

應用模糊理論於颱風降雨量之推估

曹鎮⁽¹⁾ 陳文福⁽²⁾ 徐義人⁽³⁾

摘 要

颱風豪雨常為台灣發生天然災害之主要原因，常造成不少人民生命財產之損失。根據中央氣象局之統計，平均每年至少有 3.5 個颱風侵襲台灣。而颱風的行徑、強度規模，及豪雨帶來之降雨量，於颱風期間造成之影響，以颱風豪雨造成之負面影響最為深遠。本研究應用模糊理論，建立颱風的降雨分析模式，並與歷年颱風降雨資料進行比對，以檢討模式之適用性。本研究先選取影響颱風之降雨因子，如暴風半徑、中心氣壓、最大風速、近中心最大風速 4 項模糊因子，以建立模糊隸屬函數，次將輸入值作模糊化轉換，以建立模糊資料庫。經程式演算結果加以分析評估，再反模糊化轉換輸出，以檢定其效果。本研究以 1949 年至 2002 年之 53 年間中央氣象局之颱風資料，經過篩選影響台灣地區之降雨資料作模糊分析，進行實例模糊演算，比對實際資料以驗證之，發現颱風路徑仍是影響各地降雨量的主要因素，其中降雨量大的推估誤差比降雨量小的為小，對於颱風災害預警有實質上的幫助，可供日後防颱準備作業之參考。
(**關鍵詞**：颱風豪雨、模糊理論、模糊化、模糊資料庫)

Application of Fuzzy Theory for Estimating Typhoon-Rainfall

Chen Tsao ⁽¹⁾, Wen-Fu Chen ⁽²⁾

Professor ⁽¹⁾ and graduate Student ⁽²⁾, Department of Soil and Water Conservation,
National Chung-Hsing University, Taichung, Taiwan 402.

Yih-Jen Shu ⁽³⁾

Professor, Department of Hydraulic and Ocean Engineering, National Chung Kung
University, Tainan, Taiwan 701, R.O.C.

ABSTRACT

Heavy rain, or high intensity rainfall, brought in or induced by typhoon can cause various

(1)國立中興大學水土保持系博士生

(2)國立中興大學水土保持系教授

(3)國立成功大學水利及海洋工程學系教授

disasters, such as loss of properties and human lives. Central Weather Bureau (CWB) of Taiwan reports that there are statistically 3.5 typhoons affect Taiwan each year. The prediction of total rainfall depth during typhoons period is an important issue in flood warning procedure. This study developed a rainfall analysis model by using fuzzy theory, compared the results to typhoons rainfall records and discussed the stability of the model. In this study we used rainfall factors such as radius, center air pressure, maximum wind speed, and maximum wind speed that close to center etc., to establish a fuzzy function. We imported the data to the fuzzification function to establish the fuzzy data base and then to evaluate the computed results. Finally, we analyzed and evaluated the computed results and then defuzzicated them to output and rejudged the effect. We selected the fifty-three years typhoons data from 1949 to 2002 of CWB to do fuzzy analysis and computed them with examples to compare with the observed data. This comparison shows that the typhoon route is the most important parameter for the predictions. The errata of estimation for heavy rainfalls are observed to be smaller than those of small rainfalls. This study suggests that the fuzzy model is useful for typhoon heavy rainfall predictions and that could be referred for typhoon disaster prevention.

(**Keywords**：typhoon-rainfall, fuzzy theory, fuzzication, fuzzy data base)

前 言

颱風帶來大量豪雨，使大量的雨水在短時間內傾盆而降，臺灣地形平原較少，山脈高峻，河流短小且坡度甚大，故常常遇到颱風就引發山洪暴發，致使平原地帶、較低地區氾濫成災，所以氣象條件（颱風）與地理環境（山脈、河流）成為臺灣水災之主要原因。颱風除了帶來風和水之外，也帶來以下災害：

1. 焚風：使農作物枯萎。
2. 鹽風：海風含有多量鹽分吹至陸上，常使農作物枯死，有時可導致電路漏電等災害。
3. 海浪：狂風時必有巨浪，颱風所產生的巨浪可高達一、二十公尺，常在海上造成船隻顛覆沉沒。此外波浪逐漸侵蝕海岸，造成影響。
4. 暴潮：暴風使海面傾斜，同時氣壓降低，致使海面升高，而導致沿海發生海水倒

灌。

5. 山崩：暴雨時沖刷山石，使山石崩裂，擊毀房屋、死傷人畜、阻礙交通，沿山之公路常發生此種災害。
6. 病蟲害：水災後常發生傳染病，如痢疾、霍亂。

至目前止颱風係一種大自然現象，以人力尚無法消除。尤其雨季時對於建設中之土木工程，常造成工期延宕或造成工程上極大的損失。本研究利用颱風的一些特性，來分析它在不同地區的降雨趨勢，對於陸地上的一些預先防範，可提供參考。

前人研究

利用颱風觀測的各項因子來做降雨量推估的研究目前有以下數篇：

1. 周乃昉、林柏承（1999），使用類神經網路的倒傳遞網路模式來建立颱風降雨推估模式，透過倒傳遞網路處理非線性關係的能力，將複雜的颱風降雨機制記憶在類神經網路架構內，以達到推估颱風降雨量之目的。模式採兩層隱藏層，以增加描述能力。模式經過訓練學習後，透過調整網路內之權值與閾值，記憶颱風降雨過程的物理機制，建立颱風降雨量的推估模式。文中以曾文水庫管理中心的曾文電傳雨量站為例，採多個連續時段的颱風中心位置、風速、氣壓、七級暴風半徑、特性參數等颱風資料及雨量站與鄰近地區之降雨量、風速、相對溼度、露點溫度及地形參數等資料，推估目標時段雨量站之降雨量。研究中採用權值擾動敏感度分析的方式，對網路架構進行網路修改刪剪，以減少資料雜訊及不連續之情形，並提升學習效率及精度。與其他簡易推估降雨量的方法比較，對於較長時間的颱風降雨量推估以及尖峰降雨量的發生時刻的預測，確實有較顯著的成果。本研究建立之類神經網路颱風降雨推估模式，透過電腦的高速運算能力，能即時推估出目標時段的颱風降雨量，並具有不錯的精度，證明類神經網路確實具有描述颱風降雨特性的能力，可供未來更進一步的研究與應用。
2. 王安培、黃群岳（2000）以類神經網路（以下簡稱 NNM）來預測石門水庫集水區在颱風時的洪水進流量。首先架構一個四層神經網路，含一個輸入層、二個隱藏層和一個輸出層的倒傳遞神經網路（以下簡稱 BPN），以集水區內各個雨量站之逐時回報的雨量資料作輸入值，水庫進流量作為輸出值。將歷史資料中的颱風暴雨前四場颱風資料做為網路學習訓練之用，再用後八場的資料作驗證。對於不同集水區利用倒傳遞運算法則可修正調整 NNM 的權值建立降雨-逕流模式，進而預測洪峰到達時間與洪峰量，作為石門水庫防洪運轉之決策依據，以期達到有效之防洪效果。而在預測方面，以 1、2、3 小時的預測流量可得不錯之效果。
3. 黃謙順、莊益誠（2000）利用類神經網路可處理大量、高維資料的歸類分析，透過學習，找出輸出、輸入資料間的對應因果關係，利用此求得的關係，建立相關資料預測應用。傳統颱風降雨預測是依照一定的公式推導，難免有其適用上的限制，由於颱風因子和降雨量之間呈現高度的非線性關係，而傳統類神經網路的向後傳導計算模式對於複雜的非線性關係的推導能力有限，因此本研究將傳統的向後傳導計算模式加上特定的函式，推導出一個新的模型，將 30 年颱風的龐大母體資料輸入至新的探勘模式中，並和傳統的公式預測模式作一比較，分析結果證明了類神經網路模式能模擬出相近的降雨組體，其預估值也較傳統的公式模式精確許多。
4. 樊采虹、許佳容（2001）引用中央氣象局分別在台北和台南測站自 1961 年至 1994 年所觀測到之 145 個颱風降雨量的相關資料，主要對黃謙順（2000）的方法進行校驗與比較，並擴大預測範圍，另外並應用貝氏迴歸法、加權的迴歸模型、混合模型和貝氏模型平均法（Bayesian Model Averaging Method）進行統計分析與預測校驗，希望能對颱風之時雨量和累積雨量提出更有效的預測。結果顯示，貝氏模型平均法較其他方法為佳。本文所採用的類神經模糊系統，有別於以往的單純類神經網路和傳統的統計方法。傳統的類神經網路在訓練結果完成後，無法以人工方式修改，也難以解讀其網路架構上的意義，基本上算是一個黑箱藝術。本文採用全台灣 26 個氣象測站所得到的歷史 240 個颱風降

雨資料加以分析，透過結合了類神經網路和模糊理論兩方之優點的類神經模糊系統，相對傳統的統計方法，對於資料的非線性關係，有著更好的預測效果。

侵台颱風之資料分析

1. 侵台颱風統計分析

颱風是發生在熱帶海洋面上的猛烈風暴，北緯 10 度至 15 度一帶是最容易形成颱風的區域；而侵襲臺灣的颱風大都來自北太平洋西部，發生的地點以加羅林群島、馬利安納群島和帛琉群島附近一帶最多，另外也有部分來自中國南海海面，但次數較少，平均來說勢力較弱，向西行在越南或中國大陸登陸，或向東北行經臺灣海峽一帶。根據民國前 15 年（1897）至民國 87 年（1998）這 102 年的資料分析，共有 385 次颱風侵襲臺灣（註：颱風中心在臺灣登陸；或雖未登陸，僅在臺灣近海經過，但陸上有災情者），以八月份的颱風次數最多，其次為七月及九月。因此每年七、八、九三個月為颱風侵襲臺灣最多的月份，同時也為台灣帶來了豐沛的雨量。表 1. 為近 102 年侵台颱風次數統計。

侵台的颱風路徑，中央氣象局將歷年颱風路徑種類分為 10 種，其路徑概況見圖 1.（其中第 10 類為怪異路徑，故不在圖 1. 中）。

表 1. 1897~1998 年侵台颱風次數統計

Table 1. Statistics of typhoon for 1897~1998.

月份	侵臺颱風總數	佔總數百分比	年平均數
4	3	0.77	0.029
5	14	3.63	0.137
6	28	7.27	0.274
7	89	23.11	0.872
8	115	29.87	1.127
9	90	23.37	0.882
10	39	10.12	0.382
11	7	1.81	0.068
合計	385	100	3.77

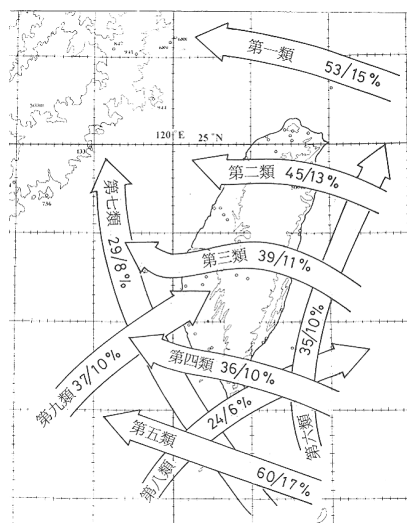


圖 1. 侵台颱風路徑分類圖
（取自中央氣象局網站）

Figure 1. Classification of eight typhoon travel routes.

2. 颱風對台灣降雨的影響

由台灣地區歷年來的等雨量線圖得知，南部及東部的雨量來源幾乎集中在每年的 5 至 10 月，也就是說，颱風為這些地區最主要的降雨來源。中央氣象局把颱風侵襲臺灣的路徑分成 7 類，從民國前 15 年到民國 81 年的 96 年間共有 335 次颱風侵襲臺灣，包括中心在台灣登陸，或雖未登陸僅在台灣近海，經過陸上造成災害。而路徑大略分類情形如下：

- （1）通過臺灣北部及北部海面向西或西北進行者共 89 次，占 27%。
- （2）通過中部向西或西北進行者有 44 次，占 13%。
- （3）通過南部及南部海上向西或西北進行者有 107 次，占 32%。
- （4）沿東岸或東部海面北上者有 41 次，占 12%。
- （5）沿西岸或臺灣海峽北上者有 17 次，占 5%。

(6) 通過中南部再向東北出海者計 24 次，占 7%。

(7) 路徑特殊不能併入以上 6 類者有 13 次，占 4%。

其中，各類路徑中的第一類路徑颱風的降雨，對北部地區影響最嚴重，中部山區雨量亦多，如 1990 年 8 月的亞伯颱風。如當時大陸上有高氣壓南下，更能增強雨勢，常導致北部大的水災。在此種天氣型式下（颱風及東北季風雙重作用），即使是二、三、四類路徑颱風，甚至遠從巴士海峽或呂宋島北部穿過者，亦可使北部及東北部豪雨成災，民國 76 年之琳恩颱風即為一例。

第二類路徑颱風在登陸前，北部及東部地區雨勢會比較強，穿過本省中部後，南部因西南風吹入致雨勢增強，但以中南部山區雨勢最烈，尤以阿里山地區為最嚴重，如 1990 年 8 月的楊希颱風。

第三類路徑颱風從台灣南端通過，除東部雨量較多外，其他地區雨量不多。

第四類路徑颱風沿東岸或東方海面北上，以東部降雨最多，有時北部及東北部亦有較強雨勢，如 1991 年的耐特颱風。

第五、六類路徑颱風對西南部及東南部影響較大，雨量最多雨勢亦烈，東部、北部、東北部雨量不多。而颱風降雨量的多寡還須視路徑、強度、水汽含量、雲雨分布、地形、移動速度等而定。

此外，平地和高山測站，雖然緯度相近，但對於相同的路徑颱風，仍會有不同的降雨趨勢反應。

模糊推論系統

1. 模糊集合

模糊邏輯是由 Zadeh 教授於 1965 年所提

出，係一種以數學模型來描述語意式的模糊資訊方法，我們可以將它當作是傳統集合理論的一種推廣模式。傳統集合論中，論域中的一個元素與一個集合之間的關係，不是「屬於」就是「不屬於」兩種關係而已。換言之，一個元素對一個集合的隸屬程度是「二元」的，就是 0 與 1 這兩種選擇而已。模糊集合允許模糊集合中的元素，對此集合的隸屬程度可界於 0 到 1 之間。因此，傳統的明確集合與模糊集合最大的差異就在於，傳統明確集合的隸屬函數是唯一的，而模糊集合可以有無限多種的隸屬函數，因為這個特性，使得模糊系統可以調整其歸屬函數以適應不同的變化環境。傳統的明確集合是屬於二元的，論域中的元素對某一集合的關係只有「屬於」與「不屬於」兩種。我們可定義一個「特徵函數」來說明這種關係，令 U 為整個論域， A 為論域中的一個明確集合， x 為論域中的元素，特徵函數 $\lambda_A(x)$ 可定義如 (3-1) 式：

$$\lambda_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases} \quad (1)$$

其中，論域 U 本身就是一個明確集合。集合 A 的邊界是非常明確的，並且將整個論域一分為二，也就是「屬於 A 集合」或「不屬於 A 集合」兩個部份。

可是模糊集合沒有明確的邊界，元素對集合的關係不再是二元，而是依照其類似的程度而給予其隸屬程度值。因此，我們可以將模糊集合視為是明確集合的一種推廣。在此，我們定義在論域 U 中一個模糊集合 A 的關係為 (3-2) 式：

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U, 0 \leq \mu_A(x) \leq 1\} \quad (2)$$

其中， $\lambda_A(x)$ 代表元素 x 對模糊集合 A 的隸屬程度。由 (3-2) 式的定義可得知，任何函

數值只要是位於 0 與 1 之間的函數，且符合常理，都可以成為隸屬函數。

2. 模糊推論系統

模糊推論系統的優點是不需要精確的物理模型，第二就是可將人類的專業經驗應用在系統當中。而完整的模糊推論系統架構包括：(1)模糊化機制 (fuzzifier) (2)模糊規則庫 (fuzzy rule base) (3)推論引擎 (fuzzy inference engine) (4)解模糊化機制 (defuzzifier) 等四大部分。大致架構如圖 1. 所示。

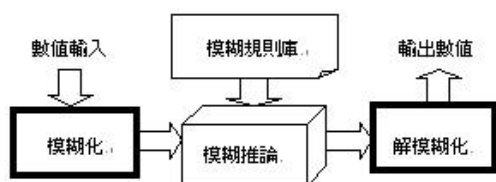


圖 2. 模糊推論系統架構圖

Figure 2. Fuzzy inference system scheme.

3. 類神經模糊系統

模糊類神經網路最常用的典型有三種：

(1) 適應性網路架構模糊推論系統 (2) 模糊適應性學習控制網路 (3) 倒傳遞模糊系統 本研究先介紹第一種適應性網路架構模糊推論系統，簡稱為 ANFIS 的基本理論。為了簡化說明，我們可令模糊系統為只有兩個輸入變數 x 、 y 及一個輸出變數 z 來做推導。其中同一層的類神經元執行相同的運算，本文就每一層的類神經元的功能及運算說明如下：

(1) 第一層

第一層的類神經元執行輸入與相關模糊集合的相容程度性運算，計算過程如下：

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad i = 3, 4 \quad (3a)$$

或是

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i = 3, 4 \quad (3b)$$

其中， x (或是 y) 是第 i 個類神經元的輸入， A_i 或是 B_{i-2} 是第 i 個類神經元所代表的模糊集合。也就是說， $O_{1,i}$ 代表了輸入變數 x (或是 y)，對模糊集合 A 的隸屬程度，而模糊集合 A 的隸屬函數可以使用任何適當的參數形隸屬函數，本例中，我們可以使用鐘型的隸屬函數：

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (4)$$

其中， $\{a_i, b_i, c_i\}$ 是隸屬函數 $\mu_A(x)$ 的相關參數，不同的參數會有不同形狀的隸屬函數，而這些參數稱為「前件部參數」。

(2) 第二層

第二層的類神經元以 Π 來標示，執行的運算如下：

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

第二層的類神經元的運算，是以「T-norm」進行模糊交集運算。

(3) 第三層

第三層的類神經元以 N 標示，執行的運算過程如下：

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

(4) 第四層

第四層的類神經元執行的是每個模糊規則的後件部該執行多少運算，計算過程如下：

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}(p_i x + q_i y + r_i) \quad (7)$$

p_i, q_i, r_i 在此稱為「後件部參數」。

(5) 第五層

第五層中只有一個類神經元，以 Σ 標示，計算前一層中類神經元輸出的總和，以作為最後網路的輸出值，其計算過程如下：

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (8)$$

若要使用類神經網路的自我學習功能，只要在最後一層執行鍵結值的正規化計算。

鍵結值的正規化計算可以使用常用的類神經網路演算法如倒傳遞學習法，來修正模糊系統的隸屬函數之各項參數值，以達到我們所需的精度。

實例分析

1. 分析步驟

(1) 定義輸入輸出變數

使用類神經模糊系統之前，必須要先明確定義輸入變數及輸出變數。輸出變數為該颱風期間總降雨量值，單位為 mm。而輸入變數採用颱風的中心最大風速、中心最低氣壓（毫巴）、風速 30 哩暴風半徑、風速 50 哩暴風半徑（公里）。輸入及輸出值關係如圖 3 所示，四個輸入變數採鐘型函數，經過類神經模糊訓練系統計算後，可得到一個明確的輸出值。

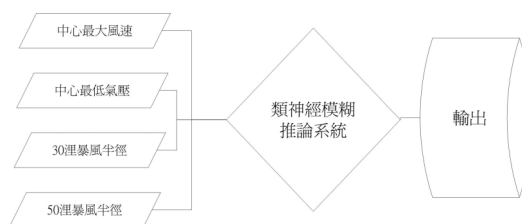


圖 3. 類神經模糊系統輸入與輸出之關係圖

Figure 3. Input and output relation for neural networks.

(2) 定義隸屬函數形式及個數

輸入函數的隸屬函數採用鐘形隸屬函數，每個輸入變數取用 3 個隸屬函數值（高、中、低）來表示，50 哩暴風半徑（公里）隸屬函數外觀形式如圖 4.2 所示。

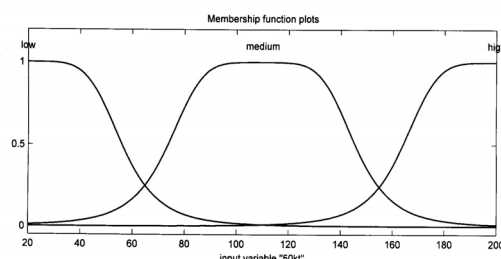


圖 4. 50 哩暴風半徑（公里）隸屬函數圖

Figure 4. Affiliation function scheme for 50-mile storm.

(3) 輸入歷史資料值以供訓練

把 1949 年到 1997 年的兩百多個颱風資料輸入至模糊神經網路系統中，進行訓練，由 matlab 執行程式時，可知訓練次數增加，可以將誤差收斂到較小值。系統共有 4 個輸入變數，每個輸入變數各有 3 個隸屬函數值，故有 $3 \times 3 \times 3 \times 3 = 81$ 條規則，利用類神經網路的學習功能，把計算值和實際值的誤差進行比較，來分配決定每個模糊規則對輸出值的權重。

(4) 檢定推估

訓練結束之後，再把 1998 年之後所發生的颱風降雨值輸入進行檢定，比較和觀測值之間的誤差，並進一步分析結果與討論。

2. 分析成果

以利奇馬颱風為例，其推估結果與實際值比較如表 2.，將台灣雨量站分為四區之各區域降雨量比較如表 3. 所示。

表 2. 利奇馬颱風降雨量推估結果與實際值

Table 2. The estimated and observed rainfall of Typhoon Lichimar.

測站	實際值	推估值	測站	實際值	推估值
彭佳嶼	334.5	330	蘭嶼	225.5	200
鞍部	532	601	台中	12.4	2
竹子湖	486.5	422	梧棲	12.5	3
淡水			日月潭	45.1	4
基隆	211.5	120	阿里山	123.2	100
台北	131.3	101	嘉義	17	8
新竹	40.5	86	玉山	172.2	114
宜蘭	375.7	320	台南	45.8	23
蘇澳	261.4	209	高雄	106	135
花蓮	697	801	恆春	348.5	299
成功	379	460	澎湖	120.8	53
台東	390.5	334	東吉島	81	49
大武	252.7	250	雨量單位：公厘(mm)		

表 3. 利奇馬颱風於台灣各區域之推估誤差

Table 3. Estimation error among Taiwan of Typhoon Lichimar.

區域	實際降雨量	推估降雨量	誤差(%)
北部	2373.4	2189	7.8
東部	1944.7	2045	5.2
中部	382.4	231	39.6
南部	702.1	559	20.3

雨量單位：公厘(mm)

以啓德颱風為例，其推估結果與實際值比較如表 4.，各區域降雨量比較如表 5. 所示。由分析成果可得知，對於一般中強度的颱風降雨推估，降雨量大的預測較降雨量小的預測精準，對於防災有一定的參考價值。

表 4. 啓德颱風降雨量推估結果與測值

Table 4. The estimated and observed rainfall of Typhoon Chideh.

測站	實際值	推估值	測站	實際值	推估值
彭佳嶼	176.9	120	蘭嶼	153.5	152
鞍部	154.5	204	台中	37	90
竹子湖	85.5	60	梧棲	40.5	72
淡水			日月潭	46.1	63
基隆	133.4	120	阿里山	111.5	75
台北	72	133	嘉義	29	59
新竹	51.5	102	玉山	165.5	207
宜蘭	204.8	150	台南	48	75
蘇澳	243.7	250	高雄	19	25
花蓮	159	200	恆春	485.4	360
成功	311.7	290	澎湖	42.2	90
台東	344	375	東吉島	68.5	85
大武	185	250	雨量單位：公厘(mm)		

表 5. 啓德颱風於台灣各區域之推估誤差

Table 5. Estimation error among Taiwan of Typhoon Chideh.

區域	實際降雨量	推估降雨量	誤差(%)
北部	1122.3	1139	1.5
東部	1396.9	1517	8.6
中部	429.6	566	31.8
南部	663.1	635	4.2

雨量單位：公厘(mm)

結論與建議

(一) 結論

1. 以颱風的各項主要特徵：中心最大風速（公尺/秒）、中心最低氣壓（毫巴）、30 哩暴風半徑（公里）、50 哩暴風半徑（公里），利用模糊類神經網路來推估各地的降雨量，可大致看出各地降雨的分佈。
2. 降雨量大的數據推估誤差比降雨量小的數據小，此特性對災害預警有實質上的意義。
3. 颱風路徑仍是影響各地降雨量的最主要因素，有些地區就算是碰到輕度颱風，仍會有大量的降雨，有些地區遇上特定路徑的強烈颱風，雨量卻很稀少。

(二)建議

- 1.除了本文所舉例的四個影響因子，如果可以取得如海上平均氣溫、平均濕度等颱風生成時的整體環境條件，亦可加入分析討論。
- 2.除了預估總降雨量之外，還可以預估時最大降雨量，如此對災害的預警會更有效果。

參考文獻

- 1.王安培、黃群岳，2000，「颱風洪流量之神經網路預測」，中原大學土木工程研究所碩士論文。
- 2.周乃昉、林柏承，1999，「應用類神經網路於颱風降雨量的推估」，成功大學水利及海洋工程研究所碩士論文。
- 3.黃謙順、莊益誠，2000，「類神經網路模式的資料探勘以颱風降雨分佈為例」，中國文化大學資訊管理研究所碩士論文。
- 4.馮德益、樓世博，1988，「模糊數學方法與應用」，科技圖書股份公司。
- 5.葉怡成，1993，「類神經網路——模式應用與實作」，儒林圖書有限公司。
- 6.樊采虹、許佳容，2001，「台灣地區颱風降雨量預測之統計方法探討及校驗」，國立中央大學統計研究所碩士論文。

93 年 02 月 01 日 收稿

93 年 03 月 05 日 修改

93 年 03 月 12 日 接受

水土保持學報 38(1)：21-30 (2006)

Journal of Soil and Water Conservation, 38(1)：21-30 (2006)