

全球氣候模式應用於月雨量預報之可行性評估

馮智勇¹ 陳苡甄¹ 劉人鳳² 陳孟詩²
多采科技有限公司¹ 中央氣象局預報中心²

摘要

由於臺灣降雨量的豐枯不均，每逢豐水期降雨表現不佳時，乾旱情況便陸續發生，且缺水對社會經濟之影響廣泛且巨大。現階段水利單位進行流量預報作業時，除了基於氣象局長期天氣展望的雨量三分類機率預報、統計模擬與降雨逕流模式產製流量預報外，尚有採用以 Q80、Q90以及歷史相似方式推估未來流量的方法，惟無從直接掌握未來是否可能有梅雨或颱風等顯著降水系統生成機率，也因此增加了水資源調度風險。

本研究針對測站月、季均溫綜合預報已設計包含代表性預報計算、系統性偏差校正、測站統計降尺度與貝氏模型平均法(Bayesian Model Average, 簡稱BMA)等四步驟作業流程，並且認為應用BMA進行多模式預報整合的關鍵點在於觀測值與模式預報值的條件機率分布。於此，擬針對氣象局TCWB2T2、TCWB1T1以及NCEP CFSv2三組氣候模式月雨量重預報資料(Reforecast)，採用遮蔽年(leave-one-year-out)實驗方式進行分位數映射法(Quantile Mapping)校正格點系集平均值，再行統計檢定模式預報值與觀測值差值是否滿足特定機率密度函數分布，確認氣候模式資料應用於月雨量預報的可行性。

關鍵字：雨量系統性偏差校正、貝氏模型平均法、條件機率

一、前言

臺灣雖然年降雨量豐沛，但因豐枯不均，且河川坡陡流短，難以完全積蓄水源以供枯水期使用。面臨全球氣候變遷之影響，臺灣降雨量呈現豐越豐、枯越枯的趨勢，使得水資源系統管理及調度更加艱困。

中央氣象局(以下簡稱氣象局)短期氣候預報展望現行做法是將臺灣劃分為北、中、南與東4個分區，由預報員主觀綜整各種統計及動力模式預報後，針對臺北、臺中、高雄與花蓮四個代表測站提供未來月預報及季預報的雨量氣候值與三分類機率預報。月天氣展望於每週五發布，內容包含發布日後第1週、第2週以及第1-4週預報；季天氣展望則於每月月底更新，內容包含發布日後第1-3個月預報。然而，由於氣象局現階段提供的雨量三分類機率預報產品無法提供下游端水利單位進行降雨逕流模擬所需的定量降水時序資料，因此必須透過統計模擬方式(例如蒙地卡羅法)得到定量降水時序，方可為既有水文水理模式計算使用。

近年來隨著各國氣象作業單位與研究中心致力發展全球系集模式以及氣象與氣候數值模式無縫隙預報概念(Seamless prediction of weather and climate)興起，各種數值模式模擬能力進展快速。氣象局有鑑於預報員已難以於有限作業時間評估各種模式預報能力進而完成預報作業，於105~106年度「研發短期氣候綜合預報系統計畫案」委辦案中，利用貝氏

模型平均法(Bayesian Model Averaging, 以下簡稱BMA)發展月、季溫度綜合預報技術。本研究則進一步評估應用BMA發展整合全球氣候模式為月雨量綜合預報指引的可行性，以期能提供月雨量完整機率密度函數(Probability Density Function)，則有利於水利單位決策人員掌握未來1~3個月可能降水量。

以下首先說明使用資料，再行介紹月、季尺度短期氣候預報綜合預報架構與BMA方法，最後分析氣候模式月雨量預報與地面真實場條件機率分布，供後續實作BMA方法參考。

二、使用資料說明

氣候模式資料使用氣象局發展的第二代二步法氣候模式資料(以下簡稱TCWB2T2)，包含1982~2011年的120個系集成員平均重預報(reforecasts)資料與2017~2018年預報資料，空間解析度為 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ ，格點數 360×180 。

1982~2011年的月雨量地面真實場使用GPCP，為世界降水氣候計畫產製結合觀測和衛星反演降水資料，空間解析度 $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$ ，並先行處理為 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ 解析度後，取臺灣周遭區域 $21^{\circ} \sim 26^{\circ} \text{N}$ 與 $119^{\circ} \sim 123^{\circ} \text{E}$ 共30個格點為分析範圍。2017~2018年的月雨量平均值真實場則是採用美國NOAA發展的CMORPH (Joyce and Xie, 2011)日雨量資料處理而得。

三、短期氣候預報綜合預報架構

氣象局「研發短期氣候綜合預報系統計畫案」設計包含模式決定性預報計算(Representative)、系統性偏差校正(Bias Correction)、統計降尺度(Statistical Downscaling)以及綜合預報(Consensus Forecast) 四個主要步驟作為月、季綜合預報架構(如表1)。

以臺灣測站月、季溫度/雨量綜合預報為例，使用經系統性偏差校正的本局與美國氣候數值動力模式輸出資料，建置測站月、季溫度/雨量統計降尺度模型，包含使用模式直接預報的空間內插法、相鄰四點與測站複迴歸的Calibration model以及使用模式氣候指標導出量與測站單迴歸遙相關建立 Bridging model。最後再以BMA作為短期氣候綜合預報發展客觀預報系統。此外，BMA綜合預報可依據本局氣候預報作業需求建立在模式網格點上。

表1 月、季綜合預報架構

分類	臺灣測站	模式格點
Representative	兩組以上氣候模式系集平均	同左
Bias Correction	距平序列進行 Quantile Mapping	同左
Downscaling	空間內插 (Bilinear) Calibration (相鄰四點複迴歸+FS) Bridging (氣候指標單迴歸)	—
Consensus Forecast	BMA	BMA

3.1 分位數映射法

考量數值模式受到控制方程式為複雜物理問題的簡化、物理行為的參數化、初始/邊界條件的不確定性、數值求解方法與解析度等等因素的影響，其模擬結果勢必與真實觀測存在系統性偏差，必須透過適當方法予以校正，得到與觀測資料具相同統計特性的校正值後，才利於綜合預報方法依模式能力給予差異權重係數。

分位數映射法(Quantile Mapping, 以下簡稱QM)常用於校正氣候模式系統性偏差(Wood et al., 2002)，其原理在於利用格點或測站點的歷史觀測資料與模式重模擬資料分別製作經驗分位數函數(Empirical Quantiles)後，藉由要求模式重模擬資料分位數代表的數值等於歷史觀測資料相同分位數的觀測值的方式進行模式校正。QM校正方法可以下式進行表示，其中F代表累積機率分布，x代表物理量，而F(x)可得該物理量值的分位數；下標m與o分別表示模式與觀測。

$$\hat{x}_m(t) = F_o^{-1}\{F_m[x_m(t)]\} \quad (1)$$

由於QM法只需要透過歷史資料估計分位數函數，可依各網格點、各個變數、各個月份與季節以及各個預報時間進行計算。

3.2 貝氏模型平均法

BMA該方法延伸自貝氏定理，藉由訓練期將機率預報命中觀測發生率最大化的演算法來調整各模式權重與條件機率分布參數。BMA線性組合條件機率分布如下式(2)所示，等號左側代表物理量 y 在已知 f_1 到 f_K 共 K 個預報結果時的發生機率分布，等號右側的 $p(y|f_k)$ 代表已知成員 k 預報值 f_k 時發生 y 觀測值的條件機率分布， $p(f_k|y^T)$ 則是在訓練資料 y^T 之中 f_k 表現為成員中最佳者的後驗機率，兩者相乘後加總，就能得到等號左側的物理量 y 發生機率密度函數估計。

$$p(y|f_1, f_2, \dots, f_K) = \sum_{k=1}^K p(y|f_k)p(f_k|y^T) \quad (2)$$

Raftery et al. (2005)將條件機率以特定機率密度函數表示，並因後驗機率滿足 $\sum_k p(f_k|y^T) = 1$ 而視為權重係數 w_k ，則可藉由訓練期資料求得描述該機率密度函數所需的參數與權重。若使用常態分布 $g(y|f_k, \sigma_k)$ 表示該條件機率分布，即代表 y 的發生機率滿足以 f_k 為中心的常態分布，可改寫上式如下，待估參數為 K 個預報成員的權重係數 w_k ，以及描述各個常態分布所需的參數標準差 σ_k ，可藉由最大化似然函數(Maximum likelihood, Fisher 1922)方式採Expectation Maximization algorithm (EM演算法) (Dempster et al., 1977; McLachlan and Krishnan, 1997) 求解待定參數。

$$p(y|f_1, f_2, \dots, f_K) = \sum_{k=1}^K w_k g(y|f_k, \sigma_k) \quad (3)$$

四、TCWB2T2月雨量預報能力分析

4.1 2017~2018年月雨量預報時序比較

考量2018年度上半年降水量偏少，各地水資源調度吃緊而亟需針對水庫放水操作以及農業休耕與否進行決策。若採用常見之Q80、Q90、季長期流量預報或是歷史相似流量的流量預報方法，則無由得知是否即將生成天氣系統，而傾向相對保守決策。

圖1中虛線為TCWB2T2模式於23°N 120°E格點處領先1個月時間的月平均雨量系集平均預報時序，而實線則為CMORPH降水真實場時序。以橫軸標示的201710為例，代表模式於2017年9月底所做的10月份月雨量預報與其對應的真實降水量。由圖可知預報場除了未能描述2018年1月的雨量增加的訊息外，已可幾乎獲得與真實場時序變化相同趨勢，可反應5月月雨量值即將上升的現象。圖2則為模式領先2個月時間的預報與真實場時序，顯示模式自2017年9月開始已掌握自2017年11月起此格點處所代表的控制面積內月降水量偏低的現象，並且可能持續到2018年5月後才会有明顯改善。從圖1與圖2可發現模式整體量值較為高估而存在系統性偏差，必須先透過QM校正加以移除。

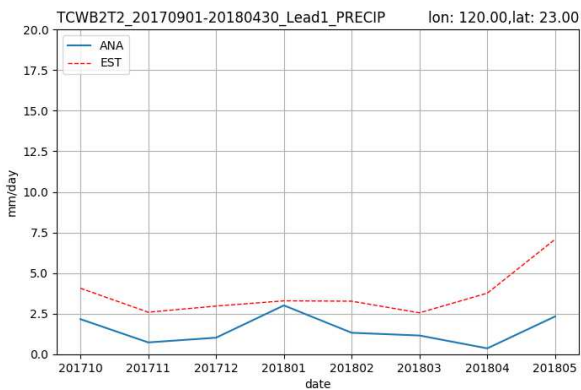


圖1 經緯度23°N 120°E 處的TCWB2T2 模式領先1 個月預報的月平均雨量系集平均(虛線)與CMORPH 真實場(實線)於2017 年10 月至2018 年5 月的時序資料

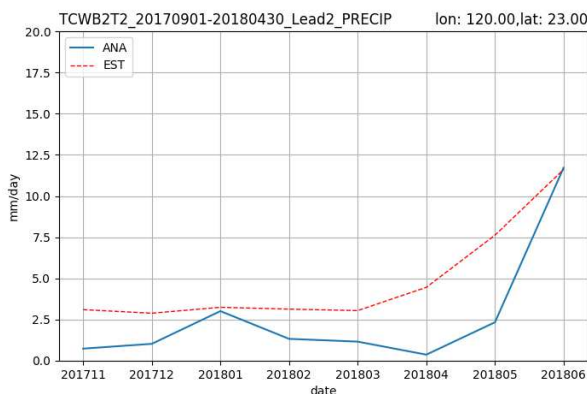


圖2 經緯度23°N 120°E 處的TCWB2T2 模式領先2 個月預報的月平均雨量系集平均(虛線)與CMORPH 真實場(實線)於2017 年11 月至2018 年6 月的時序資料

4.2 月雨量重預報資料與觀測值條件機率分析

由式(2)或式(3)可知，BMA模型的建置關鍵課題在於如何描述已知天氣參數的模式模擬值時發生觀測值的條件機率。以溫度為例，常見以常態分布描述該條件機率分布，亦即代表模式模擬值具有估計觀測值的能力，使得誤差呈現常態分布特性。

本研究針對TCWB2T2模式月雨量模擬值與觀測值的條件機率分布，採用Kolmogorov-Smirnov Test (K-S檢定)無母數統計方法，檢定是否符合常態

分布或為Sloughter et al. (2007)分析之Gamma分布等特定機率密度函數。K-S檢定主要目的為檢定一組樣本在某個次序變項上的分布是否來自一個理論上假設的母群體分布(亦可稱為配適度檢定)。理論上，K-S檢定經由比較假設上的理論分布與樣本分布的差異，藉以檢定樣本所來自的母群體是否為該假設中的特定分布。

將1982~2011年間臺灣周遭共900組TCWB2T2模式重模擬之QM校正值減去GPCP雨量分析場資料的差異，針對有兩情況繪製累計次數為圖3所示之直方圖與常態分布的K-S檢定結果(綠色代表通過檢定)，可發現除了大多數月份的TCWB2T2模式重模擬之QM校正值誤差直方圖呈現對稱分布的情況，並且除了7、8月份外，多數月份的誤差集中於±2之間，而5、6、9與10月份更是通過常態分布假設。

綜合圖3資訊顯示，TCWB2T2模式對於臺灣月雨量具相當估計能力，然而可能受到QM校正的外延處理特性影響而偶有誤差較大的情況發生，後續可嘗試區分大雨、小雨情況再進行分析。

五、參考文獻

- 1.交通部中央氣象局，2016：「研發短期氣候綜合預報系統計畫(1/2)案」期末報告。
- 2.交通部中央氣象局，2017：「研發短期氣候綜合預報系統計畫(2/2)案」期末報告。
- 3.Joyce, Robert J., and Pingping Xie, 2011: “Kalman filter-based CMORPH”. *Journal of Hydrometeorology* 12.6, 1547-1563
- 4.Raftery, A. E., T. Gneiting, F. Balabdaoui, and M. Polakowski, 2005: “Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles”. *Mon. Wea. Rev.*, 133, 1155–1174.
- 5.Wood, A.W., Leung, L.R., Sridhar, V., Lettenmaier, D.P., 2004: Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs. *Climatic Change* 62, 189–216

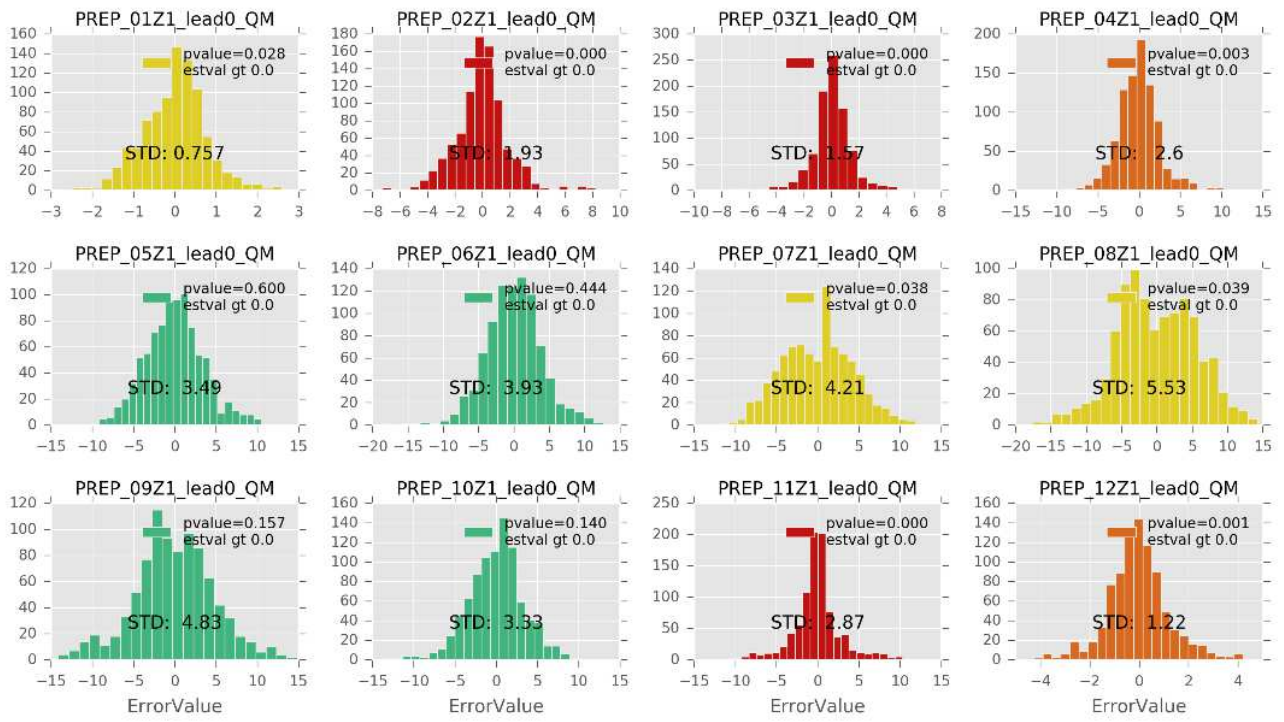


圖3 1982~2011 的 TCWB2T2 模式重預報資料領先 1 個月之月雨量系集平均預報經 QM 校正後與 GPCP 真實場差異的

逐月直方圖