

雷達定量降水估計在河川洪水預報模式之應用

Radar-based Quantitative Precipitation Estimation for Flood Forecast in Rivers

台灣大學
生物環境系統工程學系
專任研究助理

蔡孟原
Meng-Yuan Tsai

台灣大學
生物環境系統工程學系
教授

許銘熙*
Ming-Hsi Hsu

國家災害防救科技中心
洪旱災害防治組
副研究員兼組長

傅金城
Jin-Cheng Fu

國家災害防救科技中心
研究員
兼副執行秘書

林李耀
Lee-Yaw Lin

國家災害防救科技中心
氣象災害防治組
佐理研究員

王安翔
An-Hsiang Wang

摘 要

洪水預報為許多非工程防洪方法之重要基礎，但是台灣的地理環境特殊，增加即時洪水預報的困難性。緊急應變作業人員若缺乏適當的資訊，則無法準確發佈警戒並採取必要措施。因此，建立有效率且精確的洪水預報模式，可提供洪水資訊以強化決策作業及降低洪災損失。本研究結合 QPESUMS 系統網格式的雷達定量降水估計，透過類神經網路分別以回饋式神經網路、自組織特徵映射類神經網路及倒傳遞類神經網路等模式建立降雨-水位預報模式，藉以探討雷達雨量在模式預報 1-3 小時河川水位之模擬成效，並擇優運用於水理預報模式。經由 2008 年的鳳凰、辛樂克及蕃蜜等三場颱風事件的模擬結果顯示，利用雷達觀測技術可以掌握颱風期間流域內中小尺度的降雨時間與空間變化，對於水位站之水位預報模式具有良好的模擬效果，當水位預報值回饋至河川洪水數值模式中，除提升洪水預報的可信度外，亦能提供全河系各斷面之預報水位。

關鍵詞：降水估計，河川水位預報，暴洪演算，類神經網路。

*通訊作者，國立台灣大學生物環境系統工程學系教授，10617 台北市羅斯福路四段 1 號，mhhsu@ntu.edu.tw

ABSTRACT

Flood forecasting is one of the basic tools of the non-structural flood mitigation measures. However, the geographical and environmental conditions in Taiwan are the challenge for task of real-time flood forecasting. The emergency operations authorities are difficult to issue warning and take proper response if they are lack of flood forecasting information. An efficient and accurate flood forecasting model is developed for generating the flood information to enhance decision-making and reduce flood damage. This study incorporates the QPESUMS (Quantitative Precipitation Estimation and Segregation Using Multiple Sensors) technique and three ANN (Artificial neural networks) models, including RNN (Recurrent neural networks), SOM (Self-organizing maps), and BPNN (Back-propagation neural networks) for the real-time rainfall and river stage forecasting. Three Typhoons events in 2008, Typhoon Fung-Wong, Sinlaku and Jangm were taken as the model testing. The ANNs were used to obtain the 1-3 hours stage forecast at given river sections. Simulation results have good agreement with the observations because small temporal and spatial variations in rainfall within the river basin are well caught by QPESUMS. By feeding the water stage forecasts back into the physical river flood routing models, the water stage along the entire river can be obtained, and the accuracy of stage forecast is improved.

Keywords: Precipitation estimation, River stage forecasting, Flash flood routing, Artificial neural networks.

一、前言

台灣位於亞熱帶地區且為西太平洋颱風路徑之要衝，其年平均降雨量約 2,500 毫米，其中約有 80%集中在梅雨及颱風季節，加上陡峻的自然地形、土地過度的開發及全球氣候變遷的影響，因而致使洪水災害頻頻發生。近年來藉由國內、外洪水災害防治經驗所獲得之結論指出，任何工程結構物都不可能完全消除洪水災害風險，要更有效地降低洪水災害損失，還必須配合適當的非工程措施(non-structural measures)。

洪水預警系統為一保護民衆的生命財產安全、減低洪水災害的重要手段，而該預警系統之發展則需根基於高效率及高精度的洪水預報模式之上。然而台灣的河川受到河道短、坡度陡、感潮效應及河道斷面變化急劇，加上降雨集中及集流面積較小等諸多的因素影響，以致於集流時間短且洪峰到達時間亦十分快速，使得洪水預報

的難度大幅提高。因此，為能使決策者擁有足夠時間做出洪水警報發佈、淹水疏散及防救災應變措施之依據，一個有效率及高精度的洪水水位預報模式是十分需要的。然而洪水預報中最主要的關鍵在於降雨量預報的時間及空間上之變化，近年來政府單位已加強在觀測降雨的研發與應用方面，經由中央氣象局與水利署合作建置完成都卜勒雷達觀測網，並引進美國國家劇烈風暴研究中心(National Severe Storms Laboratory, NSSL)之 QPESUMS 系統(Quantitative Precipitation Estimation and Segregation using Multiple Sensors)，以改善目前對於即時降雨估計的技術。

QPESUMS 之定量降水估計(Quantitative precipitation estimation, QPE)技術可以提供一高解析的降雨資訊，妥善應用氣象雷達資料與即時水情資訊於水文及水理模式，已成為現階段改善降雨精度最有效的方式。相關專家學者的研究成果包括：Sun *et al.* (2000)使用雷達定量降水估計

及地面觀測降雨資料，建構出四種用來推估集水區降雨之方法，以評估對於 RORB 降雨-逕流模式之效益，結果顯示透過克利金法整合雨量站與雷達資料之估計降水，對於洪水估計有較佳的表現。Toth *et al.* (2000)使用 ARMA (Auto-regressive moving-averaged)、ANN (Artificial neural networks) 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。Chang *et al.* (2002)以即時回饋學習演算法訓練回饋式類神經網路，配合雨量預測而獲得精確度相當高的即時流量預測。Habets *et al.* (2004)利用數值氣象預測模型所獲得的降水預報結合水文系統 SIM (Sfran-isba-modcou)，其研究以日為時間間距，結果顯示利用雨量預報當作水文模式之輸入將有助於流量預報之發展。Chiou *et al.* (2005)指出台灣 QPESUMS 系統被設計來整合雷達資訊，以建構出定量降水估計，而最終的任務為能在劇烈的颱風豪雨氣候時能提供 0-2 小時短期的定量降水預報，並說明合理的定量降水估計與定量降水預報資訊將有益於災害減輕、水文應用及水壩水資源管理等方面。Collischonn *et al.* (2005)利用不同尺度之區域數值氣象預測模式結合分佈型水文模式作流量之預報，並與真實雨量所作之模擬結果比較，結果指出若能夠提升雨量預報之精確度將可以使流量之預報更為精確。江衍銘、張斐章 (2006)首先以氣象雷達之觀測資料與回饋式神經網路(RNN)，建立定量降水預報模式，再以模式預報之雨量訓練倒傳遞類神經網路，以架構五堵集水區多階段之流量預測模式，結果顯示網路在加入雨量預報值為額外之輸入時，不僅能改善流量預測之精確度，且在減少延遲現象的效應上亦可有效的提昇。Collischonn *et al.* (2007)利用區域數值氣象預測模式結合分佈型水文模式於流量預報，相關研究指出分佈型水文模式可以提供模式內部之流量預報資訊，流域出口預報之精確程度有明顯之提升。Wang *et al.* (2007)結合分佈型水文模式與 QPESUMS 雷達雨量，建構空間流量

預報模式，以即時修正流量預報值，使流量預報有更精確之結果。許銘熙、黃鵬豪等人(2010)整合 QPESUMS 雷達降雨及地面雨量資訊，利用線性等比的方式預測 1 小時地面降雨量以改良河川洪水預報精度。綜合上述前人之研究資料顯示，QPESUMS 雷達降雨不僅為目前改善空間降雨資訊不足的方法之一，更為未來水文及水理模式在實際應用方面之重點指標。

因此，本研究希冀藉由 QPESUMS 雷達定量降水估計及地面單點的觀測資料，以掌握流域內中、小尺度降雨的時空變化特性，透過類神經網路(ANN)的建立降雨-水位預報模式，並將此預報水位納入水理數值模式的演算過程中，並在保持質量守恆的情況下適時的調整系統輸出結果，使計算水位與觀測水位的殘差為最小。亦希冀藉由雷達觀測降雨的技術，能掌握流域內降雨的時間與空間變化，以提昇降雨-水位預報模式及河川洪水演算模式對於颱風的模擬準確度，提供颱風期間準確詳細的洪水資訊，以做為發布洪水警報、淹水疏散及防救災應變措施之參考。

二、模式理論

本研究利用 QPESUMS 雷達降雨、地面觀測降雨及河川洪水水位等資料，透過類神經網路預報水位站之洪水水位，最後結合河川暴洪演算模式，以求得全河系所有斷面準確之預報水位及河道水位縱剖面線，研究方法流程如圖 1 所示。有關 QPESUMS 系統、類神經網路及河川洪水演算模式，說明如下：

2.1 雷達降雨估計方法

中央氣象局已於 2001 年完成全台雷達網的建立。目前，設立在五分山的雷達所使用的雷達為美國 Weather Surveillance Radars-1988 Doppler (WSR-88D)都卜勒雷達。該雷達系統是美國 NWS (National Weather Service)所研發的一種高敏感度且功能強大的雷達系統，主要能提供局部地區之降雨強度、移動性與劇烈降雨系統，以及雪、冰雹等多種天氣現象之觀測資料，且還能提供局部地區之環境風場資訊，此將有助於天氣預報人

員研判移動性系統或劇烈風暴的移速與風災損害程度。QPESUMS 系統內之 grid 資料資料，主要存放經由 QPESUMS 整合處理過的網格資料，該資料的解析度約為 1.25×1.25 公里 ($0.0125^\circ \times 0.0125^\circ$)，資料的起始點為 27° N ， 118° E ，資料

範圍在 $20^\circ\text{-}27^\circ\text{ N}$ ， $118^\circ\text{-}123.5^\circ\text{ E}$ ，其中南北向與東西向網格點分為 561 與 441 個格點資料。雷達估計降雨資料由 Hybrid scan 資料經過 QPESUMS 系統設定的 Z-R 關係式所推估的降雨量，傳統雨量與 QPESUMS 系統雨量估計方式之比較如圖 2 所示。(林李耀、周仲島等人，2009)

QPESUMS 雷達網格在空間中擁有高解析度的特性，但是當應用於河川集水區流域時，不僅不易判斷每個雷達網格的集流時間，且愈下游的集水區所涵蓋的雷達網格數目愈是龐大，因此如果一次把所有的雷達網格資料直接輸入類神經網路，將會增加網路訓練的困難性及演算時間。有鑑於此，本研究為了能有效的使用空間上的雷達網格，採用徐昇多邊形法分別建構出集水區中每個地面雨量站的控制面積，以對應至空間中的 QPESUMS 雷達網格(如圖 3)，本研究利用面積權重法計算出每個徐昇控制網內的平均雷達估計數值，以利於類神經網路之輸入。(許銘熙、黃鵬豪等人，2010)

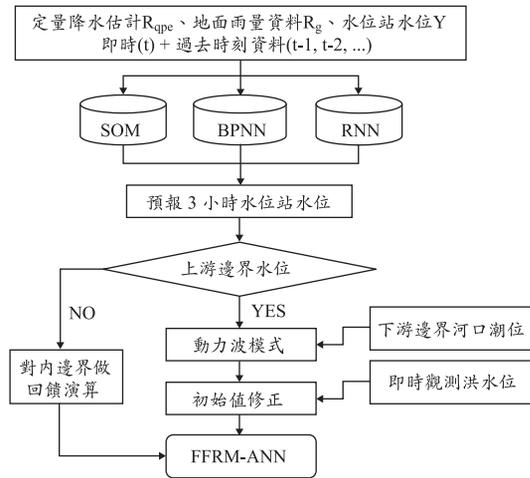


圖 1 研究架構流程圖

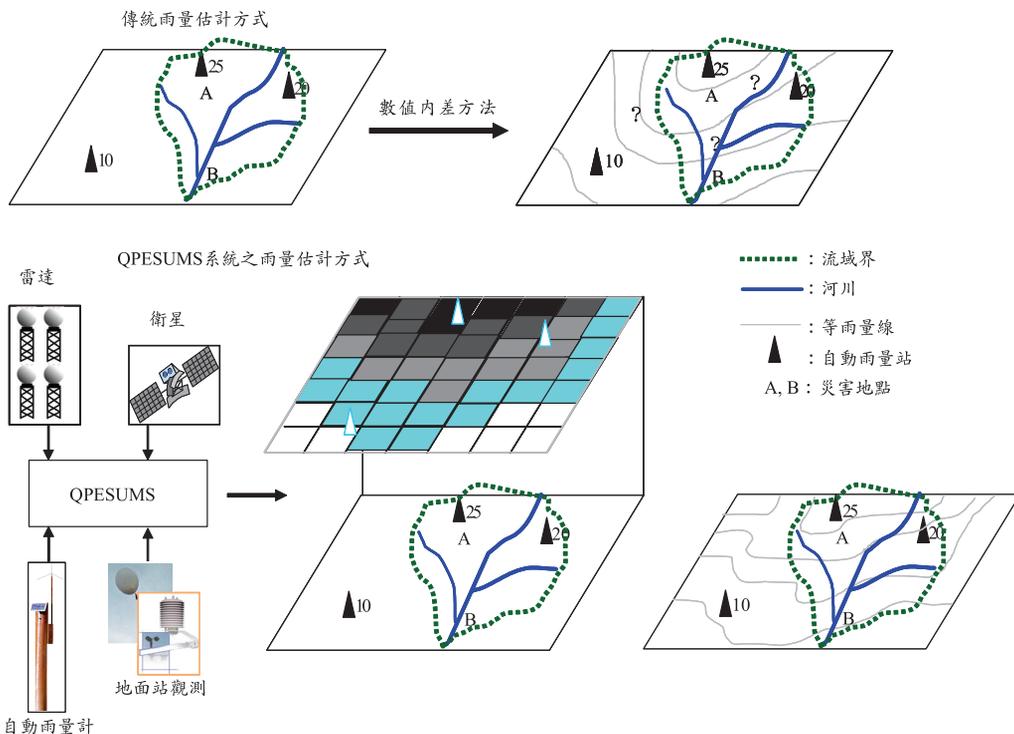


圖 2 傳統雨量與 QPESUMS 系統雨量估計方式之比較

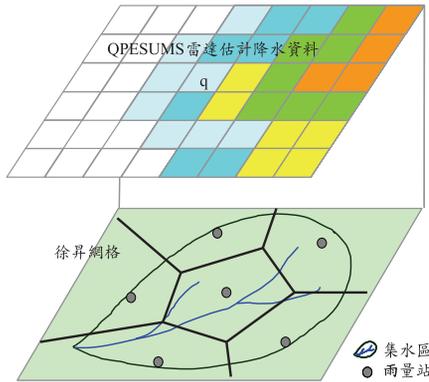


圖 3 雷達降雨對應於集水區之空間示意圖

2.2 利用類神經網路建立降雨-水位預報模式

本研究利用類神經網路，以建立雷達雨量、地面雨量站及水位站水位的關係，預報河系內之水位站未來 1-3 小時水位，目標函數如(1)式。(林洙宏，2010)

$$Y = ANN(X) \quad \dots\dots\dots(1)$$

式中， $Y=(Y^{t+1}, Y^{t+2}, Y^{t+3})^T$ ； $X_j^{t-k} \in \{R_{qpe}, R_g, Y \mid j = 1, 2, \dots, s; k = 0, \dots, (r-1)\}$ ； Y 為流域內水位站水位； X 為 ANN 的輸入項，其中包含雷達估計降雨(R_{qpe})；地面測站雨量(R_g)及水位站水位(Y)； j 代表該水位站上游所有的 R_{qpe} 、 R_g 、 Y ； r 為時間維度，以淡水河為例，在模式輸入的時間維度上以 $r = 4$ 為有效，端看水位站之間的集流時間而定。

2.2.1 動態回饋式神經網路

動態回饋式類神經網路(Recurrent neural network, RNN)乃是藉由在多層感知器上加入遞迴項而成，其架構可分為：(1)從輸出層或隱藏層回饋到輸入層；(2)層內各處理單元間有連結者；(3)神經元不分層排列，只有一層，各神經元均可相互連結者。一個神經單元若具有回饋鍵結，亦可稱為動態神經元(dynamic neurons)，因此，具有回饋式架構的類神經網路也稱為動態類神經網路，有別於傳統的靜態或前向式網路，動態類神經網路對於神經元間的連結限制較小，允許神經元之間的相互回饋，如此不但更接近生物神經網路，也更加強網路的運算能力。回饋式神經網

路的特點在於學習速度快、網路具穩定性與可塑性、執行時間短、網路收斂快等；缺點在於理論較為複雜，然而對於複雜且具有回饋特性的水文系統之模擬，選擇同樣具有動態架構的回饋式神經網路應該會有比靜態類神經網路更好的模擬成果。本研究所使用之回饋式神經網路其網路架構之遞迴項為從隱藏層回饋至輸入層，而對於回饋式神經網路的訓練方法乃採用即時回饋學習(real-time recurrent learning, RTRL)演算法。

回饋項是由隱藏層神經元的輸出向量回饋到輸入層的輸入向量，稱為關連性單元(context units)。關連性單元權重是固定的，而網路透過監督式學習與誤差倒傳遞演算法來修正其他權重。關連性單元的功能是藉由儲存在前一時刻由隱藏層神經元輸出的資訊；因而資訊可不斷地回饋到網路中，使得網路能夠儲存數時刻的相關資訊，提供網路擁有動態記憶的特性。網路可處理相同的輸入型態(input pattern)卻具有不同輸出型態(output pattern)的不一致現象。在靜態的倒傳遞類神經網路是並無法處理這種不一致的情況，主要是由於靜態類神經網路是根據輸入向量(input vector)與輸出結果之範例中建立其單一的非線性映射關係。

2.2.2 自組織特徵映射神經網路

自組織特徵映射網路(Self-organizing maps, SOM)是一種以競爭為學習基礎，具有群聚的特性，其應用領域相當廣泛。競爭式學習是依據目前的輸入向量在神經元間彼此相互競爭，優勝的神經元可獲得調整作為一個標準，兩者之歐式距離(Euclidean distance)最小者為最佳。連結權向量有機會並依據輸入向量藉由映射投影方式，將輸入向量的本身特徵以有意義的對映到二維的拓樸(topological structure)映射圖展現在輸出空間中。由於自組織特徵映射網路很適合處理高維度資料，利用空間的觀念，將高維度的資料投影在二維拓樸映射圖上，使得更容易觀察其聚類的狀況。但是由於自組織映射網路是屬於非監督式網路，而使得輸入向量的差異會造成映射時的誤差。因此，Kohonen (1986)以向量量化為基礎發展了學習向量量化(learning vector quantization,

LVQ)，是一監督式學習網路主要是用來做學習分類的類神經網路。透過自組織映射與學習向量量化的結合，使得模式能夠有效的分類、判識與預測。

2.2.3 倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路(Back-propagation neural network, BPNN)乃為類神經網路中最具代表性之網路，因其理論簡單易明瞭，為目前應用最廣泛、最普遍的網路，並有許多實際應用成功的案例。其架構為多層感知器(multi-layer perceptron, MLP)的一種，一般皆以誤差倒傳遞演算法為學習演算法，常用以處理輸入一輸出間之非線性映射關係，而網路學習演算方式則屬於監督式學習(supervised learning)，監督式學習乃網路使用輸出值與目標值間的誤差作為模式修正之用，其學習過程是由正向傳遞與負向傳遞所組成，在正向傳遞過程中，輸入訊息從輸入層經由隱藏層加權運算、透過轉換函數處理後，再傳向輸出層，每一層神經元的狀態只影響下一層神經元的狀態。若在輸出層不能得到期望的輸出，則轉入反向傳遞，將誤差訊號沿原來的連接通路返回，透過修改各層神經元的權重與參數值，期能使誤差函數值達到容忍誤差之內而停止。

2.3 整合類神經網路之暴洪演算模式(FFRM-ANN)

本研究以暴洪演算模式(Flash Flood Routing Model, FFRM)為基礎，作為發展河川洪水位即時預報模式之主體，亦即在考慮研究區域內各水文控制點之即時觀測水位後，利用最小二乘法(Least squares algorithm)，立即對河川洪水模式之預報初始值修正及參數修正(Hsu and Fu, 2003、2006)。再利用類神經網路，預報河系內之特定水位站 1-3 小時水位，將其作為未來 3 小時水位修正的依據，並期望經由即時校正後，數值演算所得之水位能更接近觀測水位，稱之為整合類神經網路之河川暴洪演算模式(FFRM with interior boundaries from stage predictions of ANN, FFRM-ANN; Hsu *et al.*, 2010)。

暴洪演算模式(FFRM)，其控制方程式乃依據迪聖凡納氏(de Saint Venant)所導出之一維緩變

量流動力波理論所建構而成。若將壓力、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，則稱為動力波。其水流連續及運動方程式依次為：

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} - q_1 + q_2 = 0 \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) - gA \left(S_0 - \frac{\partial Y}{\partial x} - S_f \right) - q_1 V_1 + q_2 \left(\frac{Q}{A} \right) = 0 \quad \dots\dots\dots (3)$$

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_0 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。在數值演算的過程中，可以藉由曼寧公式將摩擦坡度表示為：

$$S_f = \frac{n^2 Q |Q|}{R^{4/3} A^2} \quad \dots\dots\dots (4)$$

式中， R 為水力半徑； n 為曼寧係數，代表河川之糙度值。曼寧 n 值通常經由颱風豪雨事件的檢定與驗證後決定，在一般數值模式演算的過程中通常假設曼寧 n 值不會隨著時間而變化。

第(2)與第(3)式分別表示水流之連續及運動方程式，若忽略河川斷面之底床沖淤，則通水面積 A 與水深 Y 之間具有一定函數關係，故第(2)與第(3)式包括水深 Y 及流量 Q 兩組未知的流況應變數。然而第(2)與第(3)式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。本研究採用的數值方法為非線性四點完全隱式法(fully implicit scheme)配合牛頓-拉福生法(Newton-Raphson Method)求解各時段在河川各斷面的水深及流量。(許銘熙，1984)

三、研究區域

3.1 研究區域概述

本研究以台灣北部淡水河流域做為研究區

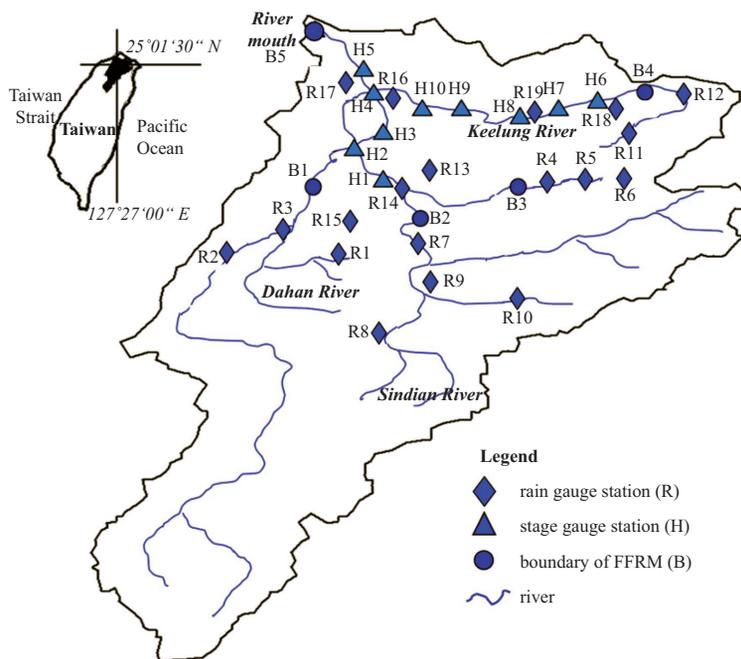


圖 4 淡水河流域各水文測站位置分布圖

域，淡水河為台灣第三大河川，發源於中央山脈北端標高 3,529 公尺之品田山，流域面積約 2,726 平方公里，河流長 158.67 公里，河床比降約 0.15% 至 27%，流域平均年降雨量為 3,001 毫米，年平均逕流量為 210 m³/sec，主要支流為大漢溪、新店溪及基隆河等三大支流，流域遍及新竹、桃園及大台北地區。淡水河是台灣北部的供水河流之一，大漢溪上游有石門水庫，新店溪的支流北勢溪有翡翠水庫，基隆河流域則有新山水庫與西勢水庫。

由於流域中下游地區為台北盆地，地勢低窪、受海水感潮影響，排水不易，造成每遇颱風洪水，往往造成中下游地區洪水氾濫成災，生命及財產損失甚鉅。目前台北防洪計畫已完成所有工程措施，以 200 年頻率洪水流量作為規劃設計。因此，除了維持現有防洪設施的維護及運轉外，則必須強化淡水河洪水預報工作，使得災害應變單位能夠事前得到預警，期以降低洪水災害損失。

3.2 水文資料

由於水利署與中央氣象局位於淡水河流域

之雨量站及水位站數量眾多，因此本研究蒐集相關資料，考量各水位站與相關河系位置，以及可提供研究使用之水位資料。針對所需水位站與雨量站於淡水河系內共挑選 14 個水位測站，分別為模式上游邊界之大漢溪新海橋(B₁)、新店溪秀朗橋(B₂)、景美溪寶橋(B₃)、基隆河之介壽橋(B₄)。以及模式內邊界之新店溪中正橋(H₁)、淡水河中游入口堰(H₂)、台北橋(H₃)、淡水河下游獅子頭(H₄)、土地公鼻(H₅)；基隆河中上游五堵橋(H₆)、基隆河中游長安橋(H₇)、社后橋(H₈)、大直橋(H₉)、基隆河下游百齡橋(H₁₀)等。

而雨量站共挑選 19 站，分別為大漢溪之大豹(R₁)、三峽(R₂)及山佳(R₃)；景美溪流域之木柵(R₄)、石碇(R₅)及四十份(R₆)；新店溪屈尺(R₇)、福山(R₈)、大桶山(R₉)、桶後(R₁₀)；基隆河火燒寮(R₁₁)、瑞芳(R₁₂)；淡水河中游之永和(R₁₃)、中正橋(R₁₄)及公館(R₁₅)、社子島雨量站(R₁₆)及關渡雨量站(R₁₇)；以及社后橋(R₁₈)及五堵(R₁₉)；各測站分布如圖 4 所示。

進行河川洪水演算之前，必須先建立模式之邊界條件，淡水河流域上游邊界分別為大漢溪新

海橋(B₁)、新店溪秀朗橋(B₂)、景美溪寶橋(B₃)、基隆河之介壽橋(B₄)等 4 個水位站，本研究以類神經網路建立的洪水位預報模式預報上游邊界之未來 1-3 小時洪水位；而淡水河流域之下游邊界，本研究採用颱風豪雨期間河口觀測潮位資料做為數值模擬之下游邊界。

3.3 地文資料

洪水演算模式中，資料完整及正確性對於演算流況有很大的影響，其中河道斷面形狀為重要的因素之一，為求符合實際現況並提高模擬精度，本模式蒐集經濟部水利署第十河川局及台北市政府於 2004 年的淡水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豪雨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。

在河川斷面的堤防高程方面，本研究則依據經濟部水利署經由現地量測所得資料輸入數值模式內，並假設在數值模式的演算過程中無潰堤之情況發生。在進行河川洪水演算時，必須先將各斷面之曼寧係數輸入模式中以進行數值模擬。本研究採用 2004 年的艾利(Aere)、海馬(Haima)及納坦(Nockten)、2005 年的泰利(Tailim)、海棠(Haitang)、卡努(Khanun)、龍王(Longwang)及 2007 年的韋帕(Wipha)、柯羅莎(Krosa)等 9 場颱風事件，進行曼寧係數檢定，首先採用該場颱風之觀測水位及發生前一年之量測斷面做為水文及地文資料輸入模式進行演算，並以中正橋、入口堰、台北橋、獅子頭、土地公鼻等之觀測水位做為模擬結果的檢定標準。此外，本研究在有橋樑的斷面處將曼寧 n 值適當提高，以反應水流受橋墩阻礙之影響。

四、研究結果

本研究透過類神經網路建立降雨-水位預報模式，並將模式結合 QPESUMS 雷達降水估計，探討模式在預報 1-3 小時水位之精度差異，最後再進一步將水位預報值回饋至河川洪水演算模式中，將模式從即時修正提升至未來 1-3 小時之水位修正，藉此不僅提高洪水預報的可信度外，亦能提供全

河系各斷面準確之預報水位。為驗證模式的效能，本研究選擇 2008 年的鳳凰颱風(Fung-Wong)、辛樂克颱風(Sinlaku)與蕃蜜颱風(Jangm)等三場颱風豪雨事件進行模式測試與比較。

本研究為評估模式所推估之預報精度，採用均方根誤差(Root mean squared error, RMSE)及判定係數(Coefficient of determination, R^2)做為評比指標，說明如下：

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_{obs}^t - y_{sim}^t)^2 \right]^{1/2} \dots\dots\dots (5)$$

$$R^2 = \left\{ \frac{\sum_{j=1}^n (y_{obs}^t - \bar{y}_{obs})(y_{sim}^t - \bar{y}_{sim})}{\left[\sum_{j=1}^n (y_{obs}^t - \bar{y}_{obs})^2 (y_{sim}^t - \bar{y}_{sim})^2 \right]^{1/2}} \right\}^2 \dots\dots (6)$$

式中 y_{sim} 為模擬值， y_{obs} 為觀測值， \bar{y}_{sim} 與 \bar{y}_{obs} 分別為模擬及觀測之水平均值， n 為觀測資料筆數。一般而言，均方根誤差之大小可以了解模擬值與觀測值之離散程度，而判定係數在於衡量模擬值與觀測值的線性趨勢及相關程度。

4.1 降雨-水位預報模式驗證

網路訓練階段採用 7 場颱風豪雨事件，驗證階段為 1 場颱風豪雨事件，測試階段為三場颱風豪雨事件，總計有 11 場颱風豪雨事件，如表 1 所示。於 2005 到 2008 年間選出 11 場較具代表性且完整之颱風豪雨事件，做為模式率定，最後的資料總比數為 715 筆，分別為馬莎颱風(Matsa)、泰利颱風(Tailim)、卡努颱風(Khanun)、海棠颱風(Haitang)、聖帕颱風(Sepat)、韋帕颱風(Wipha)及柯羅莎颱風(Krosa)、卡玫基颱風(Kalmaegi)、鳳凰颱風(Fung-Wong)、辛樂克颱風(Sinlaku)與蕃蜜颱風(Jangm)。

本模式之輸入資料為包含該水位站上游所有的即時(t)及過去時刻(t-1, t-2, ...)的氣象及水文條件，其中包含雷達降雨(R_{gpe})、雨量站觀測雨量(R_g)及水位(Y)資料，輸出項為預報 1-3 小時的水位站水位資料($Y^{t+1}, Y^{t+2}, Y^{t+3}$)，如表 2 所示。

表 1 降雨-水位預報模式使用資料說明

訓練 案例	事件名稱	起始時間	結束時間	延時	強度
	艾利颱風(Aere)	2004/08/23 03:00	2004/08/25 21:00	67	中度
	海馬颱風(Haima)	2004/09/11 03:00	2004/09/12 20:00	42	輕度
	納坦颱風(Nockten)	2004/10/24 03:00	2004/10/25 21:00	43	中度
	海棠颱風(Haitang)	2005/07/17 03:00	2005/07/18 21:00	43	強烈
	泰利颱風(Tailim)	2005/08/31 03:00	2005/09/01 21:00	43	強烈
	卡努颱風(Khanun)	2005/09/10 03:00	2005/09/11 21:00	43	中度
	龍王颱風(Longwang)	2005/10/01 03:00	2005/10/02 21:00	43	強烈
	韋帕颱風(Wipha)	2007/09/17 02:00	2007/09/19 20:00	67	中度
	柯羅莎颱風(Krosa)	2007/10/05 02:00	2007/10/08 20:00	91	強烈
小計 9場颱風事件				482 小時	
驗證 案例	事件名稱	起始時間	結束時間	延時	強度
	卡孜基颱風(Kalmaegi)	2008/07/17 03:00	2008/07/19 21:00	67	中度
測試 案例	事件名稱	起始時間	結束時間	延時	強度
	鳳凰颱風(Fung-Wong)	2008/07/27 02:00	2008/07/29 21:00	67	中度
	辛樂克颱風(Sinlaku)	2008/09/12 02:00	2008/09/15 08:00	79	強烈
	薔蜜颱風(Jangm)	2008/09/26 22:00	2008/10/01 07:00	106	強烈
小計 三場颱風豪雨事件				252 小時	

表 2 降雨-水位預報模式輸入與輸出項

流域	輸出項	輸入項		
	水位站水位	地面雨量資料	定量降水估計	水位資料
淡水河流域上游	新海橋 (t+1)(t+2)(t+3)	大豹(t-2)(t-1)(t) 三峽(t-1)(t) 山佳(t)	大豹(t-2)(t-1)(t) 三峽(t-1)(t) 山佳(t)	石門水庫流量(t-2)(t-1)(t) 新海橋(t-1)(t)
	秀朗橋 (t+1)(t+2)(t+3)	福山(t-2)(t-1)(t) 大桶山(t-2)(t-1)(t) 桶後(t-2)(t-1)(t) 屈尺(t-1)(t)	福山(t-2)(t-1)(t) 大桶山(t-2)(t-1)(t) 桶後(t-2)(t-1)(t) 屈尺(t-1)(t)	翡翠水庫流量(t-2)(t-1)(t) 秀朗橋(t-1)(t)
	寶橋 (t+1)(t+2)(t+3)	四十份(t-2)(t-1)(t) 石碇(t-1)(t) 木柵(t)	四十份(t-2)(t-1)(t) 石碇(t-1)(t) 木柵(t)	寶橋(t-1)(t)
	介壽橋 (t+1)(t+2)(t+3)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-2)(t-1)(t)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-2)(t-1)(t)	介壽橋(t-1)(t)
淡水河流域中游	中正橋 (t+1)(t+2)(t+3)	公館(t) 中正橋(t)	公館(t) 中正橋(t)	寶橋(t-1)(t) 秀朗橋(t) 中正橋(t-1)(t)
	入口堰 (t+1)(t+2)(t+3)	中正橋(t-1)(t)	中正橋(t-1)(t)	中正橋(t-1)(t) 新海橋(t-1)(t) 入口堰(t-1)(t)
	台北橋 (t+1)(t+2)(t+3)	中正橋(t-1)(t) 永和(t-1)(t)	中正橋(t-1)(t) 永和(t-1)(t)	新海橋(t-1)(t) 中正橋(t-1)(t) 台北橋(t-1)(t) 入口堰(t)
	五堵橋 (t+1)(t+2)(t+3)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-1)(t) 五堵(t)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-1)(t) 五堵(t)	介壽橋(t-1)(t) 五堵橋(t-1)(t)

表 2 降雨-水位預報模式輸入與輸出項(續)

流域	輸出項	輸入項		
	水位站水位	地面雨量資料	定量降水估計	水位資料
淡水河流域中游	長安橋 (t+1)(t+2)(t+3)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-1)(t) 五堵(t)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-1)(t) 五堵(t)	介壽橋(t-1)(t) 五堵橋(t) 長安橋(t-1)(t)
	社后橋 (t+1)(t+2)(t+3)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 五堵(t) 瑞芳(t-1)(t) 社后(t)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 五堵(t) 瑞芳(t-1)(t) 社后(t)	介壽橋(t-1)(t) 五堵橋(t) 長安橋(t) 社后橋(t-1)(t)
	大直橋 (t+1)(t+2)(t+3)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-2)(t-1)(t) 五堵 R(t-1)(t) 社后 R(t)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-2)(t-1)(t) 五堵(t-1)(t) 社后(t)	介壽橋(t-2)(t-1)(t) 五堵橋(t-1)(t) 長安橋(t) 社后橋(t) 大直橋(t-1)(t)
淡水河流域下游	百齡橋 (t+1)(t+2)(t+3)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-2)(t-1)(t) 五堵(t-1)(t) 社后(t-1)(t)	火燒寮(t-2)(t-1)(t) 瑞芳(t-2)(t-1)(t) 五堵(t-1)(t) 社后(t-1)(t)	介壽橋(t-2)(t-1)(t) 五堵橋(t-1)(t) 長安橋(t-1)(t) 社后橋(t-1)(t) 大直橋(t-1)(t) 百齡橋(t-1)(t)
	獅子頭 (t+1)(t+2)(t+3)	中正橋(t-2)(t-1)(t) 永和(t-2)(t-1)(t)	中正橋(t-2)(t-1)(t) 永和(t-2)(t-1)(t)	新海橋(t-2)(t-1)(t) 中正橋(t-2)(t-1)(t) 入口堰(t-1)(t) 台北橋(t-1)(t) 獅子頭(t-1)(t)
	土地公鼻 (t+1)(t+2)(t+3)	中正橋(t-2)(t-1)(t) 永和(t-2)(t-1)(t) 關渡(t) 社子島(t)	中正橋(t-2)(t-1)(t) 永和(t-2)(t-1)(t) 關渡(t) 社子島(t)	中正橋(t-2)(t-1)(t) 新海橋(t-2)(t-1)(t) 入口堰(t-1)(t) 台北橋(t-1)(t) 獅子頭(t-1)(t) 土地公鼻(t-1)(t)

4.1.1 上游水位站之水位預報

淡水河上游邊界 4 個水位站的測試案例，鳳凰、辛樂克與蕃蜜颱風之模擬結果如表 3 所示，BPNN 模式預報 1-3 小時之三場颱風平均 RMSE 依序為 0.160 m、0.203 m、0.293 m，顯示該模式具有良好的預報效果，且預報第 3 小時之平均 RMSE 低於 0.300 m，其中介壽橋水位站有最佳的模擬表現，預報第 3 小時之 RMSE 僅為 0.191 m。SOM 模式預報 1-3 小時之平均 RMSE 依序為 0.853 m、0.912 m、1.027 m。RNN 模式預報 1-3 小時之平均 RMSE 依序為 0.930 m、0.834 m、0.836 m，SOM 與 RNN 模式預報之平均 RMSE 都呈現偏高的狀況，其中 SOM 模式最

佳的表現落在介壽橋水位站，該站預報 1-3 小時之 RMSE 分別為 0.341 m、0.393 m、0.420 m，而 RNN 模式最佳的表現落在寶橋水位站，該站預報第 3 小時之 RMSE 為 0.592 m。判定係數方面 BPNN 模式預報 1-3 小時之三場颱風平均依序為 0.987、0.985、0.973；SOM 模式預報 1-3 小時之平均依序為 0.829、0.795、0.749；RNN 模式預報 1-3 小時之平均依序為 0.968、0.953、0.936。

4.1.2 中游水位站之水位預報

淡水河中游 7 個水位站的測試案例模擬結果如表 4 所示，BPNN 模式預報 1-3 小時之三場颱風平均 RMSE 依序為 0.126 m、0.184 m、0.258 m，模式具有良好的預報效果且預報第 3 小時之平均

表 3 淡水河上游水位站模擬 1-3 小時結果

水位站	模式	均方根誤差 RMSE (m)			判定係數(R ²)		
		1-hr forecast	2-hr forecast	3-hr forecast	1-hr forecast	2-hr forecast	3-hr forecast
新海橋	BPNN	0.197	0.169	0.320	0.976	0.984	0.967
	SOM	1.263	0.137	1.484	0.663	0.582	0.510
	RNN	1.106	1.265	1.218	0.969	0.911	0.904
秀朗橋	BPNN	0.163	0.217	0.285	0.995	0.995	0.989
	SOM	1.243	1.206	1.430	0.797	0.802	0.738
	RNN	1.261	0.726	0.804	0.931	0.956	0.927
寶橋	BPNN	0.141	0.263	0.376	0.996	0.986	0.971
	SOM	0.564	0.672	0.775	0.932	0.902	0.868
	RNN	0.480	0.512	0.592	0.994	0.982	0.961
介壽橋	BPNN	0.137	0.164	0.191	0.982	0.973	0.963
	SOM	0.341	0.393	0.420	0.922	0.892	0.879
	RNN	0.874	0.834	0.729	0.977	0.961	0.951
平均值	BPNN	0.160	0.203	0.293	0.987	0.985	0.973
	SOM	0.853	0.912	1.027	0.829	0.795	0.749
	RNN	0.930	0.834	0.836	0.968	0.953	0.936

表 4 淡水河中游水位站模擬 1-3 小時結果

水位站	模式	均方根誤差 RMSE (m)			判定係數(R ²)		
		1-hr forecast	2-hr forecast	3-hr forecast	1-hr forecast	2-hr forecast	3-hr forecast
中正橋	BPNN	0.133	0.212	0.298	0.998	0.994	0.989
	SOM	0.550	0.608	0.648	0.976	0.970	0.966
	RNN	0.801	0.834	0.862	0.997	0.992	0.986
入口堰	BPNN	0.105	0.194	0.253	0.997	0.989	0.981
	SOM	0.352	0.410	0.458	0.965	0.953	0.941
	RNN	0.643	0.681	0.750	0.993	0.982	0.966
台北橋	BPNN	0.127	0.228	0.334	0.995	0.987	0.979
	SOM	0.340	0.424	0.502	0.966	0.949	0.930
	RNN	0.438	0.449	0.482	0.995	0.984	0.968
五堵橋	BPNN	0.156	0.239	0.325	0.997	0.993	0.987
	SOM	0.786	0.863	0.879	0.919	0.906	0.906
	RNN	0.315	0.536	0.701	0.994	0.993	0.988
長安橋	BPNN	0.098	0.119	0.174	0.997	0.996	0.991
	SOM	0.736	0.774	0.827	0.823	0.816	0.800
	RNN	0.354	0.557	0.701	0.983	0.967	0.957
社后橋	BPNN	0.158	0.159	0.219	0.995	0.995	0.990
	SOM	0.614	0.641	0.678	0.923	0.915	0.903
	RNN	0.452	0.587	0.657	0.992	0.984	0.975
大直橋	BPNN	0.105	0.137	0.203	0.990	0.983	0.963
	SOM	1.003	0.937	0.855	0.980	0.938	0.896
	RNN	0.542	0.585	0.642	0.707	0.627	0.506
平均值	BPNN	0.126	0.184	0.258	0.996	0.991	0.983
	SOM	0.626	0.665	0.692	0.936	0.921	0.906
	RNN	0.506	0.604	0.685	0.952	0.933	0.907

RMSE 皆低於 0.260 m，其中長安橋水位站有最佳的模擬表現，預報 1-3 小時之 RMSE 依序為 0.098 m、0.119 m、0.174 m。SOM 模式預報 1-3

小時之平均 RMSE 依序為 0.626 m、0.665 m、0.692 m。RNN 模式預報 1-3 小時之平均 RMSE 依序為 0.506 m、0.604 m、0.685 m。相同地，SOM

表 5 淡水河下游水位站模擬 1-3 小時結果

水位站	模式	均方根誤差 RMSE (m)			判定係數(R ²)		
		1-hr forecast	2-hr forecast	3-hr forecast	1-hr forecast	2-hr forecast	3-hr forecast
百齡橋	BPNN	0.197	0.169	0.242	0.976	0.984	0.967
	SOM	0.540	0.694	0.871	0.831	0.703	0.590
	RNN	0.482	0.688	0.936	0.964	0.916	0.880
獅子頭	BPNN	0.150	0.245	0.320	0.961	0.892	0.848
	SOM	0.204	0.286	0.333	0.914	0.827	0.766
	RNN	0.272	0.371	0.431	0.976	0.921	0.888
土地公鼻	BPNN	0.066	0.081	0.118	0.996	0.994	0.988
	SOM	0.555	0.631	0.695	0.806	0.579	0.422
	RNN	0.130	0.266	0.367	0.986	0.952	0.916
平均值	BPNN	0.138	0.165	0.227	0.978	0.957	0.934
	SOM	0.433	0.537	0.633	0.850	0.703	0.593
	RNN	0.295	0.442	0.578	0.975	0.930	0.895

與 RNN 模式預報之平均 RMSE 都呈現略為偏高的狀況，但是跟上游水位站相較之下，預報誤差已明顯地下降許多，其中 SOM 模式最佳的表現落在入口堰水位站，該站預報 1-3 小時之 RMSE 分別為 0.352 m、0.410 m、0.458 m，而 RNN 模式最佳的表現落在台北橋水位站，該站預報誤差隨時間增加而上升，而預報 1-3 小時之 RMSE 皆低於 0.490 m。判定係數方面 BPNN 模式預報 1-3 小時之三場颱風平均依序為 0.996、0.991、0.983；SOM 模式預報 1-3 小時依序為 0.936、0.921、0.906；RNN 模式預報 1-3 小時依序為 0.952、0.933、0.907。

4.1.3 下游水位站之水位預報

淡水河下游 3 個水位站的測試案例模擬結果如表 5 所示，BPNN 模式預報 1-3 小時之三場颱風平均 RMSE 依序為 0.138 m、0.165 m、0.227 m，模式模擬表現良好且預報第 3 小時之平均 RMSE 皆低於 0.230 m，其中土地公鼻水位站有最佳的模擬表現，預報 1-3 小時之 RMSE 依序為 0.066 m、0.081 m、0.118 m。SOM 模式預報 1-3 小時之平均 RMSE 依序為 0.433 m、0.537 m、0.633 m。RNN 模式預報 1-3 小時之平均 RMSE 依序為 0.295 m、0.442 m、0.578 m，相同地，SOM 與 RNN 模式預報之平均 RMSE 雖然依舊略為偏高的現象，但是跟上游及中游的水位站相較之下，預報誤差又有明顯地下降，其中 SOM

模式最佳的表現落在獅子頭水位站，該站預報 1-3 小時之 RMSE 分別為 0.272 m、0.371 m、0.431 m，而 RNN 模式最佳的表現落在土地公鼻水位站，該站預報 1-3 小時之 RMSE 分別為 0.130 m、0.266 m、0.367 m。判定係數方面 BPNN 模式預報 1-3 小時平均依序為 0.978、0.957、0.934；SOM 模式預報 1-3 小時平均依序為 0.850、0.703、0.593；RNN 模式預報 1-3 小時平均依序為 0.975、0.930、0.895。

綜合以上所述，淡水河全流域水位站之三場颱風平均 RMSE 於 BPNN 模式預報 1-3 小時之依序為 0.141 m、0.184 m、0.259 m；於 SOM 模式預報 1-3 小時依序為 0.637 m、0.705 m、0.784 m；於 RNN 模式預報 1-3 小時依序為 0.577 m、0.627 m、0.700 m。判定係數方面 BPNN 模式預報 1-3 小時依序為 0.987、0.977、0.963；SOM 模式預報 1-3 小時依序為 0.872、0.806、0.749；RNN 模式預報 1-3 小時依序為 0.965、0.938、0.912。整體而言，三個模式預報之平均 RMSE 大致都隨著時間增加而上升，同理，判定係數則是隨時間增加而遞減。此外，愈下游的水位站其預報之 RMSE 則相對地愈低，主要是因為愈下游的水位站，該模式之輸入項就會愈多，因此類神經網路在訓練的過程中能藉由完善的水文資訊，訓練出較為穩定良好的網路模式。淡水河全流域中 BPNN 模式預報最佳的水位

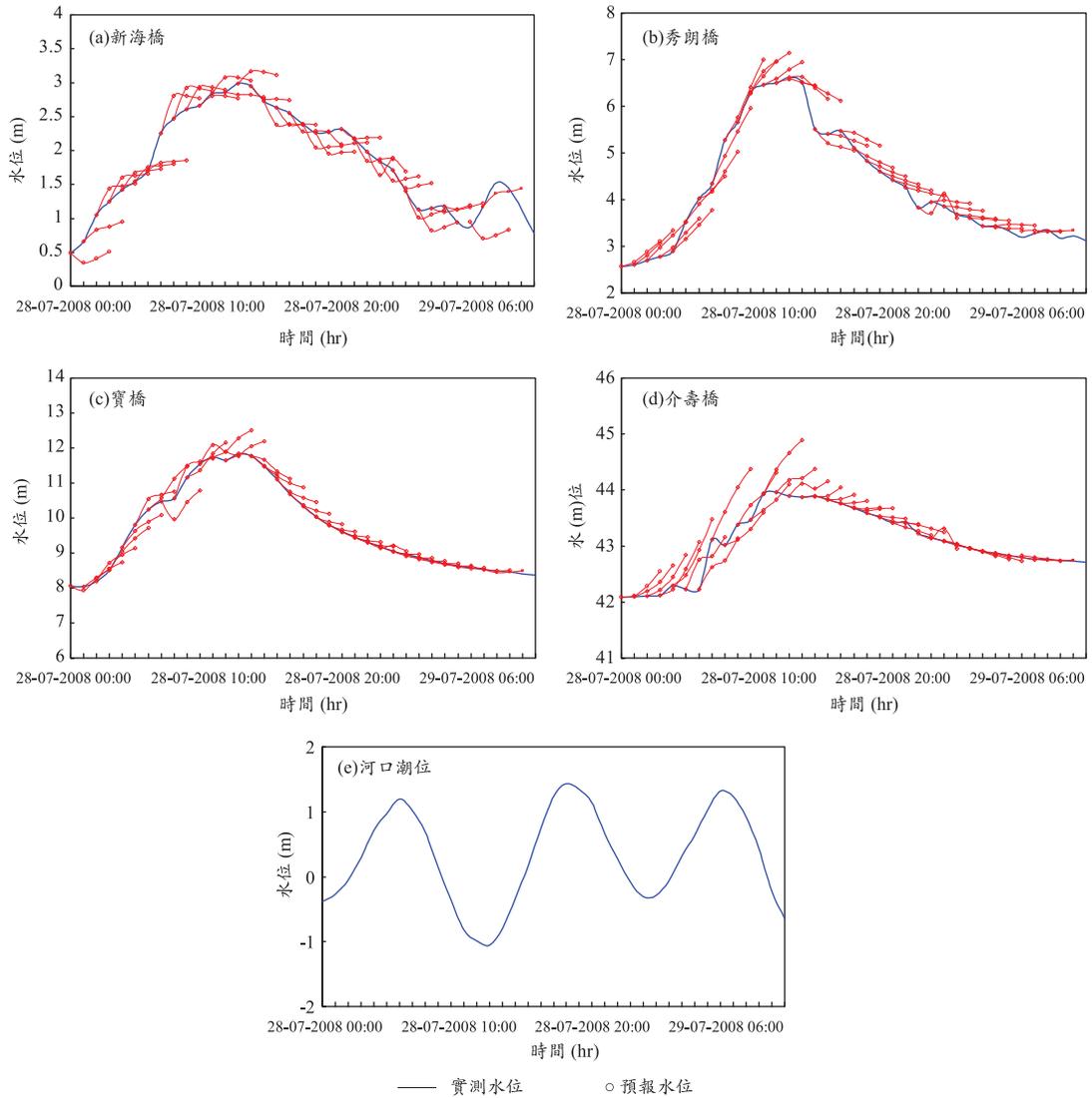


圖 5 FFRM-ANN 模式之上游邊界預報及河口潮位 (鳳凰颱風)

站為土地公鼻，該模式預報第 3 小時之 RMSE 低於 0.120 m；SOM 模式預報最佳的水位站為獅子頭，該模式預報第 3 小時之 RMSE 低於 0.340 m；RNN 模式與 BPNN 模式相同，預報最佳的水位站為土地公鼻，該模式預報第 3 小時之 RMSE 低於 0.370 m，因此 3 個種模式於淡水河全流域預報精度之高低依序為 BPNN > RNN > SOM。

4.2 河川水面比降

由前一節可知，經由倒傳遞類神經網路

(BPNN) 模式所得到的水位預報有較佳之精度。因此，本節將其水位預報結果與 FFRM 模式結合成整合類神經網路洪水演算模式 (FFRM-ANN)，並以 2008 年的鳳凰颱風 (圖 5)、辛樂克颱風 (圖 7) 與薔蜜颱風 (圖 9) 等三場颱風事件，探討 FFRM 模式及 FFRM-ANN 模式預報 1-3 小時水面剖線之成效。

模擬鳳凰颱風期間，淡水河主流與基隆河之洪峰時刻，預報水面剖線如圖 6 所示，在淡水河主流方面，FFRM 模式及 FFRM-ANN 模式於入

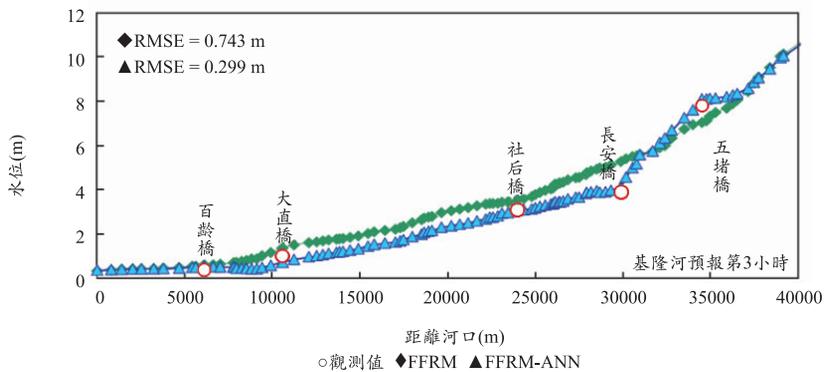
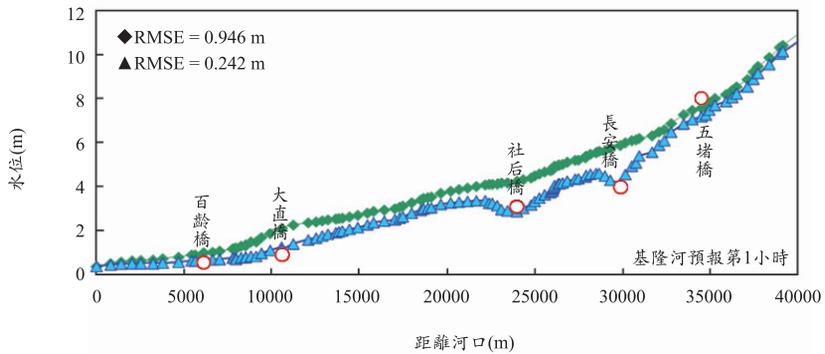
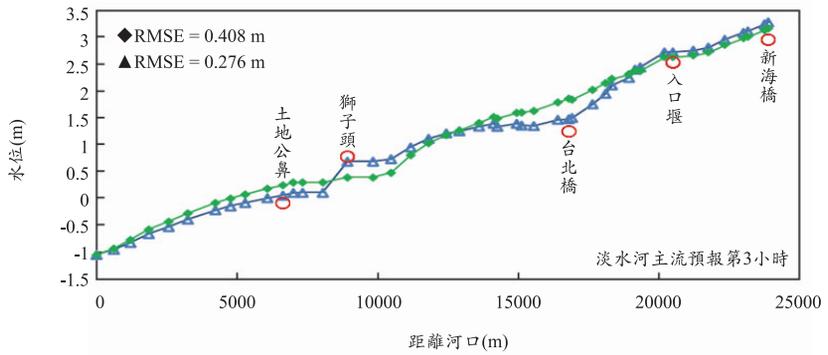
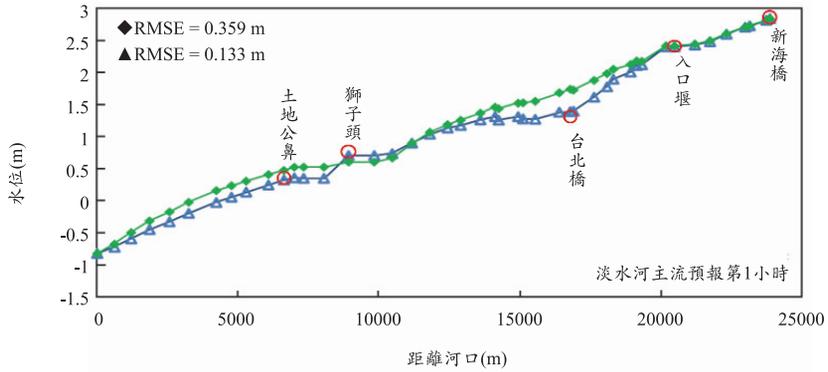


圖 6 淡水河主流與基隆河之洪峰時刻，預報水面剖線(鳳凰颱風)

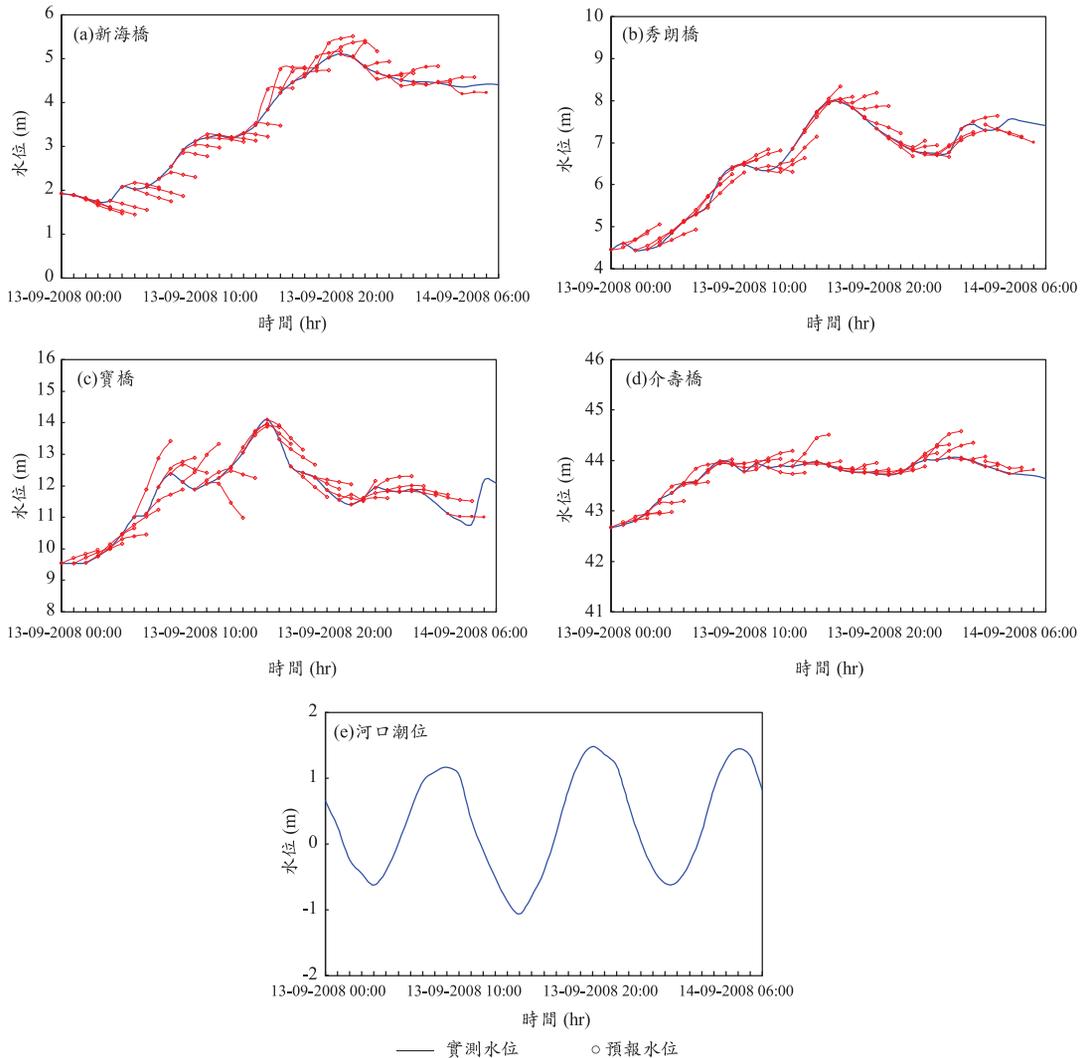


圖 7 FFRM-ANN 模式之上游邊界預報及河口潮位(辛樂克颱風)

口堰水位站之預報水位甚為接近觀測水位，FFRM 模式於台北橋、土地公鼻之預報水位則明顯高估，平均 RMSE 在預報第 1 小時與第 3 小時為 0.359 m、0.408 m；而 FFRM-ANN 模式透過即時與未來水位回饋修正，其預報誤差控制在 0.3 m 以內，平均 RMSE 在預報第 1 小時與第 3 小時為 0.133 m、0.276 m。在基隆河方面，FFRM 模式在長安橋、社后橋及大直橋皆有水位高估的現象，在第 1 小時水位預報於長安橋水位站，預報水位比觀測值高出 1.74 m；平均 RMSE 在預報第 1 小時與第 3 小時為 0.946 m、0.743 m，預報

第 3 小時反而比第 1 小時有更好的模擬效果；而 FFRM-ANN 模式則能避免上述高低估的情況，平均 RMSE 在預報第 1 小時為 0.242 m，預報第 3 小時為 0.299 m。

模擬辛樂克颱風期間，淡水河主流與基隆河之洪峰時刻，預報水面剖線如圖 8 所示，在淡水河主流方面，FFRM 模式於入口堰、獅子頭之預報水位則較為低估，平均 RMSE 在預報第 1 小時與第 3 小時為 0.344 m、0.429 m；而 FFRM-ANN 模式之預報誤差亦控制在 0.3 m 以內，平均 RMSE 在預報第 1 小時與第 3 小時為 0.163 m、0.284 m。

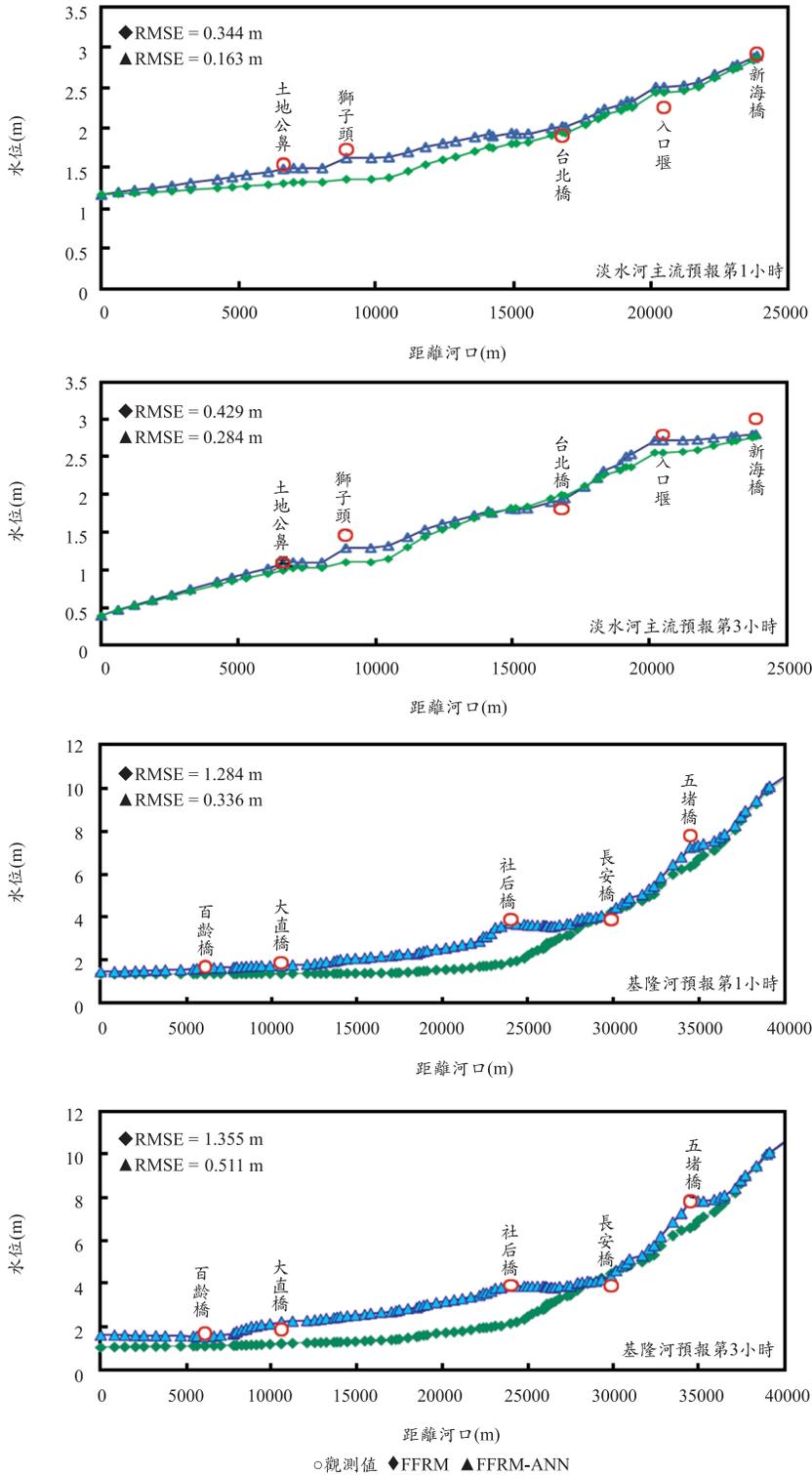


圖 8 淡水河主流與基隆河之洪峰時刻，預報水面剖線(辛樂克颱風)

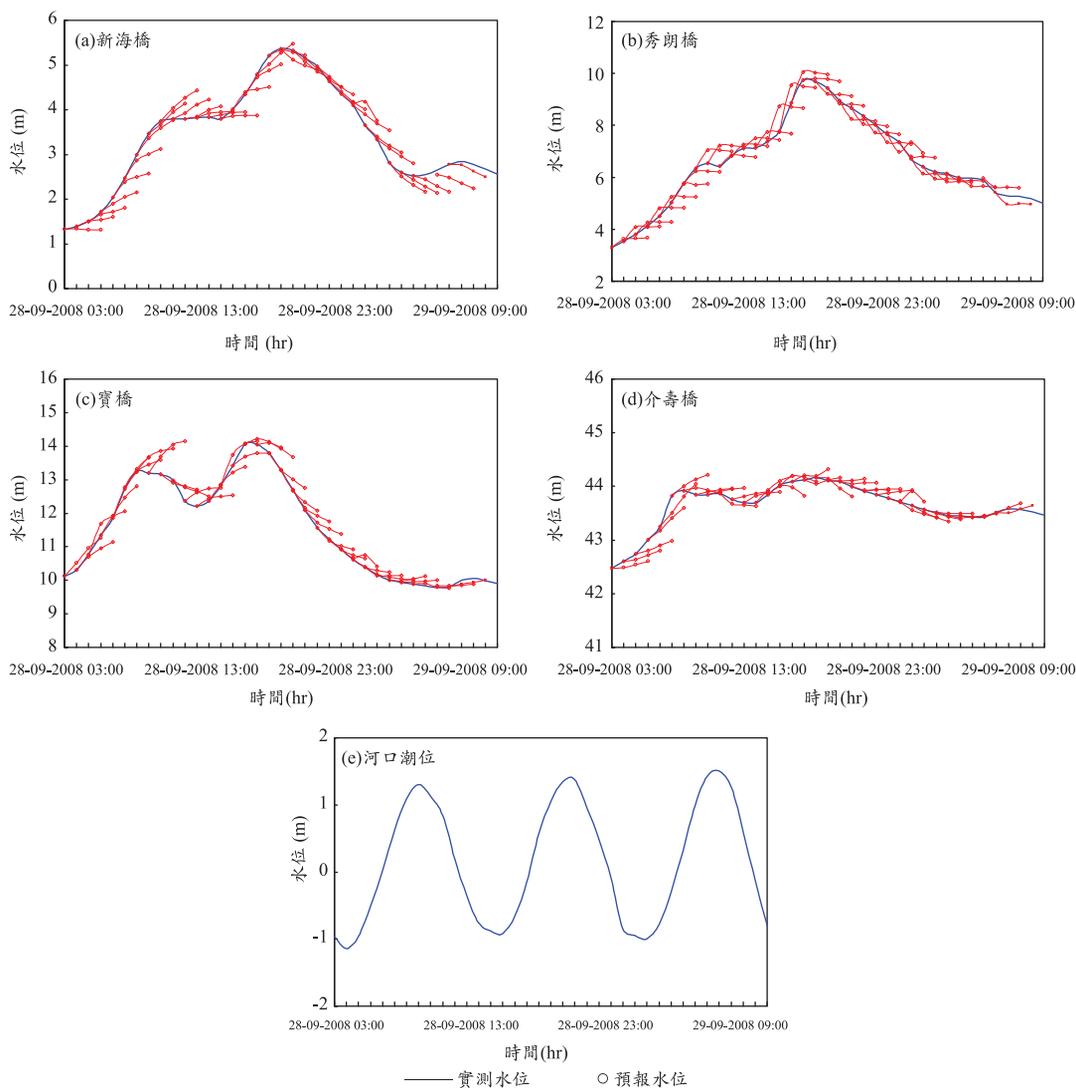


圖 9 FFRM-ANN 模式之上游邊界預報及河口潮位(薈蜜颱風)

在基隆河方面，FFRM 模式在五堵橋、社后橋及大直橋皆有水位低估的現象，在第 1 小時水位預報於社后橋，預報水位與觀測值相差 1.81 m；平均 RMSE 在預報第 1 小時與第 3 小時為 1.284 m、1.355 m；而 FFRM-ANN 具有良好的預報能力，平均 RMSE 在預報第 1 小時為 0.336 m，預報第 3 小時為 0.511 m。

模擬薈蜜颱風期間，淡水河主流與基隆河之洪峰時刻，預報水面剖面如圖 10 所示，在淡水河主流方面，FFRM 模式於台北橋之預報水位則較

為高估，平均 RMSE 在預報第 1 小時為 0.426 m，預報第 3 小時為 0.521 m；而 FFRM-ANN 模式之平均 RMSE 在預報第 1 小時與第 3 小時為 0.144 m、0.315 m。在基隆河方面，FFRM 模式在五堵橋、長安橋、社后橋及大直橋皆有水位嚴重低估的現象，在第 1 小時水位預報於五堵橋，預報水位與觀測值相差高達 3.69 m，長安橋相差 3.43 m，社后橋相差 3.62 m，大直橋相差 1.30 m；FFRM 模式在第 3 小時水位預報於五堵橋，預報水位與觀測值相差高達 2.76 m，長安橋相差 2.53 m，

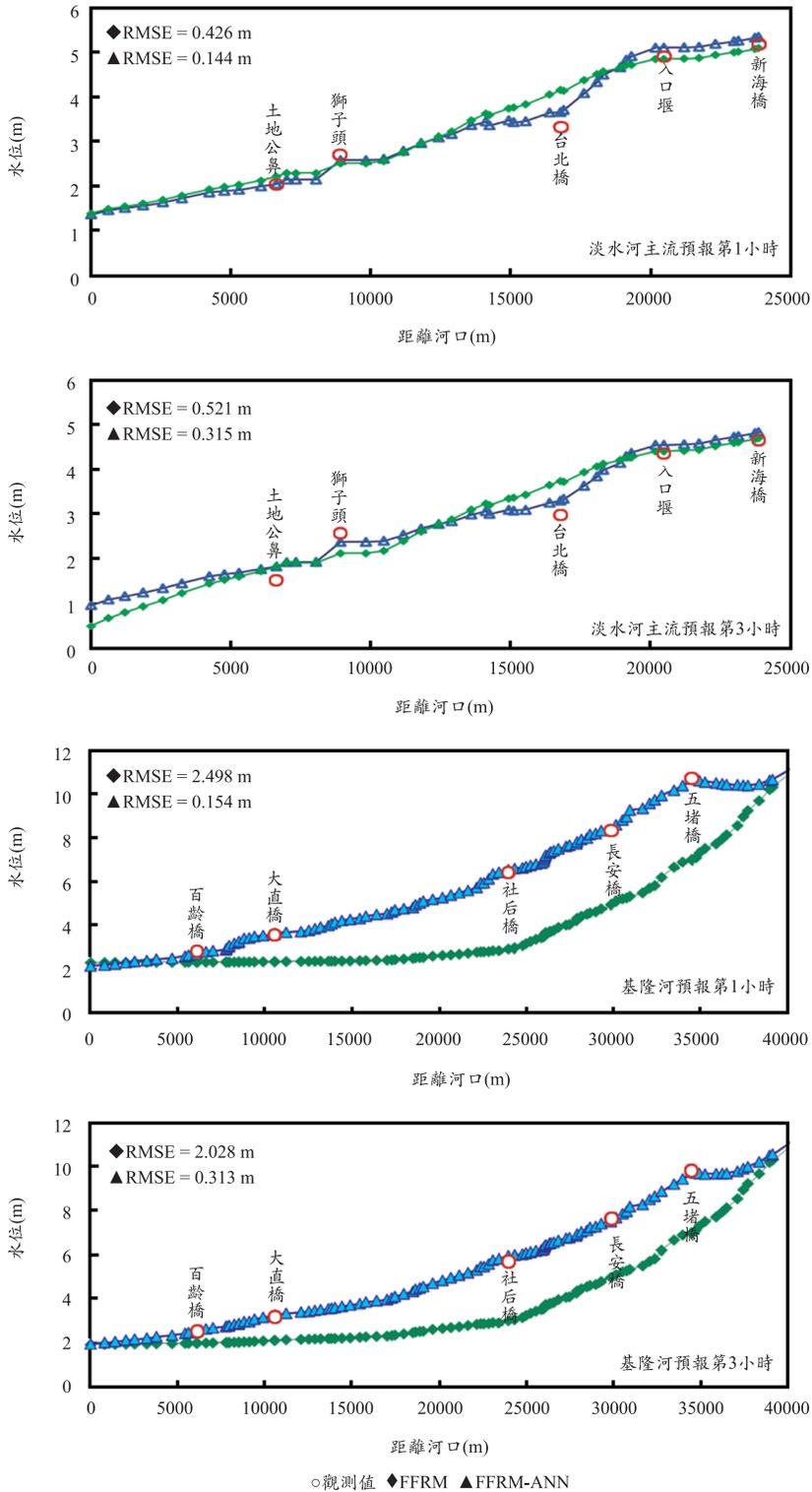


圖 10 淡水河主流與基隆河之洪峰時刻，預報水面剖線(薔蜜颱風)

社后橋相差 2.94 m，大直橋相差 1.14 m；平均 RMSE 在預報第 1 小時為 2.498 m，預報第 3 小時為 2.028 m。而 FFRM-ANN 具有良好的預報能力，平均 RMSE 在預報第 1 小時與第 3 小時為 0.154 m、0.313 m。

由以上模擬結果發現，FFRM 模式僅採用上下游水位作為邊界條件作演算，而無法反應漫地流所形成的側入流量影響，因此產生較大誤差。而 FFRM-ANN 模式，係採用即時水位監測資料，此資料可反應流域地文及水文因子影響，修正預報水位誤差，因此可得到較佳模擬效果。

由於台灣地形陡峭、河床比降甚大，造成河川短促、水流湍急，加上流域面積較小，在颱風豪雨期間，集流時間通常在 6 小時之內。因此，對於較長時間的洪水預報(6 小時, 12 小時, ...)，主要是受氣象因子的影響，必須仰賴準確的數值天氣預報。目前由美國 NCEP 發展的中尺度數值天氣預報模式 WRF (The Weather Research and Forecasting Model)技術已經接近成熟，未來值得嘗試應用在洪水預報之研究。

五、結 論

本研究嘗試整合雷達定量降水估計、地面觀測雨量及河川洪水位，探討透過類神經網路預報水位站之洪水位。最後結合河川暴洪演算模式並以河段內水位站之觀測資料為基準，藉由最小二乘法(least-squares method)即時修正河段內各斷面之即時流況，以降低預報水位的誤差，可得其結論如下：

1. 本研究使用 BPNN 模式所建立的洪水位預報模式，利用雷達降雨技術應用於河川洪水位的預測，對於淡水河 14 個水位站，預報 1-3 小時之平均 RMSE 依序為 0.141 m、0.184 m、0.259 m，具有不錯的模擬成效。
2. FFRM-ANN 模式之邊界條件，係直接採用即時與預報水位資料，使得演算之水面剖線接近觀測的情形，克服演算水位偏離問題，使得演算結果更臻理想，確實可以在颱風豪雨期間提供合理及準確的河川洪水模擬結果。
3. 目前降雨預警技術精進的方向，以提昇災害性

降雨觀測分析技術及改進降雨時空分析，包括中尺度數值預報模式解析度提升、颱風降雨氣候模式更新與改進技術研究、區域性致災降雨特性分析、致災降雨個案之天氣分析與各模式之校驗等。未來，透過降雨預警技術的提昇，將會有效提升河川洪水預報的精度，有助於防救災之工作。

謝 誌

本研究承蒙行政院國家科學委員會提供研究經費，經濟部水利署(WRA)、交通部中央氣象局(CWB)及國家災害防救科技中心(NCDR)提供寶貴研究資料，謹致謝忱。

參考文獻

1. Chang, F. J., Chang, L. C., and Huang, H. L., 2002. Real time recurrent learning neural network for stream flow forecasting. *Hydrological Processes*, 16, pp. 2577-2588.
2. Collischonn, W., Reinaldo, H., Ivanillo, A. and Carlos, E. M. T., 2005, Forecasting River Uruguay flow using rainfall forecasts from a regional weather-prediction model. *Journal of Hydrology*, 305, pp. 87-98.
3. Collischonn, W., Carlos, E. M. T., Robin, T. C., Sin, C. C., Luiz, G. G., Márcio, C. and Daniel, A., 2007. Medium-range reservoir inflow predictions based on quantitative precipitation forecasts. *Journal of Hydrology*, 344, pp. 112-122.
4. Chiou, T. K., Chen, C. R. and Chang, P. L., 2005. Status and outlook of a quantitative rainfall estimation technique in central weather bureau, Taiwan. *Geophysical Research Abstracts*, 7, pp. 10637.
5. Habets, F., Patrick L., and Joël, N., 2004. On the utility of operational precipitation forecasts to served as input for stream-flow forecasting. *Journal of Hydrology*, 293, pp. 270-288.
6. Hsu, M. H., Fu, J. C., and Liu, W. C., 2003. Flood routing with real-time stage correction

- method for flash flood forecasting in the Tanshui River, Taiwan. *Journal of Hydrology*, 283, pp. 267-280.
7. Hsu, M. H., Fu, J. C., and Liu, W. C., 2006. Dynamic routing model with real-time roughness updating for flood forecasting. *Journal of Hydraulic Engineering*, 132(6), pp. 605-619.
 8. Hsu, M. H., Lin, S. H., Fu, J. C., Chung, S. F. and Chen, A. S., 2010. Longitudinal stage profiles forecasting in rivers for flash floods, *Journal of Hydrology*, 388, pp. 426-437.
 9. Kohonen, T., 1986. Learning vector quantization for pattern recognition. Report TTK-F-A601, Helsinki University of Technology, Espoo, Finland.
 10. Michalakes, J., Chen, S., Dudhia, J., Hart, L., Klemp, J., Middlecoff, J. and Skamarock, W., 2001. Development of a next generation regional weather research and forecast model. Developments in Teracomputing: Proceedings of the Ninth ECMWF Workshop on the Use of High Performance Computing in Meteorology, W. Zwiefelhofer and N. Kreitz, Eds., World Scientific, pp. 269 -276.
 11. Skamarock, W. C., Klemp, J. B. and Dudhia, J., 2001. Prototypes for the WRF (Weather Research and Forecasting) model. Preprints, Ninth Conf. on Mesoscale Processes, Fort Lauderdale, FL, Amer. Meteor. Soc., pp. J11-J15.
 12. Sun, X., Mein, R. G., Keenan, T. D. and Elliott, J. F., 2000. Flood estimation using radar and rain-gauge data. *Journal of Hydrology*, 239, pp. 4-18.
 13. 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.
 14. Wang, Y. C., Li, M. X., Tsai, H. X. and Yu, P. S., 2007.11. Application of QPESUMS system with distributed rainfall-runoff model. 2nd International Conference on Urban Disaster Reduction November, pp. 27-29.
 15. 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研究所博士論文。
 16. 許銘熙、林洙宏、傅金城、陳信中，2010，結合類神經網路之動力波模式-蘭陽溪洪水預報為例，農業工程學報，第 56 卷，第 3 期，第 12-31 頁。
 17. 許銘熙、傅金城、黃鵬豪、林李耀、蔡孟原，2010，高解析降雨資料應用於河川洪水水位預報，台灣水利季刊，第 58 卷，第 3 期，第 1-16 頁。
 18. 林洙宏，2010，水文即時監測資料應用在河川洪水預報之研究，國立台灣大學生物環境系統工程學研究所博士論文。
 19. 林李耀、周仲島、李清勝，2009，雷達降雨應用在洪水預報之研究(3/3)子計劃一：流域集水區之雷達定量降雨預報技術發展(3/3)，行政院國家科學委員會研究報告(NSC95-2625-Z492-002-MY3)。
 20. 江衍銘、張斐章，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，191-204。

收稿日期：民國 100 年 5 月 9 日

修正日期：民國 100 年 6 月 3 日

接受日期：民國 100 年 6 月 9 日