

落雨小幫手之降雨預報特性評估

劉嘉騏、蔡直謙、廖信豪、于宜強

國家災害防救科技中心 氣象組

摘要

落雨小幫手為國家災害防救科技中心(以下簡稱災防科技中心)於 2020 年 6 月落實服務的系統，可透過 iOS 與 Android 兩大手機作業系統，下載安裝至使用者的行動裝置。落雨小幫手除了可提供即時雨量亦可研判未來 2 小時內降雨的發生，利用手機主動推播可提前給予預警，落實即時雷達監測技術於氣象服務。截至 2024 年 6 月，已逾 22 萬人次下載使用。為全面評估目前作業的落雨小幫手在判斷有無降雨事件表現，以 2023 年 3 月至 2024 年 6 月期間累積近 69,000 個時間樣本的數據資料，透過機器學習中常用的混淆矩陣進行分析評估。結果顯示，落雨小幫手預測有雨事件的命中率(即精確度)高，實際有雨事件的命中率(即召回率)雖較低，但綜合來看仍優於純數值天氣預報，可作為目前短延時降雨預警的最佳工具。

一、前言

近年短延時強降雨的發生次數越來越頻繁(吳等 2016)，如何提供最新、最即時的降雨系統預警資訊，是防災工作上的一大要點。在即時預報中，雷達觀測扮演相當重要的角色，可以監控並提供高時空解析度的對流系統資訊。將雷達可視範圍內的回波或降雨變化趨勢，對未來的時間作空間上的外延，以每 10 分鐘一次的更新頻率，快速獲得未來 2 小時的對流胞位置；或是透過雷達資料同化方法優化數值天氣模式初始場，再經由模式中的動力、熱動力及雲微物理過程，對可能的新對流胞做每 30 分鐘的高頻率模擬預報。

然而，上述兩種方法皆有其不足之處：外延法無法憑空出現新生對流胞及缺乏已存在對流胞的增強或減弱消散機制，其預報時效性多在 60 分鐘內；而數值模式則需要一段時間讓模式中的物理過程逐漸穩定下來，使它從初始狀態過渡到更真實的模擬狀態。因此，災防科技中心研發出 ExAMP(Extrapolation Adjusted by Model Prediction)調合技術(Lin et al. 2020)：基於完全信任外延法的對流系統在空間上的分布，以預報時間為權重，逐漸加入數值模式的影響，允許對流系統的強度受有限度的調整。

ExAMP 調合技術，在 2020 年研發之初用於回波的未來 2 小時預

報。在 2021 年底，此技術嘗試應用於短延時雨量預報。首先以作業中的定量估計降雨產品(Quantitative Precipitation Estimation；QPE)作為雨量外延法的基底，使用雷達資料同化的模擬雨量對 10 分鐘的瞬時雨量進行調合。因 10 分鐘瞬時雨量值較小，取消模擬雨量調整的上下限係數限制。在 2019 年的 37 個三小時達 100 毫米以上的強降雨事件的測試結果顯示，雨量預報後期隨模式的時間權重增加，取消上下限的調合雨量方均根誤差(RMSE)為所有實驗組中最小，顯見 ExAMP 調合技術在短延時降雨預報的效果 (Tsai et al. 2023)。

相關成果已即時展示於災防科技中心天氣與氣候監測網(Weather Analysis and Taiwan Climate Hybrid Monitor；WATCH)「短延時強降雨」專區中的「雷達回波雨量推估與鄉鎮預警」、「雨量預報-每 10 分鐘預報雨量圖」，提供使用者最即時的資訊。進一步將研究成果落實，為使行動裝置方便使用落雨小幫手，可藉由 APP 的開發，回傳使用者所處位置 GPS 資訊，提供未來 2 小時可能降雨預警訊息。

二、 落雨小幫手數據資料與混淆矩陣評估方法

落雨小幫手 APP 自 2020 年於 iOS 與 Android 兩大作業平台上架，截至 2024 年 6 月已有 22 萬人次下載使用；根據日瀏覽次數的統計時序圖(圖 1)，2024 年 APP 最大日瀏覽次數為 182,282 次、網頁的最大

日瀏覽次數為 16,281 次，特別是在梅雨季即將到來前，日瀏覽次數開始大幅增加，顯示使用者已建立查看短延時降雨預報圖資的習慣。

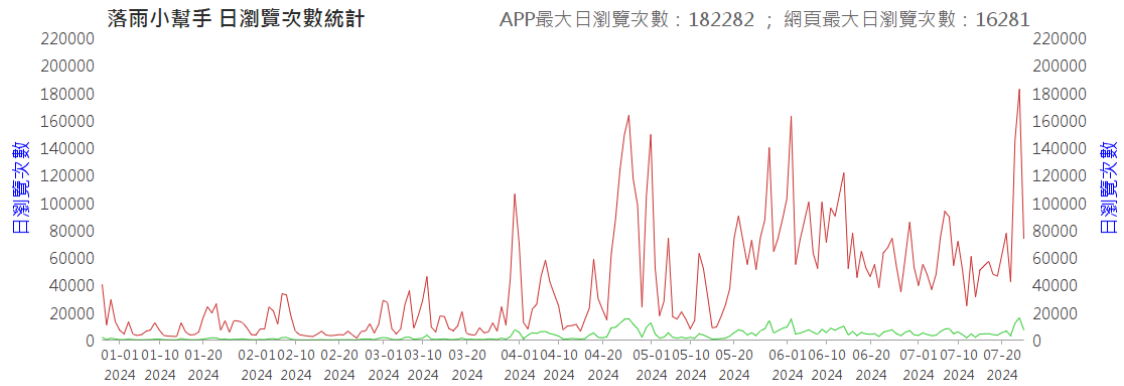


圖 1、自 2024 年起落雨小幫手日瀏覽次數統計時序圖。

因此，從過去研究已知強降雨事件中 ExAMP 技術可減少雨量誤差。落雨小幫手判斷有無降雨事件的精確度，也會是另一項需要特別關注的議題。在機器學習領域中，常以混淆矩陣(confusion matrix)評估分類模型是否達到設計者預期的成果。相同地，想了解落雨小幫手在預報有無降雨事件的表現，亦可藉由同樣方法計算指標來進行檢測。

(一) 落雨小幫手數據資料

落雨小幫手上線作業化後，保留自 2023 年 3 月起至 2024 年 6 月共計 16 個月的即時預報數據資料，作為評估預測模型的檢測基礎。當雨量站的觀測時雨量值大於 0 視為降雨事件，將落雨小幫手及雷達資料同化預報(後續以 WRF 代稱)的均勻網格資料內插至全台雨量站，使用的資料筆數係由每 10 分鐘預報的時間頻率、全台雨量站數、2 種

預報模型的加乘總和，在不同月份、梅雨季(5、6月)、颱風季(7、8月)、與其他季節的各區域數量組成分布如圖 2 所示。其中，依地理位置分為北部(基隆、臺北、桃園、新竹、苗栗)、中部(臺中、彰化、雲林、南投)、南部(嘉義、臺南、高雄、屏東)、及東部(宜蘭、花蓮、臺東)共 4 區，再依測站高度區分為山區(海拔 200 公尺以上)及平地，共有 8 種區域。

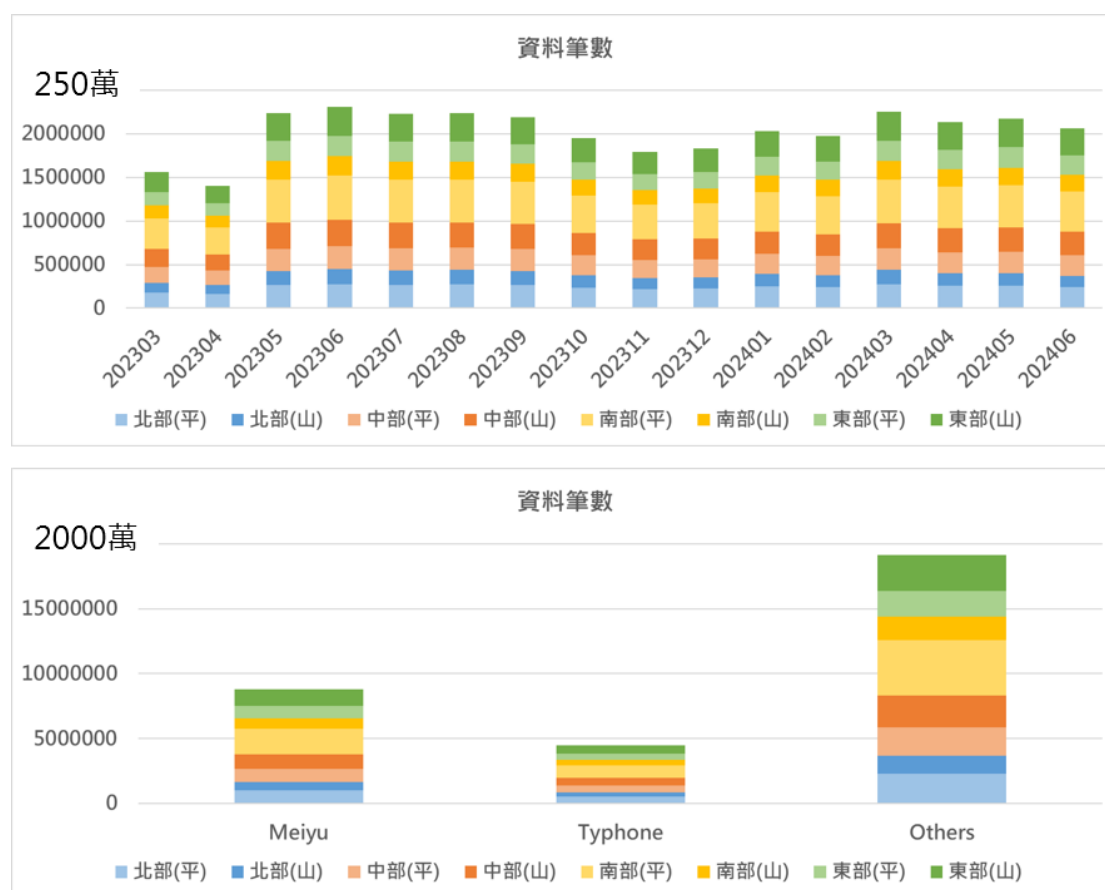


圖 2、數據資料筆數在不同月份、梅雨季、颱風季、與其他季節的各區域數量組成分布。

(二) 預測模型評估方法：混淆矩陣

混淆矩陣是經由建構一個矩陣，將欲評估模型的預測結果與真實狀況進行比對，以判定有無降雨事件來說，這個矩陣由 4 個部分組成(如表 1)：TP (True Positive)是預測模型有雨且實際有雨的次數，FP (False Positive)是預測模型有雨但實際無雨的次數，FN (False Negative)是預測模型無雨但實際有雨的次數，TN (True Negative)是預測模型無雨且實際無雨的次數。這些數據可以計算出三種量化的指標(公式見表 2)：1. 精確度(Precision)的分母為所有預報有雨事件的數量，在這些樣本中實際有雨事件的比例。當希望模型能預測越準確，越不會有降雨事件被誤報，精確度的值就越高。2. 召回率(Recall)的分母是所有實際有雨事件的數量，在這些樣本中預測有雨事件的比例。當希望更多有雨事件能被預測到，也就是越能掌握到對流系統，則召回率就會越大。3. 綜合指標 F1 score：當我們同樣注重精確度與召回率時，就可以藉由計算兩者的調和平均數，作為綜合指標。藉由以上三種指標，可以對預測有無降雨事件的模型做出是否有效的評估。

	Positive	Negative
Positive	TP (True Positive)	FP (False Positive)
Negative	FN (False Negative)	TN (True Negative)

表 1、混淆矩陣各項數值的意義。

	意義	公式
精確度 Precision	預報有雨的分類中， 實際有雨的比例	$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$
召回率 Recall	真實有雨的分類中， 預報有雨的比例	$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$
綜合指標 F1 score	同時考慮上述2種指標， 所計算出的調和平均數	$\text{F1 score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$

表 2、混淆矩陣延伸出來的三種指標，及其意義與公式。

三、 評估結果與討論

以混淆矩陣方法對累積 16 個月的落雨小幫手數據資料作預測有無雨事件的評估，圖 3 為兩個預測模型在第一、第二小時的精確度、召回率及綜合指數在不同月份及季節的表現。結果顯示，兩種預測模型的各指標在第一小時的表現顯著優於第二小時，其中落雨小幫手在颱風季的第一小時預報綜合指標為 0.7，略高於梅雨季的 0.6 及其他時期。比較兩種預測模型，落雨小幫手的精確度與綜合指標普遍優於 WRF 表現，召回率相較之下較低，代表落雨小幫手預報有雨且真實有雨的正確率較高，較無誤報情況出現。受限於 ExAMP 方法的原始設計概念，當對流系統被雷達觀測到後，才會進一步作強度調整；相反的，尚未被觀測到的對流系統，就無法被預測為降雨事件，推測此為召回率較低的原因之一。

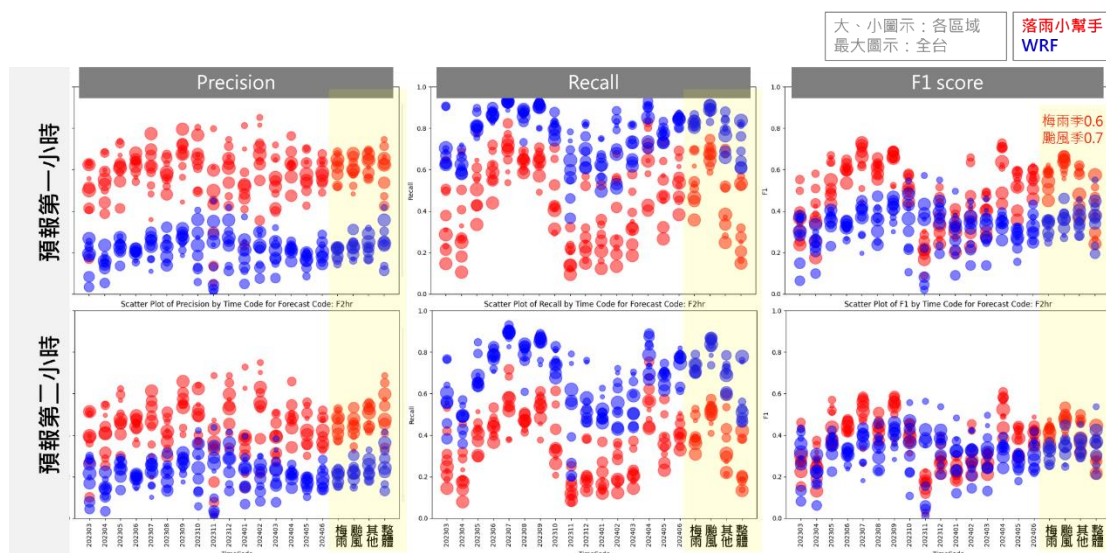


圖 3、兩種預測模型以混淆矩陣方法延伸出的三種指標(精確度、召回率、及綜合指標)在不同月份、季節的表現。上、下排分別為預報第一、第二小時的評估結果。紅色及藍色分別為落雨小幫手及 WRF 的結果。大小不一的圓點為 9 個不同區域(含全臺與北、中、南、東及山區、平地)的結果。

若將三項指標依北、中、南、東及全臺各區域展開(圖 4)，可進一步了解落雨小幫手預測有無雨事件能力在區域及季節上的差異。結果顯示，落雨小幫手的召回率在山區相較於平地普遍偏低(圖示▲多在●下方)，此外在東部及北部的秋冬季節，也與 WRF 的召回率存有較明顯的差異，這些區域對有雨事件的預測能力略差。在精確度與綜合指標的表現上，落雨小幫手普遍優於 WRF(紅色在藍色之上)，特別是在梅雨季與颱風季；而在其他季節分類的北部及東部地

區仍有改善空間，顯示在弱綜觀的大氣環境下，可能存有較不易掌握到對流系統出現的狀況。

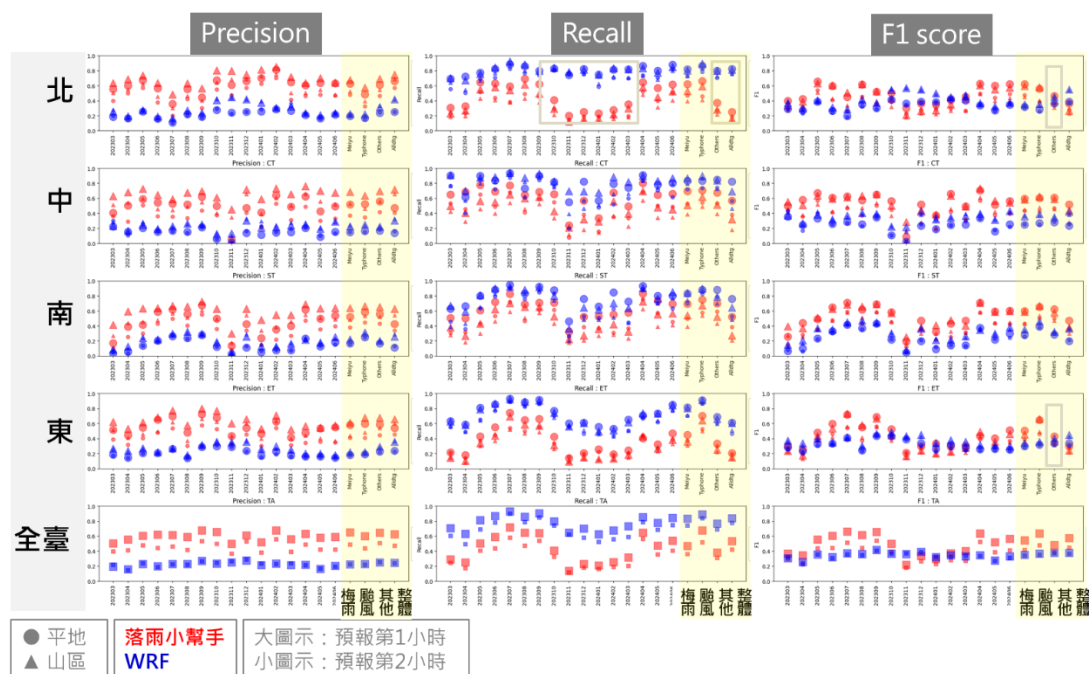


圖 4、三種指標(精確度、召回率及綜合指標)在北、中、南、東及全臺各區於不同月份季節的表現。其中，圖示●、▲分別代表平地、山區。

在預測極端降雨評估方面，對時雨量 40 毫米以上的大雨數據資料做各區域的統計校驗(圖 5)。其中，在秋冬季節無大雨事件，故統計校驗值為 0。結果顯示，兩種預測模型的極端降雨預報偏差皆為負值(低估)，預報第一小時最大負偏差為 WRF 在梅雨季的東部山區，其偏差值為-47.4 毫米。均方根誤差顯示，落雨小幫手降雨預報雖大多能改善低估現象，但在東部地區的效果不顯著，極端降雨估計的預報能力仍待改善。進一步了解雨量 ExAMP 技術的基底定量降雨估

計(QPE)在時雨量 40 毫米以上大雨的表現，對 2023 年的極端降雨作統計校驗(圖 6)，結果顯示，最大均方根誤差在東部地區，這也會是影響到定量降雨預報表現的可能因素之一。

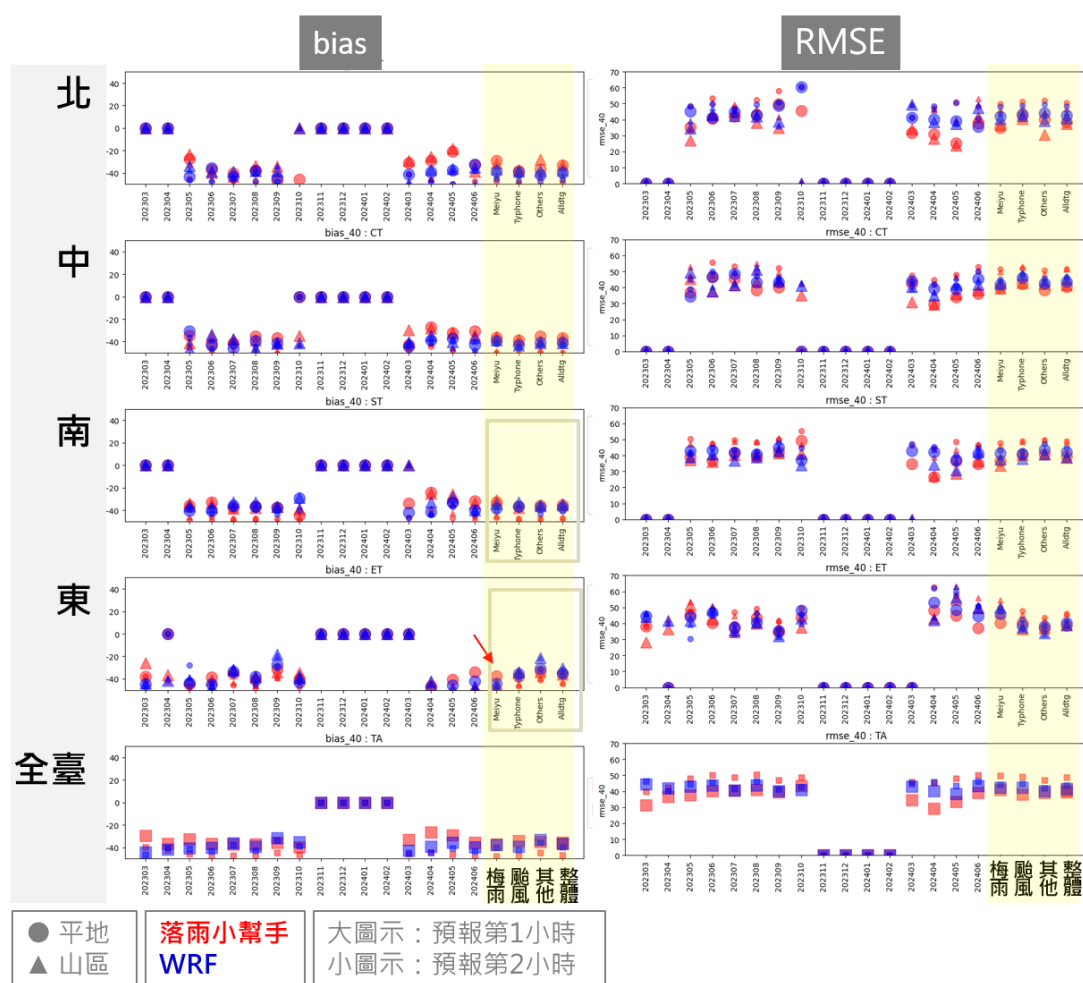


圖 5、極端降雨預報校驗的偏差及均方根誤差在北、中、南、東及全臺各區於不同月份季節的表現。其中，圖示●、▲分別代表平地、山區，圖示的大小分別為預報第一、二小時。

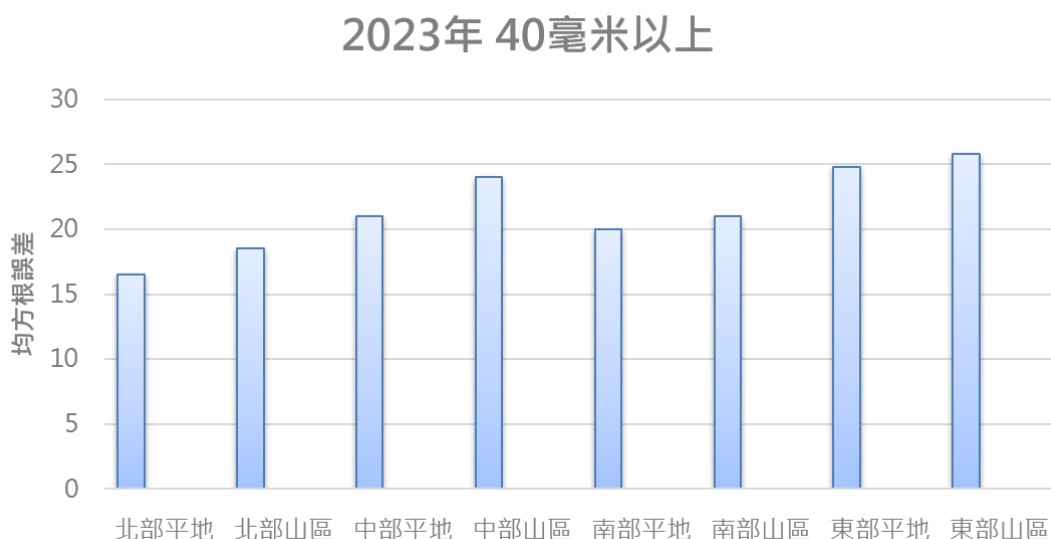


圖 6、2023 年定量降雨估計在極端降雨(時雨量 40 毫米以上)於各地區的均方根誤差。

四、 結論

落雨小幫手應用了災防科技中心研發的 ExAMP 技術，結合降雨率外延結果及數值天氣模式的優勢，用以預報短延時降雨。並於 2020 年 6 月進一步將其落實，開發為行動裝置的應用程式供民眾下載，可每 10 分鐘更新一次未來兩小時降雨預報，並能主動推播未來可能下雨的預警資訊，目前此項服務已被廣泛使用。為全面評估作業化的落雨小幫手，預測有無降雨事件及極端降雨估計預報的能力，以 2023 年 3 月至 2024 年 6 月的數據資料對預測模型做相關檢視。

混淆矩陣的三項指標結果顯示，落雨小幫手在預測有雨事件的準確率及綜合指標皆優於 WRF 模式且誤報率低，為目前短延時降雨事

件預測模型的首選。但在實際有雨事件命中率(即召回率)的表現則較 WRF 模式略低，推測是落雨小幫手難以掌握尚未被雷達觀測到的對流系統。而極端降雨（時雨量大於 40 毫米）估計預報的統計校驗結果顯示，落雨小幫手可改善預報雨量低估現象，但在東部地區的效果不彰，進一步對比定量降雨估計亦在東部存有較大的均方根誤差，顯示極端降雨估計預報表現仍取決於定量降雨估計的改善程度。

降雨事件預測及極端降雨估計預報一直以來都是災害防救工作的重點之一，未來除持續維運落雨小幫手應用程式，亦將進行相關改善技術的研發，以期進一步強化降雨預警能力。

誌謝

感謝中央氣象署提供的氣象雷達觀測資料。

參考文獻

1. 吳宜昭、龔楚嫻、王安翔、于宜強，2016：台灣地區短延時強降雨事件氣候特性分析。國家災害防救科技中心災害防救電子報。
2. Lin, H.-H., C.-C. Tsai, J.-C. Liou, Y.-C. Chen, C.-Y. Lin, L.-Y. Lin, and K.-S. Chung, 2020: Multi-weather evaluation of nowcasting methods including a new empirical blending scheme. *Atmosphere*, **11**, 1166.

<https://doi.org/10.3390/atmos11111166>

3. Tsai, C.-C., J.-C. Liou, H.-H. Liao, Y.-C. Yu, Y.-C. Chen, C.-Y. Lin, K.-S. Chung, and B.J.-D. Jou, 2023: Strategy analysis of the extrapolation adjusted by model prediction (ExAMP) blending scheme for rainfall nowcasting. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences*, **34**, 16.
<https://doi.org/10.1007/s44195-023-00047-1>