

應用即時校正策略於整合定量降雨系集產品之研究

吳明璋 黃麗蓉 陳熾竹 江宙君 黃公度 李清勝
財團法人國家實驗研究院 台灣颱風洪水研究中心

摘要

為提升颱風警報期間定量降雨預估(Quantitative Precipitation Forecast, QPF)能力，國研院台灣颱風洪水研究中心整合國內學研界與作業單位的研發能量與資源，執行台灣定量降雨系集實驗(Taiwan Cooperative Precipitation Ensemble Forecast Experiment, TAPEX)，提供颱風侵台期間定量降雨預估資料供防救災相關單位應變作業參考與應用。然而，由於 TAPEX 係以系集(Ensemble)概念對未來降雨提供多組預估資訊，常導致後續水文端在流量或淹水預報工作時使用上的困難，因此有必要發展一套整合技術可由 TAPEX 眾多預估資訊中進一步整合出一組最可能資訊，以供水文模擬作業時快速使用。本研究嘗試引入即時觀測雨量資料，配合人工智慧理論中遺傳演算法(Genetic Algorithm, GA)，以即時校正(Real-Time Calibration)策略發展 TAPEX 預估資訊的即時整合技術，並藉由 2013 年 5 場颱風事件評估該即時整合技術的表現。實際測試結果顯示，經即時整合後之預估雨量表現，在降雨門檻值達 50 mm 時之預兆得分(Threat Score, TS)及公正預兆得分(Equitable Threat Score, ETS)分數均優於系集平均，在降雨門檻值達 350 mm 時之 TS 及 ETS 分數可提升至接近 0.4。而且隨著門檻值增加，經即時整合後預估雨量之可偵測率(Probability of Detection, POD)表現均較系集平均好，然而誤報率(False Alarm Ratio, FAR)亦隨之增加。因此依據本研究測試結果，應用即時校正策略於整合 TAPEX 預估資訊確有不錯的潛力，未來可嘗試將不同初始時間之 TAPEX 資訊均納入整合，期望可再進一步提升整體雨量的預估表現。

關鍵字：定量降雨系集實驗、即時校正、最佳化、遺傳演算法

一、前言

財團法人國家實驗研究院台灣颱風洪水研究中心為提升國內定量降雨預估能力並協助防救災相關管理單位應變工作，於2009年起即整合國內台灣大學、中央大學、師範大學及文化大學等學研界與中央氣象局、國家災害防救科技中心等作業單位研發能量，並於國家高速網路與計算中心計算資源支援下，執行台灣定量降雨系集實驗(Taiwan Cooperative Precipitation Ensemble Forecast Experiment, TAPEX) (Hsiao et al., 2013)，提供颱風期間颱風路徑與降雨預估資料供防救災相關管理單位應變作業時參考與應用。而且，為減低數值模式預估的不確定性，TAPEX中採用了

系集(Ensemble)的概念。系集係指於實驗中採用多個不同的數值模式成員，亦即分別考慮不同模式、不同物理參數化及不同資料同化方法的組合進行預估，以求涵蓋所有可能之狀況。TAPEX每日進行4次預估實驗，每次實驗可約有20組數值模式，產出未來78小時的時雨量預估結果。

然而，各系集成員的雨量預估結果有時變異過大，常造成使用者解讀預估結果時的混亂，亦可能導致水文端流量預報或淹水預報工作上的困難。現階段，為簡化系集預估資訊與節省後續水文模擬作業時間，仍多以所有系集成員預估結果的平均值(Ensemble Mean)供使用者快速參考。使用平均值在整體表現上雖具有優於個別單一系集成員之優勢(Hsiao et al., 2013)，但往往遭遇低估極

大值的問題，對於防災應用上較為不利。因此，為解決低估極大值的問題，提升極大值的預估表現，本研究嘗試以人工智慧理論中遺傳演算法 (Genetic Algorithm, GA) 技術，配合即時觀測雨量資料，以即時校正 (Real-Time Calibration) 策略發展 TAPEX 預估資訊的即時整合技術。並藉由實際颱風事件，測試與評估該即時整合技術的能力。

遺傳演算法，又名基因演算法，係由 John H. Holland 於 1975 年提出的一種基於自然界演化過程而發展的最佳化理論 (Holland, 1992)。其基本精神係仿效生物界中物競天擇、適者生存的自然進化法則。藉由從上一代物種中選擇出適應力較優的個體進行繁衍，隨機互換彼此的優良基因資訊，以期產生比上一代個體適應性更佳子代。如此不斷重複，最終將產生適應力最強的最佳物種。遺傳演算法的最大優點即是不需事先對欲求解的問題做過多假設，只要透過合適的基因編碼 (Gene Coding) 與目標函數 (Object Function) 的設計即可與欲解決的問題結合，進行最佳解的搜尋。而且，因遺傳演算法執行時係同時考慮搜尋解空間上多個可行解，故可較快速獲得全域最佳解 (Global Optimum)，並避免落入區域最佳解 (Local Optimum) 的機會。近年來，遺傳演算法技術已被廣泛運用於不同領域中進行最佳化相關研究，例如模式參數、權重與架構最佳化 (Wang, 1997; Mohan, 1997; Blanco et al., 2001; Jain and Srinivasulu, 2004; Lin and Wang, 2007; Lin et al., 2013) 等等。

二、資料蒐集

為探討本研究發展之即時整合技術應用於整合 TAPEX 雨量預估結果的能力，需使用實際歷史颱風事件的雨量資料進行評估。因此，本研究蒐集 TAPEX 對於 2013 年內有發佈警報的 5 場颱風事件，警報期間的未來 24 小時累積雨量的預估結果。表 1 為此 5 場颱風事件之個別警報期間 (使用時間為 Local Sidereal Time, LST)，以及該場事件警報期間主要降雨時段之雨量預估資料蒐集時段 (使用時間為 Coordinated Universal Time, UTC)。

表 1、颱風事件與 TAPEX 預估資料蒐集時段

事件名稱	警報期間 (LST)	預估資料蒐集時段 (UTC)
蘇力 (SOULIK)	2013 07/11 ~07/13	2013 07/11/06Z~07/12/06Z
潭美 (TRAMI)	2013 08/20 ~08/22	2013 08/20/06Z~08/20/18Z
康芮 (KONG-REY)	2013 08/27~08/29	2013 08/28/18Z
天兔 (USAGI)	2013 09/19~09/22	2013 09/19/18Z~09/20/18Z
菲特 (FITOW)	2013 10/04 ~10/07	2013 10/05/00Z~10/05/18Z

對於表 1 中預估資料的蒐集時段，此處以蘇力颱風事件為例作進一步的說明。如表 1 所示，本研究中對於蘇力颱風事件的預估資料蒐集時段為 7/11 06Z~7/12 06Z，由於 TAPEX 每日均分別於 00Z、06Z、12Z、18Z 的初始時間 (Initial Time) 各進行 1 次預估實驗，故表示本研究於蘇力颱風事件警報期間共蒐集 5 次實驗結果。除蒐集 TAPEX 對未來雨量的預估結果外，亦蒐集對應時間內由中央氣象局發佈之實際觀測累積雨量資料。若遭遇觀測雨量缺測時段，對應時間之預估資料亦排除不用。本研究中共使用 567 個雨量觀測站，這些雨量觀測站的空間分布，如圖 1 所示。

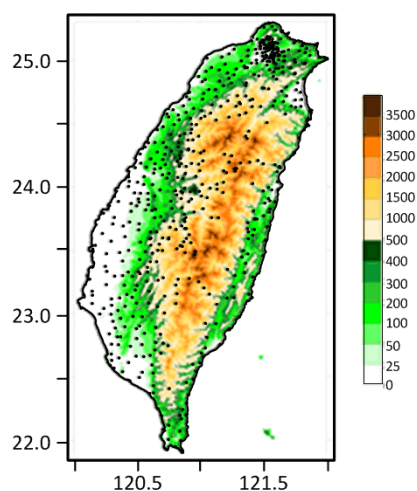


圖 1、本研究使用之 567 個雨量觀測站位置圖

三、整合策略與方法

為增進颱風警報期間定量降雨預估的能力，本研究以 TAPEX 系集成員雨量預估結果為基礎，並使用遺傳演算法技術，配合即時觀測雨量資料，以即時校正策略發展 TAPEX 預估資訊的即時整

合技術。有關本研究發展之即時整合技術的概念，如下圖2所示。

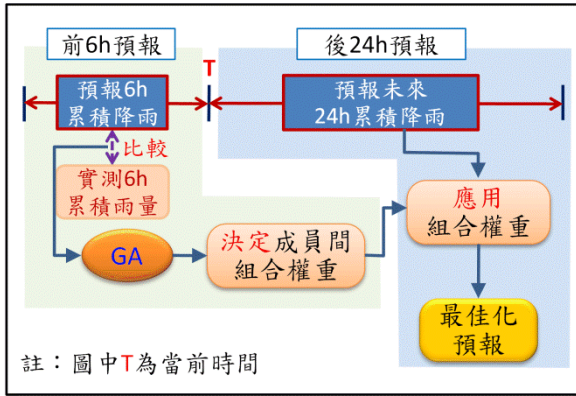


圖2、即時整合技術概念示意圖

如圖2所示，本研究所發展之即時整合技術的概念係透過遺傳演算法，依據TAPEX系集成員對過去時間的預估表現，即時找出TAPEX系集成員的最佳組合權重。一般而言，對於系集系統的預估結果大多採用簡單算術平均的方式進行整合：

$$\hat{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

式中 n 為系集成員數， x_i 為第 i 個成員的預估結果， \hat{y} 為系集平均值。此種方式係表示以相同權重對各個TAPEX系集成員預估結果進行整合。

在本研究中，因考慮各系集成員應有不同的預估表現，故係採用加權平均的方式對系集系統的預估結果進行整合，亦即為：

$$\hat{y}^* = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \text{ 其中 } \sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (2)$$

式中 w_i 為第 i 個成員的組合權重， \hat{y}^* 即為整合後的預估結果。對於組合權重的設定，則係以遺傳演算法決定最佳值。如圖2所示，先依據各個系集成員對於過去6小時累積雨量的預估表現，並配合對應時段內實際觀測的累積雨量值，以遺傳演算法找出各成員間的最佳組合權重，最佳的組合權重應滿足以下目標函數：

$$OF = \text{minimize} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (o_j - \hat{y}_j^*)^2} \quad (3)$$

式中 j 為觀測站序號， N 為站數， o_j 為第 j 站之過去6小時真實觀測雨量值， \hat{y}_j^* 第 j 站之對應時

段內之預估雨量值。待找出滿足目標函數之最佳組合權重後，即可應用此組最佳組合權重對各系集成員之未來24小時累積雨量預估結果進行整合，即是以最佳加權平均的方式算出最佳化的系集平均結果。值得一提的是，由於在不同預估時間中各個系集成員的表現優劣均有所不同。因此，不同預估時間由遺傳演算法找出之最佳組合權重亦會有所不同。

遺傳演算法的演算過程有三個主要步驟，分別為選取(Selection)、交配(Crossover)以及突變(Mutation)。選取過程的主要功能是由族群(Population)的眾多染色體(Chromosome)中選擇適應度較大的染色體(即為解空間中較佳的解)，成為演算產生新的子代的來源。每條染色體係由多個基因構成，一條染色體均表示解空間中的一個解。本研究中係以式(3)之目標函數來量化染色體的適應度，式(3)中的值越小表示該染色體的適應度越佳。然後，交配過程則於這些適應度較大的染色體進行基因的隨機交換以期產生適應度更佳子代，亦即產生新的較佳解。最後，突變過程則透過一極微小的機率，隨機改變族群中染色體某一位置的基因。突變的目的是為了避免搜尋落入局部最佳解，並導引遺傳演算法至先前並未搜尋到的解空間以期得到更良好的解。此外，本研究亦採用菁英策略(Elitist)，亦即挑選適應度較佳之前20%的母代視為菁英，再分別進行上述之選取、交配以及突變的演算過程。當遺傳演算法重複疊代上述三個過程至滿足停止條件時，即可得到最佳解。有關遺傳演算法的詳細介紹與說明，可參見Goldberg (1989)、Davis (1991)、Whitley and Vose (1995)及Mitchell (1996)。本研究採用的遺傳演算法之參數設定如下：交配率為0.9、突變率為0.05、族群數目為1000個、繁衍代數為50代。

四、結果分析與討論

在檢視本研究以遺傳演算法為基礎發展之TAPEX預估資訊整合技術的表現之前，可先對未整合前的TAPEX的預估表現進行評估。本研究以常見之二分法列聯表(Dichotomous Contingency

Table)方法,藉由比較觀測值與預估值是否超過預設雨量門檻值,以計算預兆得分(Threat Score, TS)和公正預兆得分(Equitable Threat Score, ETS),量化評估TAPEX的預估表現。二分法列聯表及TS、ETS指標的說明如下表2與式(4)~式(6)所示。

表2、二分法列聯表

觀測 預報	≥門檻值	<門檻值	Total
	命中發生 (A)	錯誤預報 (B)	Forecast Yes
<門檻值	失誤 (C)	命中不發生 (D)	Forecast No
Total	Observed Yes	Observed No	Total

$$\text{預兆得分 TS} = \frac{A}{A+B+C} \quad (4)$$

計算預兆得分TS值排除了觀測與預估降雨皆沒有超過門檻值的情形,因此常可視為描述模式預估的正確率。當TS為0時表示模式無預估能力,值越大表示預估能力越佳,最佳值為1。

$$\text{公正預兆得分 ETS} = \frac{A - A_{\text{random}}}{A+B+C - A_{\text{random}}} \quad (5)$$

其中 A_{random} 為預估時隨機猜中的個數,定義為:

$$A_{\text{random}} = \frac{(A+C)(A+B)}{\text{Total}} \quad (6)$$

公正預兆得分ETS除了原有TS計算概念外,亦排除隨機預估正確的狀況,ETS值越大表示預估能力越佳,最佳值為1。

因此,對於未整合前的TAPEX預估結果的表現,以TS與ETS量化結果如下圖3所示。圖3中以箱型圖(Box-Whisker)的方式呈現TAPEX中所有成員預估表現的統計特性,並以折線圖的方式呈現所有系集成員預估結果平均值的表現。由圖3中結果可發現,隨著門檻值的增加,預估表現均會逐漸降低。整體上系集平均值表現確實優於個別單一系集成員表現。但當門檻值為超大豪雨(350mm)時,則有部分系集成員的表現會優於系集平均值的表現。此現象亦即表示系集平均值對於超大豪雨的預估能力不佳。

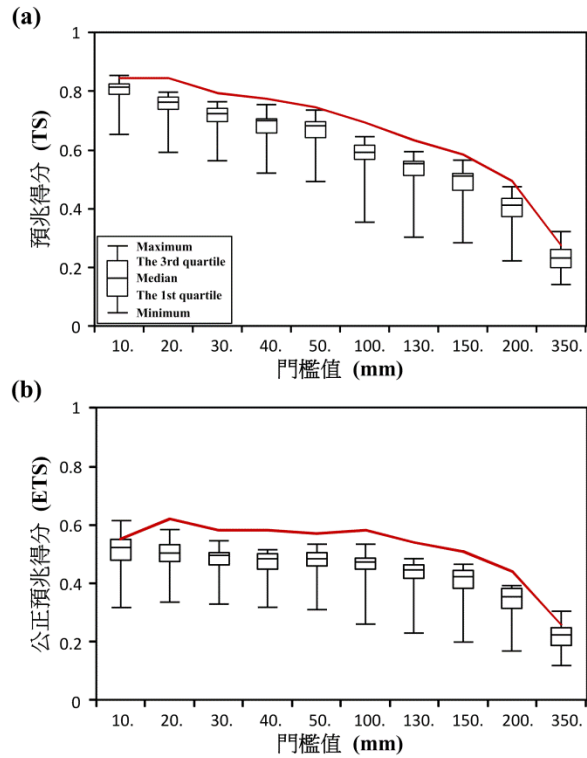


圖3、(a) TS、(b) ETS在不同降雨門檻值的結果,其中箱型圖為系集成員,紅色線為系集平均

若檢視系集平均預估降雨的空間分布結果,亦可發現系集平均對於降雨空間分布的預估表現佳但卻低估極大值的問題。圖4(a)為蘇力颱風主要降雨時段(07/12/12Z~07/13/12Z)的24小時累積雨量的實測結果,圖4(b)為系集平均於07/12/06Z的初始時間對同一時段累積雨量的預估結果。故可知系集平均確能掌握降雨的空間分布,尤其是主要降雨區塊。然而,對於主要降雨區塊的雨量值則為低估的情況。

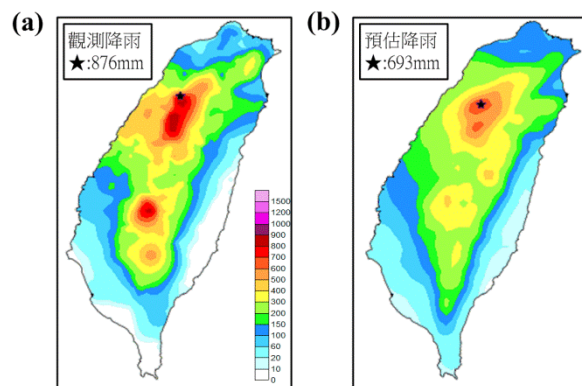


圖4、蘇力颱風期間最大24小時累積雨量之(a) 觀測值、(b) 系集平均預估值

接著，則要評估本研究發展之即時整合技術的能力，亦即要評估TAPEX經整合後的預估表現。依據前述圖3的分析結果可知，系集平均值在整體表現上優於個別單一系集成員之表現，因此可將系集平均值的表現視為未整合前的比較基準。藉由將經整合後的預估結果與未整合前的系集平均值預估結果相互比較，即可探討本研究發展之即時整合技術的能力。對於蘇力颱風期間最大24小時累積雨量的觀測結果，以及整合前後預估結果的比較，如下圖5所示。可發現經整合後之預估結果仍可維持未整合前之系集平均在整體降雨的空間分布上的良好表現，並且亦改善了未整合前系集平均低估極大值的問題。

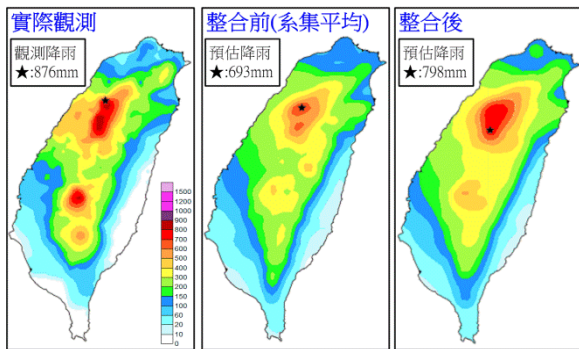


圖5、蘇力颱風期間最大24小時累積雨量整合前後預估值與實際觀測值比較圖

為能整體性檢視整合後的預估表現，除了前述之TS與ETS指標外，此處再引入誤報率(False Alarm Ratio, FAR)、可偵測機率(Probability of Detection, POD)等量化指標。上述2指標亦均由二分法列聯表計算而得，分別如式(7)~式(8)所示：

$$\text{可偵測機率 } \text{POD} = \frac{A}{A+C} \quad (7)$$

可偵測機率POD係指發生事件中被正確預估的比例，POD最佳值為1。

$$\text{誤報率 } \text{FAR} = \frac{B}{A+B} \quad (8)$$

誤報率FAR可描述預估雨量高過門檻值中有多少比例的事件是錯誤的假警報，FAR最佳值為0。

因此，使用TS、ETS、POD與FAR等4個量化指標對於2013年5場颱風事件之整合前後雨量預估結果表現的比較圖，如圖6所示。

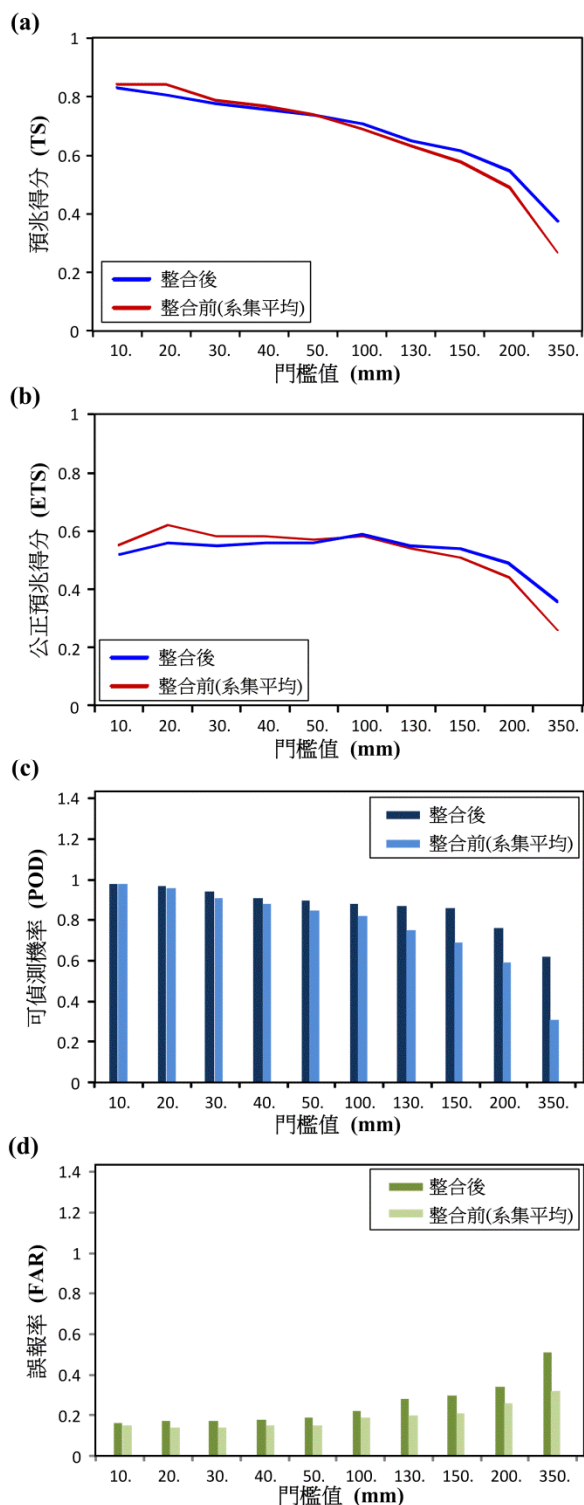


圖6、雨量預估值整合前後之(a) TS、(b) ETS、(c) POD及(d) FAR在不同降雨門檻值結果的比較圖

本研究使用的4個量化指標中，除FAR值越接近0表示預估結果表現越好外，其餘三個指標值均為越接近1表示預估結果表現越好。圖6(a)中TS的比較結果顯示，對於2013年5場颱風事件的未來24

小時累積降雨預報值，在門檻值為130mm以下時，整合前後之TS值均高於0.5，顯示兩者對第一天總雨量預估均有不錯的掌握度。但隨著門檻值增加，兩者的TS值均會逐漸下降。當門檻值超過50mm時，紅色線均略高於藍色線，表示未整合前的預估表現優於整合後的預估表現。然而，當門檻值在50mm以上時，則為藍色線均高於紅色線，表示整合後的預估表現優於未整合前的預估表現。圖6(b)中ETS的比較結果亦顯示相同情況。此一情況即是表示，本研究發展的整合技術可對大雨以上的降雨情況(門檻值超過50mm)的預估表現能有明顯的改善，而且改善的幅度隨著門檻值的增加而增加。亦即表示經本研究發展的整合技術整合後的預估值，確可改善低估極大值的問題。圖6(c)中POD的比較結果顯示，整合後的預估表現均優於未整合前的預估表現，且改善的幅度隨著門檻值的增加而增加。表示經整合後的預估結果對於降雨有較佳的偵測能力，尤其是大雨以上的降雨情況。然而，圖6(d)中FAR結果則顯示，經整合後的預估結果相較於未整合前的系集平均預估值，卻有較高的誤報率。

綜上所述，由圖6的結果可以發現，經本研究發展的整合技術整合後的預估值，對於較大雨量(門檻值大於50mm)的降雨情況，確實有較佳的預估表現。而且對於較大降雨情況亦有較佳的偵測能力，但相對的卻也導致較高的誤報率。

五、結論

本研究以TAPEX系集成員雨量預估結果為基礎，使用遺傳演算法配合即時觀測雨量資料，以即時校正策略發展TAPEX預估資訊的即時整合技術。並以2013年5場實際颱風事件，探討該整合技術對未來24小時累積雨量預估的整合能力。首先，對於TAPEX個別成員的預估結果與所有成員預估結果平均值的TS與ETS指標的比較結果顯示，系集平均值在整體表現上確實優於個別單一系集成員之表現，但當門檻值大於350mm時，則有部分系集成員的表現會優於系集平均值的表現。表示系集平均值常有低估極大值的問題。接著，

比較未整合前(亦即TAPEX所有成員預估平均值)與整合後預估值的結果顯示，對於TS與ETS指標，當門檻值小於50mm時，未整合前的預估表現均優於整合後的預估表現，但是當門檻值超過50mm時，整合後的預估表現則優於未整合前的預估表現。而對於POD與FAR指標而言，整合後的預估值均有較佳的偵測率，但卻也導致較高的誤報率。故依據上述結果，應用本研究以遺傳演算法技術配合即時觀測雨量資料發展之即時整合技術，確有不錯的潛力。除可維持未整合前系集平均對降雨空間分布上的良好表現優勢外，亦改善了未整合前系集平均低估極大值的問題。未來可嘗試將不同初始時間之TAPEX預估資訊均納入整合，或嘗試依據不同時段的預估表現決定最佳整合權重，期望可再進一步提升整體雨量的預估表現。改進之雨量預估結果期望有助於防救災相關管理單位應變作業。

六、參考文獻

1. Blanco, A., Delgado, M., Pegalajar, M.C., 2001. A real-coded genetic algorithm for training recurrent neural networks. *Neural Networks*, 14(1), 93-105.
2. Davis, L., 1991. *Handbook of Genetic Algorithms*. Van Nostrand Reinhold.
3. Goldberg, D.E., 1989. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, Massachusetts.
4. Holland, J.H., 1992. *Adaptation in natural and artificial systems : an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. Cambridge, Mass. MIT Press.
5. Hsiao, L.F., Yang, M.J., Lee, C.S., Kuo, H.C., Shih, D.S, Tsai, C.C., Wang, C.J., Chang, L.Y., Chen, D.Y.C., Feng, L., Hong, J.S., Fong, C.T., Chen, D.S., Yeh, T.C., Huang, C.Y., Guo, W.D., Lin, G.F., 2013. Ensemble forecasting of typhoon rainfall and floods over a mountainous

watershed in Taiwan. *Journal of Hydrology*, 506, 55-68.

6. Jain, A., Srinivasulu, S., 2004. Development of effective and efficient rainfall-runoff models using integration of deterministic, real-coded genetic algorithms and artificial neural network techniques. *Water Resource Research*, 40(4), W04302.
7. Lin, G.F., Jhong, B.C., Chang, C.C., 2013. Development of an effective data-driven model for hourly typhoon rainfall forecasting. *Journal of Hydrology*, 495, 52-63.
8. Lin, G.F., Wang, C.M., 2007. A nonlinear rainfall-runoff model embedded with an automated calibration method – Part 2: The automated calibration method. *Journal of Hydrology*, 341, 196-206.
9. Mitchell, M., 1996. *An introduction to Genetic Algorithms*. MIT Press.
10. Mohan, S., 1997. Parameter estimation of nonlinear muskingum models using genetic algorithm. *Journal of Hydraulic Engineering*, ASCE, 123(2), 137-142.
11. Wang, Q.J., 1997. Using genetic algorithms to optimise model parameters. *Environmental Modeling & Software* 12 (1), 27-34.
12. Whitley, L.D, Vose, M.D., 1995. *Foundations of genetic algorithms 3*. Morgan Kaufmann.