

祁海霞,彭涛,林春泽,等,2020.清江流域降水的多模式 BMA 概率预报试验[J].气象,46(1):108-118. Qi H X, Peng T, Lin C Z, et al, 2020. Probabilistic forecasting of precipitation over the Qingjiang River Basin using BMA multimodel ensemble technique[J]. Meteor Mon, 46(1):108-118(in Chinese).

清江流域降水的多模式 BMA 概率预报试验^{*}

祁海霞¹ 彭涛¹ 林春泽¹ 彭婷² 吉璐莹² 李兰³ 孟翠丽⁴

1 中国气象局武汉暴雨研究所暴雨监测预警湖北省重点实验室,武汉 430205

2 南京信息工程大学气象灾害教育部重点实验室/气象灾害预报预警与评估协同创新中心,南京 210044

3 武汉区域气候中心,武汉 430074

4 武汉农业气象试验站,武汉 430040

提 要: 基于 TIGGE 资料中的 ECMWF、UKMO、JMA、CMA 四套模式的 2016 年 6 月 1 至 7 月 31 日逐日降水集合预报资料,结合清江流域 10 个国家基准站观测数据,建立了流域贝叶斯模型平均(BMA)概率预报模型,开展流域多模式集合 BMA 技术的概率预报试验与评估。结果表明,在清江流域多模式集合的 BMA 模型最佳滑动训练期长度为 40 d, BMA 模型预报比原始集合预报有更高预报技巧,比四个原始集合预报 MAE 平均值减少近 11%左右,而对于 CRPS 除了 CMA 中心无订正效果外,较其他三个模式平均值提高近 15%左右。多模式集合 BMA 技术能预报降水全概率 PDF 曲线和大于某个降水量级的概率,同时能给出确定性降水预报,对于极端强降水(大暴雨—特大暴雨量级),BMA 75~90 百分位数预报效果较好,对于强降水(暴雨量级),BMA 50~75 百分位数预报效果较好,对于一般性降水(小雨—大雨量级),BMA 确定性预报结果或 50 百分位数预报效果较好。

关键词: TIGGE, 贝叶斯模型平均(BMA), 多模式集合, 概率预报

中图分类号: P457

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2020.01.011

Probabilistic Forecasting of Precipitation over the Qingjiang River Basin Using BMA Multimodel Ensemble Technique

QI Haixia¹ PENG Tao¹ LIN Chunze¹ PENG Ting² JI Luying² LI Lan³ MENG Cuili⁴

1 Hubei Key Laboratory for Heavy Rain Monitoring and Warning Research, Institute of Heavy Rain, CMA, Wuhan 430205

2 Key Laboratory of Meteorological Disaster, Ministry of Education (KLME)/Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters (CIC-FEMD), Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044

3 Wuhan Regional Climate Center, Wuhan 430074

4 Wuhan National Agrometeorological Station, Wuhan 430040

Abstract: Based on the TIGGE datasets from the European Centre for Medium Range Weather Forecasts (ECMWF), the United Kingdom Met Office (UKMO), the China Meteorological Administration (CMA), and the Japan Meteorological Agency (JMA), and its multi-center ensemble systems, and observations in the Qingjiang River Basin, Bayesian model averaging (BMA) probability forecast models were established. The results showed that the optimal length of the training period is about 40 days, and the BMA models for multi-center ensemble outperform those for single center system for lead times of 24 h. The mean

^{*} 国家重点研发计划(2018YFC1508002 和 2018YFC1507200)、湖北省自然科学基金项目(2018CFB706)、湖北省气象局科技发展基金项目(2018Q02)及中国气象局武汉暴雨研究所基本科研业务费项目(IHRKYYW201815、IHRKYYW201909 和 IHRKYYW201911)共同资助
2018 年 8 月 22 日收稿; 2019 年 11 月 5 日收修定稿

第一作者:祁海霞,主要从事数值模式和天气预报工作. Email:qxynl@163.com

通讯作者:彭涛,主要从事水文气象预报研究. Email:pt_mail@sohu.com

absolute error (MAE) and continuous ranked probability score (CRPS) skills of the BMA models are improved approximately 11% and 15%, respectively, compared with those of raw ensemble forecasts. In operation, when the BMA 90 percentile predicted precipitation is extreme precipitation $[[50-100) \text{ mm} \cdot (24 \text{ h})^{-1}]$, the 75-90 percentiles predicted precipitation could be used as the forecast reference, and the heavy precipitation warning could be carried out. For the forecast of severe precipitation $[[50-100) \text{ mm} \cdot (24 \text{ h})^{-1}]$, the forecast result of the 50-75 percentile predicted by BMA can be taken as a reference, while for the general precipitation $[\leq 25 \text{ mm} \cdot (24 \text{ h})^{-1}]$, the reference of BMA deterministic forecast is relatively strong. BMA probability forecast could give both the PDF curve with full probability and the probability greater than a certain precipitation intensity, which could provide the basis for the probability forecast in operation. However, the small probability value is often ignored, resulting in omission. So how to capture more useful information through the probabilistic prediction method and increase the accuracy of the prediction of extreme weather events will be a challenge for the probabilistic prediction technology.

Key words: TIGGE, Bayesian model averaging (BMA), multimodel ensemble, probability forecast

引 言

基于大气系统的非线性和复杂性,加上初值和模式等本身无法避免的一些不确定性,天气预报从单一的确论向多值的概率论转变,不但符合气象科学的实际,也是更好地服务社会的需要,集合预报恰恰是这种转变的核心技术(Gneiting and Raftery, 2005;杜钧和陈静, 2010;Zhi et al, 2012;林春泽等, 2013;汪叶和段晚锁, 2019)。

但是目前面对多模式多成员的情况下,若出现不同的预报方向该如何处理? 模式后处理中的多模式概率预报将是很好的解决办法。早期常运用线性回归法或逻辑回归法对多模式多成员结果给出超过某个阈值的特定事件发生概率(Bermowitz, 1975; Hamill et al, 2004),但这些概率预报方法不能给出全部预报的概率密度函数(PDF)。Roberts(1965)提出用一个分布函数将两种不同的意见或模式相结合,随后 Leamer (1978)将上述想法加以拓展并阐述了贝叶斯模型平均(Bayesian model averaging, BMA)的基本框架。接着国内外学者不断尝试将 BMA 方法应用到单模式的集合预报系统中,随后又将其扩展应用到多模式集合系统中。Rajagopalan et al (2002)提出贝叶斯方案的权重由多模式集合的最大对数似然函数确定。Barnston et al (2003)将这种方法作了变化,并且应用于季节气候预测,发挥了重要作用。

目前 BMA 模型主要应用于天气尺度、气候尺度及水文集合预报中,研究表明, BMA 预报效果明

显优于原始集合预报,提高了概率预报准确率,具有重要应用价值(Wilson et al, 2007;Sloughter et al, 2007;2010;Liu and Xie, 2014; Wang et al, 2013; Erickson et al, 2012; Kim et al, 2017; Zhi and Ji, 2018; Zhang et al, 2019; Ji et al, 2019;杨瑞雯等, 2017)。Raftery et al (2005)、Wilson et al (2007)利用 BMA 方法对正态分布的地面温度和海平面气压进行定量化预报;Sloughter et al (2007; 2010)将 BMA 方法对偏态分布的降水和风速进行定量概率预报。Fraleley et al (2010)和 Liu and Xie(2014)将 BMA 方法拓展用于实践中常出现的有缺省或者可替换的集合成员情况。上述研究结果均指出多模式集成 BMA 方法的结果要优于任何单一的、未处理的或者单个集合系统的 BMA 后处理结果。

近几年中国学者也尝试将贝叶斯决策理论应用到气象研究中。智协飞等(2014b)评述了对多模式集成的概率天气预报和气候预测研究进展,着重讨论了多模式集成的概率预报贝叶斯模型平均和多元高斯集合核拟合法,指出利用 BMA 方法制作的概率预报的方差较小,减小了预报的不确定性,预报结果更接近大气的真实值。在天气要素预报方面,陈朝平等(2010)利用四川暴雨的气候概率对集合降水概率预报产品进行了修正,对四川暴雨预报准确率有所提高。赵琳娜等(2010)利用 BMA 方法对淮河流域的降水对 T213 集合预报成员的定量降水预报进行了集成与订正,表明经过 BMA 模型订正后的结果比确定性预报更强。张宇彤等(2016)采用百分位法对观测极端降水的阈值进行定义,根据贝叶斯理论探讨了极端降水的概率预报方法,结果表明,经

过贝叶斯方法修订后的极端降水预报,提高了极端降水产生的正确率,但是空报也有所增加。智协飞等(2014a)利用 2008 年 1 月 TIGGE 资料中的 CMA、NCEP 和 ECMWF 三套模式的温度集合预报产品,进行多模式集合的贝叶斯概率预报试验。刘建国等(2013)利用 TIGGE 多中心集合预报系统资料对淮河流域 24 h 地面日均气温建立 BMA 概率预报模型并进行概率预报,结果表明多中心超级集合比单中心 BMA 概率预报效果好,采用可替换原则的多中心超级集合 BMA 概率预报效果最好。吉璐莹等(2017)利用多模式资料对东亚地区冬季地面 2 m 气温 10~15 d 延伸期集合预报产品,建立 BMA 概率预报模型,结果认为 BMA 预报为气温的延伸期概率预报供了更合理的概率分布,定量描述了预报的不确定性。在气候预测方面,智协飞等(2015)、胡航菲等(2016)和郟俊岭等(2016)利用 CMIP5 的多个全球气候系统模式分别对东亚气温、东亚夏季 500 hPa 位势高度场以及中国气温的回报结果进行 BMA 试验,结果均表明,BMA 的回报效果最好,优于单模式以及集合平均回报效果。BMA 方法在洪水预报方面研究的并不多,梁莉等(2013)利用 T213 模式的 24~72 h 集合预报,对 T213 模式 15 个集合成员预报的降水进行了 BMA 概率集成与偏差订正,并将订正后的降水预报输入 VIC(variable infiltration capacity)水文模型中进行水文概率预报,指出经 BMA 订正后的 24~72 h 降水预报精度较订正前有所提高,BMA 模型给出的有效区间(25 百分位数至 75 百分位数)预报将实况降水量包含在内的可能性比订正前更大,经 BMA 订正的降水集合预报,由 VIC 水文模型模拟得到的径流量变化趋势与实况较吻合。

目前国内缺乏针对洪水灾害频发的长江流域多模式集合 BMA 模型预报参数的率定、评估及概率预报潜力的研究。清江流域属于长江流域上游,水文气象特点复杂,极端事件频发,是水文气象研究的典型流域。2016 年梅雨期受超强厄尔尼诺事件影响,7 月 18—20 日,清江流域遭遇了百年一遇的大洪水。流域上游水布垭水库出现建库以来的最大洪峰,并进行 2008 年以来首次开闸泄洪。本文将清江流域这次典型大洪水的强降水过程为研究对象,利用 TIGGE 资料中四套模式,即欧洲中期天气预报中心(ECMWF)、英国气象局(UKMO)、日本气象厅(JMA)和中国气象局(CMA)的降水集合预报资

料(详见表 1),结合流域内站点观测资料,通过率定 BMA 模型参数,建立针对清江流域的多模式集合 BMA 概率预报模型,并对集合后的预报效果进行检验评估,探讨多模式集合的 BMA 确定性预报以及概率预报结果在此流域的适应性以及参考价值。

1 贝叶斯模型平均(BMA)

1.1 多模式集合降水预报的 BMA 模型

贝叶斯模型平均(BMA)是一种结合多个统计模型进行联合推断和预测并可以产生高度集中的概率密度函数(PDF)的统计后处理方法。Raftery et al(2005)将其应用到多个动力模型中。令 $f = f_1, \dots, f_K$ 分别表示 K 个不同数值模式预报结果, y 为需要预报的变量, y^T 为训练期数据。依据 BMA 原理,预报量 y 在训练数据 y^T 下基于 K 个不同模式下的预测 PDF 为:

$$p(y | f_1, \dots, f_K) = \sum_{k=1}^K \omega_k g_k[y | (f_k, y^T)] \quad (1)$$

式中: $g_k[y | (f_k, y^T)]$ 可理解为预报变量 y 在模型训练期阶段 y^T ,模式 f_k 预报为最佳预报条件下的概率密度函数,表征 f_k 在训练期为最优预报的可能性; ω_k 为各个集合模式在训练期为最佳预报的后验概率也可称之为权重,非负且 $\sum_{k=1}^K \omega_k = 1$,反映的是每个数值模式在模型训练期对预报技巧的相对贡献程度。由于降水作为一个不连续的变量,呈现偏态分布,进行 BMA 试验时不能像温度等物理量采用简单的正态假设。因此本文采用符合降水偏态分布的 Gamma 分布函数进行拟合(Hamill et al,2004),且对降水的研究分为以下两种情况。

第一,考虑无降水发生概率(PoP)。本文采用 Hamill et al(2004)提出的以预报值 f_k 的变形为预报变量的逻辑回归模型,原文中将 f_k 变形成 $f_k^{1/4}$ 。Sloughter et al(2007)认为在其他条件同等的情况下,变形的 $f_k^{1/3}$ 预报效果较 $f_k^{1/4}$ 更好,因此本文采用 $f_k^{1/3}$ 作为预报变量。最后对于无降水概率部分采取逻辑回归模型,计算式如下:

$$\begin{aligned} \text{logit}[P(y = 0 | f_k)] &\equiv \log \frac{P(y = 0 | f_k)}{P(y > 0 | f_k)} \\ &= a_{0k} + a_{1k} f_k^{\frac{1}{3}} + a_{2k} \delta_k \end{aligned} \quad (2)$$

式中:当预报值 $f_k \neq 0$ 时, $\delta_k = 0$; $f_k = 0$ 时, $\delta_k = 1$ 。参数 a_{0k}, a_{1k}, a_{2k} 通过二元逻辑回归方法拟合各个集合模式预报值和相应观测值所确定。

第二,考虑降水量大于 0 的概率密度函数。这里采用 Gamma 分布函数进行拟合,其相应的概率密度函数拟合降水量可表述为:

$$g_k(y | f_k) = \frac{1}{\beta_k^{\alpha_k} \Gamma(\alpha_k)} y^{\alpha_k - 1} \exp(-y/\beta_k) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \mu_k &= \alpha_k \beta_k = b_{0k} + b_{1k} f_k^{1/3} \\ \sigma_k^2 &= \alpha_k \beta_k^2 = c_0 + c_1 f_k \end{aligned} \quad (4)$$

式中: y 可以认为是预报对应的实况降水值; $\Gamma(\cdot)$ 是指 Gamma 函数; α_k, β_k 分别为形状和尺度参数; μ_k 和 σ_k 分别为各个集合模式的 Gamma 概率密度函数的均值和方差;参数 b_{0k}, b_{1k} 计算方法采取线性回归方法,以实况降水的立方根作为因变量,而各个集合模式预报量的立方根为预报变量,估计出参数 b_{0k}, b_{1k} 的值。

至于参数 ω_k 和 c_0, c_1 的估算则采用期望最大化(EM)算法。BMA 模式的似然函数形式如下:

$$l(\omega_1, \dots, \omega_k; c_0, c_1) = \sum_t \log p(y_{st} | f_{1st}, \dots, f_{Kst}) \quad (5)$$

式中: $p(y_{st} | f_{1st}, \dots, f_{Kst})$ 由式(1)求得; y_{st} 为训练期内的降水观测值; f_{Kst} 为训练期内的各集合模式的预报值; s, t 分别表示相应的格点和时间。

EM 算法是用于存在未知变量的情况下查找最大似然因子的算法。为便于计算,引入未知变量 z_{kst} ,其取值规则:当第 k 个成员是最佳预报结果时,其值为 1;若第 k 个成员的预报结果不是最佳预报结果时,其值为 0。在实际计算过程中 z_{kst} 的值并不一定是整数。EM 算法是一个两步迭代算法。待估参数会首先给定一个合理的初值估计,然后再进行迭代。迭代分为两步进行:

$$\text{第一步, } \hat{z}_{kst}^{j+1} = \frac{\omega_k^j p(y_{st} | f_{kst})}{\sum_{l=1}^K \omega_l^j p(y_{st} | f_{lst})}, \text{ 其中上标 } j$$

表示第 j 次迭代, $p(y_{st} | f_{kst})$ 可根据式(1)求得, \hat{z}_{kst}^{j+1} 是变量 z_{kst} 在第 j 次迭代过程的估计值。第二步, $\omega_k^{j+1} = \frac{1}{n} \sum_i \hat{z}_{kst}^{j+1}$, 式中 n 是各个格点的训练期内的发生降水的次数。而参数 c_0, c_1 没有解析解,只能根据目前的权重估计值求似然函数的最大值求得。

至此,各集合预报成员 f_k 对应的概率密度函数可表示为:

$$h_k(y | f_k) = P(y = 0 | f_k) I(y = 0) + P(y > 0 | f_k) g_k(y | f_k) I(y > 0) \quad (6)$$

式中: I 为指示函数,当 $y=0$ 时, $I(y=0)$ 为 1, $I(y>0)$ 为 0;当 $y>0$ 时, $I(y=0)$ 为 0, $I(y>0)$ 为 1。

综上所述,按照式(1)将所有集合成员的概率密度函数按照各自的后验概率或权重累加,就得出多成员集合降水的 BMA 概率密度函数(PDF),具体表达式为:

$$p(y | f_1, \dots, f_K) = \sum_{k=1}^K \omega_k [P(y = 0 | f_k) \times I(y = 0) + P(y > 0 | f_k) g_k(y | f_k) \times I(y > 0)] \quad (7)$$

其中, $P(y=0 | f_k)$ 及 $P(y>0 | f_k)$ 的关系见式(2), $g_k(y | f_k)$ 的具体表达式见式(3)。

本文采用滑动训练期预报方式,即训练期是一个滑动窗口,BMA 模型采用最靠近预报日之前的 N 天作为训练期进行训练,训练出的 BMA 参数应用到下一天(24 h 预报)的 BMA 模型预报中,每一天动态建立研究区域内各站点的 BMA 模型。

1.2 BMA 概率预报检验与评估方法

本文选取平均绝对误差(MAE)以及连续等级概率评分(CRPS)指标来检验 BMA 定量降水预报以及概率降水预报结果。MAE 是反映预报误差的指标,其计算方法为:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f_i - o_i| \quad (8)$$

式中, o_i 是观测值, f_i 是 BMA 确定性预报结果(这里定义 BMA 概率密度函数最大值对应的降水量为确定性预报结果), N 是所有站点以及时间总数。

CRPS 评分可看作是阈值连续化之后 BS 评分(Brier, 1950)在所有可能阈值上的积分。设 $F_i(x)$ 为预报累积概率分布函数(CDF), x 是降水预报值, o_i 是降水观测值, CRPS 可表示为:

$$CRPS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} [F_i(x) - H(x - o_i)] dx \quad (9)$$

式中, $H(x - o_i)$ 为 Heaviside 函数。 $x < o_i$, $H(x - o_i) = 0$, 否则, $H(x - o_i) = 1$ 。

2 研究区域与资料

本研究取清江流域作为研究区域(图 1)。清江是长江的一级支流,全长为 423 km,流域控制面积为 1.67 万 km²。流域内水文气象特点复杂,极端天气事件频发;分布有水布垭、隔河岩和高坝州三个梯级水库。

观测资料为该区域内 10 个国家基准气象站 2016 年 6 月 1 日至 7 月 31 日 20—20 时逐日降水观测数据。数值模式结果为同时期 TIGGE 全球集合预报系统中 ECMWF、UKMO、CMA、JMA 四套多模式多成员的 24 h 预报时效逐日降水集合预报资料(起报时间为世界时 12 时)。各集合预报系统有关信息见表 1。根据各模式输出的集合预报结果,对各模式多成员结果进行平均,使用双线性插值方法获得流域内各站点的集合预报结果,并将 7 月 11—19 日作为 BMA 预报的固定预报期。

3 结果

对于 BMA 概率预报,首先给出适合清江流域的 BMA 模型预报训练期长度,再给出预报期内各

个集合模式的权重,并对多站点多时间平均的模型性能进行检验评估,最后给出这次强降水过程两个典型站点某一天的 BMA 预报 PDF。

3.1 训练期长度选取

由于天气系统和集合预报系统的性能在不同区域、不同季节会有所变化,这里主要针对清江流域汛期,以各模式训练期内集合预报和观测降水量作为训练数据来率定模型参数,建立 BMA 概率预报模型,并将训练好的参数以及各模式下一天降水集合预报数据,代入模型进行预报。通过 MAE 和距平相关系数(ACC)两种指标检验 BMA 模型性能。两种指标都是值越小模型性能越好。考虑到多日连续无降水情况影响训练结果,训练期长度选取最少 20 d 以上,并以 7 月 18—19 日作为验证期。BMA 模型的各项检验指标取验证期期间所有站点的均值。图 2 给出多模式集合的 BMA 模型预报的 MAE、ACC 随训练期长度的变化。由图看出:训练期长度在 40 d 前,随着天数增加,MAE 有减小趋势,40 d 后,MAE 趋于平稳;从 ACC 评分来看,训练期长度引起的 ACC 值变幅不大。综合两个检验指标,文中选取 40 d 作为最优滑动训练期长度。

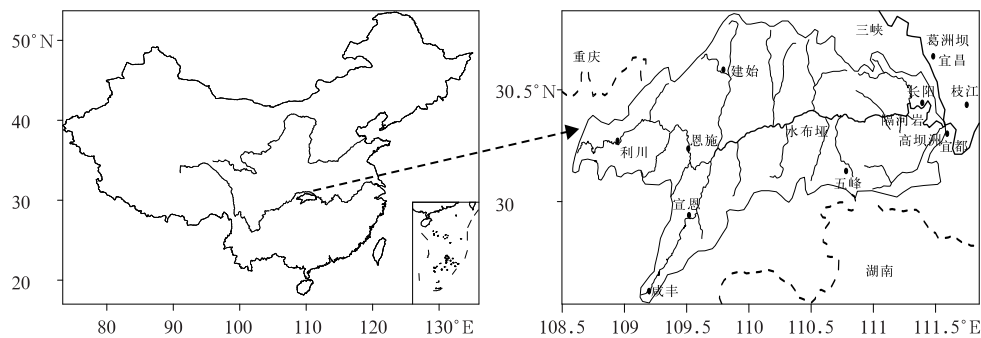


图 1 清江流域及 10 个国家基准气象观测站(黑点)分布

Fig. 1 Distribution of the Qingjiang River Basin and the location (dots) of 10 standard meteorological stations

表 1 TIGGE 四个全球集合预报系统(ECMWF, NCEP, UKMO, CMA)基本信息
Table 1 Description of four ensemble prediction systems in TIGGE in this study (ECMWF, UKMO, CMA, JMA)

集合系统	国家/区域	模式	集成员数 (扰动预报)/个	空间分辨率	预报时长
ECMWF	欧洲	T399L62/T255L62	50	0.5°×0.5°	15 d
UKMO	英国		11	0.5°×0.5°	7 d+6 h
CMA	中国	T213L31	14	0.5°×0.5°	15 d
JMA	日本		26	0.5°×0.5°	11 d

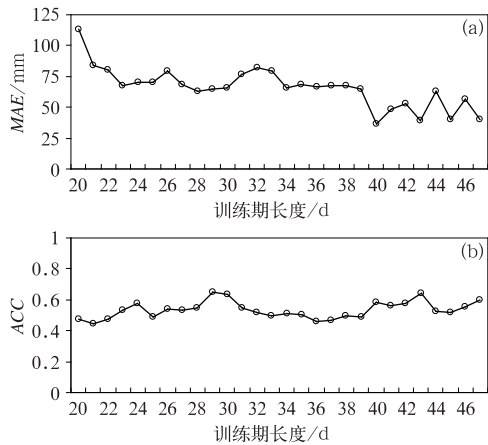


图 2 多模式集合的 BMA 模型预报的 MAE(a)、ACC(b) 随训练期长度的变化
Fig. 2 Comparison of BMA predictive models of average daily precipitation (a) MAE, (b) ACC for different training period lengths

3.2 各集合模式权重对比

以 24 h 预报为例,图 3 是 2016 年 7 月 11—19 日预报期内各集合模式的权重对比。由图可见,四个集合模式的权重相差还是比较大的,其中 CMA 整个预报期的权重最小,而在发生强降水的 18、19 日两天,各模式权重进行了调整,CMA 及 UKM 权重开始增大,说明滑动训练期内两模式预报贡献越来越大,权重也相应得到了变化,这也是滑动训练期较固定训练期的一个优点。

3.3 BMA 概率预报检验与评估

图 4 给出清江流域所有站点及预报期多模式集

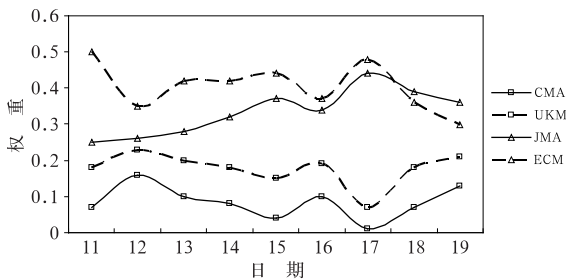


图 3 2016 年 7 月 11—19 日预报期内各集合模式的权重对比
Fig. 3 BMA weights of the four models over the prediction period for precipitation during 11—19 July 2016

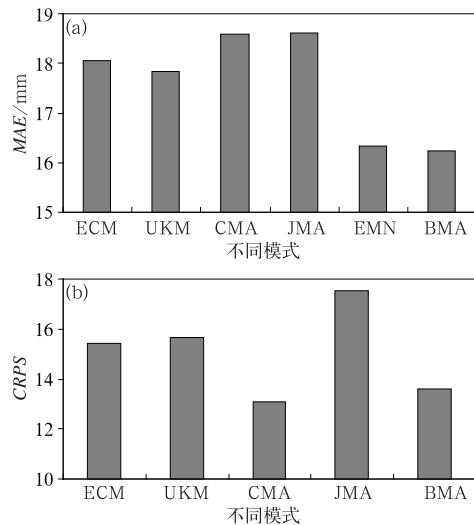


图 4 所有站点的多模式集合 BMA 预报及原始单模式集合预报的 MAE(a)、CRPS(b) 均值对比
Fig. 4 Comparison of MAE means (a) and CRPS means (b) of BMA predictive models and four models ensemble forecasts of daily precipitation

合 BMA 模型预报及原始单模式集合预报的 MAE 和 CRPS 检验指标均值对比。由图看出,多模式集合的 BMA 模型预报的 MAE 较所有单模式以及集合平均预报有更好的预报效果。对于 CRPS 评分结果,BMA 与 CMA 模式预报效果相当,但高于其他三个集合模式。综合 MAE 和 CRPS 评分,多模式集合的 BMA 预报对单模式预报结果有很好的订正效果,比四个原始集合预报 MAE 平均值减少近 11%左右,而对于 CRPS,除了 CMA 模式无订正效果外,较其他三个模式平均值提高近 15%左右。

3.4 BMA 概率预报分析

选取清江流域这次大洪水过程中 2016 年 7 月 18 日发生极端强降水的建始站 (Jianshi, 站号 57445) 及 2016 年 7 月 17 日发生一般性降水的利川站 (Lichuan, 站号 57439) 作为典型站点分析多模式集合的 BMA 概率预报相关结果。表 2 给出了建始站以及利川站 BMA 模型预报的四个集合模式的权重(BMA weight)、各集合模式预报的无降水概率(member POP)、BMA 预报的无降水概率(BMA POP)、各集合模式预报降水量(member forecast)、BMA 确定性预报降水量(BMA forecast)、BMA 概率预报的 50 百分位 [BMA forecast(50P)] 和 90 百

表 2 2016 年 7 月 18 日建始站以及 7 月 17 日利川站 BMA 模型预报的效果评估

Table 2 BMA probabilistic quantitative forecasts, four models ensemble forecasts, logistic regression PoP, percentile forecasts and observations at Jianshi Station on 18 and Lichuan Station on 17 July 2016

Member	CMA	ECMWF	JMA	UKMO
2016 年 7 月 18 日, 建始站				
BMA weight	0.07	0.18	0.39	0.36
member POP	0.01	0.02	0.06	0.03
BMA POP($\sum_{k=1}^K W_k \times POP_k$)	0.05			
member forecast/mm	92.6	39.5	24.0	38.2
BMA forecast/mm	67			
BMA forecast(50P)/mm	78			
BMA forecast(90P)/mm	227			
observation/mm	218			
2016 年 7 月 17 日, 利川站				
member POP	0.01	0.02	0.02	0.03
BMA POP($\sum_{k=1}^K W_k \times POP_k$)	0.03			
member forecast/mm	9.9	15	11.1	23.3
BMA forecast/mm	20.4			
BMA forecast(50P)/mm	12			
BMA forecast(90P)/mm	72			
observation/mm	19			

分位预报降水[BMA forecast(90P)]以及实况降水量(observation)。由表 2 看出,对于 7 月 18 日建始站,四个集合模式中有三个(ECMWF、UKMO、JMA)预报降水均在 50 mm 即暴雨量级以下,CMA 预报结果相对较好,而多模式集合的 BMA 确定性以及百分位预报结果将降水量级提高到了暴雨量级,较单模式预报效果要好。相较于实况(218 mm),BMA 降水预报结果仍存在偏小的问题,但 BMA 概率预报的 90 百分位预报可很好地将其包含在内。这也说明对于极端降水而言,可将 75~90 较大百分位点预报降水作为预报参考,概率降水预报相对定量降水预报能更好地描述降水的实际情况,减少漏报误差,具有一定的优势。表 2 还给出一般性降水的利川站 BMA 预报个例,可以看出,BMA 确定性预报较其他集合模式预报与实况更加接近,BMA 概率预报的百分位数值能将降水实况包含在内,但是 90 百分位预报降水明显偏大,这也说明 BMA 概率预报的范围往往比较宽大,即使是概率预报也是存在不确定性的,那么如何能缩小这种不确定性,给出大气最可能发生的状态,将是概率预报的一个挑战。

BMA 概率预报可以产生高度集中的概率密度函数 PDF 曲线。PDF 曲线越尖,区间范围越窄,说

明 BMA 预报可以将实际大气可能发生状态缩小在一个更小的区间范围内,预报的不确定性也更小。图 5 给出 7 月 18 日建始站及 17 日利川站 24 h 预报时效 BMA 预报降水的 PDF。BMA 预报的 PDF(黑色曲线)是四个集合模式 PDF(蓝色曲线)的加权结果。由图 5a 看出,对于极端降水事件(大暴雨量级以上),实况降水(黑色垂直线)远远超出了四个集合模式(黑色空心圈)的预报结果,但是 BMA 预报的 PDF 曲线却能很好地将其包含在内,没出现漏报现象,但是结果接近 90 百分位预报。而对于一般性降水(大雨量级以下,图 5b),经过 BMA 集合后的 PDF 曲线较三个集合模式曲线更尖更窄,缩小了预报结果的不确定性。其中一个模式预报的 PDF 曲线区间范围较 BMA 预报要小,但是从确定性预报结果看,BMA 确定性预报与实况最为接近。

由以上分析表明,采用 BMA 法产生的 PDF 能缩小预报的不确定性,可以通过分析其全概率结果利用百分位预报数据,对其不确定性给出定量的预估。对于极端强降水预报,参考 75~90 较大百分位数预报结果更合理,而对于一般性降水预报,BMA 确定性预报结果或 50 百分位数预报结果的参考性比较强。

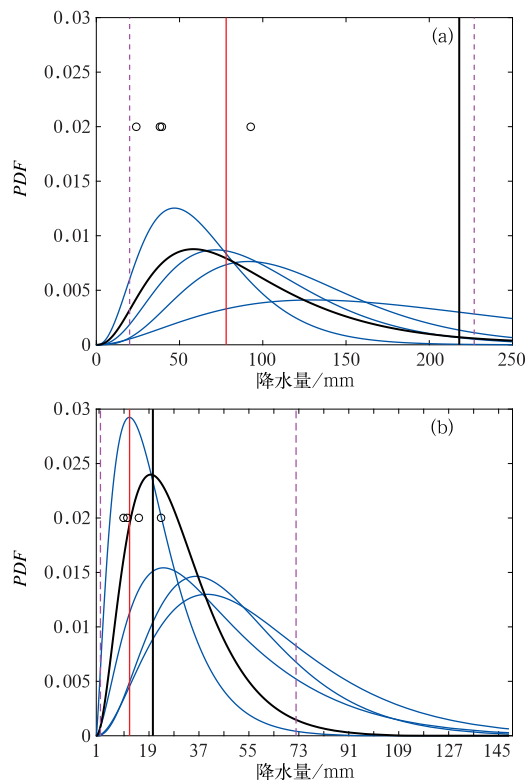


图 5 2016 年 7 月 18 日建始站(a)和 17 日利川站(b)24 h 预报时效 24 h 累积降水 BMA 预报 PDF 曲线 (黑色曲线: BMA 预报 PDF, 蓝色曲线: 四个集合模式预报 PDF, 黑色垂直实线: 实况, 黑色空心圈: 四个集合成员预报, 红色垂直实线: BMA 的 50 百分位预报, 粉色垂直虚线: BMA 的 10 和 90 百分位预报)

Fig. 5 BMA predictive PDF of daily precipitation at (a) Jianshi Station on 18 and (b) Lichuan Station on 17 July 2016 (black solid curve: BMA predictive PDF; blue solid curve: four models' predictive PDF; black thick vertical line: observation; red vertical line: deterministic forecast; dashed pink vertical lines: the 10th percentile and 90th percentile forecasts from the BMA predictive PDF)

3.5 百分位预报法及极端降水分析

BMA 概率预报给出的是全概率 PDF 结果, 其包含了集合预报不确定性的定量估计。刘建国等 (2013) 通过 BMA 概率预报方法分析了高温极端天气事件信息, 并提出基于集合预报的概率分布来预警高温天气的方案。本文根据 BMA 预报 PDF 给出百分位预报结果, 研究分析多模式集合的 BMA

百分位预报法在极端事件或一般性事件中的适用性, 探讨如何捕捉 PDF 中有用信息, 并探讨其局限性。

图 6 给出了 2016 年 7 月 17 日、18 日清江流域 10 个站 24 h 预报时效逐日降水的 BMA 百分位预报和观测。其中 7 月 17 日流域内各站实况降水均在 50 mm 以下, 对于这种一般性降水, BMA 确定性预报结果能较好地预报出当日降水量 (图 6a), 也说明 BMA 不仅可以进行概率预报, 其确定性预报结果也是比较可靠的, 可以作为定量预报的参考依据。但是对于强降水或极端强降水事件来说, BMA 确定性预报结果往往偏弱, 尤其对于 100 mm 以上极端强降水, BMA 确定性预报几乎没有预报能力 (图 6b), 这也是确定性预报的缺陷, 因此需要通过

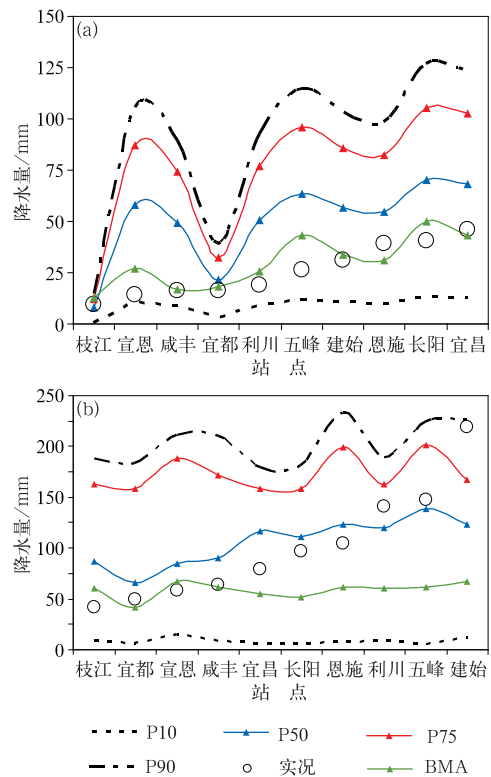


图 6 2016 年 7 月 17 日(a)、18 日(b) 清江流域 10 个站 24 h 预报时效降水的 BMA 百分位预报和观测

(P10、P50、P75、P90 曲线分别为经过 PDF 计算得到的 10、50、75 以及 90 百分位数值预报值, BMA 曲线为确定性预报结果)

Fig. 6 Percentile forecasts (P10, P50, P75, P90) and observations of average precipitation at all stations in Qingjiang River Basin on 17 (a) and 18 (b) July 2016

概率预报进行强降水信息的补充。恩施、利川、五峰、建始四个 100 mm 以上极端强降水站点, BMA 预报的 50~90 百分位点降水量能将实况比较好地包含进去。对于建始站, BMA 的 90 百分位预报才能给出比较好的预报结果, 因此可将较大的 75~90 百分位预报降水作为预报参考。而对于暴雨量级的一般性强降水而言, BMA 预报的 50~75 百分位预报效果较好。

对比图 6a, 6b, 还可看出, 同是 BMA 90 百分位预报的 24 h 降水量, 一般性降水量预报在 100 mm 附近, 但是对于强降水事件, 90 百分位预报的降水量达 200 mm 左右, 这也是 BMA 概率预报为可能发生强降水提供的一个信息。当出现这种信息时, 决策者就要考虑出现强降水或极端降水事件的可能性, 尽可能将 75~90 百分位预报结果作为预测参考依据, 并进行强降水预警, 同时采取应对强降水的措施。

在降水预报中我们往往还想看到强降水发生的概率大小, BMA 预报既能给出全概率的 PDF 曲线也能给出小于某个降水量级以下的累积概率(CDF)分布, 通过 1 减去 CDF 则可以得到大于某个降水量级的概率。图 7 给出了 2016 年 7 月 18 日清江流域 10 个站 24 h 预报时效日降水预报超过 50、100、150 和 200 mm 的概率与观测。分析图 7 看出, 预报的降水概率与实况观测有一定的一致性。对于当日强降水预报, 各站预报 50mm 以上的降水概率值均超过了 0.8, 属于高概率预报, 而实况除了枝江站其他各站雨量均超过了 50 mm。对于实况超过 100 mm 以上的四个站, 概率预报值也达到了 0.6

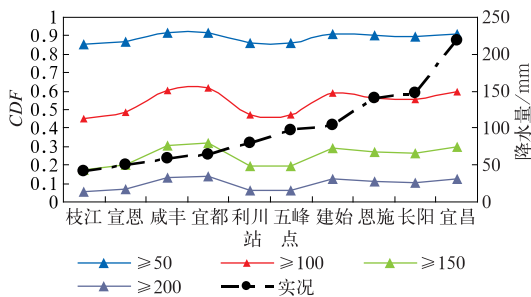


图 7 2016 年 7 月 18 日清江流域 10 个站 24 h 预报时效日降水 BMA 预报超过 50、100、150 以及 200 mm 的概率与观测

Fig. 7 Probability of exceeding 50 mm and observations for 24 h precipitation at all 10 stations Qingjiang River Basin on 18 July 2016

左右, BMA 概率预报对这次暴雨事件预报效果较好, 从另一个角度也说明根据概率预报进行强降水预警的可行性。但是其也有局限性, 存在空报、漏报等预报不准的风险。图 7 中宣恩、咸丰两站实况为 58 和 64 mm, 但是预报超过 100 mm 的概率值超过了 0.6, 属于空报。而对于建始站的 218 mm 极端强降水, 大于 200 mm 的概率值虽然有一定的体现, 但是值较小, 容易被漏报。因此, 如何从各数值模式预报基础上, 通过多模式集合的概率预报方法中捕捉到更多有用信息并使极端天气事件发生的可能性更加突出, 以减少空报、漏报, 增加概率预报对极端天气事件预报的准确度, 这将对概率预报技术的挑战也是概率预报需要考虑的方向。

4 结论与讨论

本文尝试将多模式集合贝叶斯模型平均技术(BMA)应用于清江流域 2016 年引发大洪水的强降水事件中, 针对 24 h 预报时效逐日降水建立多模式集合 BMA 概率预报模型, 对比检验了 BMA 技术的确定性预报和概率预报及原始集合预报结果, 并对极端强降水(大暴雨—特大暴雨量级)、强降水(暴雨量级)与一般性降水(小雨—大雨量级)等典型个例进行预报分析, 得到以下主要结论:

(1) 在清江流域开展 TIGGE 多模式集合的 BMA 概率降水预报试验, 通过多组训练期长度敏感性试验分析表明, 训练期长度选择 40 d 较为合适。

(2) 多模式集合 BMA 预报比原始集合预报有更高预报技巧, 比四个原始集合预报 MAE 平均值减少近 11% 左右, 而对于 CRPS 除了 CMA 模式无订正效果外, 较其他三个模式平均值提高近 15% 左右。

(3) BMA 预报既能给出确定性预报结果也可以给出概率预报结果。对于极端强降水, BMA 的 75~90 百分位数预报效果较好, 对于强降水, BMA 的 50~75 百分位数预报效果较好, 对于一般性降水, BMA 确定性预报结果或 50 百分位数预报效果较好。

概率预报是气象预报发展的趋势, 贝叶斯原理在概率预报研究和业务中均有较好应用潜力, 但也有其局限性。对实况观测以及模式预报结果依赖性较强, 导致训练期长度在不同区域适应性差; 对于集

合成员后验概率或权重的率定,需要多次试验,以获得更优的预报效果;BMA 概率预报虽然能给出全概率的 PDF 曲线,但是也会出现空报或漏报现象。本文仅针对清江流域一次引发洪水过程的典型降水进行 BMA 概率预报试验,下一步拟开展多模式集合 BMA 技术在流域水文洪水预报中的应用。

参考文献

- 陈朝平,冯汉中,陈静,2010. 基于贝叶斯方法的四川暴雨集合概率预报产品释用[J]. 气象,36(5):32-39. Chen C P, Feng H Z, Chen J, 2010. Application of Sichuan heavy rainfall ensemble prediction probability products based on Bayesian method[J]. Meteor Mon, 36(5):32-39(in Chinese).
- 杜钧,陈静,2010. 单一值预报向概率预报转变的基础:谈谈集合预报及其带来的变革[J]. 气象,36(11):1-11. Du J, Chen J, 2010. The corner stone in facilitating the transition from deterministic to probabilistic forecasts-ensemble forecasting and its impact on numerical weather prediction[J]. Meteor Mon, 36(11):1-11(in Chinese).
- 胡航菲,智协飞,郭换换,等,2016. 基于 CMIP5 资料的东亚夏季环流的 BMA 预测研究[J]. 气象科学,36(3):340-348. Hu H F, Zhi X F, Guo H H, et al, 2016. Bayesian model averaging prediction of summer circulation over East Asia based on CMIP5 data[J]. J Meteor Sci, 36(3):340-348(in Chinese).
- 吉璐莹,智协飞,朱寿鹏,2017. 东亚地区冬季地面气温延伸期概率预报研究[J]. 大气科学学报,40(3):346-355. Ji L Y, Zhi X F, Zhu S P, 2017. Extended-range probabilistic forecasts of surface air temperature over East Asia during boreal winter[J]. Trans Atmos Sci, 40(3):346-355(in Chinese).
- 梁莉,赵琳娜,齐丹,等,2013. 基于贝叶斯原理降水订正的水文概率预报试验[J]. 应用气象学报,24(4):416-424. Liang L, Zhao L N, Qi D, et al, 2013. The experiment of hydrologic probabilistic forecast based on the precipitation forecast calibrated by Bayesian model averaging[J]. J Appl Atmos Sci, 24(4):416-424(in Chinese).
- 林春泽,祁海霞,智协飞,等,2013. 中国夏季降水多模式集成概率预报研究[J]. 暴雨灾害,32(4):354-359. Lin C Z, Qi H X, Zhi X F, et al, 2013. Study on multi-model ensemble probability forecast for summer precipitation in China[J]. Torrent Rain Dis, 32(4):354-359(in Chinese).
- 刘建国,谢正辉,赵琳娜,等,2013. 基于 TIGGE 多模式集合的 24 小时气温 BMA 概率预报[J]. 大气科学,37(1):43-53. Liu J G, Xie Z H, Zhao L N, et al, 2013. BMA probabilistic forecasting for the 24-h TIGGE multi-model ensemble forecasts of surface air temperature[J]. Chin J Atmos Sci, 37(1):43-53(in Chinese).
- 郝俊岭,江志红,马婷婷,2016. 基于贝叶斯模型的中国未来气温变化预估及不确定性分析[J]. 气象学报,74(4):583-597. Tan J L, Jiang Z H, Ma T T, 2016. Projections of future surface air temperature change and uncertainty over China based on the Bayesian model averaging[J]. Acta Meteor Sin, 74(4):583-597(in Chinese).
- 汪叶,段晚锁,2019. 初始扰动振幅和集合样本数对 CNOPs 集合预报的影响[J]. 大气科学,43(4):915-929. Wang Y, Duan W S, 2019. Influences of initial perturbation amplitudes and ensemble sizes on the ensemble forecasts made by CNOPs[J]. Chin J Atmos Sci, 43(4):915-929(in Chinese).
- 杨瑞雯,赵琳娜,巩远发,等,2017. 中国东南地区降水的两种集合预报综合偏差订正对比分析[J]. 暴雨灾害,36(6):507-517. Yang R W, Zhao L N, Gong Y F, et al, 2017. Comparative analysis of integrated bias correction to ensemble forecast of precipitation in southeast China[J]. Torr Rain Dis, 36(6):507-517(in Chinese).
- 张宇彤,矫海燕,陈静,等,2016. 基于贝叶斯方法的极端降水概率预报试验[J]. 气象,42(7):799-808. Zhang Y T, Jiao M Y, Chen J, et al, 2016. Probabilistic forecasting of extreme precipitation experiment based on Bayesian theory[J]. Meteor Mon, 42(7):799-808(in Chinese).
- 赵琳娜,吴昊,田付友,等,2010. 基于 TIGGE 资料的流域概率性降水预报评估[J]. 气象,36(7):133-142. Zhao L N, Wu H, Tian F Y, et al, 2010. Assessment of probabilistic precipitation forecasts for the Huaihe Basin using TIGGE data[J]. Meteor Mon, 36(7):133-142(in Chinese).
- 智协飞,李刚,彭婷,2014a. 基于贝叶斯理论的单站地面气温的概率预报研究[J]. 大气科学学报,37(6):740-748. Zhi X F, Li G, Peng T, 2014a. On the probabilistic forecast of 2 meter temperature of a single station based on Bayesian theory[J]. Trans Atmos Sci, 37(6):740-748(in Chinese).
- 智协飞,彭婷,李刚,等,2014b. 多模式集成的概率天气预报和气候预测研究进展[J]. 大气科学学报,37(2):248-256. Zhi X F, Peng T, Li G, et al, 2014b. Advances in multimodel ensemble probabilistic prediction[J]. Trans Atmos Sci, 37(2):248-256(in Chinese).
- 智协飞,王晶,林春泽,等,2015. CMIP5 多模式资料中气温的 BMA 预测方法研究[J]. 气象科学,35(4):405-412. Zhi X F, Wang J, Lin C Z, et al, 2015. Bayesian model average prediction on temperature by CMIP5 data[J]. J Meteor Sci, 35(4):405-412(in Chinese).
- Barnston A G, Mason S J, Goddard L, et al, 2003. Multimodel ensemble in seasonal climate forecasting at IRI[J]. Bull Amer Meteor Soc, 84(12):1783-1796.
- Bermowitz R J, 1975. An application of model output statistics to forecasting quantitative precipitation[J]. Mon Wea Rev, 103(2):149-153.
- Brier G W, 1950. Verification of forecasts expressed in terms of probability[J]. Mon Wea Rev, 78(1):1-3.
- Erickson M J, Colle B A, Charney J J, 2012. Impact of bias-correction type and conditional training on Bayesian model averaging over the northeast United States[J]. Wea Forecasting, 27(6):1449-1469.
- Gneiting T, Raftery A E, 2005. Atmospheric science: weather forecasting with ensemble methods[J]. Science, 310(5746):248-249.

- Fraley C, Raftery A E, Gneiting T, 2010. Calibrating multimodel forecasting ensembles with exchangeable and missing members using Bayesian model averaging[J]. *Mon Wea Rev*, 138(1):190-202.
- Hamill T M, Whitaker J S, Wei X, 2004. Ensemble reforecasting: improving medium-range forecast skill using retrospective forecasts[J]. *Mon Wea Rev*, 132(6):1434-1447.
- Ji L Y, Zhi X F, Zhu S P, et al, 2019. Probabilistic precipitation forecasting over East Asia using Bayesian model averaging[J]. *Wea Forecasting*, 34(2):377-392.
- Kim Y, Kim W, Ohn I, et al, 2017. Leave-one-out Bayesian model averaging for probabilistic ensemble forecasting[J]. *Commun Stat Appl Methods*, 24(1):67-80.
- Leamer E E, 1978. *Specification Searches*[M]. New York: John Wiley and Sons.
- Liu J G, Xie Z H, 2014. BMA probabilistic quantitative precipitation forecasting over the Huaihe Basin using TIGGE multimodel ensemble forecasts[J]. *Mon Wea Rev*, 142(4):1542-1555.
- Raftery A E, Gneiting T, Balabdaoui F, et al, 2005. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles[J]. *Mon Wea Rev*, 133(5):1155-1174.
- Rajagopalan B, Lall U, Zebiak S E, 2002. Categorical climate forecasts through regularization and optimal combination of multiple GCM ensembles[J]. *Mon Wea Rev*, 130(7):1792-1811.
- Roberts H V, 1965. Probabilistic prediction[J]. *J Amer Stat Assoc*, 60(309):50-62.
- Sloughter J M, Raftery A E, Gneiting T, et al, 2007. Probabilistic quantitative precipitation forecasting using Bayesian model averaging[J]. *Mon Wea Rev*, 135(9):3209-3220.
- Sloughter J M, Gneiting T, Raftery A E, 2010. Probabilistic wind speed forecasting using ensembles and Bayesian model averaging[J]. *J Amer Stat Assoc*, 105(489):25-35.
- Wang Q J, Schepen A, Robertson D E, 2013. Merging seasonal rainfall forecasts from multiple statistical models through Bayesian model averaging[J]. *J Climate*, 25(16):5524-5537.
- Wilson L J, Beauregard S, Raftery A E, Verret R, 2007. Calibrated surface temperature forecasts from the Canadian ensemble prediction system using Bayesian model averaging[J]. *Mon Wea Rev*, 135(4):1364-1385.
- Zhang H P, Chu P S, He L K, et al, 2019. Improving the CPC's ENSO forecasts using Bayesian model averaging[J]. *Climate Dyn*, 53(5-6):3373-3385.
- Zhi X F, Ji L Y, 2018. BMA probabilistic forecasting of the 500hPa geopotential height over northern Hemisphere using TIGGE multimodel ensemble forecasts[J]. *AIP Conf Proc*, 1982(1):020019. DOI:10.1063/1.5045425.
- Zhi X F, Qi H X, Bai Y Q, et al, 2012. A comparison of three kinds of multimodel ensemble forecast techniques based on the TIGGE data[J]. *Acta Meteor Sin*, 26(1):41-51.