

系集機率擬合平均定量降水預報產品之優化

蘇奕叡 洪景山 李志昕

中央氣象局

(中華民國 109 年 7 月 08 日收稿；中華民國 109 年 10 月 07 日定稿)

摘 要

中央氣象局使用WRF區域模式，透過初始隨機擾動、邊界擾動和物理參數法擾動等，建構成20組成員的系集預報系統，並自2011年開始正式上線作業（Li et al. 2020）。然而，如何從系集巨量預報資料中萃取出有用的訊息，產製有用的決定性預報產品，仍是重要的課題。

機率擬合（Probability-Matched Mean, PMM）定量降水預報技術的發展，目的是要改善系集平均雨量預報過低的缺點，藉由重新分配系集降水頻率分布，在系集平均的基礎上重建雨量預報的量值。研究顯示，由小累積區間PMM降水累加成較大區間時存在過度預報的問題，而且累加次數越多，其過度預報的情形會更為明顯，這使得在使用逐時PMM降水累加成較長時間的累積雨量時，產生極大誤差，也限制了PMM降水產品的應用。

為此，本文探討上述過度預報形成的原因，並提出以系集模式預報的總雨量（ PMM^T ）來進行PMM雨量的計算。2018年梅雨季個案結果顯示 PMM^T 可以明顯改善原本PMM累加過程所導致過度降水預報的現象，校驗結果亦顯示 PMM^T 可以得到最好的預報能力。另外， PMM^T 由不同累積區間累加所得到的累積雨量其結果都是一樣的，相較於傳統PMM由不同累積區間累加所得到的結果都不一樣，這是 PMM^T 的優勢之一。

關鍵字：系集預報、機率擬合定量降水預報

一、前言

定量降水預報 (Quantitative Precipitation Forecast, QPF) 是數值天氣預報最大的挑戰之一，不完美的初始場、大氣中水氣相位變化過程及其與大氣熱力、動力過程的交互作用，使得數值模式的定量降水預報具有很高的不確定性。也因此，為了彌補觀測和模式技術的限制以及掌握模式預報的不確定性，系集預報系統的發展以及系集定量降水預報產品的研發成為近年來重要的研究課題。

現今國際各主要的數值天氣預報中心，不論就全球模式或區域模式，莫不極力發展系集預報系統 (Du et al. 2004 ; Eckel and Walters 1998 ; Buizza et al. 1999a ; Molteni et al. 2001 ; Ishida and Reynolds 2015 ; Zhou et al. 2017) 及相關後處理產品。例如美國國家環境預報中心 (National Centers for Environmental Prediction, NCEP) 利用多模式的預報，發展 SREF (Short Range Ensemble Forecast, Du et al. 2004) 系統，以提供中尺度天氣系統之機率預報相關資訊。NCEP 的全球系集預報系統 (Global Ensemble Forecast System, GEFS) 水平解析度為 T254，垂直分層為 64 層，共 21 個系集成員，提供 16 天的預報 (Tracton and Kalnay 1993 ;

Stensrud et al. 1999 ; Ishida and Reynolds 2015 ; Zhou et al. 2017)，並藉由統計方法產製更細緻的降水機率預報 (Hamill et al. 2017 ; Yang et al. 2017)。歐洲氣象中心 (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF) 的全球系集預報系統 (Molteni et al. 1996) 水平解析度為 T639，垂直分層為 62 層，共 51 個成員 (Shutts et al. 2011)，利用系集預報的離散性，建立針對不同變數指標的後處理產品 (Gascón et al. 2018, Hewson et al. 2019)。以上系集產品在中央氣象局的預報作業上均扮演重要的角色。

中央氣象局亦致力於區域系集預報之發展，李和洪 (2011, 2014) 針對系集成員產生方式進行一系列的評估，並據以建立了一套以 WRF 區域模式為基礎之系集預報系統 (WRF Ensemble Prediction System, WEPS)，期望涵蓋可能之預報不確定性，並嘗試從大量系集預報資料中發展出可信度高的後處理產品以提供預報指引。例如，Hong et al. (2015) 從大量系集定量降水預報資料中，利用給定的颱風路徑，篩選出適當的系集樣本，發展出所謂的系集颱風定量降水預報 (Ensemble Typhoon Quantitative Precipitation Forecast, ETQPF) 技術，

此一ETQPF產品在臺灣颱風定量降水預報作業與防災應用上均扮演重要的角色。而黃等人(2016)介紹近年來中央氣象局在實際預報作業上使用系集定量降水預報、定量降水機率預報到機率定量降水預報之後處理產品現況。

Ebert et al. (2001) 利用系集定量降水預報資料，在系集平均的基礎上，藉由重新分配系集降水的機率密度函數(Probability Density Function, PDF) 分布，在維持降水的極大值下得到機率擬合平均(Probability-Matched Mean, PMM) 定量降水預報產品。目前美國NCEP (Hamill et al. 2013; 2017)、澳洲氣象局(Ebert et al. 2001) 及中國氣象局(Huang and Luo 2017) 等已發展PMM產品並在常規作業中使用。然而PMM降水產品仍有發展與改進的空間，例如Fang and Kuo (2013) 針對系集預報對颱風個案的低估問題，進一步結合高解析度和低解析度的系集定量降水預報，在計算PMM降水的成員中加入路徑偏差的篩選，並引進偏差修正方案來降低PMM的過度預報情形。Hamill (2017) 引進鄰近預報的概念，改以統計過去預報的分析PDF帶入PMM中，以從粗解析度模式得到更細緻的PMM降水預報。中央氣象局亦針對PMM之預報降水高報的問題發展解

決方法。蘇等(2016)首先在台灣地區以中央氣象局區域系集預報系統為基礎發展PMM降水產品的應用，並顯示PMM可有效改善定量降水預報對大雨之低估情形。葉等(2016)則藉由分別考慮所有成員的系集降水頻率分布發展PMM修正方法，藉此保留系集成員預報極值的能力，並同時改善PMM容易過度預報的問題。

在PMM的應用方面，因為下游使用者的需求各有不同，會希望取得逐時的定量降水預報來累加成不同累積長度之降水預報產品的彈性。但從過去研究也發現(蘇等 2016)，若使用逐時PMM產品來進行累加，累加成較長時間的累積雨量時會導致過度預報的偏差，其偏差原因和過去針對PMM高報問題有所不同。本研究目的為探討上述系統性偏差形成的原因，及提出修正方案，提供更有彈性且準確的PMM產品供防災使用。第二節簡要介紹中央氣象局區域系集預報系統與PMM的原理，並說明逐時PMM之修正方法，第三節為結果分析與討論，最後是結論。

二、系集預報系統與機率擬合平均降水介紹

(一) 系集預報系統介紹

中央氣象局區域系集預報系統 (WRF Ensemble Prediction System, WEPS; 李和洪 2014; Li et al. 2020) 包含2層巢狀網格 (圖1), 模式水平解析度為15/3 km, 垂直共52層, 模式頂層為20 hPa。WEPS主要著重在綜觀天氣預報, 每天執行4次, 每次進行108小時的預報, 透過初始場擾動、側邊界條件擾動和模式擾動產生20組系集成員。在15公里解析度初始場擾動場方面, WEPS使用混合技術 (blending method, Yang 2005; Hsiao et al. 2015) 結合決定性區域預報分析場之大尺度環流, 以及系集調整卡爾曼濾波 (Ensemble Adjustment Kalman Filter, EAKF) 資料同化系統之6小時預報場的小尺度環流而產生20組系集初始擾動。第2層之模式初始場, 則由第1層巢狀網格內插而來 (李等 2015)。側邊界條件擾動則是使用NCEP GEFS之10組系集成員預報場產製10組擾動邊界條件, WEPS每2個成員使用相同之邊界條件。模式擾動則採用3種模式擾動方法, 包含隨機動能後項散射擾動 (Stochastic Kinetic Energy Backscatter, SKEB; Berner et al. 2011)、

隨機物理參數擾動 (Stochastically Perturbed of Physics-Tendency, SPPT; Palmer et al. 2009) 以及多模式物理參數法設定產生。多模式物理參數法之設定是依據過去研究之系集成員測試選定 (李和洪, 2011; 2014), 藉由分析40組實驗組合對於預報離散度跟預報誤差的關係, 最後篩選出20組物理參數法組合。其中包含6種積雲參數法、2種微物理參數法、3種邊界層參數法與3種地表層參數法則套用在兩層進行不同參數法之組合 (如表一, 李和洪 2014; 李等 2015; Li et al. 2020), 其中積雲參數法僅應用於15 km解析度網域。本研究以WEPS初始時間2018年6月18日20時 (LST) 之個案為例進行分析, 校驗使用的雨量觀測資料為中央氣象局所發展, 經由雨量站觀測修正之雷達估計降水產品 (唐等2016), 內差至模式網格後, 進行定量降水預報校驗。

(二) 機率擬合平均降水介紹

Ebert et al. (2001) 利用系集定量降水預報資料, 發展出機率擬合平均 (Probability-Matched Mean, PMM) 降水產品, 主要是在系集平均的基礎上, 將各系集成員降水預報的 PDF 擬合到系集平均的 PDF, 藉此重新分配系集平均之降水頻率分布, 此將能同時兼顧

表 1 WEPS 20 組系集成員之物理參數法設定。

	Cumulus	Microphysics	PBL	Surface layer
E01	Grell	Goddard	YSU	Old MM5
E02	Tiedke	Goddard	YSU	Old MM5
E03	Betts-Miller	Goddard	MYJ	Monin-Obukhov
E04	Kain-Frisch	Goddard	MYJ	Monin-Obukhov
E05	Tiedke	Goddard	MYJ	Monin-Obukhov
E06	Old SAS	Goddard	MYJ	Monin-Obukhov
E07	New SAS	Goddard	MYJ	Monin-Obukhov
E08	Grell	Goddard	MYNN2	MYNN
E09	Tiedke	Goddard	MYNN2	MYNN
E10	New SAS	Goddard	MYNN2	MYNN
E11	Tiedke	WSM5	YSU	Old MM5
E12	Betts-Miller	WSM5	MYJ	Monin-Obukhov
E13	Kain-Frisch	WSM5	MYJ	Monin-Obukhov
E14	Tiedke	WSM5	MYJ	Monin-Obukhov
E15	Old SAS	WSM5	MYJ	Monin-Obukhov
E16	New SAS	WSM5	MYJ	Monin-Obukhov
E17	Grell	WSM5	MYNN2	MYNN
E18	Tiedke	WSM5	MYNN2	MYNN
E19	New SAS	WSM5	MYNN2	MYNN
E20	Old SAS	WSM5	MYNN2	MYNN

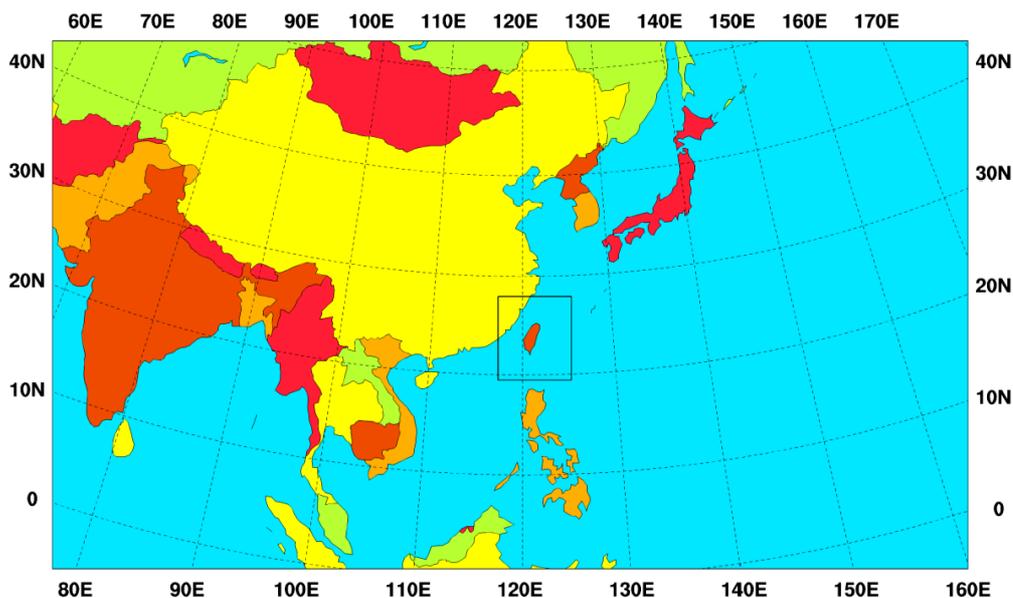


圖 1 WEPS 的模式積分範圍。

系集平均較高之可預報度，同時也能維持系集成員定量降水的極大值，有關PMM降水產品詳細的演算法與範例可以參考蘇等（2016）之附錄。中央氣象局利用區域系集預報系統發展PMM（蘇等 2016；黃等 2016）降水產品，圖2以2018年6月19日20時的12-24小時在台灣地區的定量降水預報個案為例，主要降雨在南部山區的部分，WEPS 12-24小時系集平均累積雨量〔圖2（b）〕顯見對大雨有低估的情形，PMM〔如圖2（c）〕則能改善此一低估，並提供和觀測相近的雨量預報，此一結果和過去之研究是一致的（蘇等 2016；黃等 2016）。

（三）機率擬合平均降水之應用

PMM產品是後處理之降水預報產品，實際應用時，可以用不同累積區間的系集降水預報資料來產製PMM降水產品。為方便起見，本研究用 PMM_h 來代表使用不同累積雨量區間 h 所計算的PMM雨量，舉例來說， PMM_1 、 PMM_3 、 PMM_6 及 PMM_{12} 分別代表使用系集模式預報之1、3、6及12小時的累積雨量，分別產製1、3、6及12小時累積的PMM降水預報產品。如果要計算12小時累積的PMM雨量預報，可以用連續12筆 PMM_1 的雨量累加，或連續4筆 PMM_3 雨量累加，或者是1筆的 PMM_{12} 雨量，以

此類推。

以WEPS 2018年6月18日20時的12-24小時累積的PMM降水預報為例，圖2中PMM即為 PMM_{12} 結果，顯示 PMM_{12} 在大於200 mm之降水區域分布於中央山脈南部地區，有些微高估的情形，但其極大值（279.8 mm）和圖2（a）之觀測（308.0 mm）則相當接近。圖2（b）～（f）為分別以系集平均、 PMM_{12} 、連續2筆 PMM_6 、連續4筆 PMM_3 以及連續12筆 PMM_1 累加而成的結果。可以看到隨著累積區間的縮短（ PMM_{12} 、 PMM_6 、 PMM_3 及 PMM_1 ），大於200 mm的降水範圍會加大，且其雨量極大值會有顯著高估，其極大值分別為386.3、496.4以及618.6 mm，其中以 PMM_1 降水高估情形最為嚴重。此外，在降水較少的區域，如圖中小於6 mm的淺藍色區域，也有明顯減少的情形，取而代之的是無降水區域的增加，顯示隨累積區間變小，多次累加PMM降水會導致大雨的極大值增多且範圍變廣，小雨的區域變少。

對系集平均雨量而言，不同累積區間雨量的累加是一個線性的過程，因此圖2（b）-（f）的雨量分布型態都一樣，所以如圖2中PMM雨量因不同累積區間累加而導致雨量預報變大的結果，顯見這主要是PMM演算法中，在

擬合系集成員雨量與系集平均雨量 PDF過程所導致的結果。特別要提的一點是，除了多次累加PMM降水會導致過度預報的情形外，使用不同累積區間的PMM累加所得到的累積雨量均不相同，這是傳統PMM方法的不足之處，也使得此一降水預報產品讓下游的使用者產生困擾。然而，在定量降水預報的運用上，逐時定量降水預報包含更

細緻的降水演變資訊，在下游的應用上有其必要，同時也可以利用逐時預報的雨量累加，以合成不同時間長度的累積定量降水預報，而增加更多彈性的運用。但使用 PMM_1 所累加之降水預報會產生不合理的高值，如何改善此一不合理現象為本文主要的研究重點。

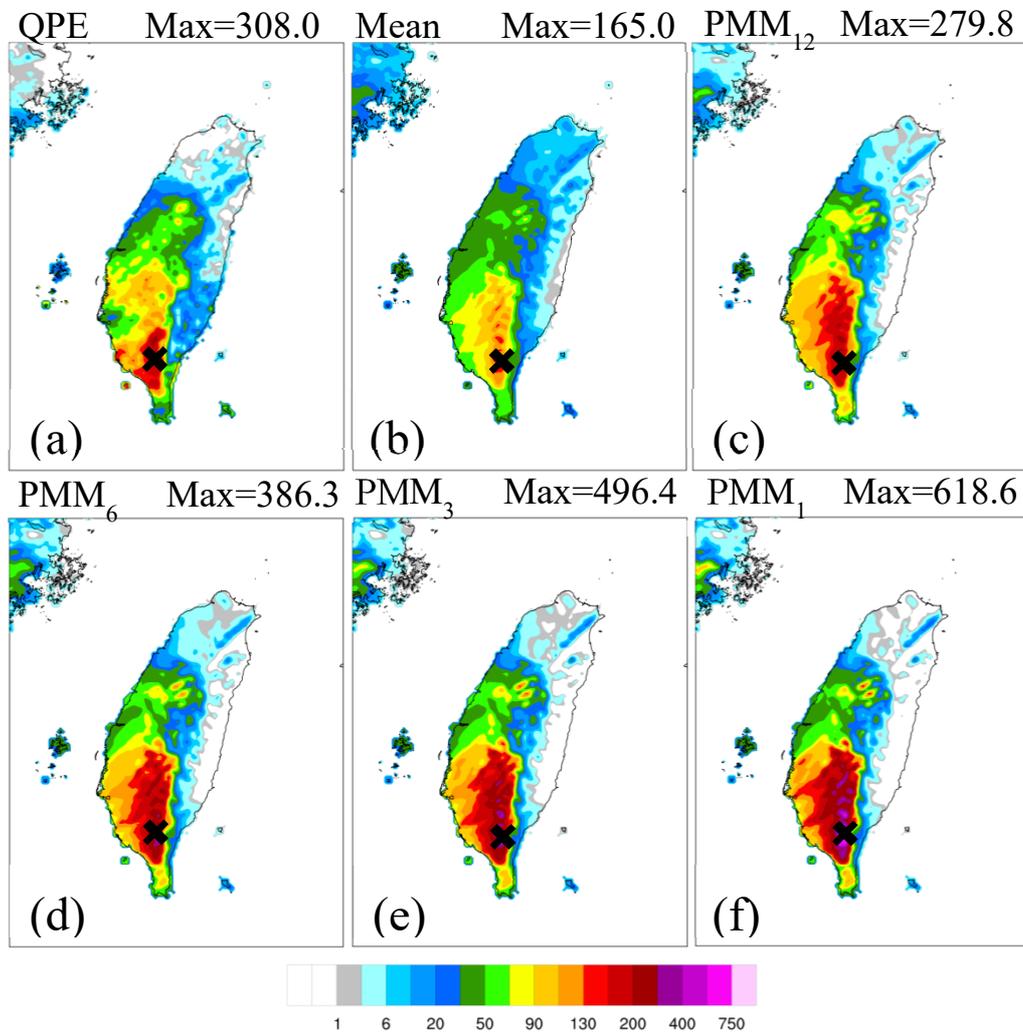


圖2 2018年6月19日08至20時(LST)之12小時累積降水，其中(a)為觀測雨量，(b)-(f)為WEPS初始時間於6月18日20時(LST)之12-24小時降水預報，其中(b)為系集平均，(c)-(e)分別為12小時、6小時、3小時及1小時累積區間之PMM降水。X為極大值所在的位置，雨量極大值標示在圖的右上方。

三、結果分析

(一) 問題分析與解決方案

針對使用逐時PMM雨量累加成較長累積區間會導致雨量過大的問題，在此以圖2個案之16至18小時預報為例加以說明。

1. 以逐時之 PMM_1 累加成3小時累積雨量而言，圖3(a)和3(d)分別為16至18小時逐時雨量之系集平均和 PMM_1 雨量，參考蘇等(2016)之演算法，系集平均和 PMM_1 雨量的空間分布是一致的，以最大雨量所在的網格位置為例，圖3a跟圖3d中各個小時系集平均和 PMM_1 最大雨量所在的位置是相同的。另一方面， PMM_1 用所有系集成員和所有網格所組成的PDF(簡稱系集PDF)擬合系集平均的PDF，因此可以凸顯出雨量的極大值。以最大雨量為例， PMM_1 使用所有系集成員、所有網格前20大(20組系集成員)雨量之中位數(簡稱系集PDF中位數)取代系集平均中的最大雨量，結果第16至18小時預報之逐時 PMM_1 分別為80.9/72.7/77.3 mm〔圖3(d)〕，累加成3小時累積雨量為201.6 mm〔圖3(e)〕，相對地，逐時系集平均分別為

19.8/20.7/16.1 mm〔圖3(a)〕，3小時累積雨量僅為54.4 mm〔圖3(b)〕。

2. 以3小時累積之系集雨量預報而言，圖3(b)和(c)分別為3個逐時系集平均的累加，以及3小時累積雨量的系集平均，因為是線性累加的緣故，因此兩者是一樣的。而 PMM_3 的雨量分布〔圖3(f)〕和最大雨量所在的位置和圖3(b)跟(c)也是一致的。但是 PMM_3 的雨量極大值，是由3小時累積雨量之系集PDF中位數的極大值取代系集平均的極大值，在此 PMM_3 的雨量極大值為151.8 mm，一如預期地大於系集平均之54.4 mm。
3. PMM_1 在擬合過程會凸顯每小時系集成員的雨量極大值，當累加成3小時雨量時，會比 PMM_3 更凸顯逐時以及局地的雨量，這在大雨量的區域會更為顯著。反過來說， PMM_3 是各系集成員先累積成3小時降水，再進行系集PDF的擬合，故而在計算3小時累積雨量的過程中，局地雨量極大值可能因每個小時所在位置不同，不同預報時間各個網格的雨量可能或大或小，雨量累積的過程中極大值會被勻滑掉，

因而導致 PMM_3 的極大值比3個 PMM_1 累加的極大值小。

4. 由前分析可知，使用PMM雨量累加次數越多，其極大值被凸顯的程度將會越嚴重，圖4為同一個案的24/48/72小時累積雨量，圖中顯示 PMM_{12} 雨量極大值分別為305.3/833.1/1261.5 mm [圖4 (d) - (f)]， PMM_1 則達到410.8/1477.5/2194.8 mm [圖4 (g)

- (i)]，相較於觀測僅為159.6/524.0/632.4 mm [圖4 (a) - (c)]，系集平均為135.2/425.9/642.0 mm (圖未示)，以72小時累積為例， PMM_{12} 需累加6次，而 PMM_1 共累加72次，因而 PMM_1 過度預報的現象比 PMM_{12} 嚴重的多，這將會使下游的應用產生顯著的影響。

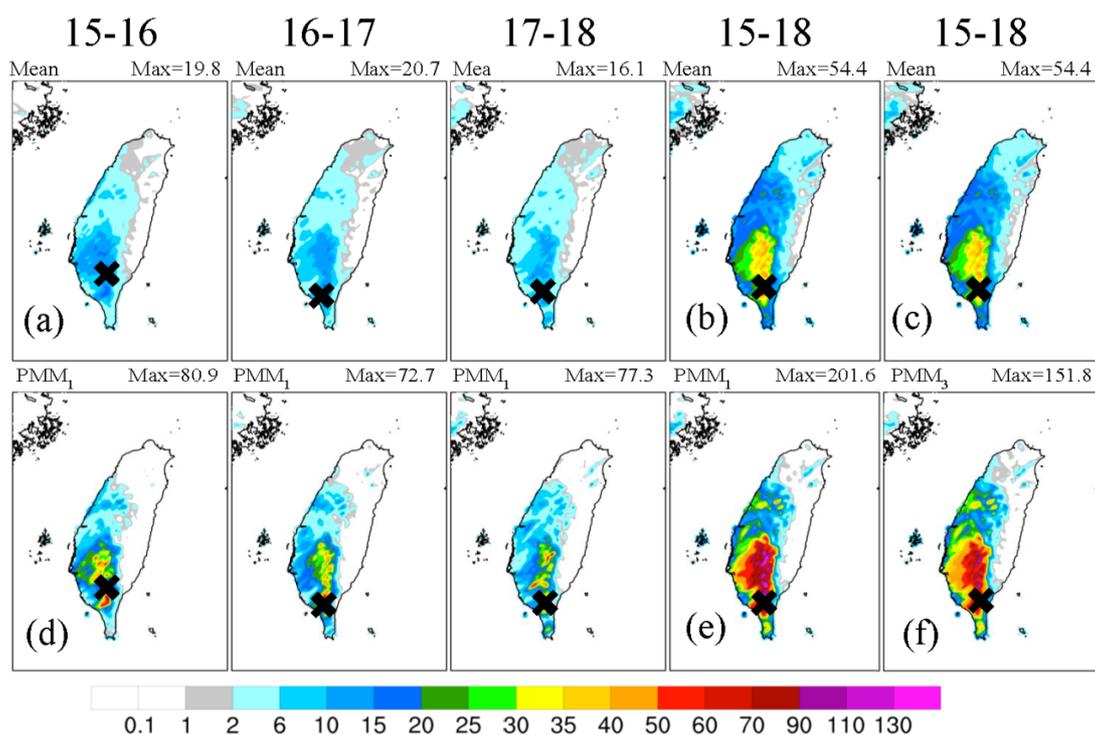


圖3 (a)及(d)分別為逐時之系集平均與 PMM_1 在第16到18小時的逐時降水預報。(b)及(e)分別為(a)與(d)3個逐時降水預報累加成3小時累積降水的結果。(c)為3小時降水之系集平均，(f)為第18小時的 PMM_3 的降水預報。X為極大值所在的位置，雨量極大值標示在圖的右上方。

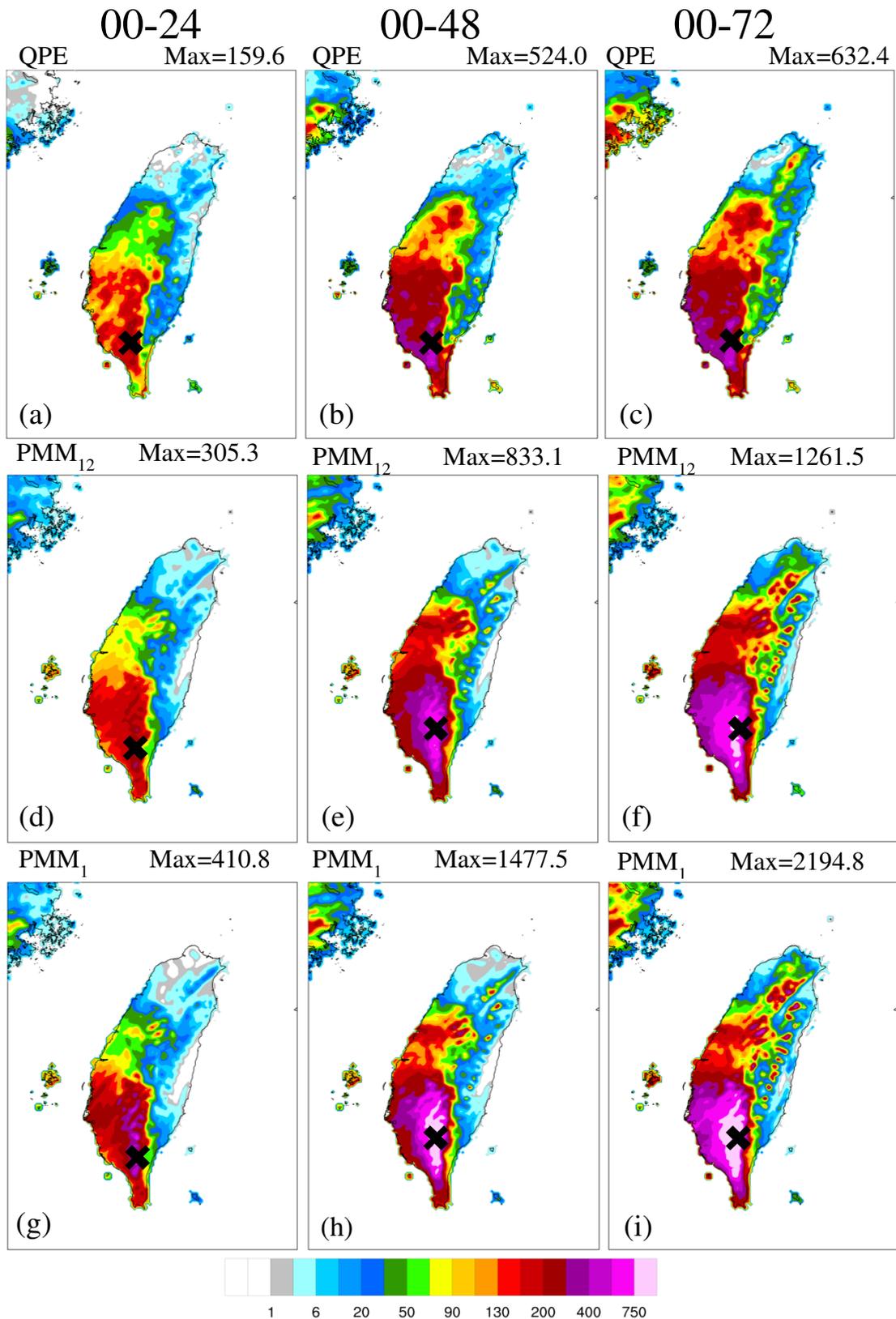


圖4 初始時間為2018年6月18日20時 (LST) 之定量降水預報，分別QPE降水估計 (a) - (c)、PMM₁₂ (d) - (f) 及PMM₁ (g) - (i) 累加之24/48/72小時累積雨量。X為極大值所在的位置，雨量極大值標示在圖的右上方。

以上分析雖以個案為例，但是對於問題的探討與分析不失其一般性。為解決多次累加造成過度預報的問題，本研究提出以總雨量計算PMM累積雨量的改善方案如下：

1. 先計算每個系集成員0到H小時之累積雨量，H為任一個預報長度，如果預報72小時，則會有0~1小時、0~2小時、0~3小時、...、0~72小時，每個系集成員各有72筆總累積雨量輸出。
2. 使用每個系集成員中0-H小時的累積雨量進行PMM之計算，以 PMM_{0-H}^T 表示，如0-72小時的累積PMM雨量即可表示為 PMM_{0-72}^T 。
3. 為了計算某段時間H1到H2中累積區間為h小時之總雨量的PMM，將h小時前後的 PMM_{0-H1}^T 跟 PMM_{0-H2}^T 進行相減，以 PMM_h^T 表示。舉例來說，如果要計算36~42小時之累積六小時PMM，即為 $PMM_{0-42}^T - PMM_{0-36}^T$ ，以 PMM_6^T 表示之。

本方法在使用上可以針對第1點所得到的PMM雨量計算出任何累積區間的 PMM^T ，可避免逐次累加過程極大值被過度凸顯的缺點，而對不同累積區也只須進行前後時間的相減，因此可增加計算彈性及節省計算資源。

(二) 個案分析

為呈現 PMM^T 方法的具體改善效果，以圖5比較圖3之個案，針對該個案之16至18小時預報為例，圖5(a)使用 PMM^T 所計算逐時的PMM雨量，以第16小時為例，此時的 PMM_1^T 雨量為 $PMM_{0-16}^T - PMM_{0-15}^T$ ，以此類推。其中第16、17及18小時 PMM_1^T 雨量極大值分別為54.6/47.1/40.6 mm〔圖5(a)〕，皆會比逐時系集平均的雨量極大值(19.8/20.7/16.1 mm)為大〔圖3(a)〕，但較 PMM_1 雨量極大值(80.9/72.7/77.3 mm)小〔圖3(d)〕，主要是因為PMM演算法不同所導致的結果。此外，逐時系集平均和 PMM_1 的降水空間分布一致〔圖3(a)和圖3(d)〕，但 PMM_1^T 跟逐時系集平均的降水空間分布不同，此乃因 PMM_1^T 為不同累積長度雨量擬合後的雨量差值所致。

由 PMM_1^T 累加成第3小時降水後， PMM_1^T 之累加雨量極大值為80.4 mm〔圖5(b)〕，系集平均僅為54.4 mm〔圖3(b)〕，而 PMM_1 之累加雨量極大值為201.6 mm〔圖3(e)〕。顯示PMM與 PMM^T 雨量皆較系集平均為大，但 PMM_1^T 累加的結果不會像 PMM_1 一樣導致不合理的大值，這正是本研究主要的目的。

以 $PMM_{0-18}^T - PMM_{0-15}^T$ 直接計算

PMM_3^T 的結果顯示其極大值亦為80.4 mm [圖5 (c)]，和 PMM_1^T 累加成3小時的結果是一樣的 [圖5 (b)]，同樣地，這是因為 PMM^T 的計算為線性的計算過程。在此，不論是用 PMM_1^T 累加h次，或是直接用兩個時間 ($PMM_{0-H2}^T - PMM_{0-H1}^T$) 的 PMM^T 計算 PMM_h^T ，其結果是一樣的，而 PMM_1 累加以及直接計算 PMM_h 的結果則會不一樣(如圖2)。也就是說，不同累積區間累加所得到的累積雨量， PMM^T 的結果都是一樣的，而傳統PMM的結果則不一樣，這是 PMM^T 的優勢之一。

和圖2之12-24小時降水預報相比， PMM_{12}^T 預報降水(圖6)在降水分布上和圖2 (c) 中的 PMM_{12} 有相似的分佈，

降雨極大值為262.8 mm，和 PMM_{12} 相當 (279.8 mm)，但比 PMM_1 累加的降雨極大值(618.6 mm)小。圖6中 PMM_{12}^T 和 PMM_{12} 的雨量相當，主要是因為 PMM_{12} 為使用12小時累積之系集預報進行機率擬合計算，在此並未有「累加的情形」。當考慮更長時間的累加問題，圖7是 PMM_{24}^T 、 PMM_{48}^T 與 PMM_{72}^T 之累積雨量，分別為256.5/569.3/776.4 mm，相對圖4中觀測僅為159.6/524.0/632.4 mm，在此 PMM^T 略微高報，但圖4中 PMM_{12} 和 PMM_1 累加之72小時預報雨量分別高達1261.5 mm和2194.8 mm，顯見 PMM^T 的演算法能有效抑制多次累加小累積區間PMM雨量而導致雨量過度預報的情形。

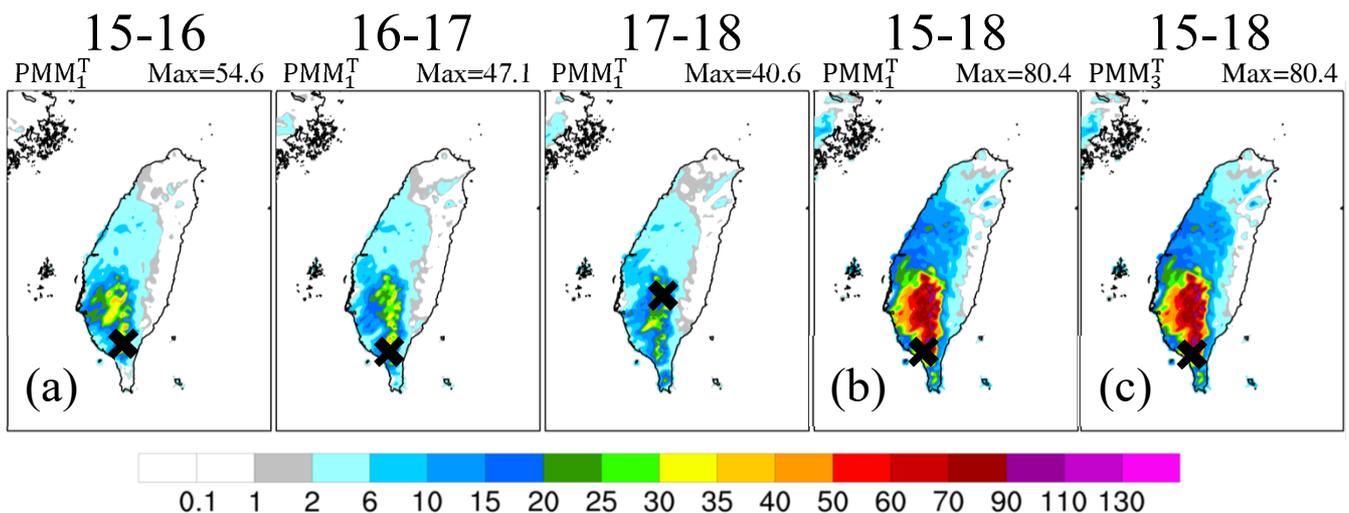


圖5 如圖3，(a) 為 PMM_1^T 在第16到18小時的逐時降水結果。(b) 為 (a) 中3組 PMM_1^T 累加的結果，(c) 為第18小時的 PMM_3^T 的降水預報。

(三) 校驗分析

本文前一節個案分析選取2018年6月梅雨個案，目的在於從個案角度凸顯本研究方法論之合理性。本節選取2019年9月至10月期間進行長期校驗分析，將從統計與校驗的角度，評估本研究方法在實際作業應用的預報能力，其中9月至10月兩個月期間之降水個案包括米塔颱風及午後對流天氣系統等，針對這兩個月的WEPS第12-24小時定量降水預報，比較逐時累加(PMM_1)、12小時累積雨量(PMM_{12})以及總雨量 PMM^T 所計算之機率擬合降水，3組實驗分別以 PMM_1 、 PMM_{12} 及 PMM_{12}^T 表示。 PMM_1 實驗主要是要定量評估 PMM 雨量累加過程導致之過度預報的問題，另一方面， PMM_{12} 在此並未有累加的問題， PMM_{12} 與 PMM_{12}^T 純粹只是評估 PMM 演算法所導致的差異。

首先， PMM 的計算原理主要是用系集成員降水的PDF以擬合系集平均的PDF，因此有必要檢驗不同機率擬合方法的降水PDF分布。圖8顯示，對3個實驗12-24小時累積雨量之PDF分布而言，在100 mm以下，三種方法的PDF分布和觀測均極為相似，其中 PMM_{12}^T 和觀測尤為接近， PMM_1 則有稍微低估的現象。在大於100 mm的部分，3個方法的差異則較為明顯， PMM_1 在大於100

mm區間，其PDF顯著高於觀測和其他兩種方法，這和個案分析中 PMM_1 會有過度預報的情形是一致的。 PMM_{12} 與 PMM_{12}^T 在12到24小時之累積降水的對大雨同樣也有較為高估情形，但不像 PMM_1 有顯著的過度預報。在300 mm以上大雨部分， PMM_{12} 稍微比 PMM_{12}^T 好些，但差異不顯著。

降水之均方根誤差顯示(圖9)，對於不同預報時間的 PMM 降水預報而言， PMM_{12}^T 的預報誤差為最小，而 PMM_1 最大，顯示 PMM_{12}^T 不僅可以改善 PMM_1 過度預報的問題，同時校驗的結果也較其他兩種方法有更好的預報能力。另外針對定量降水預報技術的定量評估，使用列聯表(contingency table; Wilks 2006)計算預報評分，包括偏差指數(Bias Score, BIAS)以及公正預兆得分(Equitable Threat Score, ETS)等。圖10為進行12到24小時定量降水預報之BIAS與ETS校驗的結果，如預期，圖10(a)之BIAS得分結果顯示 PMM_1 在大雨的高報情形特別嚴重，而 PMM_{12} 跟 PMM_{12}^T 的預報得分較為接近，雖然在降水門檻值大於80 mm仍有高報的情形，此可能是系集預報的系統性偏差，而不是 PMM 演算法的問題。圖10(b)中ETS的結果顯示，在200 mm門檻以下3個實驗的結果差異不大，但

在200 mm門檻以上， PMM_1 的ETS結果明顯低於其他兩個實驗， PMM_{12} 跟 PMM_{12}^T 的差異不顯著。

以明顯改善原本PMM累加過程所導致過度降水預報的現象，校驗結果亦顯示 PMM^T 可以得到最好的預報能力。

總而言之， PMM^T 的演算法不僅可

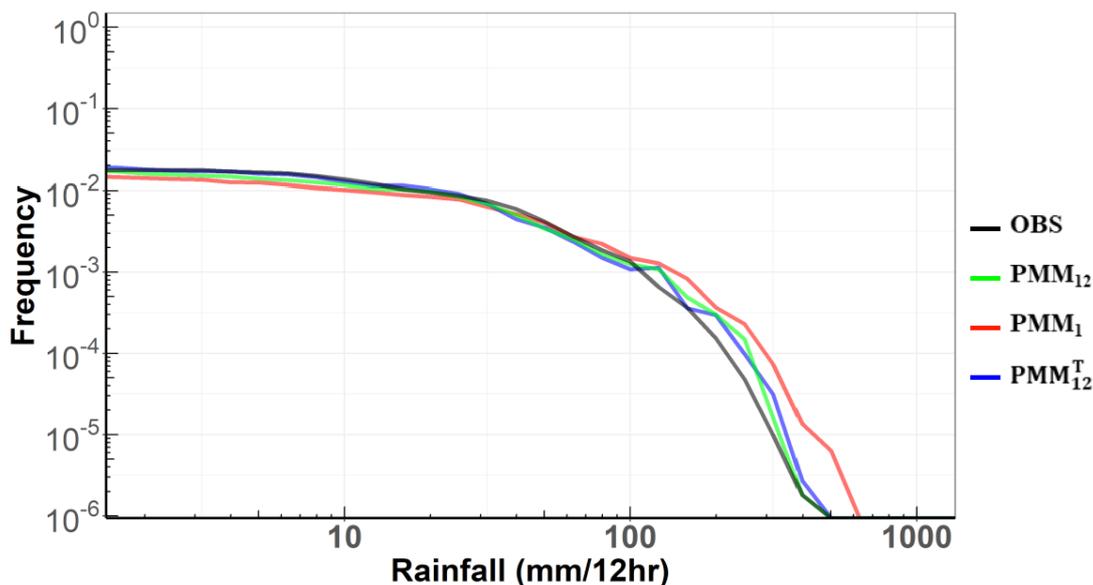


圖8 統計WEPS 2019年9月至10月第12-24小時累積降水預報之機率密度函數分布。其中黑色線為觀測降水頻率，綠色為 PMM_{12} ，紅色為 PMM_1 ，藍色為 PMM_{12}^T 。

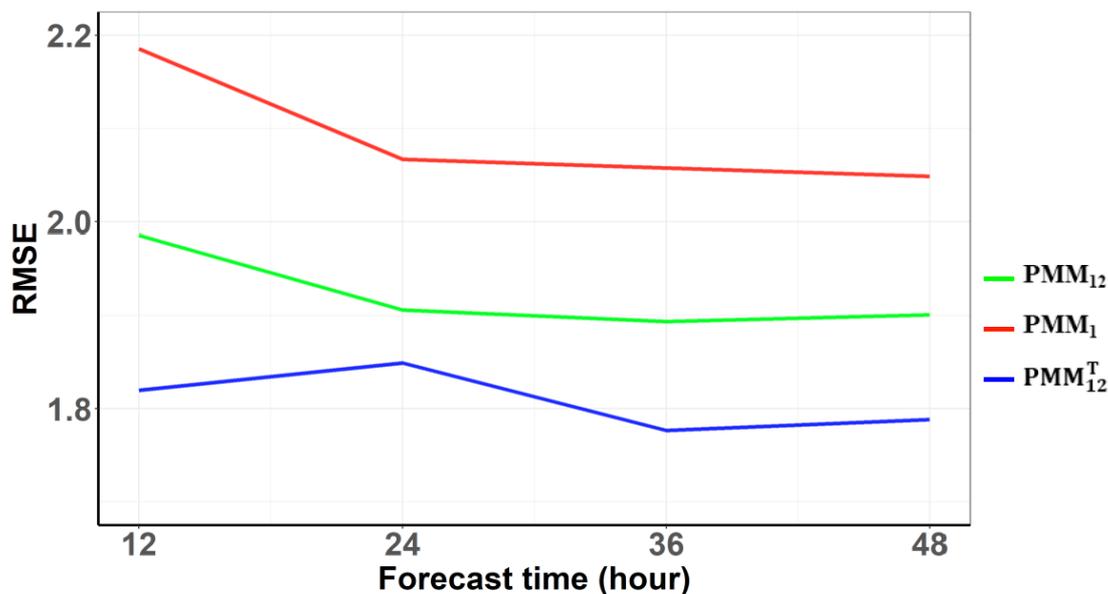


圖9 同圖8，但為12-24小時累積雨量的均方根誤差(RMSE)，其中綠色為 PMM_{12} ，紅色為 PMM_1 ，藍色為 PMM_{12}^T 。

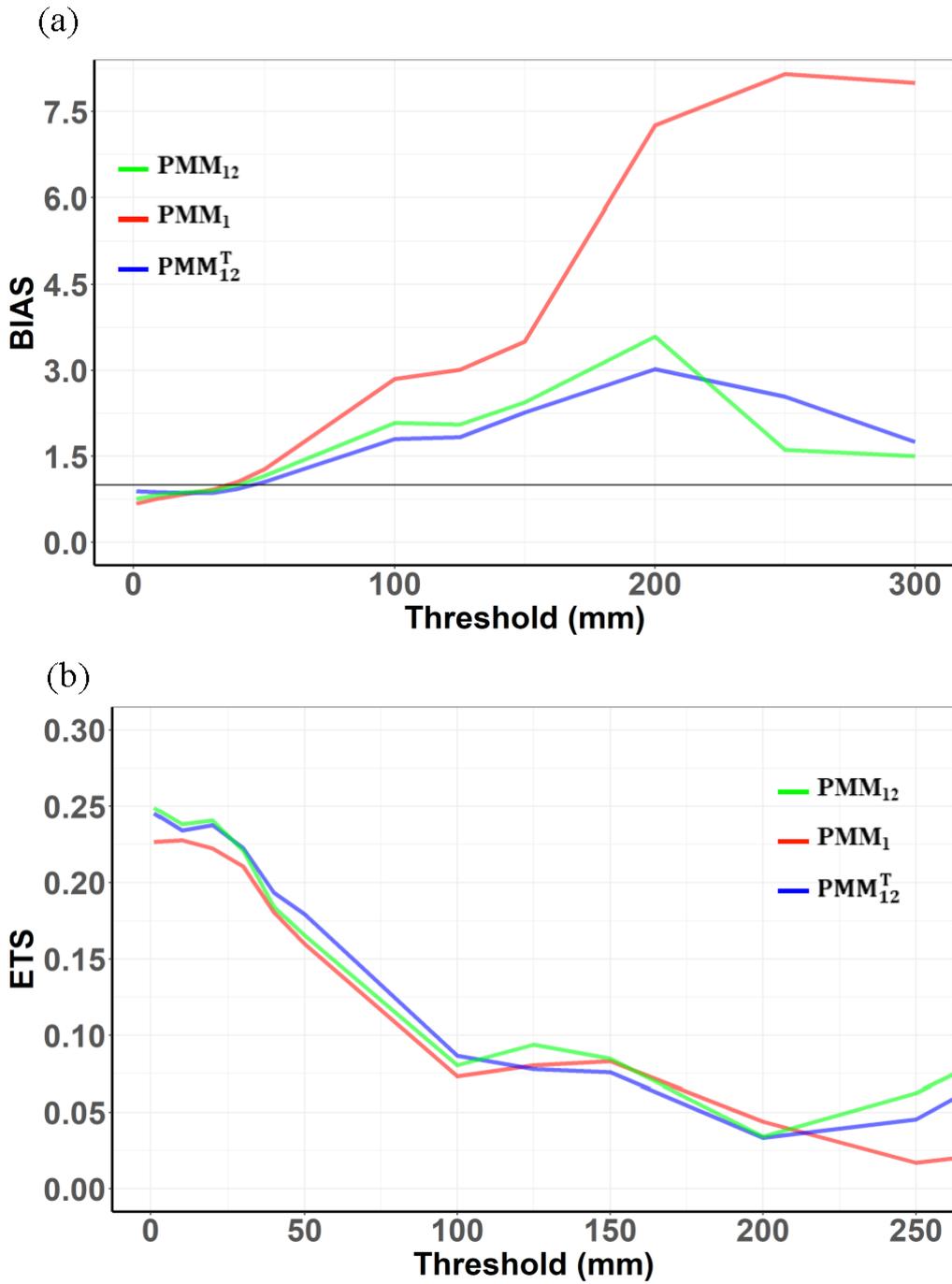


圖10 如圖8，但為12-24小時定量降水預報 (a) 偏離得分 (BIAS) 以及 (b) 公正預兆得分 (ETS)，其中綠色為PMM₁₂，紅色為PMM₁，藍色為PMM₁₂^T。

四、結論

受限於模式可預報度的限制，單一模式的預報會存在無可避免的預報誤差，使用系集預報可將預報不確定性資訊加以量化，並透過校驗提供具有預報技術的機率預報產品；然而，如何從系集巨量預報資料中萃取出有用的訊息，產製有用的決定性預報產品，仍是重要的課題。在定量降水預報上，雖然系集平均往往能得到良好的降水分布，卻常有極大值低估的問題。針對此問題，Ebert et al. (2001) 利用系集定量降水預報資料，發展出機率擬合平均降水產品，在系集平均的基礎上，藉由重新分配系集降水頻率分布；除了能取得系集平均較好的降水分布外，同時能維持降水預報的極大值。PMM降水產品已在各作業中心運用，例如中央氣象局（蘇等2016；葉等2016；黃等2016）、美國NCEP（Hamill et al. 2013及2017）、澳洲氣象局（Ebert et al. 2001）及中國氣象局等。

對下游應用需求而言，有必要產製逐時預報的定量降水預報產品，藉以合成不同累積區間的定量降水預報，或是直接應用在下游，如淹水預報之應用；在此，逐時PMM產品可提供下游定量降水預報更多彈性的運用。然而，研究顯示，由小累積區間PMM降水累加成較大區間時存在過度預報的問題，而且

累加次數越多，其過度預報的情形會更為明顯。另外，不同累積區間的PMM累加所得到的累積雨量均不相同，這使得使用逐時PMM降水累加成較長時間的累積雨量時，產生極大的誤差，也限制了PMM降水產品的應用。

本文探討上述過度預報形成的原因，並提出以系集模式預報的總雨量來進行PMM雨量的 PMM^T 計算。其方法概述如下：

1. 先計算每個系集成員0到h小時之總累積雨量，並以此總雨量進行PMM計算，以 PMM_{0-h}^T 表示。
2. h1~h2小時之累積PMM，即由 $PMM_{0-h2}^T - PMM_{0-h1}^T$ 計算而得。

個案分析顯示本方法可避免逐次累加過程而導致極大值過度預報的缺點，而對不同累積區間也只須進行前後時間的相減，因此可增加計算彈性及節省計算資源。再者，當使用不同累積區間之 PMM^T 累加，所得到的累積雨量結果都是一樣的，相較於傳統PMM由不同累積區間累加所得到的結果都不一樣，這是 PMM^T 的優勢之一。

針對逐時累加(PMM_1)、12小時累積雨量(PMM_{12})以及總雨量 PMM^T 所計算之機率擬合降水，以2019年9月到10月的中央氣象局WEPS定量降水預報進行校驗分析，結果顯示，就12-24

小時累積雨量之PDF分布而言，在100 mm以下，三種方法的PDF分布和觀測均極為相似， PMM_1 在大於100 mm以上門檻，其PDF顯著高於觀測和其他兩種方法， PMM_{12} 與 PMM_{12}^T 在12到24小時之累積降水的對大雨同樣也有些微高估情形，但不像 PMM_1 有顯著的過度預報。降水之均方根誤差顯示 PMM_{12}^T 的預報誤差最小，而 PMM_1 最大。BIAS得分結果顯示 PMM_1 在大雨的高報情形特別嚴重，而 PMM_{12} 跟 PMM_{12}^T 的預報得分較為接近。ETS的結果顯示，在200 mm門檻以下，3個實驗的結果差異不大，但在200 mm門檻以上， PMM_1 的ETS結果明顯低於其他兩個實驗， PMM_{12} 跟 PMM_{12}^T 的差異不顯著。

總而言之，本研究所提出使用總雨量計算 PMM^T 的方法，不僅在個案分析顯示可以避免因為小區間PMM雨量累加而導致過度預報的情形，定量校驗亦顯示可以有效提升系集定量降水預報的效能，此可有利於下游諸如豪雨預報作業與防災領域的各方應用。

致謝

本研究在中央氣象局計算資源以及科技部研究計畫 MOST 107-2625-M-052-002 支援下完成。

參考文獻

- 李志昕、洪景山，2011：區域系集預報系統研究：物理參數化擾動。大氣科學，**39**，95-116。
- 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**，153-179。
- 李志昕、洪景山、江琇瑛，2015：區域系集預報系統強化研究：介接系集調整卡爾曼濾波分析場。天氣分析與預報研討會，中央氣象局。
- 唐玉霜、黃葳芃、張保亮和陳嘉榮：2016：劇烈天氣監測系統（QPESUMS）之防災應用。天氣分析與預報研討會，中央氣象局。
- 黃椿喜、葉世瑄、呂國臣、洪景山，2016：系集定量降水預報方法之探討與分析-系集平均、機率擬合平均與超越機率之定量降水預報。大氣科學，**44**，173-196。
- 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。大氣科學，**44**，83-111。
- 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分析：以2014年梅雨季為例。大氣科學，**44**，113-134。
- Berner, J., S.-Y. HA, J. P. Hacker, A. Fournier, C. Snyder, 2011: Model uncertainty in a mesoscale ensemble

- prediction system: stochastic versus multiphysics representations. *Mon. Wea. Rev.* **139**, 1972–1995
- Buizza, R., A. Hollingsworth, F. Lalauette, and A. Ghelli, 1999a: Probabilistic predictions of precipitation using the ECMWF Ensemble Prediction System. *Wea. Forecasting*, **14**, 168–189.
- Du, J., J. McQueen, G. DiMego, T. Black, H. Juang, E. Rogers, B. Ferrier, B. Zhou, Z. Toth and M. S. Tracton, 2004. The NOAA/NWS/NCEP short-range ensemble forecast (SREF) system: evaluation of an initial condition vs. multi-model physics ensemble approach. Preprints (CD), 16th Conference on Numerical Weather Prediction, *Seattle, Washington, Amer. Meteor. Soc.*
- 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.
- Eckel, F. A., and M. K. Walters, 1998: Calibrated probabilistic quantitative precipitation forecasts based on the MRF ensemble. *Wea. Forecasting*, **13**, 1132–1147.
- Fang, X., and Y. H. Kuo, 2013: Improving ensemble-based quantitative precipitation forecast for topography-enhanced typhoon heavy rainfall over Taiwan with modified probability-matching technique. *Mon. Wea. Rev.*, **141**, 3908–3932.
- Gascón, E., T. Hewson, and T. Haiden, 2018: Improving predictions of precipitation type at the surface: description and verification of two new products from the ECMWF ensemble. *Wea. Forecasting*, **33**, 89–108.
- Hamill, T. M., Bates, G. T., Whitaker, J. S., Murray, D. R., Fiorino, M. 4, Galarneau, T. J., Zhu, Y. and Lapenta, W., 2013: NOAA's second-generation global medium-range 2 ensemble reforecast data set. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **94**, 1553–1565.
- , E. Engle, D. Myrick, M. Peroutka, C. Finan, and M. Scheuerer, 2017: The U.S. National Blend of Models for statistical postprocessing of probability of precipitation and deterministic precipitation Amount. *Mon. Wea. Rev.*, **145**, 3441–3463.
- Hewson T., 2019: Use and verification of ECMWF products in member and co-operating states (2018). *ECMWF Tech Memo No.* **840**.

- Hong, J. S., C. T. Fong, L. F. Hsiao, Y. C. Yu, and C. Y. Tzeng, 2015: Ensemble typhoon quantitative precipitation forecasts model in Taiwan. *Wea. Forecasting*, **30**, 217–237.
- Huang, L., and Y. Luo, 2017: Evaluation of quantitative precipitation forecasts by TIGGE ensembles for south China during the presummer rainy season, *J. Geophys. Res. Atmos.*, **122**, 8494–8516, doi: 10.1002/2017JD026512.
- Hsiao, L. P., X. Huang, Y. Kuo, D. Chen, H. Wang, C. Tsai, T. Yeh, J. S. Hong, C. Fong, and C. 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.
- Ishida, J. and C. A. Reynolds, 2015: Recent activities related to EPS. *Report of the 30th session of the WGNE*. College Park, MD, 23-36 Mar. 2015.
- Li, C., Berner, J., J. S. Hong, C. T. Fong, and Y. H. Kuo, 2020: The Taiwan WRF Ensemble Prediction System: Scientific description, model-error representation and performance results. *Asia-Pacific J Atmos Sci*, **56**, 1–15.
- Huang, L., and Y. Luo (2017), Evaluation of quantitative precipitation forecasts by TIGGE ensembles for south China during the presummer rainy season, *J. Geophys. Res. Atmos.*, **122**, 8494–8516, doi: 10.1002/2017JD026512.
- Molteni, F., R. Buizza, T. N. Palmer, and T. Petroliaigis, 1996: The ECMWF Ensemble Prediction System: Methodology and validation. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **122**, 73–119.
- , ——, Marsigli, C., Montani, A., Nerozzi, F., and Paccagnella, T., 2001: A strategy for high-resolution ensemble prediction. Part I: definition of representative members and global-model experiments. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **127**, 2069-2094.
- Palmer, T. N., R. Buizza, F. Doblas-Reyes, T. Jung, M. Leutbecher, G. J. Shutts, M. Steinheimer, and A. Weisheimer, 2009: Stochastic parametrization and model uncertainty. *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Tech. Rep.* **598**, 42 pp.
- Shutts, G. J., Leutbecher, M., Weisheimer, A., Stockdale, T., Isaksen, L., and Bonavita, M., 2011: Representing model uncertainty: stochastic parametrization at ECMWF.

- ECMWF Newsletter No. 129*, 19-24.
- Stensrud, D. J., H. E. Brooks, J. Du, M. S. Tracton, and E. Rogers, 1999: Using ensembles for short-range forecasting. *Mon. Wea. Rev.*, **127**, 433–446.
- Tracton, S., and E. Kalnay, 1993: Ensemble forecasting at NMC: Operational implementation. *Wea. Forecasting*, **8**, 379–398.
- Wilks, D.S., 2006: Statistical methods in the atmospheric sciences. 2nd Edition, Academic Press, London.
- Yang X., 2005: Analysis blending using a spatial filter in grid-point model coupling. Hirlam Newsletter 48, available from the Hirlam-6 Project, c/o Per Undén, 49-55.
- , S. Sharma, R. Siddique, S. J. Greybush, and A. Mejia, 2017: Postprocessing of GEFS precipitation ensemble reforecasts over the U.S. Mid-Atlantic Region. *Mon. Wea. Rev.*, **145**, 1641–1658.
- Zhou, B., X., Y. Zhu, D. Hou, Y. Luo, J. Peng, and R. Wobus, 2017: Performance of the New NCEP Global Ensemble Forecast System in a parallel experiment. *Wea. Forecasting*, **32**, 1989–2004.

Improvement of the Ensemble Probability-Matched Mean quantitative precipitation forecast product

Yi-Jui Su Jing-Shan Hong Chih-Hsin Li

Central Weather Bureau, Taipei, Taiwan

(manuscript received 08 July 2020 ; in final form 07 October 2020)

Abstract

The ensemble forecast is expected to provide the uncertainty information due to the limited predictability from the deterministic forecast. However, how to derived useful deterministic forecast products from the large ensemble dataset is also an important issue. The Probability Matched Mean (PMM) rainfall product derived from the ensemble quantitative precipitation forecasts is widely applied among the operational centers. Studies have shown that there is a problem of over-prediction when PMM precipitation accumulated from a small interval into a larger interval. The more accumulation times result in the more obvious on the over-prediction. In particular, a large over-prediction error occurs as accumulate the hourly PMM rainfall to a long duration period. This is a critical situation to limit the feasibility of the PMM QPF application.

To this end, this paper explores the reasons for the above-mentioned over-prediction issue and proposes a new algorithm to calculate the PMM rainfall based on the total rainfall (PMM^T) forecasted from the ensemble model. From the case study, the new algorithm shows that it can eliminate the over-prediction problems in a reasonable way. The new method also provides better QPF performance from the two-month verification. In overall, the revised PMM algorithm proposed in the paper is helpful to improve the ensemble QPF performance, moreover, add on the flexible values on the application of the disaster prevention.

Key Words : Probability Matched Mean, Ensemble Prediction, QPF,
doi: 10.3966/025400022020104801003