

台灣北部地區最大三十分鐘降雨強度之分析及預測

Analysis and Prediction of the Maximum Thirty-Minute Rainfall Intensity in Northern Taiwan

蘭陽技術學院電腦應用工程系
講師

楊文仁

Wen-Jen Yang

台灣大學生物環境系統工程系
教授

范正成

Jen-Chen Fan

台灣大學生物環境系統工程系
碩士班研究生

張于漢

Yu-Han Chang

摘 要

最大三十分鐘降雨強度(I_{30})在預測土壤沖蝕率時，扮演著非常重要的角色。本文蒐集台灣北部地區主要氣象站自 1961 至 1990 年共三十年之雨量資料，參照 Wischmeier and Simth (1978)之定義篩選出有效降雨事件，分析最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度、降雨延時以及累積雨量之關係。結果顯示，台灣北部地區有效降雨事件之平均降雨強度大於 3(mm/hr)，平均最大三十分鐘降雨強度則大於 10(mm/hr)，而最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度之關係較佳，相關係數介於 0.702 至 0.789 之間，累積雨量次之，與降雨延時之相關性最差，呈現負的相關性；然而，以平均降雨強為回歸變數所建立之回歸公式，不若以累積雨量與降雨延時所建立之公式，有較佳的推估能力。此外，本研究運用倒傳遞類神經網路，建構一個最大三十分鐘降雨強度推估模式；結果亦顯示，具有三層架構之倒傳遞類神經網路有較佳之推估能力，其推估之誤差均方根(RMSE)達 4.53。

關鍵詞：最大三十分鐘降雨強度，平均降雨強度，降雨延時，累積雨量，類神經網路。

ABSTRACT

The maximum thirty-minute rainfall intensity (I_{30}) plays an important role in predicting soil erosion rate. In this study, thirty years of rainfall data from 1961 to 1990, were collected from three weather stations in northern Taiwan, and effective rainfall events were selected based on the definition by Wischmeier and Simth (1978). Then the relationships among the I_{30} , duration of rainfall, cumulative rainfall amount and mean rainfall intensity were analyzed. It was found that the mean rainfall intensity of effective

rainfall events was greater than 3 mm/hr, the average of I_{30} was greater than 10 mm/hr, and there was a good relationship between I_{30} and mean rainfall intensity, the correlation coefficient ranged from 0.702 to 0.789. However, the equation established to predict the I_{30} by using cumulative rainfall amount and mean rainfall intensity as the regression variables was found to be better than that by using mean rainfall intensity. Besides, a model was established to predict the I_{30} by using Back-Propagation Artificial Neural Network (BPN). And the result showed that BPN with three layers has a better performance with root mean square error (RMSE) of 4.53 for predicting I_{30} .

Keywords: The maximum thirty-minute rainfall intensity, Mean rainfall intensity, Duration of rainfall, Cumulative rainfall amount, Artificial neural network.

一、前言

通用土壤流失公式(The Universal Soil Loss Equation, 簡稱 USLE)和修正通用土壤流失公式(The Revised Universal Soil Loss Equation, 簡稱 RUSLE)常被廣泛的使用於土壤流失量之估算。公式中的降雨沖蝕指數(The rainfall and erosivity index, 簡稱 R), 亦可稱為降雨逕流因子(The rainfall and runoff factor), 或稱為降雨逕流沖蝕因子(The rainfall-runoff erosivity factor), 係為一與降雨特性相關的重要因子, 此一因子可具體表現出降雨及逕流對土壤造成沖蝕之影響程度。Wischmeier(1959)分析全美 35 個水土保持試驗站的水土流失試驗資料, 其研究即發現降雨沖蝕指數與土壤沖蝕率呈高度的相關。因此, 於土壤沖蝕的評估及控制上, R 因子顯然已成為重要的評估指標之一。

國內相關的降雨沖蝕指數之研究(黃俊德, 1979、鄭皆達等人, 1997、盧光輝, 1999、吳藝昀等人, 2004), 係依據過去的降雨歷史記錄, 以及現地實際觀測的降雨特性資料, 並沿用美國農業部(Wischmeier and Simth, 1978)之流程來計算台灣地區的降雨沖蝕指數, 進而建立年降雨沖蝕指數之等值線圖, 以作為土壤沖蝕評估及控制之參考。降雨沖蝕指數之計算, 必須判定每一場降雨事件是否為有效降雨, 再計算該場有效降雨之降雨總動能(The total kinetic energy of the rainfall), 並求得該場有效降雨之最大三十分鐘降

雨強度(I_{30}), 而兩者之乘積即為該場有效降雨之降雨沖蝕指數(R)。

最大三十分鐘降雨強度於預測土壤沖蝕率時, 扮演著非常重要的角色。降雨沖蝕指數之計算必須求得該有效降雨事件之最大三十分鐘降雨強度, 然而綜合相關的研究亦發現, 大多數之最大三十分鐘降雨強度推估公式均屬複雜的非線性關係式, 許多推估公式其推估結果不甚理想(Brown and Foster 1987)。類神經網路簡稱 ANN, 為一種基於腦與神經系統所研發的資訊處理技術, 其由許多的人工神經元連結組成, 以模仿生物神經網路之能力。類神經網路具有平行處理、高度容錯、自我組織與自我學習的特性, 可以建構非線性模型, 模型之建構能力強, 準確度高, 適於函數映射、數列預測以及樣本分類等問題, 在集水區水文事件與非點源污染的模擬及預測上有不錯的成果(Chang and Chen 2001, Licznar and Nearing 2003)。

緣此, 本研究考量台灣北部地區各主要氣象站設置之地理位置與情況, 擬選取並收集部分氣象站之雨量資料, 自 1961 年至 1990 年共三十年之雨量資料, 參照 Wischmeier and Simth (1978) 之定義, 由原始之降雨記錄中將有效降雨事件篩選出, 分析各有效降雨事件之最大三十分鐘降雨強度特性, 以及其與平均降雨強度、降雨延時以及累積雨量之關係, 並應用統計回歸分析方法以及類神經網路, 建立適用於台灣北部地區最大三十分鐘降雨強度之推估方法。

二、文獻回顧

Wischmeier(1958)由實測之土壤沖蝕數據資料發現，土壤沖蝕量和降雨總動能與該場降雨之最大連續 30 分鐘降雨強度之乘積成正相關，並將該乘積定義為降雨沖蝕指數(The rainfall and erosivity index, R)，可以下列之公式來計算：

$$R = E I_{30} \quad \dots\dots\dots(1)$$

其中

R：降雨沖蝕指數(foot-tonf inch/acre.hr)

E：降雨總動能(100 foot-tonf/acre)

I₃₀：最大連續 30 分鐘降雨強度(inch/hr)

降雨沖蝕指數受到地區之氣候與自然降雨特性影響，盧光輝(1999)以 1977 至 1994 年近二十年之測站降雨資料，以不同之統計年數計算 R 值之變異，進行全台灣地區之降雨沖蝕指數修正。其研究發現，以不同統計年數計算出的 R 值分佈有頗大的差異，尤其是在東部宜蘭、花蓮及台東地區之變化較大，最大 R 值中心位置已不相同，而大部分之指數值也有大幅增加的現象。其研究亦認為，以較長統計年數所計算之降雨沖蝕指數，應可以提供更準確的土壤流失評估依據。吳藝昀、盧昭堯 (2004)之研究，其最大指數中心位於屏東泰武，而 R 值之分佈大致上與盧光輝之修訂結果一致。目前，台灣地區降雨沖蝕指數之修訂，均以過去歷史的雨量資料為基礎，於未來氣候變遷下，台灣地區之降雨沖蝕指數之變化則仍屬未知；而在土壤流失量的推估上均屬於短期性的推估，缺乏長遠性如未來 30 年或 50 年之推估，無法作為因應氣候變遷相關策略之研擬與制訂的參考。

Cooley (1980)曾以美國西部地區之 11 場降雨記錄資料以及夏威夷地區的 31 場降雨資料進行分析，藉由回歸分析之方法得到一個最大三十分鐘降雨強度(I₃₀)的計算公式，公式如下：

$$I_{30} = \alpha V \cdot D^\beta \quad \dots\dots\dots(2)$$

其中，α及β為不同暴雨型式之參數，V 為總降雨深度(inch)，D 則為降雨延時(hour)。

Brown and Foster (1987) 分析三種方程式與

真實降雨資料，認為公式(3)最符合單場暴雨之降雨強度資料按遞減重排後的情況，公式如下：

$$i_s = i_{p*} \exp(-kt) \quad \dots\dots\dots(3)$$

其中

i_s：瞬時降雨強度與平均降雨強度之比值

i_{p*}：最大瞬間降雨強度與平均降雨強度之比值

k：為降雨強度均勻係數

t_s：為任一瞬時降雨強度之時間與該場降雨之降雨延時之比值

Brown and Foster 亦將上式加以推導，得到一個重排後的最大三十分鐘降雨強度估算公式，公式如下：

$$i_{30} = \left(\frac{V}{t_{30}}\right) \frac{1 - \exp(-kt_{30})}{1 - \exp(-k)} \quad \dots\dots\dots(4)$$

其中

t₃₀：三十分鐘

t_{*30}：三十分鐘與降雨延時之比值

V：為總降雨深度(inch)

D：則為降雨延時(hour)。

范正成等人(1990、1992)以台北地區之 96 場降雨資料，依據 Brown and Foster (1987)之三種理想化降雨強度分佈方法之一，導出重排後的最大三十分鐘降雨強度估算公式，公式如下：

$$i_{30}' = \bar{i} \left(\frac{1}{m}\right) (m+1 - t_{30}^m) \quad \dots\dots\dots(5)$$

其中，i₃₀'為重排後最大三十分鐘降雨強度， \bar{i} 為平均降雨強度，m 為降雨強度之均勻係數，t_{*30}^m為重排後三十分鐘與降雨延時之比值。由上式求得 i₃₀'，並與 \bar{i} 進行回歸分析，得到一個關係式如下：

$$i_{30}' = 4.375 \bar{i}^{0.747} \quad \dots\dots\dots(6)$$

其後來之研究亦認為公式(5)比較適用於降雨強度較一致的情形，至於單峰且大部分時間之降雨強度均很小時，則以公式(7)較為適合，公式如下：

$$i_{30}' = \left(\frac{V}{t_{30}}\right) (1 - e^{-kt_{30}}) \left(\frac{1}{1 - e^{-k}}\right) \quad \dots\dots\dots(7)$$

其中，各變數之定義同公式(4)。

由公式(5)及公式(7)所求得之最大三十分鐘降雨強度，均為重排過之降雨強度，並非自然情況之最大三十分鐘降雨強度。該研究中，亦曾對自然情況之最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度進行回歸分析，惟迴歸公式之預測結果不甚理想。

范正成與盧光輝(1992)以 Brown and Foster (1987) 所提出之兩種理想化降雨強度分析方法，以及范正成和賴仲智(1992)所使用之真實降雨強度分析方法，分析台北地區最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度之關係，並推導最大三十分鐘降雨強度與總降雨量及總降雨延時之關係，得到一個推估公式如下：

$$I_{30} = 8.48 \frac{(V + 2.5)^{0.78}}{(D + 2.05)^{0.705}} - 9.89 \dots\dots\dots(8)$$

其中， I_{30} 為三十分鐘最大降雨強度(mm/hr)， V 為總降雨量(mm)， D 為總降雨延時(hr)，公式之推估結果相當良好， R^2 值高達 0.89。

三、研究方法

3.1 氣象站及雨量資料之選取

Baffaut et al. (1996) 之研究建議，土壤沖蝕之預測應使用超過三十年的氣候資料，以降低年平均之變異性；有關於氣候變遷預設情境之設立，IPCC (The Intergovernmental Panel on Climate Change) Data Distribution Center 則建議以三十年為週期做平均，以表示氣候變遷之情形，其以 1961 年至 1990 年之資料為現況資料，以 2010 至 2039 年之平均資料，代表 2025 年氣候變遷資料，可做為短期氣候變遷預設情境；以 2040 至 2069 年之平均資料，代表 2055 年氣候變遷資料，可做為中期氣候變遷預設情境；以 2070 至 2099 年之平均資料，代表 2085 年氣候變遷資料，可做為長期氣候變遷預設情境。再者，台灣地區相關的降雨沖蝕指數之研究(黃俊德，1979、鄭皆達等人，1997、盧光輝，1999、盧昭堯，2004)，曾將台灣地區依據降雨沖蝕特性劃分成十個至十二個降雨氣候區。

表 1 各氣象站之基本相關資料

氣象站	基隆	竹子湖	淡水
站 號	46694	46693	46690
高 程	26.7M	607.1M	19.0M
經 度	121°43'56"E	121°32'11"E	121°26'24"E
緯 度	25°08'05"N	25°09'54"N	25°09'56"N
設站時間	1946.10.1	1937.4.7	1935.12.6
測站種類	三等氣象站	四等氣象站	三等氣象站

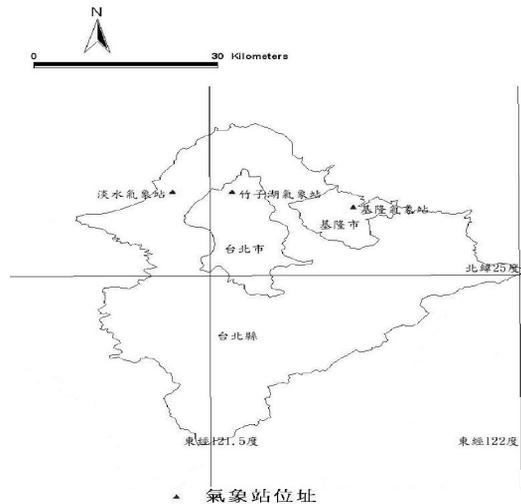


圖 1 各氣象站之位置示意圖

綜合上述，本研究參考前人研究之降雨氣候分區，以及各分區內氣候站之設立情況與雨量資料的完整性，選取台灣北部地區之竹子湖氣象站、基隆氣象站與淡水氣象站等三個站為分析的氣象站，並蒐集 1961 年至 1990 年各氣象站之雨量資料，以作為降雨特性分析之用。各氣象站之基本相關資料及位置，如表 1 及圖 1 所示。

3.2 台灣北部地區降雨特性

參照 1961 年至 1990 年時雨量資料之統計結果，各氣象站之月平均雨量之變化如表 2，年雨量之變動趨勢如圖 2。表 2 及圖 2 顯示，研究區三個氣象站其年平均雨量與月平均雨量之差異頗大，基隆、竹子湖與淡水三個氣象站之年平均雨量分別為 3665mm、4536mm 與 2419mm，除了淡水氣象站之年平均雨量低於台灣地區之年

表 2 各氣象站三十年之月平均雨量(1961~1990)

氣象站	基隆	竹子湖	淡水
月份	月平均雨量 (mm)	月平均雨量 (mm)	月平均雨量 (mm)
1	389	306	138
2	369	246	152
3	324	234	190
4	208	173	152
5	277	261	213
6	290	283	224
7	146	265	156
8	191	386	205
9	424	726	280
10	351	817	187
11	346	525	144
12	351	315	107

平均雨量(約 2500mm)外，基隆與竹子湖氣象站之年平均雨量均遠高於台灣地區之年平均值；而竹子湖氣象站之年平均雨量遠大於其他兩個站，此乃與氣象站所設立之地理位置以及高程有關，惟雨量之變動趨勢頗為一致。此外，月平均雨量之變化則符合台灣北部地區雨季之變化特性，雨量多半集中在颱風雷雨豐沛的夏秋兩季，以及東北季風盛行的十月至次年的三月，而淡水氣象站則因設置的地理位置，較不受東北季風所帶來之雨量之影響，故其雨量集中在五月至十月。

3.3 倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路(Back-Propagation Artificial Neural Network, 簡稱 BPN)為應用最廣泛之類神經網路，其學習過程採監督式之學習策略(Rumelhart and McClelland 1986)，參照網路之輸出值與目標值之間的誤差，並利用最陡坡降法 (Gradient Steepest Descent Method) 反覆地調整網路的連接加權值與偏權值，將誤差函數予以最小化。BPN 為三層架構之神經網路，包含輸入層 (Input layer)、隱藏層 (Hidden layer) 與輸出層 (Output layer)，架構如圖 3 所示。輸入層用以接受外在環境之輸入變數；隱藏層則用以接受輸入神經元之輸出，可表現出其間的交互作用關係；

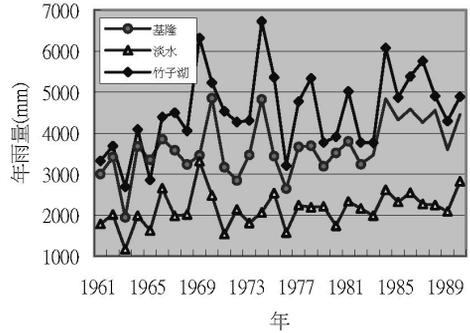


圖 2 各氣象站之年雨量變化(1961~1990 年)

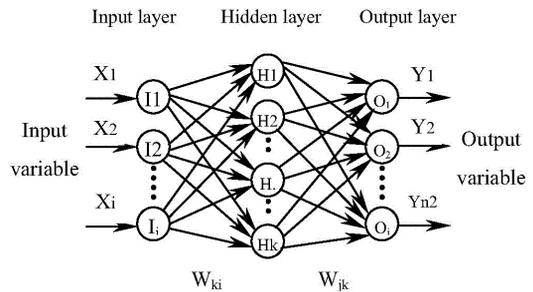


圖 3 BPN 網路之架構

網路可以不只一個隱藏層，亦可無隱藏層，問題之雜訊高則隱藏層之神經元數目宜少，問題之複雜性高則神經元數目宜多，常以試誤法或經驗法則來決定其最佳數目(Dawson and Wilby 2001、張斐章，2002)。輸出層接受隱藏層之輸出，進行線性累加後輸出網路之推估結果。網路之推估誤差可以誤差函數來計算，誤差函數如下：

$$E = (1/2) \sum (T_j - Y_j)^2 \dots\dots\dots(9)$$

其中， E 為網路之推估值與目標值之誤差， T 為網路之目標值(Target Value)， Y 為網路推估之輸出值(Output Value)。

網路迭代訓練的過程中，網路之輸出值與目標值間的誤差，可以繪製收斂迭代圖 (Convergence Diagram)，據以觀察網路的收斂過程與推論情形。收斂圖係以學習循環次數為橫軸，網路推估之誤差為縱軸所繪製而成的折線圖，用以判釋訓練範例與測試範例的誤差是否合理的收斂。網路誤差可分為誤差均方根(Root of Mean Square Error, RMSE)與誤判率(Error Rate)兩種，

誤差均方根係指網路全部輸出變數的平均誤差均方根，適用於函數型問題，可以下式來計算：

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_p \sum_j (\mathbf{T}_{jp} - Y_{jp})^2}{\mathbf{M} \cdot \mathbf{N}}} \dots\dots\dots(10)$$

其中 \mathbf{T}_{jp} 為第 p 個範例的第 j 個輸出神經元的目標輸出值， Y_{jp} 為第 p 個範例的第 j 個輸出神經元的推論輸出值， \mathbf{M} 為範例數目， \mathbf{N} 為輸出層處理單元之數目。

網路之推估情形是否良好，可藉由 **RMSE** 與散佈圖(Scatter diagram)來判定，散佈圖係以輸出層神經元的目標輸出值為橫軸，其推論輸出值為縱軸，將各範例之推估結果點繪成散佈圖，資料點愈集中分佈在對角線上，則表示網路推論的結果良好。資料點集中在對角線的程度可以相關係數 R_c 來評量，相關係數 R 可以下式計算：

$$R_c = \frac{(\sum \mathbf{T}_j Y_j) - n \mu_x \mu_y}{(n-1) \sigma_x \sigma_y} \dots\dots\dots(11)$$

其中， σ_x 與 σ_y 分別為目標輸出值與推論輸出值之標準偏差， μ_x 與 μ_y 分別為目標輸出值與推論輸出值之平均值， n 則為範例數。

3.4 最大三十分鐘降雨強度之分析及預測

最大三十分鐘降雨強度之分析及預測的前置作業，包括降雨事件之分割及有效雨量之判定，有效降雨之判定可參照 Wischmeier and Simth (1978)之定義，即單場降雨之累積降雨量超過 12.7mm，或於 15 分鐘內降下超過 6.35mm 之雨量，且該場降雨與前一場降雨之間隔需超過六小時以上，凡是不符合上述定義之降雨，則該降雨不能視為有效降雨。而歷史記錄上的每一場有效降雨事件，其最大三十分鐘降雨強度則可由降雨記錄直接求得。參考范正成與盧光輝(1992)以及 Brown and Foster (1987) 所提出之降雨強度分析方法，將過去之歷史降雨記錄進一步之分析，分析最大三十分鐘降雨強度與總降雨量與降雨延時之關係，並以統計回歸分析方法及類神經網路建構一簡易的推估方法。

四、結果與討論

4.1 台灣北部地區有效降雨事件分析

依據 Wischmeier and Simth (1978)有效雨量之定義，統計三個氣象站 1961 年至 1990 年之有效雨量及有效降雨事件如表 3。表 3 顯示，基隆、竹子湖與淡水三個氣象站之年平均有效降雨事件分別為 61 場、58 場與 39 場，年平均有效雨量則分別為 3088mm、4064mm 以及 1734mm，佔年平均雨量之比例分別為 83.8%、89.2%以及 80%。其中以竹子湖氣象站之年平均有效降雨事件與年平均有效雨量最高，基隆氣象站次之，淡水氣象站則最低，此一差異仍反映出設站的地理位置與高程所造成之影響。

分析基隆、竹子湖與淡水三個氣象站之三十年雨量資料，其有效降雨事件分別為 1820、1749 與 1171 場，整理得最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度、降雨延時以及降雨量之關係如表 4。由表 4 得知，平均降雨強度均大於 3mm/hr，平均最大三十分鐘降雨強度則均大於 10mm/hr，分別為 10.89mm/hr、10.68mm/hr 以及 10.13 mm/hr，而竹子湖氣象站之最大三十分鐘降雨強度則有最大的變異數 (Variance) 及標準差 (Standard deviation)，由四分位差(the difference in quartile)以及全距(Rang)均顯示，竹子湖氣象站之最大三十分鐘降雨強度，其分佈情形最為離散；三個氣象站之偏態係數(Skewness coefficient)分別為 2.84、3.28 與 3.27，均大於 0 為不對稱之左偏分配，而峰度係數(Kurtosis coefficient)則分別為 11.80、15.73 以及 16.50，峰度係數均大於 3 屬於尖峰集中的分佈型態。表 4 亦顯示，三個氣象站之最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度有較高的相關性，相關係數分別為 0.789、0.702 與 0.738，與降雨量之相關次之，與降雨延時之相關性則最差，而呈現負相關。

4.2 最大三十分鐘降雨強度推估公式

綜合前人之研究(Cooley 1980、范正成與盧光輝 1992)，以及前述最大三十分鐘降雨強度(I_{30})與平均降雨強度、降雨延時以及降雨量之關係，本研究嘗試建立兩個迴歸公式如下：

表 3 各氣象站之年有效降雨事件及有效雨量(1961~1990)

站名	基隆			竹子湖			淡水		
	有效降雨事件場數	有效雨量(mm)	比例(%)	有效降雨事件場數	有效雨量(mm)	比例(%)	有效降雨事件場數	有效雨量(mm)	比例(%)
1961	50	2384	79.3	65	2843	85.5	41	1281	71.7
1962	52	2898	84.8	52	3364	91.3	38	1587	78.8
1963	34	1462	75.2	45	2371	88.1	20	807	69.2
1964	62	3143	85.4	58	3763	91.9	38	1558	78.4
1965	60	2828	84.4	47	2531	88.5	34	1192	73.3
1966	61	3304	85.8	42	3986	90.6	39	2248	84.6
1967	64	3079	85.9	62	4265	94.9	42	1547	78.0
1968	53	2787	86.2	50	3624	89.4	46	1609	79.8
1969	59	2977	86.2	49	5872	92.4	40	2879	86.9
1970	69	4259	87.7	68	4683	89.5	46	1948	78.4
1971	49	2799	88.3	43	4011	88.5	28	1179	76.7
1972	53	2178	76.7	53	3717	87.0	35	1681	78.5
1973	69	2819	81.4	65	3823	88.7	42	1364	75.6
1974	74	4227	87.6	58	6249	92.9	35	1604	77.5
1975	62	2823	82.1	65	4853	90.6	56	2181	86.0
1976	54	2153	81.4	52	2799	87.4	34	1242	78.9
1977	59	3084	84.2	60	4330	90.7	36	1873	83.6
1978	57	3080	83.5	52	4835	90.5	33	1827	83.4
1979	59	2487	77.9	65	3201	84.8	38	1815	82.1
1980	54	2916	83.0	53	3322	85.0	42	1412	81.0
1981	56	3153	83.0	57	4507	89.9	31	1924	82.5
1982	48	2590	79.9	57	3204	85.0	37	1753	81.1
1983	62	2879	83.0	56	3150	83.4	37	1600	80.5
1984	92	4047	83.6	95	5503	90.5	50	4047	80.7
1985	77	3747	86.7	68	4355	89.5	42	1877	81.0
1986	64	4047	88.2	54	4919	91.4	42	2164	85.0
1987	68	3800	89.2	57	5342	92.7	42	1925	84.8
1988	82	3967	87.1	71	4354	88.9	40	1835	81.5
1989	58	2919	81.1	68	3769	87.8	39	1583	75.8
1990	59	3800	85.4	62	4370	89.4	48	2398	84.9
平均	61	3088	83.8	58	4064	89.2	39	1734	80.0

$$I_{30} = aI^b \cdot D^c \quad \dots\dots\dots(12)$$

$$I_{30} = aI_m^b \quad \dots\dots\dots(13)$$

其中， I_{30} (mm/hr)為最大三十分鐘降雨強度， V (mm)為該場有效降雨之累積雨量， D (hr)為降雨延時， I_m (mm/hr)為平均降雨強度， a 、 b 、 c 為待定係數，表 5 為各氣象站於公式(12)及公式(13)中之最佳參數值及推估能力之表現。

表 5 顯示，於最大三十分鐘降雨強度之推估關係式上，三個氣象站均以公式(12)之型態最為

適合，其相關係數分別為 0.883、0.831 與 0.856，而誤差均方根則分別為 4.75、6.60 以及 5.35，遠低於公式(13)之 6.04、7.69 以及 6.76，尤以基隆氣象站其有最小的誤差均方根 4.75 以及最高的 R^2 值 0.780。表 5 亦顯示，公式(12)之最大三十分鐘降雨強度 I_{30} 與降雨延時 D 呈負相關，即降雨延時愈大則該場有效降雨之最大三十分鐘降雨強度愈小，此一現象與前述表 4 之結果一致。此外，根據前述之分析結果，雖然最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度有最佳的相關性，但以

表 4 最大三十分鐘降雨強度(I_{30})特性與平均降雨強度、降雨延時以及降雨量之關係

項目	站名		
	基隆	竹子湖	淡水
總有效降雨事件(場)	1820	1749	1171
平均降雨強度(mm/hr)	3.39	3.56	3.14
平均最大三十分鐘降雨強度(mm/hr)	10.89	10.68	10.13
最大三十分鐘降雨強度之變異數	102.4	137.5	106.8
最大三十分鐘降雨強度之標準差	10.12	11.73	10.33
最大三十分鐘降雨強度之變異係數	1.076	0.911	0.981
第一四分位數(25%)	4.70	3.80	3.80
第二四分位數(50%)	7.60	6.75	7.00
第三四分位數(75%)	13.00	12.50	12.35
最大 I_{30} (mm/hr)	95.3	113.5	103.5
最小 I_{30} (mm/hr)	1.30	0.10	0.90
四分位差(mm/hr)	4.15	4.35	4.28
全距(mm/hr)	94.0	113.4	102.6
峰度係數	11.80	15.73	16.50
偏態係數	2.84	3.28	3.27
與平均降雨強度之相關係數	0.789	0.702	0.738
與降雨延時之相關係數	-0.130	-0.035	-0.137
與降雨量之相關係數	0.457	0.502	0.553

表 5 各氣象站於公式(12)及公式(13)中之最佳參數值及表現

站名	參數 公式	a	b	c	相關 係數 R	R^2	誤差均 方根 RMSE
	(13)	4.47	0.789	—	0.803	0.644	6.04
竹子湖	(12)	2.34	0.816	-0.581	0.831	0.690	6.60
	(13)	5.11	0.692	—	0.759	0.576	7.69
淡水	(12)	1.390	1.012	-0.660	0.856	0.732	5.35
	(13)	4.69	0.754	—	0.757	0.574	6.76

其為回歸變數進行回歸分析所建立之回歸公式(13)，其推估誤差之表現卻不及以降雨延時與累積雨量所建立之公式(12)。

4.3 倒傳遞類神經網路推估模式

倒傳遞類神經網路模式之架構係以區域位置、降雨延時、累積雨量以及平均降雨強度等四個因子為輸入變數，輸入層需要四個神經元，而最大三十分鐘降雨強度則為輸出變數，輸出層需要一個神經元；隨機選取 2500 個有效降雨事件，以做為網路之訓練測試及驗證之用。研究中嘗試設定不同之隱藏層數與神經元個數，評估網路訓練過程及測試過程之誤差收斂情形，以及網路實際推論測試之結果，表 6 為不同的 BPN 架構其網路之學習表現。

表 6 顯示，BPN 網路之建構上若無設定隱藏層，其網路之學習表現並不理想，歷經 1000 個學習循環後，網路之學習誤差仍無法有效收斂，訓練範例及測試範例之誤差均方根(RMSE)仍高達 0.00274 以及 0.00271，而網路實際推論之 RMSE 高達 6.62，相關係數(R_c)則為 0.690。由表 6 亦可發現，BPN 網路設定一個隱藏層時，除了隱藏層神經元個數為 10 者之外，網路均有較佳的學習表現，歷經 1000 個學習循環後，訓練範例之 RMSE 介於 0.00163~0.00184 之間，測試範例之 RMSE 介於 0.00152~0.00184 之間，網路實際推論之 RMSE 介於 4.53~5.47 之間，相關係數則介於 0.840~0.895 之間。

表 6 顯示，一個隱藏層之 BPN 網路中，又以具有 8 個神經元之網路，其學習與推估結果最好，圖 4 為其網路學習過程之誤差收斂情形。圖 4 顯示，經過 100 個學習循環後，即可以獲得良好的收斂，學習循環次數為 1000 時，訓練範例的誤差均方根(RMSE)達 0.00163，測試範例的誤差均方根達 0.00152，兩組範例之 RMSE 均小於 0.002。圖 5 為 BPN 神經網路之推論輸出值與實際觀測值之比較，圖 5 顯示大多數之資料點集中在對角線附近，BPN 網路之推論結果良好，其相關係數可達到 0.895 之水準，實際驗證推論之 RMSE 為 4.53，相較回歸公式(12)之最佳相關係數為 0.780 以及 RMSE 為 4.75，BPN 網路模式在最大三十分鐘降雨強度的推估上，顯然可以獲致較佳的推估結果。綜合上述，評估網路之神經元個數、訓練範例與測試範例之誤差收斂情形、

表 6 不同架構之倒傳遞類神經網路其網路學習表現

Numbers of neuron			Training Results				
Input layer	Hidden layer	Output layer	Learn Cycle	RMSE of training sample	RMSE of testing sample	R	RMSE for estimation
4	0	1	1000	0.00274	0.00271	0.694	6.62
4	4	1	1000	0.00184	0.00184	0.840	5.47
4	5	1	1000	0.00183	0.00184	0.840	5.47
4	6	1	1000	0.00180	0.00184	0.840	5.46
4	8	1	1000	0.00163	0.00152	0.895	4.53
4	10	1	1000	無法收斂	無法收斂	—	—

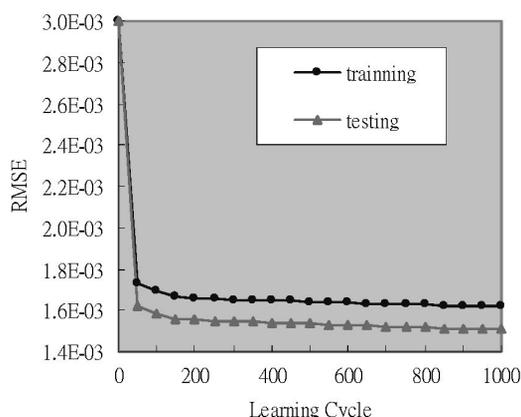


圖 4 BPN 網路之學習誤差收斂圖

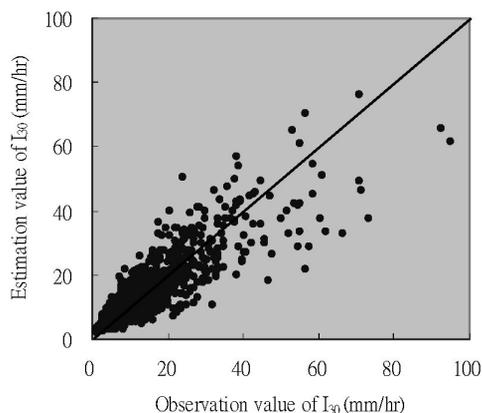


圖 5 BPN 網路之輸出值與實際觀測值之比較

以及網路之推論表現，本研究建立一個三層架構的 BPN 神經網路，輸入層具有 4 個神經元，隱藏層具有 8 個神經元，輸出層則具有一個神經元之網路架構。

五、結 論

本文蒐集台灣北部地區之基隆、竹子湖與淡水氣象站三十年之雨量資料，依據 Wischmeier and Simth (1978)之定義篩選出有效降雨事件，分析最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度、降雨延時以及累積雨量之關係。結果顯示，最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度之關係較佳，相關係數介於 0.702 至 0.789 之間，累積雨量次之，與降雨延時之相關性最差，而呈現負的相關性。然而，以平均降雨強度為回歸變數所建立之回歸公式(13)，不若以累積雨量與降雨延時為回歸變數所建立之公式(12)，有良好的推估能力，回歸

公式(12)較適合用來推估此一地區之最大三十分鐘降雨強度。

再者，本研究運用倒傳遞類神經網路，建構一個三層架構之網路，其中輸入層具有四個神經元，隱藏層具有八個神經元，輸出層則有一個神經元之網路模式，而倒傳遞類神經網路模式相較於公式(12) 有較佳之推估能力，其推估之誤差均方根(RMSE)達 4.53，低於回歸公式(12)之 4.75。因此，以倒傳遞類神經網路來推估台灣北部地區之最大三十分鐘降雨強度，可獲致不錯的成果。

此外，本文之研究分析區域為台灣北部地區，惟此一地區雨量記錄超過三十年(1961~1990)之站甚為稀少，主要之因素為設站時間不長以及雨量記錄之遺失或不完整，無法考量雨量站設置之地理位置與海拔高程等因素來進行分區篩選。符合上述條件之雨量站只有淡水、基隆與竹子湖氣象站，研究區內其他雨量站之適用性，仍

有待進一步之分析及驗證。

參考文獻

1. 黃俊德，1979，台灣降雨沖蝕指數之研究，中華水土保持學報，10(1):127-144。
2. 張宜信、范正成，1990，台北地區自然降雨雨點粒徑分佈及其與降雨強度之關係，國立台灣大學農業工程學研究所碩士論文。
3. 范正成、賴仲智，1992，最大三十分鐘降雨強度之評估法，台灣水利，40(1):30-44。
4. 范正成、盧光輝，1993，台北地區最大三十分鐘降雨強度與平均降雨強度之關係—量測及分析，國科會專題研究計畫報告，NSC-81-0410-E-002-20。
5. 鄭皆達、何智武、盧昭堯，1996，台北地區降雨特性及其與土壤沖蝕性關係之研究，國科會專題研究計畫報告，NSC-86-2621-P-005-009。
6. 盧光輝，1999，降雨沖蝕指數之修訂，中華水土保持學報，30(2):87-94。
7. 張斐章、張麗秋、黃浩倫，2003，類神經網路與實務，第四章，東華書局。
8. 吳藝芸、盧昭堯，2004，台灣地區降雨沖蝕指數之修訂，國立中興大學土木工程系碩士論文。
9. Baffaut, C., M. A. Nearing, and A. D. Nick. 1996. Impact of CLIGEN parameters on WEPP-predicted average annual soil loss. Trans. ASAE 39(2): 447-457.
10. Brown, L. C. and G. R. Foster. 1987. Storm erosivity using idealized intensity distribution. Transaction of the ASAE 30(2): 379-386.
11. Chang, F. J. and Y. C. Chen. 2001. A counter propagation fuzzy-neural network modeling approach to real-time stream flow prediction. Journal of Hydrology, Vol.245 pp 153-164.
12. Cooley, K. R. 1980. Erosivity values for individual storm design. Jour. Irr. and Drainage Div. Amer. Soc. of Civil Engr. 106(IR2): 135-145.
13. Dawson, C. W. and R. L. Wilby, 2001. Hydrological modeling using artificial neural networks. Progress in Physical Geography. 25(1): 80-108.
14. IPCC, WGI, 2001. Climate Change 2001-The Scientific Basis: Contribution of Working Group I, to the third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Edited by J.T. Houghton, Y. Ding, D.J. Griggs, M. Noguer, P.J. van der Linden, X. Dai, K. Maskell, C. A. Johnson, 2001, Cambridge University Press, Cambridge, 2001, 881pp.
15. Wischmeier, W. H. and D. D. Smith. 1958. Rainfall energy and its relationship to soil loss. Trans. Am. Geophys. Union 39:285-291.
16. Wischmeier, W. H. and D. D. Smith. 1978. Predicting Rainfall Erosion Losses—A Guide to Conservation Planning. USDA AGR. Handbook 537. USDA Science and Education Administration. 58 pp.

收稿日期：民國 94 年 7 月 29 日

修正日期：民國 94 年 8 月 29 日

接受日期：民國 94 年 9 月 2 日