

# 應用貝氏模型平均法於太平洋颱風路徑預報之探討應

許乃寧<sup>1</sup> 賈愛玫<sup>1</sup> 林秉煜<sup>1</sup> 陳昱璵<sup>2</sup> 馮智勇<sup>2</sup>  
中央氣象局<sup>1</sup> 多采科技有限公司<sup>2</sup>

## 摘 要

颱風路徑預報作業參考多個數值模式之決定性預報及系集預報，並由後處理整合成更佳的指引產品，已為各氣象作業單位常用的方式。除了最基本之系集平均法，近年利用(多)系集模式經校驗統計挑選成員再平均也漸為主流，例如Dong and Zhang (2016)提出之OBEST (Observation-Based Ensemble Subsetting Technique) 方法，係以系集成員之12小時預報誤差校驗，選取誤差較小的部分成員平均後得到另種路徑預報指引，實證上此方法在前3日所表現之路徑預報會較一般系集平均為佳。

氣象局目前作業接收來自國內外主要數值模式及其系集之路徑預報資料，如ECMWF、NCEP及本局全球與區域模式。各模式皆有其優點，例如ECMWF預報穩定度高、NCEP可提供每日4次預報、而本局區域模式的高解析度(3km)有利於颱風結構之模擬，因此如何整合不同模式之優點建立預報作業最佳的客觀指引，為提升颱風路徑預報準確度重要項目之一。

有鑑於此，近年來本局除了建立類似OBEST的方法之外，同時也引進貝氏模型平均法(Bayesian Model Averagin, 以下簡稱BMA)，此方法乃藉由產製各個模式成員預報誤差機率密度函數(Probability density function)，運用最大似然法則(Maximum Likelihood) 進行權重整合，以取得最佳預報準確度的路徑。本報告將探討本局如何應用BMA方法於颱風路徑預報，並與上述各類型預報方法比較及在近期颱風校驗之成效。

關鍵字：貝氏模型平均 颱風路徑預報

## 一、前言

颱風路徑預報為本局重要預報作業項目之一，颱風路徑的誤差隨著近年各項技術的發展而不斷縮小，其中包括了電腦技術的演進、數值模式的改良(Elsberry, 2014)、觀測資料的增加，以及整合系集/多模式方式的方法演進(Krishnamurti et al., 2000; Williford et al., 2003; Elsberry et al., 2008; Dong et al. 2016)。除了路徑誤差之外，靠著電腦運算能力與大量資料的統計分析，颱風路徑的不確定性估計可藉由系集模式的散佈程度以及過去的誤差分布情形來推估(DeMaria, 2009; 蔡等人, 2011)，Bayesian Model Averagin(以下簡稱BMA)是其中一種可用來進行系集/多模式整合以及估計不確定性的方式。

目前BMA已經廣泛的被應用在社會科學與醫學等領域中，可以整合不同預報源的預測分佈，在2005年時Raftery等人以BMA方法整合Fifth-Generation Penn State/NCAR Mesoscale Model (MM5)系集模式在美國西南部地面氣溫與海平面氣壓，以BMA法整合後的機率分布相較於直接以模式預報分散情形做為機率分布來的更加可靠，並且以BMA的期望值預報作為決定性預報的成效，也較系集平均的誤差來的更小。本局於2011年實作於國內測站地面溫度機率預報(張等人, 2011); 2015年完成BMA溫度機率指引之發展(馮等人,

2015); 2016年將BMA方法應用於颱風路徑預報，完成BMA颱風路徑指引發展(馮等人, 2016)，並以2017年的颱風案例為例，分析BMA方法於西北太平洋颱風之預報成效(陳等人, 2018)。

本研究進一步以2018年西北颱風個案為例，除分析BMA方法之颱風路徑預報成效，並比較其他本局預報作業常用之客觀路徑指引，藉此討論BMA之優缺點。

## 二、以BMA建置颱風路徑預報

BMA的算式概念如公式(1)所示，其中 $y$ 代表觀測資料分布， $M_k$ 代表第 $k$ 個預報成員， $K$ 代表成員總數， $D$ 代表訓練期所使用的模式資料。式子左側表示在已知各個成員的預報數值條件下，推估 $y$ 的分布，即為BMA預報機率密度函數(PDF)。右側的 $p(M_k|D)$ 代表訓練期之中， $M_k$ 模式為 $K$ 個成員中最佳預報的機率，亦可視為該成員的權重。 $P(y|M_k, D)$ 表示已知 $M_k$ 的情況下觀測 $y$ 的分布情形，視為各模式誤差分布的估計情形。換言之，公式(1)可表達當有 $K$ 個預報成員時，藉由訓練期的預報表現來給予不同成員權重，並對 $K$ 個成員誤差分佈進行加權加總，可獲得多模式整合預報分佈的PDF。

$$p(y|D) = \sum_{k=1}^K p(M_k|D)P(y|M_k, D) \quad (1)$$

本研究主要利用 BMA 整合局內作業常用之路徑預報指引，包含 EC、NCEP、WRF 及 OBEST 等資料(如表一)，並將計算獲得的權重(即公式(1)中 $p(M_i|D)$ )，乘上對應的最新模式預報值，得到一組決定性預報路徑(以下簡稱 BMA\_TEN)。

在BMA路徑預報系統的應用設計上，是將經度、緯度及預報時(TAU)個別進行獨立建模，並為更有效訓練BMA模組，在挑選建模資料時，設計有時間及空間條件的搜尋方式。(1)時間條件：以近期及相同季節資料為優先考量，可反映模式在時間上的預報特性。以預報個案時間為起點，首先搜尋(a)最近45天內觀測及對應模式資料，若資料未足夠則繼續以(b)去年同日正負15天、(c)今年45至75天前、(d)去年同時正負15至30天資料，依序類推，至滿足訓練資料筆數。(2)空間條件：以預報個案的氣旋定位資料為中心，搜尋經緯度正負20度範圍內的歷史氣旋資料。可反映不同數值模式在各區域上的特性。例如例在大洋面上時，可考慮EC、NCEP等全球模式，在靠近台灣陸地時，局內的3km高解析度區域模式(TWRF)可以對地形有較好的模擬。

BMA_TEN 整合成員	說明	每日 報數	水平解 析度
EC_D*	EC 決定性預報	2	9km
EC_M*	EC 系集平均	2	13km
ECES	OBEST-EC 系集	4	
NC_C	NCEP 系集 Control Run	4	34km
NC_M	NCEP 系集平均	4	
ENES*	OBEST-EC+NCEP 系集	4	
WRF403slp	CWB 區域模式，地面 氣壓場定位	4	3km
WRF415slp		4	15km
TWRF203slp		4	3km
TWRF215slp		4	15km

表1. BMA\_TNE整合成員說明列表。\*為加入校驗評比的客觀指引成員。

### 三、校驗方式

由於本局接收各數值及系集模式時間不同，大致介於數值模式初始時間後5至9小時；OBEST設計則需取得12小時後定位資料後方可運算，因此應用於預報作業時，各預報指引的時間報別會有不一致現象。為有效針對預報作業進行評估，校驗各預報指引不能以時間報別進行齊頭式比較，而應考量預報作業所能使用的各預報指引之預報時(TAU)進行同步校驗。以此概念設計出同步校驗機制，同步校驗結果也才能反映各預報指引在作業時可用資料的表現。

為評估BMA\_TEN預報成效，以路徑的絕對平均誤差(MAE)進行校驗分析，並選擇不同類別代表性預報指引進行評比，包含本局主觀預報(CWB)、EC決定性預報(EC\_D)、EC系集平均(EC\_M)及OBEST法(ENES)。

## 四、結果與討論

藉由分析單一颱風個案及2018年平均之表現，可了解各預報指引在不同個案差異性及其年度平均特徵。

### (一)雲雀(2018第12號颱風)

圖1.a中顯示CWB於12、24小時主觀預報為最佳表現，顯示預報員主觀經驗在預報前期的決策是有助於整合各客觀指引，得到最佳的預報路徑。若僅比較各客觀預報，BMA\_TEN則是在整期預報皆為最佳客觀指引，若更詳細觀看單一時間報別校驗結果，在7月26日12Z報別中(圖2.a)，於期初48小時內的預報，BMA\_TEN較為接近觀測定位點，其他評比成員皆有偏左的誤差；於期末96至120小時附近，預報成員大致分為三群，包含偏北的NCEP系列、偏南的WRF系列及居中的EC系列，BMA\_TEN亦是較為接近觀測定位點的預報指引，顯示BMA方法能在大部分預報時中取得較佳成績表現。

### (二)玉兔(2018第26號颱風)

與雲雀颱風有部分差異，圖1.b顯示CWB在12小時為最佳預報；客觀模式於12、24、108、120小時預報以EC\_D表現最佳；其他預報時則為BMA\_TEN表現最佳。顯示不同颱風個案狀況，BMA方法未必皆能是最佳表現。分析10月24日12Z的報別中(圖2.b)，一樣可明顯區分為三群，包含最偏北的NCEP系列、稍偏北的EC系列及偏南的WRF系列，BMA\_TEN則在這次時間系列中，各成員權重加總後，於大部分預報時皆為最佳的預報指引。

### (三)2018年颱風校驗表現

各預報指引在不同颱風個案及環境條件下，預報能力表現有所差異。由單一颱風個案未能判定某客觀指引的優劣，所以藉由整年的誤差平均，可大致了解各預報指引的預報能力特性。由圖1.c顯示CWB在12、24、36及48小時，預報員的主觀調整能優於所使用的客觀預報指引，顯示預報員在預報流程中的必要性。若只比較客觀指引部分，BMA\_TEN在72小時內為最佳預報指引，EC\_D則是在96及120小時預報表現較佳，且明顯優於其他客觀指引。

討論BMA\_TEN於期末(96、120小時)預報能力落後EC\_D的可能原因，其中包含(1)訓練資料不足：BMA\_TEN使用的訓練資料由2017年起，隨著颱風的累積，BMA建模資料也更為充足穩定。BMA方法要能預報96、120小時預報，代表訓練資料須包含有過去96、120小時預報指引資料，且颱風生命期需超過96、120小時，才能開始累積所需資料。相較比起72小時前期的預報(包含空間條件的篩選)，資料量明顯減少。(2)EC決定性預報模式在2018年有顯著的預報能力提升：在多個預報指引評比下，EC\_D於期末皆優於其他客觀指

引，推測當年度EC模式有重大調整及改進，而BMA是藉由歷史資料建模、預報的統計方法，僅能對該預報指引歷史表現進行校驗，當新資料與歷史表現有明顯差異時，即無法給予正確評估。即使在訓練模組時給予時間條件限制，改善能力依然有限。整理上述現象後可推論，過細的分類資料，未必皆能改善統計建模，而可能導致訓練資料不足，或是使用到多次改版前的歷史資料，因此對於建模資料的條件機制，應要有更詳細的分析評估及策略，才能對實際預報應用有正面回饋。

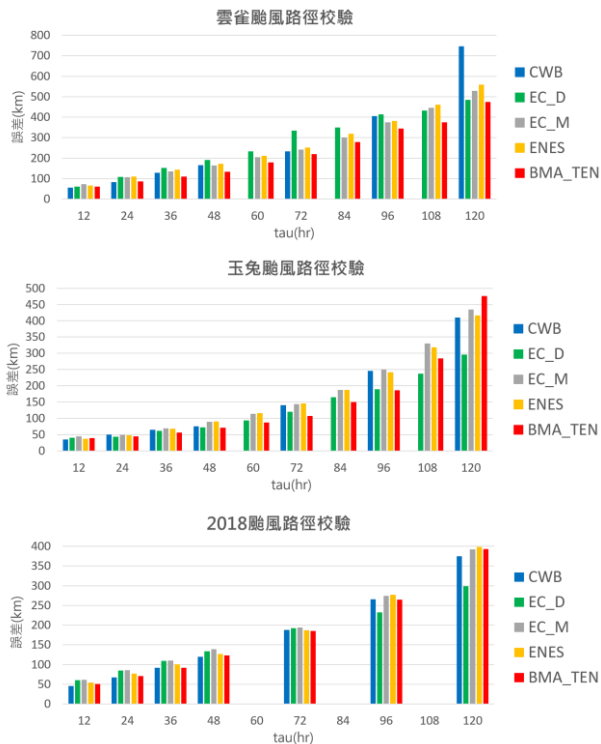


圖 1. 本局主觀預報(CWB)及常用客觀指引(EC\_D、EC\_M、ENES 及 BMA\_TEN)之路徑絕對平均誤差，橫軸為預報時，縱軸為 MAE(單位 km)。

- (a) 雲雀颱風(2018/07/24 18Z - 2018/08/03 06Z)
- (b) 玉兔颱風(2018/11/22 12Z - 2018/11/25 12Z)
- (c) 2018 年所有颱風

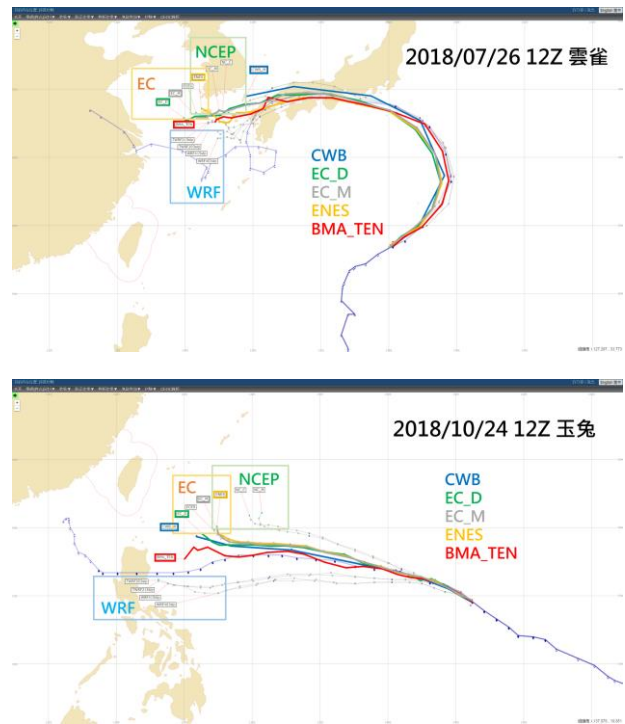


圖 2. 單一時間個案路徑預報及觀測定位圖。圖中最長的藍色為觀測定位路徑，各粗顏色線條為 5 組評比路徑成員，細灰線則為 BMA\_TEN 整合使用到的其餘成員路徑。

- (a) 雲雀颱風 2018/07/26 12Z 時間個案
- (b) 玉兔颱風 2018/10/24 12Z 時間個案

## 五、 結論

近年來，颱風路徑預報策略的演進，由過去參考單一數值模式、系集模式平均法以至於OBEST方法等，整合多模式、多系集模式的應用已成為主流預報方法。隨著物理觀念、統計技術發展及電腦運算效能的提升，數值模式改版頻率增加，各個預報指引改善程度有所不同。預報員在預報作業中，必須了解各客觀預報指引的預報表現，並在不同地區及預報時的使用時機有所考量，這過程需透過大量且即時的預報校驗資訊及長期使用經驗才能建構出一套較為適用的預報策略。而本研究應用BMA方法於颱風路徑預報，是模擬以預報員作業行為發展出的系統，即可讓電腦透過預報員的作業邏輯，快速且客觀的進行颱風路徑預報。

由2018年的校驗成果顯示，BMA應用於颱風路徑預報可有效整合多個模式優點，在大多數預報時表現皆有最佳名次。會有如此成績，除了BMA方法及訓練資料的選取設計外，最重要是基於原有多個預報準確的成員可進行訓練及預報員決策經驗。換言之，若未來有不同的數值模式或統計方法計算之預報路徑，亦可加入BMA方法進行整合訓練。同時，在針對不同成

員組合時，資料挑選機制會有所差異，皆需要透過多種校驗評估才能找到最佳參數設定，或是有更符合預報作業邏輯的資料使用經驗，亦可強化BMA方法於輔助預報作業上的價值。

Kumar, 2003: Real-time multi-model super-ensemble forecasts of Atlantic tropical systems of 1999. *Mon. Wea. Rev.*, 131, 1878-1894.

## 六、 參考文獻

1. 張語軒、張庭槐與吳蕙如，2011：“貝式模型平均於溫度機率預報之應用”。*氣象學報*，49(1)，19-38。
2. 馮智勇、劉家豪、許乃寧、賈愛玫、黃嘉美，2015：“應用貝氏模型平均法發展台灣測站氣溫機率預報指引”，104年天氣分析與預報研討會。
3. 馮智勇、陳昱璵、黃嘉美、賈愛玫，2016：“應用貝氏模型平均法發展颱風路徑機率預報指引”，105年天氣分析與預報研討會。
4. 陳昱璵、馮智勇、賈愛玫、許乃寧，2018：“應用貝氏模型平均法於2017年太平洋颱風路徑預報”，107年天氣分析與預報研討會。
5. 蔡孝忠、呂國臣、許乃寧、賈愛玫，2011：蒙地卡羅法在颱風侵襲機率估計的應用。*大氣科學期刊*，39(3)，269-288
6. DeMaria, M., J. A. Knaff, R. Knabb, C. Lauer, C. R. Sampson, and R. T. DeMaria, 2009: A new method for estimating tropical cyclone wind speed probabilities. *Wea. Forecasting*, 24, 1573–1591
7. Dong, L., and F. Zhang, 2016: OBEST: An observation-based ensemble subsetting technique for tropical cyclone track prediction. *Wea. Forecasting*, 31, 57–70, doi:10.1175/WAF-D-15-0056.1.
8. Elsberry, R. L., J. R. Hughes, and M. A. Boothe, 2008: Weighted position and motion vector consensus of tropical cyclone track prediction in the western North Pacific. *Mon. Wea. Rev.*, 136, 2478–2487.
9. Elsberry, R. L., 2014: Advances in research and forecasting of tropical cyclones from 1963–2013. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, 50, 3–16.
10. Krishnamurti, T. N., C. M. Kishtawal, Z. Zhang, T. LaRow, D. Bachiochi, E. Williford, S. Gadgil., and S. Surendran, 2000: Multimodel ensemble forecasts for weather and seasonal climate. *J. Climate*, 13, 4196-4216.
11. 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.
12. Williford, C. E., T. N. Krishnamurti, R. Correa Torres, S. Cocke, Z. Christidis, and T. S. Vijaya