

Deep-QPF：應用雷達觀測於臺灣深度學習短時降雨預報

Deep-QPF: Deep Learning for Radar-based Rainfall Nowcasting in Taiwan

陳柏孚

Buo-Fu Chen

利用深度學習分析雷達等觀測資料，能精進即時 (< 3-h) 定量降雨預報技術，將人工智慧 (AI) 導入天氣預報實作，在人力專業化、預報精緻化、與作業即時化的趨勢下，增強氣象預報能力。Deep-QPF 深度學習模式，針對未來 3 小時之降雨進行雷達—降雨推估，並可有效地由不同途徑導入不同特性之異質資料，以改進降雨預報成果，尤以改進 0—3-h 降雨預報效果較佳。本文亦涵蓋 Deep-QPF 預報表現分析以及系統性誤差分析，顯示此 AI 預報技術具備投入實務預報使用之條件，將能強化臺灣對短時強降雨之防災應變能力。

Using deep learning to analyze radar and other observational data can enhance real-time (< 3 h) quantitative precipitation forecasting (QPF). Incorporating artificial intelligence (AI) into operational weather forecasting, aligns with the trends of professional specialization, refined forecasting, and real-time operations, thereby strengthening meteorological forecasting capabilities. The Deep-QPF deep learning model predicts rainfall for the next three hours. It effectively integrates heterogeneous data with various characteristics through different approaches, significantly improving rainfall forecasting, particularly for 0-3-hour precipitation forecasts. This paper also analyzes Deep-QPF's forecasting performance and systematic error, demonstrating that this AI-based forecasting technology suits practical forecasting applications. It can enhance Taiwan's disaster response capabilities against short-duration heavy rainfall events.

一、前言

在劇烈天氣系統當中，對流風暴所伴隨之強降雨、強風、冰雹、以及閃電常常為人們帶來嚴重的災害，直接或間接造成農業以及工業上之重大損失。由於地理位置特殊及地形高聳複雜等因素，臺灣地區易受劇烈降雨天氣的影響，主要致災的降雨系統包括：鋒面、梅雨、西南氣流、颱風、及午後熱對流等。針對這些強降雨事件，近年國內氣象作業單位之定量降雨預報已有長足進步。但須注意的是，這些天氣現象當中所產生的對流尺度強降雨事件，在時空尺度上具有變化迅速的特性，並可能在極短時間內對局部地區造成嚴重的災害。

今年 (2024) 10 初，中度颱風山陀兒由高雄登陸侵襲臺灣，並隨後在陸地上逐步減弱消散。雖然颱風環流主要盤據在臺灣的南部，但 10 月 4 日下午一場突如其來的強降雨事件卻在臺灣最北端造成嚴重的災情 (圖 1)。彼時，一波東北季風南下與山陀兒颱風殘餘水氣發生共伴輻合效應，又配合大屯火山群及雪山山脈北段地形舉升作用，造成基隆北海岸發生超出預期之強降雨，新北市金山區三和測站刷新設站以來單日降雨紀錄，達 613.5 毫米；而鄰近之萬里大坪降下 406 毫米；第三名為淡水區六塊厝 389.5 毫米 (圖 1，左)。在此期間，中央氣象署發布多達 27 次警報，但又大又急的降雨仍導致一對夫妻遭洪水沖走不幸身亡。

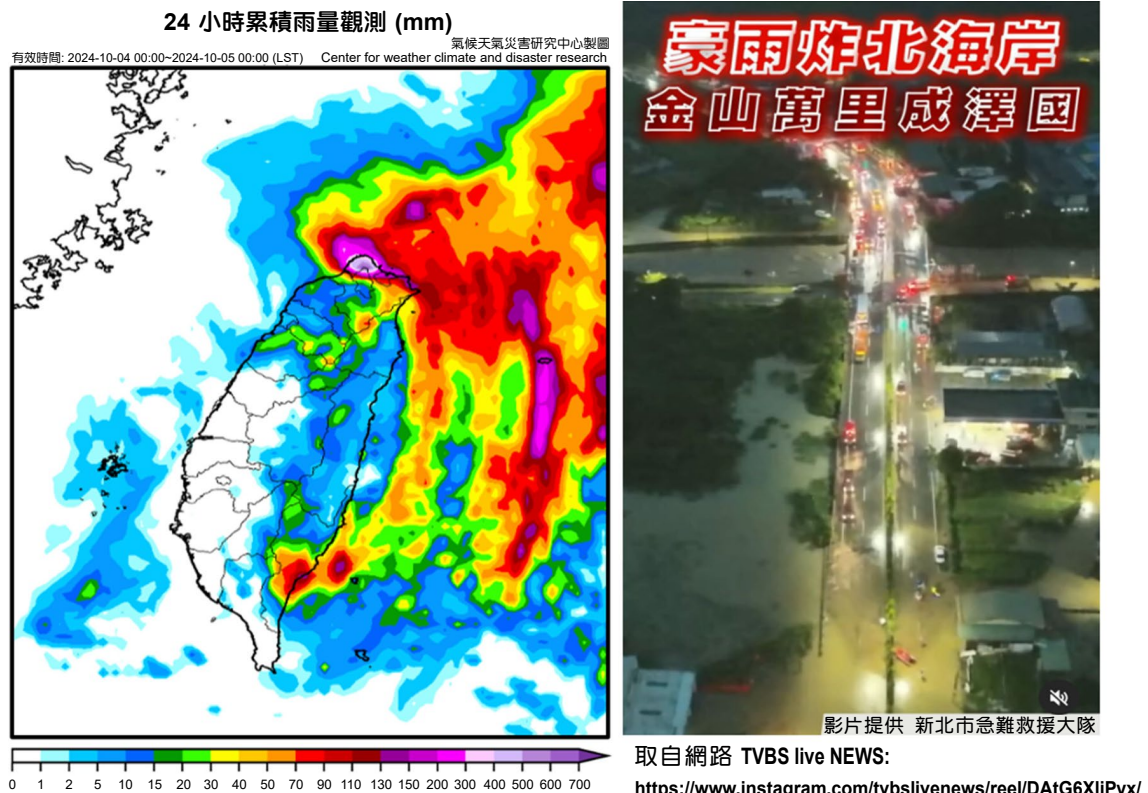


圖 1. 2024 年 10 月 4 日之日累積雨量圖 (左)；山陀兒颱風殘留環流與東北風輻合，金山區三和測站刷新設站以來單日降雨紀錄，達 613.5 毫米，造成嚴重災情 (右)。

地球大氣是一相當複雜之非線性系統，具有渾沌的特性或顯著的「蝴蝶效應」，即一丁點初始狀態的改變或差異都會對此複雜系統之未來演變有顯著影響。因此，若想要預報金山強降雨這類尺度小、變化快的事件，我們必須對大氣的狀態與細節有高度掌握，故大氣資料之水平解析度需要小於 1 公里。然而，目前最先進之作業用「數值天氣預報模式」水平解析度約 3 到 5 公里，故針對此類小尺度劇烈降雨系統，因受到「可預報度」的限制而預報能力較為有限。

為面對這類致災性降雨天氣的預報挑戰，臺大氣候天氣災害研究中心與中央氣象署組成研究團隊，共同發展 AI Deep-QPF 即時降雨預報技術 (陳等, 2023)，逐 10 分鐘更新預報未來 3 小時之降雨趨勢 (圖 2)；比較圖中 Deep-QPF 3-h 累積雨量預報 (圖 2，第二列) 與觀測降雨 (圖 2，第一列)，Deep-QPF 能有效掌握此小尺度強降雨系統在形成階段 (09:00~13:00)、

成熟期 (13:00~20:00)、消散期 (20:00~) 之致災性降雨 (圖 2，紅色色階或更大)。這樣嶄新的 AI 預報技術，充分加值了氣象署近年所擴增之作業雷達觀測資料，供預報員及防災人員使用以利監控及預警致災性降雨。

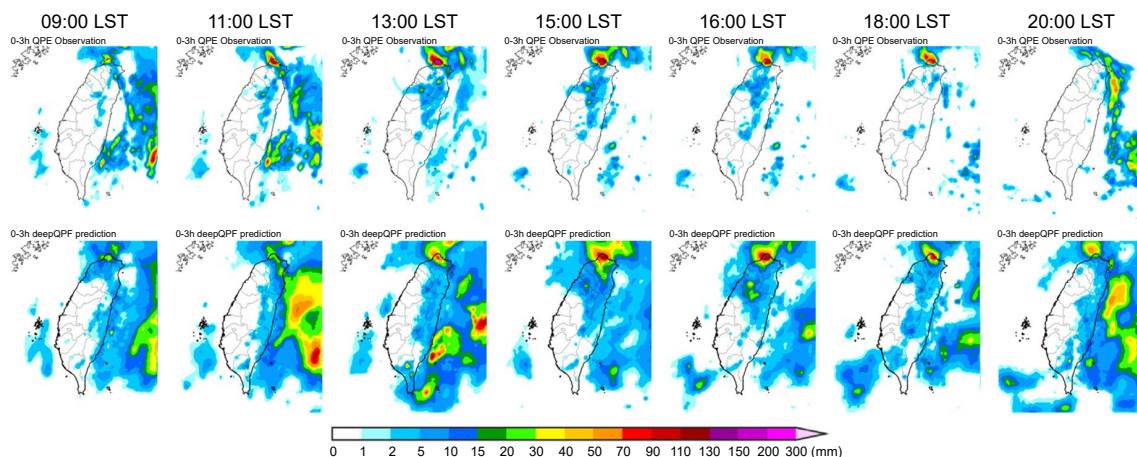


圖 2. 針對 2024 年 10 月 4 日金山暴雨事件之觀測降雨 (第一列) 及 Deep-QPF 三小時累積雨量預報 (第二列)，Deep-QPF 能有效掌握此小尺度強降雨系統在形成階段 (09:00~13:00)、成熟期 (13:00~20:00)、消散期 (20:00~) 之致災性降雨 (紅色色階或更大)。

二、臺灣雷達觀測網資料與 AI

氣象署近年致力於擴增臺灣地區之作業雷達觀測能力 (Chang et al. 2021)，已收集相當數量之三維雷達回波與反演風場資料。目前臺灣氣象雷達網包含 4 部大範圍 S 波段雷達以及 5 部 C 波段防災降雨雷達 (圖 3，左)。四座 S 波段 (波長 ~10 公分) 雷達分別位於五分山、七股、墾丁、花蓮，其 460 公里之觀測範圍涵蓋全臺及鄰近海域，在時間上約 6~7 分鐘會有一筆三維資訊、空間上則可達 250 公尺的解析度；而 5 部 C 波段防災降雨雷達分布在林園、南屯、樹林、雲林 (預計 114 年啟用)、宜蘭 (預計 114 年啟用)，波長較短 (~5 公分) 之降雨雷達提供短時距、高精細 (2 分鐘、250 公尺) 之都會掃描，具有 150 公里觀測範圍。氣象雷達所觀測之雷達回波 (reflectivity，單位為 dBZ) 反映大氣中水相粒子的量體，故能對對流系統的形成與發展有良好的監測能力，如 2018 年 5 月 6 日鋒面個案之雷達回波圖所示 (圖 3，右)。因此，若藉由資料導向的統計方法，系統性分析雷達觀測似能改進短延時強降雨之預報；然傳統統計方法對同時處理高維度、多變數、且時間連續的雷達資料有諸多限制，故資料導向 AI 方法值得嘗試發展。

近年來，圖形運算單元 (graphics processing unit, GPU) 的崛起及廣泛應用，如：深度學習 (deep learning, DL) 和卷積神經網路 (convolutional neural network, CNN) 圖形辨識應用等，快速改變了各應用領域使用高速運算電腦的生態。而利用 GPU 輔助 AI 深度學習來發展天氣預報，亦有許多相關研究。深度學習演算法之特色為能由複雜的多維度資料中自動分析重要特徵 (feature 或 predictor)，並利用所得之特徵進行非線性分類或回歸，甚至是多維度資料的生成。考量到精準的短時降雨預報相當依賴預報員長年累積之實務經驗與主觀判斷；故臺大與氣象署研究團隊，基於預報員實務經驗，嘗試應用新興之人工智慧演算法，分析雷達觀

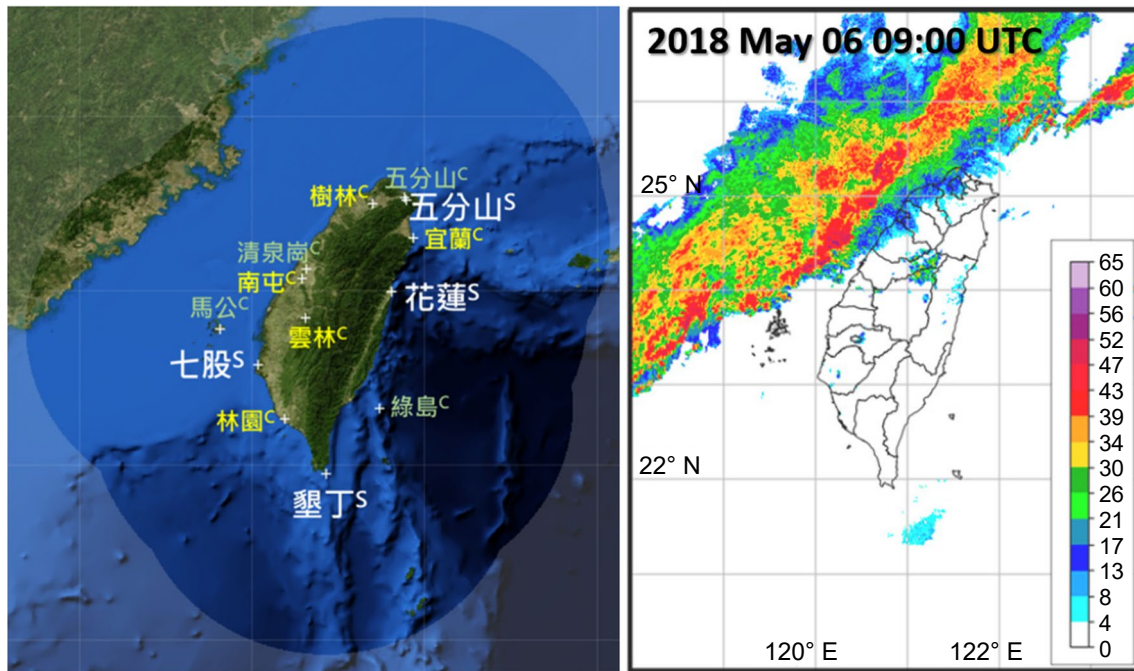


圖 3. 臺灣氣象雷達觀測網 (左)。2018 年 5 月 6 日鋒面個案之雷達回波圖 (右，單位為 dBZ)。

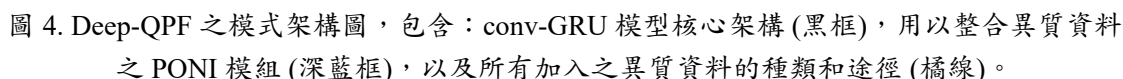
測資料，透過深度學習法模仿預報員習得之預報經驗，自動萃取雷達圖資中的重要特徵，進而發展即時定量降雨預報技術與更多元 (涵蓋時空尺度更大) 之降雨預報與估計指引。目前，研發團隊所發展之 AI Deep-QPF 即時降雨預報技術已投入作業化使用，作業時會逐 10 分鐘更新預報未來 3 小時之降雨趨勢與每小時降雨量。本文之撰文目的即是簡略介紹此一 AI 降雨預報技術。

三、AI Deep-QPF 即時降雨預報技術

Deep-QPF 為一種生成式 AI 模型 (Ashesh et al. 2022)，其生成器模式架構包含：convolutional gated recurrent unit (conv-GRU) 核心模組 (圖 4，黑框)，以及用以整合異質資料之 PONI 模組 (圖 4，深藍框) 兩大部分。核心模組以 CNN 與 RNN 的深層堆疊結構 conv-GRU 作為模型基礎，並結合分辨器模組 (discriminator) 進行訓練、分析過去一小時共 6 筆之逐十分鐘二維雷達回波與降雨率資料，遂生成／預報未來 0-1、1-2、2-3 等三筆小時累積雨量資料。在進行 Deep-QPF 模型之開發時，研究團隊使用了 2015 至 2022 年共 8 年之氣象署 QPESUMS 系統整合回波與雷達降雨率等資料。

比起原本氣象署慣用之 QPESUMS-QPF 雷達外延法，Deep-QPF 核心模組已能在 0-1 小時有優於 QPESUMS-QPF 外延法之亮眼成績。然而，針對第二、三小時的預報，僅使用 Deep-QPF 核心模組卻常有降雨圖像模糊化的問題。因此，研究團隊進一步發展了 PONI 模組，嘗試克服第二小時後 conv-GRU 核心模組輸出模糊化的問題。

實務上，有經驗的預報員除依據即時雷達觀測進行降雨監控外，亦參考諸多降雨相關之環境參數，包含：季節與日夜變化、大氣穩定度、環境背景流場、流場與地形交互作用等，故如何有效運用大氣環境參數輔助 Deep-QPF 模型的降雨判斷，將是技術突破的關鍵。



特別值得注意的是，PONI 模組之輸入除可為上一小時之預報雨量外，亦可導入在所預報時間尺度內較不隨時間變動之各式大氣環境特徵，即所謂之異質大氣資料。最終版本之 Deep-QPF 模型將異質資料經由 PONI 模組傳入 Forcaster，輸入之異質資料包括地形、舉升指數、季節、位溫及風場等 (圖4，橘線)。在導入大氣異質資料後，AI 模式能習得更接近人類預報員的決策模式，譬如：季節與環境位溫有效幫助判斷整體的對流活動強度，而風場與地形資訊能幫助掌握迎風面及背風面的降雨差異。

最後，訓練一次 Deep-QPF 模型約需一塊 V100 GPU 進行約 72 小時的訓練，但模型訓練完成後，即能快速布署於個人電腦上使用，對於防災應用具有極大的便利性。

四、Deep-QPF 預報表現分析

臺灣地區的雷達觀測網近年快速發展，目前中央氣象署已能提供約每 6—7 分鐘一筆之三維資訊、空間上則可達 250 公尺的解析度，能對對流系統的形成與發展有良好的監測能力。而 AI 演算法則為降雨預報技術的發展提供了新的契機，能有效加值雷達網之觀測成果。慣用之 0—1 小時網格點雨量預報常採用 QPESUMS-QPF 之雷達觀測外延進行推估，即計算過去幾個時步之回波演進特徵，線性推估未來狀態。然而，雷達外延法無法掌握對流系統之消長，故超過 1 小時後預報能力有限。另一方面，對於 1 到 3 小時延時之預報則常仰賴高解析數值模式及雷達資料同化技術，稱為氣象署 RWRF 模式，此法利用複雜之物理方程計算大氣中各變數的演變。不論在 QPESUMS-QPF 外延法或 RWRF 數值模式中，雷達資料皆顯示了在即時預報上的重要性，但由於短時劇烈降雨天氣現象牽涉許多中小尺度對流過程，無論在學術研究亦或是實際作業面向，這些降雨預報技術現階段仍有許多挑戰與需改善之處。

無論如何，QPESUMS-QPF 外延法與 RWRF 模式可作為校驗 AI Deep-QPF 模型的最佳基準，藉由與這些基線技術 (baseline) 的比較，我們更可以了解 Deep-QPF 模型的優劣，並評估未來使用時機。因此，研究團隊收集了 2022 年全年之 Deep-QPF AI 模型、QPESUMS-QPF 外延法、與 RWRF 數值模式預報資料，並利用三個個案進行主觀分析比較 (圖 5)，包含：2022 年 5 月 26 日的鋒面個案、與 6 月 24 日及 8 月 25 日之另外兩場午後雷雨個案。

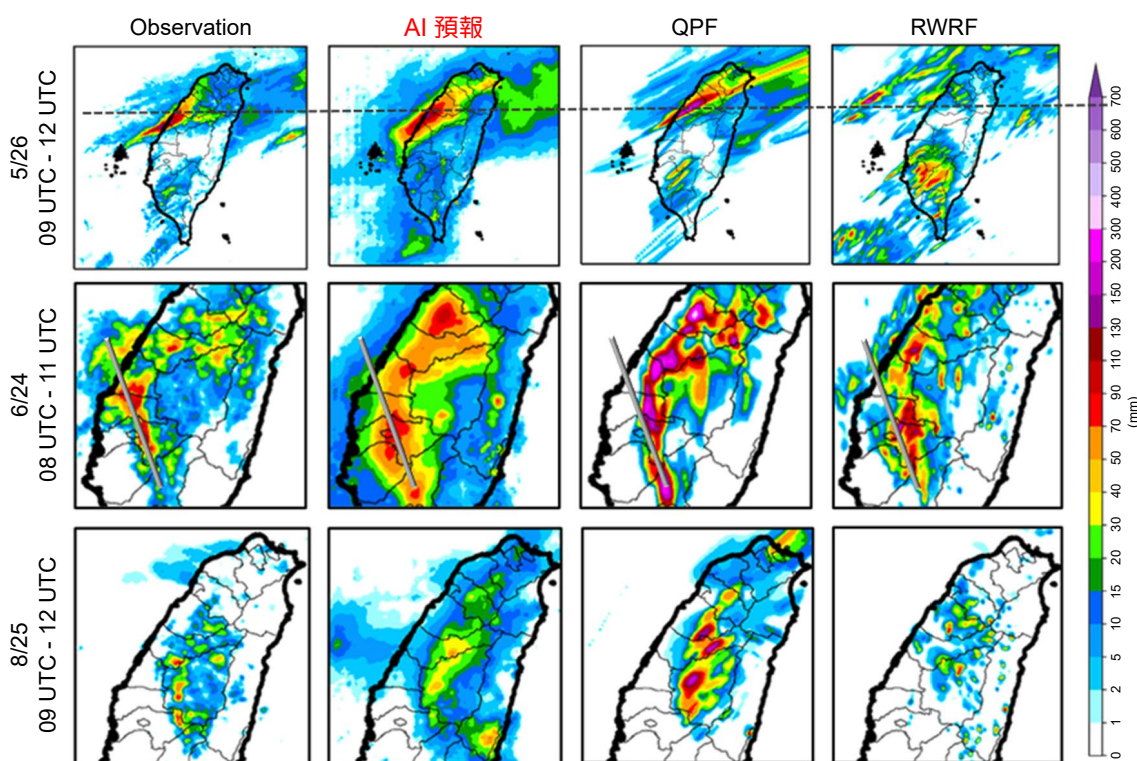


圖 5. 由上而下分別為三個不同個案，2022 年 5 月 26 日 09:00 至 12:00 UTC、6 月 24 日 08:00 至 11:00 UTC、及 8 月 25 日 09:00 至 12:00 UTC。由左至右依序為觀測雨量、Deep-QPF AI 預報、QPESUMS-QPF 外延法、及數值模式 RWRF 之 0—3 小時累積雨量預報圖。

以 2022 年 5 月 26 日鋒面通過臺灣的個案為例，數值模式 RWRF 受限於不良的初始條件 (即鋒面雨帶位置偏差) 以及模式起轉 (spin-up) 等問題，對於整個中尺度對流系統的掌握相當有限；而以雷達外延法產品 QPESUMS-QPF 來說，其大致上只能掌握對流胞在鋒面雨帶上的移動，對整個中尺度對流系統的移動缺乏能力應對，因此會呈現鋒面接近不動的狀態，錯誤預報整個鋒面雨帶的位置 (注意圖 5 第一列第三欄之降雨極值位於苗栗)，甚至會有在極值附近過報的問題；反之，在該個案中，AI Deep-QPF 模型預報的雨區不僅涵蓋觀測中鋒面雨帶掠過的區域 (注意圖 5 第一列第一、二欄之降雨極值皆位於臺中)，其降雨強度也符合觀測的量值。

再以 2022 年 6 月 24 日及 8 月 25 日之午後雷雨個案為例，RWRF 在中部地區預報的降雨極值也和觀測有所出入；而由於對小尺度對流的發展和消散無法有效掌握，QPESUMS-QPF 沒有能力提供對流胞強度變化的預測，故其預報結果有大雨過報的問題存在，除此之外也缺乏判斷雷雨隨山風像下坡移動的能力，故預報雨區太過接近山頂，然而在該降雨個案中，彰化雲林平地人口密集區的降雨應該會被更加重視。反之，Deep-QPF 模型大致掌握雷雨胞強度的改變和移動，在中部地區和嘉義的強降雨個案中都提供了不錯的強降雨預警資訊，惟 Deep-QPF 模型對 3 小時 5 mm 降雨以下之小雨區在降雨範圍有預報範圍過大的情形。

另一方面，完整的統計校驗有助於針對各項產品的整體表現有更充分的了解，故研究團隊也分析各產品的 CSI 得分 (critical success index, 圖 6(a)) 和繪製校驗效能圖 (圖 6(b))。上文進行了與 QPESUMS-QPF 和 RWRF 的比對，但僅基於三個案例。為全面了解 Deep-QPF 的優勢，本研究分析 2022 年度全年之預報結果。圖 6 顯示了 Deep-QPF、QPESUMS-QPF、及 RWRF 在 0-1-h、1-2-h、和 2-3-h 對於不同雨量門檻之預報 CSI 得分，CSI 得分介於 0 到 1 之間 (0 為沒有預報能力，1 為完美預報)，綜合考量了對於特定降雨強度之可偵測率及成功率。根據 2022 年全年事件的校驗結果顯示，RWRF 預報 (圖 6，紫線) 受限於數值模式 spin-up 的問題，第一小時累積雨量預報 CSI 得分遠不及其他兩者，第二、三小時

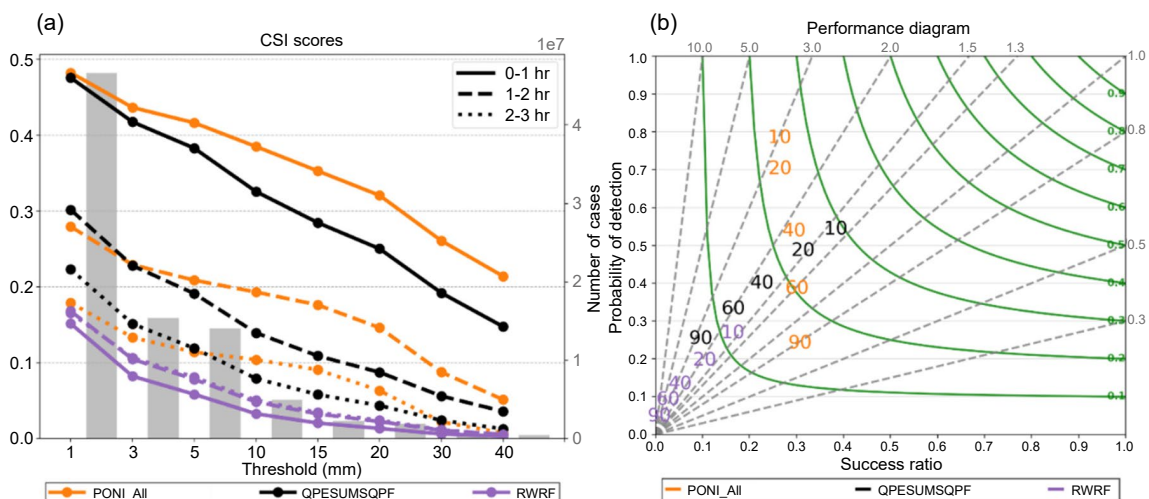


圖 6. (a) Deep-QPF、QPESUMS-QPF、及 RWRF 在 0-1-h、1-2-h、和 2-3-h 對於不同雨量門檻之預報 CSI 得分，CSI 得分綜合考量了對於特定降雨強度之可偵測率及成功率。(b) 為針對不同雨量門檻之校驗性能圖。

之小時累積雨量預報更無法作為有參考價值的極短期預報結果。QPESUMS-QPF (圖 6, 黑線) 第一小時累積雨量預報的 CSI 得分在各個降雨門檻值上的預報均不及 Deep-QPF (橘線); 而關於第二、三小時預報, QPESUMS-QPF 為延法對於小雨 (時雨量小於 5 mm) 有比 Deep-QPF 稍佳的表現, 但若針對時雨量 5 mm 以上乃至大雨的門檻, Deep-QPF 的表現依舊較 QPESUMS-QPF 佳。

校驗效能圖 (圖 6(b)) 是一種能同時評估可偵測率 (Y 軸, 對於實際發生的降雨事件所能預報到的比率) 及成功率 (X 軸, 所有預報會發生的次數中實際發生的比率) 的工具。研究團隊針對 0–3 小時累積雨量預報進行校驗效能圖分析, 進一步顯示了 AI Deep-QPF 模型主要的問題是小雨過報, 即高偵測率但低成功率, 但大雨的表現較其他產品都顯著為佳; 而雷達外延法 QPESUMS-QPF 則是在大雨門檻值的預測中成功率偏低, 並由於模式過報大雨, 使 CSI 得分不及 Deep-QPF 模型。整體而言, Deep-QPF 在未來第一、二、三小時之預報都有較佳的預報表現。

五、Deep-QPF 降雨預報之系統性誤差分析

在進行雨量預報技術開發時, 科學家長分析整年累積雨量之誤差以了解不同預報技術的系統性誤差特性。因此, 研究團隊也針對 2022 年度之觀測累積總降雨量 (圖 7(a)), 並與 Deep-QPF AI 模型、QPESUMS-QPF 外延法、及 RWRF 數值模式同期累積降雨進行比較。分析結果顯示, 以 0–1-h 累積總預報降雨量來說 (圖 7(b)-(d)), Deep-QPF 模型相對於觀測來說有最少的誤報, 其年總降水之於觀測的誤差值 (圖 7(e)) 明顯優於 QPESUMS-QPF 外延法 (圖 7(f)) 及 RWRF 模式 (圖 7(g))。進一步來看, QPESUMS-QPF 外延法對於中南部淺山地帶有過報降雨的情形, 臺灣本島上西南部平原之總降雨量過報幅度最大。另一方面, RWRF 模式由於初始場存在誤差, 對於宜蘭地區地形舉升作用導致的降雨產生低估, 進而有較低的年總降水, 而總降水差值也顯示在東北部區域的低估為三者中最為嚴重; 亦可發現, RWRF 模式具有容易把對流往山頂集中的系統性誤差。

綜合個案主觀分析、統計校驗、及年累積雨量誤差分析之結果, Deep-QPF AI 模型具備納入作業預報應用之條件, 其 0–1-h 預報表現比現行之 QPESUMS 外延法較佳, 無降雨過度預報的情形; 而 Deep-QPF 之 0–3-h 預報表現比起 RWRF 作業化預報則顯著為佳。目前, Deep-QPF 在 0–3-h 預報仍會小雨過報問題, 但相較於上一個版本的 Deep-QPF 模型, 新的版本加入額外的大氣環境異質資料已大幅地改善小雨過報的情形, 具相當程度的參考價值。

六、結論

面對短延時強降雨的預報挑戰以及防災應變, 本文介紹了由臺大氣候天氣災害研究中心與中央氣象署共組之合作研究團隊所發展的 AI Deep-QPF 即時降雨預報技術, 該 AI 模型能逐 10 分鐘更新預報一次未來 3 小時全臺及鄰近海域範圍內之降雨趨勢以及小時累積雨量, 供氣象預報員及防災人員使用, 以期改善水引致災害的監控和預警。

在模式開發過程中, 研究團隊依序測試 PONI 模組、所有異質環境資料以及局部性連接層等模式架構對時累積降雨預報表現之影響。結果顯示, PONI 模組確能整合多元的環境條

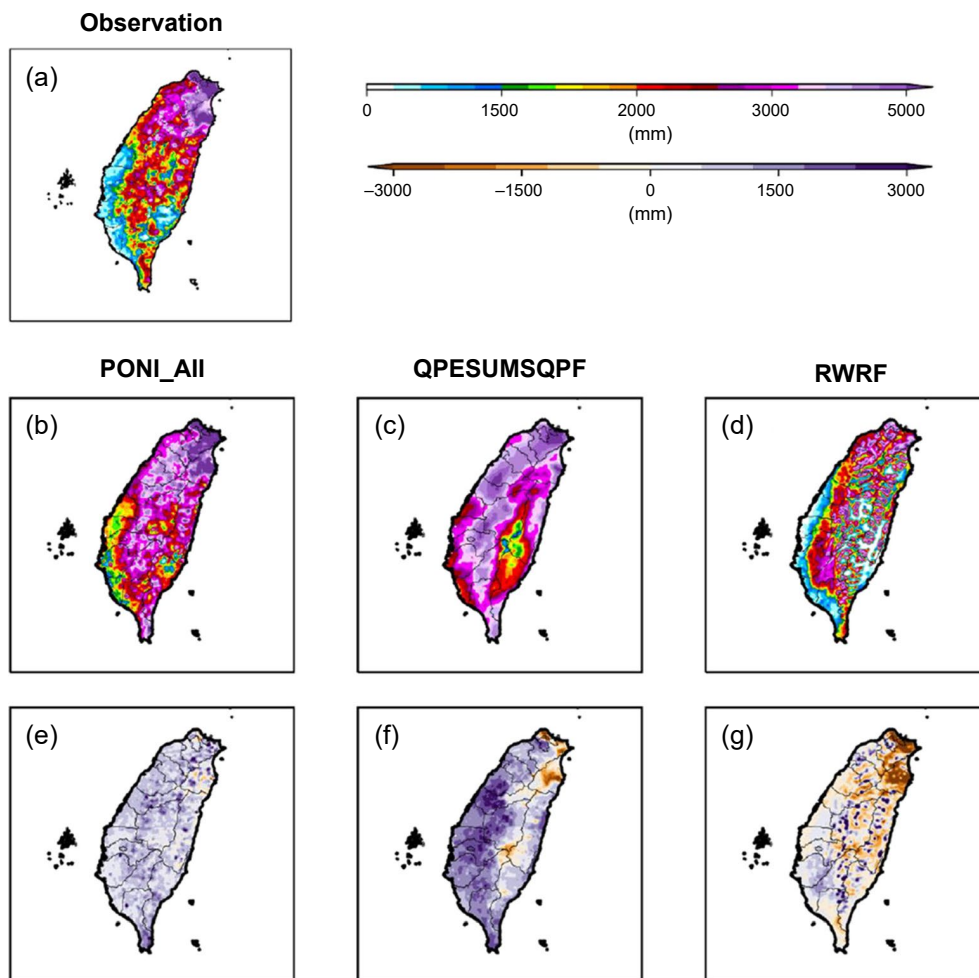


圖 7. 2022 年之年雨量觀測 (a)，以及 Deep-QPF (b)、QPESUMS-QPF (c)、RWRF (d) 預報雨量全年加總。(e)-(g) 為各模式年累積降雨與實際觀測之差值。

件並改善模式表現，此概念與人類預報員考慮多元資訊並進行降雨預報類似。更精確地說，由 PONI 模組導入資料有效地修正預報，其優勢在於強化每個輸出時間在分析時審視上一筆觀測或預報對降雨分佈的可能影響。並接著進一步加入額外異質資料之資訊，如：地形、舉升指數、季節、850-hPa 相當位溫、及 850-hPa 環境平均風，並在考量大氣環境背景資訊後，Deep-QPF 模型能有效地對第二及第三小時的降雨進行修正。PONI 模組除對小雨預報有所增益，對大雨事件預報表現更是明顯進步。此外，架構中最後導入局部性連接層，發現它能進一步修飾雨量預報圖的細節，抑制小雨過報的問題並得到更合理的累積雨量圖。

研究團隊另收集氣象署極短期與即時預報產品，包含 QPESUMS-QPF 外延預報與 RWRF 數值模式之 2022 年整年度之預報資料，並與作業化版本之 Deep-QPF 進行校驗比較。比較考量異質資料的 Deep-QPF 版本與未考量異質資料的 Deep-QPF 版本可發現，降雨預報結果雖在 0-1-h 並沒有明顯改變 (對於 0-1-h 預報，考量降雨持續/外延之特性較重要，故環境異質資料對預報改進效果不顯著)，但在 0-3-h 降雨預報中對小雨過報有顯著的改善。整體而言，比起 QPESUMS-QPF 和 RWRF，Deep-QPF 在未來第一、二、三小時之預報都有較佳的預報表現。此外，QPESUMS-QPF 和 RWRF 之系統性誤差也值得討論，例如：

前者對於線狀對流系動隨時間移動並不敏感，導致系統遲滯不前造成大雨過報；後者則是本身容易將對流聚集在山頂，若將預報時間拉長會發現鄰近山區的平地也被影響，再者由於缺乏地面觀測校正，初始條件誤差造成對東北部地區地形降水的低估。

最後，此合作研究也促成最終版本的 AI Deep-QPF 模型付諸作業化。研究團隊未來將把各類 AI 降雨預測模式在氣象署氣象預報中心作業化進行測試，即時提供予預報員使用，希望將實務預報經驗有效地在產品研發階段進行回饋。此外，研究團隊亦規劃建置有利於測試各種 AI 降雨預測之整合比較平台 (inter-comparison testbed)，導入各類前瞻 AI 降雨預報產品，並評估規劃未來進行逐 10 分鐘 0–3 小時降雨監測／預報之自動化流程，譬如：不同即時預報產品之整合與視覺化、自動化輔助工具 (短時大豪雨特報、大雷雨即時訊息、山區暴雨警告) 等。期望未來越趨多元的 AI 降雨預報產品能進一步精進臺灣的防災決策流程與精準度，發揮 AI 深度學習技術在天氣預報領域中的價值。

參考文獻

1. 陳柏孚等, "深度學習即時降雨預報技術之整合與作業化應用", 交通部中央氣象署委外案期末報告 (案號: 1122040E), (2023).
2. Ashesh Ashesh, et al., *Artificial Intelligence for the Earth Systems*, **1** (3), e210005 (2022).
3. Pao-Liang Chang, et al., *Bulletin of the American Meteorological Society*, **102** (3), E555 (2021).

作者簡介

陳柏孚先生為國立臺灣大學大氣科學系博士，現為臺灣大學氣候天氣災害研究中心副研究員及大氣系兼任副教授。

Buo-Fu Chen received his Ph.D. from the Department of Atmospheric Sciences at National Taiwan University. He is currently an Associate Research Fellow at the Center of Weather and Climate Disaster Research, National Taiwan University, and an Adjunct Associate Professor in the Department of Atmospheric Sciences.