

結合類神經網路之動力波模式 — 蘭陽溪洪水預報為例

Dynamic Wave Models Coupled with ANN for Stage Prediction – A Case Study of Flood Forecast in Lanyang River

台灣大學
生物環境系統工程系
教授

許銘熙*

Ming-Hsi Hsu

台灣大學
生物環境系統工程系
博士候選人

林洙宏

Shu-Horng Lin

國家災害防救科技中心
洪旱災害防治組
副研究員

傅金城

Jin-Cheng Fu

台灣大學
生物環境系統工程系
碩士

陳信中

Hsing-Chung Chen

摘要

蘭陽河流域平均年雨量達 3,256 公釐，是颱風侵襲次數最頻繁地區。天然地形造成河川坡陡流急，經常導致嚴重水患。經由即時數值模擬預測未來的河川洪水位之變化，可適時提出預警以降低洪災。在洪水預報模式中，本研究以迪聖凡納方程式為基礎，除了傳統的動力波模式外，還利用預報初始值修正、參數修正與結合類神經網路之動力波模式等。將即時監測水位或預報水位等資料進行回饋演算，以改善模式預報精度，使預報值更接近觀測值。文中以敏督利、南瑪都兩場颱風事件進行模式測試，進而比較各個模式之預報精度。結果顯示結合類神經網路之動力波模式，可有效提升蘭陽河流域颱風期間預報未來 1~3 小時之河川水位準確度。

關鍵詞：運動波，動力波，類神經網路，洪水位預報。

ABSTRACT

The Lanyang river basin, the most frequent typhoon tracks in Taiwan, reaches 3,256 mm of the mean annual precipitation. The heavy rainfall combining with short river course usually results in severe damage. The numerical model is a useful tool on the river stage forecasts for the flood damage mitigation. This study develops a flood river stage forecasting model which integrates the ANN model river stage prediction at gauged

*通訊作者，國立台灣大學生物環境系統工程系教授，10617 台北市羅斯福路 4 段 1 號，mhhsu@ntu.edu.tw

stations and the unsteady flow routing model in rivers. The parameters of the flood routing model are updated by using the optimization technique which minimized the stage difference between the ANN model and river flood routing model. Two typhoon events were simulated to confirm the accuracy of the forecasting model. The present model can provide a satisfactory and reliable river stages forecasting for one to three-hours lead times following a storm for the Lanyang river basin.

Keywords: Unsteady river routing model, Artificial Neural Network, Flood river stage forecasting.

一、前言

台灣位居歐亞大陸及太平洋交會處，氣候深受季風、颱風及洋流的影響，平均年降雨量約為 2,510 公釐，其中約有 78% 集中在 4~10 月間的梅雨及颱風季節，並有短時間、局部、突發性之強降雨情形發生，再加上自然地形的陡峻、河川短促，經常導致嚴重的洪水災害，造成民衆生命及國家經濟的重大損失。過去常以工程治理方式作為防洪工作之主要考量，然而因為工程措施仍有其設計風險存在，且藉由近年來國內、外洪水災害防治經驗所獲得之結論指出，對於超越設計流量之洪水僅靠工程手段來防治洪水災害，其效果不佳，甚至導致更大之災害。因此，還需配合施行非工程之措施，才能更有效地降低洪水災害損失。

台灣地區因為地狹人稠，土地資源已被密集利用，非工程之措施如限制土地利用之措施、洪災保險、救助基金、發行巨災債券等方法，在施行上較為複雜，所遇到的挑戰也較大。而目前所推行非工程措施成效較好者，即為建立洪水預警系統，即在河川洪峰來臨前，經有線或無線方式傳訊流域內即時的水文資料，並予以分析及預測未來的洪水位情況並提出預警，使可能致災地區之防救機構及居民能及早獲得洪水資訊，預作警戒及防護措施，以減少洪災損失。

在河川變量流模式發展及應用方面，Englund 與 Fredsoe (1976) 發展可作為模擬一維之河川、渠道、灌溉系統、降雨逕流及流移-延散現象等的一維河川及渠道之模式系統。顏清連等

(1979) 使用非線性四點完全隱式差分法配合牛頓-拉福生法求解完整的迪聖凡納方程式發展變量流模式，並針對台灣河川之地文與水文特性，以理論分析及數值試驗等方式探討河川坡度、自然河川斷面不規則變化、曼寧糙度、匯流洪峰比及上、下游邊界條件對數值模式的穩定性影響，此後並以變量流模式為基礎進行淡水河洪水模擬及預報。蔡長泰等(1993)以線性完全隱式差分法配合雙掃法求解完整的迪聖凡納方程式發展洪流演算模式，該模式首先以朴子溪做為模式在河川水理及洪流傳播的驗證與探討，並進一步應用於曾文溪洪水預報。Franchini 與 Lamberti (1994) 以馬斯金更法及水位-流量率定曲線發展出一套洪水預報模式，最後則應用於義大利境內的 Senioriver 與 Savenariver。許銘熙等(1984, 2000) 延續顏清連所建立之模式，並在考量地形變化過劇及提昇演算精度的情況下，增加了運動波的演算及即時水位校正的功能。傅金城(2003)發展具有預報初始值設定及參數修正等兩種回饋演算功能之即時回饋演算河川洪水預報模式，藉由即時觀測水位，適時的調整系統輸出結果或系統參數，使即時的計算值與觀測值之殘差為最小。Wong 和 Zhou (2003) 先建立出水深及河道之曼寧 n 值之間的關係，並在執行運動波模式的演算過程中，藉由水深的變化而即時修正河道之曼寧 n 值。Madsen 與 Skotner (2005) 引用 MIKE11 的模擬結果結合誤差預報模式進行河道演算模式之參數修正，研究結果顯示可有效降低在潮汐段預報之誤差。綜觀以上研究，河川模式可以提供全流域各斷面處的水位預報資訊，並在配合即時回

饋演算後可提供良好的預警精度，但回饋演算精度隨預報時間增長而降低，故預報結果尚有待改進空間。

近年來應用類神經網路於水資源相關之研究已相當普遍。Campolo *et al.*, (1999)利用倒傳遞類神經網路模式建立多雨量站預報單一水位站，研究結果顯示預報下 1 小時很精確，若預報時間延長，則預報之精度降低。Toth *et al.*, (2000)使用 ARMA (Auto-Regressive Moving-Average)、類神經網路及 KNN (K-Nearest-Neighbour)等模式，比較在短期雨量預測之精度分析及該預測雨量對於即時洪水預報之精度分析，其中模式僅利用過去的降雨紀錄做為輸入項，研究結果顯示類神經網路的方法較能有效改善洪水預報之精確度。江衍銘(2002)利用即時回饋學習式類神經網路於德基水庫上游松茂流量站之流量推估。張斐章(2006)等人以調適性網路模糊推論系統預測石門水庫未來 1~3 小時水位，建立平常時期與颱風時期兩套水庫操作模式。徐年盛(2007)等人運用類神經網路預測濁水溪沖積扇之地下水位，在建立模式之過程中，比較倒傳遞類神經網路與輻狀基底函數類神經網路之優劣，結果顯示兩者皆可準確預測該區之地下水位變化。綜觀類神經網路模式對於水文預測，只能在有設置水文監測站地點方能適用，而對於無設置水文測站地點則無法提供預報資料。

綜合上述，建立洪水預報模式皆須獲得充足之地文與水文特性，而洪水預報誤差的主要原因則受限河川自然變化與上游邊界預報值，故本文之目的為嘗試結合類神經網路及一維變量流模式。以河系內部水文站預報未來 1~3 小時之水位作回饋演算，修正各河段曼寧 n 值，藉此提高洪水預報精度使預報水位與實際水位相近。並應用於蘭陽河流域，期建立一套適用於蘭陽溪河系之河川洪水預報模式，於颱風期間能提供蘭陽河流域內準確詳細的洪水資訊，作為發佈洪水警報、疏散及防救災應變措施決策之參考。

二、模式理論

本研究將類神經網路模式之預報水位回饋

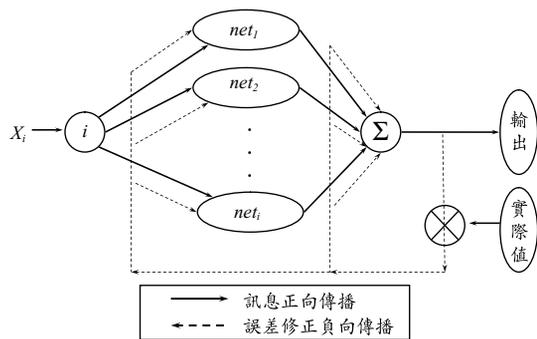


圖 1 BPN 演算法之正向傳播與負向傳播圖

納入河川洪水演算模式之演算，先利用類神經網路建立降雨-水位預報模式，再將預報未來 1~3 小時之水位向前延伸作回饋演算，進而修正各河段曼寧 n 值以提高未來 1~3 小時的預報精度，稱之為結合類神經網路之動力波模式。有別於演算過程無回饋的傳統動力波模式與即時回饋之初始值修正模式、參數修正模式，各模式內容分別說明如下：

2.1 降雨-水位預報模式

集水區降雨-水位之歷程，由此區之水文因子與地文因子所影響，呈現複雜的非線性關係，並且具有隨時空而變之特性；以往欲建立此物理機制之系統模型，均需直接或間接進行系統機制線性假設之簡化。類神經網路模式 (Artificial Neural Network; 簡稱 ANN)，是經由模仿生物神經網路之機制，發展而來的人工智慧方法，適合解決無法由一連串已知的數學方程式來描述問題機制並求得精確解答者。目前以類神經網路模式做為解決方案且有不錯效果的問題有：最佳化、辨識、分類、預測、評估...等。

本文應用倒傳遞類神經網路 (Back-Propagation Neural Network; 簡稱 BPN) 建立集水區降雨-水位預報模式，屬系統理論之黑盒模式。倒傳遞類神經網路演算法的學習過程，是由正向傳播與負向傳播所組成詳如圖 1 所示，在正向傳播過程中，輸入訊息從輸入層經由隱藏層加權運算，透過活化函數轉換處理後，再傳向輸出層計算出網路輸出值，每一層神經元的狀態只影響下一層神經元

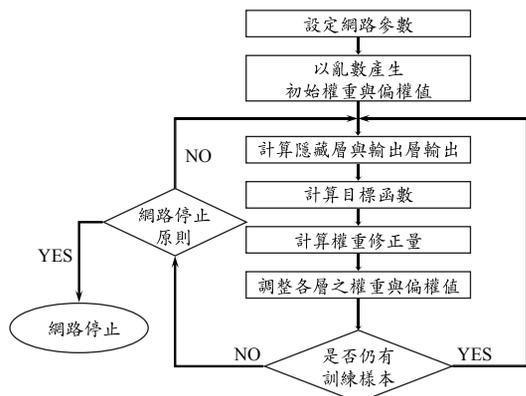


圖 2 倒傳遞演算法流程

的狀態；若在輸出層不能得到期望的輸出值時，則轉為反向傳播，將誤差訊號沿原來的連接通路回傳，透過修改各層神經元的權重與偏權值，期能使誤差函數值達到容忍誤差範圍之內而停止。

有關權重值與偏權值修改之公式以及輸入向量與輸出向量之變數值域變換說明如下：類神經網路模式之範例處理，即將輸入向量與輸出向量依所用網路模式做變換，其中變數值域變換法（正規化），也就是將變數先進行無因次化的動作。監督式學習的輸入處理單元雖然可以接受任意大小變數值，但是如果不同處理單元所接受的變數值域差別太大，將使小值域的變數之重要性無法表現出來，而由大值域的變數控制整個網路學習過程，因而影響學習的效果，其演算流程如圖 2 所示。此外對於倒傳遞網路而言，輸出值的值域受轉換函數的值域限制，例如使用 *sigmoid* 轉換函數，其值域為(0, 1)，因此範例的輸出變數值域也須為(0, 1)。本研究於輸入變數與輸出變數之值域轉換，分別採最大最小對應法與機率對應法(葉怡成，1995、1999)。

由於倒傳遞類神經網路是目前使用最為普及的類神經網路，其網路特色為：前饋式(*feed-forward*)網路、監督式學習法(*supervised learning*)、單一隱藏層、誤差修正神經元權重。但由於訓練階段容易掉入局部最佳，深受初始權重之影響，因此本研究使用“網路增長法”確定最佳的神經元個數，以及最佳的連結權重後，再進

行訓練網路的過程即可得到全域最佳解，此外在資料方面皆經由正規化處理，故網路可以有有效的作降雨-水位的非線性映射關係，達到極佳的模擬結果(張斐章等，2005)。

2.2 河川洪水水位預報模式

河川之洪水波流傳遞一般可依據迪聖凡納氏(*de Saint Venant*)所導出之一維緩變量流之動力波理論來描述河川水流動態，亦即將壓力、重力、摩擦力、局部加速度及對流加速度等項完整考慮之水流運動方程式。

本文根據迪聖凡納氏(*de Saint Venant*)所導出之一維緩變量流之動力波理論來描述河川水流動態，然而為求數值穩定，於上游較陡之河段，以較不受地形影響之運動波演算，並銜接動力波演算，以完成全河系之洪水演算。其水流連續及運動方程式如下：

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} - q_1 + q_2 = 0 \dots\dots\dots(1)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) - gA \left(S_o - \frac{\partial Y}{\partial x} - S_f \right) - q_1 V_1 + q_2 \left(\frac{Q}{A} \right) = 0 \dots\dots\dots(2)$$

式中，*A* 為通水斷面積；*Q* 為河川流量；*q*₁ 為單位河川長度之側入流量；*q*₂ 為單位河川長度之溢出流量；*t* 為時間座標；*x* 為沿水流方向之距離座標；*g* 為重力加速度；*S*_o 為河道底床坡度；*Y* 為河道斷面之水深；*S*_f 為摩擦坡度；*V*₁ 為河道側流平均流速在主流方向之分量。

一般而言，若忽略河川斷面之底床沖淤，則通水面積(*A*)與水深(*Y*)間具有一定函數關係，故(1)與(2)中即包括水深(*Y*)及流量(*Q*)兩組未知的流況應變數。然而(1)與(2)均為雙曲線型偏微分方程式，在天然河川中其流況應變數(*Q*、*Y*)通常無法直接求得解析解，而必須利用數值方法進行求解。

動力波模式從最早單純由上下游邊界條件求解之方式，為求提高模擬精度，歷經長期發

展，已逐步納入初始值修正、模式參數修正，達到提高預報精度之目的，本文更進一步嘗試納入類神經網路模式，以增加動力波模式之效能。

2.2.1 傳統之動力波模式

傳統之動力波模式利用非線性四點完全隱式法(*four-point fully implicit scheme*)，並配合牛頓-拉福生法(*Newton-Raphson method*)逐次迭代修正求解非線性聯立方程式，最後求得河川各斷面於各時段之水深及流量。推廣應用至河系匯流時，則以質量守恆假設流量進出平衡，並假設在匯流處的水位相等的情況下，即能建立匯流點下游河道的上游邊界條件，依次完成全河系之動力波演算。

2.2.2 預報初始值修正之動力波模式

洪水預警系統常於流域內設置若干水文觀測站以即時監測河川水位資料。今假設流域內共設有 K 個水文站，則河川洪水預報模式於 t 時刻所得之計算水位與 t 時刻水文站之觀測水位並不一定吻合，因此必需要再回到 $t-1$ 時刻將 t 時刻 K 個水文站的觀測水位輸入，而重新演算河道即時流況，使該 K 個水文站於 t 時刻能達到計算水深與觀測水深相等的目標，此即為預報初始值修正之動力波模式。

然而利用水文站的即時觀測水位作為演算之內邊界條件時，將會使求解之方程式組數，超過欲求解的流況應變數總數，而形成無法求解的矛盾或稱過限定問題(*over-determined problem*)。因此，本文採用最小平方法，即藉由轉置矩陣的運算，使方程式組數與欲求解的流況應變數目相同，進而計算出最接近水文站觀測水位的即時流況(Ming-Hsi Hsu *et al.*, 2003)。

2.2.3 參數修正之動力波模式

即時參數修正是期望經由河川洪水預報模式中的模式參數之修正，以縮小預報水深與觀測水深之間的水深差。在河川洪水預報模式中與洪水位有直接關係的模式參數為曼寧 n 值。故本文期望藉由調整各河段曼寧 n 值，能夠予以降低預報水深與觀測水深間的水深差平方和。因此，在水深(Y)與曼寧係數為單值關係的假設下，目標函數可定義為：

$$f(n_1, n_2, n_3, \dots, n_p) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (Y_k - \tilde{Y}_k)^2 \dots\dots\dots (3)$$

式中， $f(n_1, n_2, n_3, \dots, n_p)$ 為目標函數； K 為流域內可提供觀測水深之水文站總數， k 為水文站指標； P 為配合曼寧 n 值修正之河段總數目； Y_k 為依各河段曼寧係數經由河川洪水模式演算所得第 k 水文站之計算水深； \tilde{Y}_k 則為第 k 水文站之觀測水深。

參數修正之動力波模式亦即於每次預報時，調整修正各河段曼寧 n 值，使目標函數值能經由曼寧係數的逐步迭代修正而達到最小值，同時達到提高預報精度之目的(Ming-Hsi Hsu *et al.*, 2006)。

2.2.4 結合類神經網路之動力波模式

以往的參數修正之動力波模式，均是針對過去時刻已有水位觀測資料之演算部份，經由最佳化理論調整修正各河段曼寧 n 值，達到提高預報精度之目的。但此時所更新的模式參數於演算預報水位值時便不再變動，較不能反映出未來時間之實際河川流況。因此，若能夠將未來的水位值納入河川洪水演算模式中，則較能反映出未來時間之河川流況，故本研究基於此模式為基礎，利用預報精度較高之類神經網路模式所得之預報未來 1~3 小時之水位值，將其視為參數修正之依據，調整修正各河段曼寧 n 值，更能提昇未來 1~3 小時之預報水位精度。

故本文將類神經網路模式應用於求解降雨-水位間之關係，亦即以類神經網路模式建立流域內水位站之降雨-水位模式，預報未來 1~3 小時的河川洪水位，再以此預報水位作為參數修正之依據，經結合河川動力波模式後，便可針對未來 1~3 小時進行修正，提高洪水預報的精度，在洪災預警上有較佳的實用性。

三、研究區域

3.1 研究區域概述

本文以台灣東北部之蘭陽溪流域作為模式應用區域。蘭陽溪主流自發源地開始由 20 餘條支流匯聚而成，主要支流有羅東溪及宜蘭河。在

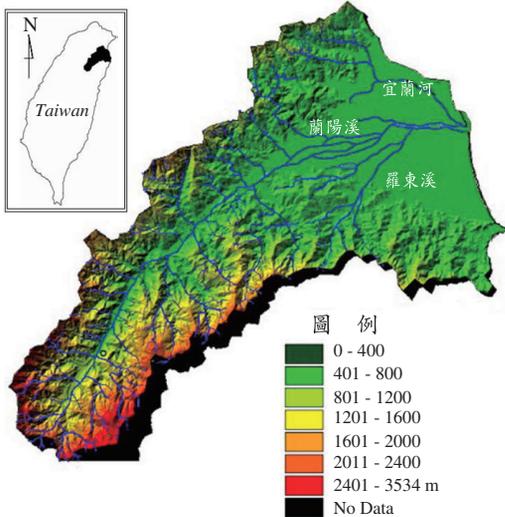


圖 3 蘭陽溪流域示意圖

地形分佈上，蘭陽溪流域為一帶狀分佈，寬約 15 公里，為西南東北走向，境內地勢大致為西高東低，流域示意圖如圖 3 所示。

蘭陽溪原名宜蘭濁水溪，以含砂豐富水質混濁而得名，發源於標高 3,536 公尺之南湖大山北麓，蜿蜒於雪山山脈與南湖大山山脈之間，往東北流至破布烏始入平地，溪流分歧成網狀亂流，至蘭陽大橋附近形成幹流，再東北流至東港注入太平洋，流域面積 978 平方公里，幹流長度 73 公里，河道坡度範圍由 0.076% 至 1%。羅東溪發源於標高 1,490 公尺之大元山東北麓，自冬山鄉鼻子頭附近逕流入蘭陽平原，於三星鄉清洲附近匯入蘭陽溪，流域面積約 124 平方公里，流長約 21 公里，河道坡度約為 0.515%。宜蘭河則發源於五十溪山西峰，先後匯合大礁溪、小礁溪、大湖溪後，圍繞宜蘭市北邊流至壯圍鄉後附近匯入蘭陽溪，流域面積約 149 平方公里，流長約 15.4 公里，河道坡度約為 0.063%。

蘭陽溪流域因受東北季風影響，平均年雨量達 3,256 公釐，自民國前 15 年至民國 74 年共計 89 年間侵襲台灣之颱風共達 309 次，其中經過本流域約佔總侵台颱風次數之 38%，本流域一至六月為枯水期，七至十二月為豐水期，平均年逕流係數為 0.776。流域涵蓋宜蘭縣大同、三星、員

山、冬山、羅東、宜蘭、壯圍及五結等八個鄉(鎮、市)，流域下游為蘭陽平原，地勢平坦，土壤肥沃，向以農業為經濟基礎，近年來因受工商業日漸發展，使得交通網絡發達，勢必大幅提昇宜蘭地區之繁榮，洪災預警系統亦相對地越來越重要。

3.2 地文資料

河道斷面形狀對於模式演算過程中之流況影響甚大，為求符合實際現況並提高模擬精度，本文蒐集經濟部水利署第一河川局及宜蘭縣政府於民國 74、85、89、92 及 93 年的蘭陽溪河系河道斷面之量測資料。斷面資料採用之原則以接近模擬颱風事件所發生的年份為依據，配合河川模式建立數值模式之地形資料檔案，依此建立之蘭陽溪河系計有 160 個斷面。除河道斷面資料外，洪水模式演算過程中亦需要輸入各斷面的堤防高程資料，本文依據經濟部水利署所提供之堤防高程資料並建置於模式中，且假設在數值模式的演算過程中無潰堤情況發生。

至於河川各斷面曼寧係數之選用，乃參照『蘭陽溪治理規劃報告(1994)』中所列：在下游河道斷面之曼寧係數約為 0.030~0.035、中遊者約為 0.035~0.038、上游者則為 0.040。本文經模式測試後，適用於蘭陽溪流域之曼寧粗糙係數為在下游河道斷面之曼寧係數約為 0.030~0.033、中遊者約為 0.030~0.060、上游者則為 0.031~0.060。

3.3 水文資料

蘭陽溪流域內計有蘭陽溪之家源橋水位站、牛鬥橋水位站、蘭陽大橋水位站、河口之興蘭潮位站及宜蘭河上游之中山橋水位站等 5 個水位站；均為自記式水位站。

而蘭陽溪流域內之雨量站計有南山、留茂安、太平山、土場、梵梵、與新北城等六站(第一河川局管轄)，然此些雨量站之位置分布位於流域之較上游處，且有些過於集中，為使水位預報點能較均勻涵蓋蘭陽溪流域，本文選擇其中之 3 站(南山、太平山、土場)，另外再選用中央氣象局所轄之牛鬥、雙連埤、再連、三星、與寒溪等

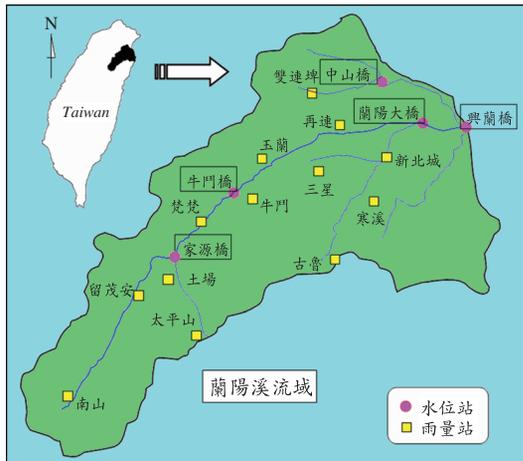


圖 4 蘭陽河流域水文站位置示意圖

五站雨量站。總計本文選用水利署與中央氣象局雨量站共八站，蘭陽河流域內各水文站之分布位置如圖 4 所示。

3.3.1 上游邊界及沿岸側入流量

數值模式演算之上游邊界分別為蘭陽溪家源橋、羅東溪鼻頭橋及宜蘭河員山橋。除上游邊界入流量外，亦需考慮沿岸之側入流量對河川流況的影響。本文之上游邊界及沿岸側入流量乃依據「行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告，2006，即時洪水預報模式之研究與應用(III)」之結果。

3.3.2 下游邊界河口潮位

本文採用颱風期間興蘭橋觀測潮位作為數值模式模擬之下游邊界條件。

四、結果與討論

本研究將類神經網路模式與河川洪水預報模式分成兩部份說明。類神經網路部份先闡述雨量-水位預報模式之率定過程及效能評估指標；河川洪水預報模式則是以蘭陽河流域內之蘭陽大橋、中山橋在敏督利颱風、南碼督颱風兩場颱風場次，分別比較傳統之動力波模式、預報初始值修正之動力波模式、參數修正之動力波模式與結合類神經網路之動力波模式等洪水預報模式之分析結果。分述如下：

4.1 類神經網路之雨量-水位預報模式

本文分別針對蘭陽河流域之蘭陽大橋及中山橋等二個水位站於颱風暴雨事件之時水位序列作為類神經網路模式推估及預測對象。為了評估模式推估出來的計算值及目標值間之誤差，本文以均方根誤差(*Root-Mean-Squared Error, RMSE*)進行評比藉以瞭解計算值與實際值之離散程度。*RMSE* 值愈小代表模擬結果之離散程度愈小，其計算結果亦較佳。其公式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_{obs} - y_{cop})^2}{N}} \dots\dots\dots(4)$$

式中， y_{obs} 為實際值； y_{cop} 為計算值， N 為觀測值數目。

4.1.1 蘭陽大橋預報水位

本文針對蘭陽大橋水位站採用之水文資料計有再連、三星、及寒溪等三個雨量站之時雨量資料、及蘭陽大橋水位站之時水位資料；並且加入其上游土場、牛門雨量站之時雨量資料及下游之興蘭潮位站之時水位資料，並以上述測站同時有記錄才予以採用為原則，其相關之地理位置分布如圖 4 所示。經蒐集於 2001~2005 年間記錄較完整之颱風事件，並剔除水位記錄於短時間內劇烈變化之不合理場次後，選取 19 場颱風事件，總計 1,027 小時，該水位歷線圖如圖 5 所示，並設計成 4 種不同類別的組合，A 組之輸入為(t-1)、(t)時刻之雨量與水位；B 組之輸入為(t)時刻之雨量與(t-1)、(t)時刻之水位；C 組之輸入為(t)時刻之雨量與(t-1)、(t)時刻之水位再加入(t)時刻之潮位；D 組之輸入為(t)時刻之雨量與(t-1)、(t)時刻之水位再加入(t-1)、(t)時刻之潮位，各組之 ANN 輸入項目如表 1 所示，本文分別就組合 A、B、C、D 進行討論，目的之一為嘗試找出鄰近雨量站與本身水位站資料組適合之輸入維度；另一目的，希冀藉由增加上游雨量站或下游潮位站資料之方式，瞭解是否影響預測結果。

在建構未來第一小時水位預報模式時，由於資料為串連方式輸入模式中訓練，故需調整各事件輸入項，每場颱風事件皆會損失事件開始及結

表 1 模擬蘭陽大橋未來 1 小時之水位組合測試結果

組合	輸入項目	訓練過程		驗證過程	
		RMSE (m)	相關係數(r)	RMSE (m)	相關係數(r)
A	再連雨量(t-1)、(t) 三星雨量(t-1)、(t) 寒溪雨量(t-1)、(t) 蘭陽大橋水位(t-1)、(t)	0.0990	0.9967	0.1238	0.9955
B	再連雨量(t) 三星雨量(t) 寒溪雨量(t) 蘭陽大橋水位(t-1)、(t)	0.0817	0.9977	0.1085	0.9962
C	再連雨量(t) 三星雨量(t) 寒溪雨量(t) 蘭陽大橋水位(t-1)、(t) 興蘭潮位(t)	0.0883	0.9973	0.1219	0.9954
D	再連雨量(t) 三星雨量(t) 寒溪雨量(t) 蘭陽大橋水位(t-1)、(t) 興蘭潮位(t-1)、(t)	0.0830	0.9977	0.1234	0.9957

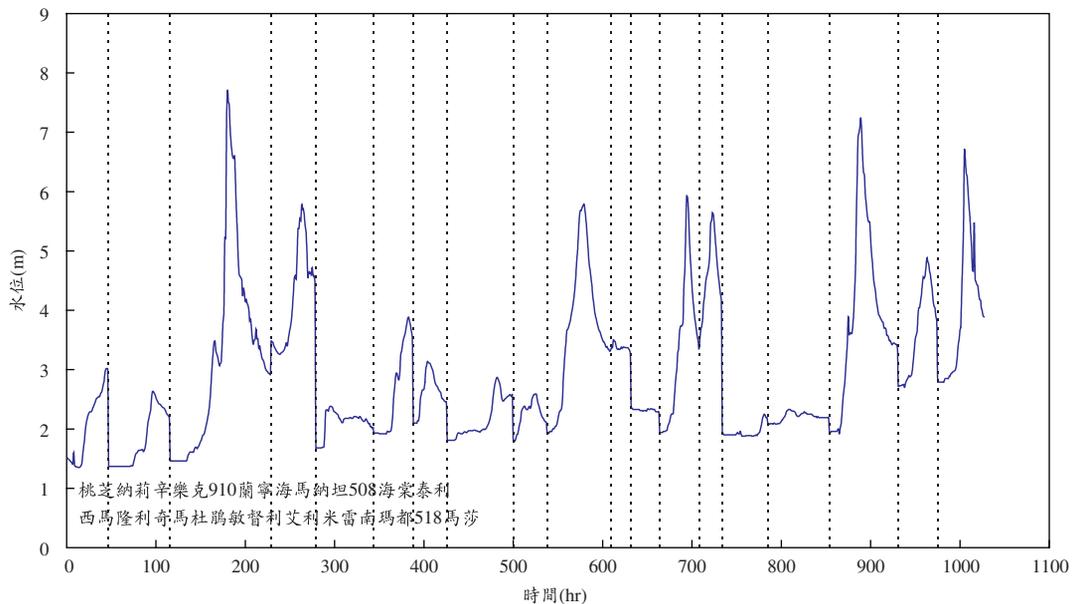


圖 5 蘭陽大橋 19 場颱風事件之水位歷線圖(2001~2005 年)

東之一小時資料，共計需刪除 36 筆資料(18 場颱風事件，每場 2 筆資料。其中泰利颱風之降雨資料較不完整，不予納入)。再將資料分類為訓練及

驗證 2 組，訓練階段採用 14 場事件 745 筆記錄，驗證階段為 4 場事件 193 筆記錄，總計有 938 筆紀錄，如表 2 所示。

表 2 建構蘭陽大橋未來 1~3 小時預報所使用資料筆數與分類說明

訓練案例	事件名稱	起始時間	結束時間	總計延時
	西馬隆颱風	2001/5/1122:00	2001/5/1317:00	44
	納荊颱風	2001/9/1503:00	2001/9/1917:00	111
	辛樂克颱風	2002/9/506:00	2002/9/720:00	63
	杜鵑颱風	2003/8/3121:00	2003/9/214:00	42
	敏督利颱風	2004/6/3000:00	2004/7/223:00	72
	蘭寧颱風	2004/8/1112:00	2004/8/1223:00	36
	艾利颱風	2004/8/2315:00	2004/8/2611:00	69
	海馬颱風	2004/9/1200:00	2004/9/1220:00	21
	米雷颱風	2004/9/2609:00	2004/9/2714:00	30
	南瑪都颱風	2004/12/315:00	2004/12/414:00	24
	0508 暴雨	2005/5/816:00	2005/5/1016:00	49
	0518 暴雨	2005/5/1801:00	2005/5/2019:00	67
	海棠颱風	2005/7/1700:00	2005/7/2002:00	75
	馬莎颱風	2005/8/403:00	2005/8/520:00	42
小計:12 場颱風、2 場暴雨(14 場颱風洪事件)				745 小時
驗證案例	事件名稱	起始時間	結束時間	總計延時
	桃芝颱風	2001/7/2813:00	2001/7/3107:00	67
	利奇馬颱風	2001/9/2416:00	2001/9/2615:00	48
	0910 暴雨	2003/9/1011:00	2003/9/1122:00	36
	納坦颱風	2004/10/2406:00	2004/10/2523:00	42
小計：3 場颱風、1 場暴雨(4 場颱風洪事件)				193 小時
總計	5 年資料，18 場颱風洪事件：包含 15 場颱風，3 場暴雨，總計 938 小時			

組合 A 模擬結果如圖 6 所示，在驗證過程(0910 暴雨)預報水位有 1 個小時產生高估 0.5 公尺之現象；組合 B 模擬結果如圖 7 所示，在訓練過程及驗證過程模式表現穩定，預報水位結果精度高；組合 C 模擬結果如圖 8 所示，在訓練過程及驗證過程模式之預報誤差(RMSE)相差約 0.04 公尺(m)；組合 D 模擬結果如圖 9 所示，在訓練過程及驗證過程模式之預報誤差(RMSE)相差約 0.04 公尺(m)。在各種不同組合之趨勢圖中，網路輸出水位代表類神經網路模式預報水位值，目標輸出水位代表實際量測水位值。

藉由組合 A 與 B 比較可知(如表 1)，對於採用最大最小對應法之正規化方式，5 維輸入的表現較 8 維輸入的表現為理想。另外藉由組合 B 與 C、D 之比較可知(如表 1)，增加下游興蘭潮位站之水位資料(蘭陽大橋距離出海口約 7 公里)對於模式之模擬精度沒有顯著的提升。探究原因可能為蘭陽大橋於颱風期間水位受到上游流量與下

游潮汐回溯影響，而台灣東部海岸面臨太平洋，所以潮差較小，而以上游流量對蘭陽大橋水位影響較為明顯。

綜上所述，本文提出對於預報蘭陽大橋未來第一小時水位(t+1)合適之倒傳遞類神經網路輸入項為再連雨量站(t)，三星雨量站(t)，寒溪雨量站(t)，與蘭陽大橋水位站(t、t-1)共計 5 維輸入，正規化方式為最大最小對應法；而模式中隱藏層數目為 1 層，經由試誤法選擇隱藏層之神經元個數為 5 個，訓練函數為共軛梯度學習法。在訓練過程中實際水位與模擬水位之均方差(RMSE)為 0.0817 公尺(m)，相關係數(Coefficient of correlation)為 0.9977；驗證過程中實際水位與模擬水位之均方差為 0.1085 公尺(m)，相關係數為 0.9962，模擬結果如圖 7 所示，其模式架構圖如圖 10 所示。

依據前述之蘭陽大橋未來第一小時水位預報之成果，在建構未來第二小時及未來第三小時

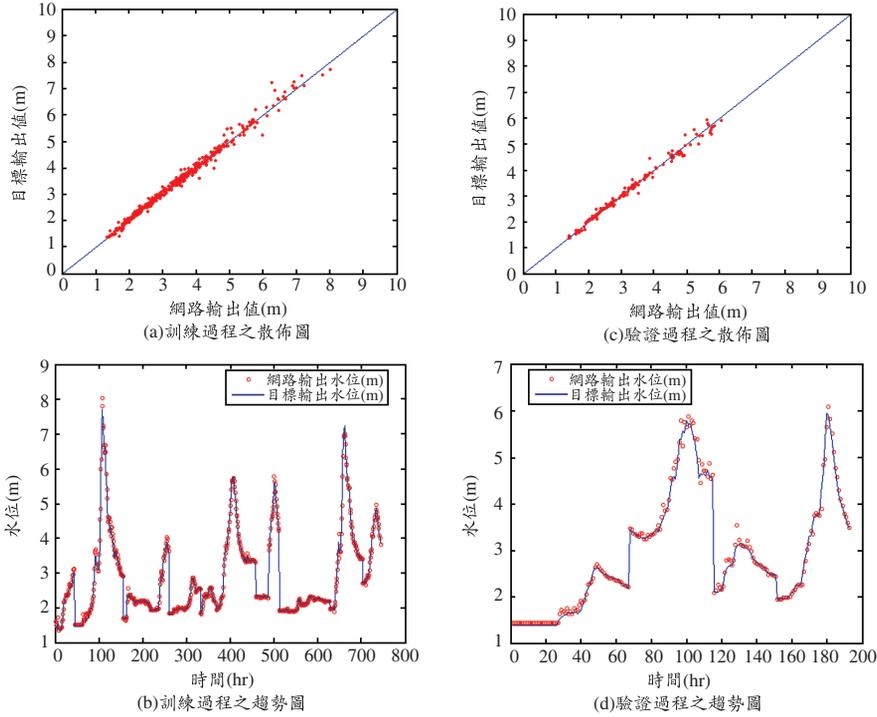


圖 6 蘭陽大橋未來第一小時水位預報(A 組)

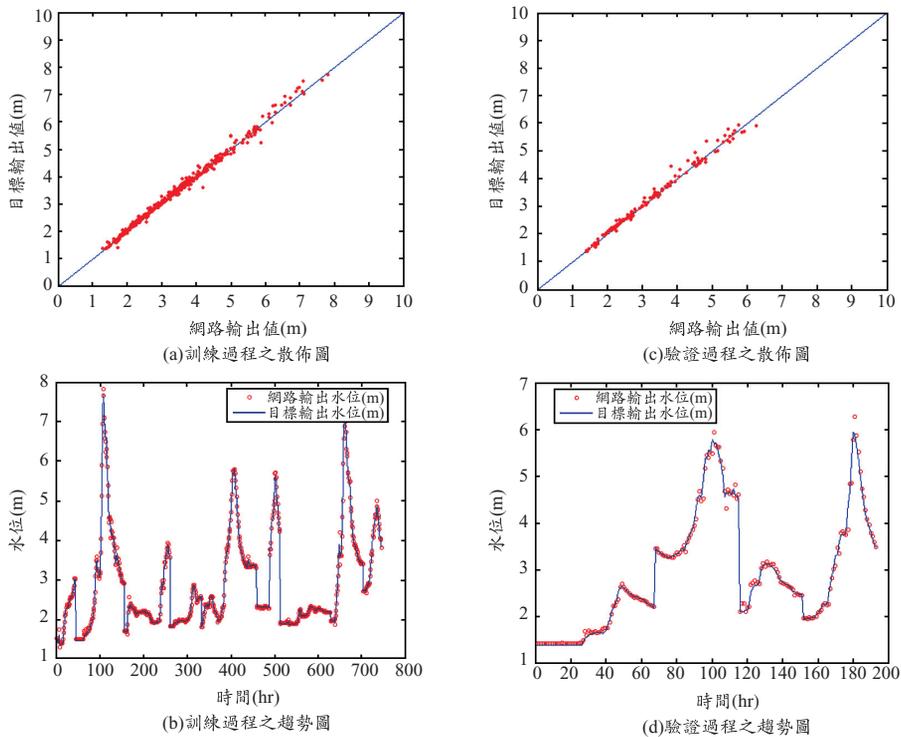


圖 7 蘭陽大橋未來第一小時水位預報(B 組)

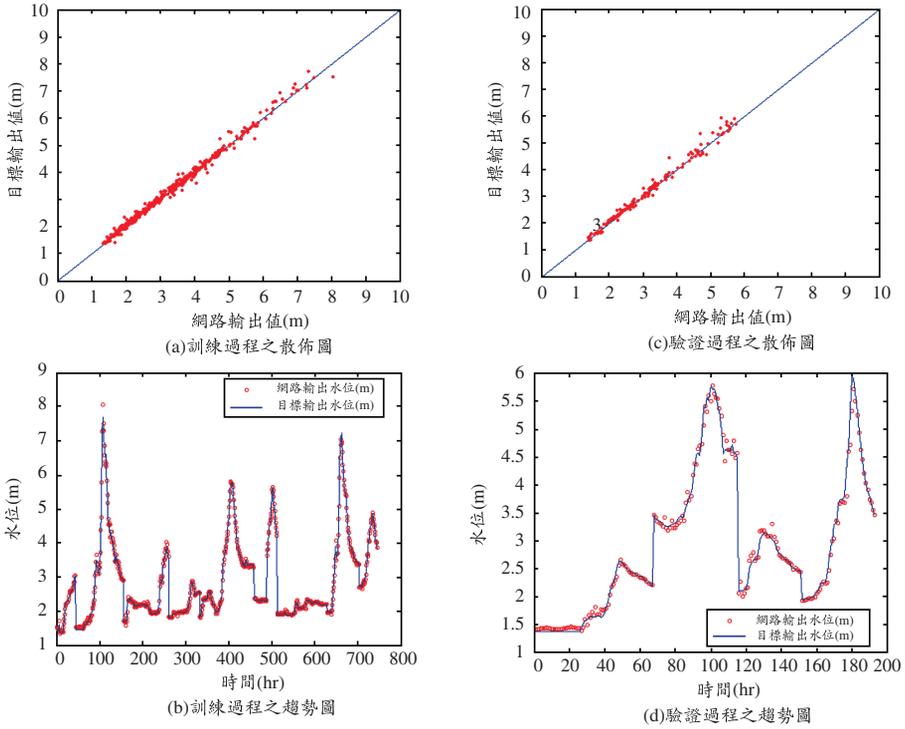


圖 8 蘭陽大橋未來第一小時水位預報(C 組)

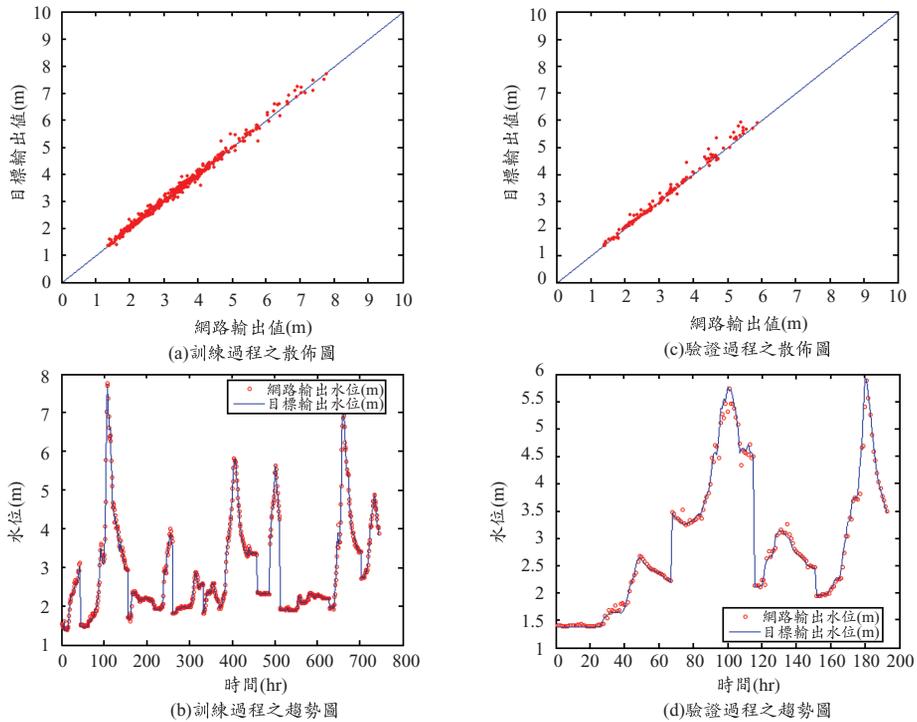


圖 9 蘭陽大橋未來第一小時水位預報(D 組)

水位預報模式時，輸入資料依然為 5 維輸入(組合 B)，而模式之目標序列分別是經由正規化處理後之未來第二小時(t+2)以及未來第三小時(t+3)之實際時水位作為輸入。

預報蘭陽大橋未來第二小時水位，訓練過程中實際水位與模擬水位之均方差為 0.1374 公尺(m)，相關係數(r)為 0.9937；驗證過程中實際水位與模式模擬水位之均方差為 0.1889 公尺(m)，相關係數(r)為 0.9886。在預報蘭陽大橋未來第三小時水位，訓練過程中實際水位與模擬水位之均方差為 0.2068 公尺(m)，相關係數(r)為 0.9856；

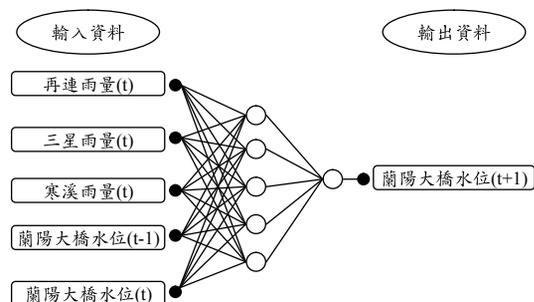


圖 10 蘭陽大橋未來第一小時水位預報類神經網路架構圖

驗證過程中實際水位與模式模擬水位之均方差為 0.2613 公尺(m)，相關係數(r)為 0.9779。蘭陽大橋短期水位預報結果如表 3 所示，由表中可知預報誤差(RMSE)隨預報時間增長而增加，相關係數(r)隨預報時間增長而降低。

4.1.2 中山橋預報水位

本文依上述針對蘭陽大橋水位站進行預報之流程，另進行中山橋之短期水位預報，同樣於 2001~2005 年間選出完整之事件共 19 場，總計有 1027 筆時雨量及時水位資料，該水位歷線圖如圖 11 所示。再將資料分類為訓練及驗證 2 組，訓練階段採用 14 場事件 745 筆記錄，驗證階段為 5 場事件 244 筆記錄，總計有 19 場事件 989 筆紀錄如表 4 所示。

表 3 蘭陽大橋之倒傳遞類神經網路預報結果比較

評比指標	訓練過程		驗證過程	
	RMSE (m)	相關係數 (r)	RMSE (m)	相關係數 (r)
預報時刻				
未來第一小時	0.0817	0.9977	0.1085	0.9962
未來第二小時	0.1374	0.9937	0.1889	0.9886
未來第三小時	0.2068	0.9856	0.2613	0.9779

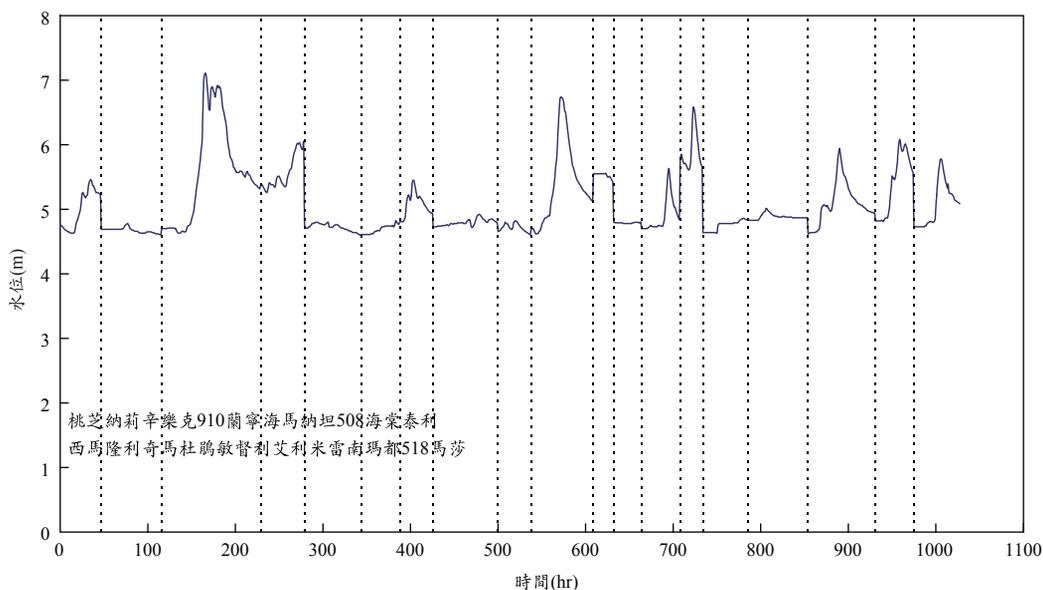


圖 11 中山橋 19 場颱風事件之水位歷線圖(2001~2005 年)

表 4 建構中山橋未來 1~3 小時預報所使用資料筆數與分類說明

訓練案例	事件名稱	起始時間	結束時間	總計延時
	西馬隆颱風	2001/5/1122:00	2001/5/1317:00	44
	納莉颱風	2001/9/1503:00	2001/9/1917:00	111
	辛樂克颱風	2002/9/506:00	2002/9/720:00	63
	杜鵑颱風	2003/8/3121:00	2003/9/214:00	42
	敏督利颱風	2004/6/3000:00	2004/7/223:00	72
	蘭寧颱風	2004/8/1112:00	2004/8/1223:00	36
	艾利颱風	2004/8/2315:00	2004/8/2611:00	69
	海馬颱風	2004/9/1200:00	2004/9/1220:00	21
	米雷颱風	2004/9/2609:00	2004/9/2714:00	30
	南瑪都颱風	2004/12/315:00	2004/12/414:00	24
	0508 暴雨	2005/5/816:00	2005/5/1016:00	49
	0518 暴雨	2005/5/1801:00	2005/5/2019:00	67
	海棠颱風	2005/7/1700:00	2005/7/2002:00	75
	馬莎颱風	2005/8/403:00	2005/8/520:00	42
	小計：12 場颱風、2 場暴雨(14 場颱洪事件)			
驗證案例	事件名稱	起始時間	結束時間	總計延時
	桃芝颱風	2001/7/2813:00	2001/7/3107:00	67
	利奇馬颱風	2001/9/2416:00	2001/9/2615:00	48
	0910 暴雨	2003/9/1011:00	2003/9/1122:00	36
	納坦颱風	2004/10/2406:00	2004/10/2523:00	42
	泰利颱風	2005/8/3021:00	2005/9/123:00	51
小計：4 場颱風、1 場暴雨(5 場颱洪事件)				244 小時
總計	5 年資料，19 場颱洪事件：包含 16 場颱風，3 場暴雨，總計 989 小時			

表 5 中山橋之倒傳遞類神經網路預報結果比較

預報時刻	評比指標	訓練過程		驗證過程	
		RMSE (m)	相關係數(r)	RMSE (m)	相關係數(r)
未來第一小時		0.0333	0.9981	0.0348	0.9964
未來第二小時		0.0698	0.9918	0.0760	0.9841
未來第三小時		0.1044	0.9816	0.1198	0.9630

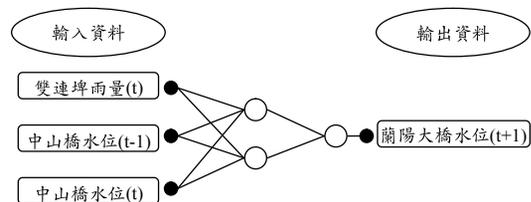


圖 12 中山橋未來第一小時水位預報類神經網路架構圖

對於中山橋未來第一小時水位(t+1)合適之倒傳遞類神經網路輸入項選擇上為雙連埤雨量

站(t)與中山橋水位站(t、t-1)共計 3 維輸入，正規化方式為最大最小對應法；而模式中隱藏層數目為 1 層，經由試誤法選擇隱藏層之神經元個數為 2 個，訓練函數為共軛梯度學習法，其模式架構圖如圖 12 所示。在訓練過程中實際水位與模擬水位之均方差為 0.0333 公尺(m)，相關係數(r)為 0.9981；驗證過程中實際水位與模擬水位之均方差為 0.0348 公尺(m)，相關係數(r)為 0.9964。而模式在未來第二至三小時之預報結果如表 5 所示，由表中亦可得知預報誤差(RMSE)隨預報時

間增長而增加，相關係數(r)隨預報時間增長而降低。

4.2 河川洪水預報模式

本文針對蘭陽溪河系之特殊地理環境及水文特性，應用洪水演算法建立合適的洪水水位預報模式，希冀能提供蘭陽溪河系沿岸的洪水水位剖面線及特定地點的洪水水位預報資訊，作為洪水水位預警之參考。

蘭陽溪上游河段與羅東溪上游河段，因其河床地形較為陡峻，模式經測試後，於蘭陽溪上游家源橋至葫蘆堵橋之河段與羅東溪上游河段(斷面編號 009~014)以較不受地形影響之運動波模式演算，其餘河段以動力波模式進行演算。河川洪水預報模式之上游邊界分別為蘭陽溪之家源橋、羅東溪之鼻頭橋和宜蘭河之員山橋；下游邊界為興蘭橋。為驗證模式的合適性，本文以兩場颱風事件進行模式測試，並以預報水位與觀測水位的均方差高低來評估預報模式的洪水水位預報合理性。

4.2.1 敏督利颱風(2004)

敏督利颱風(Typhoon Mindulle)於 2004 年 7 月 1 日 22 時 40 分左右在花蓮市南方約 20 公里處登陸台灣，次日上午由淡水河口附近出海。受颱風外圍環流引進的強烈西南氣流影響，台灣東部、中南部地區連日豪雨造成嚴重災情，多處道路坍方，並引發中部山區嚴重土石流。此次颱風及七二水災共計造成 33 人死亡、12 人失蹤，僅農林漁牧損失統計高達 89 億元以上。本文選取該場颱風洪峰期(93 年 7 月 2 日 5 時至 93 年 7 月 2 日 21 時，總計 17 小時)進行洪水水位預報之模擬演算，在預報模式方面，分別採用傳統、修正預報初始值、修正參數、及結合類神經網路之河川洪水預報模式，比較各模式在蘭陽大橋及中山橋水位站之模擬結果，分別如下：

蘭陽大橋水位站之模擬水位與實際水位均方根差如圖 13(a)所示，預報未來第一小時傳統動力波之 RMSE 為 0.3703 公尺、預報初始值修正之 RMSE 為 0.2539 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.2514 公尺、結合類神經網路之動力波

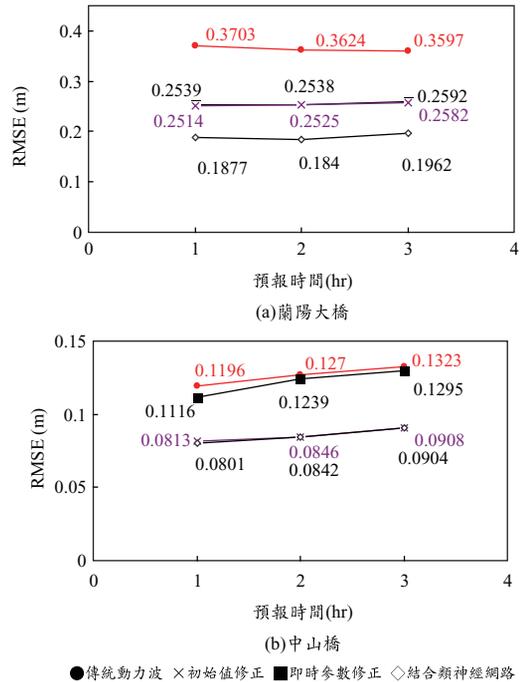


圖 13 敏督利颱風之模擬結果之水位均方差(RMSE)比較

模式之 RMSE 為 0.1877 公尺，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.1164 公尺、0.1189 公尺、0.1826 公尺，以結合類神經網路之動力波模式修正的效果最顯著，而預報初始值修正則與即時參數修正之預報誤差不相上下；預報未來第二小時傳統動力波之 RMSE 為 0.3624 公尺、預報初始值修正之 RMSE 為 0.2538 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.2525 公尺、結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 為 0.1840 公尺，傳統動力波及結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 比未來第一小時略為下降，而各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.1086 公尺、0.1099 公尺、0.1784 公尺，其預報誤差之趨勢大致與第一小時相同；預報未來第三小時傳統動力波之 RMSE 為 0.3597 公尺、預報初始值修正之 RMSE 為 0.2592 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.2582 公尺、結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 為 0.1962 公尺，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.1005 公尺、0.1015 公尺、0.1635 公尺。

表 6 敏督利颱風均方根差一覽表(單位：公尺)

預報時間	蘭陽大橋			
	傳統預報模式	初始值修正	即時參數修正	結合類神經網路
t = 1	0.3703	0.2539	0.2514	0.1877
t = 2	0.3624	0.2538	0.2525	0.1840
t = 3	0.3597	0.2592	0.2582	0.1962
預報時間	中山橋			
	傳統預報模式	初始值修正	即時參數修正	結合類神經網路
t = 1	0.1196	0.1116	0.0813	0.0801
t = 2	0.1270	0.1239	0.0846	0.0842
t = 3	0.1323	0.1295	0.0908	0.0904

綜合上述，在預報蘭陽大橋未來 1~3 小時水位，傳統動力波之 RMSE 呈現逐漸微幅降低，誤差並維持在 0.3710 公尺以下；預報初始值修正之 RMSE 保持在 0.2600 公尺以下，且相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 31.43%、29.97%、27.94%；即時參數修正之 RMSE 在 0.2590 公尺以下，相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 32.11%、30.33%、28.22%；結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 在 0.1970 公尺以下，相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 49.31%、49.23%、45.45%。修正模式預報誤差百分比隨著預報時間增加而減少，其中藉由將類神經網路預報水位，納入模式作為未來時刻參數修正之資訊，確實使能增加短期洪水預報精度，未來 1~3 小時之降低百分比皆有 45.40% 以上，而各模式模擬未來 1~3 小時之 RMSE 結果比較如表 6 所示，水位歷線預報如圖 14 所示。

中山橋水位站之模擬水位與實際水位均方根差如圖 13(b)所示，預報未來第一小時傳統動力波模式有良好的模擬表現，該 RMSE 為 0.1196 公尺、預報初始值修正之 RMSE 為 0.1116 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.0813 公尺，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.0080 公尺、0.0383 公尺，其中以納入觀測水位做即時參數修正之模式預報精度最佳，其次為預報初始值修正模式；預報未來第二小時傳統動力波之 RMSE 為 0.1270 公尺、預報初始值修正之 RMSE 為 0.1239 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.0846

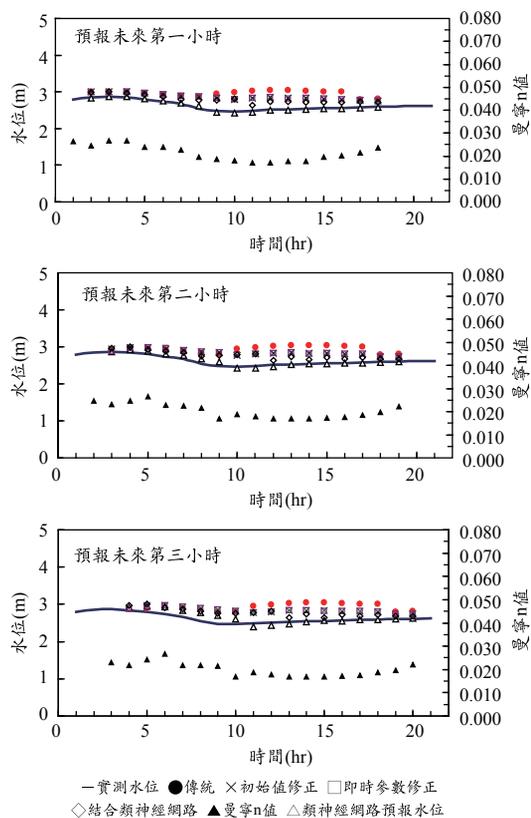
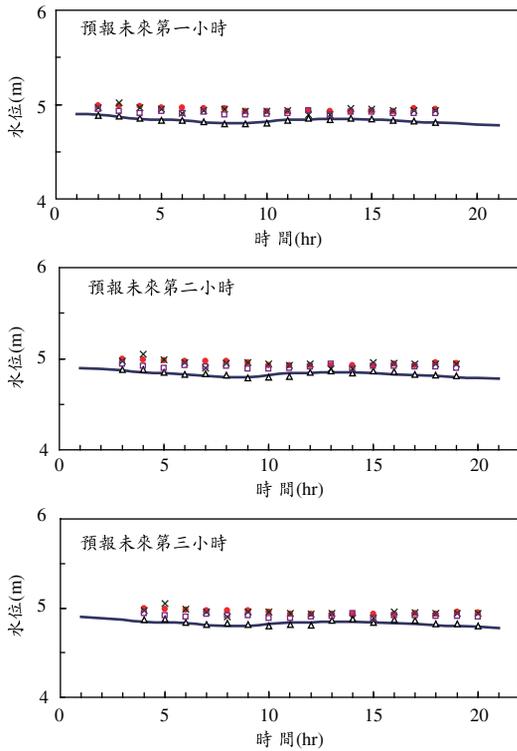


圖 14 敏督利颱風蘭陽大橋水位預報

公尺，預報初始值修正之 RMSE 僅略低於傳統動力波模式，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.0031 公尺、0.0424 公尺；預報未來第三小時傳統動力波之 RMSE 為 0.1323 公尺、預報初始值修正之 RMSE 為 0.1295 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.0908 公尺，各模式與傳統

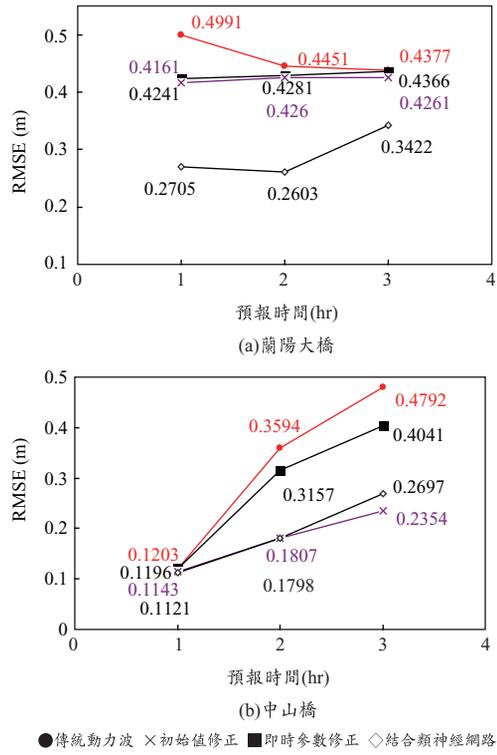


— 實測水位 ● 傳統 × 初始值修正 □ 即時參數修正 △ 類神經網路預報水位

圖 15 敏督利颱風中山橋水位預報

動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.0028 公尺、0.0415 公尺。

綜合上述，在預報中山橋未來 1~3 小時水位，傳統動力波模式具有良好且穩定的預報精度，RMSE 隨預報時間增加逐漸微幅上升，誤差並維持在 0.1330 公尺以下；預報初始值修正之 RMSE 保持在 0.1300 公尺以下，且相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 6.69%、2.44%、2.12%，在預報未來 2~3 小時改善誤差之效果較不顯著；即時參數修正之 RMSE 在 0.0910 公尺以下，呈現較佳的模擬表現，相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 32.02%、33.39%、31.37%。其中以加入觀測水位資訊作即時參數修正之動力波模式改善預報誤差之表現最顯著，未來 1~3 小時之降低百分比皆有 31.30% 以上，而各模式模擬未來 1~3 小時之 RMSE 結果比較如表 6 所示，水位歷線預報圖如圖 15 所示。



● 傳統動力波 × 初始值修正 ■ 即時參數修正 ◇ 結合類神經網路

圖 16 南瑪都颱風之模擬結果之水位均方差 (RMSE) 比較

4.2.2 南瑪都颱風(2004)

南瑪都颱風(Typhoon Nanyang)於 2004 年 12 月 4 日 7 時 40 分左右在屏東枋寮附近登陸，9 時 30 分左右由臺東太麻里附近進入臺灣東南部海面。受颱風環流與東北季風的共伴效應影響，北部及東半部有豪雨發生，花蓮布洛灣累積雨量達 1090 毫米，部分地區道路坍方，有 2 人死亡、2 人失蹤，農林漁牧損失約 6.7 億元。本文選取該場颱風洪峰期間(93 年 12 月 3 日 19 時至 93 年 12 月 4 日 12 時，總計 18 小時)進行洪水預報之演算，在預報模式方面，亦分別採用傳統、修正預報初始值、修正參數、及結合類神經網路之河川洪水預報模式，比較各模式在蘭陽大橋及中山橋水位站之模擬結果，分別如下：

蘭陽大橋水位站之模擬水位與實際水位均方根差如圖 16(a)所示，預報未來第一小時傳統動力波之預報誤差呈現偏高，其 RMSE 為 0.4991 公尺、預報初始值修正之 RMSE 為 0.4241 公尺、

即時參數修正之 RMSE 為 0.4161 公尺、結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 為 0.2705 公尺，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.0750 公尺、0.0830 公尺、0.2286 公尺，以結合類神經網路之動力波模式修正的效果最顯著，而預報初始值修正則與即時參數修正之預報誤差較為相近；預報未來第二小時傳統動力波之誤差些微下降至 0.4451 公尺、預報初始值修正之 RMSE 為 0.4281 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.4260 公尺、結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 微幅下降至 0.2603 公尺，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.0170 公尺、0.0191 公尺、0.1848 公尺，其預報誤差之趨勢大致與第一小時相同；預報未來第三小時傳統動力波之 RMSE 依舊持續下降至 0.4377 公尺、預報初始值修正之 RMSE 上升至 0.4366 公尺、即時參數修正之 RMSE 上升至 0.4261 公尺、結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 上升為 0.3422 公尺，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.0011 公尺、0.0116 公尺、0.0955 公尺。

綜合上述，在預報蘭陽大橋未來 1~3 小時水位，傳統動力波之 RMSE 逐漸降低，誤差並維持在 0.5000 公尺以下；預報初始值修正之 RMSE 保持在 0.4370 公尺以下，且相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 15.03%、3.82%、0.25%；即時參數修正之 RMSE 在 0.4270 公尺以下，相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 16.63%、4.29%、2.65%，結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 在 0.3430 公尺以下，相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 45.82%、41.52%、21.82%。修正模式預報誤差百分比隨著預報時間增加而減少，依舊藉由將類神經網路預報水位，納入模式作為未來時刻參數修正之資訊，確實使能增加短期洪水預報精度，未來 1~3 小時之降低百分比皆有 21.80% 以上，而各模式模擬未來 1~3 小時之 RMSE 結果比較如表 7 所示，水位歷線預報圖如圖 17 所示。

中山橋水位站之模擬水位與實際水位均方根差如圖 16(b)所示，預報未來第一小時傳統

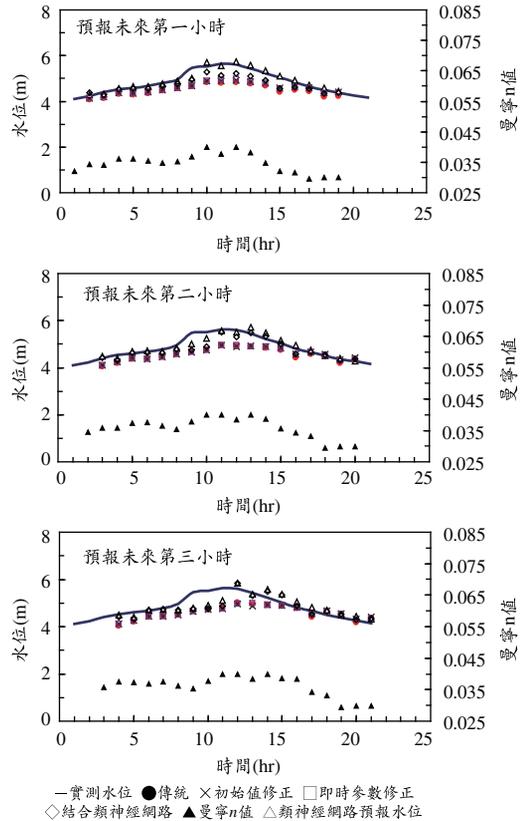


圖 17 南瑪都颱風蘭陽大橋水位預報

動力波模式有良好的模擬表現，該 RMSE 為 0.1203 公尺、預報初始值修正之 RMSE 為 0.1196 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.1143 公尺，結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 為 0.1121 公尺，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.0007 公尺、0.0060 公尺、0.0082 公尺，其中以結合類神經網路之動力波模式預報精度最佳，預報未來第二小時傳統動力波之 RMSE 大幅上升為 0.3594 公尺、預報初始值修正之 RMSE 也大幅上升至 0.3157 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.1807 公尺，結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 為 0.1798 公尺，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.0437 公尺、0.1787 公尺、0.1796 公尺；預報未來第三小時傳統動力波之 RMSE 持續上揚為 0.4792 公尺、預報初始值修正之 RMSE 上升為 0.4041 公尺、即時參數修正之 RMSE 為 0.2354 公尺，

表 7 南瑪都颱風均方根差一覽表

(單位：公尺)

預報時間	蘭陽大橋			
	傳統預報模式	初始值修正	即時參數修正	結合類神經網路
t = 1	0.4991	0.4241	0.4161	0.2705
t = 2	0.4451	0.4281	0.4260	0.2603
t = 3	0.4377	0.4366	0.4261	0.3422
預報時間	中山橋			
	傳統預報模式	初始值修正	即時參數修正	結合類神經網路
t = 1	0.1203	0.1196	0.1143	0.1121
t = 2	0.3594	0.3157	0.1807	0.1798
t = 3	0.4792	0.4041	0.2354	0.2697

結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 為 0.2697 公尺，各模式與傳統動力波預報之 RMSE 相差依序為 0.0751 公尺、0.2438 公尺、0.2095 公尺。

綜合上述，在預報中山橋未來 1~3 小時水位，傳統動力波模式呈現不穩定的預報精度，RMSE 隨預報時間增加大幅的上升，未來三小時之 RMSE 在 0.4800 公尺以下；預報初始值修正之 RMSE 保持在 0.4050 公尺以下，如同傳統動力波模式預報精度隨著時間上升，而相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 0.58%、12.16%、15.67%，在預報未來第一小時改善誤差之效果較不顯著；即時參數修正之 RMSE 在 0.2360 公尺以下，模擬結果表現穩定，RMSE 隨預報時間增加微幅上升，相較於傳統動力波模式各小時之降低預報誤差百分比分別為 4.99%、49.72%、50.88%，在預報未來第 2~3 小時具有高度的改善效果。其中以加入觀測水位資訊作即時參數修正之動力波模式改善預報誤差之表現最顯著，預報未來第 2~3 小時之降低百分比皆有 49.70% 以上，結合類神經網路之動力波模式之 RMSE 保持在 0.2700 公尺以下，模擬結果表現穩定，而各模式模擬未來 1~3 小時之 RMSE 結果比較如表 7 所示，水位歷線預報如圖 18 所示。

整體而言，從敏督利颱風及南瑪都颱風針對於蘭陽大橋之模擬結果可說明，藉由類神經網路預報水位納入模式作參數修正後，確實能增加短

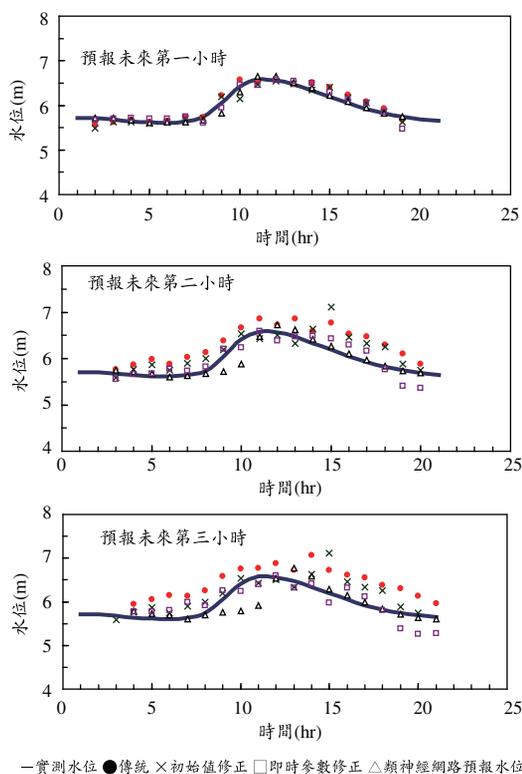


圖 18 南瑪都颱風中山橋水位預報

期內洪水預報精度，其主要原因乃因曼寧係數於演算過程中會隨類神經網路預報水位進行修正，有效的降低河川洪水預報模式水位預報的均方根差，且經由河川水位預報模式模擬結果可得到全河系預報水位剖線如圖 19 所示，結合類神經網路之洪水預報模式的水位剖線較能逼近單

誌謝

本文承蒙行政院國科會提供經費補助 (NSC97-2221-E002-141-MY3)；經濟部水利署第一河川局之熱心協助及提供相關資料方得順利完成，謹致誠摯之謝忱。

參考文獻

1. Campolo, M., Andreussi, P., and Soldati, A., 1999, River flood forecasting with an eural network model, *Water Resources Research*, Volume 35, Issue 4, pp. 1191-1197.
2. Englund, F., and Fredsoe, J., 1976, A sediment transport model for straight alluvial channels, *Nordic Hydrology*, Volume 7, pp. 296-306.
3. Franchini, M. and Lamberti, P., 1994, A flood routing Muskingum type simulation and forecasting model based on level data alone, *Water Resources Research*, Volume 30, Issue 7, pp. 2183-2196.
4. Madsen, H. and Skotner, C., 2005, Adaptive state updating in real-time river flow forecasting - a combined filtering and error forecasting procedure, *Journal of Hydrology*, Volume 308, pp. 302-312.
5. Ming-Hsi Hsu, Jin-Cheng Fu, Wen-Cheng Liu, 2003, Flood routing with real-time stage correction method for flash flood forecasting in the Tanshui River, Taiwan, *Journal of Hydrology*, Volume 283, pp. 267-280.
6. Ming-Hsi Hsu, Jin-Cheng Fu, Wen-Cheng Liu, 2006, Dynamic routing model with real-time roughness updating for flood forecasting, *Journal of Hydraulic Engineering*, Volume 132, Issue 6, pp. 605-619.
7. Toth, E., Brath, A., and Montanari, A., 2000, Comparison of short-term rainfall prediction models for real-time flood forecasting, *Journal of Hydrology*, Volume 239, pp. 132-147.
8. Wong, T. S. W., and Zhou, M. C., 2003, Kinematic wave parameters and time of travel in circular channel revisited, *Advances in Water Resources*,

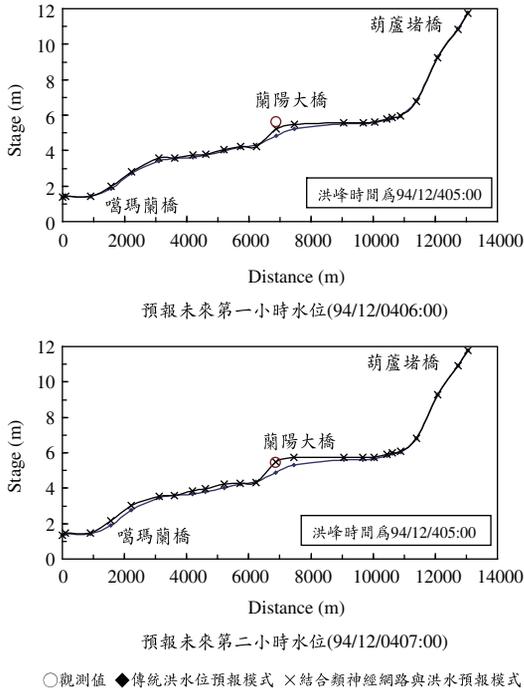


圖 19 南瑪都颱風蘭陽溪主流尖峰洪水水位之預報水位剖線

點實際的觀測值。同理若類神經網路預報水位之精度不佳亦會造成河川洪水預報模式水位預報誤差擴大。

五、結 論

本研究將類神經網路模式之預報水位納入河川洪水演算模式中，先建立降雨-水位預報模式，利用倒傳遞類神經網路建立之降雨-水位預報，可以有效的成立降雨與水位間之非線性映射關係，達到對單站的水位有極佳的模擬預報結果。將類神經之預報水位作為河川動力波之回饋演算，修正各河段曼寧 n 值以提高預報精度。在河川洪水演算模式中，以蘭陽河流域為研究範疇，比較傳統動力波模式、初始值修正、參數修正及結合類神經網路之動力波模式四種模式比較結果顯示，結合類神經網路之動力波模式對於未來的 1~3 小時有回饋演算之功能，有效提高對未來的預報精度，將來在實際應變上有良好的應用價值。

Volume 26, pp. 417-425.

9. 顏清連、徐年盛、徐木城，1979，河床坡度對變量流數值解穩定性之影響，臺大土木研究所研究報告-水利 6807。
10. 許銘熙，1984，河川變量流非線性隱式法模式之穩定性，國立台灣大學土木工程學研究所博士論文。
11. 蔡長泰、郭慧貞、蔡柏棋、蔡智恆，1993，曾文溪洪水預報模式之研究(二)，行政院國家科學委員會防災科技研究報告 81-61 號。
12. 葉怡成，1995，類神經網路-模式應用與實作，儒林圖書有限公司。
13. 葉怡成，1999，應用類神經網路，儒林圖書有限公司。
14. 許銘熙、傅金城、林洙宏，2000，河川動力波洪水預報模式，中國土木水利工程學刊，第十二卷，第三期，pp. 561-571。
15. 江衍銘、張麗秋、張斐章，2002，回饋式類神經網路於二階段即時流量預測，台灣水利，第五十卷，第二期，pp. 15-21。
16. 傅金城，2003，即時回饋演算之河川洪水預報模式，國立台灣大學生物環境系統工程學研究所博士論文。
17. 張斐章、張麗秋，2005，類神經網路，東華書局。
18. 王如意、游保杉、許銘熙、陳增壽，2006，即時洪水預報模式之研究與應用(III)，行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告。
19. 江衍銘、張斐章，2006，類神經網路建構定量降水及流量預報模式，2006 農業工程研討會論文集，pp. 191-204。
20. 徐年盛、林尉濤、鄭文明、陳敬文，2007.11，利用類神經網路預測濁水溪沖積扇之地下水位變化，96 年度農業工程研討會，pp. 269-280，台北市。

收稿日期：民國 98 年 11 月 24 日

修正日期：民國 99 年 1 月 11 日

接受日期：民國 99 年 1 月 14 日