

結合遺傳演算法與運算樹模式改進雷達 推估降雨量：以石門測站颱風事件為例

Combining Genetic Algorithm and Operation Tree Model for Improving the Radar-based Rainfall Estimation: A Case Study for Typhoon Rainfall in Shih-men

中華大學
土木工程學系
教授

陳 莉*

Li Chen

中國文化大學
土地資源學系
副教授

葉 惠 中

Hui-Chung Yeh

稻江科技暨管理學院
數位內容設計與管理學系
副教授

魏 志 強

Chih-Chiang Wei

國立臺灣大學
地理環境資源學系
助理教授

黃 誌 川

Jr-Chuan Huang

中華大學
土木工程研究所
碩士

傅 園 蓉

You-Rong Fu

摘 要

本研究分析中央氣象局五分山都卜勒雷達資料，利用 2000~2010 年間前十大颱風降雨之雷達回波資料為輸入變數，藉以推估石門雨量站單點降雨量，利用遺傳演算法結合運算樹(Genetic Algorithms of Operation Tree, GAOT)模式優選最佳公式型式，並與氣象站雷達推估降雨經驗公式 $Z = aR^b$ 比較，研究案例分別採用 $Z = aR^b$ 、GAOT 五層與六層運算樹結構等三種模式，結果顯示三種模式的推估誤差均方根(Root Mean Squared Error, RMSE)值無論在訓練階段或測試階段，均以六層 GAOT (GAOT-6 layers)表現最佳，明顯優於傳統的迴歸分析之 $Z = aR^b$ ，但比五層 GAOT (GAOT-5 layers)進步量非常不顯著，故本研究建議較簡潔的 GAOT-5 layers 模式作為 Z~R 關係式。

*通訊作者，中華大學土木工程系所教授，30012 新竹市五福路二段 707 號，lichen@chu.edu.tw

關鍵詞：雷達回波，降雨推估，遺傳演算法，運算樹。

ABSTRACT

This study applied GAOT (Genetic Algorithm and Operation Tree Model) to improve the rainfall estimation which is the most important forcing for hydrogeomorphic processes and natural hazards. The radar reflectivity from the Wufenshan Doppler radar data and the ground Shih-Men raingauge are the input variable and target, respectively. The 10 most torrential typhoon events between 2000 and 2010 are the input variables to estimate the rainfall of the Shih-Men raingauge station. Two genetic algorithm operation tree (GAOT) models, including five layers and six layers operation tree, are proposed and the estimations were compared with the empirical rainfall estimation formula ($Z = aR^b$). The results showed that the root mean squared errors (RMSEs) of the GAOT with six layers is minimum at both training and testing stages, which is better than those of the Z-R equation by traditional regressive method but similar to those of GAOT with five layers. Therefore, we suggest the simpler Z-R equation obtained by GAOT with five layers.

Keywords: Radar echo, Rainfall estimation, Genetic algorithm, Operation tree.

一、緣起與研究目的

台灣位於西北太平洋颱風主要路徑上，因此常常受到颱風的侵襲。由於近幾年氣候的異常，導致極端氣候的接連發生致使颱風暴雨不斷創新紀錄，如 2009 年莫拉克颱風重創南台灣，使得大家逐漸感受到氣候變遷的快速與威力。根據近年來最新的研究顯示，全球暴雨強度都有明顯的增強且與人為活動有關(Allan *et al.*, 2008; Min *et al.*, 2011; Chou *et al.*, 2013)。其中，在西太平洋的颱風影響範圍內，實際降雨觀測資料證明這 40 年來，降雨強度已經增加一倍，甚至以上的趨勢(Liu *et al.* 2009; Tu *et al.*, 2013)。因此如何有效掌握降雨量變化及時空分佈，為當今急需面對的棘手問題。

鑑於颱風定量降雨預測是目前防災上極為重要課題，如何有效掌握降雨量變化及時空分佈乃當務之急。首先本研究將使用五分山之雷達估計雨量資料，配合本研究發展之遺傳運算樹(Genetic Algorithm Operation Tree, GAOT)模式推

求雷達回波強度對應降雨率最佳回波非線性關係式，亦即利用 Z-R 雷達回波與降雨量對應關係式估計降水。本研究將結合地面雨量提供單點觀測值與雷達網空間高解析度之優點進行整合，結果與傳統的 Power-law Z-R 關係式($Z = aR^b$)相互比較，以增進中小尺度之局部劇烈天氣系統的即時監測、分析與預報能力。

二、文獻回顧

分為雷達推估降雨以及遺傳運算樹(GAOT)兩部分介紹。

2.1 雷達降雨文獻

國內相關研究如後：黃威雄等人(2000)利用中正機場都卜勒氣象雷達資料以及石門水庫上游集水區之各雨量站雨量資料，以倒傳遞式類神經網路(Backpropagation neural network, BPNN)建立降雨量的即時推估系統，並分別建立三種不同情況之Z-R關係式適用於颱風期間降雨量的即時推估系統做一探討：(1)將每場颱風事件視為單

一事件，找尋每場之Z-R關係式；(2)以雨量站為一單位，求得各雨量站之觀測值與雷達資料之相關性；(3)將過去之颱風事件視為母體；尋找雷達回波資料與降雨量間之最佳關係式。一般認為比較重要的影響因子有地理位置、風、地形特性及水源供給(李光敦, 2002)。張偉裕(2002)取空間上一範圍，將範圍內的測站降雨量、不修正回波而使用修正後的Z-R關係式及 $Z = 300R^{1.4}$ (傳統WSR-88d公式)、修正回波(+3dBZ)而使用修正後的Z-R關係式所計算的降雨量，比較這四種結果，結果以修正回波(+3dBZ)修正後的Z-R關係式較其他兩個為佳，而誤差最差有39%的誤差，最佳狀況只有10%的誤差，結果有不錯的一致性。楊政潭(2003)利用雷達資料的高解析特性，以描述雷達估計降雨在空間上的分佈，選擇納莉颱風在淡水河集水區造成較大雨勢之雙峰時間，透過雷達回波轉換降雨之公式，比較雷達回波法結合雨量站資料及雨量站使用區域平均內差方法，所計算區域平均雨量及空間分佈之間的差異，結果發現以石門集水區15個雨量站而言，其地面雨量站雨量與雷達降雨率之相關係數，大致落於0.4-0.7之間，且其回波有修正5-7 dBZ現象。顏健文(2003)提出中央氣象局都卜勒雷達回波資料，進行侵台颱風降雨結構時空變化差異特徵分析，自1996-2001年選取五個路徑強度不同之侵台颱風作為分析的個案，藉由全省雷達網回波資料的整理與分析，顯示侵台颱風降雨結構時空變化差異顯著，雖然現階段對於造成此種差異的原因尚無法釐清，但製定之侵台颱風的降水“類型”，將為模式降水模擬或定量降水預報的重要參考依據。李清勝(2004)也提出利用雷達高時空解析回波來進行地面定量降雨估計是目前相當經濟且可行的方案。林昀瑱(2006)藉由雷達高時空解析度觀測回波資料，分析不同時間空間回波剖面之颱風降雨回波之結構特徵比較，研究分析2005年三個侵台強烈颱風登陸前降雨結構特徵，分析結果顯示，回波會受地形影響，而有地形雨帶造成的強回波或是滯留強回波特徵，地形上強回波大多是對流型態回波特徵，而回波值大於40 dBZ以上的發展高度約在4公里以下。張智

昌(2006)利用中央氣象局QPESUMS系統之雷達估計雨量進行雨量特性分析，整合地面雨量站觀測，再透過數值與統計分析方法，求得具有代表性的定量降雨估計(QPE)資訊，因此可運用於未來災害即時預警之降雨指標，改善因降雨估計誤差所導致災害預警的不確定性。鄭凌文(2007)以北台灣都卜勒雷達資料(氣象局五分山及民航局中正機場雷達)分析2000年象神颱風個案，探討分析大屯山與五分山群因颱風外圍環流與地形之間交互作用所產生的地形降水，顯示地形抬舉對降水加強的重要性，並提出降水位置與Froude number之相關性，顯示大屯山與五分山群之地形降水過程不同。蔡國榮(2010)以降雨雷達(PR)及七股雷達掃描資料，再以地面雨量站的資料作驗證，評估降雨雷達在台灣地區的降水觀測能力，因針對不同年份的強降雨個案所作的估計累計降雨，也比使用傳統Z-R關係式所估計的降雨準確許多。

國外亦有許多學者研究氣象雷達預測降雨之精確度，包括 Baltas and Mimikou (1994)；Xiao and Chandrasekar (1997)；Grecu and Krajewski (2000)與 Chiang *et al.* (2007)等傳統上雷達降雨推估乃根據Z~R關係式，可能隨著地點與季節而改變(Xiao and Chandrasekar, 1997)，而將其應用範圍侷限於特定案例，Trafalis *et al.* (2002)認為無法以單一a與b值提供廣泛條件下之降雨推估，故正確率定將不高。此外，Ciach and Krajewski (1999)與 Morin *et al.* (2003)指出此二變數存在不確定性。近年來人工類神經網路(ANN)模式盛行，Mimikou and Baltas (1996)；Trafalis *et al.* (2002)；Grimes *et al.* (2003)與 Trafalis *et al.* (2002)等均用以建立雷達資料與降雨之關係，Durrans (2002)等利用八年的雷達回波資料，並且使用WSR-88d型式之雷達的內建Z-R ($Z = 300R^{1.4}$)關係，進而推估出降雨量，在不同的降雨延時及迴歸週期下來計算度-面積衰減其結果，其結果與前人研究有一致的現象。Grecu and Krajewski (2000)以倒傳遞類神經網路及統計方法針對雷達回波資料進行定量降雨預測，探討不同空間解析度及回波大小之差異。Toth *et al.* (2000)

利用降雨量作為唯一的輸入項，並利用線性自迴歸模型、類神經網路和最接近非參數方法來預報降雨量，最後使用耦合方法結合降雨逕流模式，預報義大利的亞平寧山脈中未來 1~6 小時之降雨逕流。結果顯示使用類神經網路分析技術在延時較遠之洪水預報的精度上有重大的改善。Schumacher and Houze (2000)使用了區域配對法分析 PR 與地面雷達的回波及分類差異，以及長時間的回波頻譜分佈、降雨量日夜變化及雨量在緯度方向的變化。Bolen and Chandrasekar (2000)提到網格配對法的部份 PR 與地面雷達兩種不同的掃描方式和時間上的差異都可能使得兩種資料有所差異。Anagnostou *et al.* (2001)利用降雨雷達與美國 WSR-88D 及實驗用雷達(包括 TRMM 以及 Large Biosphere Atmospheric, LBA 實驗)進行回波比較分析。並且經由回波統計結果發現雷達系統存在著+2~7 dB 的差異。Medina and Houze (2003)透過中尺度阿爾卑斯山計劃中的 IOP2b 個案，研究低層噴流與地形交互作用所產生的地形降水，透過個案期間的平均雷達回波垂直剖面與平均徑向風場垂直剖面，顯示此個案山區的降水過程與低層噴流與地形之間的交互作用有關。Houze *et al.* (2004)使用 TRMM 衛星位於馬紹爾群島的地面雷達校驗站資料，在不藉助雨量站資料的情況下檢驗了不同因素對於雷達估計降雨時所造成的不確定性，其中雷達的調校(calibration)是最大的不確定來源($\pm 30\%$)。Salek *et al.* (2004)亦提出氣象雷達波束在前進時，受到大氣之風速、水汽含量、垂直溫度，以及空氣溼度等氣象影響，以及雷達波束受到地形高程、坡度、海陸距離等地理因素，進而影響雷達估計雨量結果。Nesbitt *et al.* (2006)利用降雨雷達、微波成像儀(TMI)及可見光紅外線掃描儀(VIRS)的觀測資料研究雨區的局地變化率、降雨特徵的最大水平範圍，以及風暴型態差異對於降雨量之影響。Wang and Wolff (2009)使用了 1998 年至 2007 年長期的 PR 資料與 TRMM 衛星的四個地面雷達檢校站資料，發現地面雷達與降雨雷達的回波差異，與回波的強弱呈線性相關，並非為一個固定常數。

2.2 GAOT 文獻

GAOT 模式目前已成功應用於不同的領域，例如推估高性能混凝土的強度(Lien *et al.*, 2006; Peng *et al.*, 2010; Chen *et al.*, 2011)。連立川(2005)研究以基於遺傳演算法(Genetic Algorithm)的強化式學習(Reinforced Learning)高性能混凝土(High Performance Concrete, HPC)材料行為建模，研究結果顯示，遺傳演算法結合運算樹(Genetic Algorithm of Operation Tree, GAOT)是一個準確且能夠產生自組織公式的 HPC 強度及坍塌度模型建構方法。陳星翰(2008)研究使用遺傳演算法結合運算樹(GAOT)建立一個高性能混凝土之抗壓強度模型，第一部分為不區分齡期之遺傳演算法結合運算樹模式，將自變數中齡期先取對數、水膠比取倒數，可得到一個很好的高性能混凝土之抗壓強度模型，顯示模式在高性能混凝土強度預測上具有良好的預測能力。陳大元(2008)研究將使用運算樹與遺傳演算法結合之遺傳演算法結合運算樹(GAOT)建立一預測坍塌度方程式模型，結果顯示工作度模型為一非線性之模型，故使用線性之迴歸分析時，其判定係數低落並無法準確預測工作度；相反地，遺傳程式預測工作度有不錯之結果，有一定程度的預測性，並具有較好解釋之函式變化。彭暉鈞(2008)研究以翡翠水庫為例，取得 1999 至 2005 年隨機五張影像並利用現地水質採樣與 Landsat 衛星影像，將採樣取得的水質參數配合其採樣點的光譜值，建立衛星影像各波段與水質各參數之間的關係，模擬方式採用多元迴歸分析、遺傳演算法結合運算樹(GAOT)兩種模式，呈現水庫歷年各站的優養化程度判定，結果顯示 GAOT 推估水質較迴歸分析佳。詹秉昇(2008)研究採用線性複迴歸方法(MLR)及遺傳演算法結合運算樹(GAOT)進行水庫濁度之分析，並建立關係式達到對水庫預警之用。目的在使用濁度建立推估模式，做為代表水庫水質之狀況，主要是因為濁度可直接說明水庫水質狀態的好壞，濁度與衛星波段間存有良好的關係。王泰盛(2010)研究探討不同尺度衛星影像對觀測內陸水體之影響，選取北台灣較大型之翡翠水庫與石門水庫為研究區域，並使用多元線性

迴歸、類神經網路與遺傳運算樹(GAOT)等方法，分別建立各尺度影像之光譜波段與現地水質之預測模式，且分析其模式之精確度，研究結果顯示遺傳運算樹有較佳建構水質預測模式之能力。蔡祐竹(2010)採用 2000 至 2008 年西行颱風歷史資料，並依颱風路徑分為五類個別建立颱風期間於石門水庫降雨預測模式，使用迴歸分析、類神經網路及遺傳演算法結合運算樹(GAOT)建立預測模式並比較優劣。結果顯示 GAOT 所建立之預測模式較迴歸分析及類神經網路更為準確。邱昌宏(2011)研究應用人工智慧最佳化模式將 1999 至 2008 年颱風歷史資料中，選取北行颱風依路徑分類建立颱風降雨量預測模式，此外，應用遺傳演算法結合運算樹(GAOT)預測路徑六與路徑七颱風下一小時降雨量與總雨量之結果較迴歸分析(MLR)與類神經網路(ANN)更為精準。

國外相關研究方面，Chen *et al.* (2012a)應用 GAOT 推估高性能混凝土之抗壓強度，實驗數據 1000 多筆，含七種混凝土材料之配比，結果可有效地獲致很低的推估誤差。Chen *et al.* (2012b)利用 GAOT 預測河道的變遷，以大甲溪為研究案例，選取五項輸入因子，包括入流位置、入流角度、河底坡度、流量與泥沙含量等自變數，結果較傳統的迴歸分析為佳。Alabbadi *et al.* (2012)以 GAOT 建構被動式微波衛星影像 SSM/I 與海面颱風降雨之關係式，模式之輸入變數為七個頻道之波段值，結果較三種經驗公式更適合推求極端強降雨量。

三、雷達回波推估降雨原理

雷達原理於 1887 年由物理學家 Hertz 所提出，Marshall & Palmer (1948)建立雷達回波因子與降雨強度之 Z-R 關係式，開啟了雷達應用在降雨觀測之研究。雷達觀測原理為利用雷達天線向大氣中發射高能量之電磁波，當電磁波行進時遇雲層之小水滴、冰晶或是雨滴時，使電磁波產生反射與散射作用，並藉由雷達天線接收被反射回來之電磁波能量，即為回波因子(Z)，運用經驗公式 $Z = aR^b$ 關係式即可求出預測降雨(R)。本研究

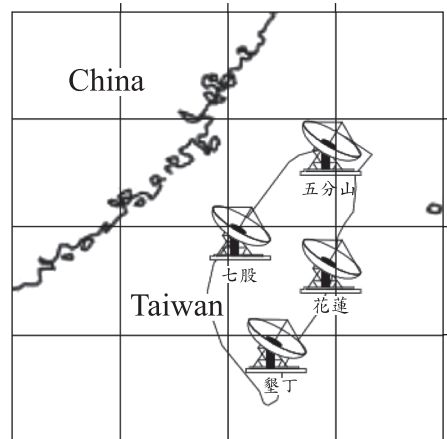


圖 1 中央氣象局四個雷達分佈位置圖

利用地面雷達站之回波資料推估水庫集水區之降雨量，中央氣象局目前的氣象雷達可直接觀測 464 公里範圍的颱風中心位置、移動方向與速度、颱風範圍內降水的分布情形及強度。目前國內除了中正機場雷達站、台中清泉崗雷達站外，還有中央氣象局所屬的四個雷達測站，包括五分山雷達站、花蓮雷達站、七股雷達站以及墾丁雷達站如圖 1 所示。

雷達之基本觀念乃由物理學中「都卜勒效應(Doppler effect)」原理，雷達應用在氣象方面主要是用來觀測降雨與追蹤風暴，其方式為每次採取不同仰角高度從最低仰角高度至最高仰角高度掃描一圈，並根據都卜勒原理進行定量降雨量之觀測。由於台灣地形複雜且山多，雷達在掃射時於低仰角高度易受到山脈阻擋，因此解決方法為將受到地形遮蔽阻擋的回波資料以較高層未受地形影響的回波資料取代，亦即在未受阻擋之區域選取最低仰角回波因子。

Z 和 R 皆與雨滴密度函數有關，根據所觀測之降雨強度及雨滴密度資料之統計結果，可得到下式之迴歸經驗公式：

$$Z = aR^b \dots\dots\dots (1)$$

根據此公式，Marshall & Palmer (1948)對層狀降水之研究，其常見解為 $Z = 200R^{1.6}$ 之後許多學者接續研究此關係式(江衍銘，2007)。即可將地面雨量站時雨量 R 與其上方雷達回波值 Z 皆取

LN 後進行線性迴歸，得到線性迴歸方程式之截距(a)與變數(b)，之後即可得到雷達回波經驗公式 $R = (Z/a)^{1/b}$ 推求降雨量 R 值。

因雨滴密度會隨著季節、區域、降雨型態的變化而使迴歸經驗式有所不同，若要採用 Z-R 關係式估計降水時，必須建立不同條件之 Z-R 關係式。因降雨在空間上具有不連續的特性，本研究利用雷達高時空解析的特性，運用回波雨量資料網格之小時內平均雷達回波與小時降雨量進行配對分析，將各網格點之回波強度 dBZ 值轉換算成 Z 值，再根據資料的掃描時間每六分鐘一筆累加成小時 Z 值加以平均；透過回波轉換降雨之公式搭配地面相同小時之雨量站資料，以描述降雨在空間上準確之分佈。選取石門計畫區內歷史颱風降雨量場次，進行空間網格點所對應之雨量站點與整體研究區域之空間網格對應地點雨量資料做比對分析。

四、模式建構

4.1 傳統 $Z = aR^b$ 關係曲線

單一回波因子 Power-law Z-R 關係式和雷達與地面雨量計整合法，求得某一空間上之單點回波因子(Z)與該地面雨量觀測值(R)做線性迴歸 ($Z = aR^b$)，最後求得兩關係曲線(Battan, 1973)。利用簡單線性迴歸法(SLR)將地面雨量站時雨量與其上方雷達回波換算值進行線性迴歸，可得到線性迴歸方程式之截距(a)與變數(b)，之後套入雷達回波經驗公式 $R = (Z/a)^{1/b}$ 求降雨量 R 值，即可得知各網格小時之平均降雨估計值，再將集水區內所有網格計算出來之降雨估計值累加，亦可得知集水區之總量。

4.2 遺傳演算法結合運算樹

進化演算法包括遺傳演算法(Genetic Algorithms, GAs)、遺傳規劃程式(Genetic Programming, GP)以及本研究所提之遺傳運算樹(GAOT)等方法，其中 GP 具有探索輸入與輸出間非線性關係的能力而廣受矚目(Chen, 2003)，但利用樹狀結構表示非線性方程式在程式的資料結構設計上較難執行，相反地，GAOT 直接架構於 GA 上，

將二位元編碼的染色體表示為一棵運算樹，即可轉換為非線性方程式，將有利於對因果關係的解釋(徐家盛等，2013)，以下將分別介紹 GAs 與 GAOT。

4.2.1 遺傳演算法(Genetic Algorithms, GAs)

遺傳演算法(GAs)，在解決最佳化問題上已經有相當的地位及基礎，尤其是解決複雜的非線性問題之最佳化。最早遺傳演算法的基本理論是由 John Holland 於 1975 年在其“Adaptation in Natural and Artificial Systems”著作中所提出，其觀念源自達爾文(Darwin)演化論中「物競天擇，適者生存」，以符合自然系統中調適與革新現象，模擬生物間相互競爭，惟有適合環境條件的個體，才有較大的機會獲得生存與繁衍；天擇不僅將不良的子代淘汰、生存者繼續藉由繁殖將優良的基因延續，建構出適合生存的群體，還可能使下一代擁有更好的基因。遺傳演算法基本的運算元有初始群集(population size)、字串長度(bit length)其中字串中的位元相當於染色體的基因(gene)、適合度函數(fitness function)以及三大運算元—複製(reproduction)、交換(crossover)及突變(mutation)。

4.2.2 遺傳運算樹(Genetic Algorithm and Operation Tree, GAOT)

運算樹是採用樹狀分岔的架構來產生規則，其具有模型構成能力，其常見的型態如圖 2 所示，圖 2 是一個迴歸型態的五層運算樹模型，其中 $X_1 \sim X_{31}$ 能夠以運算子(輸入項目或常數等…)及運算元(+、-、×、÷、 a^b 、LN 等…)所構成，決定採用哪些運算子及哪些運算元也能夠交給遺傳演算法優化之，此兩種模型架構再搭配目標函數(目標最大化及誤差最小化等)，就能夠達到模型最適化的目的。遺傳演算法結合運算樹的創新在於其使用了更複雜的結構，其主要目標是在所有可解決問題的程式中搜尋出最適合的方程式，然而此種程式在遺傳演算法結合運算樹中乃是以「樹狀結構」來表示。

遺傳演算程序是針對編碼後的參數集合加以搜尋，而非針對參數本身。利用編碼後的參數集合，其最大優點，在於不受函數型態限制，一

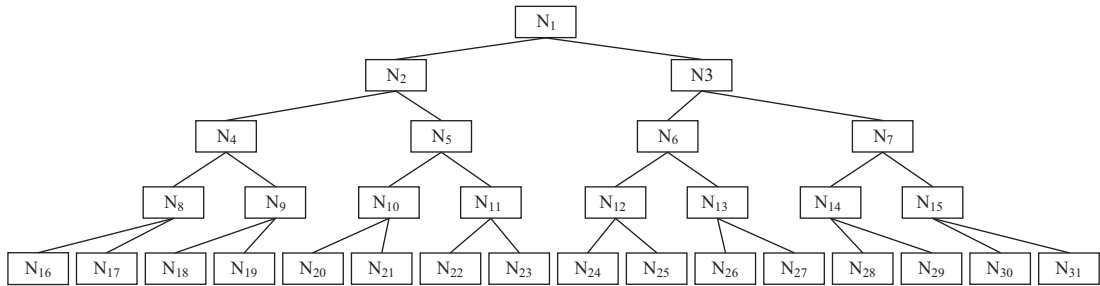


圖 2 五層運算樹示意圖

般的傳統方法，通常僅適用於連續且平滑，導數必須存在、或是屬於單純之遞增或遞減函數。而遺傳演算程序則不受這些限制，對任意的模式或是架構，皆能有效的使用。

例如：有+、-、×、÷四個數學運算子，此四個運算子代碼設定為 1、2、3、4，而 8 bit 解碼為 0~255 共 256 個數值，可將 1、2、3、4 分別對應到 0~63、64~127、128~191、192~255，經此二位元編碼後再使用遺傳演算法之三大運算元(複製、交換與突變)，運算樹針對每個節點 (node)的基因編碼優選出最佳方程式。

GAOT-5 layers 中，一條染色體共有 31 個節點(N₁~N₃₁)，每節點以 8 bits 表示之。每個節點依據其在樹狀結構中的位置設定不同的規則如下所述：第一層的節點(N₁)，或稱為樹根節點(root node)，限制僅能為數學運算子，而因為 GAOT 只能辨別數字，故將其使用之數學運算子代碼為 1~6 的整數，其基因編碼方法如表 2 所示，如選用常數代碼為 7，而因子變數的編碼方式為：8~N+7 的整數(N 為因子變數個數總和)，因子變數之基因編碼方法如表 3 所示；對於第二、三、四層節點(N₂~N₁₅)可搜尋的範圍並無限制，可為數學運算子變數、因子變數或常數；第五層的節點(N₁₆~N₃₁)，或稱為樹葉節點(leaf node)，限制僅能為因子變數和常數兩項選擇。

此外此樹狀結構須遵守下列規則：

1. 當該樹枝搜尋到的數學運算子編碼為 LN 時，則限制下一層僅「左」樹枝有效。
2. 當該樹枝搜尋到常數及因子變數編碼時，則限制該樹枝無法再成長至下一層。

本研究為求出適用於石門集水區各雨量測站適用之 Z-R 關係式不同之 a、b 參數，以雷達即時的回波資訊推求各地面測站遇颱風時將降下的雨量，利用颱風降雨之雷達回波資料為輸入單一變數，藉以建立石門水庫集水區地面雨量測站降雨量最佳非線性 Z-R 推估公式。

五、研究案例

石門水庫地理位置居於東經 121°10'15"~121°23'10"及北緯 24°25'45"~24°51'20"之間，地處淡水河最大支流大漢溪上，石門集水區之主流為大漢溪流域是淡水河上游，集水面積約為 76352.9 公頃，大部份為山岳地帶、地勢高峻。行政區跨大溪、龍潭與復興等三鄉鎮，原建庫主要目的為灌溉與防洪，主要供應台北縣、桃園縣與新竹縣湖口鄉等之公共用水。石門水庫上游集水區內的降水測站屬於微電腦綜合氣象雨量測站，本研究選擇石門站為代表站，其地理位置示於圖 3 (僅顯示研究石門集水區內的自動雨量站)。

同時選取 2000~2010 年間前十大的颱風資料，整理如表 1 所示，先以簡單線性迴歸(SLR)推估 Power-law Z-R 關係式 $Z = aR^b$ ，求出石門水庫集水區石門站適用之 Z-R 關係式不同之 a、b 參數，結果如式(2)所示。

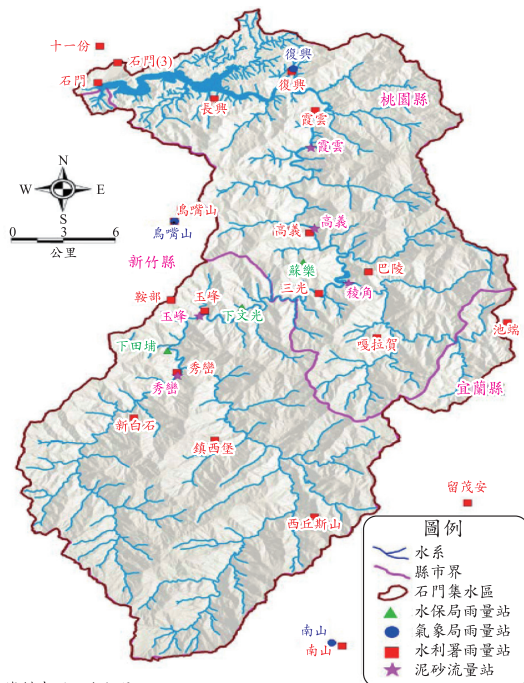
$$SLR (Z=aR^b)$$

$$R = (Z \div 181.664)^{\frac{1}{1.131}} \dots\dots\dots (2)$$

本研究以遺傳演算法結合運算樹(GAOT)建立此站之雷達降雨之推估模式，即可利用雷達即

表 1 石門站選取研究之 2000~2010 年颱風事件(以 2009 年颱風為驗證颱風)

年份	颱風名稱	總雨量(mm)	資料筆數	集合類別
2001	納莉(NARI)	843.8	367 筆	訓練
2001	利奇馬(LEKIMA)	358.2		訓練
2004	艾利(AERE)	961.8		訓練
2005	海棠(HAITANG)	499.5		訓練
2005	馬莎(MATSA)	815.5		訓練
2005	泰利(TALIM)	375.1		訓練
2007	韋帕(WIPHA)	353.4		訓練
2007	柯羅莎(KROSA)	671.9		訓練
2009	莫拉克(MORAKOT)	484.7	75 筆	測試



資料來源：水保局(2010)

圖 3 石門水庫集水區雨量站分布圖

時的回波資訊推求地面測站颱風當時降下的雨量；運算樹所設定之數學運算元與變數分別示於表 2 與表 3，GAOT 的參數設定群集大小 50，染色體長度 8 位元，交配率 0.9，突變率 0.001，收斂條件為連續 200 個世代不再進步則停止程式。模式建構以 2009 年颱風為驗證颱風，GAOT 模式先嘗試 5 層之運算樹，常數 k 數值的設定可依據問題不同而進行嘗試，以我們的經驗建議其範圍可為因變數最大值的兩倍，所以本研究案例設

表 2 數學運算符號之基因編碼方式

代碼	1	2	3	4	5	6
數學符號	+	-	×	÷	x ^y	LN

表 3 輸入變數與常數之基因編碼方式

代碼	7	8
變數或常數代碼	k	Z
意義	常數	雷達回波觀測值

表 4. 各種模式結果比較表(測試集合-2009 年莫拉克颱風)

	RMSE (mm)	
	Training	testing
SLR	8.29	4.13
GAOT - 5 layers	5.85	3.71
GAOT - 6 layers	5.84	3.56

為 120。所產生的方程式如式(3)，GAOT 公式樹狀示意圖如圖 4：

GAOT-5 layers

$$R = 0.18 + 0.0556 \times (Z^{0.655}) \dots\dots\dots (3)$$

石門站兩種模式之結果比較如表 4，訓練集合 RMSE 值以 GAOT-5 layers 之值較小，測試集合 RMSE 值亦以為 GAOT-6 layers 的 3.71 (mm) 的表現優於 SLR。為了瞭解 GAOT 使用更深層的運算樹是否能再改進推估誤差值，本研究進一步建構 6 層之運算樹模式，方程式如式(4)，樹狀圖如圖 5，結果 RMSE 與 5 層運算樹非常接近，沒

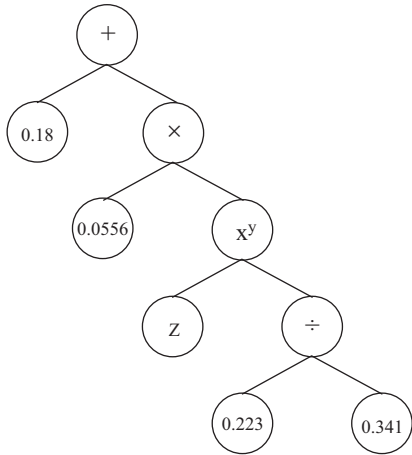


圖 4 GAOT-5 layers 樹狀圖

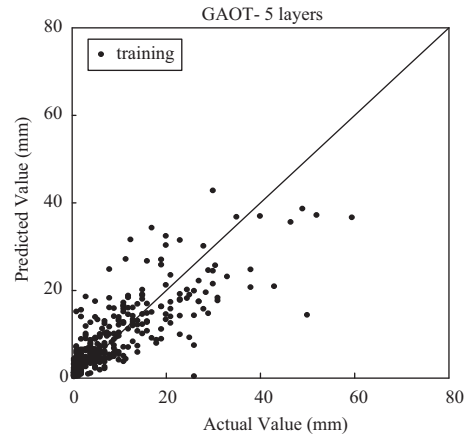


圖 6a 石門站 GAOT-5 layers 散佈圖－訓練階段

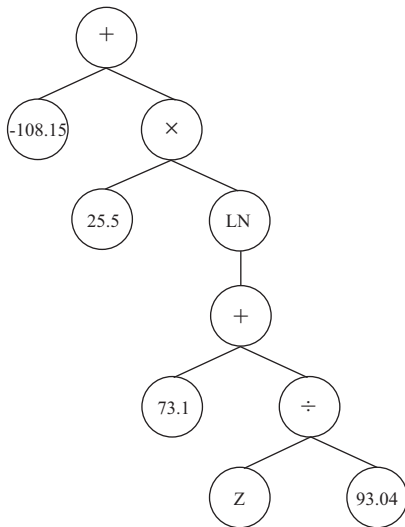


圖 5 GAOT-6 layers 樹狀圖

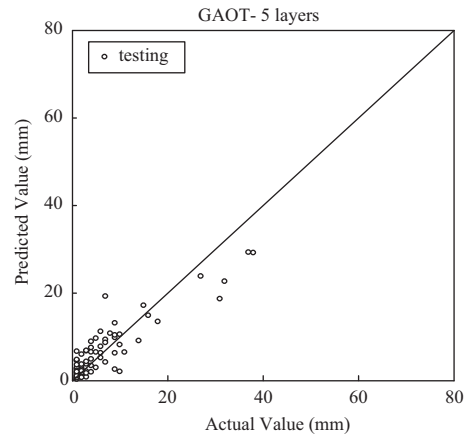


圖 6b 石門站 GAOT-5 layers 散佈圖－測試階段

有顯著的進步，各種模式之比較亦顯示於表 4，因此建議採用 5 層運算樹產生之較簡潔形式的方程式。

GAOT-6 layers

$$R = -108.15 + 25.5 \times \text{LN}\left(73.1 + \frac{Z}{93.04}\right) \dots\dots (4)$$

分別由訓練與測試階段之散佈圖(圖 6a、6b、7a、7b 與 8a、8b)可看出 GAOT-5 layers 與 GAOT-6 layers 的推估降雨量類似且較 SLR 更為集中於 45 度線，顯示有較佳的準確度。在比較

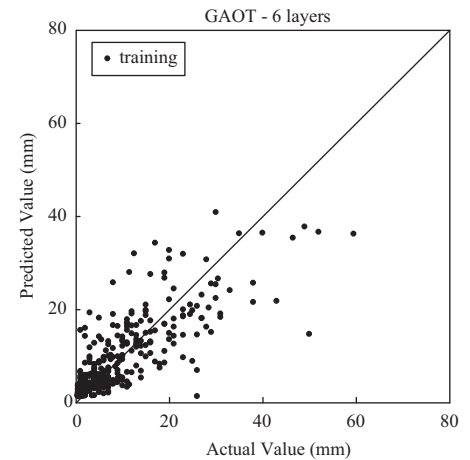


圖 7a 石門站 GAOT-6 layers 散佈圖－訓練階段

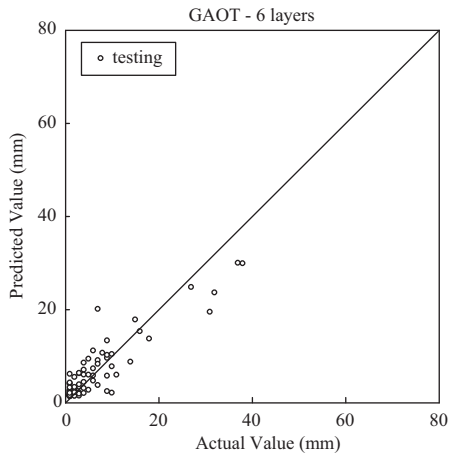


圖 7b 石門站 GAOT-6 layers 散佈圖—測試階段

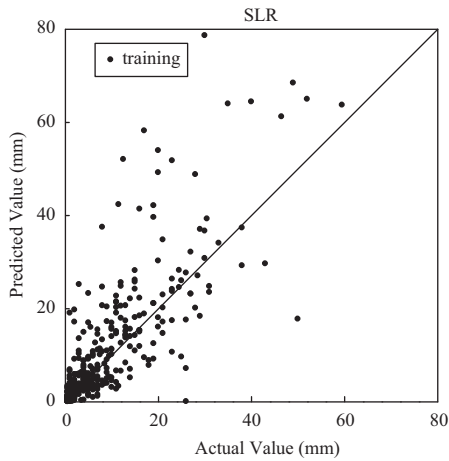


圖 8a 石門站 SLR 散佈圖—訓練階段

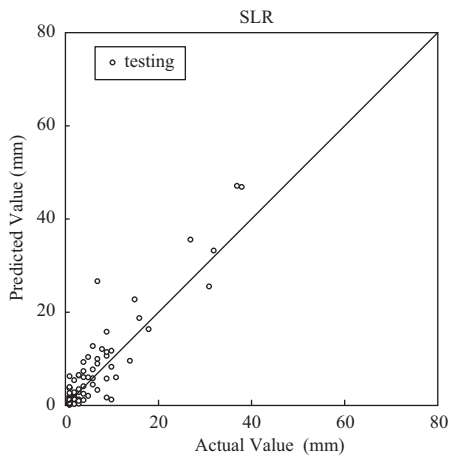


圖 8b 石門站 SLR 散佈圖—測試階段

表 5 莫拉克颱風(2009 年)累積雨量表

	莫拉克颱風對於石門水庫石門站之降雨量 475 mm	
	預測雨量(mm)	誤差率(%)
SLR	533.03	12.22
GAOT - 5 layers	477.52	0.53
GAOT - 6 layers	480.43	1.14

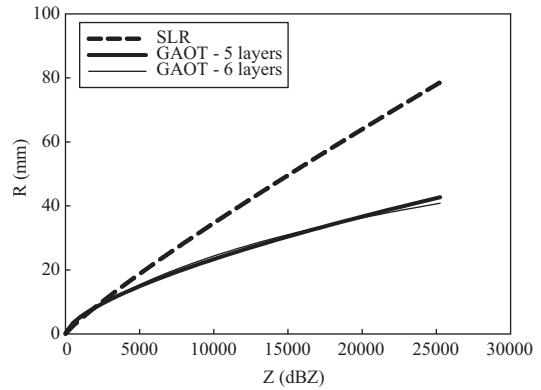


圖 9 石門雨量站各種模式之敏感度圖

測試 2009 年莫拉克颱風的總降雨量部分示於表 5，GAOT-5 layers 的預測降雨總量誤差率僅 0.53%，相較於 SLR 的 12.22% 成果好很多，而 GAOT-6 layers 預測總降雨量的誤差為 1.14%，表現略差於 GAOT-5 layers。為了瞭解各模式的推估合理性，繪製自變數 Z 對應變數 R 的敏感度圖如圖 9，顯示 SLR 模式之降雨量(R)與回波(Z)呈一非線性正比關係，而 GAOT-5 layers 與 GAOT-6 layers 的敏感度圖曲線亦均為非線性正比且二者之趨勢有一致性。

六、結論與建議

6.1 結論

本研究分析中央氣象局五分山都卜勒雷達資料，利用 2000~2010 年間前十大颱風降雨之雷達回波資料為輸入變數，建構遺傳運算樹(GAOT)模式推估石門雨量站降雨量，獲得下列結論：

1. GAOT-6 layers 模式在訓練與測試階段之 RMSE 均為最小，相較於傳統迴歸(SLR)模式求得之關係式 $Z=aR^b$ 改進很多，但與

GAOT-5 layers 模式相差甚微，所以在實用性與簡潔性原則考量下，GAOT - 5 layers 模式為較佳選擇。

2. 變數敏感度分析顯示迴歸模式之降雨量(R)與回波(Z)呈非線性正比關係，GAOT-5 layers 所建構之關係曲線亦為非線性正比關係，二者之趨勢類似；散佈圖則說明 GAOT-5 layers 結果較 SLR 接近理想的 45 度線，顯示 GAOT 模式推估降雨合理且準確性較佳。

6.2 建議

1. 推求降雨經驗公式可能隨著季節、區域、降雨型態的變化而使迴歸經驗式有所不同，若要採用 Z-R 關係式估計降水時，必須建立不同條件之 Z-R 關係式，本研究以颱風降雨為對象，未來可針對不同型態降雨進行推估。
2. 目前只考慮相同時間之雷達回波觀測值推估降雨量，未來研究可再加入其他影響降雨之氣象因子，並探討提前預測降雨量之可行性，希望增進災害預警之即時性與有效性。

謝 誌

感謝文化大學大氣科學系游政谷老師與博士生鄭凌文協助提供雷達資料與前處理。

參考文獻

1. 中央氣象局全球資訊網，<http://www.cwb.gov.tw/V7/index.htm>。
2. 王泰盛，「應用不同尺度衛星影像於監測台灣內陸水體水質之研究」，中華大學土木工程研究所博士論文，2008。
3. 石門水庫全球資訊網，<http://www.wranb.gov.tw/mp.asp?mp=4>。
4. 江衍銘，「類神經網路於水文氣象-以雷達及數值天氣預報資訊建構洪水預測」，國立台灣大學生物環境系統工程學研究所博士論文，2007。
5. 李清勝，「土石流潛勢區之雨量估計與即時預報技術發展先期研究」，農委會水土保持局研究報告，115 頁，2004。
6. 李光敦，「水文學」，國立編譯館出版，五南圖書出版公司發行，2002。
7. 林昀瑱，「登陸颱風降雨回波中尺度結構特徵之分析與比較：2005 年三個強烈颱風(海棠、泰利、龍王)」，國立台灣大學大氣科學研究所碩士論文，2006。
8. 邱昌宏，「應用人工智慧最佳化模式推估颱風降雨量-以北行颱風為研究案例」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
9. 徐家盛、陳莉、徐元棟、黃泓仁與簡大為，「遺傳運算樹於預測灌溉水質鹽害、鹼害之研究」，農業工程學報季刊，第五十九卷，第二期，第 92-101 頁，2013。
10. 張偉裕，「利用雨滴譜儀分析雨滴粒徑分佈-納莉颱風個案」，國立中央大學大氣物理研究所碩士論文，2002。
11. 張智昌，「整合氣象雷達與即時降雨資料於颱風降雨推估之研究」，國立台灣大學地理環境資源學研究所碩士論文，2006。
12. 連立川、葉怡成、張皓博、謝明勳，「以遺傳演算法及運算樹作高性能混凝土工作度建模」，營建技術暨管理研討會，2005。
13. 陳大元，「應用遺傳程式於推估高性能混凝土坍度之研究」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
14. 陳星翰，「應用遺傳程式於推估高性能混凝土抗壓強度之研究」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
15. 彭暉鈞，「遺傳程式應用遙測技術監測水庫水質之研究」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
16. 黃威雄，「應用類神經網路於颱風期間雷達降雨模擬之研究」，國立台灣大學土木工程研究所碩士論文，2000。
17. 楊政潭，「雷達回波應用於颱風降雨空間分佈與總量之研究-以納莉颱風為例」，國立

- 中央大學水文科學研究所碩士論文，2003。
18. 詹秉昇，「應用遺傳程式研究衛星影像之翡翠水庫濁度」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
 19. 蔡祐竹，「應用人工智慧模式預測石門水庫颱風降雨之研究」，中華大學土木工程研究所碩士論文，2008。
 20. 蔡國榮，「2008年台灣西南部地區TRMM降雨雷達與七股雷達回波觀測比較分析及降雨估計應用研究」，國立中央大學大氣物理研究所碩士論文，2010。
 21. 鄭凌文，「北臺灣地形對颱風降水分佈及強度之影響：象神颱風雷達觀測研究」，中國文化大學地學研究所大氣科學組碩士論文，2007。
 22. 顏健文，「侵台颱風降雨結構之時空變化特徵」，國立台灣大學大氣科學研究所碩士論文，2003。
 23. Alabbadi, B., Chen, L., Kou, C.H., and Ma, S.W., Applying genetic algorithm combining operation tree (GAOT) for estimating typhoon precipitation using passive microwave satellite, 2012 Third International Conference on Theoretical and Mathematical Foundations of Computer Science(ICTMFC), December 1-2, 2012, in Bali, Indonesia. (EI)
 24. Allan, R.P., Soden, B.J., "Atmospheric Warming and the Application of Precipitation Extremes", *Science* 321, doi:10.1126/science.1160787, 2008.
 25. Anagnostou, E. N., Morales, C. A. and Dinku, T., "The use of TRMM precipitation radar observations in determining ground radar calibration biases", *J. Atmos. Oceanic Technol.*, Vol. 18, pp. 616-628, 2001.
 26. Baltas, E. and Mimikou, M., "Short-term rainfall forecasting using radar data" *International Journal of Water Resources Development*, Vol. 10, Issue 1, 1994.
 27. Battan, L. J., "Radar observation of the atmosphere", University of Chicago press, pp. 323, 1973.
 28. Bolen, S. M. and Chandrasekar, V., "Quantitative cross validation of space-based and ground-based radar observations", *J. Appl. Meteor.*, Vol. 39, pp. 2071-2079, 2000.
 29. Chen, K.T., Chen, L., Fu, Y.R., and Chen S.H., Estimating strength of concrete using a genetic algorithm combining operation tree (GAOT), 2012 International Conference on Materials Engineering and Automatic Control(ICMEAC), Apr. 27 - 29, 2012, in Jinan, China. (EI)
 30. Chen, K.T., Kou, C.H., Chen, L., and Ma, S.W., Application of genetic algorithm combining operation tree (GAOT) to stream-way transition, 2012 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC), July 15-17, 2012, in Xi-an, Shaanxi, China, pp.1774-1778. (EI)
 31. Chen, L., "A study of applying genetic programming to reservoir trophic state evaluation using remote sensor data", *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 24, Issue 11, pp. 2265-2275, 2003.
 32. Chiang, Y.-M., Chang F.-J., Jou, B. J.-D. and Lin, P.-F., "Dynamic ANN for precipitation estimation and forecasting from radar observations", *Journal of Hydrology*, Vol. 334, Issues 1-2, pp. 250-261, 2007.
 33. Ciach, G. J. and Krajewski, W. F., "On the estimation of radar rainfall error variance", *Advances in Water Resources*, Vol.22, Issue 6, pp. 585-595, 1999.
 34. Chou, C., Chiang, J.C.H., Lan, C.W., Chung, C.H., Liao, Y.C., Lee, C.J." Increase in the range between wet and dry season precipitation", *Nature Geosciences* 6: 263-267, doi:10.1038/ngeo1744, 2013.

35. Durrans, S., Julian, L. and Yekta, M., "Estimation of Depth-Area relationships using Radar-rainfall Data", *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol.7, Issue 5, pp. 356-367, 2002.
36. Gjertsen, U., Salek, M. and Michelson, D. B., "Gauge-adjustment of radar-based precipitation estimates—a review", COST-717 working document No. WDD 02 200310 1, <http://www.smhi.se/cost717/>, 2003.
37. Grecu, M. and Krajewski, W. F., "Rainfall forecasting using variational assimilation of radar data in numerical cloud models", *Advances in Water Resources*, Vol. 24, Issue 2, pp. 213-224, 2000.
38. Grecu, M. and Krajewski, W. F., "Simulation study of the effects of model uncertainty in variational assimilation of radar data on rainfall forecasting", *Journal of Hydrology*, Vol. 239, Issues 1-4, pp. 85-96, 2000.
39. Grimes, D. I. F., Coppola, E., Verdecchia, M. and Visconti, G., "A Neural Network Approach to Real-Time Rainfall Estimation for Africa Using Satellite Data", *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 4, pp. 1119-1133, 2003.
40. Houze Jr, R. A., Brodzik, S., Schumacher, C., Yuter, S. E. and Williams, C. R., "Uncertainties in oceanic radar rain maps at kwajalein and implications for satellite validation", *J. Appl. Meteor.*, Vol. 43, Issue 8, pp. 1114-1132, 2004.
41. Liou, Y.-C. and Chang, Y.-J., "A Variational Multiple-Doppler Radar Three-Dimensional Wind Synthesis Method and Its Impacts on Thermodynamic Retrieval", *Mon. Wea. Rev.*, Vol. 137, Issue 11, pp. 3992-4010, 2009.
42. Marshall, J. S. and Palmer, W. Mc K., "The distribution of raindrops with size", *J. Metero.*, Vol. 5, Issue 4, pp. 165-166, 1948.
43. Medina, S. and Houze, Jr. R. A., "Air motions and precipitation growth in Alpine storms", *Quart. J. Roy. Meteor. Sci.*, Vol. 129, Issue 588, pp. 345-371, 2003.
44. Mimikou, M. and Baltas, E., "Flood Forecasting Based on Radar Rainfall Measurements", *J. Water Resour. Plann. Manage.*, Vol. 122, Issue 3, pp. 151-156, 1996.
45. Min, S.K., Zhang, X., Zwiers, F.W., Hegerl, G.C., "Human contribution to more-intense precipitation extremes", *Nature* 470, doi:10.1038/nature09763, 2011.
46. Morin, P., Nochetto, R. H. and Siebert, K. G., "Local problems on stars: A posteriori error estimators, convergence, and performance", *Math. Comp.*, Vol. 72, pp. 1067-1097, 2003.
47. Nesbitt, S. W., Cifelli, R. and Rutledge, S. A., "Storm morphology and rainfall characteristics of TRMM precipitation features", *Mon. Wea. Rev.*, Vol. 134, Issue 10, pp. 2702-2721, 2006.
48. Schumacher, C. and Houze Jr, R. A., "Comparison of radar data from the TRMM satellite and Kwajalein oceanic validation site", *J. Appl. Meteor.*, Vol. 39, pp. 2151-2164, 2000.
49. Toth, E., Brath, A. and Montanari, A., "Comparison of short-term rainfall prediction models for real-time flood forecasting", *Journal of Hydrology*, Vol. 239, Issues 1-4, pp. 132-147, 2000.
50. Trafalis, T. B., Richman, M. B., White, A. and Santosa, B. "Data mining techniques for improved WSR-88D rainfall estimation", *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 43, Issue 4, pp. 775-786, 2002.
51. Tu, J.Y., Chou, C., "Changes in precipitation frequency and intensity in the vicinity of Taiwan: typhoon versus non-typhoon events", *Environmental Research Letters* 8, doi:10.1088/1748-9326/8/1/014023, 2013.
52. Wang, J. and Wolff, D. B., "Comparisons of Reflectivities from the TRMM precipitation

- Radar and Ground-Based Radars”, J. Atmos. Oceanic Technol., Vol. 26, pp. 857-875, 2009.
53. Xiao, R. and Chandrasekar, V., “Development of a Neural Network Based Algorithm for Rainfall Estimation from Radar Observations”, Geoscience and Remote Sensing, Vol. 35, Issue 1, pp. 160-171, 1997.
54. Xin, L., Recuter, G. and Larochelle, B., “Reflectivity-rain rate relationship for convective rainshowers in Edmonton: Research note”, Atmos. Ocean., Vol. 35, Issue 4, pp. 513-521, 1997.

收稿日期：民國 102 年 5 月 31 日

修正日期：民國 102 年 7 月 12 日

接受日期：民國 102 年 7 月 16 日