

雷達觀測外延與數值動力模式客觀融合預報實作評估

劉承昕¹ 洪國展¹ 馮智勇¹ 黃椿喜²
多采科技有限公司¹ 中央氣象局氣象預報中心²

摘要

本研究建置由雷達觀測外延與數值動力模式以預報能力為基礎，以客觀的權重融合極短期定量降水預報。融合機制上為求融合預報之效果，透過以下方法設計融合流程：1.為了避免雷達外延預報及數值動力模式預報各自於空間上有整體高估或低估，在進行權重之前先以頻率配對法 FMM(Frequency Matching Method)進行量值校正；2.利用一段時間的歷史資料訓練較佳的初始權重係數數值；3.使各網格皆有自己的權重係數；4.利用卡門濾波法解決權重係數於時間推移的變化。

融合係數之產生方法參考 Joyce and Xie (2011)，採用卡門濾波 (Kalman Filter) 發展動態調整融合權重，以逐格點以兩種雨量估計產品對於雷達觀測資料的相關係數進行雨量估計值的做法，利用雷達外延預報及數值動力模式的相關係數作為衡量估計誤差不確定性的指標計算權重係數。

本研究以 106 年 6 月之梅雨做為案例，測試融合預報之效果。結果顯示，融合預報的預報技術能力介於 ABLER-QPF 及 iTEEN 之間，若以雷達外延預報之能力做為主要之權重計算因子，則融合預報幾乎緊貼數值動力模式。由結果評估有以下 3 點結論：1.透過不同權重方程式的計算可使融合預報有不同的效果；2.採用經 FMM 校正後的原生資料可消除系統性偏差，獲得的融合預報效果較佳；3.本融合流程有機會產製優於兩組原生預報之融合預報結果。

關鍵字：QPF、雷達外延預報、數值動力模式

一、前言

由於外延預報為延續現況，在極短期時能有很高的預報技術，但預報技術隨預報延時迅速遞減；另一方面，數值動力模式則因為具備掌握物理之動力原理，在距離初始條件一段時間後仍能夠有效地維持一定的預報技術。預報融合技術，即是嘗試透過融合兩種不同特性的預報，截長補短，得到一種兼具兩者優點的預報產品。

在初期的雷達觀測外延與數值動力模式客觀融合技術(以下簡稱融合技術，其預報簡稱融合預報)中，對於推求未來三小時的 QPE 外延預報的邏輯上採用速度融合及降雨分佈融合之兩階段融合機制，其透過技術得分計算外延與模式融合時的權重係數。其結果顯示技術得分確與權重係數相關，如此，理論上應

存在一最佳權重係數，使融合預報能夠在預報時間上貼近能力較佳者，甚至在一部分時間優於兩者。此最佳權重係數應會隨每次預報之狀態變化而改變，因此本研究嘗試使權重係數可隨近期的資料進行訓練，使其能隨時間推進自我調整的演算法，以做為最適合目前時間的最佳權重係數。

(一)文獻回顧

卡門濾波的介紹如第二章說明。以卡門濾波應用於修正真實物理量者，有例如 Homleid (1995)用於修正挪威 LAM50 模式的溫度預報。其將 X 視為 LAM50 模式的 2 米高溫度預報系統性偏差，為一可由溫度觀測值計算估計而無法觀測的變數，而 y 則定義為模式每次溫度預報值與觀測值的誤差，表示為：

$$y = T_{LAM50} - T_{obs} \quad (2.2-8)$$

並且將逐 3 時的溫度預報系統性偏差一併納入考量，將卡門濾波中的 \mathbf{U} ，定義由逐 3 小時預報的相關係數組成的常數矩陣 \mathbf{U} 而建置系統方程式。

有別於修正真實物理量，Homleid (2004)則是以 2 米高溫度與 ECMWF 模式輸出層場建置之具有 3 個預報因子的複線性回歸模型為基礎，採用 Persson (1991)提出的方式，利用卡門濾波修正回歸模型係數值向量校正 2 米高溫度預報值。此時，式(1)中的 $\hat{\mathbf{X}}_{t+1|t}$ 為回歸模型的係數，而 \mathbf{H}_{t+1} 則為每次 ECMWF 的模式輸出層場值轉換值。

Libonati et al.(2008)則是先以 $t+1$ 時刻的 2 米高溫度預報誤差與 ECMWF 模式 t 時刻溫度預報誤差為預報因子，建置單變數回歸模型後，再利用卡門濾波逐次修正回歸模型係數向量值。

Joyce and Xie (2011)提出逐格點以利用衛星紅外線(infrared, IR)雨量估計值及衛星被動微波(passive microwave, PMW)觀測推演時間超過 90 分鐘的 CMORPH 雨量等兩種估計產品對於雷達觀測資料的相關係數進行融合的做法，其特色在於利用相關係數的代表 IR 以及 PMW 兩產品的估計誤差不確定性。

(二)方法選擇與改進

由於本計畫嘗試融合雷達外延預報與 iTEEN 模式預報結果，而雨量非為空間均勻分布的物理量場，評估並不適合採用 Homleid (1995)利用卡門濾波進行溫度及臭氧濃度修正的作法。另一方面，若採用如 Homleid (2004)修正兩種預報的權重係數，逐網格之雨量估計誤差，可能受到非關注地區的雨量誤差值較大的影響而造成權重係數調整錯誤；若是將整個區域以如累積分布函數(cumulative distribution function, CDF)作為權重係數估計的基礎，則融合的結果將是以整個空間範圍內的所有格點一起調整，無法考量 ABLER 與 iTEEN 預報表現可能有區域性差異的可能。因此，本計畫採用 Joyce 與 Xie (2011)的方式進行客觀融合。

根據初期測試，本研究發展四項改進機制：

1. 以頻率配對法 FMM(Frequency Matching Method, Zhu 和 Luo, 2015)進行量值校正後融合之。
2. 利用一段時間的歷史資料訓練權重係數初始值。
3. 使各網格皆有自己的權重係數。

4. 利用卡門濾波方法處理權重係數於時間推移的變化。

二、卡門濾波

卡門濾波有別於將 $t+1$ 時刻的觀測 y_t 視為真值，其基本原理是假設觀測與 t 時間所做的預報 $\mathbf{X}_{t+1|t}$ 均存在不確定性，因此 $t+1$ 時刻的最佳估計值為兩者的權重組合，目的在於希望利用 $t+1$ 時刻可以取得的所有資訊修正 $\mathbf{X}_{t+1|t}$ 以能降低估計誤差，而權重係數的計算方式可透過不偏估與最小估計誤差平方和條件加以推導。

假設從歷史資料可知隨機變數 X 的平均值為 M ，變異數為 σ^2 ，則在 t 時的 $t+1$ 時刻估計值為 M ；到了 $t+1$ 時，有一觀測值 y ，估計誤差 v 為一平均值為零、變異數為 R 的常態分布型式，表示為：

$$y = H\tilde{X} + v \quad (1)$$

則 X 最佳估計值 \hat{x} 為 M 與 y 的權重組合，可表示為：

$$\hat{X} = w_1 \cdot M + w_2 \cdot y \quad (2)$$

不偏估條件要求：

$$\begin{aligned} E[\hat{x}] &= w_1 \cdot M + w_2 \cdot E[y] \\ &= w_1 \cdot M + w_2 \cdot (HE[x] + E[v]) \\ &= (w_1 + w_2 \cdot H)M = M \end{aligned} \quad (3)$$

即， $w_1 + w_2 \cdot H = 1$ 。最小估計誤差平方和條件要求：

$$\begin{aligned} &E[(\hat{x} - x)^2] \\ &= E[(1 - w_2)M + w_2 \cdot (Hx + v) - x]^2 \\ &= E[(w_2H - 1)(x - M) + w_2v]^2 \\ &= (w_2H - 1)^2 \sigma^2 + 2w_2(w_2H - 1)E[v(x - M)] + w_2^2 R \\ &= (w_2H - 1)^2 \sigma^2 + w_2^2 R \end{aligned} \quad (4)$$

對於 w_2 的微分並令其值為零，可得：

$$w_2 = \frac{H\sigma^2}{H^2\sigma^2 + R}, w_1 = \frac{R}{H^2\sigma^2 + R} \quad (5)$$

可得經卡門濾波修正後的最佳估計值 \hat{x} 為：

$$\begin{aligned} \hat{x} &= \frac{R}{H^2\sigma^2 + R} \cdot M + \frac{H\sigma^2}{H^2\sigma^2 + R} \cdot y \\ &= \frac{R}{H^2\sigma^2 + R} \cdot M + \frac{H\sigma^2}{H^2\sigma^2 + R} \cdot (H\tilde{x}) \\ &= \frac{R(H^{-1})^2}{\sigma^2 + R(H^{-1})^2} \cdot M + \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + R(H^{-1})^2} \cdot (\tilde{x}) \end{aligned} \quad (6)$$

其中， $R(H^{-1})^2$ 為利用 $t+1$ 時刻觀測 y 反演的 \hat{x} 不確定性。因此，觀察上式可知 $t+1$ 時間的最佳估計值 \hat{x} 為歷史資訊的不確定性 (σ^2) 與新觀測資訊的不確定性 ($R(H^{-1})^2$) 權重組合，常見如下的表示方式。

$$\hat{x} = M + \frac{H\sigma^2}{H^2\sigma^2 + R} \cdot (y - HM) \quad (7)$$

其中， $\frac{H\sigma^2}{H^2\sigma^2 + R}$ 稱為卡門增益型式 (Kalman gain)，代表 X 的估計值 (M) 在新增加了 $t+1$ 時刻的 y 後，增加對於 X 估計的效益程度。此時，估計不確定性亦更新為：

$$E[(\hat{x} - x)^2] = \frac{R\sigma^2}{R + H^2\sigma^2} \quad (8)$$

同樣可利用卡門增益表示為：

$$E[(\hat{x} - x)^2] = \sigma^2 - \frac{H\sigma^2}{H^2\sigma^2 + R} \cdot (H\sigma^2) \quad (9)$$

三、資料

本研究選擇中央氣象局預報中心發展的 ABLER (Advection-Based Lagrangian Eulerian Regression, 洪國展, 2013) 雷達降水外延預報，數值動力模式預報之來源則為同由預報中心以雷達回波影像辨識及篩選技術發展的極短期系集定量降水預報 iTEEN (Integration on Taiwan Extended Ensemble Nowcasting, 陳新淦, 2016)。

(一) ABLER 雷達降水外延預報

ABLER 雷達降水外延預報為預報中心根據 Takasao 和 Shiiba (1984) 提出的降雨追蹤方法，和李天浩 (2013) 年提出的 ABLER 法，取代 TREC 法的不足，所發展的 1-3 小時雷達降水外延預報技術，其以 QPESUMS 雷達降水場為標的產生外延 1-3 小時預報。ABLER 外延預報的解析度同 QPESUMS，為 0.0125 度，空間範圍為 (20.0N, 118.0E) 至 (27.0N, 123.5E)，本研究中將其內插為 iTEEN 之網格點。

(二) iTEEN

iTEEN 使用中央氣象局之氣象局區域預報模式決定性預報 WRFD、颱風數值預報 TWRF 及 WEPS

模式系集資料，透過影像辨識，篩選預報結果中與當下觀測最相似之預報，並用以產生新的預報。本研究採用以皮爾森相關係數為基底辨識，並以機率擬合平均 (Probability Matched Mean) 的修正方法 New PM 法產生的定量降水預報作為融合資料來源。iTEEN 的解析度同 WEPS，為 0.02 度，空間範圍為 (20.0N, 117.0E) 至 (28.5N, 125.0E)

四、方法

根據上述的改進機制，本研究所進行的融合採以下的步驟建立：

(一) 校正雨量

為了避免外延及模式於空間上存在預報降雨強度差異導致融合結果偏估，ABLER 和 iTEEN 的雨量都先透過 FMM 法，將雨量校正至接近當下觀測的雨量值。FMM 方法為利用預報降雨和當下觀測的降雨強度，建立降水量－發生頻率之累積機率分布曲線 (Cumulative distribution function)，藉此將預報和觀測，以頻率將預報降水量校正至接近觀測的雨量值。

(二) 計算相關係數

對於權重係數而言，在獲得新的觀測資料時可採用 Decaying Average 方法進行係數更新，實際上被更新的主要變數為相關係數 r 。對於兩變數之間 (如 ABLER 與 QPESUMS) 其相關係數計算方式如下：

$$r_{xy} = \frac{S_{xy}}{\sqrt{S_{xx}} \sqrt{S_{yy}}} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad (10)$$

因此計算上需要計算 \bar{x} 、 \bar{y} 、 $\overline{S_{xx}}$ 、 $\overline{S_{yy}}$ 與 $\overline{S_{xy}}$ 數值，分別為變數的平均值、變異數及協變異數。

為了能夠以逐時的方法更新係數，並隨時間利用最新的觀測與預報資訊更新權重，本方法利用統計參數獲得計算相關係數所需的資訊，方程式如下，

$$\bar{x}(t) = (1 - w) \cdot \bar{x}(t-1) + w \cdot x(t) \quad (11)$$

$$\bar{y}(t) = (1 - w) \cdot \bar{y}(t-1) + w \cdot y(t) \quad (12)$$

$$\overline{S_{xx}}(t) = (1 - w) \cdot \overline{S_{xx}}(t-1) + w \cdot S_{xx}(t) \quad (13)$$

$$\overline{S_{yy}}(t) = (1 - w) \cdot \overline{S_{yy}}(t-1) + w \cdot S_{yy}(t) \quad (14)$$

$$\overline{S_{xy}}(t) = (1 - w) \cdot \overline{S_{xy}}(t-1) + w \cdot S_{xy}(t) \quad (15)$$

以上各式意義為對於每次 t 時間的計算時，先使用於 $t-1$ 記憶的統計參數，並在 t 時刻取得變數值

後予以權重分別為 $1-w$ 及 w 的加權計算，本研究中 w 採用 0.35。

(三) 權重融合

實際將 ABLER 及 iTEEN 透過其對應權重融合之方程式，參考 Joyce 與 Xie (2011) 的架構與精神，修改如下：

$$F_{fus} = \frac{\sigma^2_{Exp}}{\sigma^2_{Exp} + \sigma^2_{NWP}} \cdot F_{NWP} + \frac{\sigma^2_{NWP}}{\sigma^2_{Exp} + \sigma^2_{NWP}} \cdot F_{Exp} \quad (16)$$

$$= w_{NWP} \cdot F_{NWP} + w_{Exp} \cdot F$$

其中 $\sigma^2_{Exp} = 1 - r_{ABL I}^2$ ， $\sigma^2_{NWP} = 1 - r_{iTEEN}^2$ ，而 $r_{ABL I}$ 表示以 ABLER 與實際觀測 QPESUMS 針對歷史資料進行逐網格分析的相關性， r_{iTEEN} 表示以 iTEEN 產品與實際觀測 QPESUMS 針對歷史資料進行逐網格分析的相關性，其用於構成兩者產品的逐網格權重係數。

五、案例分析

本計畫以 2017 年 6 月 1 日 00 時至 30 日 23 時，共 720 小時的 ABLER-QPF、iTEEN 與 QPESUMS 觀測資料進行測試，包含第一波發生在 6 月 1 日~6 月 3 日間，集中北部之降雨；以及第二波發生在 6 月 16 日~6 月 21 日間，集中在中部以北之降雨。

參考圖 1，為 6 月份整體技術得分比較圖。首先比較原生產品 iTEEN(綠線)與 ABLER-QPF(藍線)，在領先時間 1 小時，40mm/hr 以上時 ABLER-QPF 表現優於 iTEEN。

圖 2 及圖 3 分別為第一及第二波降雨的融合效果。若探討領先時間為 1 小時的資料差異，可推論若以單一事件而言融合預報技術得分有機會超越兩原生資料的產品，而實際上 6 月份整體表現僅貼近於 iTEEN 可能是受到其餘時段降雨不顯著的影響。

降雨場

六、結論

本研究測試融合預報之成果顯示，融合預報的預報技術能力介於 ABLER 及 iTEEN 之間，並較接近 iTEEN 預報。在梅雨案例的第一波降雨事件中，第 1 小時融合預報技術較兩者皆佳。由結果評估有以下 3

點結論：(1)透過不同加權方程式的計算可使融合預報有不同的效果；(2)採用經 FMM 校正後的原生資料可消除系統性偏差，獲得的融合預報效果較佳；(3)本融合流程有機會產製優於兩組原生資料融合預報產品。

七、參考文獻

- [1] Homleid, M., 1995: Diurnal corrections of short-term surface temperature forecasts using the Kalman filter. *Weather and Forecasting*, 10(4), 689-707.
- [2] Homleid, M., 2004: Weather dependent statistical adaptation of 2 meter temperature forecasts using regression methods and Kalman filter. Norwegian Meteorological Institute.
- [3] Joyce, Robert J., and Pingping Xie, 2011: Kalman filter-based CMORPH. *Journal of Hydrometeorology* 12.6, 1547-1563.
- [4] Libonati, R., Trigo, I., DaCamara C.C., 2008, Correction of 2 m-temperature forecasts using Kalman Filtering technique, *Atmospheric Research*, 18, 183-197.
- [5] Takasao, T. and M. Shiiba, 1984: Development of techniques for on-line forecasting of rainfall and flood runoff. *Natural Disaster Science*, 6, 83.
- [6] Zhu Y. J. and Luo Y., 2015: Precipitation Calibration Based on the Frequency-Matching Method. *Wea. Forecasting*, 30, 1109-1124.
- [7] 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。
- [8] 洪國展、馮智勇、陳姿瑾、李天浩、黃椿喜，2012：「利用 ABLER 法發展臺灣地區雷達回波外延估計」，101 年天氣分析與預報研討會。
- [9] 陳新淦、黃椿喜、呂國臣、洪景山、張博雄，2016：「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」，*大氣科學*，44(1)，1-31。

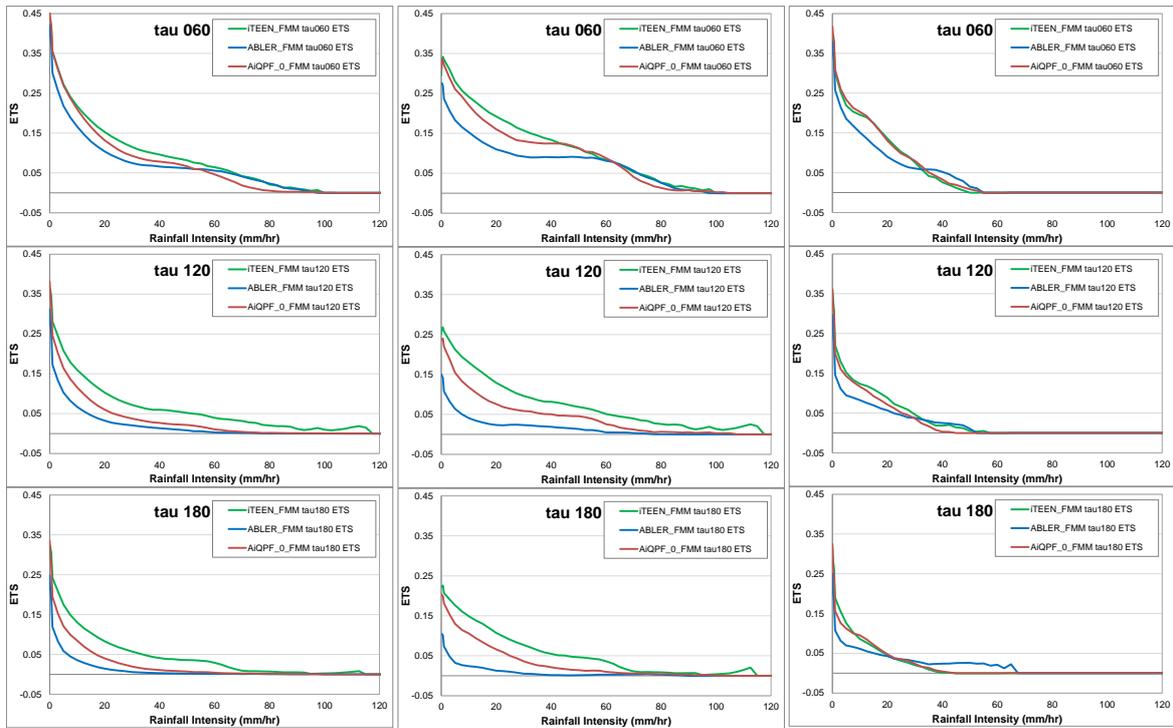


圖1 融合預報6月份整體技術得分

圖2 融合預報6月份第一波降雨技術

圖3 融合預報6月份第二波降雨技術

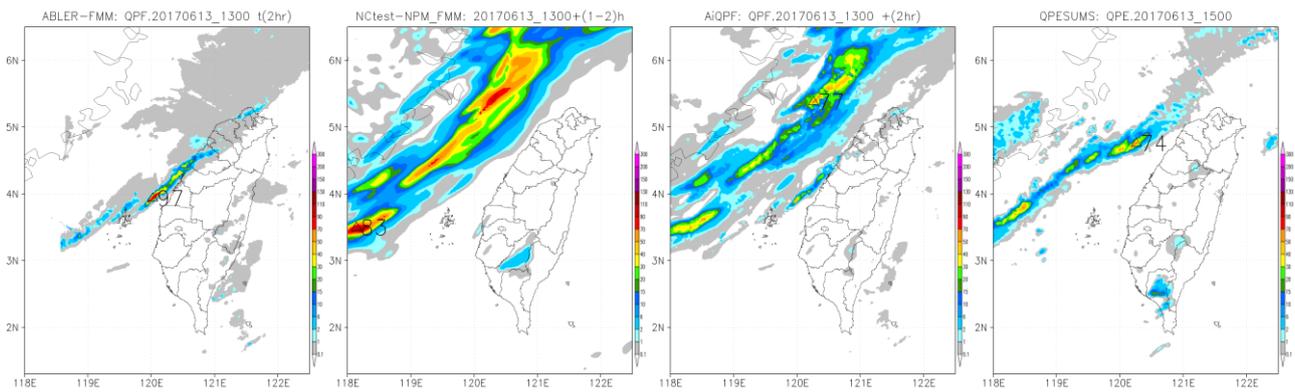


圖4 融合預報融合雨量場示意圖(2017年6月13日13時預報2小時，由左至右： ABLER外延預報，iTEEN模式預報，融合預報，對應預報時間之QPESUMS)

