

订正与集成多模式的中国季度降水预测

彭兆亮^{1,2}, Q. J. WANG², 王子茹¹, 王国利¹, 徐 超¹

(1. 大连理工大学建设工程学部, 辽宁 大连 116024; 2. CSIRO Land and Water, Highett, VIC 3190, Australia)

摘要:针对两个最新换代的季度集合预测系统对中国季度降水预测中存在的系统缺陷, 应用改进的贝叶斯联合概率模型(BJP)加以订正。对订正后的单一模式概率预测应用一种混合模型贝叶斯模型平均(BMA)方法加以集成, 以综合各模式的优势来提高中国季度降水预测技巧。结果表明: BJP 模型可有效地消除集合模式预测的系统偏差, 同时大幅提高了概率预测的可靠性。经过订正的欧洲中尺度天气预报中心的 System4 预测在许多季度在中国的很大区域范围内都显示出了一定的预测技巧; 而澳洲气象局的 POAMA2.4 预测只在个别季度局部范围内具有技巧。使用 BMA 对订正后的单一模式预测进行集成可显著提高对中国季度降水预测的精度, 相比单一模式预测, 技巧得分为正值的网格百分率分别提高了 13.3% 和 20.0%。

关键词: 贝叶斯联合概率模型; 全球海气耦合模式; 贝叶斯模型平均方法; 季度降水; 预测

中图分类号: TV125

文献标志码: A

文章编号: 1001-6791(2014)01-0001-09

季度降水预测在水资源规划与管理, 洪涝与干旱灾害预警, 水力发电中期规划及农业, 环境等国民社会经济各领域都具有重要应用价值。在美国, 英国和澳大利亚等国家, 季度降水预测已经广泛用于生产实践, 虽然目前预测的精度有待提高, 但其在社会经济各领域的重要作用已经开始显现^[1]。在中国, 尽管季度降水预测业务开展得较早, 但目前无论从理论方法, 还是实践上来讲都很不成熟^[2], 且大部分业务重点都放在了夏季汛期降水的预测上。如何能向公众提供有用的、全面的季度预报信息一直是困扰科技工作者的复杂难题。

全球海气耦合模式(CGCMs)已经逐渐取代传统的统计学模型, 成为全世界多个气候中心向公众发布实时季度降水预测信息的主要工具^[3-4], 如美国国家环境预测中心(NCEP), 欧洲中尺度天气预报中心(ECMWF)及澳大利亚气象局(BoM)等。CGCMs 较统计学模型具有明确的物理机制, 可以描述气候系统内部复杂的非线性过程以及不易受气候变化干扰等优势, 是未来短期气候预测的发展方向^[1]。2011 年, 上述 3 个中心都相继发布其新换代的季度预测系统。新系统无论从模型结构还是从空间分辨率上都有了大幅提升。但是, 由于模型物理过程参数化过程的误差, 以及尚未解决的模型尺度问题和不完美的边界条件等因素, 单一模式预测存在明显的系统偏差, 且集合成员离散度过低, 低估了实际预测的不确定性, 导致集合预测就概率分布而言不可靠^[1,5]。为提高预测技巧, 全世界范围内发展了许多模式后处理技术, 其中最为典型的是多模式集成(MME)技术^[6-7]。此技术通过特定手段将不同气候中心的集合模式预测集成在一起来提高预测的整体技巧。然而在大多数情况下, MME 技术并未考虑模式预测存在的系统偏差问题, 可能导致集成之后的模式集合成员的分布过宽, 致使多模式集合预测的精度和效率大打折扣^[7]。因此在多模式集合预测中, 有必要先采用高效的订正方法对单一模式预测的系统缺陷进行订正, 然后再采用合适的模式集成方法加以集成, 以便能更好地综合不同模式的优势来提高预测的整体技巧。

针对上述问题, 本文使用两个最新升级的季度预测系统的回报试验数据, 首先使用一种改进的贝叶斯模

收稿日期: 2013-04-23; 网络出版时间: 2013-11-30

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1309.P.20131130.1543.014.html>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50779005)

作者简介: 彭兆亮(1985—), 男, 黑龙江宁安人, 博士研究生, 主要从事水文气象预报及其不确定性研究。

E-mail: pengzhaoliang@gmail.com

型订正模式预测存在的系统缺陷,然后应用一种高效的贝叶斯模型集成(BMA)方法对订正后的模式集合预测加以集成来提高中国季度降水预测技巧。

1 CGCMs 及其历史回报试验数据

所用降水观测数据取自美国海洋和大气管理局(NOAA)的陆地降水重建数据集(PREC/L)。该月尺度网格数据集的空间分辨率为 $2.5^\circ \times 2.5^\circ$;时段为 1948 年到现今。共有 184 个网格覆盖中国。

应用的两个最新升换代的海气耦合季度预测系统分别是 ECMWF 的 System4^[8](SYS4)以及 BoM 的 POA-MA2.4^[9](P2.4)。SYS4 大气模型的分辨率约为 0.7° ,垂直 91 层;海洋模型的分辨率约为 1° ,垂直 42 层。SYS4 的月度业务集合预测由 51 个成员组成,提前时间为从 0 个月延伸至 6 个月。BoM 的 P2.4 有 3 个在模型结构上略有不同的版本,分别为 P2.4a、P2.4b 和 P2.4c,每个版本都由 10 个集合成员组成。业务预测的提前时间为从 0 个月延伸到 8 个月。其大气模型分辨率约为 2.5° ;海洋模型分辨率由赤道附近的 $2.5^\circ \times 0.5^\circ$,逐渐下降到两极的 $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ 。

与业务预测用来预测未来的季度降水事件不同,CGCMs 的回报试验是用同一系统来预测过去已发生的降水事件,以便对系统的预测技巧做出检验。SYS4 的历史回报试验由 15 个集合成员组成,回报期为 1981—2010 年。P2.4 各版本模式的回报期为 1980—2010 年。各模式的月度降水回报试验结果统一加和为季度总量后,插值到与降水观测数据一致的 $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ 的网格点上。本文使用所有数据的共同时段 1981—2010 年进行分析计算。

2 订正模型的建立与集成

2.1 贝叶斯系统误差订正模型

对覆盖中国的 184 个网格,在 12 个相互叠加的季度(3 个月范围内)的每个季度内的降水总量做出预测。提前时间为 0 个月。比如,在 2 月初做出对 2~4 月(FMA)降水总量的预测,在 3 月初做出 3~5 月(MAM)降水总量预测,依此类推。本文应用稍加改进的 BJP 模型(Bayesian Joint Probability modeling approach)^[10-11]来订正 SYS4 和 P2.4 模式系统缺陷。该模型是澳大利亚 BoM 实时季度概率径流预测系统的主要模型,本文只介绍该模型的主要结构及需要改动部分。

BJP 模型模拟预测因子 x 和预测变量 y 的联合概率分布。原模型的预测因子为前期厄尔尼诺-南方涛动(ENSO)等大尺度气候因子,预测变量为河流站点季度径流总量。由于 ENSO 等既含有正值,又含有负值,模型采用 Yeo-Johnson 转换^[12]对因子和预测变量进行正态化,转换后的变量遵循二元正态分布。本文应用 BJP 预测季度降水总量,预测因子为 SYS4 或 P2.4 的原集合预测平均值。对于 P2.4 的 3 个版本,考虑到其相似性,将其作为单一模式进行处理。由于预测因子只含有非负值,本文采用一种 log-sinh 转换^[13]对变量进行正态化。

$$\begin{cases} \hat{x} = \frac{1}{\beta_x} \ln [\sinh(\alpha_x + \beta_x)] \\ \hat{y} = \frac{1}{\beta_y} \ln [\sinh(\alpha_y + \beta_y)] \end{cases} \quad (1)$$

经转换之后,假设变量遵循二元正态分布,即

$$p(x, y) \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (2)$$

$$\text{式中 } \boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \mu_{\hat{x}} \\ \mu_{\hat{y}} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \sigma_{\hat{x}}^2 & \sigma_{\hat{x}\hat{y}} \sigma_{\hat{x}} \sigma_{\hat{y}} \\ \sigma_{\hat{x}\hat{y}} \sigma_{\hat{x}} \sigma_{\hat{y}} & \sigma_{\hat{y}}^2 \end{bmatrix}。$$

模型共含有 9 个参数,包括转换参数 α_x 、 β_x 、 α_y 和 β_y ,均值 $\mu_{\hat{x}}$ 和 $\mu_{\hat{y}}$,标准差 $\sigma_{\hat{x}}$ 和 $\sigma_{\hat{y}}$,以及相关系数

$\sigma_{\hat{y}\hat{y}}$ 。使用贝叶斯方法对其进行推断, 具体应用基于 Metropolis 算法的马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC) 抽样得到模型参数的多组推断值。假设 $(\mathbf{x}^T, \mathbf{y}^T)$ 包含用于对模型 $M_k (k=1, 2, \dots, K)$ 参数进行推断的历史数据, 对于给定的预测因子 x , 则预测变量 y 的后验概率密度为

$$f_k(y | x_k) = p(y | x_k; \mathbf{x}_k^T, \mathbf{y}^T, M_k) = \int p(y | x_k; \boldsymbol{\theta}, M_k) p(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{x}_k^T, \mathbf{y}^T, M_k) d\boldsymbol{\theta} \quad (3)$$

季度降水预测的不确定性主要受模型参数的不确定性以及变量间关系的不确定性共同影响。目前即使是最新一代的季度预测系统的回报数据仍然较短, 且对于大时间尺度的气候变量, 如季度降水的预测来讲, 由于可供建模的数据点较少, 模型参数的不确定性影响变得尤为显著^[14]。BJP 模型允许参数的不确定性存在, 因此非常适合用于订正概率预测的系统缺陷问题。

2.2 贝叶斯模型集成

应用文献[15]提出的贝叶斯模型平均方法来对订正后的 SYS4 和 P2.4 模式预测加以集成。该方法如下: 对于已经建立的订正模型 $M_k, k=1, 2, \dots, K$, 若给定其相应的模型权重 $w_k, k=1, 2, \dots, K$, 则 BMA 的预测密度可表示为

$$f_{\text{BMA}}(y | x_1, \dots, x_K) = \sum_{k=1}^K w_k f_k(y | x_k) \quad (4)$$

式中 x_k, y 分别为预测因子和预测变量。使用对称狄利克雷分布作为先验分布函数:

$$p(w_k, k=1, 2, \dots, K) \propto \prod_{k=1}^K (w_k)^{\alpha-1} \quad (5)$$

式中 α 为聚集参数, 将其赋值为 $\alpha = 1 + \frac{\alpha_0}{K}$, 其中 $\alpha_0 = 1$ 。采用此先验分布可以使模型权重不会因为抽样误差和过拟合风险的增加而出现明显的波动。

在模型权重的贝叶斯推断过程中, 使用有限混合模型方法^[6]替代传统的模型后验概率方法。此外, 在混合模型方法中, 根据交叉验证后的模型表现来对其权重进行推断, 也就是说模型权重是根据其在实际预测过程中的表现来赋值的, 而并非依赖其拟合能力。这样, 模型权重的后验分布可以表达为

$$p[w_k | \mathbf{x}_k^T, \mathbf{y}_k^T, f_k(y | x_k), k=1, \dots, K] \propto \prod_{k=1}^K (w_k)^{\alpha-1} \prod_{t=1}^T \left[\sum_{k=1}^K w_k f_k^{(t)}(y^t | x_k^t) \right] \quad (6)$$

式中 $f_k^{(t)}(y^t | x_k^t)$ 为交叉检验概率预测密度。通过一种高效的期望最大值化算法^[15]将 $p[w_k | \mathbf{x}_k^T, \mathbf{y}_k^T, f_k(y | x_k), k=1, \dots, K]$ 最大化, 进而得到模型权重的点估计值。

2.3 预测检验方法

采用留一交叉验证法对原模式预测, 订正后的模式预测及多模式集合预测进行检验。验证期为 1981—2010 年。所有预测模式都是概率预测, 评判概率预测技巧的两个最重要指标是精度与可靠性。使用概率空间均方根误差 (RMSEP, 简称为 R)^[11]对精度进行检验, R 定义为

$$R = \left\{ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [G(y_{\text{fct}}^t) - G(y_{\text{obs}}^t)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

式中 G 为预测变量的累计分布函数, y_{fct}^t 和 y_{obs}^t 分别为预测变量 $t (t=1, 2, \dots, T)$ 的概率预测中值及相应的观测值。采用预测变量气候特征量 (climatology, 数值上等于变量多年均值) 作为参考预测, 利用下式计算得出基于 R 的预测技巧得分 S_R :

$$S_R = \frac{R_{\text{ref}} - R_{\text{fct}}}{R_{\text{ref}}} \times 100\% \quad (8)$$

式中 R_{ref} 和 R_{fct} 分别为使用留一交叉验证方法得出的参考预测和模式预测的概率空间均方根误差。比如, 在计算订正模型对 2000 年中国夏季 (JJA) 降水预测的 R_{fct} 时, 用除去该年该季度以外的所有数据来对订正模型参数进行推断, 然后得出对该事件的概率预测, 对比概率预测中值与相应的观测值来计算得到 R_{fct} 。而 R_{ref}

的计算采用相同的策略, 即 R_{ref} 在数值上与除去 2000 年的所有其他年份的 JJA 季度降水的均值相等。这样做同样是因为对于季度预测来讲, 可供建模的数据点少得多, 单独预留出一定长度的数据对预测进行验证并不现实。通过这种策略便可充分保证预测变量与其模型的训练样本相互独立。

技巧得分体现的是模式预测对比参考预测误差的减小百分率。如果预测中值与观测值完全一致, 则其达到最大值 100; 如果预测中值与参考预测值一致, 则其值为 0, 说明该预测对比参考预测误差并未减小, 预测没有技巧。同样, 若技巧得分为负值, 说明该预测相对于参考预测误差不减反增。

除了 RMSEP, 本文还利用基于连续排名概率分数 (CRPS) 的技巧得分对预测进行检验, 其验证结果与 RMSEP 一致, 本文将不再另行陈述。

使用概率预测属性图^[17]对预测的可靠性进行检验。属性图描述对某概率阈值变量预测值的概率分布与其对应的观测相对概率的吻合情况。如果预测概率与观测相对概率吻合良好, 则说明该预测可靠。模型对极端事件的预测能力也可体现在属性图中。

3 结果与分析

3.1 预测偏差的订正与可靠性的提高

3.1.1 预测偏差的订正

为了说明 BJP 模型可以有效订正 CGCMs 集合预测的系统偏差问题, 在华北和华南地区分别选取了一个网格 (78 号与 154 号网格), 用于对比其订正之前与之后的集合平均误差 (集合每个成员预测误差的均值), 结果如表 1 所示。可以看出, 两个模式原预测都存在明显的系统偏差, 且在不同的区域偏差振幅存在显著的季节性波动。例如 SYS4 对于 78 号网格的预测既存在正的偏差, 也存在负的偏差。但对 154 号网格的预测却显示出一致的正偏差, 且相对于 78 号网格偏差略小。相比 SYS4, P2.4 对此二网格预测偏差的振幅大出许多, 季度间变化也更加剧烈。经过订正之后发现, 两个模式对任何一个网格的集合预测平均误差接近于 0, 说明集合预测的平均值十分接近于其观测值。同时也说明订正模型可以十分有效地订正集合模式预测的系统偏差。

表 1 SYS4 和 P2.4 对两个网格的原季度预测与订正模式预测的集合平均误差

Table 1 Ensemble mean errors of raw SYS4 and P2.4 forecasts and corresponding calibration forecasts of seasonal precipitation forecasts for two grid cells over China

季度	78 号网格集合平均误差/mm				154 号网格集合平均误差/mm			
	SYS4		P2.4		SYS4		P2.4	
	订正前	订正后	订正前	订正后	订正前	订正后	订正前	订正后
JFM	41.59	2.37	211.16	3.24	28.52	-0.75	165.47	-0.82
FMA	73.36	-0.55	235.19	-2.08	39.83	1.53	172.66	1.22
MAM	94.70	-3.53	242.69	4.05	65.26	-0.51	209.38	0.74
AMJ	97.91	3.13	115.12	-3.68	73.37	-0.93	152.46	0.97
MJJ	7.14	4.61	-129.80	3.43	81.09	-3.57	28.08	2.46
JJA	-65.39	-2.44	-294.47	-1.05	61.22	2.66	-117.67	-2.87
JAS	-104.37	3.78	-279.19	-4.94	58.57	-2.56	-78.99	3.09
ASO	-40.50	3.48	-160.30	4.02	52.91	2.40	-24.67	1.63
SON	-21.64	-4.35	-50.82	3.60	35.04	-3.90	26.15	-3.59
OND	-1.39	-1.00	16.03	-2.88	29.79	0.42	25.12	0.47
NDJ	9.01	0.68	117.44	-1.07	23.81	0.83	70.42	0.83
DJF	24.41	-2.33	177.95	2.29	21.67	-0.56	114.39	-0.70

3.1.2 预测可靠性的提高

订正模型的另一个重要目标是提高集合概率预测的可靠性。图 1 给出了 SYS4 与 P2.4 原预测与订正后的预测对于所有大于历史同期中值的季度降水事件的概率预测属性图。将覆盖中国的所有网格在每一年每一季度的所有预测事件集中在一起, 以增大样本容量, 并将这些事件分配到 10 个相等宽度的概率区间内。黑点的相对大小与该概率区间内出现的事件频次成正比。若黑点落在了对角线上, 说明对此概率事件的预测完全可靠, 因为其在预测空间的概率与其观测相对概率完全一致。若黑点落在阴影区, 说明预测具有技巧, 因为能够区分此类事件是否发生, 并比其参考预测具有更小的误差。图 1 显示两种模式原预测的数据点构成线段的斜率比完美可靠性线(对角线)的斜率偏小, 说明两种模式的原集合预测都存在“过分自信”的情况, 即集合成员的分布过窄, 从而低估了预测的不确定性。对于 P2.4 这种情况体现得更加明显。经过订正之后可以看出, 两种模式预测的可靠性都有了明显提高, 因为此时数据点都分布在对角线附近。但仔细对比可以看出分布在两端的黑点尺寸出现了下降, 说明对于极端事件的预测能力出现了轻微下降。

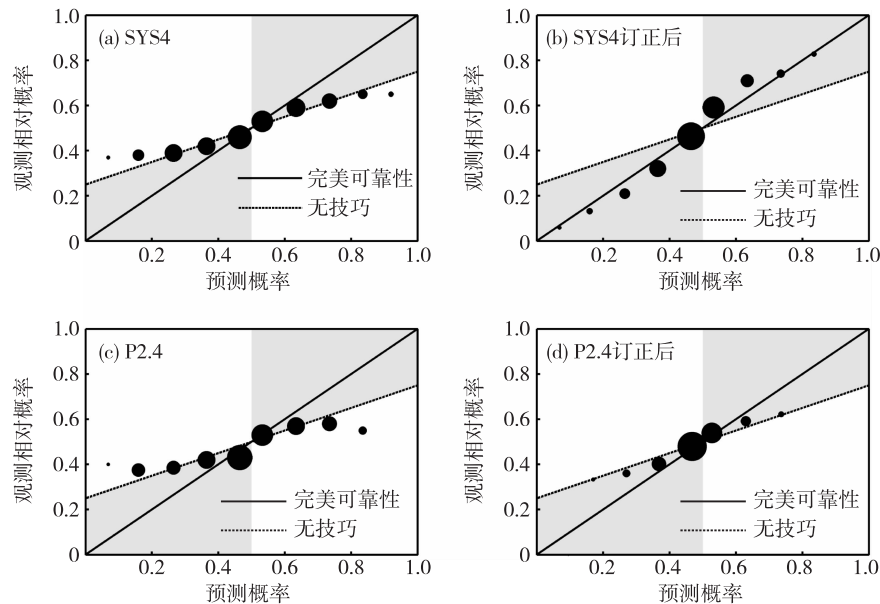


图 1 原模式与订正模式对大于中值的季度降水事件的概率预测属性

Fig. 1 Attribute diagrams of the seasonal forecasts for above median precipitation from raw CGCMs and calibration models

3.2 订正模型预测精度的时空分布

3.2.1 订正 SYS4 模式预测的精度

图 2 显示了经过订正后的 SYS4 在中国季度降水预测 RMSEP 技巧得分的时空分布特征。可以看出订正后的 SYS4 预测在许多季度, 在中国的很大区域范围内都显示出了较高的预测技巧。相对而言, 订正模型在下半年(JAS 到 DJF)的预测略好于上半年(JFM 到 JJA)。其中就 RMSEP 技巧得分为正值的预测覆盖范围及得分高低来讲, 夏末(ASO)到冬初(NDJ)以及晚冬(FMA)季节的预测技巧更高。比如在秋季的东北及中西部, 晚秋季节从西北到西南再到整个华南地区, 在初冬的新疆西北部及华北和东南沿海地区都显示出了较高的预测技巧。在晚冬季节, 从长江下游地区到东南沿海以及海南地区也显示出了很高的预测水平。从晚春到初夏季节, 订正后的 SYS4 模式对中国大部分区域都缺乏预测技巧。这是因为 CGCMs 的主要驱动力是 ENSO 等大尺度外强迫因子, 而此类外强迫因子在晚春到夏初的强度处于最低点。

3.2.2 订正 P2.4 模式预测的精度

图 3 给出了 P2.4 订正后的中国季度降水预测 RMSEP 技巧得分的时空分布特征。对比 SYS4, 最明显的特征是在每个季度, 无论从正得分预测的覆盖范围还是得分高低上都出现了显著下降。只有春季的从西北到

东南一带, 秋季在东北的西北部地区, 初冬的华北、江淮及新疆西部部分地区, 以及晚冬季的南疆藏北和
华南到台湾等地区显示出一些预测技巧。此特征说明相比 SYS4, P2.4 对于中国季度降水预测缺乏技巧。

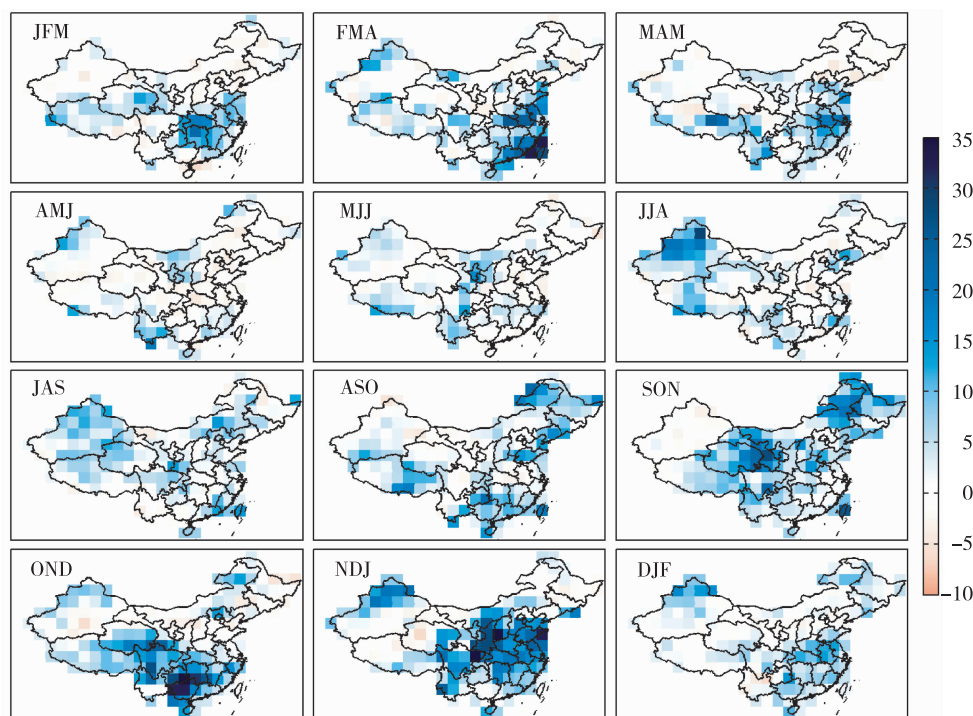


图 2 SYS4 订正后的中国季度降水 RMSEP 技巧得分

Fig. 2 RMSEP skill score of seasonal precipitation forecasts over China from SYS4 calibration models

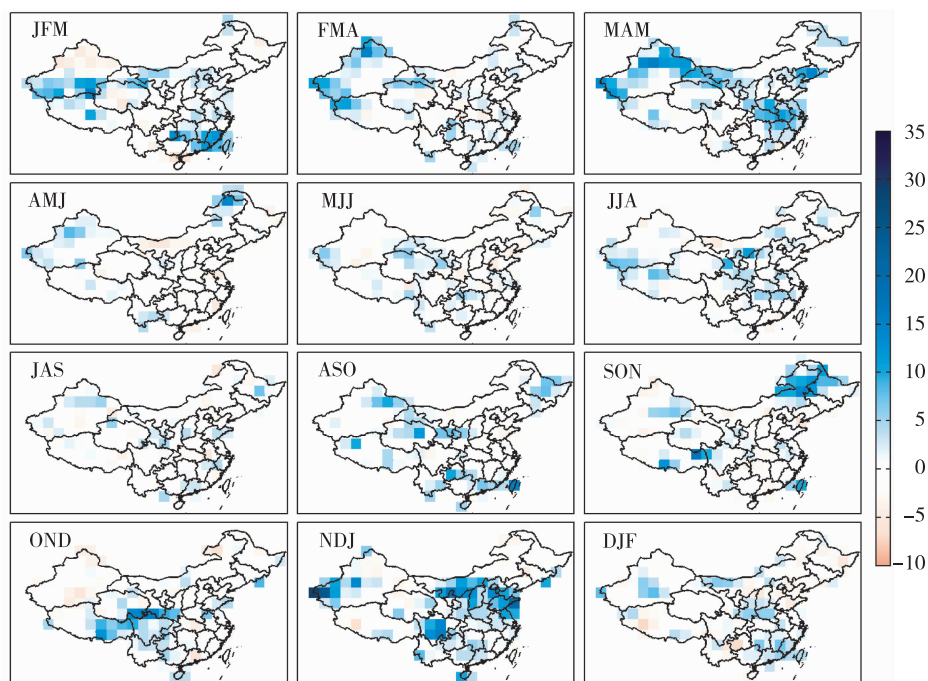


图 3 P2.4 订正后的中国季度降水 RMSEP 技巧得分

Fig. 3 RMSEP skill score of seasonal precipitation forecasts over China from P2.4 calibration models

3.3 多模式集成预测的技巧

为检验应用混合模型 BMA 方法来集成多模式集合预测能否有效地综合不同模型在不同季节对不同区域的优势, 从而提高预测整体技巧, 在分析多模式集合预测技巧的具体时空分布特征之前, 首先对比分析 SYS4 和 P2.4 订正模式预测的整体技巧高低。图 4 显示了 3 种模式各季度 RMSEP 技巧得分为正值的网格占全部 184 个网格的百分率, 图中虚线为对应模式的季度平均值。可以看出, 多模式集合预测与任何一个单一模式预测相比, 在任何一个季节 RMSEP 技巧得分为正值的网格覆盖范围都更大。这种优势对比 P2.4 模式预测更加明显。结果显示, 就此统计指标来讲, 多模式集合预测对比 SYS4 和 P2.4 订正后的单一模式预测平均分别提高了 13.3% 和 20.0%。从图 4 可以看出, 在晚春到初夏季节, 3 种模式的预测技巧都出现了剧烈下降, 说明目前的数值模式在预测中国这两个季节的季度降水上还存在巨大困难。另外注意到, 只有在晚冬到夏初季节, P2.4 订正后的预测具有与 SYS4 相当甚至更高的技巧。在其他季节, P2.4 订正预测远逊于 SYS4。

至于多模式集合预测的 RMSEP 技巧得分的具体时空分布特征, 从图 5 分析可知, 多模式集成预测精度的时空分布在大部分季节都与 SYS4 订正后的预测相似, 说明大部分预测技巧来源于 SYS4。主要因为 SYS4 的整体预测技巧要远高于 P2.4, 因此在进行模型集成时, BMA 赋予 SYS4 更高的权重。但对比 SYS4 订正预测可以看出其时空分布更加复杂。相对而言, 多模式集合预测依然是在下半年更有技巧, 尤其在初秋到初冬季节, 在中国大部分地区都显示出了很高的预测技巧。对比 SYS4 订正预测, 多模式集合预测最大的提高在春季, 此时除了东北、青海四川东部以及云南, 在其他所有区域都具有较高的技巧。令人失望的是对于重要的夏季汛期降水, 订正后的模式只在新疆、西藏西北部及中东部零星地区显示出尚可接受的预测技巧。

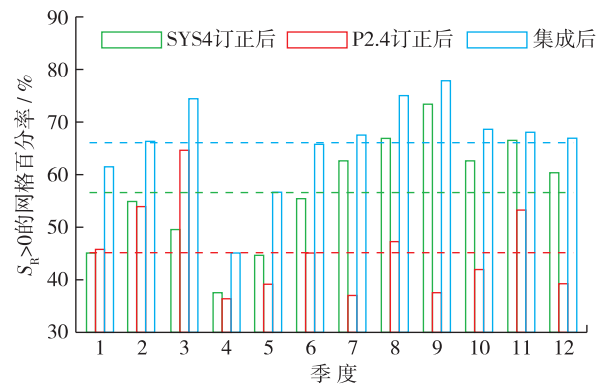


图 4 RMSEP 技巧得分为正值的网格百分率对比
Fig. 4 Comparison of proportion of grid cells with positive RMSEP skill score

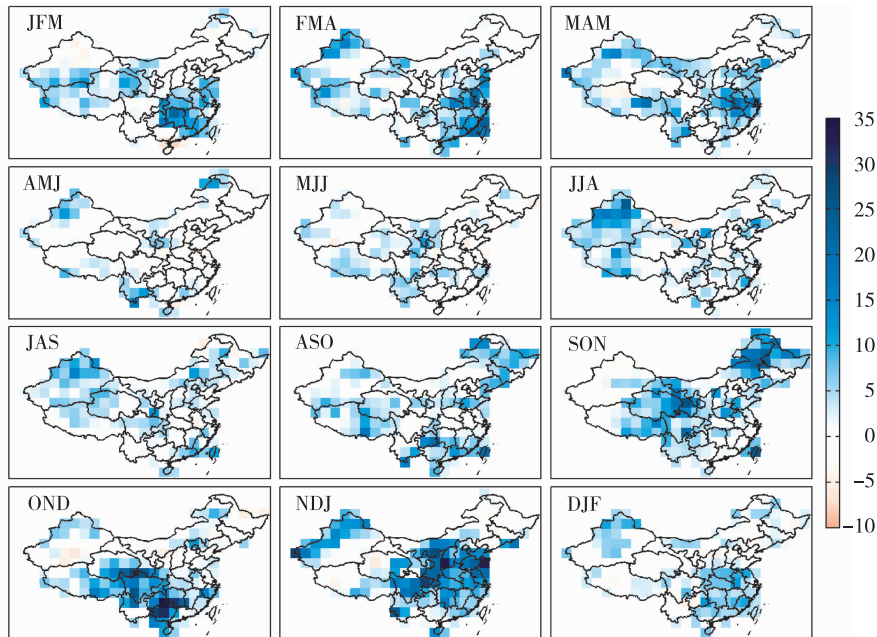


图 5 集成 SYS4 与 P2.4 订正模式的中国季度降水 RMSEP 技巧得分

Fig. 5 RMSEP skill score of seasonal precipitation forecasts over China merged from SYS4 and P2.4 calibration models

4 结 论

(1) BJP 模型可以十分有效地订正 CGCM 集合预测存在的系统偏差并大幅提高概率预测的可靠性。

(2) 订正后的 SYS4 预测在许多季度在中国的很大区域范围内都显示出了较高的预测技巧。但 P2.4 只在个别季节在局部范围内显示出可接受的预测技巧。

(3) 集成 SYS4 与 P2.4 订正预测的多模式预测较单一模式的精度有所提高, 对比 SYS4 与 P2.4 订正预测 RESEP 技巧得分为正值的网格百分比分别提高了 13.3% 和 20.0%。

参考文献:

- [1] SCHEPEN A, WANG Q J, ROBERTSON D E. Combining the strengths of statistical and dynamical modeling approaches for forecasting Australian seasonal rainfall [J]. *Journal of Geophysical Research*, 2012, 117: D20107.
- [2] 魏凤英. 我国短期气候预测的物理基础及其预测思路[J]. *应用气象学报*, 2011, 22(1): 1-11. (WEI Fengying. Physical basis of short-term climate prediction in China and short-term climate objective prediction methods [J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2011, 22(1): 1-11. (in Chinese))
- [3] 刘向培, 王汉杰, 何明元. 应用统计降尺度方法预估江淮流域未来降水[J]. *水科学进展*, 2012, 23(1): 29-37. (LIU Xiangpei, WANG Hanjie, HE Mingyuan. Estimation of precipitation under future climate scenarios in the Yangtze-Huaihe region using statistical downscaling[J]. *Advances in Water Science*, 2012, 23(1): 29-37. (in Chinese))
- [4] 刘向培, 王汉杰, 刘金波. 区域气候模式分辨率对夏季降水模拟的影响[J]. *水科学进展*, 2011, 22(5): 615-623. (LIU Xiangpei, WANG Hanjie, LIU Jinbo. Influence of spatial resolution in a regional climate model on summer precipitation simulation [J]. *Advances in Water Science*, 2011, 22(5): 615-623. (in Chinese))
- [5] CUI B, TOTH Z, ZHU Y J, et al. Bias correction for global ensemble forecast [J]. *Weather and Forecasting*, 2012, 27: 396-410.
- [6] RAFTERY A E, GNETTING T, BALABRAOUI F, et al. Using Bayesian model averaging to calibrate forecast ensembles [J]. *Monthly Weather Review*, 2005, 133: 1155-1174.
- [7] WILSON L J, BEAUREGARD S, RAFTERY A E, et al. Calibrated surface temperature forecasts from the Canadian ensemble prediction system using Bayesian model averaging [J]. *Monthly Weather Review*, 2006, 135: 1364-1384.
- [8] MOLTENI F, STOCKDALE T, BALMAEDA M, et al. The new ECMWF seasonal forecast system (System 4) [J]. *ECMWF Technical Memorandum*, 2011, 656: 49.
- [9] WANG G, HUDSON D, YIN Y, et al. POAMA-2 SST skill assessment and beyond [J]. *CAWCR Research Letters*, 2011, 6: 40-46.
- [10] WANG Q J, ROBERTSON D E, CHIEW F H S. A Bayesian joint probability modeling approach for seasonal forecasting of streamflows at multiple sites [J]. *Water Resources Research*, 2009, 45: W05407.
- [11] WANG Q J, ROBERTSON D E. Multisite probabilistic forecasting of seasonal flows for streams with zero value occurrences [J]. *Water Resources Research*, 2011, 47: W02546.
- [12] YEO I K, JOHNSON R A. A new family of power transformations to improve normality or symmetry [J]. *Biometrika*, 2000, 87: 954-959.
- [13] WANG Q J, SHRESTHA D L, ROBERTSON D E, et al. A log-sinh transformation for data normalization and variance stabilization [J]. *Water Resources Research*, 2012, 48: W05514.
- [14] PRAFULLA P, ROBERTSON D E, WANG Q J. A Bayesian joint probability post-processor for reducing errors and quantifying uncertainty in monthly streamflow predictions [J]. *Hydrology and Earth System Science*, 2013, 17(2): 795-804.
- [15] WANG Q J, SCHEPEN A, ROBERTSON D E. Merging seasonal rainfall forecasts from multiple statistical models through Bayesian model averaging [J]. *Journal of Climate*, 2012, 25: 5524-5537.
- [16] CHENG J, YANG J, ZHOU Y, et al. Flexible background mixture models for foreground segmentation [J]. *Image and Vision Computing*, 2004, 24: 473-482.
- [17] HSU W, MURPHY A H. The attributes diagram: A geometrical framework for assessing the quality of probability forecasts [J]. *International Journal of Forecasting*, 1986, 2: 285-293.

Seasonal precipitation forecasts over China through calibration and combination of multiple CGCMs*

PENG Zhaoliang^{1,2}, Q. J. WANG², WANG Ziru¹, WANG Guoli¹, XU Chao¹

(1. *Faculty of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;*

2. *CSIRO Land and Water, Highett, Victoria 3190, Australia*)

Abstract: To alleviate systematic deficiencies of two latest seasonal forecast systems in forecasting seasonal precipitation over China, a slightly modified Bayesian joint probability (BJP) modelling approach was employed to calibrate the ensemble means of the raw forecasts firstly. The calibrated forecasts were then merged through Bayesian model averaging (BMA) to combine strengths from different models. The results suggested that the BJP calibration models effectively removed biases and improved both reliability and overall accuracy of the raw forecasts. The calibrated ECMWF System4 (SYS4) forecasts exhibited some skill over broad regions of China in most seasons, whereas the calibrated Australian Bureau of Meteorology's POAMA2.4 (P2.4) forecasts only showed weak skill over some regions in some seasons. Forecast skill of the merged forecasts from both sets of calibration models was improved greatly. Comparing with the SYS4 and P2.4 calibration forecast, the proportion of grid cells with positive RMSEP skill score was improved by 13.3% and 20.0%, respectively.

Key words: Bayesian joint probability modelling approach; CGCMs; Bayesian model averaging; seasonal precipitation; forecasts

* The study is financially supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 50779005).