

# 利用局地系集轉換卡爾曼濾波器雷達資料同化系統 改善定量降水即時預報：莫拉克颱風（2009）

蔡直謙<sup>1</sup> 廖宇慶<sup>2</sup> 楊舒芝<sup>2</sup>  
台灣颱風洪水研究中心<sup>1</sup>  
國立中央大學大氣科學系<sup>2</sup>

## 摘要

本研究建置一套都卜勒雷達資料同化系統，結合局地系集轉換卡爾曼濾波器與天氣研究預報模式，並針對在台灣中、南部造成降雨紀錄和嚴重災害的莫拉克颱風（2009）個案，進行觀測系統模擬實驗與真實觀測實驗，以評估此雷達資料同化系統對於定量降水即時預報的助益。而研究的最大意義，為在台灣地形複雜且四周海域缺乏觀測等不利預報的條件下，提供以雷達資料同化改善颱風降雨即時預報的有效方案。

在觀測系統模擬實驗中，三維風場和雨水混合比為同化徑向風和回波之後改善最多的預報變數，可歸因於觀測算符內的直接關係。在降雨預報方面，雷達資料的正面影響可長達6小時。同化回波的改善主要在預報初期，同化徑向風的改善則較為延遲，而兩者皆同化的降雨預報表現最好。增加上游對流區域的觀測覆蓋量，亦可大幅提升降雨預報表現。另外，本研究針對颱風環流下所發展的對流雨帶，提出使用混合局地法進行雷達資料同化，以進一步改善降雨預報。

在真實觀測實驗中，此雷達資料同化系統仍能有效改善定量降水即時預報。同化回波時須使用變數局地化法，只用來更新雨水混合比。使用觀測空間的統計方法，能診斷預報偏差和理想系集離散度。混合局地化法在真實觀測實驗的效益更加明顯，尤其能提升觀測資料稀疏或破碎處的風場準確度，進而改善降雨預報。

關鍵字：局地系集轉換卡爾曼濾波器、雷達資料同化、定量降水即時預報、觀測系統模擬實驗、混合局地化法

## 一、前言

台灣每年十月至隔年四月盛行東北季風，降雨區域集中於東、北部。五至九月則盛行西南季風，西半部常有豪大雨發生，尤其梅雨鋒面滯留或颱風通過時更為嚴重。而豪大雨是洪水、土石流和山崩等天然災害的主要原因，常造成生命財產的損失，莫拉克颱風（2009）即為慘痛的例子。此颱風侵台期間打破多項降雨紀錄，例如阿里山氣象站創下 48 小時累積雨量達 2361 毫米的單站紀錄。此驚人雨量造成台灣中、南部嚴重災情，包括近五百人罹難的高雄甲仙小林村大規模山崩。許多坡地崩塌的研究指出，降雨強度愈大，引發崩塌所需的降雨持續時間愈短，甚至數小時就足夠（Caine 1980；Guzzetti et al. 2008）。因此，對於此類災害的即時預警和風險降低，高空間解析度的定量降水即時預報（quantitative precipitation nowcasting；以下簡稱 QPN）扮演重要的角色。

即時預報（nowcasting）意指 0 至 6 小時的預報，也可稱為極短期預報（very short-term forecasting；Sun et al. 2013）。此時間尺度的預報對象，主要為中尺度對流系統在高空間解析度下的移動和變化，解析間距一般不超過 5 公里。而氣象雷達的回波觀測資料，與對流系統的降雨率高度相關，且資料的時間和空間解析度高，故長久以來雷達回波外推法（radar echo extrapolation）為 QPN 的有效方法（例如：Browning et al. 1982；Germann and Zawadzki 2002；Mandapaka et al.

2012）。此方法使用各種外推模式，依照最接近當下的雷達回波時序變化，進行對流胞的追蹤，或回波的變分追蹤，以其移動趨勢推測未來降雨的分布。由於雷達回波源自空中水象的背向散射，而對流系統中的水象由空中落地需要一段時間，使回波形狀在短時間內變化有限，故雷達回波外推法在 1 至 2 小時內預報準確度高。然而 2 小時之後的回波，幾乎全數來自新生成的對流胞，難以再使用外推模式預報其位置（Mandapaka et al. 2012）。

為了突破雷達回波外推法的時間限制，愈來愈多研究單位使用同化雷達資料後的數值天氣預報（numerical weather prediction；以下簡稱 NWP）模式，進行高空間解析度的 QPN。同化雷達資料的目的，在於提供 NWP 模式良好的對流尺度初始條件。而初始化的 NWP 模式，能透過精緻的物理過程，預報新生成對流胞的位置，乃至於水象和降雨的分布。本研究即利用天氣研究與預報（Weather Research and Forecasting；以下簡稱 WRF）模式，結合局地系集轉換卡爾曼濾波器（local ensemble transform Kalman filter；以下簡稱 LETKF；Hunt et al. 2007）資料同化方法，建置一套高空間解析度的雷達資料同化系統，並以莫拉克颱風侵台帶來最強豪雨期間為標的，分別進行觀測系統模擬實驗（observing system simulation experiment；以下簡稱 OSSE）和真實觀測實驗，評估此系統改善 QPN 的能力。

## 二、研究方法

### (一) LETKF 資料同化方法

LETKF 是由美國馬里蘭大學 Weather and Chaos 團隊於系集轉換卡爾曼濾波器 (ensemble transform Kalman filter; 簡稱 ETKF; Bishop et al. 2001) 中加入協方差局地化所開發而成 (Ott et al. 2004), 完整的演算法首見於 Hunt et al. (2007)。此方法屬於決定性 (deterministic) 的系集卡爾曼濾波器 (ensemble Kalman filter; 以下簡稱 EnKF), 與隨機性 (stochastic) 的傳統 EnKF (Evensen 1994) 相比, 不需經過擾動觀測的步驟, 減少了抽樣誤差的來源。當同化觀測資料時, 分析系集的平均和擾動獨立更新, 並分別代表模式狀態和不確定性的最佳估計。而 LETKF 在每個網格點的分析步階 (analysis step), 以矩陣方程式表示為:

$$\bar{\mathbf{x}}_a = \bar{\mathbf{x}}_b + \mathbf{X}_b \bar{\mathbf{w}} \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_a = \mathbf{X}_b \mathbf{W} \quad (2)$$

其中,  $\bar{\mathbf{x}}$  為儲存模式變數系集平均的行向量,  $\mathbf{X}$  為其第  $k$  行儲存第  $k$  個系集成員擾動的矩陣,  $\bar{\mathbf{w}}$  和  $\mathbf{W}$  為權重係數向量和矩陣, 下標  $b$  和  $a$  分別代表背景和分析。由此可見, 分析系集平均的增量和分析系集擾動, 皆為背景系集擾動的線性組合。使用網格點附近局地化半徑內的背景和觀測資訊,  $\bar{\mathbf{w}}$  和  $\mathbf{W}$  可計算為:

$$\bar{\mathbf{w}} = \tilde{\mathbf{P}}_a \mathbf{Y}_b^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y}_o - \bar{\mathbf{y}}_b) \quad (3)$$

$$\mathbf{W} = [(\mathbf{K} - 1) \tilde{\mathbf{P}}_a]^{1/2} \quad (4)$$

其中,  $\tilde{\mathbf{P}}_a$  為系集空間中的分析誤差協方差矩陣, 可計算為:

$$\tilde{\mathbf{P}}_a = [(\mathbf{K} - 1) \mathbf{I} / \rho + \mathbf{Y}_b^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}_b]^{-1} \quad (5)$$

在方程式 (3) 至 (5) 中, 行向量  $\bar{\mathbf{y}}_b$  和矩陣  $\mathbf{Y}_b$  為觀測空間中的背景系集平均和擾動,  $\mathbf{y}_o$  為觀測向量,  $\mathbf{R}$  為觀測誤差協方差矩陣,  $\mathbf{I}$  為單位矩陣,  $\mathbf{K}$  為系集成員數; 而  $\rho$  為乘法性協方差擴張因子 (Anderson 2001), 用來處理系集離散不足和模式誤差的問題。本研究假設觀測誤差彼此獨立, 故  $\mathbf{R}$  為一個對角矩陣, 而  $\rho$  採用經驗值 1.08。

LETKF 擁有各種 EnKF 的共同優點: (a) 預報系集所計算的背景誤差協方差為流場相依, 比三維變分法 (three-dimensional variational scheme; 簡稱 3DVAR) 使用的固定背景誤差協方差更能代表即時誤差結構;

(b) EnKF 與四維變分法 (four-dimensional variational scheme; 簡稱 4DVAR) 的分析準確度相當 (如: Caya et al. 2005; Yang et al. 2009; Miyoshi et al. 2010), 但 EnKF 不需要撰寫 NWP 模式的正切線性模式與伴隨模式, 因此可應用度較高; (c) 使用完整的非線性模式與非線性觀測算符, 一定程度符合大氣的非線性過程; (d) EnKF 的分析步階可以容易地進行平行運算。此外, EnKF 採用某些協方差局地化的技術, 處理系集空間之誤差協方差的可靠度問題。舉例而言, Kang et al. (2011) 提出變數局地化法 (variable localization):

「當某對模式變數與觀測變數缺乏物理相關性, 使得抽樣誤差主宰兩者的誤差協方差時, 此協方差可在分析步階設為零而關閉」。本研究則提出混合局地化法 (mixed localization; Tsai et al. 2014): 「當某對模式變數與觀測變數的誤差協方差空間尺度較大時, 可使用較大的協方差局地化半徑」。

### (二) NWP 模式

本研究使用 Advanced Research WRF 模式 3.2.1 版本, 採三層雙向互動巢狀網格 (圖 1)。第一層有  $89 \times 89$  個水平網格點, 間距為 40.5 公里; 第二層有  $133 \times 133$  個水平網格點, 間距為 13.5 公里; 第三層有  $199 \times 199$  個水平網格點, 間距為 4.5 公里。垂直層數為 28, 頂層氣壓為 50 hPa。採用的物理方法包括 Purdue Lin 微物理方法、Kain-Fritsch 積雲參數化方法、Noah 地表模式和延世大學行星邊界層方法等。預報變數則包括三維風場 (以下簡稱  $u$ 、 $v$  和  $w$ )、位溫擾動 ( $\theta'$ )、重力位擾動 ( $\phi'$ )、乾空氣地表氣壓擾動 ( $\mu'$ ) 以及水氣 ( $q_v$ )、雲水 ( $q_c$ )、雨水 ( $q_r$ )、雲冰 ( $q_i$ )、雪 ( $q_s$ ) 和軟雹 ( $q_g$ ) 的混合比。

### (三) 雷達資料的準備

隸屬於中央氣象局 S 波段都卜勒氣象雷達網的七股雷達, 位於台灣西南部海岸 (圖 1)。由於此雷達的掃描範圍涵蓋本研究個案的主要降雨區域, 故 OSSE 實驗和真實觀測實驗分別同化此雷達的虛擬和真實觀測資料, 包含徑向風和回波。在 OSSE 實驗中, 直接模擬較低空間解析度的觀測資料。徑向間距為 5 公里, 方位角間距為 5 度, 且觀測資料只出現於回波大於 0 dBZ 的區域。徑向風和回波的觀測誤差, 分別採用經驗值 3 米/秒和 5 dBZ。除了七股雷達之外, OSSE 的其中一組實驗假想於金門 (圖 1) 設置相同的雷達, 以測試分析表現和 QPN 表現對於在西風上游區域增加觀測資料的敏感度。在真實觀測實驗方面, 則使用中央氣象局 QPESUMS (Quantitative Precipitation Estimation and Segregation Using Multiple Sensor) 系統自動品質控制的七股雷達資料。徑向間距為 1 公里, 方位角間距為 1 度。我們將其製成間距 5 公里和 5 度的超級觀測, 再進行同化。

## 三、OSSE 實驗及其結果討論

### (一) 實驗設計

圖 2 為 OSSE 實驗的示意圖, CTRL 代表雷達資料同化的控制組, NoDA 代表未同化雷達資料組。兩組實驗使用相同的初始系集, 系集成員數為 40, 初始化時間比真實場初始化時間晚 12 小時。由於初始系集屬於冷啟動 (cold start), 而且是依綜觀尺度的背景誤差結構, 在第一層網格 (圖 1 的 D1 範圍) 擾動而成, 在對流尺度的離散度不足, 所以必須積分數小時以起轉 (spin up) 模式動力以及系集在對流尺度的背景誤差結構, 才能有利於雷達資料的同化。接下來, CTRL 從 1600 至 1800 UTC 同化七股雷達的虛擬觀測資料, 但 NoDA 沒有同化。最後, 1800 UTC 時的 CTRL 分析系集平均和 NoDA 預報系集平均, 分別用來初始化兩個 6 小時決定性即時預報, 並進行定量比較。CTRL 的同化策略包括: (a) 同時同化徑向風和回波, 兩者皆用來更新所有預報變數; (b) 同化時間長度為 2 小時; (c) 分析循環週期為 15 分鐘; (d) 所有預報變數的水平協方差局地化半徑皆為 12 公里。

## (二) 控制組的分析表現

從圖 3 可發現， $u$ 、 $v$ 、 $w$ 和 $q_r$ 為同化期間改善最多的預報變數。在最後一個分析步階時，此四個變數的方均根誤差比 NoDA 分別減少 36%、29%、21%和 45%。由於 $u$ 、 $v$ 、 $w$ 和 $q_r$ 與觀測變數直接相關，故其傑出的分析表現十分合理。其他觀測不到之變數 ( $\theta'$ 、 $\varphi'$ 、 $\mu'$ 、 $q_v$ 、 $q_c$ 、 $q_i$ 、 $q_s$ 和 $q_g$ ) 的分析準確度，則取決於它們和觀測變數之間誤差協方差的可靠度。此可靠度存在於 $q_c$ ，可從 $q_c$ 的方均根誤差在每個分析步階都減少看出。 $\theta'$ 和 $q_v$ 的方均根誤差在分析步階變化不大，反而在預報步階減少，代表此兩變數受益於其他已改善變數的動力調整。整體而言，在雷達資料同化之後，大部分預報變數的方均根誤差和方均根標準差變得更一致。

## (三) 控制組的 QPN 表現

本研究進行上文所述的 6 小時決定性預報，並與真實場比較，以四種不同標準評估其 QPN 表現：(a) 方均根誤差；(b) 相關係數；(c) 公正預兆得分 (equitable threat score；以下簡稱 ETS)；(d) 偏倚得分 (bias score；以下簡稱 Bias)。前兩種標準代表整體的 QPN 表現，後兩種則聚焦於豪大雨的表現。在本研究中，ETS 和 Bias 的時雨量門檻值為 15 毫米，這也是中央氣象局發布大雨特報的標準。從圖 4 可發現，CTRL 在每個小時都有較低的方均根誤差、較高的相關係數、較高的 ETS 和比較接近 1 的 Bias，皆意謂比 NoDA 準確的降雨預報。然而改善程度隨預報時間逐漸減少，每種標準的 CTRL 和 NoDA 曲線變化類似。這說明在本 OSSE 實驗中，同化單一雷達的資料雖能大幅修正對流尺度的模式狀態，但無法改變綜觀尺度的演變趨勢。

## (四) 個別同化策略的敏感度

基於 CTRL 的分析表現和 QPN 表現，本節進一步探討這些表現對於個別同化策略的敏感度為何。表 1 詳列所有實驗的 1 至 6 小時 QPN 表現，結果顯示：(a) QPN 表現對於水象調整的反應，比對於風場調整的反應快，而風場調整有助於預測新生成對流胞的位置，改善相對較長的降雨預報；(b) 對流生成區域的觀測覆蓋量是分析表現和 QPN 表現的最重要因素；(c) 將無回波區視為 0 dBZ 同化、增加同化時間和縮短循環週期，均可能進一步改善 QPN，但使用者須決定有限的改善量是否值得增加的計算費用；(d) 混合局地化法對於改善 QPN 獲得初步成功。

# 四、真實觀測實驗及其結果討論

## (一) 實驗設計

為了檢驗本系統對於 QPN 的真實助益，我們針對相同的個案，依照 OSSE 實驗所優化的策略，同化七股雷達真實資料，再進行決定性降雨預報。WRF 模式的網格設定 (圖 1) 和物理方法，以及系集成員數和產生方法，與 OSSE 實驗完全相同。由於真實觀測實驗不再像 OSSE 實驗有真實場可進行定量比較，而雷達資料已是三維空間中最密集的觀測資料，故各真實觀測實驗的模式場，將反演至觀測空間，再與雷達資料

相比。降雨預報的結果則將與地面雨量觀測比較，使用的是中央氣象局 384 個雨量站的資料，再將其內插至台灣本島所有陸地範圍。

## (二) 同化徑向風的助益

相較於未同化雷達資料的 Single (單一預報) 和 NoDA (系集平均預報)，同化徑向風資料的 VR 成功汲取正確的風場資訊，分析出接近觀測的徑向風場，尤其大幅修正前兩組實驗在 A 區中西風偏弱的情形 (圖 5)。而西風的增強，結合中央山脈的地形抬升效應，使 WRF 模式得以模擬出更強的降雨。因此，VR 在 C'區的降雨預報有明顯改善，在 D'區的雨量峰值增加，而 E'區的雨量也小幅提升 (圖 6)。

## (三) 同化回波的限制

在 OSSE 實驗中，只同化徑向風的 VR 或只同化回波的 ZH，相較於 NoDA 都能有效改善 QPN 表現，而同時同化兩種觀測的 CTRL，QPN 表現更在 VR 和 ZH 之上。然而在真實觀測實驗中，ZH 和 CTRL 的 QPN 表現卻不如 NoDA，顯示同化真實回波時必定出現問題。NWP 模式之分析與預報的誤差來源，不外乎模式本身、觀測資料和同化方法三者。OSSE 實驗沒有模式誤差和觀測算符誤差，故系集空間之模式變數與觀測變數的背景誤差協方差較為可靠，同化時也沒有觀測誤差設定不佳的疑慮。反之，真實觀測實驗無法避免上述各誤差來源，加上回波與水象的物理關係呈高度非線性，故可預期系集空間之回波與非直接相關模式變數的背景誤差協方差較不可靠，使用後可能有濾波器發散 (filter divergence) 的問題，導致如 ZH 和 CTRL 兩組實驗的結果。因此，我們嘗試在 VZqr 實驗中使用變數局地化法，限制回波只用來更新與其直接相關的 $q_r$ ，徑向風則維持更新所有的預報變數。結果顯示，VZqr 能保留回波的助益，分析出比 VR 更接近真實觀測的螺旋雨帶結構 (圖 7)。在 QPN 方面，VZqr (圖 6) 相較於 VR 更能掌握 D'區的雨量峰值。

## (四) 混合局地化法的影響範圍

水平風場與徑向風的誤差協方差空間尺度，比其他預報變數大，為使用混合局地化法的主要意義。VR 中所有預報變數的水平協方差局地化半徑皆為 12 公里，V36 則將水平風場的局地化半徑增加至 36 公里。圖 8 為兩者在 1800 UTC 時的徑向風分析殘差 (analysis residual)，也就是觀測減去分析的差值。可發現在圖中的 H 區，VR 存在許多負值的資料點，而 V36 多為零值。由於此區的觀測為負值，風向為西風，故依分析殘差的定義可推知，VR 在此區的西風偏弱，而 V36 的西風接近觀測。因此，在此區下游的 C'區 (圖 6)，V36 模擬出比 VR 更準確的降雨。此外，從圖 5 徑向風觀測資料的分布情形可見，在 A 區北側附近 (相當於圖 8 的 H 區) 的資料較為稀疏 (距雷達較遠) 且破碎。這驗證了混合局地化法能透過水平風場局地化半徑的延伸，調整觀測空洞處的水平風場，故觀測資料稀疏或破碎處為此方法的主要影響範圍。

# 五、結論與未來展望

### (一) 結論

本研究建置 WRF-LETKF 雷達資料同化系統，並分別利用 OSSE 實驗和真實觀測實驗，針對莫拉克颱風 (2009) 侵台帶來最強豪雨期間，評估此系統改善 QPN 的能力。OSSE 實驗的主要結論包括：

- (1) 由於與觀測變數直接相關， $u$ 、 $v$ 、 $w$  和  $q_r$  為同化徑向風和回波資料後改善最多的預報變數。
- (2) 6 小時內的 QPN 表現因雷達資料同化而改善，但改善程度隨預報長度增加而衰退。同化和未同化的兩組預報，有相似的綜觀尺度演變趨勢。
- (3) QPN 表現對於同化回波的反應，比對於同化徑向風的反應快，而兩者皆同化的表現最佳。另外，對流生成區域的觀測覆蓋量是分析表現和 QPN 表現的最重要因素。
- (4) 將無回波區視為 0 dBZ 同化，增加同化時間和縮短循環週期，皆能小幅改善 QPN 表現，但必須考量計算費用的增加。

接著我們依照 OSSE 實驗所優化的策略，同化七股雷達真實資料，再將模式場反演至觀測空間，與雷達資料比較。降雨預報則與地面雨量觀測比較，以檢驗本系統在 QPN 方面的真實助益。真實觀測實驗的主要結論包括：

- (1) 同化徑向風可汲取正確的風場資訊，有效修正水平風的強度，進而改善地形上的降雨預報。
- (2) 由於回波與非直接相關模式變數的背景誤差協方差較不可靠，同化回波時須使用變數局地化法，限制回波只用來更新  $q_r$ ，而回波對 QPN 的貢獻主要是在預報初期。
- (3) 混合局地化法在真實觀測實驗的效益更加明顯，尤其能提升觀測資料稀疏或破碎處的風場準確度，進而改善降雨預報。

### (二) 未來展望

本雷達資料同化系統在真實個案中的 QPN 已有良好的表現，給予我們許多鼓舞。在已知結論的基礎之上，未來還有更多相關問題值得探討，可行的工作項目包括：

- (1) 調整模式設定：不同的參數和物理方法，會造成不同的預報偏差。透過統計方法診斷出預報偏差後，可嘗試調整模式設定，以尋求修正。
- (2) 改變初始化資料：預報偏差也可能來自於綜觀尺度的初始條件，可嘗試使用其他再分析資料進行 WRF 模式的初始化。
- (3) 結合其他觀測：除了雷達資料同化之外，結合地面、探空和衛星等其他觀測產品的同化，也有助於改善綜觀尺度的初始條件。
- (4) 增加雷達數目：觀測覆蓋量是分析表現和 QPN 表現的重要因素，而同化更多雷達，同樣有助於改善綜觀尺度的初始條件。
- (5) 改善回波觀測算符：增加考慮冰相水象所貢獻的回波，以尋求改善回波和預報變數之間背景誤差協方差的可靠度，進而有利於分析表現和 QPN 表現。
- (6) 測試不同個案：測試其他強降雨的天氣型態，例如梅雨鋒面和局部雷雨等，以瞭解本系統對該天氣型態的 QPN 能力，並檢驗系統是否需要調整。

- (7) 系統效能的優化：高空間解析度的雷達資料同化系統，需要的計算費用十分昂貴。持續改善程式碼的效能，並善用平行運算，是系統邁向作業化的重要工作。

## 參考文獻

- Anderson, J. L., 2001: An ensemble adjustment Kalman filter for data assimilation. *Mon. Wea. Rev.*, **129**, 2884-2903.
- Bishop, C. H., B. J. Etherton, and S. J. Majumdar, 2001: Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects. *Mon. Wea. Rev.*, **129**, 420-436.
- Browning, K. A., C. G. Collier, P. R. Larke, P. Menmuir, G. A. Monk, and R. G. Owens, 1982: On the forecasting of frontal rain using a weather radar network. *Mon. Wea. Rev.*, **110**, 534-552.
- Caine, N., 1980: The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows. *Geogr. Ann.*, **62A**, 23-27.
- Caya, A., J. Sun, and C. Snyder, 2005: A comparison between the 4DVAR and the ensemble Kalman filter techniques for radar data assimilation. *Mon. Wea. Rev.*, **133**, 3081-3094.
- Evensen, G., 1994: Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. *J. Geophys. Res.*, **99**, 10143-10162.
- Germann, U., and I. Zawadzki, 2002: Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part I: Description of the methodology. *Mon. Wea. Rev.*, **130**, 2859-2873.
- Guzzetti, F., S. Peruccacci, M. Rossi, and C. P. Stark, 2008: The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows: An update. *Landslides*, **5**, 3-17.
- Hunt, B. R., E. J. Kostelich, and I. Szunyogh, 2007: Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: a local ensemble transform Kalman filter. *Physica D*, **230**, 112-126.
- Kang, J.-S., E. Kalnay, J. Liu, I. Fung, T. Miyoshi, and K. Ide, 2011: "Variable localization" in an ensemble Kalman filter: Application to the carbon cycle data assimilation. *J. Geophys. Res.*, **116**, D09110.
- Mandapaka, P. V., U. Germann, L. Panziera, and A. Hering, 2012: Can Lagrangian extrapolation of radar fields be used for precipitation nowcasting over complex Alpine orography?. *Wea. Forecasting*, **27**, 28-49.
- Miyoshi, T., Y. Sato, and T. Kadowaki, 2010: Ensemble Kalman filter and 4D-Var intercomparison with the Japanese operational global analysis and prediction system. *Mon. Wea. Rev.*, **138**, 2846-2866.
- Ott, E., B. R. Hunt, I. Szunyogh, A. V. Zimin, E. J. Kostelich, M. Corazza, E. Kalnay, D. J. Patil, and J. A. Yorke, 2004: A local ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. *Tellus A*, **56**, 415-428.
- Sun, J., M. Xue, J. W. Wilson, I. Zawadzki, S. P. Ballard, J. Onville-Hoimeyer, P. Joe, D. Barker, P.-W. Li, B. Golding, M. Xu, and J. Pinto, 2013: Use of NWP for

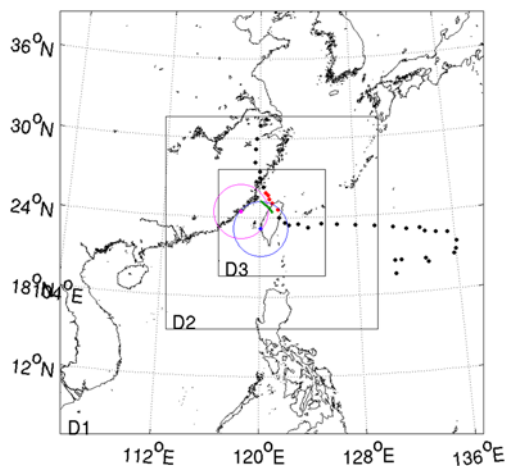
nowcasting convective precipitation: Recent progress and challenges. *B. Am. Meteor. Soc.*, doi: 10.1175/BAMS-D-11-00263.1.

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, doi: 10.3402/tellusa.v66.21804.

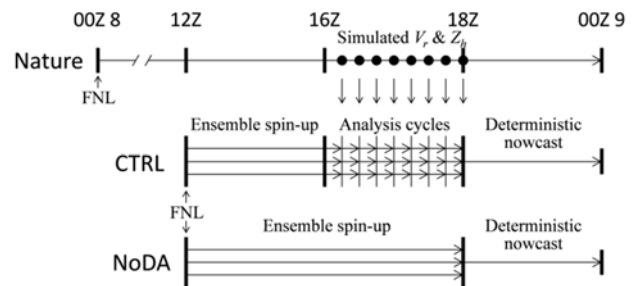
Yang, S.-C., M. Corazza, A. Carrassi, E. Kalnay, and T. Miyoshi, 2009: Comparison of local ensemble transform Kalman filter, 3DVAR, and 4DVAR in a quasi-geostrophic model. *Mon. Wea. Rev.*, **137**, 693-709.

**表 1** 所有 OSSE 實驗從 8 月 8 日 1800 UTC 開始的決定性即時預報，其 1、2、3、4、5 和 6 小時累積雨量的方均根誤差，及相較於 NoDA 的改善百分比。統計範圍為七股雷達掃描範圍。框線用來強調比 CTRL 更好的表現。

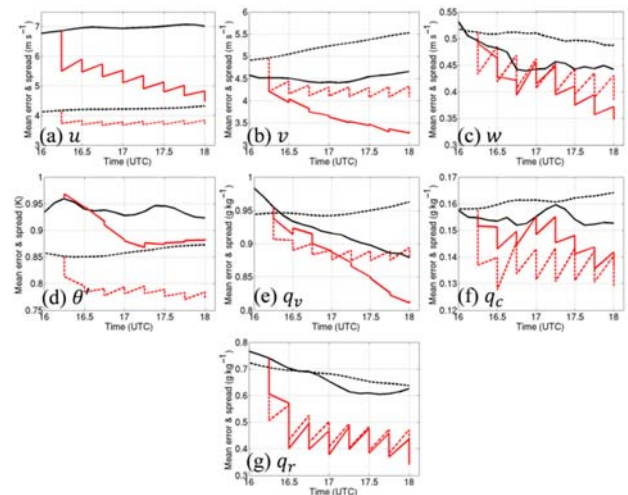
代號	方均根誤差及相較於 NoDA 的改善百分比											
	1小時 (mm)	%	2小時 (mm)	%	3小時 (mm)	%	4小時 (mm)	%	5小時 (mm)	%	6小時 (mm)	%
CTRL	7.4	39	12.5	38	16.7	39	22.0	35	26.8	31	30.6	32
VR	11.5	5	17.3	14	22.6	17	27.5	19	31.8	19	36.5	19
ZH	8.2	32	14.2	29	20.1	27	25.9	23	31.5	19	36.8	18
VZ0	<b>6.7</b>	<b>44</b>	12.6	37	17.8	35	22.8	32	27.8	29	31.9	29
KM	<b>6.2</b>	<b>49</b>	<b>11.1</b>	<b>45</b>	<b>15.6</b>	<b>43</b>	<b>18.5</b>	<b>45</b>	<b>21.9</b>	<b>44</b>	<b>26.8</b>	<b>40</b>
P1	9.0	26	14.3	29	18.4	33	23.0	32	27.9	28	33.1	26
P3	<b>7.2</b>	<b>41</b>	13.0	35	17.2	37	22.2	34	<b>26.5</b>	<b>32</b>	<b>30.3</b>	<b>32</b>
17.5	<b>6.9</b>	<b>43</b>	<b>12.0</b>	<b>40</b>	16.7	39	22.3	34	27.7	29	31.2	30
I30	8.5	29	14.1	30	17.8	35	23.1	32	28.1	28	32.3	28
UV24	<b>7.0</b>	<b>42</b>	<b>12.2</b>	<b>39</b>	16.9	38	22.5	33	27.7	29	31.0	31
UV36	<b>7.2</b>	<b>40</b>	<b>12.1</b>	<b>40</b>	17.0	38	22.6	33	27.3	30	31.5	30
NoDA	12.1		20.1		27.4		33.7		39.0		44.8	



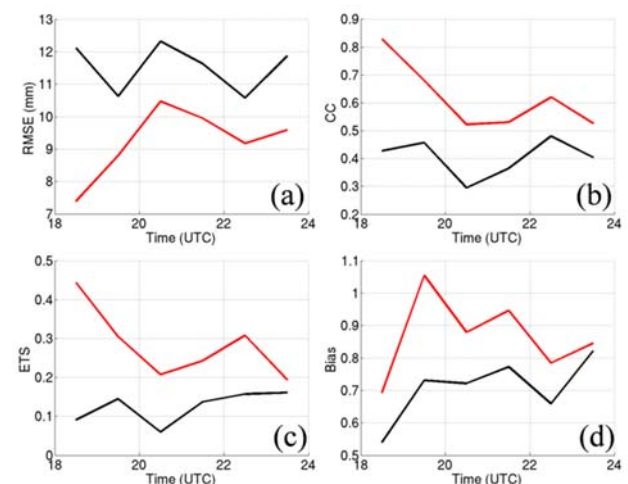
**圖 1** 本研究採用的三層雙向互動巢狀網格。黑點和紅點為中央氣象局提供的莫拉克颱風最佳路徑，間距為 6 小時。綠線為真實場的颱風路徑，時間為 8 月 8 日 0000 UTC 至 9 日 0000 UTC，與紅點時間對應。藍點和藍圓為七股雷達的位置和掃描範圍，紫紅點和紫紅圓則代表虛設的金門雷達。



**圖 2** OSSE 實驗的示意圖。黑點代表七股雷達的虛擬資料。單箭號和三箭號分別代表單一模擬和系集模擬。



**圖 3** NoDA 和 CTRL 從 8 月 8 日 1600 至 1800 UTC 之 (a)  $u$ 、(b)  $v$ 、(c)  $w$ 、(d)  $\theta'$ 、(e)  $q_v$ 、(f)  $q_c$  和 (g)  $q_r$  的系集平均方均根誤差 (實線) 和系集方均根標準差 (虛線)。統計範圍為七股雷達掃描範圍內最低 14 層的網格點。



**圖 4** CTRL (紅線) 和 NoDA (黑線) 從 8 月 8 日 1800 UTC 至 9 日 0000 UTC 之時雨量與真實場比較的 (a) 方均根誤差、(b) 相關係數、(c) ETS 和 (d) Bias。統計範圍為七股雷達掃描範圍。ETS 和 Bias 的時雨量門檻值為 15 毫米。

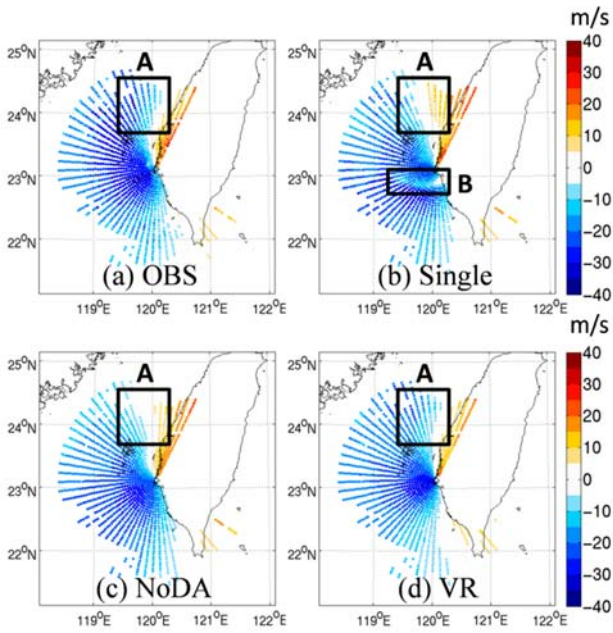


圖 5 8月8日1800 UTC之(a)七股雷達0.5度PPI的徑向風，以及所對應之(b) Single、(c) NoDA和(d) VR的徑向風分析場。

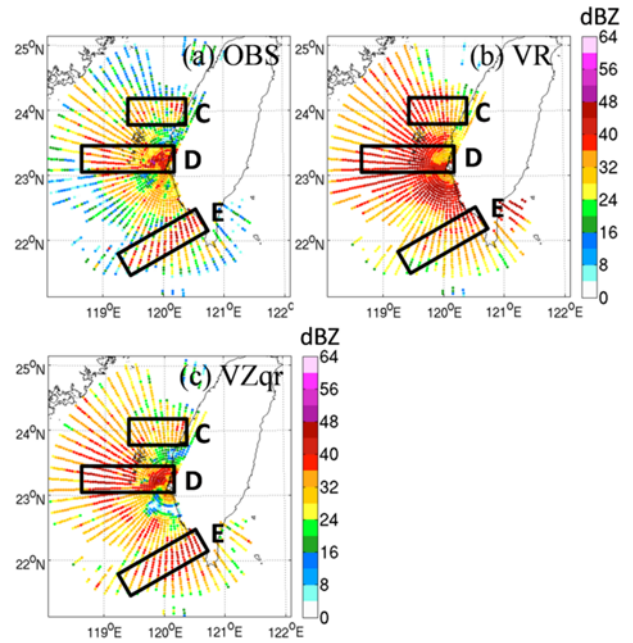


圖 7 8月8日1730 UTC之(a)七股雷達0.5度PPI的回波，以及所對應之(b) VR和(c) VZqr的回波分析場。

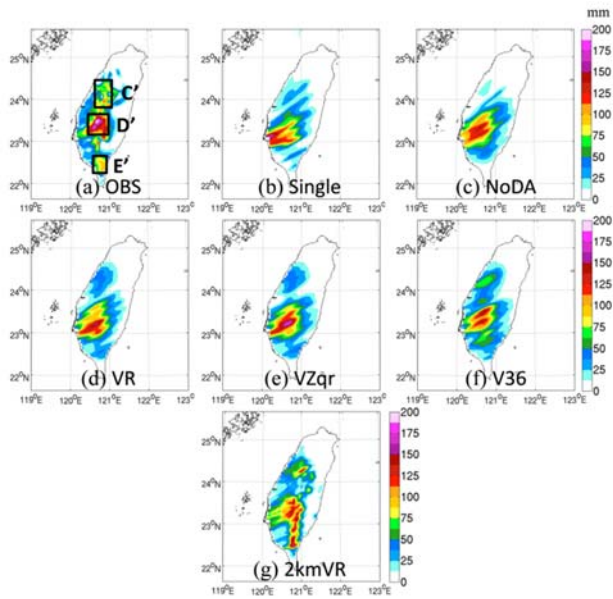


圖 6 (a)中央氣象局地面雨量觀測、(b) Single、(c) NoDA、(d) VR、(e) VZqr、(f) V36和(g) 2kmVR從8月8日1800 UTC開始之3小時累積雨量。

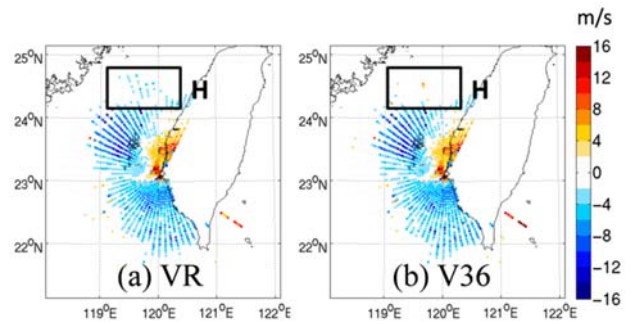


圖 8 8月8日1800 UTC之七股雷達0.5度PPI徑向風減去所對應之(a) VR和(b) V36徑向風分析場的分析殘差。