

利用雷達回波影像辨識及篩選技術發展 極短期系集定量降水預報

陳新淦 黃椿喜 呂國臣 洪景山 張博雄

中央氣象局

(中華民國一〇五年一月十一日收稿；中華民國一〇五年二月十九日定稿)

摘 要

本研究主要目標為發展雷達回波影像辨識技術，用以比對眾多系集成員的預報結果，從中客觀篩選出模式預報與觀測回波接近的成員，並探討及評估其極短期（3 至 12 小時內）定量降水預報的表現。研究以兩種圖形辨識理論為基礎進行比對，分別為動差不變量理論和皮爾森相關係數，前者可將二維回波圖形轉化為具物理幾何意義的七個分量，尤其特別發展片段逐步分塊的重複計算方式以提高辨識能力，並利用相似度演算法來量化模式和觀測回波的相似程度，後者為統計上應用至平面空間的相關係數計算。

研究個案選取 2013 年康芮颱風之 8 月 28 日 1200 UTC 至 29 日 0600 UTC 期間，每三小時作為觀測回波辨識時間，使用模式資料包括中央氣象局發展之 Weather Research and Forecasting (WRF)區域模式(WRFD、TWRP)和系集模式(WRF Ensemble Prediction System, WEPS)，在特定的比對策略設計下，系集預報成員共有 440 個。研究結果顯示模式雨量的公正預兆得分(Equitable Threat Score, ETS)隨著辨識排名順序大致呈現線性遞減的趨勢，雖然名次間的 ETS 仍有高低跳動的情況。以七個個案平均而言，辨識排序前 10 名的系集平均雨量之偏倚得分(Bias Score, BS)在中小雨量略呈現過度預報 (BS 約在 1.1 至 1.4)，而較大雨量門檻則為預報不足之結果。辨識排序前 10 名系集平均雨量之 3 小時累積雨量在 20 mm (50 mm)雨量門檻的 ETS 約為 0.47 (0.27)，而 WRFD、TWRP 和 WEPS 系集平均則分別為 0.35 (0.32)、0.17 (0.11)和 0.19 (0.06)。除 WRFD 在較大雨量門檻下表現較好外，辨識比對方法皆呈現明顯提升雨量預報技術得分的結果。此外，12 小時累積雨量在 130 mm 雨量門檻的 ETS 亦由 WEPS 系集平均的 0.1，經辨識篩選後，提升至約 0.25。因此，透過此雷達回波影像辨識技術可有效挑選出與實際觀測相近的系集預報成員，以期能進一步改善極短期定量降水預報之能力，並在預報作業上提供更即時且更有用的客觀參考資訊。

關鍵字：影像辨識、動差不變量、雷達回波、系集預報、極短期定量降水預報

一、前言

雖然過去數十年來，由於觀測技術的進展與數值天氣預報模式的改良，天氣預報的準確度相較於幾十年前已有明顯增加，然而，受限於觀測資料的時空解析度、物理過程的科學瞭解以及與臺灣複雜地形的高度非線性交互作用等因素(Wu and Kuo 1999)，定量降水預報仍是現今天氣預報作業中極具挑戰和困難的工作之一。尤其是當進入到 3 至 12 小時內這種極短期降雨預報的範疇，其主導的天氣系統一般為數公里到數十公里的對流尺度，因為發生的時間、空間解析度更加局部，數值模式往往無法有效掌握，其可預報度相當低，再加上短時的強降雨常導致嚴重的淹水、土石流等災情，因此提升極短期定量降水預報能力是作業單位積極達成的目標與方向。

中央氣象局近年致力於強化即時監測技術與觀測資料，例如增設地面自動雨量站、增建雙偏極化的防災降雨雷達、建置閃電落雷偵測站等，部分資料即時整合與顯示於自國外引進且本土化客製開發的「多重觀測工具之定量降雨估計與分類技術」(或簡稱劇烈天氣監測系統；Quantitative Precipitation Estimation and Segregation Using Multiple Sensor, QPESUMS；Gourley et al. 2002；丘等 2007；唐與張 2015)。此外，亦開發高解析度網格點氣象分析技術(顧等 2011)，取得近似大氣真值狀態的氣象分析場(ground truth)，皆有助於即時災害性降雨的監測與診斷。

除透過即時監測的輔助外，目前的極短期定量降水預報技術主要有兩種方式，一是由雷達回波和雨量觀測經過回波移速場估算及時空外延法(extrapolation)來推估極短期降雨(Shiiba et al. 1984；丘等 2007；李等 2013；洪等 2014)，另一

種是藉由具動力和物理過程的數值模式得到可供參考的模擬雨量。前者由於是單純的從現況作外延推估，在 3 小時內的降雨預報一般具有較高的技術表現(Lin et al. 2005)，然而因未考慮大氣動力過程和綜觀環境變化，其預報能力在 3 小時後大多隨時間呈現快速遞減結果。相對而言，數值動力模式在積分初期通常會有調整的階段(spin-up)，加上時間和空間解析度較大，無法解析小尺度或短時的系統變化，故一般對 3 到 6 小時內的降雨掌握能力較差，而 12 小時後的累積降雨預報較具參考價值。國外已有發展 MAPLE (McGill Algorithm for Precipitation Nowcasting by Lagrangian Extrapolation; Turner et al. 2004)外延法，以及進一步結合外延法和數值模式的 ARMOR (Adjustment of Rain from Models with Radar; DuFran et al. 2009)技術，其中 ARMOR 方法利用變分回波追蹤(variational radar echo tracking)演算法，分別從雷達觀測場和模式預報場計算其對應的平均移流場，再從雷達降雨率和模式降雨率兩者計算相位誤差(phase error)，接著由平均移流場可計算相位誤差的變化趨勢，再由此趨勢進而校正模式預報的降雨率，結果顯示 ARMOR 方法較原本模式預報更接近觀測的降雨率分布，且減少原本模式預報降雨發生的誤報區域。此外，初始條件的不確定與不足常是導致數值模式無法掌握實際對流系統結構和變化的一大因素，因此發展有效結合資料同化分析技術的預報模式，如 LAPS (Local Analysis and Prediction System; Chang et al. 2012)和 STMAS (Space and Time Multiscale Analysis System; Xie et al. 2011)、三維和四維變分法(Courtier and Talagrand 1987; Gauthier et al. 2007; Wang et al. 2013)、系集卡爾曼濾波器(ensemble Kalman filter; Evensen 1994; Zhang et al. 2009; Tsai

et al. 2014)、混成法(hybrid; Hamill and Snyder 2000; Wang et al. 2008)等技術，亦是學術上活躍的研究議題，且高度具有改善極短期降雨預報之潛力。

由於定量降水預報的準確性牽涉許多複雜的因素，包括模式解析度、物理參數化、初始場的不確定、多重尺度間的交互作用（許等 2010）及地形的角色等，所以僅由單一決定性(deterministic)預報模式得到的結果時常欠缺完整的資訊，考慮初始擾動和模式誤差而發展的系集預報模式(ensemble forecast model)則成為額外客觀參考的雨量預報指引，且提供變異程度和機率預報的不確定性資訊。學術上針對系集預報在雨量模擬的應用和可預報度探討也相當廣泛，Wu et al. (2013)針對 2008 年辛樂克颱風探討系集預報路徑的不確定性和降雨的關聯，指出路徑預報與觀測最接近的成員呈現較好的雨量預報，其原因與不同路徑造成颱風環流在地形上產生不同迎風面位置有關，且提高解析度亦有改善雨量極值不足的情況。陳等(2015)使用雲解析度模式發展於不同初始時間的差時系集預報方法，分析其對於 2013 年康芮和蘇拉颱風的預報結果，顯示此預報策略可以在發生強降水的四到五天前提供數種接近真實的降水情境，有利於防災單位提前針對不同情境作出對應的準備及佈署。除常用的系集平均雨量外，同時也發展多種對系集輸出進行加值運用的方法，諸如機率擬合系集平均(probability-matched ensemble mean, PM; Ebert 2001; 蘇等 2016)、PM 的改良方案(Fang and Kuo 2013; 葉等 2016)、超過某個機率的定量降水預報（即超越機率之定量降水預報；黃等 2016）等。

然而，不論單一決定性模式或是系集預報系統，部分因為積分初期的調整階段、誤差逐漸累

積或是發散度(spread)增加，導致有些模式成員的預報可能已經與觀測有顯著的誤差，而使系集平均資訊被平滑掉或是產生錯誤的雨型分布，無法突顯有效的降雨特徵，因而限制系集預報在極短期降雨上的應用。蔡等(2012)建立於 ARMOR 的思維上，以人工主觀方式挑選與觀測回波相近的系集預報成員，發現其降雨分布和量值均優於系集平均的預報，且較能突顯出小區域的強降雨現象，但仍侷限於以人為主觀挑選方式選取出一個最相似成員進行探討。Atencia and Zawadzki (2015)發展從過去 15 年的雷達觀測回波歷史資料庫挑選出接近現況狀態之個案的技術，依據雨區空間分布、系統時間演變和綜觀配置的條件進行取樣成員的步驟，並與拉格朗日外延法(Lagrangian extrapolation)比較，結論指出兩種方法各有其優缺點。型態辨識(pattern recognition)或圖形辨識技術是一門涵蓋多學門的科學（許 2000; Jain et al. 2000），應用於各式各樣的影像辨識上，舉凡指紋、臉部、字型、土地利用等的辨別都需要使用此技術。基於這些動機，本研究主要目標為發展雷達回波影像辨識技術，用以比對系集模式產出眾多的預報結果，從中客觀篩選出模式預報與現況觀測回波相似的系集成員，並探討和評估其 3 至 12 小時內的極短期定量降水預報表現。

二、圖形辨識理論與演算法

圖形辨識技術是一門廣泛被應用於多種領域的科學，其基本精神是運用特徵擷取、群聚分類器、主成份分析等原理。若是以辨識的目標物作區隔，可大致分為物件搜尋和物件分類兩大範疇。本研究採用基於物件搜尋和圖形結構比對的兩種理論：「動差不變量」及「皮爾森相關係數」。

(一) 動差不變量(Moment Invariants)理論

1. 理論簡介

動差不變量圖形辨識理論最早是由 Hu (1962)所提出，可將二維影像利用非線性代數的數值組合方式來描述圖形的幾何特性，以下簡要說明其概念。假設給定一個可代表某個影像圖形的二維連續函數 $f(x, y)$ ，其 $p+q$ 階的動差（或稱矩，moments）定義為

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy, \quad (1)$$

$$p, q = 0, 1, 2, \dots$$

其中， x 和 y 分別為 x 方向和 y 方向的座標位置， $f(x, y)$ 為對應該位置的函數值。同時，質心位置可表示為

$$\hat{x} = m_{10} / m_{00}, \quad \hat{y} = m_{01} / m_{00} \quad (2)$$

其中 m_{10} 即為(1)式中的 $p=1$ 與 $q=0$ ，餘類推。由(1)式可知，零階動差（即 m_{00} ）反映圖形面積的物理量，而一階動差則是與形狀有關的參數。於是，相對於(2)式質心位置的中心動差則定義為

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \hat{x})^p (y - \hat{y})^q f(x, y) dx dy, \quad (3)$$

$$p, q = 0, 1, 2, \dots$$

可經數學證明由(3)式定義的中心動差量對於 $f(x, y)$ 函數圖形在任意平移後仍是不變的。

進一步經參考尺度作正規化(normalization)後的中心動差定義為

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{1+(p+q)/2}}, \quad p+q = 2, 3, 4, \dots \quad (4)$$

同樣地可經證明由(4)式定義的正規化中心動差對於函數圖形在任意縮放情況下亦是不變的。接著以 η_{pq} 作為非線性代數組合的基礎，經過旋轉座標轉換後推導出由二階及三階動差組合而

成的七個具物理幾何意義之特徵描述值如下：

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (5)$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (6)$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (7)$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (8)$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) \cdot [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (9)$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (10)$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) \cdot [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] - (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (11)$$

其中，(5)和(6)式的二階動差（即下標的 $p+q=2$ ）代表的是慣性矩，用以描述圖像曲線擴張程度或對抗旋轉運動的改變程度，主要反映形狀和面積差異的物理量，(7)至(11)式的三階動差意義為函數圖形對其均值分布產生多少偏差的一種度量，即扭曲度(skewness)，用以描述圖像非對稱的程度。其中(11)式的第七個動差分量為一種反映是否為鏡像映射圖形(mirror image)的偏態量。因此，由一個連續函數 $f(x, y)$ 表示的圖形可藉由此理論量化成描述圖形特徵的七個動差分量，雖然各代表不同的幾何意義，但皆為以圖形形狀作為特徵的擷取。必須指出的是，由(5)至(11)式定義的七個分量對於連續函數圖形之平移(translation)、尺度(scaling)和旋轉(rotation)上的改變具有不變的特性，於是常作為辨識兩張影像是否為一致的方法之一（胡與姜 2007）。

2. 正規化相似度演算法與片段逐步分塊計算

本研究所使用的圖形為網格化的雷達回波影像，故(3)式在離散化情況下的型式為

$$\mu_{pq} = \sum_{i=1}^Y \sum_{j=1}^X (x - \hat{x})^p (y - \hat{y})^q f(x, y) \Delta x \Delta y, \quad (12)$$

$$p, q = 0, 1, 2, \dots$$

其中， X 和 Y 分別為東西及南北方向的網格總格點數， $f(x, y)$ 為在 (x, y) 網格點上的回波值（單位為 dBZ），再依序由(4)至(11)式計算其回波圖形所對應的七個動差分量。

為客觀量化兩張圖形在轉化為七個數值分量後的相似程度，參考黃與蔡(2010)之正規化相似度演算法結合兩張圖形的七個分量，其數學計算過程請參見附錄。簡言之，藉由動差不變量理論針對所有圖形之集合（本研究為觀測回波和所有系集預報成員），逐一將回波影像轉化為可描述特徵的七個數值型態，再利用附錄中正規化相似度演算法得出的(A8)式來客觀量化每一系集預報成員和觀測的相近程度。

如前一小節所述，由(5)至(11)式計算的七個動差分量在連續函數圖形不論經過任意位置移動、任意比例縮放或任意角度旋轉的情況下，其值是固定不變的。然而，就本研究應用至回波影像的角度而言，回波實際發生的位置、強度和範圍等對於後續預報都是相當重要的因子，因此，為有效降低動差不變量理論在平移、尺度與旋轉特性上的先天限制，並能考慮回波影像在這些特性上的差異，本研究特別提出以片段分塊逐步移動的方式進行重複計算(A8)式的相似度值，以下說明計算步驟：

步驟 1：首先先針對整張回波圖形的全域範圍依(A8)式計算第 i 個系集成員與觀測回波

的相似度值(S_{AL}^i)。

步驟 2：接著設定某一初始網格長度(r_{box})，針對以邊長為 $2r_{box}$ 的正方形方框範圍內的回波圖形計算其相似度值。

步驟 3：然後將此方框區塊依序一次向右移動某個網格距離(ΔL_{box})後，再計算對應的相似度值，重複此步驟直到右移至區塊接觸到整張圖形的最右邊邊界。

步驟 4：再從最左邊開始依序將區塊向上向右移動 ΔL_{box} 距離，計算區塊範圍內對應的相似度值，直到區塊移動至最右上角之邊界。

步驟 5：接著增加區塊的半徑長度(Δr_{box})，由最左下角邊界重新開始計算其區塊範圍內的相似度值，再依序從步驟 3 到步驟 5 重複計算，直到方框區塊範圍不超過整張圖形資料範圍為止，如此可得到每個區塊內的相似度值 ($S_n^i, n=1, 2, \dots, N$ ，其中 N 為總區塊數)。

最後，取全域範圍和所有區塊的平均值得到以片段區塊方式重複計算的平均相似度值，如(13)式所示，

$$S_{ave}^i = \frac{S_{AL}^i + \sum_{n=1}^N S_n^i}{N + 1} \quad (13)$$

下一小節將利用簡單的幾何圖形來測試及比較單一全域(S_{AL}^i)和片段區塊(S_{ave}^i)兩種方式所計算相似度值的差異。

3. 理想實驗—簡單幾何圖形測試

此小節設計以橢圓形之基本幾何圖形，探討動差不變量理論依單一全域和本研究提出片段區

塊的兩種計算方式，對於圖形位置、大小、旋轉和量值上的辨識能力（為節省內文長度，僅呈現圖形位移之結果）。整張圖形範圍為 200×200 個格點，基本橢圓形之長軸半長與短軸半長分別為

40 與 20 個格點，片段區塊的計算設定為 $r_{\text{box}} = 10$ 、 $\Delta L_{\text{box}} = 10$ 及 $\Delta r_{\text{box}} = 5^\circ$ 。

設計橢圓中心位置 (x, y) 為 $(60, 60)$ 到 $(140, 140)$ 之九張圖形（圖 1a），並以中心位置 $(100, 100)$ 的

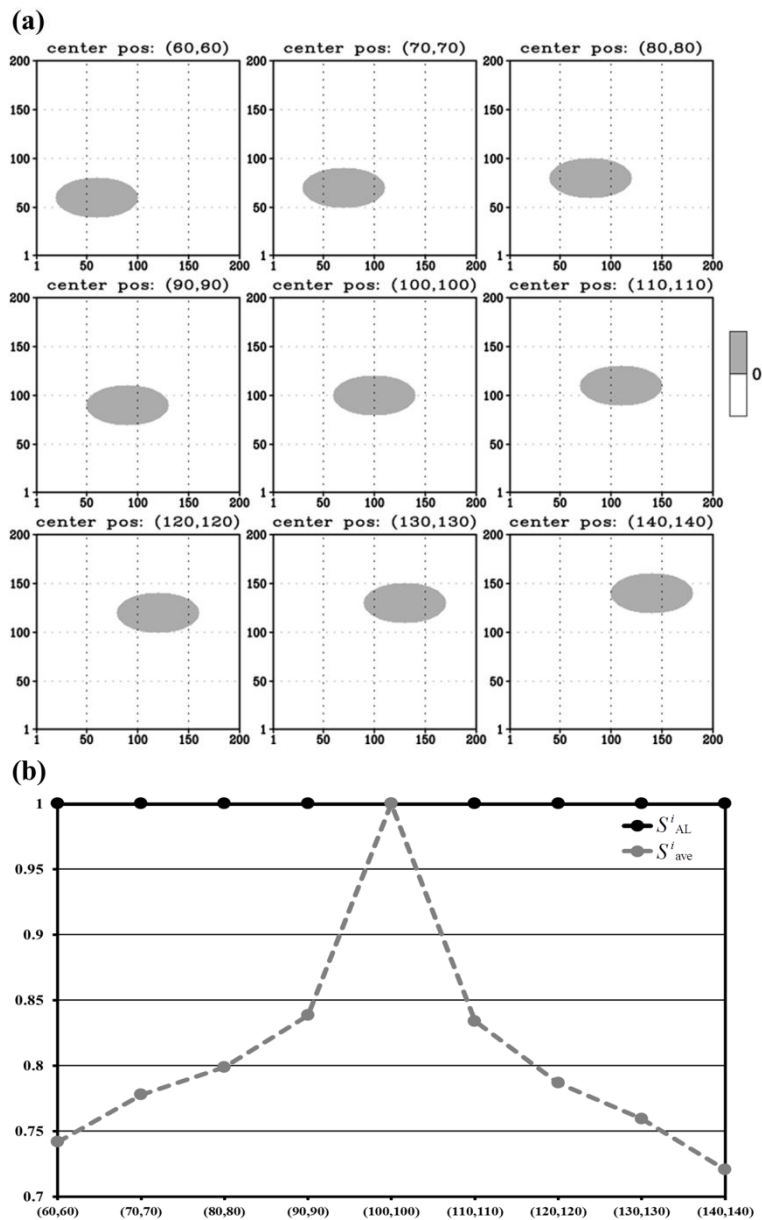


圖 1 (a)長軸半長與短軸半長分別為 40 與 20 之橢圓形（灰階值為 1），中心點位置 (x, y) 依序由 $(60, 60)$ 往右上方移動 10 個格點至 $(140, 140)$ 。(b)設定橢圓中心位置 $(100, 100)$ 之圖形作為辨識比對基準，依單一全域（ S^i_{AL} 、黑實線）和片段區塊（ S^i_{ave} 、灰虛線）兩種方式所計算位於不同中心位置之橢圓圖形與辨識比對基準的相似度值。

橢圓圖形作為辨識比對基準（視為觀測圖形），圖 1b 為依單一全域和片段區塊兩種方式所計算不同中心位置的橢圓圖形與基準圖形的相似度值。由於動差經質心位置轉換後具有平移不變的特性，故單一全域計算的相似度值($S^{i_{AL}}$)皆為 1，意謂無法辨別不同位置的差異。相對而言，經由移動片段區塊的重複計算方式後，結果呈現橢圓中心位置離基準圖形中心愈遠的圖形平均相似度值（ $S^{i_{ave}}$ 、(13)式）愈小，表示本研究提出的逐步移動區塊的相似度演算法可以有效改善原本動差不變理論無法辨別出位置平移上的差異。

必須指出的是，動差不變特性是在函數圖形為連續分布的條件下而成立，然而在離散化之網格點圖形情況下，可能因為受限於解析度關係而導致圖形在經過縮放或旋轉後，其圖形座標位置和圖形格點數量產生變化和誤差，進而使得動差計算出現誤差並影響其不變的特性（陳等 2003；Huang and Leng 2010），表示圖形在離散化條件下會影響到其在尺度和旋轉上動差不變的特性。此外，不論是在平移（圖 1b）、縮放或是旋轉（圖省略）的情況， $S^{i_{ave}}$ 的曲線並未以基準圖形為中心呈現完全對稱的分布，可能原因除上述離散化誤差外，在不同區塊範圍內的圖形非對稱動差分量亦可能造成部分影響。雖然在此並未呈現圖形經縮放、旋轉或給予不同量值的結果，但整體皆顯示經由逐步移動區塊的重複計算所得到的平均相似度值比用單一全域計算的相似度值較能穩定反映圖形在這些特性上的差異，因而提高辨識能力。因此本研究將以 $S^{i_{ave}}$ 作為建立於動差不變量理論的方法來量化及排序所有系集成員與觀測回波的相似程度。

(二) 皮爾森相關係數(Pearson's correlation coefficient)

除動差不變量理論外，本研究使用的另一個圖形辨識方法為皮爾森相關係數，此方法即為統計上常用的分析兩者變數相關性，應用至平面空間回波圖形上的定義為(Yen and Johnston 1996)

$$r^i = \frac{\sum_{j=1}^J (Z_j^i - \bar{Z}^i)(Z_j^o - \bar{Z}^o)}{\sqrt{\sum_{j=1}^J (Z_j^i - \bar{Z}^i)^2} \sqrt{\sum_{j=1}^J (Z_j^o - \bar{Z}^o)^2}} \quad (14)$$

其中， Z_j^i 和 Z_j^o 分別表示第 i 個系集預報成員（上標 i ）和實際觀測（上標 o ）在第 j 個網格點上雷達回波值， $\bar{Z}^i$ 和 $\bar{Z}^o$ 分別為第 i 個成員和實際觀測在整張圖形範圍內的平均回波值， J 為總網格點數。於是，由(14)式計算的 r^i 表示第 i 個系集成員的回波模擬與觀測回波的相關性，其值介於 -1 與 1 之間，愈接近 1 表示兩張圖形的相關性愈高，可能圖形重疊的區域愈多，愈接近 -1 則呈現愈負相關的情況，圖形可能為不同區域或反相位的分布情況。因此，依此相關性大小作為此方法排序所有系集成員與觀測相近程度的依據。

三、資料使用與實驗設計

(一) 資料說明

本研究使用的資料可分為觀測資料及數值模式資料兩大類。觀測資料來自中央氣象局發展和客製化的 QPESUMS 系統，包含雷達整合回波產品(column vector, CV)及雷達定量降水估計產品(quantitative precipitation estimation, QPE)，此兩量估計有經過地面雨量站的校驗和修正（丘等 2007）。以 CV 作為辨識比對基準的觀測回波圖形（單位為 dBZ）、以 QPESUMS 的雷達降雨估計

作為觀測雨量分析場來進行校驗，兩項產品皆為由原始資料格式內插至網格 $0.0125^{\circ} \times 0.0125^{\circ}$ 經緯度之資料。

數值模式資料為以 Weather Research and Forecasting (WRF) 區域模式為基礎，經由氣象局進一步發展和建置的兩種不同組態設定之單一決定性預報模式（葉等 2012；Hsiao et al. 2012, 2015），分別為 WRF_M00（簡稱 WRFD）和 WRF_M01（簡稱 TWRF），以及系集預報模式（WRF Ensemble Prediction System, WEPS；李與洪 2014）。此 WRF 模式為三層網巢架構，水平解析度分別為 45、15 和 5 km，垂直解析度為 45 層，而且 WEPS 利用不同的物理參數化擾動設定來產生 20 個系集預報成員。所使用的模式輸出場為最內層網巢 5 km 解析度之每三小時一筆的最大回波場(column vector of radar reflectivity)及地面累

積降雨(total precipitation)預報場。

由於觀測與模式資料的解析度不同，為了在比對計算和校驗評估上的一致性，將兩者資料統一內外插成網格 $0.02^{\circ} \times 0.02^{\circ}$ 經緯度的解析度，並切割擷取 $119.0^{\circ}\text{E} \sim 122.52^{\circ}\text{E}$ 、 $21.5^{\circ}\text{N} \sim 26.0^{\circ}\text{N}$ 範圍內（即東西和南北方向上的格點數為 177×226 網格點）的資料。

(二) 個案選取及實驗設計

選取的研究個案為 2013 年康芮(Kong-Rey)颱風，辨識比對的觀測時間為 8 月 28 日 1200 UTC 至 8 月 29 日 0600 UTC 每逐三小時之 QPESUMS 雷達整合回波，共有七個個案，期間由中央氣象局分析的颱風最佳路徑如圖 2a 所示。康芮颱風於 8 月 28 日 0000 UTC 增強至近中心最大風速為 25 m s^{-1} ，隨後以偏北的方向行經臺灣東部海面並維

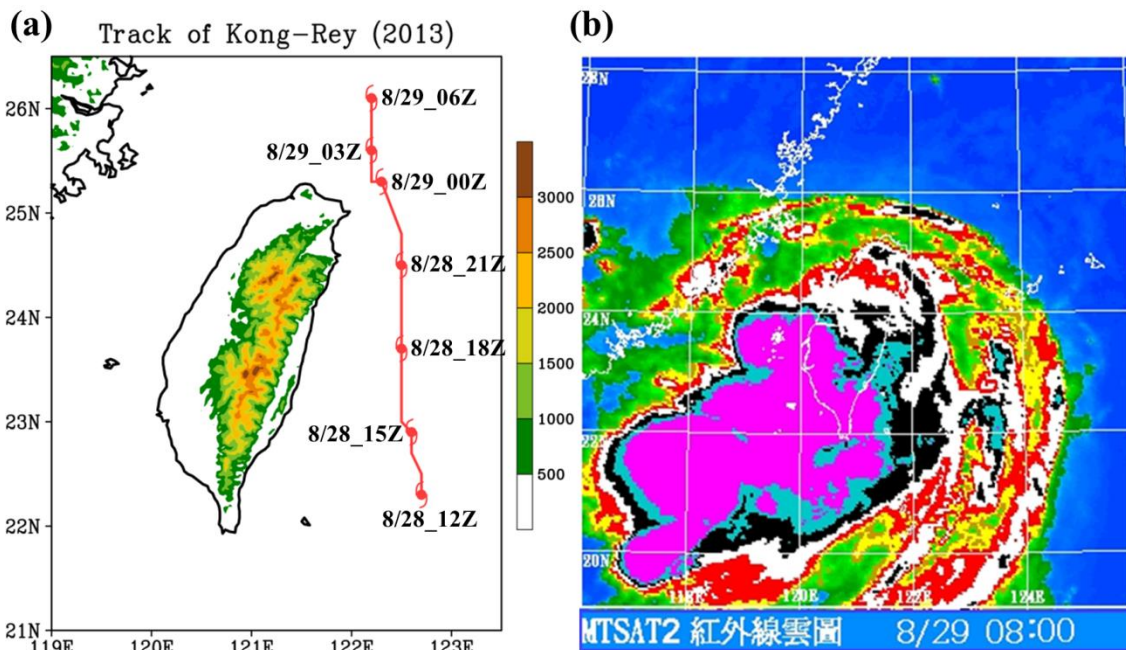


圖 2 (a)中央氣象局分析 2013 年康芮颱風自 8 月 28 日 1200 UTC 至 8 月 29 日 0600 UTC 的最佳路徑（每三小時中心位置以颱風符號標記）及臺灣地形高度（色階，m）。(b)臺灣附近於 8 月 29 日 0000 UTC 的紅外線色調強化衛星雲圖。

持其強度，直到 8 月 29 日下午移動至臺灣北部海面，強度開始減弱並逐漸遠離臺灣。由圖 2b 可看出當颱風中心於 8 月 29 日 0000 UTC 行經臺灣東北部海面時，雲系發展呈現相當不對稱的結構，

較強的對流發展分布於臺灣西南部地區和海面，中心附近的雲層發展相對地較弱。此不對稱的結構亦可由逐三小時的雷達觀測回波明顯看出（圖 3），較強的回波逐漸由巴士海峽往北擴展，且有

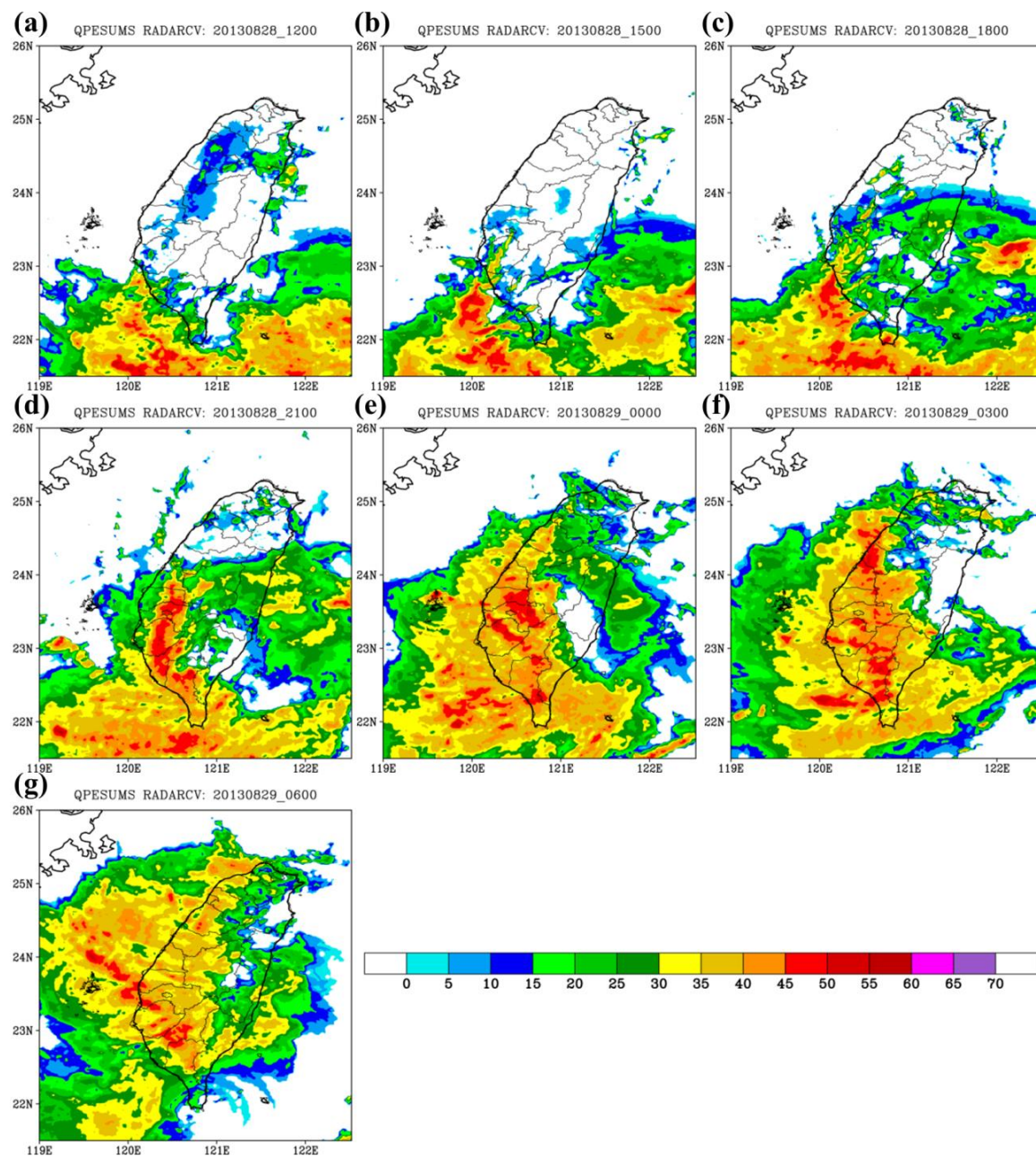


圖 3 每逐三小時之 QPESUMS 雷達觀測整合回波(dBZ)，時間分別為 2013 年 8 月 28 日(a) 1200 UTC、(b) 1500 UTC、(c) 1800 UTC、(d) 2100 UTC，以及 8 月 29 日(e) 0000 UTC、(f) 0300 UTC、(g) 0600 UTC。

些部分是在西南部地區發展起來並往北移動（圖 3d-g），反之在東部海面颱風中心附近的回波則是有減弱的趨勢。

在模式積分時間及系集成員的選取上，為兼顧足夠多的成員樣本數和有限的計算資源情況，以及考慮模式在掌握天氣系統上可能出現時間快慢的差異，因此本研究設計回波辨識的策略為以觀測回波時間的前後六小時定為預報有效時間（valid time），將前四個模式初始時間（即最新時間的模擬和三個延遲時間的模擬）預報到此有效時段內的預報結果作為系集成員。於是一個初始時間的預報有 22 個成員（WRFD、TWRP 加上 WEPS 的 20 個成員），每個成員落在預報有效時段內的時間筆數為 5 筆（每三小時的模式輸出），故總共有 440 個成員（4 個初始時間×22 個成員×5 筆時間輸出）的回波模擬影像和觀測回波進行辨識比對，其示意圖如圖 4。以觀測回波時間 8 月 29 日 0000 UTC 為例，使用的四個模式初始時間分別為 8 月 27 日的 0000、1200 UTC，以及 28 日的 0000、

1200 UTC（每 12 小時開始一次新的預報），而預報有效時段為 8 月 28 日 1800 UTC 至 29 日 0600 UTC。必須指出的是，由於考慮模式積分初期會有調整的過程，設定最近一個預報的初始時間與預報有效時段的起始時間至少有 3 小時以上的間隔。

分別以動差不變量和相關係數兩種辨識理論，並利用上述的策略設計辨識實驗，其中片段區塊的設定為 $r_{\text{box}} = 10$ 、 $\Delta L_{\text{box}} = 10$ 及 $\Delta r_{\text{box}} = 5$ ，區塊的最大半徑為 85 格點（不超過 177×226 網格點的全域範圍）。因為動差不變量理論主要是以圖形形狀為其特徵的擷取，對量值的區辨效果仍有其限制所在，而相關係數因有納入平均回波值進行計算變異數，可以部分反映量值的差異，因此特別針對前者理論設計分層辨識比對不同回波強度門檻下的圖形。首先設定若干個回波門檻值（ λ ，10 dBZ 的倍數），其上限是依據觀測回波最大值而定，如下式：

$$\lambda_{\text{max}} = \left[\frac{Z_{\text{max}}^O}{10} \right] \times 10 - 10 \quad (15)$$

其中， Z_{max}^O 表示全域範圍內觀測回波的最大值， $[\]$ 表示取最接近但不超過之整數。 λ_{max} 若小於 0 則定為 0，重複針對不同門檻值以上（門檻值以下的值給定為 0）的回波區域依(13)式計算相似度值，再依簡單的高斯函數分配每個門檻值的權重，圖 5 為計算高斯權重函數的一個範例說明。以辨識觀測時間 8 月 29 日 0000 UTC 為例，先設定 QPESUMS 雷達降雨估計之時雨量觀測雨量最大值的 10% 以上雨區範圍（圖 5a），計算範圍內對應的平均回波值（ $\bar{Z}^{\text{QPE}}$ ）為 40.2 dBZ（圖 5b），並得出全域內觀測回波最大值（ Z_{max}^O ）為 54.6 dBZ，故由(15)式可求得 λ_{max} 為 40 dBZ。由於 $\bar{Z}^{\text{QPE}}$

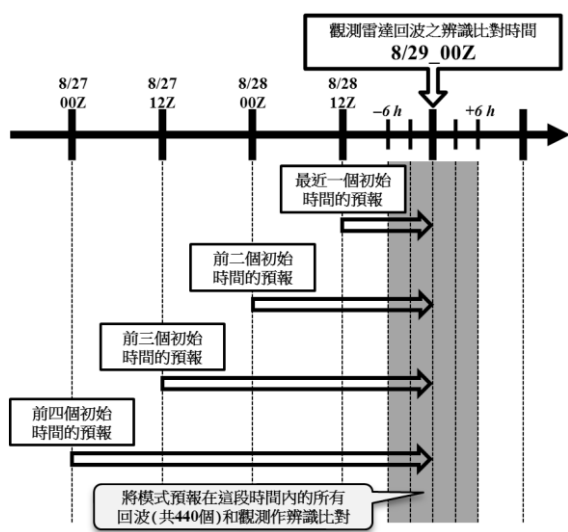


圖 4 以 8 月 29 日 0000 UTC 作為觀測回波時間的回波辨識策略示意圖。灰色陰影標示的時間區間為觀測回波時間之前後六小時。

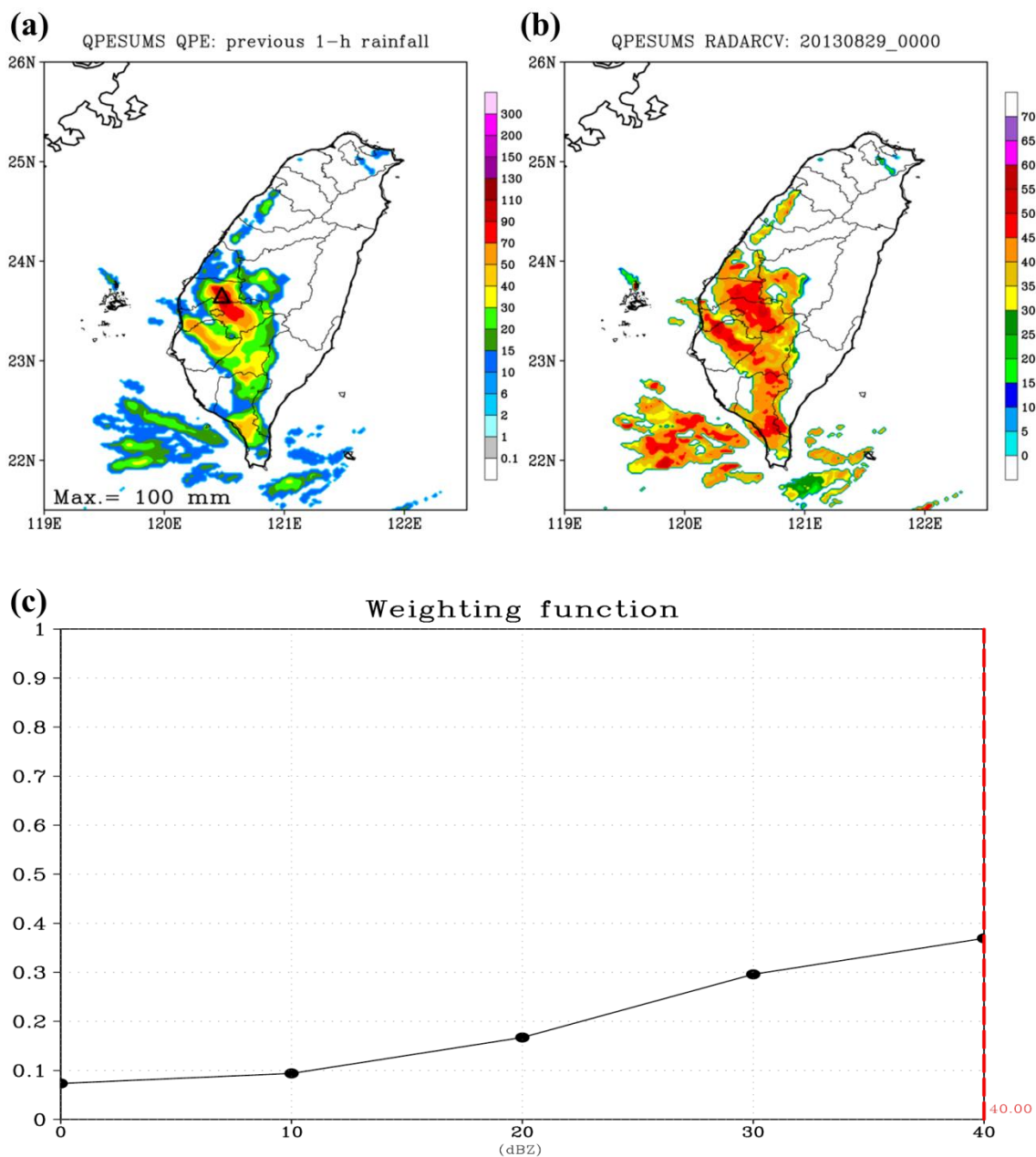


圖 5 (a)於 2013 年 8 月 29 日 0000 UTC 之 QPESUMS 雷達降雨估計的時雨量(mm)，但只標示最大雨量值的 10% 以上降雨範圍，三角形符號表示雨量最大值的位置。(b)於 8 月 29 日 0000 UTC 的 QPESUMS 雷達觀測整合回波對應圖(a)中雨區範圍內的回波(dBZ)。(c)由 0 到 40 dBZ 每間隔 10 dBZ 之不同回波門檻所分配的高斯權重函數分布，紅色虛線表示圖(b)中回波範圍內的平均回波值($\bar{Z}^{QPE}$)。

大於 $\lambda_{\max}$ ，因此設定 $\bar{Z}^{\text{QPE}}$ 等於 $\lambda_{\max}$ ，即

$$\begin{aligned}\bar{Z}^{\text{QPE}} &= \lambda_{\max} & \text{if } \bar{Z}^{\text{QPE}} \geq \lambda_{\max} \\ \bar{Z}^{\text{QPE}} &= \bar{Z}^{\text{QPE}} & \text{if } \bar{Z}^{\text{QPE}} < \lambda_{\max}\end{aligned}\quad (16)$$

接著以 $\bar{Z}^{\text{QPE}}$ 為中心，以及其離門檻值上下限的最大距離 (Z_R) 作為決定高斯函數分布的形狀，即定義出高斯常態分布的標準差 (σ)：

$$Z_R = \max\{\bar{Z}^{\text{QPE}}, \lambda_{\max} - \bar{Z}^{\text{QPE}}\} \quad (17)$$

$$\begin{cases} k_R = Z_R / 10 + 1 \\ k_\lambda = \lambda / 10 + 1, \quad \lambda = 0, 10, 20, \dots, \lambda_{\max} \text{ dBZ} \\ \bar{k}^{\text{QPE}} = \bar{Z}^{\text{QPE}} / 10 + 1 \end{cases} \quad (18)$$

$$\sigma = (k_R - 1) / 3 \quad (19)$$

其中， $\max\{\cdot\}$ 表示兩者取最大值，由(18)式定義 k 值表示是將回波量值標準化為以 1 為起始的座標位置，而(19)式中分母為 3 是因為假設高斯函數分布在 3σ 距離之外的機率分布很小。因此，可由(20)式定義出每個回波門檻值的高斯權重，

$$G(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{[r(\lambda)]^2}{2\sigma^2}\right) \quad (20)$$

其中，

$$r(\lambda) = k_\lambda - \bar{k}^{\text{QPE}} \quad (21)$$

以這個例子的高斯權重分布如圖 5c 所示，30 和 40 dBZ 回波門檻值的權重總和呈現超過 0.6 的結果，表示較偏重高回波值所組成圖形的相似度。但必須說明的是由於此高斯函數是以 $\bar{Z}^{\text{QPE}}$ 為中心的對稱分布，所以可能會有超過 $\lambda_{\max}$ 門檻上限的權重分布，為了使權重加總為 1，將超過門檻上限的權重平均分配回其餘的各個門檻 λ 。最後，再將每個門檻的高斯權重乘上其對應門檻值以上回波區域所計算的 S^i_{ave} 而得到權重相似度，如下

式：

$$\begin{aligned}S^i_{\text{wgt}} &= \sum_{\lambda} G(\lambda) S^i_{\text{ave}}(\lambda), \\ \lambda &= 0, 10, 20, \dots, \lambda_{\max} \text{ dBZ}\end{aligned}\quad (22)$$

以此相似度值作為排序第 i 個系集成員與觀測相像程度的依據（實驗名稱為 WGT）。另一個辨識實驗是使用皮爾森相關係數理論進行計算，依(14)式算出的相關係數大小來排序所有系集成員與觀測的相像程度（實驗名稱為 COR）。此外，作為比較的對照實驗組為單一決定性模式的 WRFD 和 TWRF 以及系集模式的 WEPS，初始時間取對應的辨識實驗組四個初始時間中最近一個的模擬時間（圖 4），本研究的實驗設計整理如表 1。

另一方面，納入辨識比對計算和排序的 440 個系集成員，是由四個模式初始時間預報到觀測辨識時間前後六小時的有效時間所組成，表示亦將時間的偏差作為增加系集的來源，同時將在某一個預報有效時間的回波模擬視為一獨立的預報成員，因此，當進行和觀測回波的相似度排序後，將成員的預報有效時間當作是觀測辨識時間，並將其往後的雨量預報視為由新的預報初始時間 (0 h，即同觀測辨識時間) 往後的累積雨量預報，評估經辨識比對排序後的系集成員在極短期降雨預報的表現。

四、研究結果與分析

(一) 單一個案說明—2013 年 8 月 29 日 0000 UTC

在圖 4 的辨識比對策略設計下，針對 8 月 29 日 0000 UTC 的觀測回波（圖 3e），兩個辨識實驗對 440 個系集成員進行排序計算，前 10 名和最後

表 1 本研究實驗設計整理表。

實驗組	名稱代號	辨識理論	計算方式	說明
辨識組	WGT	動差不變量	片段逐步移動區塊重複計算及正規化相似度演算法 S_{ave}^i ((13)式)	設定若干個回波門檻值作為辨識比對圖形，並依高斯函數針對不同門檻回波區域的相似度值作權重分配 (S_{wgt}^i , (22)式)
	COR	皮爾森相關係數	針對每個網格點使用(14)式計算 r^i	全域圖形內得出空間相關係數
對照組	WRFD	無	在組成辨識實驗模式成員的四個時間中取最近一個的模擬時間作為其初始時間	某一組態設定(WRF_M00)的單一決定性預報模式
	TWRF			某一組態設定(WRF_M01)的單一決定性預報模式
	WEPS			使用不同模式物理參數法的擾動組合產生 20 個成員的系集預報模式

10 名成員的回波模擬如圖 6 (WGT)及圖 7 (COR)所示，其排序前 10 名成員的回波皆呈現在臺灣西南部地區有出現 40 dBZ 以上較強回波分布的特徵，與實際觀測回波的分布較為一致的情況，且彼此間的前 10 名亦篩選出部分一樣的成員(例如圖 6b 與圖 7d)。相對地，排序最後 10 名成員的回波在兩個辨識實驗有不一樣的分布。建立於動差不變量理論基礎上的 WGT 實驗，其最後 10 名成員(圖 6l-u)的回波分布呈現較為凌亂鬆散且強度較弱，30 dBZ 以上的回波區域幾乎都相當小，甚至有強度不到 30 dBZ 的情況，然而以空間相關性進行排序的 COR 實驗而言，則將回波主要分布於臺灣海峽以北至北部海面的成員排序在後面(圖 7l-u)，這部分原因是因為空間相關係數

是網格點上點對點的計算(第(14)式)，容易反映出位置上的相關性，於是位於海峽以北和北部海面的回波位置與實際回波位於西南部地區和巴士海峽的位置，兩者形成反相位的分布，因此得到負相關係數而排序在後面。動差不變的方法則主要以形狀為辨識的重點特徵，於是像圖 7l-u 的回波分布可能經平移、縮放或旋轉後，就某種程度而言比凌亂小範圍的回波較相近於觀測的形狀，因此動差不變方法將這些形狀迥異之凌亂、小範圍的弱回波排序在後面。故不論是空散的弱回波分布或是位置不同的反相位分布，皆與實際觀測有顯著的差異，此結果顯示經動差不變或相關係數的影像辨識方式後，具有一定程度能力將與觀測回波差異較大的預報成員排序在後面。

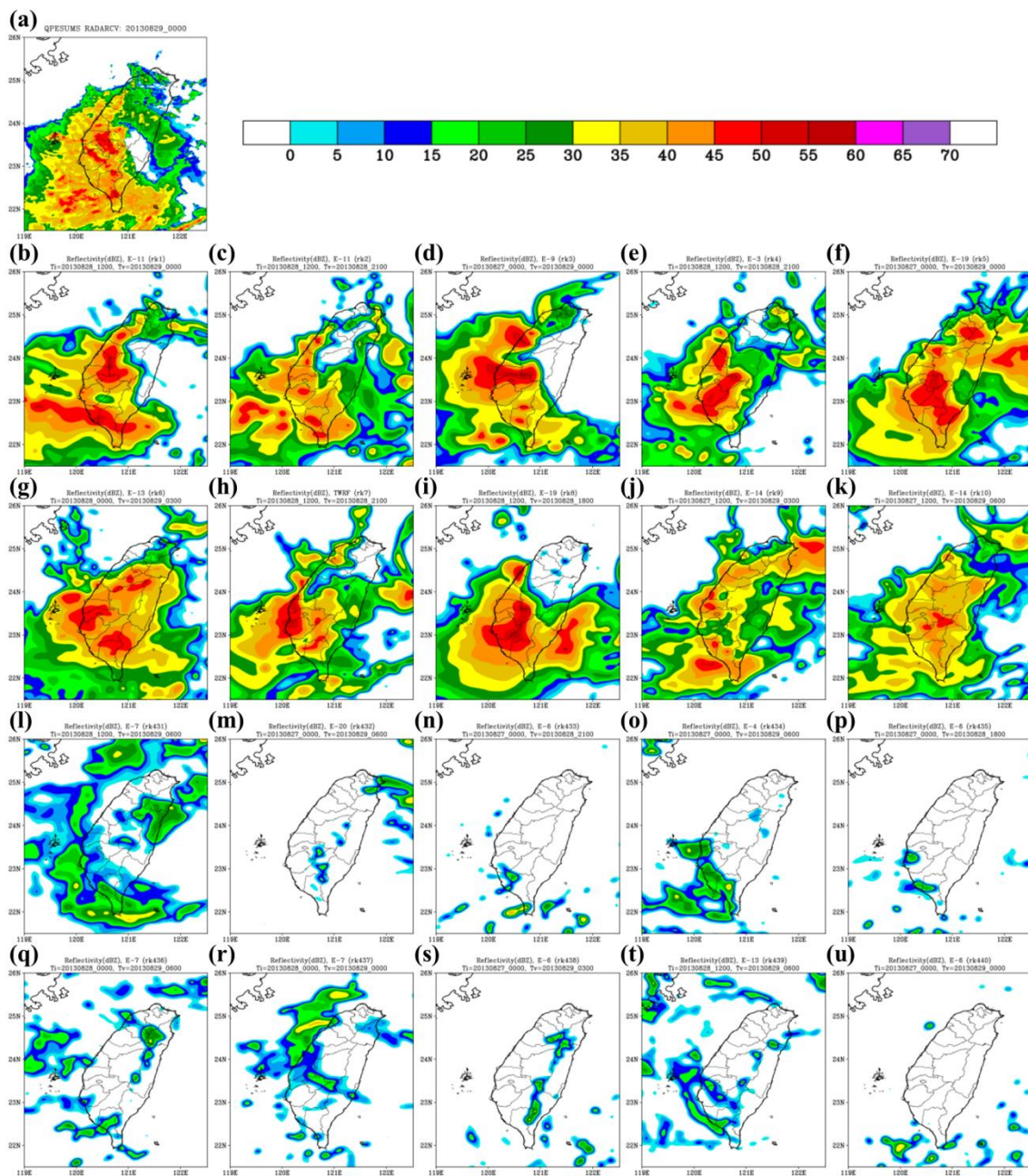


圖 6 (a) 2013 年 8 月 29 日 0000 UTC 的 QPESUMS 雷達觀測整合回波 (dBZ, 同圖 3e)。以 WGT 實驗進行比對計算模式成員回波與 8 月 29 日 0000 UTC 觀測回波之排序結果, (b)~(k) 為第 1 名至第 10 名以及 (l)~(u) 為第 431 名至第 440 名, 每個名次對應的成員編號、模式初始時間(Ti)和預報有效時間(Tv)如圖標所示。

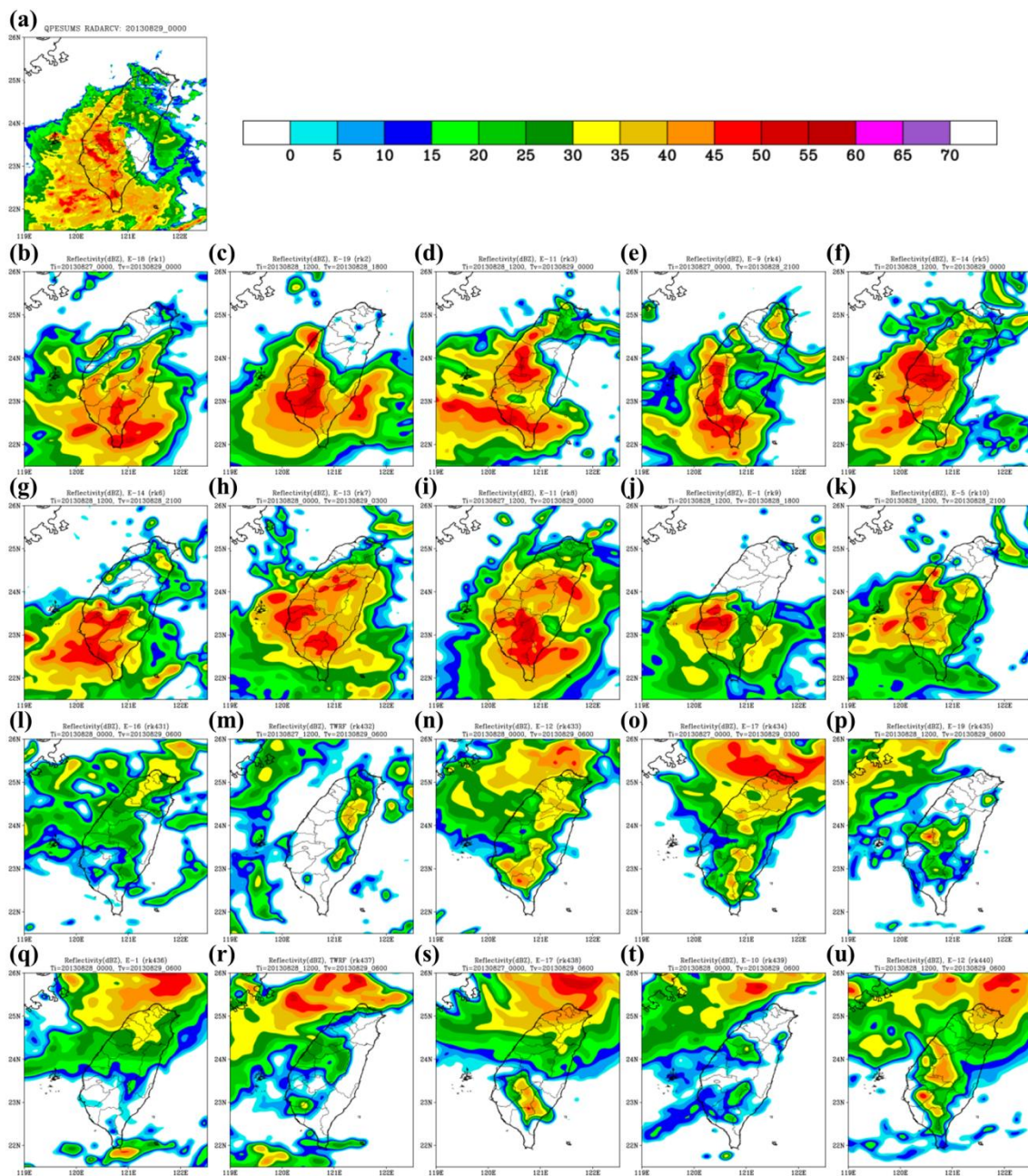


圖 7 同圖 6，但為 COR 實驗之排序結果。

此回波上的差異同樣反應到雨量的預報結果上，圖 8 為對應圖 6 的排序系集成員，於預報有效時間往後的 3 小時累積雨量 (COR 實驗的圖省略)。由於經辨識比對計算後，主要將強回波特徵

位於臺灣西南部地區的成員篩選出來，因此前 10 名成員的雨量預報主要都分布於臺灣西半部地區，且有些成員是更集中於西南部 (圖 8e,h)，與實際觀測雨量分布較為接近的結果，雖然成員間

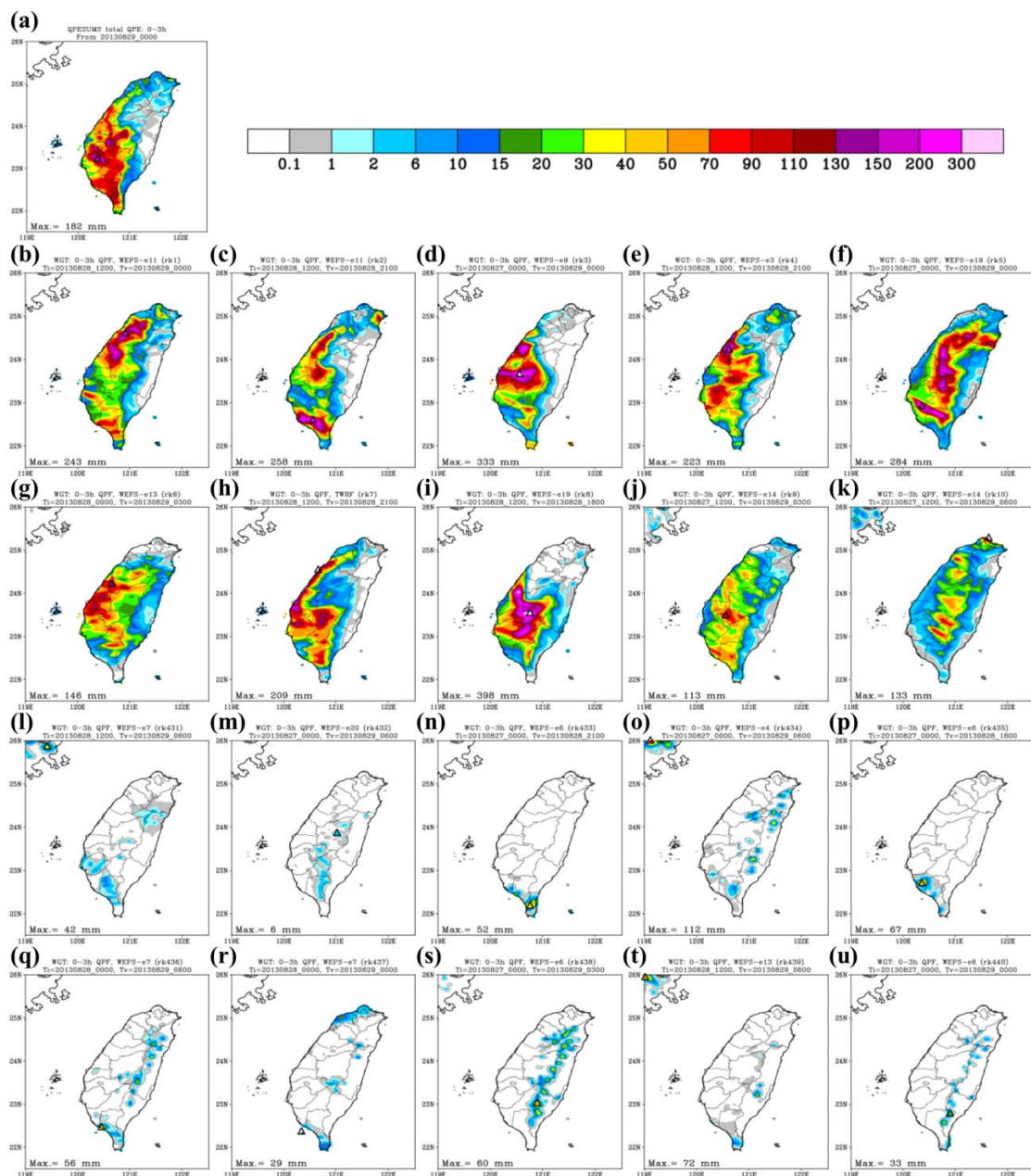


圖 8 (a) 2013 年 8 月 29 日 0000 UTC 至 0300 UTC 之 3 小時累積 QPESUMS 雷達降雨估計(mm)。WGT 實驗中模式成員比對排序結果 (圖 6) 於預報有效時間(Tv)往後的 3 小時累積雨量分布圖, (b)~(k)為第 1 名至第 10 名以及(l)~(u)為第 431 名至第 440 名。三角形標號表示雨量極值位置, 其值顯示於圖的左下方。

的雨量分布和極值仍有明顯獨特的差異。而最後 10 名成員的雨量相對地呈現局部零星且微弱量值的結果。整體而言，前 10 名與最後 10 名成員的雨量分布和極值呈現鮮明的差異。

本研究採用兩種常用的雨量校驗技術得分進行評估，為偏倚得分(Bias Score, BS)及公正預兆得分(Equitable Threat Score, ETS; Schaefer 1990; Chien et al. 2002; Accadia et al. 2005)。但必須說明的是，用以校驗雨量預報的觀測為 QPESUMS 的雷達降雨估計，因為是由回波與降雨率經驗關係

式(Z-R relationship)反推估得到，在陸地上有經過地面雨量站的校驗和修正，因此陸地上雨量值的準確度和可靠度相較於海面上要來得高，在考量準確性和對臺灣降雨預報的表現，雨量校驗技術得分僅就臺灣陸地上的網格點進行計算。

為進一步瞭解各系集成員的雨量預報表現隨辨識比對排序的分布情況，將 440 個成員於預報有效時間往後 3 小時累積雨量的 ETS，依兩個辨識實驗的排序和隨機排序進行計算（圖 9）。在 6 mm 雨量門檻的結果顯示 ETS 在辨識實驗中，皆

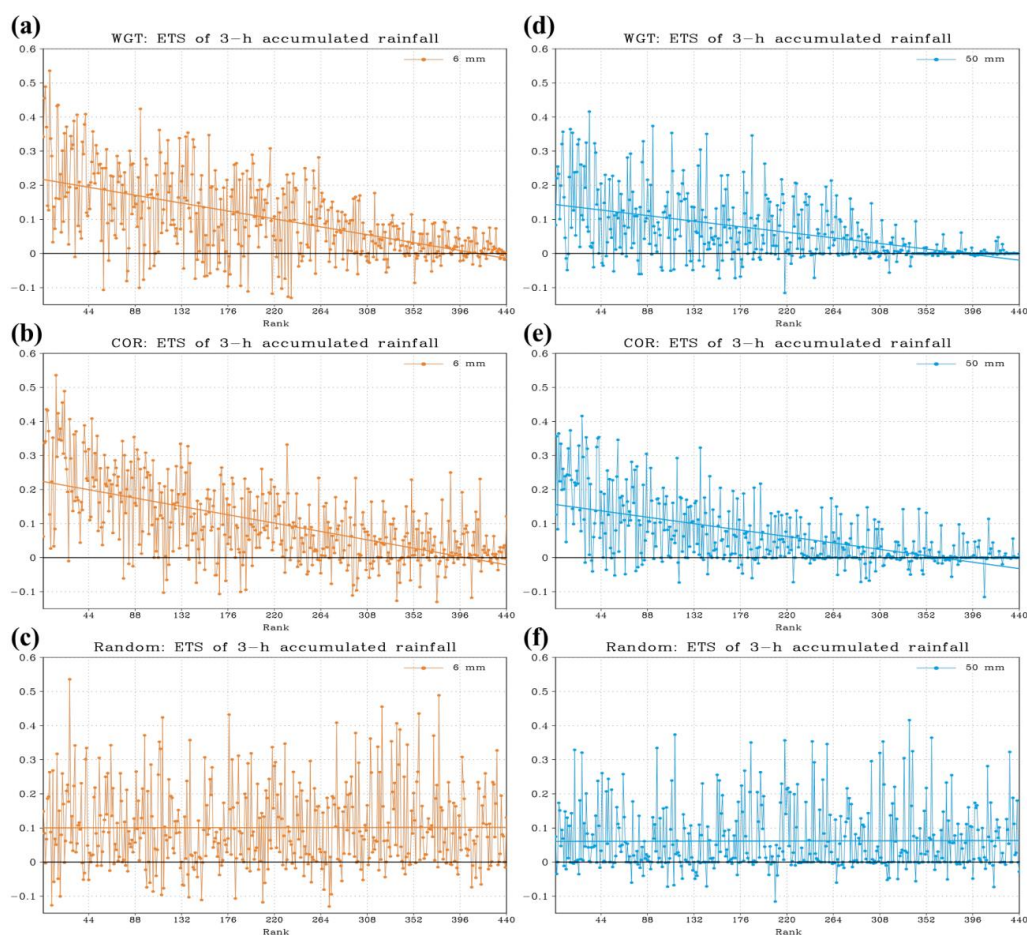


圖 9 針對辨識比對 2013 年 8 月 29 日 0000 UTC 觀測回波之個案，440 個系集預報成員 3 小時累積雨量在 6 mm 雨量門檻的 ETS 隨不同排序方式的曲線分布圖，橫軸排序分別為(a) WGT 實驗、(b) COR 實驗計算的成員名次、以及(c)模式成員隨機排序之結果。(d)~(f)同圖(a)~(c)，但為雨量門檻 50 mm 之 ETS 結果。圖中直線為最小平方方法求得之線性迴歸。

隨排序名次呈現線性遞減的趨勢(圖 9a,b)，雖然名次間的得分仍有跳動較大的情況，對 50 mm 較大雨量門檻而言亦有類似的結果(圖 9d,e)。可以注意到的是 COR 實驗排序在較後面名次的成員中(如第 350 名以後；圖 9b)，相較於 WGT 實驗來說(圖 9a)，COR 實驗有出現較多得分高於 0.2 的成員數，這可能與前面所提及的 COR 實驗傾向於將反相位位置的回波分布排序在後面有關，部分回波從北部海面移入導致陸地上有較大範圍的降雨，於是使得某些成員的雨量預報技術得分較高。同時與隨機排序出現的無明顯趨勢(圖 9c,f)比較之下，突顯經由回波辨識方式可將雨量

預報表現較好的成員篩選到前面的名次，而較差的預報則排序在後面，因此呈現較好的線性遞減趨勢。

如第三章第二節所述，針對某個觀測時間的回波個案(此為 8 月 29 日 0000 UTC)進行辨識比對所有系集成員後，我們將各排序成員的預報有效時間皆視為在觀測辨識時間的初始時間，且其於預報有效時間往後的雨量預報則當作由初始時間(0 h)開始的累積雨量，以此方式評估經回波辨識篩選成員之雨量預報表現。但在簡化和初步分析的考量下，本研究主要是以排序前 10 名成員作為評估及探討。圖 10 為時間於 8 月 29 日 0000

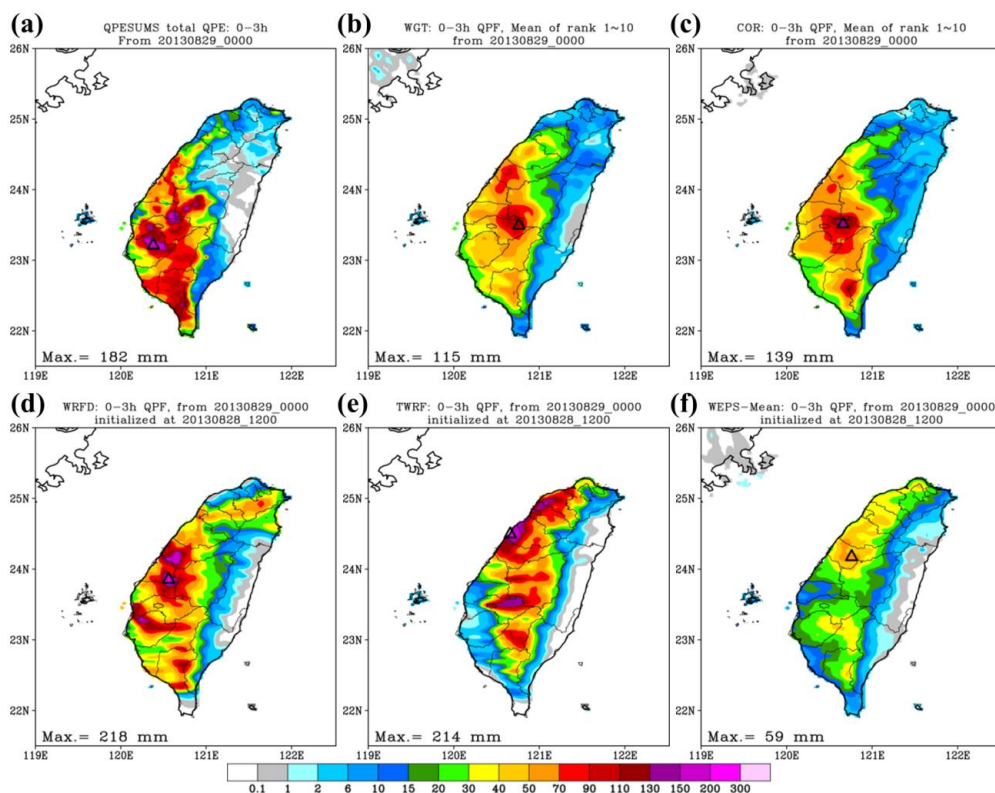


圖 10 設定為由 2013 年 8 月 29 日 0000 UTC 至 0300 UTC 之 3 小時累積雨量分布圖(mm)，(a) QPESUMS 雷達降雨估計；(b) WGT 及(c) COR 辨識比對實驗以 8 月 29 日 0000 UTC 觀測回波個案之排序前 10 名成員往後 3 小時累積的系集平均雨量；對照實驗組於 8 月 29 日 0000 UTC 預報有效時間往後的 3 小時累積雨量；(d) WRFD、(e) TWRF、以及(f) WEPS 的 20 個系集成員平均，模式初始時間為 8 月 28 日 1200 UTC。三角形標號表示雨量極值位置，其值顯示於圖的左下方。

UTC 往後的 3 小時累積雨量（即 0-3 h），包括觀測雨量、辨識實驗排序前 10 名成員的系集平均雨量、以及對照實驗組（WRFD、TWRF 及 WEPS 的系集平均）。由辨識實驗篩選前 10 名成員的系集平均雨量（圖 10b,c）和 WEPS 系集平均雨量（圖 10f）的比較顯示，透過客觀挑選出與觀測回波相近預報成員的方式皆呈現提高雨量極值的結果，雨量極值由 WEPS 系集平均的 59 mm，在辨識篩選後增加為 WGT 實驗的 115 mm 和 COR 實驗的 139 mm，然而仍皆是低估觀測雨量的 182 mm（圖 10a）。另一方面，單一決定性預報模式的 WRFD 和 TWRF 的雨量極值則有略高估的情況（圖 10d,e）。此外，值得注意的是 TWRF 和 WEPS 系集平均的兩區分布主要集中於臺灣中部到西北

部地區，而經辨識比對將回波特徵位於西南部的成員挑選出來後，其主要兩區呈現調整至西南部的結果，因此進而與觀測兩區分布較為一致，同時 WRFD 在西南部的兩區分布亦接近實際觀測的結果，惟在北部山區到宜蘭一帶有高估的現象。

在累積 12 小時的結果方面（0-12 h；圖 11），辨識實驗的系集平均雨量極值相較於 WEPS 系集平均同樣皆有提高的結果，WGT 實驗 12 小時雨量極值由 WEPS 的 79 mm（圖 11f）增加為 238 mm（圖 11b），COR 實驗更增加為 258 mm（圖 11c），接近單一決定性預報的 WRFD 和 TWRF 模式結果（圖 11d,e）。然而，不論辨識實驗或對照實驗的 12 小時累積雨量極值皆明顯小於觀測雨量的 409 mm（圖 11a），部分原因可能與模式解

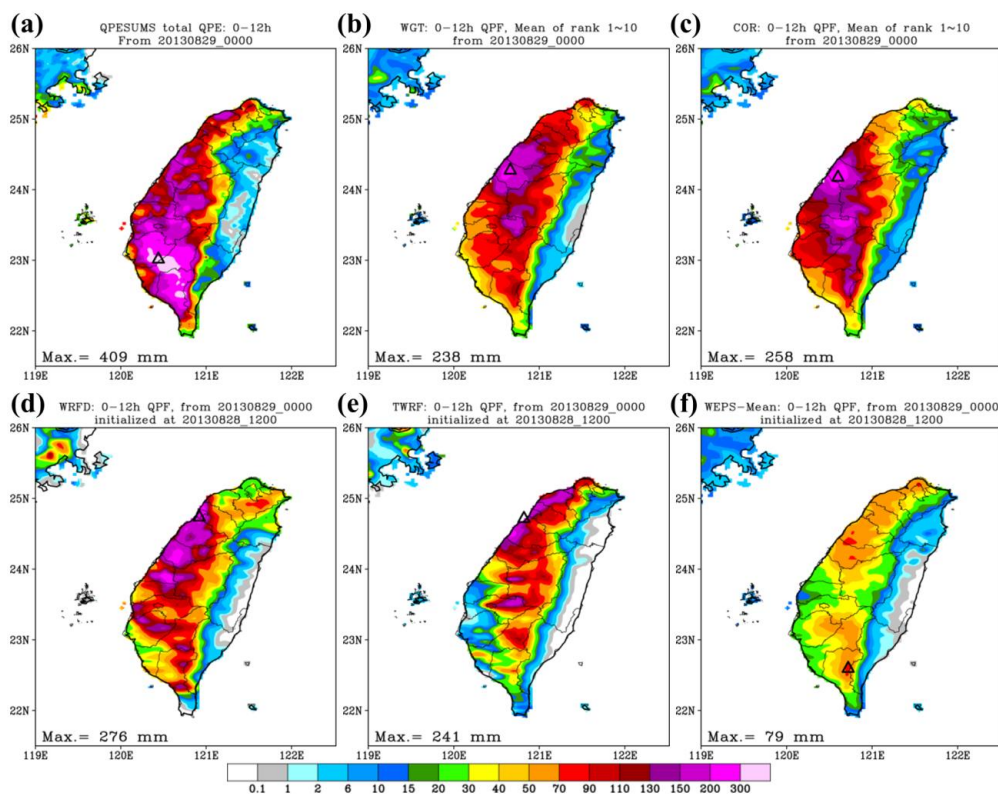


圖 11 同圖 10，但為設定由 2013 年 8 月 29 日 0000 UTC 至 1200 UTC 之 12 小時累積雨量分布圖。

析度不足、模式物理參數化過程的限制、複雜地形交互作用等因素有關(Wu and Kuo 1999; Wu et al. 2002)，使得模式通常容易有低估雨量的現象。

值得注意的是，TWRP 和 WEPS 系集平均在 0-3 h 的降雨分布主要位於西北部一帶(圖 10e,f)，而在後段的整體降雨又大幅減小(圖省略)，於是導致其累積雨量模擬在西南部沿海和平地都有明顯低估的情況(圖 11e,f)，然而經辨識比對的篩選方式均有改善此雨量低估的現象(圖 11b,c)。此改善西南部地區雨量預報的結果亦可由定量降水機率預報看出(Probability of Quantitative Precipitation Forecast, PQPF; 圖 12)，定量降水機率的計算為在一系集空間中針對任一成員，給定某一雨量門檻，將此門檻以上的雨量設為 1，其餘設為 0，再計算系集平均後，可得出超過某個雨量門檻之定量降水機率結果(黃等 2016)，換句話說，即為系集成員在網格點的雨量預報大於某門檻值所佔得比例。由 3 小時累積雨量超過 50 mm 的定量降水機率結果顯示，WEPS 呈現機率在 0%以上的區域幾乎涵蓋整個臺灣西半部(圖 12d)，在臺中以北地區出現約 20%~40%的機率，但實際並未發生雨量超過 50 mm 的情況(圖 12a)，形成機率預報有略高估的現象，而在西南部地區的機率僅約為 40%~50%。相較之下，辨識實驗的結果有效突顯西南部地區發生強降雨的機率特徵(圖 12b,c)，機率最大可增加至 70%~80%，出現於嘉義一帶附近的平地 and 山區，同時分布於西南部的機率在 30%以上所佔得範圍相較於 WEPS 要來得廣泛。此外，亦降低臺中以北地區發生大雨的機率預報，因而與實際觀測超過 50 mm 的降雨範圍較一致。在 12 小時累積雨量超過 130 mm 的定量降水機率方面，由於每逐三小時的雨量變化顯示主要雨區逐漸由西南部往中部以北

移動(圖省略)，使得在兩個辨識實驗中，12 小時累積雨量超過 130 mm 的機率大於 60%主要出現於苗栗、臺中的平地(圖 12f,g)，且範圍有略高估的情況。對於西南部發生 130 mm 以上的豪雨區域來說(圖 12e)，兩個辨識實驗(圖 12f,g)呈現機率在 0%以上的範圍比 WEPS(圖 12h)更廣泛、更符合實際發生的區域，其中又以 COR 實驗的機率由原本 WEPS 系集的約 20%增加達約 60%，顯示西南部地區發生豪雨的機率訊號經由辨識回波方式更能表現出來。

(二) 七個個案整體表現結果

前一節由 8 月 29 日 0000 UTC 的單一個案展示和說明回波辨識的排序結果、定量降水預報和機率預報等結果，本節將針對康芮颱風影響臺灣較為明顯的期間，探討從 8 月 28 日 1200 UTC 至 29 日 0600 UTC 每逐三小時的七個回波辨識個案(圖 3)之整體雨量預報表現，由 BS 及 ETS 兩項常用的雨量校驗得分進行量化的評估。

圖 13a-c 顯示不論就 3、6 或 12 小時累積雨量而言，以影像辨識為基礎的兩個實驗進行比對計算，其排序前 10 名成員的系集平均雨量在 20 mm 以下中小雨量門檻皆呈現過度預報的結果，BS 約在 1.1 到 1.4 之間，另三個對照實驗則呈現約介於 0.7 和 1 之間的不足預報情形，而在較大雨量門檻下的 BS 幾乎皆為小於 1 的不足預報現象。值得注意的是 WEPS 系集平均在 10 mm 以下的 BS 呈現接近 1 的結果，表示其對小雨預報所佔得面積接近觀測的範圍(但並不表示預報降雨的格點有多接近實際發生的位置)，然而在較大雨量門檻則相對地較為預報不足，不過經回波辨識後均呈現增加 BS 之結果，例如 3 小時雨量在 50 mm 門檻的 BS，由 WEPS 系集平均的約 0.2 增加

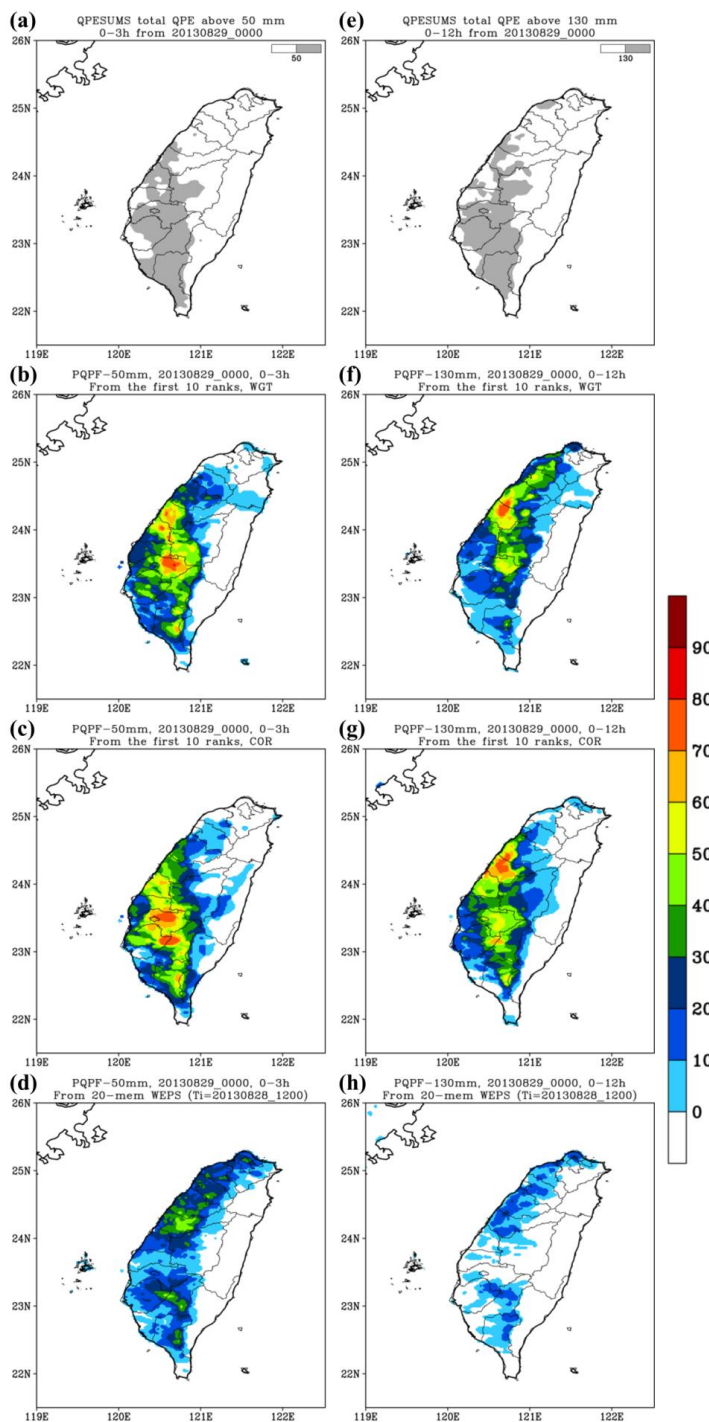


圖 12 (a)同圖 10a, 但僅以灰色標示雨量在 50 mm 以上的區域。於累積時間為 2013 年 8 月 29 日 0000 UTC 至 0300 UTC 之 3 小時累積雨量超過 50 mm 的定量降水機率(%), 分別為(b) WGT 和(c) COR 辨識比對實驗對於 8 月 29 日 0000 UTC 觀測回波個案之排序前 10 名成員、以及(d) WEPS 模式(初始時間為 8 月 28 日 1200 UTC) 20 個成員之計算結果。(e)~(h)同圖(a)~(d), 但為時間由 8 月 29 日 0000 UTC 至 1200 UTC 之 12 小時累積雨量超過 130 mm 的 QPESUMS 雷達降雨估計區域及定量降水機率。

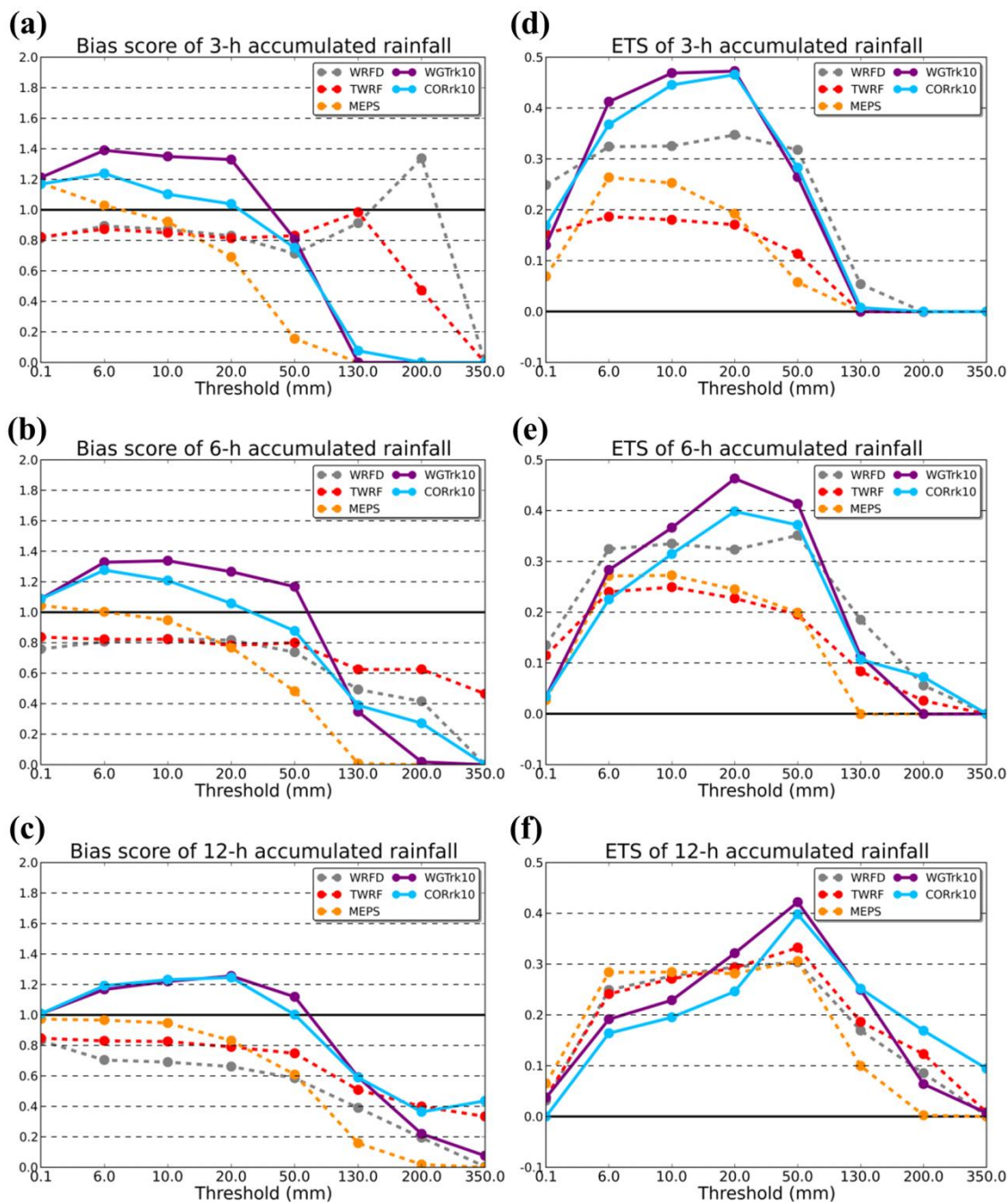


圖 13 兩個辨識比對實驗 (WGT: 紫實線、COR: 藍實線) 及對照實驗組 (WRFD: 灰虛線、TWRF: 紅虛線、WEPS 系集平均: 橘虛線), 針對康芮颱風七個時間點的個案平均之(a) 3 小時、(b) 6 小時、及(c) 12 小時累積雨量在不同雨量門檻下的 BS 結果。辨識比對實驗為取排序前 10 名成員的系集平均。(d)~(f)同圖(a)~(c), 但為 ETS 之結果。

為 WGT 和 COR 實驗的約 0.8 (圖 13a); 12 小時雨量在 130 mm 門檻的 BS, 由 WEPS 的 0.2 增加為 WGT 和 COR 實驗的 0.6 左右 (圖 13c), 表示藉由即時的回波辨識和篩選方法有助於改善 WEPS 系集平均雨量對強降雨嚴重預報不足的結果。另一方面, 由於篩選出具強回波特徵而有較大累積雨量的成員, 可能導致其對中小雨量預報所佔得範圍有高估的現象。

在相對於 BS 更能用以描述預報結果多接近觀測值的 ETS 技術得分方面, 兩個辨識實驗的前 10 名系集平均之 3 小時累積雨量, 在 6~20 mm 門檻下的 ETS 均高於其他三個對照實驗 (圖 13d), 而在 50 mm 門檻以上則以 WRFD 的表現最好, 其次為 WGT 和 COR 實驗。就 6 及 12 小時累積雨量的 ETS 結果而言 (圖 13e,f), 不同實驗在不同雨量門檻的 ETS 呈現各有高低的情況, 但有趣的是在豪雨等級以上門檻 (如 200 mm 以上) 的 ETS 則以 COR 實驗的表現較好, 表示針對康芮颱風個案而言, 建立於相關係數理論的辨識方法對於強降雨分布似乎有較佳的預報能力。若由三個對照實驗間的比較, 結果發現 WRFD 模式在 3 和 6 小時雨量的預報表現優於 TWRF 及 WEPS 系集平均, 而三者 12 小時雨量的 ETS 則大致有相近的得分。整體來說, 辨識實驗在以回波辨識進行篩選成員後, 其雨量預報在不同降雨強度的技術得分幾乎皆高於原本未經辨識的 WEPS 系集平均, 尤其是在較大雨量之門檻, 舉例而言, 3 小時雨量在 50 mm 門檻的 ETS, 由 WEPS 系集平均的約 0.06 提升至 WGT 和 COR 實驗的 0.27 左右 (圖 13d), 且 12 小時雨量在 130 mm 門檻的 ETS, 由 WEPS 系集平均的約 0.1 提升為 WGT 和 COR 實驗的 0.25 (圖 13f)。

如前所述及以上的結果分析, 本研究焦點放

於以辨識比對排序前 10 名成員來探討辨識篩選方法在雨量預報上的表現, 為瞭解取不同數量的排序名次對於雨量預報的影響, 進一步將排序名次逐漸增加至前 50 名, 分析其系集平均在 3 小時累積雨量的預報表現 (圖 14)。七個個案平均結果顯示, 兩個辨識實驗不論取排序前 10 名到前 50 名的系集平均雨量, 其 ETS 大致為相近的情況, 得分差異大約介於 0.05 到 0.1 之間。如同圖 9 中單一個案呈現的 ETS 排序曲線圖所暗示, 雖然排序前 50 名各成員間的 ETS 有高低變化的差異, 有可能在取前 10 名到前 50 名平均後導致其之間的差異變得較不顯著。此結果表示在康芮颱風個案中, 本研究初步以排序前 10 名成員進行評估仍應可以具代表辨識方法整體的結果。然而, 必須指出的是如何選取更有效的排序名次數量牽涉到多重且複雜的層面, 例如可能與辨識方法的排序能力、系集模式對不同個案的掌握能力等因素有關, 仍值得未來持續深入探討的議題。

五、結論

本研究以兩種圖形辨識理論發展雷達回波比對技術, 並應用於極短期系集定量降水預報, 分別為「動差不變量」及「皮爾森相關係數」理論。前者可將二維影像圖形 (本研究為網格化的回波值) 利用動差的非線性組合轉化為具物理幾何意義的七個描述值, 這些分量具有對圖形在平移、尺度和旋轉上改變之不變的特性, 尤其特別發展片段逐步分塊的重複計算方式, 並使用正規化相似度演算法來客觀量化模式與觀測回波的相近程度。在理想橢圓圖形的簡單測試下, 結果顯示經由此發展的移動區塊重複計算所得到的相似度相較於原本用單一全域計算的相似度, 更能表現圖形在這些特性上的差異而提高辨識能力。後者為

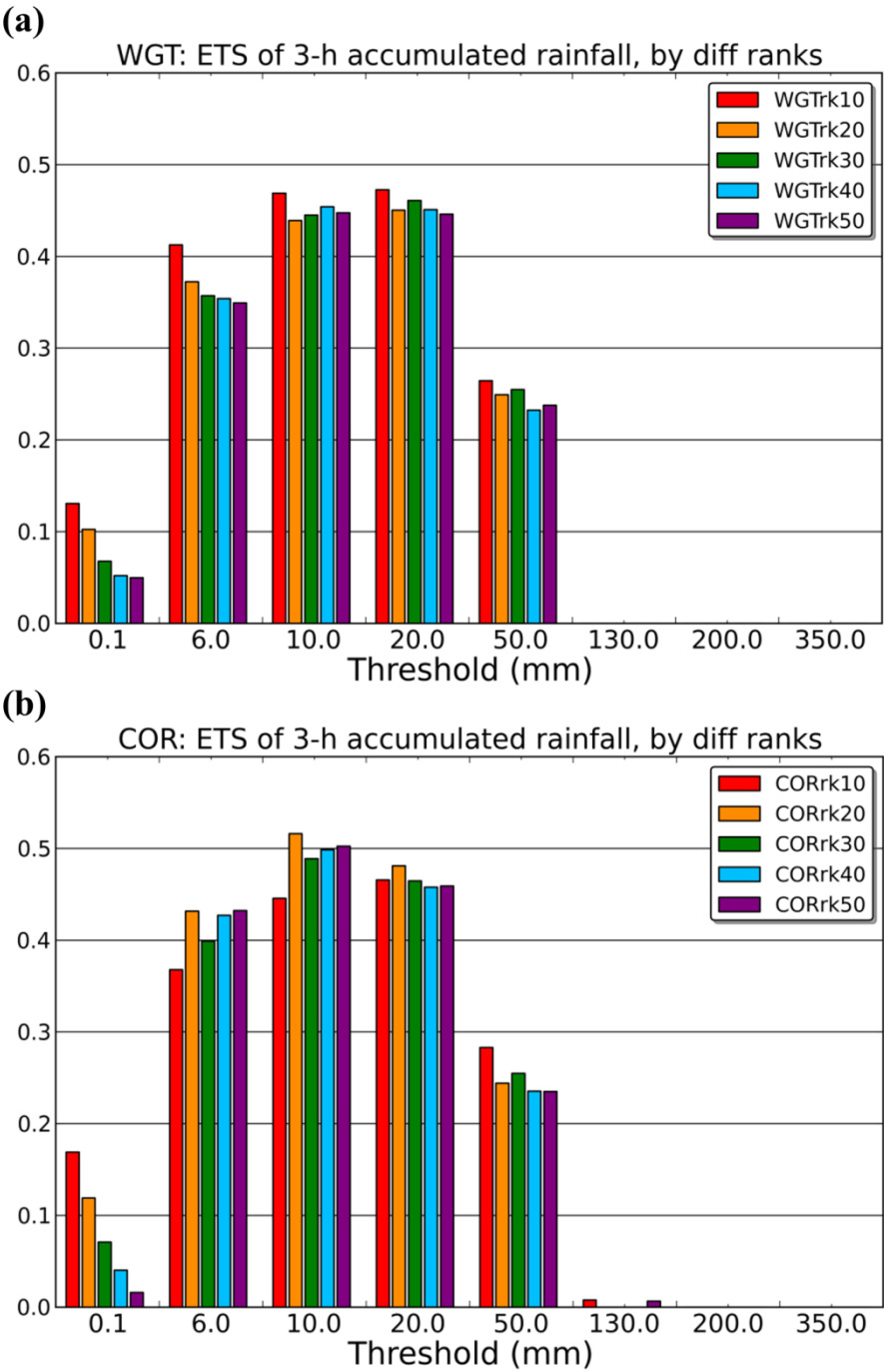


圖 14 由(a) WGT 實驗及(b) COR 實驗取辨識排序前面不同數量名次的系集成員平均雨量，針對康芮颱風七個時間點的個案平均之 3 小時累積雨量在不同雨量門檻下的 ETS 結果（前 10、20、30、40 及 50 名分別為紅色、橘色、綠色、藍色和紫色的長條）。

統計上應用至平面空間的相關係數計算，由網格點上點對點的模式及觀測回波值得出兩者間的相關性。

研究個案選取 2013 年康芮颱風於 8 月 28 日 1200 UTC 至 29 日 0600 UTC 期間，每逐三小時的 QPESUMS 觀測整合回波進行辨識比對，共有七個個案。使用的模式包括 WRF 區域模式的兩種單一決定性預報(WRFD、TWRP)，以及具 20 個成員的系集模式(WEPS)，觀測及模式資料皆處理成 0.02°經緯度的網格解析度。關於模式時間和系集成員選取的比對策略方面，將四個初始時間模式的預報落於觀測回波辨識時間的前後六小時內設定為納入辨識計算的系集成員，因此共有 440 個預報成員。此外，分別以兩種辨識理論設計實驗，其一為建立於動差不變量和片段分塊的計算之上，重複針對若干個門檻值以上的回波區域計算，並由簡單高斯函數給予其相似度值的權重(WGT)，另一則是使用皮爾森相關係數方法進行計算(COR)。以這兩個辨識實驗的設計進行客觀量化及排序所有系集成員回波與實際觀測的相似程度，針對康芮颱風七個個案，探討及評估其辨識排序前 10 名成員系集平均雨量在 3 到 12 小時內之極短期定量降水預報表現。

由 8 月 29 日 0000 UTC 的單一個案結果顯示 3 小時累積雨量的 ETS 隨辨識實驗的排序相較於隨機排序結果整體呈現較佳的線性遞減趨勢，而且排序前 10 名成員的強回波分布與特徵與觀測較為一致，並與最後 10 名成員的回波分布形成強烈且鮮明的對比和差異。然而，動差不變量的理論傾向將形狀截然不同的零散弱回波（相對於此個案的強回波分布特徵）視為較不相像的成員，而皮爾森相關係數方法則容易把位置位於反相位的回波（強回波位於北部海面相對於觀測分布於

西南部）排序在後面。經由回波辨識計算將與觀測較接近的成員篩選出來後，同時亦呈現將雨量預報表現較好的成員排序到前面名次的結果。此外，在排序前 10 名成員的系集平均雨量方面，其極值不論以 3 或 12 小時的累積雨量來看，相較於 WEPS 系集平均皆有提高的結果，且 12 小時累積雨量極值增加至接近單一決定性預報，但仍均有低估觀測雨量的現象。另一方面，TWRP 和 WEPS 系集平均對於臺灣西南部平地發生豪雨等級以上區域有掌握不足的情況，在經辨識比對後呈現改善此雨量低估的結果，同時亦有效突顯在西南部地區發生強降雨的定量降水機率(PQPF)，機率由 WEPS 的約 40%增加到 70%左右。

由七個個案平均的 BS 結果顯示，辨識實驗排序前 10 名成員的系集平均在中小雨量門檻為過度預報，而對較大雨量則有預報不足之情況，不過仍較 WEPS 系集平均有增加的結果。整體而言，辨識實驗在不同雨量門檻的 ETS 大致都呈現高於原本未經辨識的 WEPS 系集平均得分，尤其是在比較大的雨量門檻。WGT 和 COR 實驗的辨識排序前 10 名成員系集平均雨量，其 3 小時累積雨量在 20 mm (50 mm)雨量門檻的 ETS 約為 0.47 (0.27)，而 WRFD、TWRP 和 WEPS 系集平均則分別為 0.35 (0.32)、0.17 (0.11)和 0.19 (0.06)。除 WRFD 在較大雨量門檻下表現較好外，藉由辨識比對回波的方式皆呈現明顯提升雨量預報技術得分的結果。同時，12 小時累積雨量在 130 mm 門檻的 ETS 亦由 WEPS 系集平均的 0.1，經比對篩選後，提升至約 0.25，且相近於或優於單一決定性預報的表現。此外，由排序前 10 名到前 50 名系集平均雨量預報表現之間的差異不大，表示取前 10 名的數量仍應具呈現辨識方法整體表現的代表性。

本研究目前採用的比對策略是取觀測辨識時間之前後六小時時間差與四個初始時間的模式積分模擬作為集合所有比對成員的條件，若在電腦資源許可的情況下，調整時間差和模擬數量而改變比對成員的數量對於辨識結果的影響，是一項有待測試的敏感性實驗。此外，如何對不同個案選取更彈性且有效的排序名次之成員數量（而非固定前 10 名），如針對取相似度值為最大相似度值（即第 1 名）的不同比例以上的預報成員進行評估，亦是另一項有待解決的問題。除進行系集平均外，對辨識挑選的相似預報成員，採用如 PM（機率拟合系集平均）、超越機率之定量降水預報等的系集後處理方法，應可以更突顯強降雨分布和提升極值的效果。另一方面，本研究是以單一時間的靜態回波作為辨識的影像，未來如何納入其他量場更完整描述運動場的分布，例如採用連續時間的動態回波影像、比較雷達徑向速度場和模式風場等，進一步發展綜合性的相似度指標作為辨識依據，也是值得繼續思索的議題，期望能更精進目前辨識比對的預報方法。未來也將針對更多個案及使用更完整的校驗方法，對辨識技術進行統計的檢定分析，以瞭解其整體的技術能力和改善程度。

中央氣象局供預報作業參考用的 WRF 區域模式約自 2013 年 10 月起，由原本每日執行 2 次新增為每日的 00、06、12 和 18 UTC 執行 4 次，並於 2015 年 4 月左右由原本的逐三小時模式輸出調整為逐時的模式輸出，可預期的是將會產生更多的系集成員，本研究提出的回波辨識技術已逐步進入氣象局的預報作業流程中，因此在未來需要快速辨識大量系集成員的考量下，勢必需要借助叢集電腦架構的平行計算以提升和優化運算效能，達到滿足作業即時的要求。

總而言之，透過本研究初步發展的回波辨識比對技術，能具有客觀量化和挑選與觀測回波較為相似系集成員之能力，從大量系集模式預報結果擷取更為有用的資訊而達到資料探勘(data mining)和縮減的效果，對系集模式資料進行後處理的加值效應，並輔助人為主觀判斷，以期能有助於提升極短期雨量預報技術得分，能在預報作業上提供另一更即時的系集定量降水預報參考指引。

致謝

感謝中央氣象局氣象衛星中心提供雷達觀測資料及氣象資訊中心提供數值模式資料，得以讓本研究順利進行。同時也要感謝國立臺灣大學土木工程學系的李天浩副教授對方法發展的解說和指導。對於兩位審查者提出寶貴的意見與建議，在此也表達感激之意，致使本文能更趨完整詳細且提高可閱讀性。本研究部分成果是在中央氣象局執行的「強化災害性即時天氣預報」和「發展小區域災害性天氣即時預報系統」中程計畫下規劃完成。

附錄

參考黃與蔡(2010)之正規化相似度演算法，本附錄說明其方法應用於計算兩張圖形經過動差不變量理論轉換成數值型態後的相似度值。由於動差不變量之七個分量具有描述圖形不同面向的功能，而且彼此間數量級的差異可能達 $O(10^{10})$ 以上(Huang and Leng 2010)，因此若要按圖形區分出不同分量間的重要性實屬不易，為平均考量每個分量的貢獻，採取七個分量個別對所有圖形中作正規化，此簡易作法同時也可考慮某一圖形的動差分量相對於其他圖形所佔的比重。將七個動差

分量以(A1)式予以正規化，

$$v_k = \frac{\phi_k - (\phi_k)_{\min}}{(\phi_k)_{\max} - (\phi_k)_{\min}}, \quad k=1,2,\dots,7 \quad (A1)$$

其中， ϕ_k 表示第 k 個分量的動差， $(\phi_k)_{\max}$ 和 $(\phi_k)_{\min}$ 分別為在所有辨識圖形（本研究為觀測回波及所有系集預報成員）經動差不變理論轉化成七個分量後，第 k 個動差分量在所有圖形中的最大值和最小值。因此可將原本的動差分量標準化成 0 到 1 的值，也表示其相對於其他圖形之動差分量的量值。

欲量化某一系集成員的回波圖形與觀測回波的相似度值，將雷達觀測回波（以上標 O 標示）和第 i 個系集成員回波模擬（以上標 i 標示）的正規化動差表示成七維向量：

$$\begin{aligned} \vec{p}^O &= [v_1^O, v_2^O, \dots, v_7^O] \\ \vec{p}^i &= [v_1^i, v_2^i, \dots, v_7^i] \end{aligned} \quad (A2)$$

進一步計算此兩向量的距離相似度(distance similarity, DS)和夾角相似度(angle similarity, AS)，如下式：

$$DS(\vec{p}^i, \vec{p}^O) = 1 - \frac{D(\vec{p}^i, \vec{p}^O)}{\max_{\forall i}[D(\vec{p}^i, \vec{p}^O)]} \quad (A3)$$

$$AS(\vec{p}^i, \vec{p}^O) = 1 - \frac{\cos^{-1}[\frac{\langle \vec{p}^i, \vec{p}^O \rangle}{\|\vec{p}^i\| \|\vec{p}^O\|}]}{\pi} \quad (A4)$$

其中， $D(\vec{p}^i, \vec{p}^O)$ 表示此兩向量的歐幾里德距離(Euclidean distance)，而 $\max_{\forall i}[D(\vec{p}^i, \vec{p}^O)]$ 表示對所有系集成員與觀測所計算歐幾里德距離之最大值， $\langle \vec{p}^i, \vec{p}^O \rangle$ 為兩向量內積， $\|\cdot\|$ 符號表示向量長度，分別定義如下：

$$D(\vec{p}^i, \vec{p}^O) = \sqrt{\sum_{k=1}^7 (v_k^i - v_k^O)^2} \quad (A5)$$

$$\langle \vec{p}^i, \vec{p}^O \rangle = \sum_{k=1}^7 v_k^i \cdot v_k^O \quad (A6)$$

$$\|\vec{p}^i\| = \sqrt{\sum_{k=1}^7 (v_k^i)^2}, \quad \|\vec{p}^O\| = \sqrt{\sum_{k=1}^7 (v_k^O)^2} \quad (A7)$$

因此，由(A3)和(A4)式計算的 DS 及 AS 值介於 0 與 1 之間， DS 值愈接近 1 表示兩向量的長度愈接近，且 AS 值愈接近 1 表示兩向量的夾角愈小。

為同時考慮向量長度及向量夾角的影響，取兩者平均值作為量化第 i 個系集成員回波模擬與觀測回波的相似度(similarity)，如(A8)式所示，

$$S^i = \frac{DS(\vec{p}^i, \vec{p}^O) + AS(\vec{p}^i, \vec{p}^O)}{2} \quad (A8)$$

故此相似度值亦介於 0 與 1 之間，愈接近 1 表示模式回波與觀測的相似程度愈高。

參考文獻

- 丘台光、陳嘉榮、張保亮、林品芳，2007：劇烈天氣監測系統 QPESUMS 之服務與應用。國土資訊系統通訊，61 卷，15-26。
- 李天浩、張鳳吟、丘君翹、蔡雅婷、黃椿喜、劉承昕、薛宏宇，2013：應用 QPESUMS 資料迴歸估計台灣地區降水系統移速場。102 年天氣分析與預報研討會論文彙編，桃園龍潭，A2-147，1 頁。
- 李志昕、洪景山，2014：區域系集預報系統研究：系集成員產生方式之評估。大氣科學，42 卷，2 期，153-179。
- 洪國展、李天浩、馮智勇、黃椿喜、丘君翹、林彥廷，2014：以改良式 ABLER 法應用於台灣地區降雨系統移速場外延估計。103 年天

- 氣分析與預報研討會論文集編,中央氣象局, A2-30, 6 頁。
- 唐玉霜、張保亮, 2015: 劇烈天氣系統(QPESUMS) 發展與客製化服務。104 年天氣分析與預報研討會論文集編,中央氣象局, A6-9, 6 頁。
- 胡美燕、姜獻峰, 2007: 輸液針圖像矩不變量的研究。中國圖像圖形學報, 12 卷, 3 期, 456-459。
- 陳浩、陸罡、高啟孝, 2003: 離散條件下數字圖像矩不變量不變性的分析與研究。海軍工程大學學報, 15 卷, 4 期, 89-92。
- 陳鑫濤、王重傑、張智昇, 2015: 中期雲解析度颱風差時系集預報結果分析—以康芮颱風、蘇拉颱風為例。104 年天氣分析與預報研討會論文集編,中央氣象局, A4-9, 6 頁。
- 許文豪, 2000: 圖形辨識概述與實作。國立清華大學, 資訊工程學系, 碩士論文, 53 頁。
- 許晃雄、洪志誠、翁春雄、李明營、羅資婷、郭芮伶、柯亘重、周佳, 2010: 莫拉克颱風的多重尺度背景環流。大氣科學, 38 卷, 1 期, 1-19。
- 黃金榮、蔡奇紘, 2010: 圖片相似度演算法。機光電研討會論文集, 131-140。
- 黃椿喜、葉世瑄、呂國臣、洪景山, 2016: 從定量降水預報、定量降水機率預報到超越機率之定量降水預報。(投稿至大氣科學, 審查中)。
- 葉天降、馮欽賜、柳再明、陳得松、黃康寧、陳雯美、汪鳳如、洪景山, 2012: 中央氣象局數值天氣預報作業系統(二)—預報模式概況。氣象學報, 48 卷, 4 期, 69-95。
- 葉世瑄、林沛練、洪景山、黃椿喜, 2016: 機率擬合之系集定量降水預報後處理方法。(投稿至大氣科學, 已接受發表)。
- 蔡禹明、陳姿瑾、呂國臣、黃椿喜, 2012: 應用 ARMOR 方法於台灣強降雨事件定量降水預報之研究。101 年天氣分析與預報研討會論文集編, 中央氣象局, 153-158。
- 蘇奕叡、洪景山、李志昕, 2016: 系集機率擬合平均定量降水預報產品之特性分析。(投稿至大氣科學, 審查中)。
- 顧欣怡、王信凱、鄭安孺、高慧萱、陳怡彰、呂國臣, 2011: 高解析度網格點氣象分析系統。建國百年天氣分析預報與地震測報研討會論文集編, 中央氣象局, 259-263。
- Accadia, C., S. Mariani, M. Casaioli, A. Lavagnini, and A. Speranza, 2005: Verification of precipitation forecasts from two limited-area models over Italy and comparison with ECMWF forecasts using a resampling technique. *Wea. Forecasting*, **20**, 276-300.
- Atencia, A., and I. Zawadzki, 2015: A comparison of two techniques for generating nowcasting ensembles. Part II: Analogs selection and comparison of techniques. *Mon. Wea. Rev.*, **143**, 2890-2908.
- Chang, H.-L., H. Yuan, and P.-L. Lin, 2012: Short-range (0-12 h) PQPFs from time-lagged multimodel ensembles using LAPs. *Mon. Wea. Rev.*, **140**, 1496-1516.
- Chien, F.-C., Y.-H. Kuo, and M.-J. Yang, 2002: Precipitation forecast of MM5 in the Taiwan

- area during the 1998 mei-yu season. *Wea. Forecasting*, **17**, 739-754.
- Courtier, P., and O. Talagrand, 1987: Variational assimilation of meteorological observations with the adjoint vorticity equation. Part II. Numerical results. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **113**, 1329-1347.
- DuFran, M. Z., R. L. Carpenter, Jr. and B. L. Shaw, 2009: Improved precipitation nowcasting algorithm using a high-resolution NWP model and national radar mosaic. *AMS 34th Conference on Radar Meteorology*, Williamsburg, VA, 3B.6.
- Ebert, E. E., 2001: Ability of a poor man's ensemble to predict the probability and distribution of precipitation. *Mon. Wea. Rev.*, **129**, 2461-2480.
- Evensen, G., 1994: Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *J. Geophys. Res.*, **99** (C5), 10143-10162.
- Fang, X., and Y.-H. Kuo, 2013: Improving ensemble-based quantitative precipitation forecasts for topography-enhanced typhoon heavy rainfall over Taiwan with a modified probability-matching technique. *Mon. Wea. Rev.*, **141**, 3908-3932.
- Gauthier, P., M. Tanguay, S. Laroche, S. Pellerin, and J. Morneau, 2007: Extension of 3DVAR to 4DVAR: Implementation of 4DVAR at the Meteorological Service of Canada. *Mon. Wea. Rev.*, **135**, 2339-2354.
- Gourley, J. J., R. A. Maddox, D. W. Burgess, and K. W. Howard, 2002: An exploratory multisensory technique for quantitative estimation of stratiform rainfall. *J. Hydrometeor.*, **3**, 166-180.
- Hamill, T. M., and C. Snyder, 2000: A hybrid ensemble Kalman filter-3D variational analysis scheme. *Mon. Wea. Rev.*, **128**, 2905-2919.
- Hsiao, L.-F., D.-S. Chen, Y.-W. Kuo, Y.-R. Guo, T.-C. Yeh, J.-S. Hong, C.-T. Fong, and C.-S. Lee, 2012: Application of WRF 3DVAR to operational typhoon prediction in Taiwan: Impact of outer loop and partial cycling approaches. *Wea. Forecasting*, **27**, 1249-1263.
- , X.-Y. Huang, Y.-H. Kuo, D.-S. Chen, H. Wang, C.-C. Tsai, T.-C. Yeh, J.-S. Hong, C.-T. Fong, and C.-S. Lee, 2015: Blending of global and regional analyses with a spatial filter: Application to typhoon prediction over the western North Pacific Ocean. *Wea. Forecasting*, **30**, 754-770.
- Hu, M.-K., 1962: Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions on Information Theory*, **8**, 179-187.
- Huang, Z., and J. Leng, 2010: Analysis of Hu's moment invariants on image scaling and rotation. *Proc. of 2010 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology*, **7**, 476-480.
- Jain, A. K., R. P. W. Duin, and J. Mao, 2000: Statistical pattern recognition: A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **22**, 4-37.

- Lin, C., S. Vasic, A. Kilambi, B. Turner, and I. Zawadzki, 2005: Precipitation forecast skill of numerical weather prediction models and radar nowcasts. *Geophys. Res. Lett.*, **32**, L14801.
- Schaefer, J. T., 1990: The critical success index as an indicator of warning skill. *Wea. Forecasting*, **5**, 570-575.
- Shiiba, M., T. Takasao, and E. Nakakita, 1984: Investigation of short-term rainfall prediction method by a translation model. *Proc. 28th Annual Conf. on Hydraulics*, JSCE, 423-428 (in Japanese).
- Tsai, C.-C., S.-C. Yang, and Y.-C. Liou, 2014: Improving quantitative precipitation nowcasting with a local ensemble transform Kalman filter radar data assimilation system: observing system simulation experiments. *Tellus A*, **66**, 21804.
- Turner, B., I. Zawadzki, and U. Germann, 2004: Predictability of precipitation from continental radar images. Part III: Operational nowcasting implementation (MAPLE). *J. Appl. Meteor.*, **43**, 231-248.
- Wang, H., J. Sun, X. Zhang, X.-Y. Huang, and T. D. Auligne, 2013: Radar data assimilation with WRF 4D-Var. Part I: System development and preliminary testing. *Mon. Wea. Rev.*, **141**, 2224-2244.
- Wang, X., D. M. Barker, C. Snyder, and T. M. Hamill, 2008: A hybrid ETKF-3DVAR data assimilation scheme for the WRF model. Part I: Observing system simulation experiment. *Mon. Wea. Rev.*, **136**, 5116-5131.
- Wu, C.-C., and Y.-H. Kuo, 1999: Typhoons affecting Taiwan: Current understanding and future challenges. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **80**, 67-80.
- , T.-H. Yen, Y.-H. Kuo, and W. Wang, 2002: Rainfall simulation associated with Typhoon Herb (1996) near Taiwan. Part I: The topographic effect. *Wea. Forecasting*, **17**, 1001-1015.
- , S.-G. Chen, S.-C. Lin, T.-H. Yen, and T.-C. Chen, 2013: Uncertainty and predictability of tropical cyclone rainfall based on ensemble simulations of Typhoon Sinlaku (2008). *Mon. Wea. Rev.*, **141**, 3517-3538.
- Xie, Y., S. Koch, J. McGinley, S. Albers, P. E. Bieringer, M. Wolfson, and M. Chan, 2011: A space-time multiscale analysis system: A sequential variational analysis approach. *Mon. Wea. Rev.*, **139**, 1224-1240.
- Yen, E. K., and R. G. Johnston, 1996: The ineffectiveness of the correlation coefficient for image comparisons. Report LAUR-96-2474, Los Alamos National Laboratory.
- Zhang, F., Y. Weng, J. A. Sippel, Z. Meng, and C. H. Bishop, 2009: Cloud-resolving hurricane initialization and prediction through assimilation of Doppler radar observations with an ensemble Kalman filter: Humberto (2007). *Mon. Wea. Rev.*, **137**, 2105-2125.

Development of Ensemble Quantitative Precipitation Nowcasting Using Analogs Selection Based on Pattern Recognition of Radar Reflectivity

**Shin-Gan Chen Treng-Shi Huang Kuo-Chen Lu
Jing-Shan Hong Po-Hsiung Chang**

Central Weather Bureau

(manuscript received 11 January 2016 ; in final form 19 February 2016)

ABSTRACT

The ensemble quantitative precipitation nowcasting (also referred to as short-range quantitative precipitation forecast) is developed and explored by objectively selecting the analogs to the latest observed radar reflectivity among numerous ensemble members based on two pattern recognition theories. One is called moment invariants theory that is able to extract seven components with specific geometric features, and the other is based on Pearson's correlation coefficient applied to compare two planar images. In particular, the repeated calculation of moment invariants within piecewise sections of an entire image is proposed to enhance the recognition capability. In addition, the similarity algorithm is adopted to quantify the degree of how one ensemble member resembles the observed radar reflectivity.

Under a designed strategy, 440 members, which consist of two deterministic models (WRFD and TWRF) and the ensemble prediction system (WEPS) based on the Weather Research and Forecasting (WRF) regional model, are generated and compared to the radar observation for the case of Typhoon Kong-Rey in 2013. The results show that the equitable threat score (ETS) of accumulated rainfalls appears to have the linear decline trend following the similarity order. The ETS of 3-h accumulated rainfalls based on the ensemble mean of the first 10 ranks from two analog methods is about 0.47 (0.27) at the rainfall threshold of 20 mm (50 mm), which is higher than that based on the original WEPS ensemble mean with a ETS value of 0.19 (0.06). This indicates that the approach to finding similar radar images has better forecasting skill than the unrecognized ensemble output in terms of the short-term precipitation. Overall, the analog-based technique that objectively searches for forecast resemblances to the latest observation is shown to have the ability to improve the short-range quantitative precipitation forecast, thus adding value to the ensemble forecasts and providing the real-time guidance for the operational forecast.

Key Words: Pattern recognition, Moment invariants, Radar reflectivity, Ensemble forecasts,
Quantitative precipitation nowcasting (QPN)

