

# LAPS短時預報系統之系集降水機率預報發展

張惠玲 黃葳芃 王溫和 苟潔予 陳嘉榮  
中央氣象局氣象衛星中心

## 摘 要

本研究利用中央氣象局LAPS(Local Analysis and Prediction System)短時預報系統進行系集降水機率預報，目的在於降低預報偏差，並將預報的不確定性傳達給使用者，以期得到更具參考價值的短時定量降水預報。

目前發展的LAPS系集降水預報是時間延遲之多模式系集降水機率預報(probabilistic quantitative precipitation(QPF) of time-lagged multimodel ensemble)。QPF的優點在於它是利用系集成員實際的資料分布狀況來決定機率，用以描述降水超過某一門檻值的機率，因而可將數值天氣預報過程中的不確定性傳達給預報員或使用者；時間延遲之系集預報(time-lagged ensemble)的優點在於可利用前幾報的預報結果來增加系集成員而不需額外耗費計算資源；而多模式系集預報(multimodel ensemble)則可藉著增加系集數目(spread)以擷取預報過程中更多的不確定性來源。除系集成員之組合設計外，對於有偏差(bias)的系集降水機率預報，後端校正(calibration)是一個相當重要的程序，因而本研究也採用線性迴歸(linear regression, LR)方法對系集降水機率預報進行校正，以降低預報偏差。利用 2008 年颱風個案作為後端線性迴歸校正模式之訓練樣本，對 2009 年颱風個案進行QPF校正(validation)顯示，LR方法可以改善QPF之結果。

關鍵字：系集降水機率、線性迴歸

## 一、前言

氣象局自 2002 年起與美國海洋暨大氣總署之預報系統實驗室(NOAA/FSL)技術合作發展台灣地區中尺度模式短時預報系統 LAPS，目的即在於提升對劇烈天氣的短時(0-12 小時)降水預報能力。LAPS 短時預報系統主要包括觀測資料導入、非絕熱資料同化及模式預報三部份，其作業流程示意圖參見圖 1。LAPS 短時預報系統的特色在於大氣分析及初始化過程中已包含雲、雨等非絕熱作用，故可有效解決傳統模式在積分初期的調整問題(spin-up problem)，因而於模式預報初期即可獲得較準確的雨量預報資料。目前進入 LAPS 分析的資料包括模式預報場、地面觀測資料、探空資料、飛機觀測資料、都卜勒雷達回波場及徑向風場資料、地球同步衛星紅外線及可見光資料與衛星雲導風資料。在觀測資料引進系統後，LAPS 隨即進行風場分析、地面場分析、溫度

場分析、雲分析及水汽場分析，分析完後再進到一個動力平衡模組，目的在於使動量場、質量場與雲分析的垂直運動場三者保持動力上的平衡，降低模式調整時間及減低重力波雜訊，提供熱啟動(hot-start)模式有較好的初始場。最後再利用中尺度數值模式 MM5 或 WRF 進行數值預報，輸出即時預報產品。

傳統的數值天氣預報植基於決定論觀點，企圖由最佳的單一初始狀態得到無偏差的單一預報結果，但整個數值天氣預報系統包括觀測資料收集、資料同化、模式預報等過程，每個過程都存在著無法避免的不確定性。混沌理論(chaos theory)認為初始條件極微小的改變，經過不斷放大，對其未來狀態將造成巨大的差別。系集預報的發展即由此觀點出發，認為天氣預報是一個隨機過程(stochastic process)，而初始狀態應該是一個擾動的機率密度函數(probability density function, PDF)分佈，並且企圖去量化預報過程中的不確定性，以估計未來的機率分布狀況，這是數值天氣預報發展過程中極為重要的

轉變。

簡等(2003)利用 MM5 進行系集降水預報，並以技術得分 ETS 和 BIAS 進行校驗，藉以評估系集降水預報系統的預報能力，結果顯示系集平均方式產生的降水預報並非是最佳預報，其技術得分在所有預報(共六個系集成員)中約排名第 2 或第 3。此外，研究中亦嘗試以權重方式來進行系集降水預報，包括(1)由模式在 A 時段(0~12 小時預報)的預報成績決定 B 時段(12~24 小時預報)及 C 時段(24~36 小時預報)的權重；(2)由模式前一年的預報表現決定當年的權重；從技術得分之校驗結果，顯示權重方式的確能提升降水預報能力。簡等(2005)變動初始場、積雲參數法及微物理過程以組成各系集成員，並嘗試各種不同的系集成員組合，以評估各系集預報之降水預報能力，結果發現系集平均之降水預報，不論成員多寡，相對於單一模式成員皆有絕對的優勢；在初始場、積雲參數法及微物理過程三個變因中，考慮所有變因所組成的系集預報可得到最佳的降水預報成績，而在三個變因中，以變動初始場最有利於系集降水預報，變動積雲參數法次之，變動微物理過程最差。這兩篇研究為中尺度模式系集預報提供了重要的參考。

LAPS 短時預報系統之系集預報發展，也是先針對不同的微物理參數化、不同的初始場以及不同模式進行敏感度測試(模式水平解析度為 9 公里，未使用積雲參數化)。結果發現採用不同的微物理參數化，對於 LAPS 0~6 或 6~12 小時的定量降水預報並沒有明顯的差別；而採用不同的初始場以及不同模式則有明顯的差別，亦即，不同初始場以及不同模式是比較顯著的不確定性因子。因此最後是保留 5 個由不同初始場和不同模式所構成的成員做為系集預報發展所用，分別是(1)以氣象局區域模式 NFS 為背景場的 LAPS-MM5；(2)以 NCEP 全球模式 GFS 為背景場的 LAPS-MM5；(3)以 NFS 為背景場的 LAPS-WRF(ARW)；(4)以 GFS 為背景場的 LAPS-WRF(ARW)和(5)以 GFS 為背景場的 LAPS-WRF(NMM)。之後，將分別代稱為(1)LAPS-MM5：NFS；(2) LAPS-MM5：GFS；(3)LAPS-WRF/ARW：NFS；(4)LAPS-WRF/ARW：GFS 以及 LAPS-WRF/NMM：GFS。

LAPS 初期的系集預報發展是以 5 個成員平均的方式來進行降水預報，經由長期的校驗結果分析，顯示此系集預報並非技術得分最高的預報，同簡等(2003)。原因可能源自(1)各成員預報能力良窳不齊，

某些偏差較大的成員導致整個平均結果較差；(2)系集預報系統無法考慮預報過程中所有的不確定性，因此可能未納入影響降水預報的重要因子。針對第一個原因，我們考慮給予表現較好的模式有較高的權重，表現較差的模式權重較低，但究竟該用什麼標準來界定模式表現的好壞呢？且又該如何由模式表現優劣來給予合適的權重呢？Lu et al.(2007)利用線性迴歸(LR)方法有效地校正一個有偏差的系集預報系統；本研究同樣採用 LR 方法，對系集降水機率預報進行校正，以降低預報偏差。此校正程序相當於尋求較佳的系集成員權重，因而藉此校正程序，可解決系集成員之權重無法恰當給定的困擾。

針對第二個原因，限於電腦計算資源及作業時間之考量，我們無法如前述簡等(2005)在研究中多方考慮各種不確定性因子(初始場、積雲參數法及微物理過程)，組成多達 17 個成員的系集預報，以得到更好的預報結果。因而本研究發展 time-lagged multi-model ensemble，以在不額外耗費計算資源之狀況下增加系集成員，並藉著增加系集散度以得到預報過程中更多的不確定性來源；關於系集成員的組合設計以及 LR 的校正程序，將在以下的研究方法中詳述。

## 二、研究方法及結果

### (一)所採用的資料

#### 1. 模式資料

目前發展的時間延遲多模式系集降水機率預報是採用 LAPS 短時預報系統中的 2 個模式，分別是 LAPS-MM5、LAPS-WRF/ARW (advanced research WRF dynamic core)。關於模式採用的微物理參數化方法，LAPS-MM5 使用 Schults scheme，而 LAPS-WRF/ARW 使用 WSM 5-class scheme。至於模式使用的背景場，LAPS-MM5 和 LAPS-WRF/ARW 兩模式均有採用 NCEP 全球模式 GFS 及氣象局區域模式 NFS 兩種背景場，因此多模式系集成員包括 4 個模式，分別是(1)LAPS-MM5：NFS；(2) LAPS-MM5：GFS；(3)LAPS-WRF/ARW：NFS 以及(4)LAPS-WRF/ARW：GFS。

#### 2. 用以校驗之觀測資料

本研究將以 QPESUMS (Quantitative Precipitation Estimation and Segregation Using Multiple Sensors) 經過自動雨量站雨量校正之估計降雨為觀測資料，進行系集預報的後端校正。

## (二) time-lagged multimodel ensemble之設計

time-lagged ensemble的優點在於：可利用前幾期的預報結果來增加系集成員，而不需耗費額外的計算資源，而 multimodel ensemble則可藉著增加系集數目，以獲取預報過程中更多的不確定性來源，因此本研究將採用time-lagged multimodel ensemble來進行定量降水機率預報 (PQPF)，time-lagged multimodel ensemble的示意圖如圖 2。

前述的 4 個模式(LAPS-MM5: N/S、LAPS-MM5: G/S、LAPS-WRF/ARW: N/S、及LAPS-WRF/ARW: G/S)每 3 小時預報初始化一次，預報長度為 12 小時，因此針對 0-6 小時累積降水機率預報，每個模式的time-lagged成員將包括 0-6 小時、3-9 小時及 6-12 小時等三種QPF，因此 4 個模式共可組成  $12(4 \times 3) = 12$  個成員的time-lagged multi-model ensemble。

## (三) PQPF 產品：

藉由上述之time-lagged multimodel ensemble設計，組成 12 個成員之系集預報，針對不同的降水門檻來決定降水機率，舉例說明，針對 10mm/6h 此降水門檻，倘若有 9 個成員之 6 小時累積降水達 10mm 以上，則降水機率為 75% ( $9/12 = 0.75$ )。亦即最後是以單一圖像之定量降水機率預報(PQPF)產品來呈現所有模式預報結果之一致性及降雨超過某一降水門檻之可能性大小。圖 3 是卡孜基風個案(2008 年 7 月 17 日 06Z)之 PQPF 結果，圖中第 1 及第 3 列是 LAPS 分別在 1.5, 10, 15, 20, 25mm/6hrs 等 6 個降水門檻時之預報 0-6 小時累積降水的機率分布，第 2 及第 4 列是 QPESUMS 所觀測(估計)的降水機率分布，陰影區(機率為 1)代表估計的降水超過圖上方所示的降水門檻。目前本中心此 PQPF 產品已開始線上作業，每 3 小時 1 報，每天有 8 報。

## (四) 校正方法：

本研究採用 LR 方法，作為系集預報偏差修正(bias correction)的校正程序；此處之校正指的是可信度(reliability)，亦即觀測和預報之分布在統計上的一致性，作法是使用 7 個依序的機率值做為 LR 模式的輸入資料，以校正 PQPFs。進行步驟如下：(1)根據 97 年所有颱風個案觀測及預報之 6 小時累積降水分布，訂定一組降水門檻 (0.25, 0.5, 1.0, 1.5, 2.5,

3.5, 5.0, 7.5, 10, 12.5, 15, 20, 30, 40, 50, 60, mm/6h)，使不同降水門檻間之訓練樣本數相當。(2)針對每一格點依序計算不同降水門檻前述 16 個降水門檻的預報降水機率，再分別對每個選定的校正降水門檻(本研究為 10, 5.0, 10, 15, 20, 30, mm/6h 共 6 個校正降水門檻)進行校正，也就是對以此校正門檻為中心的 7 個相鄰門檻之降水機率進行訓練(training)，以最小化系集預報和觀測之降水機率間的誤差，簡言之，校正程序就是在進行偏差修正；而利用某個降水門檻為中心的 7 個相鄰門檻之降水機率來進行訓練，目的在於獲取以此門檻為中心的機率密度函數(PDF)分布，舉例說明，針對 15mm/6h 此降水門檻進行校正時，是以 7.5, 10, 12.5, 15, 20, 30, 40, mm/6h 等 7 個降水門檻之降水機率做為校正模式的輸入資料；而在 5mm/6h 此降水門檻時，是以 1.5, 2.5, 3.5, 5, 7.5, 10, 12.5, mm/6h 等 7 個降水門檻之降水機率做為校正模式的輸入資料。至於觀測的降水機率是採用二分法的機率值；若觀測降水達到選定的降水門檻，其值為 1，否則為 0。不同時間不同格點的一組(7 個)預報降水機率即為一筆訓練資料，整個校正過程即是在求出輸入資料(模式預報)與輸出資料(觀測)間的穩定關係，亦即求出權重，此權重可藉著加入新的校正資料而輕易更新。求出權重後，即可將權重應用到一組驗證資料(validation data)中，得到新的 PQPF 值(每一格點有一 PQPF 值，即校正後的 PQPF 值)；此 PQPF 值若為負值，則強歸設定為 0，若大於 1，則強歸設定為 1。

針對所有選定的降水門檻進行偏差修正後，最後還需要一個檢驗步驟以確定每個格點的機率分布呈現單調分布(monotonic distribution)，因為降水達到較大門檻的事件一定也達到較小門檻，所以較小門檻的降水機合理當高於或等於較大門檻的降水機率。經過單調分布檢驗後的降水機率即為最後的 PQPF 產品。以下再針對線性迴歸(linear regression, LR)方法略做說明，LR 方程如下：

$$P(x,t) = a + \sum_{i=1}^M b_i f_i(x,t) \quad (1)$$

其中  $M=7$ ， $f_i(x,t)$  是前述 7 個依序的機率輸入值(也就是系集預報在 7 個降水門檻時的平均降水機率)， $P(x,t)$  是觀測的降水機率，而  $a$  是一個常數，代表誤差乘餘項。藉著最小化

觀測的降水機率  $P(x,t)$  和模式導出的降水機率  $(a + \sum_{i=1}^M b_i f_i$

$(x,t)$  之間的誤差，即可求出  $a$  和  $b_i$  各項係數，簡言之，就

是利用最小平方求出各個迴歸係數：

$$\min \sum_{j=1}^n \left[ P(x, t) - \left( a + \sum_{i=1}^M b_i f_i(x, t) \right) \right]^2 \quad (2)$$

求出各迴歸係數後，將驗證資料的系集預報降水機率代入方程式(1)，即可得到新的降水機率，也就是偏差修正後的降水機率。此機率若為負值(或>1)，則重設為0(或1)。

### (五)初步之校正結果

圖 4 是 2009 年蓮花(Linfu)及莫拉貝(Molave)颱風個案在不同降水門檻下，經LR模式校正(利用 97 年所有颱風個案做為訓練個案)與未經校正之 0-6 小時PQPF信賴曲線(reliability curve)分布。此圖的預報機率分為 13 (系集成員數+1)個區間，信賴曲線上各點顯示預報機率(forecast probability)落在某區間的所有樣本，其所對應觀測降水機率為 1(觀測降水達到降水門檻)的百分比(亦即觀測頻率，observed frequency)。因此，藉由此圖可瞭解降水事件的預報機率和觀測頻率間的一致性；信賴曲線和對角線(完美預報)的接近程度代表預報偏差的大小，兩者愈接近表示機率預報的可信度(reliability)愈高。圖 4 顯示未經校正之PQPF信賴曲線幾乎都落在對角線下方，亦即LAPS短時預報系統有過度預報降水之偏差(wet bias)，經過後端LR模式之校正，可降低預報偏差。

## 三、結論及展望

在中尺度數值模式之短時預報方面，國內尚未有系集降水機率預報之發展，本研究嘗試發展時間延遲之多模式系集降水機率預報的目的在於將預報過程中的不確定性傳達給預報員或使用者；系集預報最終的目的不是要得到一個最佳的預報結果，而是希望提供更多的可能性資訊。一些出乎預報之外的狀況時有所見，當多個模式顯示颱風將往某特定方向移動，惟獨一家模式大相逕庭時，這極小的機率代表一種可能性，不應該完全忽略；而當各家模式預報的差異較大時，代表系統較不穩定，不確定性很大。系集降水機率預報的優點在於它是利用系集成員實際的資料分布狀況來決定機率，用以描述降水超過某一門檻值的可能性，因而可將數值天氣預報過程中的不確定性傳達給預報員或使用者。這將是未來數值天氣預報的發展趨勢。

如何設計系集預報的組成成員以及如何決定系集成員的權重是系集預報發展過程會遇到的兩個主要問題，本研究

針對此二問題提出時間延遲之多模式系集預報的構想，並利用後端校正程序來解決權重給定的困擾。LR校正方法建立在一個假設，就是訓練樣本和驗證樣本(未來的預報)有相似的模式表現。不同的訓練樣本將會產生不同的權重，如何選定訓練樣本以及該納入多少訓練樣本才能達到最大的效益將是一個重要的研究課題；而最基本的是必須有足夠的訓練樣本才有統計意義，也才能真正改善後端線性迴歸模式之校正結果。

因LAPS模式在台灣不同區域之模式表現相當不同，未來累積足夠的大降水個案(或run較多的歷史個案)以有足夠的訓練樣本時，將考慮進行分區校正，以得到更好的預報結果。

### 參考文獻：

1. 簡國基與鄧仁星，2005：中央氣象局LAPS/MM5 系統在改訂時(0-12 小時)定量降水預報之應用—梵高(Vanco, 2003)颱風個案研究，大氣科學，33，77-99。
2. 簡芳菁、蕭育琪、周仲島、林沛練、楊明仁、洪景山、鄧仁星、林慧娟，2003：MM5 系集降水預報之校驗，大氣科學，31，77-94。
3. 簡芳菁、柳蕊秦、周仲島、林沛練、洪景山、蕭玲鳳，2005：2003 年梅雨季MM5 系集降水預報，33，255-275。
4. Lu, C., H. Yuan, B. Schwartz, and S. Benjamin, 2007: Short-range forecast using time-lagged ensembles. *Wea. Forecasting*, **22**, 580-595.

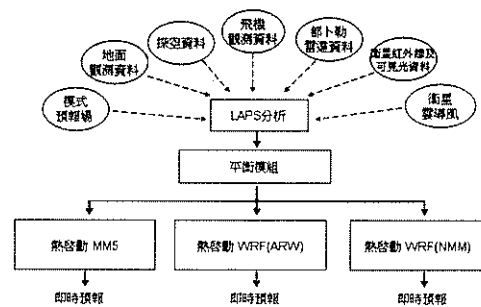


圖 1、LAPS短時預報系統之作業流程示意圖。

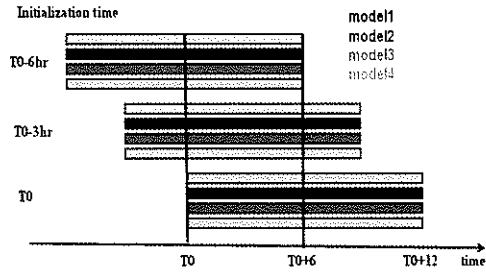


圖2、time-lagged multimodel ensemble的示意圖。

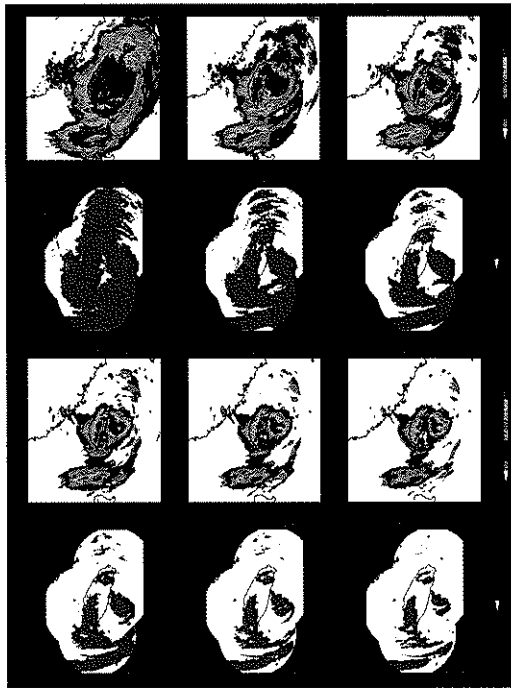


圖3、第1和3列是LAPS在不同降水門檻時的預報0-6小時降水機率分佈，第2和4列是相對應的PESUMS觀測降水機率分佈，陰影區代表估計的降水超過圖上方所示的降水門檻。個案時間是2008年7月17日06Z。

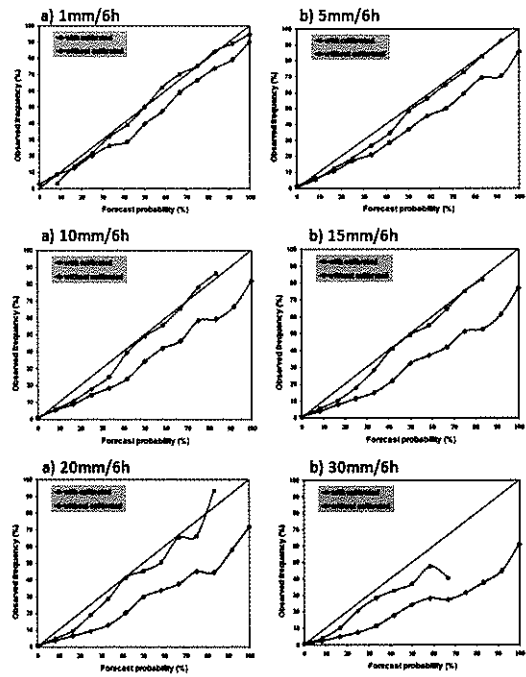


圖4、2009年蓮花及莫拉菲颱風個案在不同降水門檻下，經LR模式校正與未經校正之0-6小時QPPF信賴曲線分佈。