



以類神經網絡模式分析颱風降雨與半分布並聯 式水庫概念模式模擬颱風洪歷線之串聯應用

Cascaded Applications of the Artificial Neural Network Model for Typhoon Rainfall Analysis and the Semi-Distributed Parallel-typed Reservoir Conceptual Model for Flood Simulation

國立台灣大學農業工程學研究所
教授兼水工試驗所特約研究員

王如意

Ru-yih Wang

國立台灣大學農業工程學研究所
博士班研究生

謝龍生

Lung-sheng Hsieh

國立台灣大學農業工程學研究所
碩士

嚴玉書

Yu-shu Yen

摘要

本研究之目的乃建立颱風降雨類神經網絡模式，並搭配架構完備且演算過程精簡之半分布並聯型線性水庫逕流模式，組成一模擬效果良好、計算時間迅速之颱風降雨一逕流預報體系。

在颱風降雨推估方面，本研究採用颱風降雨統計預測模式之概念，結合影響颱風降雨之各項物理因子，並以具函數間非線性映射能力之類神經網絡倒傳遞演算法作為模式架構，據以建立颱風降雨類神經網絡模式。影響颱風降雨之因子包括：颱風位置、暴風半徑、中心氣壓、中心最大風速、平均移動速度、移動路徑等颱風本體因子與當地氣壓、風向、風速、比溼度、相對溼度等區域氣象因子，以及雨量站高程等地形特性因子。由上述各因子組成模式輸入向量，而模式之輸出值則為降雨量，再經範例訓練找出最佳之隱藏層連結架構，即可建立颱風降雨類神經網絡模式。

於逕流模擬時，本文採用半分布並聯型線性水庫逕流模式。其係根據集水區河川網絡與土地覆蓋、利用等資料，將集水區劃分成多個核胞，則區內之降雨傳輸型態將遵循數條流路流達出口。模式中將每一流路中各核胞之漫地流與河渠流視為不同之狀態，而每一流路則比擬為由數個不同狀態所串聯而成者，其中，每一狀態係利用一線性水庫予以比擬。如此，每一流路之反應即為若干不同線性水庫之串聯結

果，而該集水區出口處之反應乃由所有流路之反應並聯且線性疊加而形成者。

為驗證文中所研擬颱風預報系統之合適性，本研究以新店溪秀朗橋上游集水區為研究對象。由各雨量站之颱風降雨推估結果以及秀朗橋水文站逕流模擬結果顯示，本研究之建立之颱風預報體系具有良好之精確性。因此，本研究之建立之颱風降雨類神經網絡模式確有其實用性，兼以與半分布並聯型線性水庫逕流模式串聯，可及時模擬出精度尚佳之洪水歷線，鑒以提供本省颱風預報與預警工作之參考應用。

關鍵詞：類神經網絡模式，颱風降雨統計預測模式，半分布並聯型線性水庫逕流模式，倒傳遞演算法，洪災消滅。

ABSTRACT

Two adequate models are included in this study to build up a flood forecasting system. They are the artificial neural network (ANN) model for typhoon rainfall analysis and the semi-distributed parallel-typed linear reservoir conceptual model for flood simulation.

The first part of the flood forecasting system is to estimate typhoon rainfall with the ANN model. In this study, the back propagation (BP) network, one of the ANN models, is used because of its capability of dealing with nonlinear mapping. The input vector of the ANN model of typhoon rainfall contains the following three kinds of components. The first kind of components, classified as the characteristic factors of the typhoon, includes the position, radius, central pressure, central maximum wind speed, average velocity and path of the typhoon. The second category, classified as the local atmospheric factors, consists of the local pressure, wind direction, wind speed, specific humidity and relative humidity. The third type of component, classified as the geomorphologic factor, includes only the local elevation. The output of the ANN model is typhoon rainfall. The optimum structure of the hidden layer(s) of the ANN model can be obtained by repeated training of the case studies.

The second part of the flood forecasting system is to simulate flood with the semi-distributed parallel-typed linear reservoir conceptual model. Based on the pattern of the stream network and the landuse, a project watershed can be divided into several cells. The overland flow and the channel flow of each cell are considered as a specific conceptual model of linear reservoirs. In each cell, a rainfall particle flows through a specific path to the exit of the watershed. Each path is regarded as the convolutional integral of several linear reservoirs of different states. The total runoff at the exit of the watershed is the sum of the runoff of all paths.

To verify the appropriateness of flood forecasting system, data records of several typhoon events in the upstream watershed at Hsiu-Lang Bridge of Hsin-Tien Creek are used. By comparing the estimated results of rainfall and runoff with the observed records, the flood forecasting system created by this study shows good capability for practical use. Consequently, this study can be further adopted to the estimations of rainfall and runoff during typhoon periods in project watersheds and play a referential role on the planning of flood mitigation in Taiwan.

Keywords: Artificial neural network model, Statistical forecasting model of typhoon rainfall, Semi-distributed parallel-typed reservoir conceptual model, Back propagation network, Flood mitigation.

一、前言

台灣位處亞熱帶地區，其地理位置恰在太平洋颱風移動範圍內，每年皆難免遭受颱風侵襲之影響。每當颱風來臨之際，即使政府與民間皆作了萬全之準備，颱風侵襲所造成之龐大損失仍然無法避免。有鑑於此，本研究期能發展一快速簡便之防洪預報方法，以便於颱風暴雨即將到來之時，預先推算集水區之降雨量，進而推演出河川下游之逕流歷線。研究之重點分為兩部分，一是建立颱風降雨推估模式，另一則是建立適合於研究集水區之逕流模擬模式，再串聯此兩模式而建立一套完整之颱風降雨—逕流預報體系，俾供集水區防洪規劃之參考應用。

本省山坡地集水區地形崎嶇，颱風侵襲時，含大量水汽之擾動氣流與複雜之地形走向，形成一龐大之非線性系統。本研究擬應用類神經網絡之概念，建立合適之颱風降雨推估模式。類神經網絡為一大規模且複雜之系統，有如人體之神經網絡，其內部係由甚多元件所組成，有大量可調適之參數，具高度之靈活性，是一種可高度處理訊息之機制，且具備高速運算能力，可進行非線性之運算^[19, 21]。因此應用類神經網絡之概念以建立合適之颱風降雨推估模式，可適當地反應此一複雜非線性降雨機制之特性。

為能進一步充分反應集水區複雜之地形與土地利用，本研究擬採用半分布並聯型線性水庫概念逕流模式，此模式係以集水區河川網絡與土地覆蓋利用等資料將集水區劃分成多個核胞，依據降雨落於各個核胞上而流至集水區出口處之不同流路，予以並聯線性疊加而成，可適切地模擬集水區之河川網路架構及不同之地表覆蓋狀況，又不致因分區演算而耗費太多之時間，造成預報之延誤。

本研究之方法，即綜合颱風降雨物理預測模式之影響因子與颱風降雨統計預測模式之概念，引用類神經網路理論中之倒傳遞演算法(亦稱之為BP演算法)^[19, 21, 34]，進行颱風降雨之推估，再輸入半分布並聯型線性水庫逕流模式中，以模擬集水區可能之逕流量。

二、文獻回顧

(一) 颱風降雨預測模式方面

直至今日為止，國內在颱風降雨預測方面常用之方式有二，即颱風降雨物理預測模式與颱風降雨統計預測模式。在中央氣象局逐年所發表之各篇颱風降雨預測研究報告中，如吳氏等(1981)^[10]、喬氏等(1982)^[18]、謝氏等(1986)^[22]與陳氏等(1987)^[15]，皆採用颱風降雨物理預測模式，即應用 Fulks 氏^[30]與 Riehl 氏^[36, 37]之算式，分別計算颱風所造成之地形雨以及環流雨，並結合得逐時雨量。經王氏等人(1991)^[4]研究分析後發現颱風降雨物理預測模式之缺點有二：

- (1) 影響颱風降雨因子眾多，且隨垂直斷面之分割數增加而增多，如擬預測其降雨量時，對各影響因子亦需加以預測；
- (2) 在地形多變化之集水區，其水汽分布及垂直變化率等是否均勻，皆會影響其估算結果之準確度。

此兩點導致此模式無法滿足實際預報作業時所必須爭取之時效。

常用之颱風降雨統計預測模式有為中央氣象局王時鼎氏所推演之平均法^[7, 8]，其原理是將一地區之颱風時雨量視為地形、颱風位置及移動路徑之函數。王氏等人(1994)^[1]曾應用此模式於八掌溪流域，從事颱風逐時降雨預測之研究分析，並發現此模式有四項缺點：

- (1) 未考慮颱風之物理機制，颱風資料量之寡明顯影響預測值之準確性。
- (2) 降雨預報時採用人工判讀客觀預測圖，其過程稍嫌主觀。
- (3) 不同颱風之路徑皆常不一致，統計之結果可靠度不高。
- (4) 未考慮其他共伴環流、大陸性高氣壓系統及颱風本身之滯留現象。

林雨我氏、徐晉淮氏(1988)則在其研究颱風降雨中有如下之結論^[12]：「對相同路徑之颱風而言，

- (1) 強度較強(中心氣壓較低、暴風半徑較大、最大風速較大)者，具較大降雨量；

(2) 颱風前進方向之前方若有氣壓槽或鋒面存在時，移動速度較快，颱風完全通過本省之時間減短，造成降雨時間縮短，因而降雨量隨之減小。而若受高氣壓阻擋時，會造成颱風停留之時間加長，因而降雨量隨之增加。」

綜合以上不同之研究發現，颱風降雨之多寡受以下各因子所掌控：颱風位置、中心氣壓、暴風半徑、最大風速、移動速度、移動路徑(以上六項合稱為影響降雨之「颱風本體因子」)，與目標區域之氣壓、風速、風向、比濕度、相對濕度(以上五項合稱為影響降雨之「區域氣象因子」)，以及該地區之地形、地勢與高程等(合稱「地形特性因子」)。

關於類神經網絡理論在降雨預測方面之應用，截至目前為止，僅於 1996 年，有孫建平氏之「類神經網路及其應用於降雨及逕流過程之研究」^[13]論文。孫氏純粹以降雨時間序列分析方法建立降雨預測模式，即 t 時刻之降雨量視為前數個小時降雨量之函數，而未考慮降雨本身之物理機制。而本研究於加入颱風降雨統計預測模式之概念後，進一步結合颱風降雨物理預測模式之物理因子，使颱風降雨推估模式更具物理意義。

(二) 逕流模式方面

有關逕流模式之研析，本研究採用王氏與謝氏於 1996 年所研析發展之「半分布並聯型線性水庫降雨—逕流模式^[5, 6]」。此模式係以集水區河川網絡與土地覆蓋、利用等資料，將集水區劃分成若干個核胞。將每一核胞內降雨流至集水區出口處之路線視為該核胞內降雨之流路，並將每一流路所經各核胞之漫地流與河道流視為不同之狀態，如此將每一流路比擬為由若干個不同狀態之線性水庫所串聯而成者，故模式中每一流路之反應係由若干個不同線性水庫串聯之結果，而該集水區出口處之反應乃係由所有流路之反應並聯線性疊加而成。此模式經王氏等以基隆河流域五堵上游集水區作為研究區域，已獲致良好之成果。

三、颱風降雨類神經網絡模式

(一) 類神經網絡之簡介

類神經網絡(Artificial Neural Network)，或譯為人工神經網絡，是指模仿生物神經網絡之資訊處理系統。類神經網絡較精確之定義為^[21]：

『類神經網絡是一計算系統，包括軟體與硬體。其使用大量且相互連結之簡單人工神經元來模仿生物神經網絡之能力。人工神經元是生物神經元之簡單模擬，可由外界環境或其它人工神經元取得資訊，加以非常簡單之運算後，再輸出其結果至外界環境或其它人工神經元。』

類神經網絡則是由許多之人工神經細胞(artificial neuron)所組成，人工神經細胞又稱類神經元、人工神經元或處理單元(processing element)(示如圖 1)^[21]。每一個處理單元之輸出以扇狀送出，成為其它許多處理單元之輸入。處理單元中輸出值與輸入值之關係式，一般可用「輸入值之加權乘積和」之函數加以表示：

$$Y_j = f(\sum_i W_{ij} X_i - \theta_j) \dots\dots\dots (1)$$

式中， Y_j ：模仿生物神經元模型之輸出訊號；
 f ：模仿生物神經元模型之轉換函數(transfer function)，用以將其它處理單元輸入值之加權乘積轉換成處理單元之輸出值；

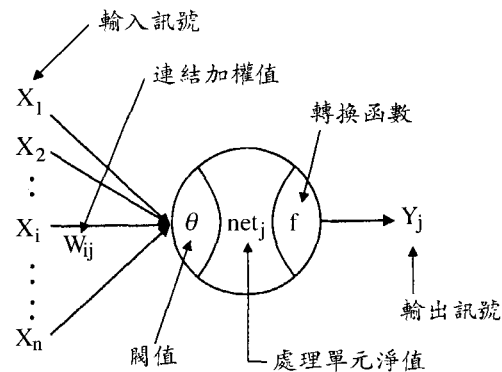


圖 1 人工神經元之模擬圖

W_{ij} ：模仿生物神經元模型之神經節強度，又稱連結加權值；

X_i ：模仿生物神經元模型之輸入訊號；

θ_j ：模仿生物神經元模型之閾值。

介於處理單元間之訊號傳遞路徑則稱為連結(connection)。每一連結上有一加權值 W_{ij} ，用以表示第 i 處理單元對第 j 個處理單元之影響強度。

(二) BP 訓練演算法

如圖 2 所示為前向式多層網絡。其輸入向量藉由網絡之輸入層進入；輸出向量藉由網絡之輸出層輸出。其隱藏層(中間層)包含有非線性之隱藏單元(hidden unit)，表示輸入單元間之交互影響，使得網絡輸入及輸出間之映射關係呈複雜之非線性。其間最常用之非線性函數為雙彎曲函數 [17, 19, 20, 21, 43]：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \dots\dots\dots(2)$$

其中當 x 趨於正負無限大時，函數值趨於常數，其函數值域為[0, 1]。

在倒傳遞神經網絡中，第 H 層之第 j 個單元輸入值為如下第 $H-1$ 層之單元輸出值之非線性函數：

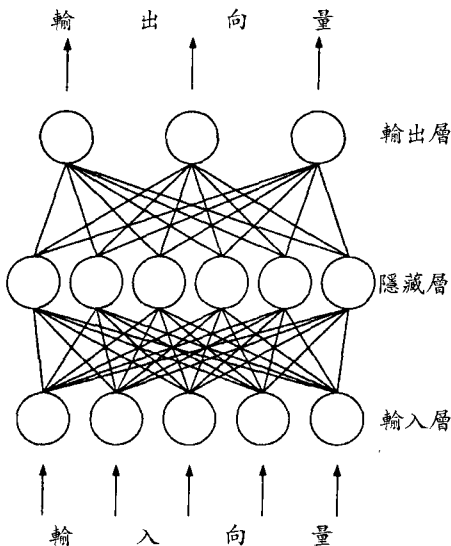


圖 2 類神經網絡模式：倒傳遞網絡(前向式)

$$X_j^H = f(\text{net}_j^H) \dots\dots\dots(3)$$

式中， X_j^H ：第 H 層之第 j 個單元輸入值；

net_j^H ：集成函數，

$$\text{net}_j^H = \sum_i W_{ij} X_i^{H-1} - \theta_j ;$$

f ：轉換函數(transfer function)。

由於倒傳遞神經網絡屬於監督式學習，其目的在降低網絡輸出單元目標輸出值與推論輸出值之差距，故一般以如下能量函數(或誤差函數) E 來表示學習之品質：

$$E = (\frac{1}{2}) \sum_j (T_j - Y_j)^2 \dots\dots\dots(4)$$

式中， T_j ：輸出層之目標輸出值；

Y_j ：輸出層之推論輸出值。

如此，網絡之學習過程變成使能量函數最小化之過程。在此以最陡坡降法(method of steepest descent)來使能量函數最小化，即每當輸入一個訓練範例，網絡即小幅調整加權值之大小。調整之幅度可表示如下：

$$\Delta W_{ij} = \eta \cdot \delta_j^H \cdot X_i^{H-1} \dots\dots\dots(5)$$

式中， W_{ij} ：介於第 $H-1$ 層之第 i 個處理單元與第 H 層之第 j 個處理單元間之連結加權值；

η ：學習速率(learning rate)，控制每次以最陡坡降法最小化誤差函數之步幅。

X_i^{H-1} ： W_{ij} 所連接較低層處理單元之輸出值；

δ_j^H ： W_{ij} 所連接較上層處理單元之差距量。

倒傳遞神經網絡演算法是求前向式多層網絡之目標輸出與推論輸出間最小均方差之一種疊代梯度算法，因此可應用如下演算程序予以完成：

第 1 步：輸入初始權值及閾值。

第 2 步：輸入數據向量 X_1, X_2, \dots, X_n 及確定目標輸出 T_1, T_2, \dots, T_n 。

第 3 步：依式 (3) 計算第 $H-1$ 層之單元實際輸出。

第 4 步：修正權值；可按下式疊代算法(iteration method)進行，其中， t 為疊代次序。

$$W_{ij}^H(t+1) = W_{ij}^H(t) + \eta \delta_j^H X_i^{H-1} \dots\dots\dots(6)$$

第 5 步：依式(4)計算能量函數。若其值小於容忍誤差，則停止；否則，返回至第 2 步，重複上述步驟。

綜合上述之模式推演可知，整個倒傳遞神經網絡模式之參數可歸納如下數類：

1. 隱藏層處理單元數目

一般而言，待研究之資料可分為物理特性資料與行為特性資料；前者可由自然界之物理現象量測得來，如氣溫、氣壓、河川流量等，後者則與人類行為有關，如股票指數。而隱藏層處理單元數目之選取原則相對應於上述兩種特性資料有不同之處理方式^[40]：

A. 物理特性資料

先訓練隱藏層單元數目為 5 與 25 兩組模式，比較兩者對資料模擬之效果，若以隱藏層單元數目為 25 者表現較優，則另行訓練隱藏層單元數目為 50 者，之後再比較隱藏層單元數目為 25 與 50 兩組模式之表現，若同樣以隱藏層單元數目較多者表現較優，則繼續增加模式之隱藏層單元數目。如此進行，直到尋找出最佳模式。

B. 行為特性資料

處理此類資料時應避免使用太多之隱藏層單元，因過多之隱藏層單元易造成模式對訓練範例之記憶行為，故：

$$h = \frac{n}{5 \times (m_{in} + m_{out})} \dots\dots\dots(7)$$

式中， h ：隱藏層單元數目；
 n ：訓練範例之個數；
 m_{in} ：輸入層單元數目；
 m_{out} ：輸出層單元數目。

2. 隱藏層層數

通常隱藏層之數目為一層到兩層時有最佳之收斂效果。有研究指出隱藏層為一層或兩層時

各方面之表現皆類似^[40,41]，但因兩層隱藏層較易落入局部最小值，故一般皆採用一層隱藏層來架構模式。

3. 學習速率係數

較大之網絡加權值修正量，可較快逼近函數之最小值，但過大之學習速率將導致網絡加權值修正過量，造成數值振盪而難以收斂。在此本研究依據經驗取學習速率在 0.001 至 0.3 之間，而其調整之原則以下式表示^[21, 31]：

$$\eta^{n+1} = \begin{cases} \eta^n + k & \text{if } \overline{\delta}^n \cdot \delta^{n+1} > 0 \\ \eta^n \cdot \varphi & \text{if } \overline{\delta}^n \cdot \delta^{n+1} < 0 \\ \eta^n & \text{other} \end{cases} \dots\dots\dots(8)$$

式中， η^{n+1} ：第 $n+1$ 次之學習速率；

k ：增常數，常取 0.05~0.2；

φ ：減常數，常取 0.4~0.6；

$\overline{\delta}^{n+1}$ ：第 $n+1$ 次之差距量；

$\overline{\delta}^n$ ：第 n 次之差距量加權平均值

$$\overline{\delta}^n = (1 - \xi) \cdot \overline{\delta}^n + \xi \cdot \delta^{n-1} ;$$

ξ ：凸出係數，常取 0.3~0.7，當取 0.5 時， $\overline{\delta}^n = (\delta^n + \delta^{n-1}) / 2$ 。

4. 慣性因子

通常將上述學習公式加上一慣性項(即某比例之上次加權值改變量)，以改善收斂過程中之振盪現象，而達到快速收斂。其作用好比是低通濾波(low-pass filter)，可加強其趨勢效應，而令振盪之部分自相抵消。如此，式(5)可改進並表示如下^[21, 40]：

$$\Delta W_{ij}^m = \eta \cdot \delta_j^H \cdot X_i^{H-1} + \alpha \cdot \Delta W_{ij}^{m-1} \dots\dots\dots(9)$$

式中， ΔW_{ij}^m ：加權值 W_{ij} 第 m 次改變量；

α ：慣性因子，控制慣性項之比例， $0 \leq \alpha < 1$ 。

一般建議 $\alpha = 0.5 \sim 0.8$ 對學習效果較佳。

5. 網絡停止原則

隨著訓練次數之增加，其能量函數值也隨

著降低而漸趨平緩，而當能量函數值之減少量低於一容忍範圍值，即停止其訓練。

(三) 模式之建立

影響颱風降雨之各項因子，可歸納彙列如下：

1. 颱風本體因子(可由颱風路徑圖求得)：

- (1) 颱風之逐時位置， r_d ， θ ：逐時計算颱風中心至集水區中心之距離得 r_d ，兩中心連線與正 x 軸之夾角為 θ 。
- (2) 颱風之逐時中心氣壓， p (hpa)。
- (3) 颱風之逐時中心最大風速， v_c (kts)。
- (4) 颱風之逐時風速 30 浬半徑， r_{30} (km)。
- (5) 颱風之逐時平均移動速度， v_m (km/hr)：假設地球為一正球體，且其半徑等於 6400 km；再假設一經度與一緯度組成一正方形，則每一經度或每一緯度之跨距等於 111.7 km(= 2 * 6400km / 360°)。以此標準量度颱風之移動速度。
- (6) 颱風之移動路徑分類號， N ：根據林氏、徐氏之修正分類法^[12]，將颱風之移動路徑分為下列八種：

- 第 1 類：通過彭佳嶼以北海面，向西及西北轉北或東北移動者。
 - 第 2 類：通過花蓮以北陸地或彭佳嶼與基隆間之近海，向西及西北移動者。
 - 第 3 類：橫越本省中部地區(登陸地點在花蓮與臺東之間)，向西或西北移動者。
 - 第 4 類：通過臺東以南陸地或距本省 100 公里以內之巴士海峽海面，向西或西北移動者。
 - 第 5 類：通過巴士海峽中部以南海面，向西或西北移動者。
 - 第 6 類：在南海發生或經過巴士海峽南部海面，並通過臺灣海峽，向北移動者。
 - 第 7 類：在南海發生或經過巴士海峽東部海面，沿本省東部陸地或近海，向北移動者。
 - 第 8 類：在南海發生或經過巴士海峽，直接登陸本省南部後再向東北或北移動者。
- 以上八類分別以 N 等於 1 至 8 表示。

2. 區域氣象因子(可由中央氣象局所屬之氣象測候站獲得)：

- (1) 氣壓， p_k (hpa)。
- (2) 相對溼度， H_r (%)。
- (3) 比溼度， H_s (g water/kg moist air)：比溼度並非直接量測得到，而是藉由以下兩公式^[3, 25]計算而得：

$$e = 611 \exp\left(\frac{12.27T_d}{237.3 + T_d}\right) \dots\dots\dots (10)$$

$$H_s = 622 \frac{e}{p_k} \dots\dots\dots (11)$$

式中， e ：實際汽壓 (pa)；
 T_d ：露點溫度 (°C)；
 H_s ：比濕度 (g water/kg moist air)。

而 T_d 與 p_k 皆可由測候站測得。

- (4) 風向， D_w ：將 360° 劃分成 16 等分，以 1 至 16 分別予以代號。
- (5) 風速， v_w (m/sec)。

3. 地形特性因子

於目前之研究中，僅能量化一項地形特性因子，即雨量站高程， Z (m)。

如此，颱風降雨類神經網絡模式即可定義為：

雨量 = f (颱風位置，中心氣壓，中心最大風速，暴風半徑，平均移動速度，移動路徑，當地氣壓，相對濕度，比濕度，風向，風速，地形特性因子) + ϵ_t

$$\text{即 } R(k,t) = f(r_d(t), \theta(t), p(t), v_c(t), r_{30}(t), v_m(t), N(i), p_k(k,t), H_r(k,t), H_s(k,t), D_w(k,t), v_w(k,t), Z(k))) + \epsilon_t \dots\dots\dots (12)$$

式中， i ：颱風移動路徑分類號；
 k ：雨量站編號；
 t ：時刻；
 ϵ_t ： t 時刻之白噪音；
 f ：一非線性函數，可採用類神經網絡中 BP 演算法之非線性映射來求得。
 應用此模式時，可在給定任一時刻之颱風

位置、颱風中心氣壓、颱風中心最大風速、暴風半徑、颱風平均移動速度、颱風移動路徑、及某一雨量站當地之氣壓、相對濕度、比濕度、風向、風速、地形特性因子等之情況下，預測該時刻之降雨量大小，其表示式如下所示：

$$\begin{aligned} \hat{R}(k,t) &= E[R(k,t)r_d(t)\theta(t)p(t)v_c(t)r_{30}(t)v_m(t)N(i), \\ & p_k(k,t)H_r(k,t)H_s(k,t)D_w(k,t)v_w(k,t)Z(k)] \\ &= E[f(r_d(t)\theta(t)p(t)v_c(t)r_{30}(t)v_m(t)N(i), \\ & p_k(k,t)H_r(k,t)H_s(k,t)D_w(k,t)v_w(k,t)Z(k)) \\ & + \varepsilon|r_d(t)\theta(t)p(t)v_c(t)r_{30}(t)v_m(t)N(i), \\ & p_k(k,t)H_r(k,t)H_s(k,t)D_w(k,t)v_w(k,t)Z(k)] \\ &= f[r_d(t)\theta(t)p(t)v_c(t)r_{30}(t)v_m(t)N(i), \\ & p_k(k,t)H_r(k,t)H_s(k,t)D_w(k,t)v_w(k,t)Z(k)] \\ & \dots\dots\dots(13) \end{aligned}$$

(四) 模式之應用

本模式於實際應用時可依如下程序予以完成：

步驟 1：資料之蒐集與整理

將所蒐集得之資料，不分場次逐時串聯整理得一系列之模式輸入向量，每一輸入向量皆包含一個時刻之颱風本體因子、區域氣象因子以及地形特性因子，而逐時雨量資料則是同一時刻模式之期望值。

步驟 2：訓練階段

步驟 1 所整理得之資料中取出待訓練之颱風場次，因待訓練之向量數目愈多，模式學習之對象愈多，對模擬結果愈有利；又每一向量皆有超出十種以上之因子，如此一來，訓練時間會非常漫長，此時，若隱含層採用兩層或兩層以上者，訓練時間即會大幅延長。為求效率，可先由隱含層為一層之模式開始訓練。

再依類神經網絡之 BP 演算法中所建議之隱含層處理單元數目選取原則，分別試驗隱含層處理單元數等於 25、50、75... 等者，依此類推，至訓練之結果滿足模式停止原則為止。

步驟 3：驗證階段

將步驟 2 所餘下待驗證之颱風場次輸入步驟 2 所訓練完成之模式，輸出模擬之雨量值。為討論各測站檢定與驗證之結果，一般可採用相關

係數(Correlation Coefficient, r)，以將所得之模擬結果與觀測雨量值進行比較：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{R}_i - \bar{\hat{R}})(R_i - \bar{R})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{R}_i - \bar{\hat{R}})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R})^2}} \dots\dots(14)$$

式中， \hat{R}_i ：第 i 小時之推估雨量；
 $\bar{\hat{R}}$ ：推估雨量之平均值；
 R_i ：第 i 小時之觀測雨量；
 \bar{R} ：觀測雨量之平均值；
 n ：總時數。

四、半分布逕流模式

(一) 基本原理

1957 年 Nash 氏指出一集水區可視為 n 個線性水庫所串聯，每一線性水庫具有相同之蓄水常數 K 。若第一個水庫瞬間降下一單位之有效雨量，則第 n 個水庫之出流歷線即為如下之瞬時單位歷線^[35]：

$$U(t) = q_n(t) = \frac{1}{K\Gamma(n)} \left(\frac{t}{K}\right)^{n-1} e^{-\frac{t}{K}} \dots\dots(15)$$

式中， $\Gamma(n) = (n-1)!$ ，若 n 不為整數，則 $\Gamma(n)$ 可由伽瑪函數表內插而得。若每個線性水庫之蓄水常數不相等，則第 n 個線性水庫之瞬時單位歷線通解可如下所示^[24]：

$$U_n(t) = q_n(t) = \int_0^t U_{n-1}(\tau) \frac{1}{K_n} e^{-\frac{(t-\tau)}{K_n}} d\tau = \begin{cases} \frac{1}{K_1} e^{-\frac{t}{K_1}}, N=1 \\ \sum_{i=1}^N \frac{K_i^{N-2}}{\prod_{j=1, j \neq i}^N (K_i - K_j)} e^{-\frac{t}{K_i}}, N \geq 2 \end{cases} \dots\dots(16)$$

式中， K_n 為第 n 個線性水庫之蓄水常數； τ 為摺合積分之啞默變數(dummy variable)。

(二) 模式之推導

為了便於模式之建立，首先根據河川網路與土地利用資料，如圖 3 所示之集水區被劃分成數個次集水區，而每一次集水區從上游至下游給予一核胞編號。若一單位體積之有效雨量瞬間均勻分布降落於整個集水區上，則降雨流至集水區出口處所有可能之流路可被分類如下：

- 流路1: $O_{11} \rightarrow S_{11} \rightarrow S_{13} \rightarrow S_{15}$
- 流路2: $O_{22} \rightarrow S_{22} \rightarrow S_{23} \rightarrow S_{25}$
- 流路3: $O_{33} \rightarrow S_{33} \rightarrow S_{35}$
- 流路4: $O_{44} \rightarrow S_{44} \rightarrow S_{45}$
- 流路5: $O_{55} \rightarrow S_{55}$

以上 O_{nm} 表示流路 n 第 m 級序之漫地流； S_{nm} 代表流路 n 第 m 級序之河道。圖 3 之模式結構示意圖如圖 4 所示。

對於第 n 條流路，其是由第 n 個核胞之漫地流與一序列之渠道流所組成；在模式中將其視為不同之狀態(state)，且利用不相等之蓄水常數予以模擬每一狀態，則每一流路在集水區出口處之瞬時單位歷線可以據理推得。例如，圖 4 中之第 1 條流路具有 4 個狀態予以串聯，根據前面基本原理所述，則此流路於集水區出口處之瞬時單位歷線可得如下所示：

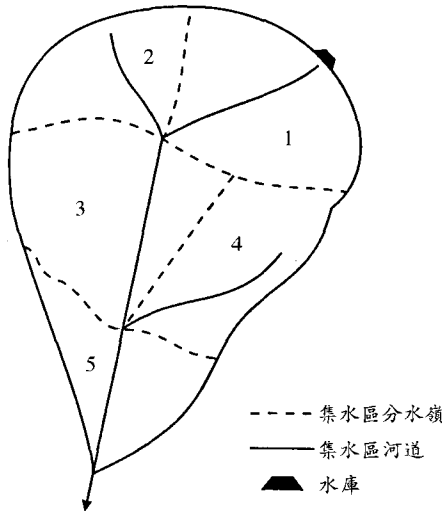


圖 3 集水區示意圖

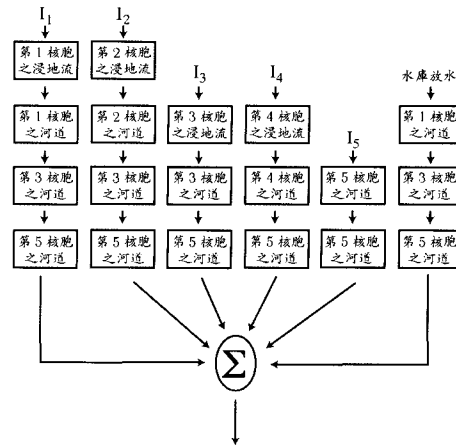


圖 4 半分布逕流模式結構示意圖

$$\begin{aligned}
 U_1(t) = & \frac{K_{O_{11}}^2}{(K_{O_{11}} - K_{S_{11}})(K_{O_{11}} - K_{S_{13}})(K_{O_{11}} - K_{S_{15}})} e^{-\frac{t}{K_{O_{11}}}} \\
 & + \frac{K_{S_{11}}^2}{(K_{S_{11}} - K_{O_{11}})(K_{S_{11}} - K_{S_{13}})(K_{S_{11}} - K_{S_{15}})} e^{-\frac{t}{K_{S_{11}}}} \\
 & + \frac{K_{S_{13}}^2}{(K_{S_{13}} - K_{O_{11}})(K_{S_{13}} - K_{S_{11}})(K_{S_{13}} - K_{S_{15}})} e^{-\frac{t}{K_{S_{13}}}} \\
 & + \frac{K_{S_{15}}^2}{(K_{S_{15}} - K_{O_{11}})(K_{S_{15}} - K_{S_{11}})(K_{S_{15}} - K_{S_{13}})} e^{-\frac{t}{K_{S_{15}}}} \\
 & \dots\dots\dots(17)
 \end{aligned}$$

式中， $U_i(t)$ 為流路 i 在集水區出口處之瞬時單位歷線； $K_{S_{ij}}$ 為流路 i 第 j 個核胞之渠道蓄水常數； $K_{O_{ij}}$ 為流路 i 第 j 個核胞之漫地流蓄水常數。

同理，流路 2 於集水區出口處之瞬時單位歷線可得如下所示：

$$\begin{aligned}
 U_2(t) = & \frac{K_{O_{22}}^2}{(K_{O_{22}} - K_{S_{22}})(K_{O_{22}} - K_{S_{23}})(K_{O_{22}} - K_{S_{25}})} e^{-\frac{t}{K_{O_{22}}}} \\
 & + \frac{K_{S_{22}}^2}{(K_{S_{22}} - K_{O_{22}})(K_{S_{22}} - K_{S_{23}})(K_{S_{22}} - K_{S_{25}})} e^{-\frac{t}{K_{S_{22}}}} \\
 & + \frac{K_{S_{23}}^2}{(K_{S_{23}} - K_{O_{22}})(K_{S_{23}} - K_{S_{22}})(K_{S_{23}} - K_{S_{25}})} e^{-\frac{t}{K_{S_{23}}}} \\
 & + \frac{K_{S_{25}}^2}{(K_{S_{25}} - K_{O_{22}})(K_{S_{25}} - K_{S_{22}})(K_{S_{25}} - K_{S_{23}})} e^{-\frac{t}{K_{S_{25}}}} \\
 & \dots\dots\dots(18)
 \end{aligned}$$

流路 3 於集水區出口處之瞬時單位歷線可得如下所示：

$$U_3(t) = \frac{K_{O33}}{(K_{O33} - K_{S33})(K_{O33} - K_{S35})} e^{-\frac{t}{K_{O33}}} + \frac{K_{S33}}{(K_{S33} - K_{O33})(K_{S33} - K_{S35})} e^{-\frac{t}{K_{S33}}} + \frac{K_{S35}}{(K_{S35} - K_{O33})(K_{S35} - K_{S33})} e^{-\frac{t}{K_{S35}}} \quad (19)$$

流路 4 於集水區出口處之瞬時單位歷線可得如下所示：

$$U_4(t) = \frac{K_{O44}}{(K_{O44} - K_{S44})(K_{O44} - K_{S45})} e^{-\frac{t}{K_{O44}}} + \frac{K_{S44}}{(K_{S44} - K_{O44})(K_{S44} - K_{S45})} e^{-\frac{t}{K_{S44}}} + \frac{K_{S45}}{(K_{S45} - K_{O44})(K_{S45} - K_{S44})} e^{-\frac{t}{K_{S45}}} \quad (20)$$

與流路 5 於集水區出口處之瞬時單位歷線可得如下所示：

$$U_5(t) = \frac{1}{K_{O55} - K_{S55}} e^{-\frac{t}{K_{O55}}} + \frac{1}{K_{S55} - K_{O55}} e^{-\frac{t}{K_{S55}}} \quad (21)$$

然而集水區出口處之出流歷線是由各條流路之出流瞬時單位歷線與其降落在集流面積上之降雨強度函數做褶合積分再線性疊加而成，因此集水區出口處之出流歷線可得如下式所示：

$$Q_D(t) = \sum_{i=1}^N \int_0^t I_i(\tau) U_i(t - \tau) d\tau \quad \dots (22)$$

式中， $Q_D(t)$ 為集水區出口處之出流歷線； $I_i(\tau)$ 為流路 i 之漫地流降雨強度函數； $U_i(t - \tau)$ 為流路 i 於集水區出口處之瞬時單位歷線； N 為集水區核胞分割數目。

式(22)是適用於一般降雨－逕流歷程之模擬。若進一步考慮降雨－逕流歷程被水庫放水所影響之情況，則模式將水庫放水視為一條獨立之

流路。如圖 3 所示之例，其水庫放水之流路可如下所示：

水庫放水 $\rightarrow S_{R1} \rightarrow S_{R3} \rightarrow S_{R5}$

上述 S_{Rn} 為放水流路第 n 個核胞之渠道流。在模擬之過程中，首先將水庫放水量轉換成均勻降落於水庫集水區之有效降雨量，如下所示：

$$REI(t) = \frac{RQ(t)}{A_R} \quad \dots\dots\dots (23)$$

式中， $REI(t)$ 為水庫放水量轉換成水庫集水區之有效降雨量； $RQ(t)$ 為水庫之放水量； A_R 為水庫集水區之面積。

對於水庫放水流路，其逕流時間係從承接水庫放水核胞之河道起算，因此在圖 3 所示水庫放水流路之瞬時單位歷線可示之如下：

$$U_R(t) = \frac{K_{S_{R1}}}{(K_{S_{R1}} - K_{S_{R3}})(K_{S_{R1}} - K_{S_{R5}})} e^{-\frac{t}{K_{S_{R1}}}} + \frac{K_{S_{R3}}}{(K_{S_{R3}} - K_{S_{R1}})(K_{S_{R3}} - K_{S_{R5}})} e^{-\frac{t}{K_{S_{R3}}}} + \frac{K_{S_{R5}}}{(K_{S_{R5}} - K_{S_{R1}})(K_{S_{R5}} - K_{S_{R3}})} e^{-\frac{t}{K_{S_{R5}}}} \quad \dots\dots\dots (24)$$

式中， $K_{S_{Ri}}$ 為水庫放水流路經第 i 核胞之渠道蓄水常數。

最後，有考慮水庫放水影響之狀況下，其集水區出口處之總出流歷線可如下式所示：

$$Q(t) = Q_D(t) + Q_R(t) \quad \dots\dots\dots (25)$$

式中， $Q_R(t)$ 為水庫放水流路於集水區出口處之出流歷線，可表示如下：

$$Q_R(t) = \int_0^t REI(\tau) U_R(t - \tau) d\tau \quad \dots (26)$$

根據 Bras^[25]與 Rodriguze^[38,39]之研究，模式中之蓄水常數參數 $K_{O_{nm}}$ 與 $K_{S_{nm}}$ 之實際物理意義，可以表示為一運動波行經某一狀態之集流時間，且具有時間之因次。Eagleson^[28]指出集流時

間係受到逕流長度、逕流坡度、糙度因子、降雨強度與其它因子所影響。為估算漫地流與渠道流之逕行時間(traveling time)，本研究採用之如下方法：

1. 漫地流之逕行時間(Wooding^[42])

$$K_{oij} = \left[\frac{N_o \overline{L_{oij}}}{S_{oij}^{1/2} q^{m-1}} \right]^{1/m} \dots\dots\dots(27)$$

且

$$\overline{L_{oij}} = \frac{A_{ij}}{2L_{c_{ij}}} \dots\dots\dots(28)$$

式中， $\overline{L_{oij}}$ 為流路 i 第 j 個核胞之漫地流之平均長度； $\overline{L_{c_{ij}}}$ 為流路 i 第 j 個核胞之渠道流之平均長度； $\overline{S_{oij}}$ 為流路 i 第 j 個核胞之漫地流之平均坡度； q 為漫地流平面之均勻入流量； N_o 為漫地流平均糙度係數； A_{ij} 為流路 i 第 j 個核胞之面積； m 為指數常數，從曼寧公式可推得 $m=5/3$ 。

2. 渠道流之逕行時間(Lee and Yen^[33])

$$K_{s_{ij}} = \frac{B_{ij}}{2qL_{oij}} \left[\left(\frac{2qN_c \overline{L_{oij}} \overline{L_{c_{ij}}}}{S_{c_{ij}}^{1/2} B_{ij}} + h_{coij}^m \right)^{1/m} - h_{coij} \right] \dots\dots\dots(29)$$

式中， B_{ij} 為流路 i 第 j 個核胞出口處之河道寬度； $\overline{S_{c_{ij}}}$ 為流路 i 第 j 個核胞之河道平均坡度； N_c 為河渠之平均糙度係數； h_{coij} 為流路 i 第 $j-1$ 個核胞之逕流量流入第 j 個核胞河道之水深，當 $j=1$ 時， $h_{coij} = 0$ 。

從式(27)、(28)與(29)可知， $\overline{L_{oij}}$ 、 $\overline{L_{c_{ij}}}$ 、 $\overline{S_{oij}}$ 、 $\overline{S_{c_{ij}}}$ 、 B_{ij} 與 A_{ij} 等皆是地文參數，且可從地形圖結合地理資訊系統(GIS)或數位高程模式(DEM)而得， q 可由超滲降雨強度取代之。最後，漫地流平均糙度係數 N_o 與河渠之平均糙度係數 N_c 為此模式剩下需要檢定之參數。

(三) 參數最佳化

近數年來利用自動化方法檢定模式之參數已引起相當注意，本研究應用 Duan 等人所研發之洗牌複演進法(Shuffled Complex Evolution Algorithm, 簡稱 SCE-UA)搜尋模式全域最佳化參數值^[27]。洗牌複演進法處理全域之搜尋有如自然演進程序一般，方法中之競爭演進與複洗牌等技巧可保證在樣本中之訊息能夠有效率且完整地顯現出，亦保證在搜尋過程中訊息不退化且能找到全域最佳化參數值。在優選過程中需要指定一特定目標函數，此目標函數之功能使檢定過程中之觀測值與模擬值之誤差為最小。為避免偏估，Diskin 等人強調判斷模擬之完整性需指定多組目標函數而不是單一目標函數^[26]。參考 Ford 等人之研究報告^[29]，本研究所使用之目標函數如下所示：

$$F_{obj} = \left\{ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [Q_{obs,i} - Q_{est,i}]^2 \cdot W_i \right\}^{1/2} + \Delta Q_p \dots (30)$$

且

$$W_i = \frac{Q_{obs,i} + \overline{Q_{obs,i}}}{2\overline{Q_{obs}}} \dots\dots\dots(31)$$

與

$$\Delta Q_p = \begin{cases} \frac{(Q_{obs,p} - Q_{est,p})}{M^2} & , Q_{est,p} < Q_{obs,p} \dots (32) \\ 0 & , Q_{est,p} \geq Q_{obs,p} \end{cases}$$

式中， F_{obj} 為目標函數值； M 為觀測值之延時； $Q_{obs,i}$ 為第 i 時刻之觀測值； $Q_{est,i}$ 為第 i 時刻之模擬值； $\overline{Q_{obs}}$ 為觀測值之平均值； $Q_{obs,p}$ 為觀測值之尖峰流量； $Q_{est,p}$ 為模擬值之尖峰流量； W_i 為第 i 時刻之權重值。

式(30)右邊第一項乃表示觀測歷線與模擬歷線間之均方根誤差，第二項係表示觀測尖峰流量與模擬尖峰流量之誤差。對於最佳化參數值之要件為獲求最小之目標函數值。

(四) 模式評估：

為評估此模式對於研究區域之合適性，本研究乃分別以效率係數 (coefficient of efficiency)、洪峰流量誤差(error of peak discharge) 及洪峰到達時刻誤差(error of time to peak)等三種標準分析模擬之誤差程度或吻合優劣。

五、應用實例

(一) 研究區域簡介

本研究以新店溪秀朗橋上游集水區為研究範圍，涵蓋烏來、新店、中和、永和、文山等台北縣市重要行政區域。集水區內主要河川為新店溪，重要支流有東側之北勢溪(翡翠水庫上游集水區不計在內)、南側之南勢溪及西側之安坑溪，其主流長約 56.58 公里，流域面積計有 447.54 平方公里，其流域位置圖如圖 5 所示。境內地勢以南勢溪流域為最高，大致介於 1000 至 2000 公尺之間；北勢溪則次之，約在 1000 公尺以下；下游之台北盆地之地勢為最低，約在 20 公尺以下。整體而言，此集水區乃為一自東南向西北緩緩下降之傾斜面，此種地勢及地形之朝向及位置為控制集水區水文反應之重要因素^[23]。於重要支流北勢溪上游設有翡翠水庫，每當颱風暴雨發生時，水庫管理局為確保大壩之安全，可能採取水庫放水之措施，以加大水庫調洪之功能，因此使得本研究區域之水文反應更加複雜。

(二) 資料之蒐集與整理

1. 降雨模式

(1) 颱風本體因子

蒐集得各項資料較為完整且對研究集水區有較大影響之颱風，計有 19 場，示如表 1，其中參與降雨模式訓練者計 16 場，而參與驗證者計 3 場。

(2) 區域氣象因子

因研究集水區內之各雨量站皆無氣象觀測設施，故無歷史氣象資料可用。本研究在此以較接近新店溪流域之五個中央氣象局之測候站：淡水、鞍部、臺北、竹子湖、基隆等站之資料替代，各站之基本資料參見表 2，而其位置分佈參見圖 5。

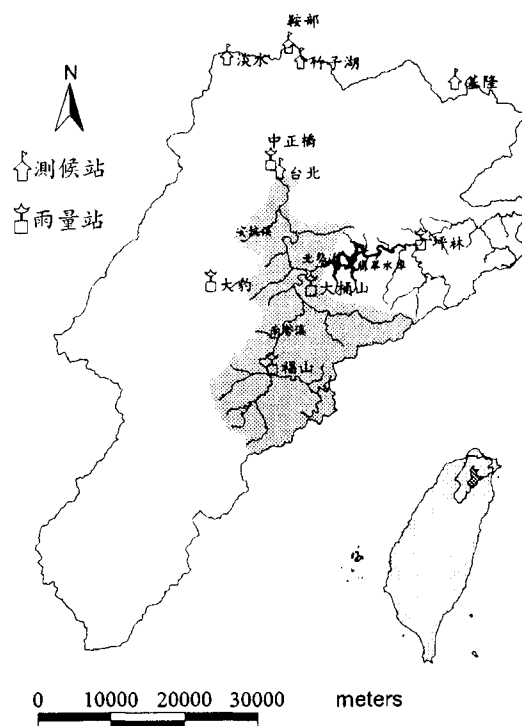


圖 5 新店溪秀朗橋上游集水區之水文布置圖

表 1 研析颱風事件表

颱風名稱	路徑分類	開始時間 (年/月/日/時)	結束時間 (年/月/日/時)	時數	類別
珀西	4	1980/09/17/12	1980/09/18/12	25	訓練
裴恩	2	1981/06/19/08	1981/06/20/21	38	訓練
海爾	5	1985/06/21/23	1985/06/23/05	31	訓練
尼爾森	2	1985/08/22/08	1985/08/23/20	37	訓練
南施	7	1986/06/23/01	1986/06/24/06	30	訓練
佩姬	5	1986/07/09/17	1986/07/10/19	27	訓練
韋恩	8	1986/08/21/07	1986/08/23/06	48	訓練
艾貝	3	1986/09/18/14	1986/09/20/06	41	訓練
賽洛瑪	7	1987/07/13/02	1987/07/14/12	35	訓練
亞力士	7	1987/07/26/08	1987/07/27/12	29	訓練*
傑魯得	4	1987/09/08/21	1987/09/09/24	28	訓練*
琳恩	5	1987/10/24/08	1987/10/26/24	65	訓練*
尼爾森	7	1988/10/04/20	1988/10/05/21	26	訓練
莎拉	3	1989/09/10/23	1989/09/13/13	63	驗證*
歐菲莉	3	1990/06/22/16	1990/06/23/24	33	驗證*
楊希	2	1990/08/18/08	1990/08/20/04	45	訓練*
黛特	3	1990/09/06/20	1990/09/08/08	37	驗證*
寶莉	2	1992/08/29/20	1992/08/30/24	29	訓練
歐瑪	3	1992/09/04/08	1992/09/05/11	28	訓練

註：標有“*”者為參與逕流模式檢定與驗證之颱風事件。

表 2 本研究所使用之中央氣象局所屬測候站概況

站號	測站名稱	北緯	東經	海拔(m)	創立年份
690	淡水	25°10′	121°26′	19.0	1942
691	鞍部	25°11′	121°31′	825.8	1937
692	臺北	25°02′	121°30′	5.5	1896
693	竹子湖	25°10′	121°32′	607.1	1937
694	基隆	25°08′	121°44′	26.7	1946

(3) 雨量觀測資料

為配合研究集水區出口秀朗橋流量觀測站在颱風來臨之際預警與預報之工作，區內之平均降水量採用水利局之電傳雨量站，包括福山、大桶山、大豹、坪林及中正橋五站之觀測資料計算而得。各站之位置圖參見圖 5。

(4) 地形特性因子

以前述各雨量站之高程代表，各站之高程參見表 3。

2. 逕流模式

(1) 流域地文資料

以五萬分之一比例尺之研究集水區地形圖，依河川網路與土地覆蓋利用等資料予以分成若干小分區，其分區圖如圖 6 所示，而其各別之集水面積、主河道長度及主河道平均坡度等地文資料參見表 4。

(2) 有效平均雨量

每一核胞有效平均降雨量之求取步驟如下所述^[6]：

- A. 利用基流分離法求取集水區某一場颱風事件之直接逕流量。如受水庫放水之影響，則再將集水區出口處之累積總直接逕流量扣除總水庫放流量。

表 3 新店溪秀朗橋上游集水區徐昇氏多邊形法之控制面積

雨量站名	大豹	坪林	福山	大桶山	中正橋
高程(m)	590.	200.	500.	916.	5.
控制面積(km ²)	14.67	10.19	212.50	178.67	28.65
權重	0.033	0.023	0.4779	0.4018	0.0643

表 4 新店溪秀朗橋上游集水區之地文資料表

核胞編號	面積(平方公里)	河道長度(公里)	河道坡度
1	68.08	13.82	0.10206
2	62.47	15.17	0.02240
3	94.69	14.70	0.01837
4	85.79	20.43	0.02790
5	24.43	10.35	0.03092
6	7.46	3.17	0.10410
7	73.20	12.21	0.00164
8	31.42	4.15	0.00482

- B. 利用徐昇氏多邊形法求取集水區之平均降雨量，進一步將集水區之平均降雨量與剩餘總直接逕流量利用 Φ 指數法求取集水區之有效平均降雨量。
- C. 求取每一核胞之平均降雨量，之後扣除步驟 B. 所得之 Φ 值，得第 i 個核胞之初始有效平均降雨量 $IER_i(t)$ ，再將其轉換成核胞之初始直接逕流量 IEQ_i 。
- D. 將步驟 A. 所得之總直接逕流量按各核胞之初始直接逕流量之比例予以分配，得各核胞之最終直接逕流量 FEQ_i ，而第 i 個核胞之最終有效平均降雨量 $FER_i(t)$ 則為：

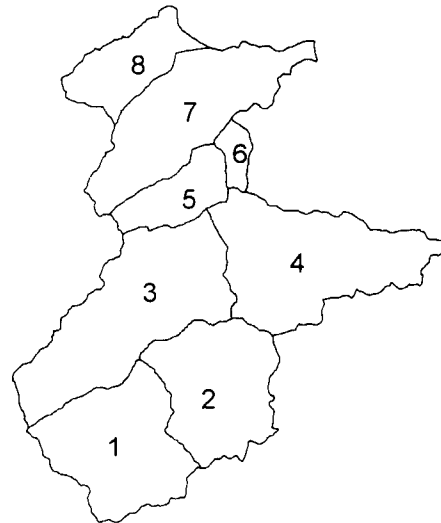


圖 6 新店溪秀朗橋上游集水區之核胞分區

$$FER_i(t) = IER_i(t) \cdot \frac{FEQ_i}{IEQ_i} \dots\dots\dots(33)$$

(三) 模式之檢定與驗證

1. 颱風降雨模式之訓練

影響颱風降雨之因素相當複雜，直至今日為止，國內對此方面之研究尚未訂定出那些因子對颱風降雨具決定性之影響，故於模式研析過程中，擬嘗試輸入不同之訓練資料，以便分析各種資料對研究集水區降雨之影響程度。在針對某種組合之資料尋找適當之模式架構時，隱藏層處理單元個數之選取具決定性之影響，本研究採用BP訓練演算法所提及針對物理特性資料之原則作選取工作。分析過程如下所述：

試驗一：

由 Riehl 氏^[36,37]所推演之公式得知，環流雨與暴風半徑成一次方反比。而由林氏與徐氏^[12]之研究可知，颱風強度愈強，暴風半徑即愈大，則降雨量愈大。以上兩種關於暴風半徑對降雨量影響之論點互持相反立場，故為探討暴風半徑對降雨量之影響究竟是正面或負面，取出颱風之逐時位置 r_d 、暴風半徑 r_{30} 與各站之降雨量三項資料，分別組成 A 模式與 B 模式，其輸入層各含兩個單元，輸入向量分別為：

- A 模式：颱風之逐時位置(r_d)，暴風半徑(r_{30})；
- B 模式：颱風之逐時位置(rd)，暴風半徑之倒數($1/r_{30}$)。

隱藏層含五個處理單元。輸出層僅含一個單元，其期望值即為降雨量。此兩模式之架構可簡單以圖 7 表示。

試驗二：

在研究初期，因缺乏區域氣象資料，故先就颱風本體因子建構模式。依據式(13)，剔除區域氣象因子，建立 C 模式。C 模式之輸入層含下列八種輸入向量，即：

- C 模式：颱風之逐時位置 r_d 與 θ 、中心氣壓、中心最大風速、風速 30 哩半徑、平均移動速度、移動路徑分類以及雨量站之高程。

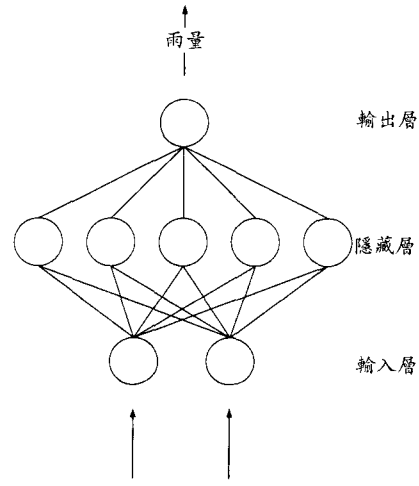


圖 7 試驗一中 A 模式與 B 模式之架構示意圖

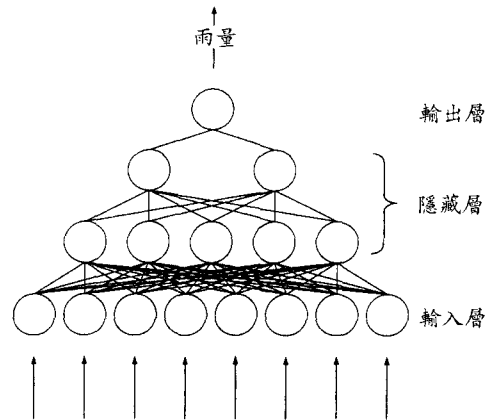


圖 8 試驗二中 C 模式之架構示意圖

隱藏層採用兩層，其中第一層含五個處理單元，第二層含兩個處理單元。輸出層僅含一個單元，其期望值即為降雨量。C 模式之架構圖如圖 8 所示。

試驗三：

在氣象資料蒐集工作結束之後，隨即依據式(13)架構模式。首先為提升資料之靈敏度，略去同一颱風皆具等值大小之颱風移動路徑分類因子。再者，為避免地形因子僅以雨量站高程代表之缺失，放棄一個集水區僅建立一個模式之

構想，而分別針對每一測站建構一模式，如此再略去同一雨量觀測站皆具等值大小之測站高程。此時，每一測站之颱風降雨預測模式稱之為 D 模式，其輸入層皆具三十一個單元，輸入向量為：

D 模式：颱風之逐時位置 r_d 與 θ 、中心氣壓、中心最大風速、風速 30 哩半徑、平均移動速度以及五個測候站各五個區域氣象因子—氣壓、風速、風向、比濕度、相對濕度。

隱藏層含七十五個處理單元。輸出層僅含一個單元，其期望值即為降雨量。D 模式之架構可簡單以圖 9 表示。

試驗四：

模式訓練之初，需先隨機地定出隱藏層處理單元之權重值，如權重值定得不同，有時會大幅影響訓練之起點與訓練所需之時間。為討論起點不同對訓練工作所造成之影響，取出大豹雨量站之資料，採用與試驗三中 D 模式相同之架構，分別取兩種不同權重值組合，稱之為 E 模式與 F 模式，據以進行訓練再予以比較。

2. 逕流之模擬

(1) 檢定工作：

先以各雨量站之觀測雨量資料計算研究集水區內各核胞之有效雨量，並代入逕流模式中，以 SCE 法進行參數 N_o 、 N_c 之優選，並計算各場颱風逕流歷線之模擬結果。

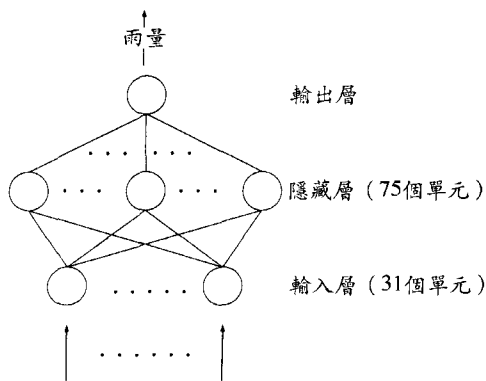


圖 9 試驗三中 D 模式與試驗四中之 E 模式、F 模式架構示意圖

(2) 驗證工作：

將訓練完成之颱風降雨模式(試驗三中 D 模式)模擬出之雨量值，搭配前述求出各場颱風之參數 N_o 、參數 N_c 值，代入逕流模式中模擬其流量值，並計算各項校驗標準。

六、結果與討論

本研究所建構之颱風降雨—逕流預報模式中分為降雨推估與逕流模擬兩部份。於第一部份中，本研究擬嘗試建立颱風降雨類神經網絡模式，並作了若干試驗；於第二部份中，則將第一部分之結果輸入半分布並聯型線性水庫逕流模式中以模擬逕流量，茲將結果分述如下：

(一) 降雨推估部份

試驗一：A 模式與 B 模式

本試驗之目的係於相同模式架構下，分別輸入(A模式)暴風半徑值與(B模式)暴風半徑值之倒數，藉訓練誤差與測試誤差之差異程度比較何者較適於建構颱風降雨類神經網絡預測模式。

經以各測站之資料分別代入 A、B 兩模式作訓練，其結果如表 5 所示。由表 5 之結果可看出：

1. 在測試誤差方面，大豹、坪林、大桶山以及中正橋四站以 A 模式較小，只有福山一站以 B 模式較小。
2. 在訓練誤差方面則有坪林、大桶山、中正橋三站以 B 模式較小，大豹、福山兩站以 A 模式較小。
3. 進一步再比較訓練誤差與測試誤差之差額，可知五站皆以 A 模式具較低之差額。

整體而言，以 A 模式表現較優於 B 模式。

因此可推論：暴風半徑之值較其值之倒數更適合於颱風降雨類神經網絡模式之建構。

試驗二：C 模式

本試驗之目的在探討於缺乏集水區氣象資料之情況下，建立一適用於集水區全境之颱風降雨類神經網絡模式之可行性。經串聯所有測站之資料整理後代入 C 模式，其訓練之結果如表 6 (僅列兩場颱風—琳恩與傑魯得—作說明)與選其代表圖如圖 10 至圖 11 所示。以下分別討論之：

表 5 颱風降雨類神經網絡模式試驗一之結果比較

模式	雨量站名					
	大豹	坪林	福山	大桶山	中正橋	
A	測試誤差	0.0855	0.0821	0.0934	0.0845	0.0701
	訓練誤差	0.0856	0.0818	0.0867	0.0756	0.0605
	測試誤差-訓練誤差	-0.0001	0.0003	0.0067	0.0089	0.0096
B	測試誤差	0.0870	0.0837	0.0885	0.0886	0.0748
	訓練誤差	0.0860	0.0806	0.1237	0.0712	0.0505
	測試誤差-訓練誤差	0.0010	0.0031	-0.0352	0.0174	0.0243

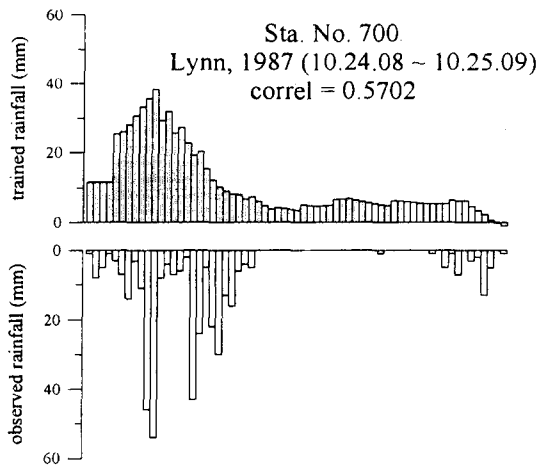


圖 10 颱風降雨類神經網絡模式於福山(700)降雨組體圖之檢定結果(試驗二，C 模式)；琳恩(5)颱風

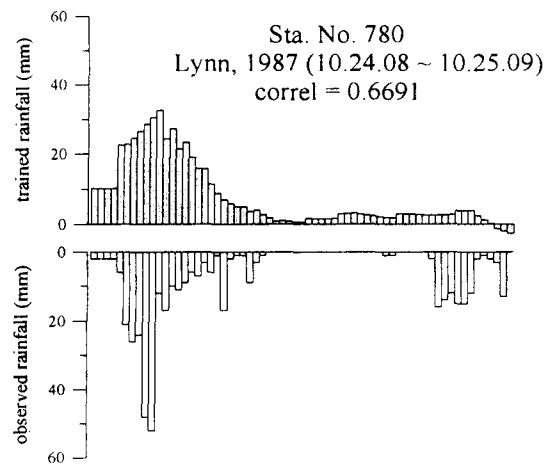


圖 11 颱風降雨類神經網絡模式於大桶山(780)降雨組體圖之檢定結果(試驗二，C 模式)；琳恩(5)颱風

表 6 颱風降雨類神經網絡模式試驗二(C 模式)訓練之相關係數

雨量站名	大豹	坪林	福山	大桶山	中正橋
傑魯得(4)	0.4235	0.4890	0.4448	0.4373	0.4056
琳恩(5)	0.5948	0.4354	0.5702	0.6691	0.4619

註：括號內數字表颱風路徑分類號。

1. 由表 6 可知各站除坪林之外皆以琳恩颱風之檢定相關係數較高，其中又以大桶山之 0.6691 為最高，坪林之 0.4354 最低。至於

傑魯得颱風，則以坪林之 0.4890 為最高，中正橋之 0.4056 為最低。

2. 由圖 10 至圖 11 可知，C 模式對同一場颱風在各站皆模擬出幾乎類似之降雨組體圖。探究其原因為，輸入 C 模式之因子除了雨量站本身高程之外，其他皆為颱風本體因子；故同一時刻，各站之八個輸入因子僅有一個輸入因子有變異特色。因此，模擬雨量僅在量之大小上有些微變化。此試驗之結果可反應出颱風降雨模式之輸入因子因欠缺集水區之氣象因子，而無法反應各地之降雨特色之缺點。

表 7 颱風降雨類神經網絡模式試驗三(D 模式)訓練與驗證之相關係數

類別	雨量站名		大 豹	坪 林	福 山	大桶山	中正橋
	颱風事件						
訓練	亞力士 (7)		0.8414	0.9167	0.7764	0.9836	0.9238
	傑魯得 (4)		0.7157	0.5754	0.3266	0.9413	0.7797
	琳 恩 (5)		0.8130	0.6771	0.7850	0.8137	0.9065
	揚 希 (2)		0.7619	0.8079	0.8202	0.8865	0.8777
驗證	莎 拉 (3)		0.3628	0.1744	0.4883	0.3253	0.3545
	歐菲莉 (3)		0.3424	0.3314	0.0040	0.2845	0.5872
	黛 特 (3)		0.5556	0.7643	0.7095	0.4659	0.6180

註：括號內數字表颱風路徑分類號。

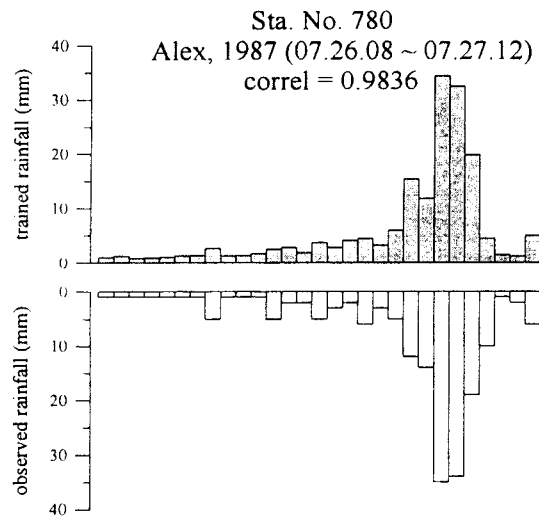


圖 12 颱風降雨類神經網絡模式於大桶山(780)降雨組體圖之檢定結果(試驗三，D 模式；亞力士(7)颱風)

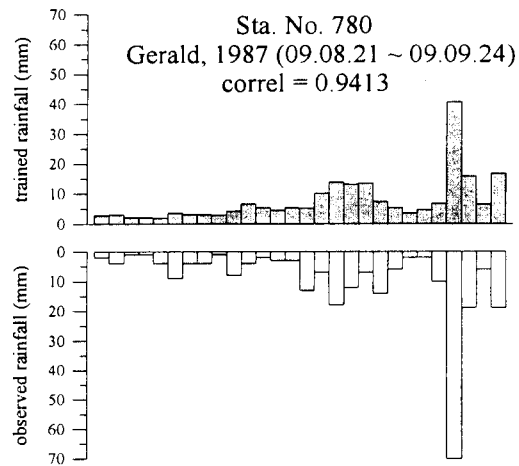


圖 13 颱風降雨類神經網絡模式於大桶山(780)降雨組體圖之檢定結果(試驗三，D 模式；傑魯得(4)颱風)

試驗三：D 模式

本試驗之目的在於針對各雨量站分別架構一颱風降雨類神經網絡模式，而且在模式架構上，其輸入層較試驗二增加考慮集水區之氣象因子，以探討集水區之氣象因子對集水區降雨之影響程度，經以各站之實際颱風事件觀測資料所訓練與驗證之結果分別討論於下：

1. 訓練方面之結果如表 7 所示，並選其代表

圖如圖 12 至圖 13 所示，其各颱風事件之結果分別討論於下：

- (1) 亞力士颱風事件之訓練結果，其相關係數在大桶山站達 0.9836 為最高，最低則是福山之 0.7764。亞力士颱風通過台灣北端北上，整個北台灣皆在其暴風圈籠罩之下，各地氣象站之氣象條件與山區雨量站相似，是造成亞力士颱風訓練良

好之因素。

- (2) 傑魯得颱風事件之訓練結果，與亞力士颱風事件相似，亦在大桶山站達 0.9413 為最高，及在福山之 0.3266 為最低。傑魯得颱風由巴士海峽沿台灣西海岸朝西北方向移動，氣象站與集水區皆在其外圍環流之影響下，但氣象站之位置緯度較高，所受之影響較少，是造成模式訓練結果差強人意之主因，即使相關係數高如大桶山站，亦在極端雨量之模擬上表現不佳。
- (3) 琳恩颱風事件之訓練結果，其在中正橋之 0.9065 為最高，而與試驗二僅含颱風本體因子之模式結果相仿，在坪林達到最低 0.6771。琳恩颱風由巴士海峽西進，集水區與氣象站皆受颱風外圍環流影響，模式普遍訓練成果良好，僅在坪林有疑似東北季風所挾帶富含水汽之空氣進入而造成降雨，較不易模擬。
- (4) 楊希颱風事件之訓練結果，同樣亦是在大桶山具最高之相關係數 0.8865，最低值則出現在大豹之 0.7619。楊希颱風中心通過集水區，整個淡水河氣象狀況相仿，模式普遍表現良好。

2. 驗證方面之結果如表 7 所示，並選其代表圖如圖 14 至圖 15 所示，其各颱風事件之結果分別討論於下：

- (1) 莎拉颱風事件之驗證結果，其以福山站之 0.4883 為最高，而以坪林之 0.1744 為最低。莎拉颱風由台東登陸台灣之後，隨即分裂成多中心之颱風，氣象狀況複雜，是模式表現不佳之主因。
- (2) 歐菲莉颱風事件之驗證結果，其以中正橋之 0.5872 最高，最低則出現在福山 0.0040。歐菲莉颱風由花蓮登陸台灣之後，亦分裂成多中心之颱風，而且亦有滯留之現象出現。一方面輸入模式之路徑已經簡化，另一方面，氣象條件相當複雜，集水區外測候站之氣象資料是否具代表性亦是一大問題，以上兩點造成

模式表現略顯不穩定。

- (3) 黛特颱風事件之驗證結果，其以坪林站之 0.7643 最高，而最低出現在大桶山之 0.4659。黛特颱風由台東登陸台灣之後，直接穿越中央山脈，路徑較明確，故模式之模擬結果除大桶山之外，其餘皆尚可，但各站之結果皆較莎拉颱風與歐菲莉颱風為佳。

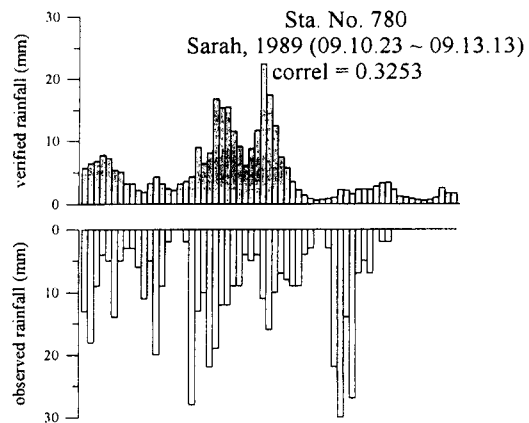


圖 14 颱風降雨類神經網絡模式於大桶山(780)降雨組體圖之驗證結果(試驗三，D 模式；莎拉(3)颱風)

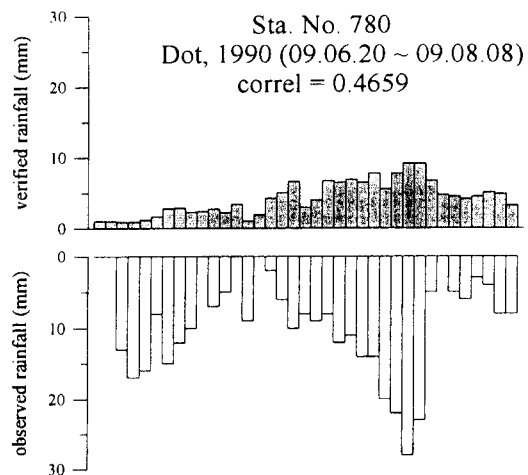


圖 15 颱風降雨類神經網絡模式於大桶山(780)降雨組體圖之驗證結果(試驗三，D 模式；黛特(3)颱風)

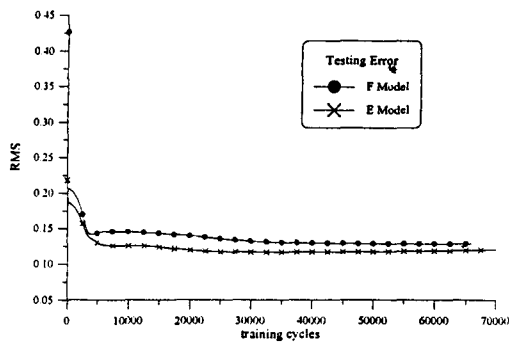


圖 16 試驗四 E 模式與 F 模式之測試誤差歷程比較

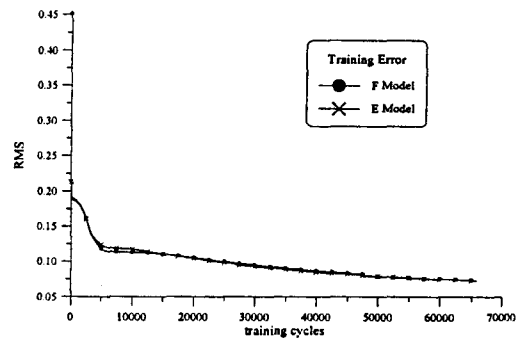


圖 17 試驗四 E 模式與 F 模式之訓練誤差歷程比較

3. 將本試驗之結果與試驗二僅含颱風本體因子與雨量站程之降雨預測模式作比較，可知本試驗所建構之模式較優於試驗二所建者。探究其原因有三：

- (1) 分站訓練
- (2) 加入氣象因子
- (3) 大幅增加隱含層處理單元

其中尤以(2)之影響為甚。因類神經網絡畢竟只是一項工具，而真正提昇模式表現者應為輸入模式之特徵向量組成成分。

4. 颱風降雨類神經網絡模式在推估降雨之趨勢時，表現尚可，但對極端雨量值，仍不易掌握。探討其原因應在於所用之氣象資料對雨量觀測站是否具有空間與時間代表性。畢竟於颱風時期，方位、地勢不同之兩地，縱使高程相近，亦極可能具相當不同之天氣形態，更遑論降雨此一複雜之物

理機制，受地形之影響更甚。總之，颱風降雨類神經網絡模式之良窳取決於輸入因子之組成成分，而為求模式更加完善、可靠且具代表性之氣象因子是不可或缺之輸入因子。

(四) 試驗四：E 模式與 F 模式

本試驗之目的在於比較同一模式架構但擁有不同之權重組合下，其訓練時之誤差起點與所耗用時間之差異，以進一步探討模式在不同起始條件下，對模式訓練結果之影響程度。訓練時，模式架構採取與試驗三相同之模式架構，所分析之資料是採用大豹站之颱風事件資料。訓練過程中先分別取兩組不同之權重值，一組稱為 E 模式，另一組稱為 F 模式，再個別進行訓練，記錄其訓練誤差與測試誤差，並繪圖表示其相對關係，其結果如圖 16 與圖 17 所示，兩模式之訓練進度如表 8 所示。

表 8 試驗四中 (E 模式與 F 模式) 訓練歷程之比較

模式	訓練歷程				
	項目	訓練開始	測試誤差 減小之速率變緩	測試誤差 第一次極小值	測試誤差 最小值
E	學習週期	1	3445	5935	31500
	測試誤差	0.21825	0.13942	0.12645	0.11663
	訓練誤差	0.21307	0.13941	0.12024	0.09138
F	學習週期	1	3045	4255	50970
	測試誤差	0.42593	0.15232	0.14165	0.12821
	訓練誤差	0.45105	0.14580	0.12578	0.07768

表 9 半分布逕流模式之檢定結果

颱風事件	觀測值	模擬值	合適性評估			
			CE	EQ _p (%)	ET _p	
亞力士 (7)	Q _p	1093.60	833.86	0.823	-23.75	-1
	T _p	11				
傑魯得 (4)	Q _p	1815.20	1490.59	0.901	-17.88	0
	T _p	49				
琳恩 (5)	Q _p	1305.00	1383.77	0.930	6.04	2
	T _p	54				
楊希 (2)	Q _p	2657.7	2427.94	0.909	-8.65	0
	T _p	39				
莎拉 (3)	Q _p	1100.00	1037.37	0.867	-5.69	0
	T _p	52				
歐菲莉 (3)	Q _p	1360.00	1283.29	0.955	-5.64	0
	T _p	27				
黛特 (3)	Q _p	3240.00	2437.18	0.929	-24.78	1
	T _p	37				

註：括號內數字表颱風路徑分類號。

1. 將所得之結果分別討論於下：

(1) 由訓練結果圖可知，F 模式在最初所計算得之訓練與測試兩誤差皆遠較 E 模式高出甚多，但隨即急速下降至與 E 模式之誤差略為相近之處。

(2) 由表 8 可知，具較大起始誤差之 F 模式，在測試誤差達第一次極小值時，所耗用之訓練週期數僅需 4255，為具較小起始誤差之 E 模式所需之訓練週期數 (5935) 之 0.72 倍。但 F 模式之測試誤差在達到第二次極小值 (亦是全程之最小值) 時，所耗之訓練週期需 50970，為 E 模式 (31500) 之 1.62 倍。

(3) 測試誤差在第一次極小值時以 E 模式較低，至第二次極小值亦是全程之最小值時亦以 E 模式較低，即訓練結果以 E 模式較佳。

2. 整體而言，權重值組選取得不同，會影響模式訓練途中誤差之演變與達到各訓練狀態之時間。起始誤差愈大者，所需耗費之時間愈多，但只要誤差不陷入局部最小

值，權重值組不同之兩模式仍可得相類似之訓練結果。

(二) 逕流模擬部份

本研究中之逕流模擬部分採兩階段工作進行，第一階段將降雨推估部分參與訓練與驗證之七場颱風觀測雨量代入逕流模式中，以 SCE 法求得各颱風事件之模式參數值 N_o 與 N_c。第二階段則將第一階段所求得之參數 N_o 與 N_c 值，各搭配該場颱風由降雨模式所驗證推估之雨量值，以求得集水區出口處之模擬逕流量，其檢驗之結果分述如下：

1. 模式之檢定

利用半分布並聯型線性水庫逕流模式模擬新店溪秀朗橋上游集水區，各場颱風事件之模擬結果如表 9 與選其代表圖如圖 18 與圖 19 所示，其平均效率係數為 0.902，洪峰流量誤差平均在 -11.50% 之內，洪峰到達時刻誤差皆小於 2 小時。此外，各颱風事件所優選之模式參數，其結果如表 10 所示。

(1) 一般而言，參數 N_o 愈大，表示漫地流表

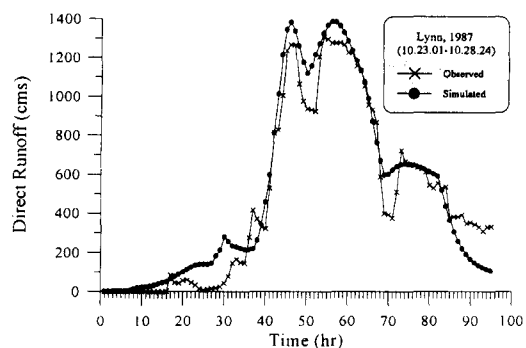


圖 18 新店溪秀朗橋上游集水區秀朗橋流量站之颱風逕流歷線檢定圖（琳恩(5)颱風）

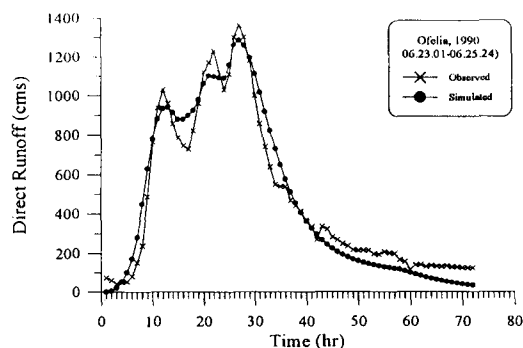


圖 19 新店溪秀朗橋上游集水區秀朗橋流量站之颱風逕流歷線檢定圖（歐菲莉(3)颱風）

表 10 半分布逕流模式之參數檢定結果

逕流模式參數 颱風事件	N_o	N_c
亞力士 (7)	0.600	0.00480
傑魯得 (4)	0.600	0.01350
琳恩 (5)	0.200	0.01380
莎拉 (3)	0.597	0.01050
歐菲莉 (3)	0.520	0.01268
楊希 (2)	0.600	0.01340
黛特 (3)	0.600	0.04300

註：括號內數字表颱風路徑分類號。

面粗糙度愈大，即植被覆蓋度愈密，且使得集流時間愈長。而琳恩颱風之參數 N_o 值偏低，可能是模式為平衡過短之集流時間所造成，可由其模擬結果之洪峰到達時刻延後二小時予以證明。而集流時間過短有可能是在此長時間降雨事件中，流路較短之核胞在開始降雨之初即已降下大量之雨水，而使得洪峰提前到來。

- (2) 於模擬過程中，參數 N_o 遠較參數 N_c 穩定，究其原因乃參數 N_o 係代表集水區之漫地流平均糙度，此參數係受集水區之土地覆蓋利用型態、漫地流之平均坡度與長度等因素所影響，而此等影響因素之改變相當緩慢，因此參數 N_o 之影響並不敏感；反之，參數 N_c 係受集水區之河道斷面型

態、河道平均坡度與長度之影響，而此等影響因素於颱風發生之前後，甚至颱風期間，改變之幅度甚巨，因此參數 N_c 較參數 N_o 敏感得多。

- (3) 由模擬結果所使用之參數值表中可得知，參數 N_c 之值似有偏低之情形，其可能之原因乃模式架構係採用並聯核胞之方式，以尋求每一核胞與集水區出口間之直接反應關係，因此對於每一條流路之模擬流況與實際之流況並不相同，而且比實際流量為小，但為達到擬合峰時與峰量之目的，只有降低參數 N_c 之值以達到模擬之目的。
- (4) 半分布並聯型線性水庫逕流模式中，每一核胞可輸入不相同之降雨資料，以表現降雨於空間上之分布特性，而且此模式具有模擬水庫放水之功能，經以新店溪秀朗橋上游集水區之颱風事件模擬結果可知，選其代表圖如圖 20 所示，此模式確實能模擬水庫放水對下游集水區河道之影響，因此具有模擬水庫放水功能之半分布並聯型線性水庫逕流模式，對模擬受水庫影響之集水區內逕流歷程，更具優越性。

2. 模式之驗證

利用半分布並聯型線性水庫逕流模式之檢定結果，搭配由降雨模式(D 模式)所模擬得之雨量，同樣應用於新店溪秀朗橋上游集水區，各場颱風事件之模擬結果如表 11 與圖 21 與圖 22

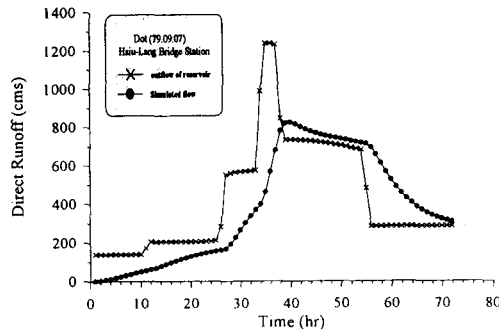


圖 20 翡翠水庫放水歷線與水庫放水流路於秀朗橋所模擬歷線之比較 (黛特(3)颱風)

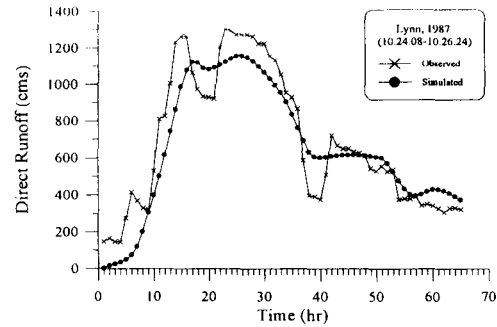


圖 21 新店溪秀朗橋上游集水區秀朗橋流量站之颱風逕流歷線驗證圖 (琳恩(5)颱風)

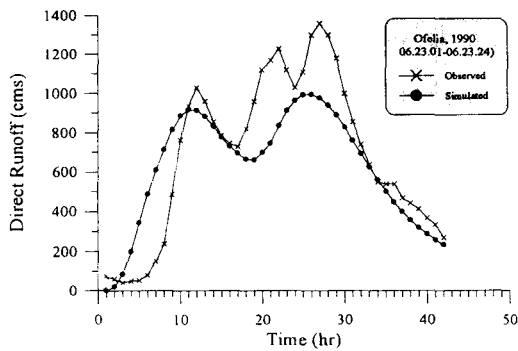


圖 22 新店溪秀朗橋上游集水區秀朗橋流量站之颱風逕流歷線驗證圖 (歐菲莉(3)颱風)

所示，其平均效率係數為 0.774，洪峰流量誤差平均在 -17.30%之內，洪峰到達時刻誤差則表現各異。

觀察洪峰流量誤差結果與圖 21 與圖 22 可知，模擬之流量普遍較觀測流量為低，其主要原因是在颱風降雨模式不易掌握極端雨量值之緣故。故在逕流模擬結果，一般可在效率係數方面獲致不錯之結果，而洪峰流量誤差與洪峰到達時刻誤差則有待降雨量模擬成果再改進，其中尤以極端雨量值量之大小與發生時刻影響最甚。

表 11 半分布逕流模式之驗證結果

颱風事件		觀測值	模擬值	合適性評估		
				CE	EQ _p (%)	ET _p
亞力士 (7)	Q _p	1093.60	903.89	0.830	-17.35	-1
	T _p	11	10			
傑魯得 (4)	Q _p	1815.20	1553.49	0.721	-14.42	0
	T _p	29	29			
琳 恩 (5)	Q _p	1305.00	1158.32	0.872	-11.24	3
	T _p	23	26			
楊 希 (2)	Q _p	2657.7	2300.48	0.903	-13.44	0
	T _p	32	32			
莎 拉 (3)	Q _p	1100.00	978.00	0.556	-11.09	5
	T _p	30	35			
歐菲莉 (3)	Q _p	1360.00	996.18	0.690	-26.75	-1
	T _p	27	26			
黛 特 (3)	Q _p	3240.00	2371.98	0.845	-26.79	-6
	T _p	37	31			

註：括號內數字表颱風路徑分類號。

七、結 論

1. 本研究所建立之颱風降雨類神經網絡模式為國內降雨預報研究中之先例，其係應用類神經網絡機制作為颱風降雨因子與降雨量之間非線性映射關係之模擬，可獲得較過去所沿用之颱風降雨預報方法更迅速且具實用價值。颱風降雨量之預報因涉及諸多且複雜之物理因素而顯得困難重重，以本研究之觀點來探討颱風降雨之預報，應不失為一值得研究之合宜方式。
2. 於建立颱風降雨類神經網絡模式之過程中，本研究共進行四項試驗。試驗一中之 A 模式與 B 模式乃為確認影響因子輸入模式之形式所訓練比較者；試驗二之 C 模式與試驗三之 D 模式則嘗試以所蒐集得各影響因子之資料架構模式；至於試驗四中之 E 模式與 F 模式之訓練目的則為探討不同之起始權重值組合對網絡訓練結果之影響。由討論結果可知，試驗三所建立之 D 模式，其颱風降雨之推估結果具實用價值，可適用於一般集水區之颱風降雨預報。
3. 本研究所建立之颱風降雨類神經網絡模式，其優點乃一旦模式已藉由輸入歷史資料而完成訓練工作，則給定某時刻之各項影響因子，即可迅速地輸出該時刻之降雨量，以滿足颱風預報工作所必須爭取之時效性。但因目前臺灣之一般集水區缺少雨量觀測地點之氣象資料，故不易確切掌握當地氣象狀況，兼以模式之訓練工作曠日費時，造成現階段模式應用上之困難。
4. 由逕流部份之結果可知，半分布並聯型線性水庫逕流模式可在模式檢定後，取得該集水區參數 N_o 與參數 N_c 之平均值，則在作逕流預報時，將所求得參數 N_o 、參數 N_c 之平均值代入模式，搭配由颱風降雨類神經網絡模式所推估之颱風降雨，即可模擬獲求合適可用之逕流歷線。半分布並聯型線性水庫逕流模式中 N_o 及 N_c 參數精簡，架構明確，且運算所需時間極短，可滿足預報時效之要求，故若能事先推測

出可信賴之雨量預測值，即可模擬集水區出口歷線，進而提供水利機關從事颱風預報與預警工作之應用。

5. 台灣地區之防洪單位長期以來所作之努力，無不在設法能預先獲知颱風所可能帶來之災害。而本研究所發展之颱風預報模式在降雨預報之理論方面較以往更完備，預報工作亦較形便捷，再串聯逕流模式後所獲得之逕流模擬結果亦有相當良好之精確性。故本研究所建構之颱風預報模式確實可提供台灣地區之防洪預報工作之參考應用。

八、參考文獻

1. 王如意、李如晃、謝龍生、朱子偉：「八掌溪流域降雨預報模式之研究」，行政院國家科學委員會專題研究計畫報告，1994，10。
2. 王如意、李戎威：「空間分布地表逕流多層核胞模式之研究及其應用」，行政院農業委員會研究計畫報告，1989。
3. 王如意、易任：《應用水文學》，上、下冊，國立編譯館出版，茂昌圖書公司發行，1979，10。
4. 王如意、徐錦瑩、李如晃：「曾文溪流域降雨物理預測模式及其與逕流模式修正應用之研究」，行政院國家科學委員會防災科技研究報告，1991，10。
5. 王如意、謝龍生：「半分布並聯型線性水庫降雨一逕流模式之研究」，第八屆水利工程研討會論文集，1996，7。
6. 王如意、謝龍生：「應用具放水功能半分布並聯型線性水庫降雨一逕流模式模擬擬洪事件之研究」，八十五年度農業工程研討會論文集，1996，12。
7. 王時鼎：「臺灣颱風降雨特性及其預報研究(一)」，行政院國家科學委員會防災科技研究報告，1983。
8. 王時鼎：「臺灣颱風降雨特性及其預報研究(二)」，行政院國家科學委員會防災科技研究報告，1985。
9. 吳宗堯、陳正改：「台灣北部地區豪雨特性

- 之分析」,氣象預報與分析,第 77 期,1978。
10. 吳宗堯、謝信良、喬鳳倫、陳正改：「曾文水庫集水區降水特性分析及颱風降水預報之研究」,大氣科學,第 8 期,1981。
 11. 李光敦、顏本琦：「地面及河渠糙度係數對地相瞬時單位歷線模擬之影響」,第七屆水利工程研討會論文集,1994, 7。
 12. 林雨我、徐晉淮：「侵襲臺灣颱風之降雨分佈研究」,氣象學報第 34 卷第 3 期,1988, 9。
 13. 孫建平：「類神經網路及其應用於降雨及逕流過程之研究」,國立臺灣大學農業工程學研究所碩士論文,1996, 6。
 14. 郭文鑠、蔣志才、朱曙光、陳正改：「淡水河流域颱風降水量預報之研究」,行政院國家科學委員會研究報告,1980。
 15. 陳正改、謝信良：「新店溪流流域颱風定量降雨預報之研究」,行政院國家科學委員會研究報告,1987。
 16. 陳毓雷：「大漢溪流流域颱風暴雨量預報之研究」,氣象預報與分析,第 74 期,1978。
 17. 陳燕慶、鹿浩：神經網路理論及其在控制工程中的應用, 儒林圖書有限公司,1992, 6。
 18. 喬鳳倫、謝信良、陳正改：「石門水庫集水區颱風降水之模擬」,中央氣象局中範圍天氣系統研討會論文集,1982。
 19. 焦李成：神經網絡系統理論,西安電子科技大學出版社,1992, 6。
 20. 焦李成：神經網絡計算,西安電子科技大學出版社,1993, 9。
 21. 葉怡成：類神經網路模式應用與實作,儒林圖書有限公司,1994, 9。
 22. 謝信良、陳正改：「翡翠水庫集水區颱風預報之研究」,行政院國家科學委員會研究報告,1986。
 23. 顏怡澄：「淡水河之流量季節變化及其流水型」,私立中國文化大學地學研究所研究報告,1971。
 24. 顏清連、王如意等：「淡水河整體洪水預報系統模式之研發」,第三階段報告,台灣省政府水利處,1998。
 25. Bras, Rafael L., Hydrology, Chap.12 in *Concepts of Fluvial Geomorphology*, Addison-Wesley, 1990.
 26. Diskin, M. H. and Simon, E., "A Procedure for Selection of Objective Functions for Hydrologic Simulation Models," *J. Hydrol.*, vol.34, pp.129-149, 1977.
 27. Duan, Q., S. Sorooshian, and V. K. Gupta, "Effective and Efficient Global Optimization for Conceptual Rainfall-Runoff Models," *Water Resour. Res.*, Vol. 28, No. 4, pp. 1027, 1987.
 28. Eagleson, P. S., Dynamic Hydrology, Chap.16 in *The Catchment*, pp. 362-369, 1970.
 29. Ford, D. T., Morris, E. C. and Feldman, A. D., "Corps of Engineers Experience with Automatic Calibration of A Precipitation-Runoff Model. in *Water and Land Resource Systems*." (Y. Haimes and J. Kindler, eds.), Pergamon Press, New York, 1980.
 30. Fuls, J. R., "Rate of Precipitation from Adiabatically Ascending Air," *Mon. Rev.*, Vol. 63, 1935.
 31. Jacobs, Tobert A., "Increased Rates of Convergence Through Learning Rate Adaptation," *Neural Network*, Vol. 1, pp. 295-307, 1988.
 32. Kohonen, T., "An Introduction to Neural Computing," *Neural Networks*, Vol. 1, No. 1, pp. 3-16, 1988.
 33. Lee, Kwan Tun and Ben Chie Yen, "Geomorphology and Kinematic-Wave-Based Hydrograph Derivation," *J. Hydr. Engrg., ASCE*, Vol. 123, No. 1, January 1997.
 34. Lippmann, R. P., "An Introduction to Computing with Neural Nets," *IEEE ASSP Magazine*, pp. 4-22, 1987.
 35. Nash, J. E., "The Form of the Instantaneous Unit Hydrograph," *IASH Publication No.45*, Vol. 3-4, pp. 114-121, 1957.

36. Riehl, H., *The Tropical Meteorology*, pp. 293-297, 1969.
37. Riehl, H., "Some Relation Between Wind and Thermal Structure of Steady State Hurricanes," *J. Atms. Sci.*, 20, 1963.
38. Rodriguez-Iturbe and J. B. Valdes, "The Geomorphologic Structure of Hydrologic Response," *Water Resour. Res.*, Vol. 15, No. 6, pp. 1409-1420, 1979.
39. Rodriguez-Iturbe, G. Devoto and J. B. Vades, "Discharge Response Analysis and Hydrologic Similarity: The Interrelation between the Geomorphologic IUH and the Storm Characteristics," *Water Resour. Res.*, Vol. 15, No. 6, pp. 1435-1444, 1979.
40. The Technical Publications Group, *Neural Computing: Technology Handbook for Professional II / PLUS and Neural Works Explorer*, Neural Ware, Inc., 1993.
41. Villiers, Jacques De. and Etienne Barnard, "Back-propagation Neural Nets with One and Two Hidden Layers," *IEEE Trans. On Neural Network*, Vol. 4, No. 1, pp. 136-141, 1992.
42. Wooding, R. A., "A Hydraulic Model for The Catchment-Stream Problem." *J. Hydrol.*, vol.3, pp.254-267, 1965.
43. Zurada, Jacek M., *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing Co., pp. 1-250, 1992.

收稿日期：民國 87 年 5 月 11 日

接受日期：民國 87 年 6 月 9 日