訓練	2002/12/21 上午 02:34 時	暴雨事件	451
	2002/12/25 下午 05:59 時	暴雨事件	162
	2002/12/26 上午 05:27 時	暴雨事件	349
	2004/9/10 下午 04:39 時	海馬颱風	1282
驗證	2003/8/19 下午 05:32 時	梵高颱風	388
	2003/9/1 下午 09:53 時	杜鵑颱風	540
測試	2005/7/17 上午 03:21 時	海棠颱風	3588

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^N (P_{sim}(t) - P_{obs}(t))^2}{N} \dots\dots\dots(4)$$

5. 實測降雨、水位及抽水站操作資訊

台灣地區都市下水道排水系統建設以臺北市最為完備，然針對都市下水道排水系統進行水理監測並不多，因此從事台灣地區之下水道系統水理研究往往缺乏實測資料進行研究驗證。臺北市政府工務局水利工程處，有鑑於下水道系統即時水位監測對於都市防洪預警系統的建立及對於未來下水道系統之管理維護有極大幫助，近年來，即針對易積淹水地點設置水位監測系統。本研究自玉成抽水站 2002 年設置的抽水站前池附近之玉成 10 水位站選取至今較具代表性之降雨事件之水位，加上玉成抽水站於降雨事件中之閘門及抽水站操作記錄進行網路模式的訓練、驗證及測試，本研究所選用之降雨事件詳如表 1 所示，共計 7 場降雨事件，其中 4 場做為網路訓練，2 場做為驗證，1 場進行測試。而各場次之降雨資料採用臺北市政府工務局水利工程處所屬玉成抽水站集水區內的三興國小雨量站(位置示如圖 2)降雨記錄。

四、結果與分析

本研究建構一個輸入層具有前二時刻的降雨量 $I(t)$ 、 $I(t-1)$ ，前二時刻的前池水位差 $\Delta H(t)$ 、 $\Delta H(t-1)$ ，前一時刻的閘門關閉數 $G(t)$ 及前一時刻的抽水機組開啓數 $P(t)$ 等的 6 個輸入變數，而輸

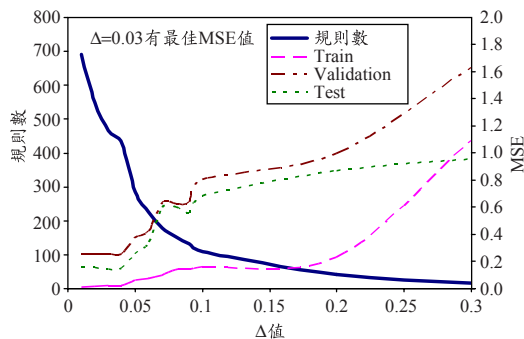


圖 6 Δ值對網路模式訓練之影響比較

出層則為下一時刻的抽水機組開啓數 $P(t+1)$ 的模糊類神經網路(CFNN)。模式之訓練設定 $\alpha=0.5$ ， $\beta=0.5$ ，容忍度=0.0001，放大率=2， Δ 值從 0.01 開始，每次增加 0.01，逐漸增加其值到 0.3。由分析發現，訓練階段 Δ 值的改變有效的使預測之 MSE 值降低，即 Δ 值越小，預測的誤差越小，但其訓練出來的網路於驗證及測試階段之抽水機組開啓預估結果雖亦因 Δ 值漸小而 MSE 值亦漸縮小，但至一定 Δ 值後預測結果即再無法進步，反有減少準確的狀況。

經利用試誤法研析後歸納 Δ 值對網路之訓練及預測之準確性之影響，如表 2 及圖 6 所示。 Δ 值等於 0.01 時，有 692 個規則單元，訓練、驗證及測試之 MSE 值均非常不錯，而當 $\Delta=0.3$ 時，規則單元數只剩 17 個，但這樣的規則單元分類或許不夠，所以造成預測值誤差比較大，而後 Δ 越大，預測誤差也就越大。而就表 2 及圖 6 分析得知，在 $\Delta=0.09$ 及 $\Delta=0.04$ 之預測階段 MSE 結果均較前後 Δ 值之預測為佳，但隨 Δ 值的降低，預測結果又更有改善，故在此兩 Δ 值下可能為局部最佳結果，而在 $\Delta=0.03$ 以下之驗證及預測之 MSE 值已近乎收斂，因此決定 Δ 值等於 0.03 時可得最佳之驗證及測試結果。本研究取 $\Delta=0.03$ 時，規則單元數為 466 個，訓練階段 MSE 值為 0.0224，驗證階段 MSE 值為 0.2552，預測階段 MSE 值為 0.1449，並以此訓練網路建構預測模式。

圖 7 為訓練階段推估開啓抽水機組與實際記錄之比較，由圖可知估推與實際相當吻合，而由

表 2 Δ 值對網路模式規則數及各階段誤差之影響比較

D 值	規則數	MAE			MSE		
		Train	Validation	Test	Train	Validation	Test
0.01	692	0.0112	0.0635	0.1432	0.0111	0.2541	0.1605
0.02	550	0.0162	0.0646	0.1415	0.0162	0.2552	0.1572
0.03	466	0.0224	0.0646	0.1320	0.0224	0.2552	0.1449
0.04	428	0.0157	0.0635	0.1404	0.0211	0.2541	0.1527
0.05	286	0.0610	0.1884	0.2427	0.0619	0.3790	0.2550
0.06	225	0.0767	0.2311	0.3300	0.0767	0.4217	0.3428
0.07	179	0.1000	0.4390	0.5860	0.1000	0.6300	0.5970
0.08	152	0.1355	0.4315	0.5914	0.1364	0.6287	0.6021
0.09	132	0.1418	0.4370	0.5467	0.1427	0.6386	0.5573
0.1	110	0.1638	0.6024	0.6711	0.1638	0.8039	0.6812
0.2	42	0.2221	0.7667	0.8400	0.2346	0.9945	0.8669
0.3	17	0.9372	1.1829	0.9290	1.0906	1.6298	0.9547

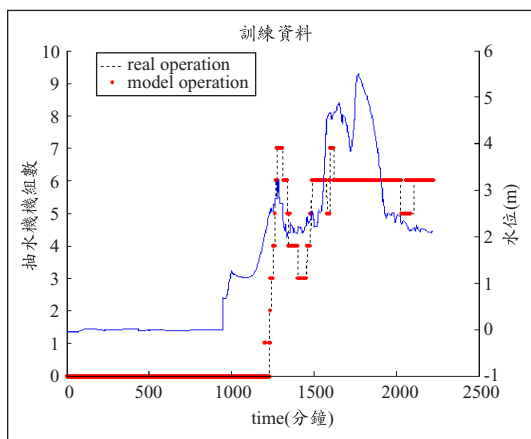


圖 7 訓練階段推估開啓抽水機組數與實際記錄比較圖

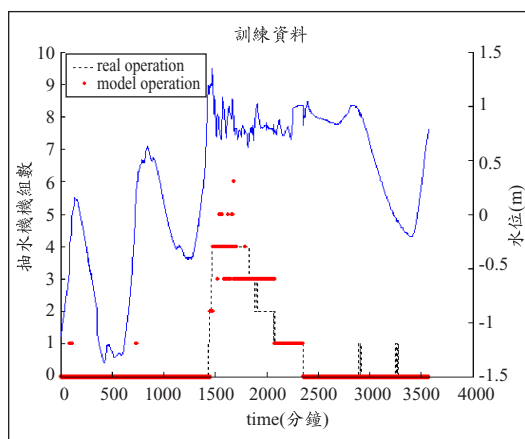


圖 8 測試階段推估開啓抽水機組數與實際記錄比較圖

表 3 就各階段抽水機實際開啓數與推估數之誤差進行比較分析，訓練階段各種抽水機操作組合，準確率都高達 83%至 100%，除少數操作機組因急遽由未啓動狀態下立即開啓多部機組及已多部機組開啓運作下立即關閉情況下，在變化的第一時刻有預測誤差多至 5、6 部外，操作預測誤差都在多於或少於一部機組。驗證階段，因實際抽水機組開啓操作數相對於驗證資料數為少，雖於各抽水操作數組合中之推估誤差亦多在一台機組以內，但準確率因計算母數(實際操作數)少而使各抽水操作數組合之準確率因少數推估誤

差即造成準確率相對變小，惟整體推估驗證結果仍有不錯的結果。

圖 8 為測試階段推估開啓抽水機組與實際記錄之比較，其結果顯示，各階段抽水機組開啓數推估與實際記錄數相當吻合，模式預測的準確性相當高，而由表 3 就測試階段之實際觀測記錄與網路模式之操水機組開啓數預測結果進行比對分析，預測之正確性在預測階段對不同之操作機組數推估正確率均高於 95%以上，操作機組數預測誤差都在也都在一部機組以內，此結果表示建構之網路模式有相當之準確性。

表 3 推估開啓抽水機組數與實際記錄比較

訓練階段		誤差數統計(預測數-觀測數)															準確率
開啓機組	操作數	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	%
0	1230	0	0	0	0	0	0	0	1229	0	0	0	0	0	0	0	99.92
2	12	0	0	0	0	0	2	0	10	0	0	0	0	0	0	0	83.33
3	70	0	0	0	0	0	0	0	70	0	0	0	0	0	0	0	100.00
4	90	0	0	0	0	0	0	0	88	2	0	0	0	0	0	0	97.78
5	116	0	0	0	0	0	0	2	110	4	0	0	0	0	0	0	94.83
6	653	0	0	0	0	0	0	4	648	1	0	0	0	0	0	0	99.23
7	58	0	0	0	0	0	0	0	58	0	0	0	0	0	0	0	100.00
驗證階段		誤差數統計(預測數-觀測數)															準確率
開啓機組	操作數	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	%
0	891	0	0	0	0	0	0	0	891	0	0	0	0	0	0	0	100.00
1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0.00
2	2	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	100.00
3	6	0	0	0	0	0	0	2	2	2	0	0	0	0	0	0	33.33
4	2	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	100.00
5	4	0	0	2	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0.00
6	4	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	0	0	0	0	0	50.00
7	2	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00
測試階段		誤差數統計(預測數-觀測數)															準確率
開啓機組	操作數	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	%
0	2621	0	0	0	0	0	0	0	2643	7	0	0	0	0	0	0	99.73
1	324	0	0	0	0	0	0	7	313	2	0	0	0	0	0	0	96.60
2	198	0	0	0	0	0	0	2	194	2	0	0	0	0	0	0	97.98
3	74	0	0	0	0	0	0	2	71	1	0	0	0	0	0	0	95.95
4	359	0	0	0	0	0	0	1	358	0	0	0	0	0	0	0	99.72

五、結論與建議

防洪抽水站操作若能有一可靠之模式用以準確預測未來時刻之抽水操作，將可提供抽水站操作人員即時且具實用性的資訊，然而許多物理性概念模式，存在著許多假設條件及範圍限制，且需要收集地文及水文等參數，不易直接引用於複雜的自然環境中，因此仍無法建立可靠之防洪抽水站抽水機組操作模式以供利用。本研究利用 CFNN 網路具有學習能力佳、基本架構簡單、易於擴充及分類效果強的優點，將各種不同類型的降雨及抽水機操作資訊分別記錄成不同的規則單元，建立 CFNN 模式的規則庫，使 CFNN 模式擁有強大準確的推估能力。

在一般規範對防洪抽水站機組操作要求每小時內最多不超過過 12 次之啓閉限制下，本研

究設定輸入及輸出資訊均以 5 分鐘為單位時距，並以前二時刻的降雨量 $I(t)$ 、 $I(t-1)$ ，前二時刻的前池水位差 $\Delta H(t)$ 、 $\Delta H(t-1)$ ，前一時刻的閘門關閉數 $G(t)$ 及前一時刻的抽水機組開啓數 $P(t)$ 等 6 個變數為輸入層，下一時刻的抽水機組開啓數 $P(t+1)$ 為輸出層建構 CFNN 模式進行抽水站抽水機組開啓數推估；以 4 場颱風暴雨事件共 2244 筆資料進行模式訓練，推求 3 場颱風暴雨事件抽水站抽水機組操作，完成訓練的網路的分類。結果顯示此網路模式應用於提供抽水站抽水機組啓閉推估的工作上面，亦有相當良好的表現，可供做為實際抽水站操作重要的參考。

但是 CFNN 模式的規則庫中規則單元的多寡，對於預測的準確性影響極大，若將規則分類得太細，雖然可能具有較小的 MSE 值，但是亦會造成分類過細，使得各規則間常會產生相互類

似的情況，同時產生在預測階段輸入值套配到過多類別的規則單元的情形，影響模式準確度。為有效簡化模式的複雜性，達到更有效率的預測，未來CFNN可研究在輸入層與隱藏層間以聚類方法進行分類，藉由聚類以少數規則即可代表輸入—輸出範例的特性，適當地建立模糊規則庫。

另抽水站操作除與降雨量、前池水位、閘門啟閉有相關之外，亦受限於操作規則及抽水機組機械必須避免過度頻繁操作之限制及內外水位差改變所造成的抽水效率變化。由於目前模式係利用以往操作記錄進行訓練，然這些操作雖為現場安全之實務操作，但是否為最佳之操作，仍有再討論之必要。本模式或可提供有經驗者之操作推估供後續操作之參考，然而後續應將其它相關因素加以考量，將各影響操作之限制條件納入研析，建立限制規則庫並進行抽水站操作最佳化之研究。

參考文獻

1. Chang F.-J., H.-F. Hu, and Y.-C. Chen, 2001, "Counterpropagation fuzzy-neural network for streamflow reconstructing", Hydrological Processes, Vol. 15, No. 2, pp219-232
2. Chang, F.-J. and Y.-C. Chen, 2001, "A counterpropagation fuzzy-neural network modeling approach to real-time streamflow prediction", Journal of Hydrology, 245: 153-164.
3. Chang L. C. and Chang F. J., 2001, "Intelligent control for modeling of real time reservoir operation", Hydrological Processes, Vol. 15, No. 9, pp1621-1634.
4. Junhong Nie, 1989, "A-class of new fuzzy control algorithms", Proceedings of IEEE International Conference on Control and Applications, Israel.
5. Junhong Nie and D.A. Linkens, 1994, "Fast self-learning multivariable fuzzy controllers constructed from a modified CPN network", International Journal of control, Vol.60, No.3, pp.369-393.
6. Junhong Nie, 1997, "Nonlinear time-series forecasting: A fuzzy-neural approach" Neuro-computing 16, ELSEVIER, pp.63-76, June.
7. Junhong Nie and D.A.Linkens, 1995, Fuzzy-Neural Control: Principles, Algorithms and Applications, Prentice-Hall, London.
8. Jürgen Rahmel, 1996, "SplitNet: Learning of tree structured kohonen chains", IEEE, pp.1221-1226.
9. Kohonen, T, 1998, Self-organization and associative memory, 2nd edition, Berlin, Germany: Springer-Verlag.
10. R. Hecht-Nielsen, 1987, "Counterpropagation network", Applied Optics. 26, pp.4979-4984.
11. R. Hecht-Nielsen, 1990, "Applications of counterpropagation network", Neural Networks 1, pp.131-139.
12. 張斐章、黃源義、梁晉銘，1993，模糊推論模式之建立及其應用於水文系統之研究，中國農業工程學報，第39卷，第1期，pp.71-83。
13. 張斐章、胡湘帆、黃源義，1998，反傳遞模糊類神經網路於流量推估之應用，中國農業工程學報，第44卷，第2期，pp.26-38。
14. 張麗秋、張斐章，1999，智慧型水庫即時操作控制系統，中國農業工程學報，第45卷，第4期，pp.18-30。
15. 張斐章、張麗秋，2005，類神經網路，東華書局。
16. 簡鎮彪，「台北市防洪抽水站現況評估與聯合運轉可行性之探討」國立臺灣海洋大學碩士論文，2003。
17. 抽水站人員操作維護訓練講習講義，台北市政府工務局養護工程處，1998。
18. 台北市雨水下水道規劃手冊，台北市政府工務局新建工程處，1989。
19. 蘇宗智，防洪幫浦設計之研究，台北市政府工務局養護工程處，1974。
20. 抽水站作業手冊，台北市政府工務局養護工程處，1984。

收稿日期：民國 95 年 8 月 29 日

修正日期：民國 95 年 12 月 7 日

接受日期：民國 95 年 12 月 12 日