多模式集合对西南地区气温的次季节尺度预测技巧分析*

吴　越　庞轶舒　周雨蒙　周长艳

四川省气候中心/高原与盆地暴雨旱涝灾害四川省重点实验室，成都　610071

提　要：本文采用中国多模式集合预测系统发布的次季节至季节（S2S）产品 CMME_S2S 的历史回报和实时预测数据，利用 5 种业务检验方法评估该产品对西南地区气温的预测技巧，并与国内外 5 家机构的 S2S 模式进行对比。研究结果表明，相较于各机构的单模式集合平均，CMME_S2S 在逐日气温预测中的 PC 技巧明显更高，但在逐候气温趋势异常的预测方面，其 IPS、PCC、AS 等技巧指标均未表现出明显优势。模式的预测技巧具有季节性差异，CMME_S2S 的 PC 评分在夏季最高，冬季最低，且高于其他模式；CMME_S2S 的 IPS、PCC、AS 评分在夏季最高，冬季最低，且与其他模式无明显差距。受复杂地形影响，CMME_S2S 模式的 PC 预测技巧在空间上有显著差异，其在 CT-M（丘陵）区最高，CT-H（高原）次之，CT-L 区最低, CMME_S2S 的 IPS、PCC、AS 预测技巧在不同地形间的差异较小，其他模式也表现出类似的特征。CMME_S2S 在不同季节误差较大的区域均位于海拔梯度较大的丘陵北部，并且呈现西侧暖偏差、东侧冷偏差的一致特征，在同一季节中对高原北部和盆地地区的预测结果与观测偏离最大。CMME_S2S 在各季节的冷暖偏差分布较为均匀且与其他 5 个模式相比误差最小，说明 CMME_S2S 有效地减少了单模式的随机误差，这也是 CMME_S2S 对气温距平预测能力较高的原因。CMME_S2S 对气温距平和趋势的预测技巧在拉尼娜年普遍较高，而在 ENSO 位相转换年普遍较低，这为未来模式的订正提供了方向。

关键词：次季节-季节（S2S）模式，CMME，平均气温，预测技巧，检验评估

中图分类号：P461　　文献标志码：A　　doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2026.092802

Analysis on Subseasonal Prediction Skill of Multimodel Ensemble for Temperature over Southwest China

WU Yue　PANG Yishu　ZHOU Yumeng　ZHOU Changyan

Sichuan Climate Centre/Heavy Rain and Drougth-Flood Disasters in Plateau and Basin Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610071

*高原与盆地暴雨旱涝灾害四川省重点实验室科技发展基金（SCQXKJYJXZD202404）、中国气象局青年创新团队（CMA2024QN06）和四川省自然科学基金（2024NSFSC0066）共同资助

2026 年 1 月 8 日收稿；2026 年 9 月 28 日收修定稿

第一作者：吴越，主要从事气候预测与气候变化研究. E-mail:609371349@qq.com

通讯作者：庞轶舒，主要从事次季节-季节气候预测、模式解释应用等研究. E-mail：pangyishu@126.com

Abstract: This study utilizes the hindcast and real-time prediction data of CMME_S2S, the sub-seasonal to seasonal (S2S) product from the Chinese Multi-model Ensemble prediction system. Five evaluation metrics are adopted to assess the air temperature prediction skill over Southwest China. The prediction skill of CMME_S2S is further compared with that of S2S models from five domestic and international institutions. The results show that CMME_S2S exhibits significantly higher Prediction Correctness (PC) in daily air temperature prediction than the single-model ensemble means from corresponding institutions. However, it presents no distinct advantages in IPS, PCC, AS and other metrics for predicting pentad air temperature anomaly trends. Prediction skills of the models show obvious seasonal variations. For CMME_S2S, PC scores are the highest in summer and lowest in winter, and are higher than those of other models throughout all seasons. Its IPS, PCC and AS scores also peak in summer and bottom in winter, showing no significant differences from other models. Terrain complexity leads to pronounced spatial variations in the PC forecast skill of CMME_S2S. The skill value is the highest in the CT-M (hilly) subregion, followed by the CT-H (plateau) subregion, and the lowest in the CT-L (basin) subregion. By comparison, the IPS, PCC and AS skills of CMME_S2S differ slightly across various terrains, and other models demonstrate consistent spatial features. Regions with prominent errors of CMME_S2S in different seasons are mainly concentrated in the northern hilly areas with large elevation gradients, showing a consistent bias pattern of warm deviation in the west and cold deviation in the east. Within the same season, the largest discrepancies between predicted and observed air temperature occur over the northern plateau and basin areas. Meanwhile, CMME_S2S presents a relatively uniform spatial distribution of warm and cold biases across all seasons, with the smallest overall errors among the five comparative models, suggesting that CMME_S2S effectively suppresses random errors from individual models, which explains its superior prediction skill for air temperature anomalies. Prediction skills of the CMME_S2S for air temperature anomalies and temporal trends are generally higher during La Niña years but lower during years of ENSO phase transition, which provides a pathway for future model calibration and bias correction.

Key words: sub-seasonal to seasonal (S2S) model, CMME, mean temperature, prediction skill, evaluation

引　言

数值气象预报根据预报时效可以分为三类：短中期天气预报、次季节至季节（sub-seasonal to seasonal，S2S）预测以及季节气候预测（Vitart et al,2012）。其中，S2S 预测（时效范围为 2 周至 2 个月）具有独特的桥梁作用，填补了短期天气预报和长期气候预测之间的空白，有助于构建无缝隙的天气-气候预报系统，提升气象预报的整体水平，使气象服务更加全面和精准(杨露等，2023；Jie et al,2017；Olaniyan et al,2018；Li,2023)，可为水利工程、农业生产和公共卫生等关键领域提供更具连续性的决策支持。为提升 S2S 尺度预报准确性并深入探索其可预测来源及应用潜力，WMO 发起 S2S 预测研究计划，收集了包括中国气象局（China Meteorological Administration，CMA）、欧洲中期天气预报中心（European Centre for Medium-Range Weather Forecasts，ECMWF）、英国气象局（United Kingdom Meteorological Office，UKMO）等十余个机构的模式数据，形成了 S2S 数据库（Vitart et al,2017；Vitart and Robertson,2018；Bloomfield et al,2021；Robertson et al,2020；Li et al,2019；Pendergrass et al,2020）。在此基础上，众多机构与学者围绕 S2S 预测开展了广泛且深入的探索，并取得了一系列具有实际应用价值的成果（庞轶舒等，2021；Tsai et al,2025；Das et al,2024；Yu et al,2024；彭阳等，2021；王晨和李建平，2022；Singh et al,2024）。然而，受初始条件不够确定、物理过程不够完善等方面的影响，模式的预测结果不可避免地存在一定的不确性（Wang et al,2009；吴捷等，2017；张丹琦等，2019；王晓峰和周荣卫，2021）。多模式集合（Multimodal Model Evaluation，MME）被认为是能够较好解决模式预测结果不确定性问题，进而提升预测技巧并被广泛应用的方法之一（Yang et al,2016；Krishnamurti et al,1999,2000；Doblas-Reyes et al,2005；Weigel et al,2008；陈溢豪等，2020；Liu et al,2024）。

当前，包括亚太经济合作组织气候中心（Asia-Pacific Economic Cooperation Climate Center，APCC）、美国国家环境预报中心（National Centers for Environmental Prediction，NCEP）、欧洲中期天气预报中心等国内外多家预报中心均研发建立了多模式集合业务预测系统（Bundel et al,2011；Becker et al,2014；Buontempo et al,2020），与单一模式相比，多模式集合的预测效果总体上有所改善。其中，中国多模式集合预测系统（CMME）在 2016 年建设完成，于 2019 年正式投入业务运行（Ren et al,2019），并通过优化模式运行、引进高水平模式等方法，对 CMME 系统持续升级完善。该系统提供的多时间尺度、多气候要素、多空间范围的确定性和概率气候预测产品，对中国夏季气温具有较好的预测技巧，并进一步改善了东亚地区的降水预测，目前已获得广泛应用（Wu et al,2024）。中国多模式集合预测系统次季节预测子系统（CMME_S2S）是 CMME 的关键组成部分，现已投入业务运行，其预测产

品是次季节-季节网格预测业务的指导预报产品，为国省气候预测提供了重要支撑，但在西南地区的效果如何，我们尚不知晓。

西南地区（四川、重庆、贵州、云南）地处中国地势第一、二级阶梯过渡带，地形复杂多样，气候差异明显（郭渠等，2021；杨明鑫等，2022；Dai et al,2015；马振锋等，2006；齐冬梅等，2012；谢漪云和王建捷，2021），是我国气象灾害多发区和生态敏感区。与气温异常变化紧密关联的高温热浪、寒潮、持续低温等灾害性天气过程对西南地区农业生产生活和社会经济发展产生的重大威胁引发了广泛关注（孙昭萱等，2022；罗玉等，2016；陈艳等，2025），不断提升西南地区气温的预测能力和精细化程度，延长气温预测服务的有效预见期，是当前西南各级政府和社会各界的迫切需求。但已有的研究多关注 S2S 模式对西南地区降水的预测性能（张可越等，2023；庞轶舒等，2022），对气温关注较少。因而，本文对比分析了包括 CMME_S2S(以下简称为 CMME)在内的多个 S2S 预测产品对西南地区气温的预测性能，并着重考察 CMME 的预测技巧优势和误差分布，以期为模式产品的业务应用、解释应用和升级完善提供科学参考。

1 数据与方法

1.1 资料来源与预处理

为评估模式产品的格点预测技巧，观测资料采用 2006-2022 年西南地区范围内中国第一代全球大气/陆面再分析系统（CMA-RA/Land）提供的 2m 气温网格数据。该数据集是基于站点观测数据和 CRA-40 研发的同化数据产品，水平分辨率为 0.25°×0.25°（Liang et al,2020）。该产品目前为中国气象局次季节-季节预测业务的检验数据。

采用 2006-2022 年中国气象局 CMME 气温预测产品和 S2S 计划中 CMA、ECMWF、IAP、NCEP、UKMO 等 5 个模式的 2m 气温预测产品（表 1），其中 CMA、ECMWF、IAP 和 NCEP 是 CMME 的集合成员（https://cmdp.ncc-cma.net/pred/cn_cmme_v2.php?cmmeCat=CMME-S2S），UKMO 为 S2S 模式中与 CMME 数据时段一致的模式。依据各模式起报频率及预报时效交集，预测时效选取 1~45 d（NCEP 预测时效选取 1~43 d），其中 1~14 d 为天气尺度、15~45 d 为次季节尺度。由于各模式预报频率不同，评估样本数量不同。例如，CMME 模式气温每日预报 1 次，17 年（每年 365 d）共计 6205 个样本用于检验评估；CMA 模式气温每周预报 2 次，17 年共计 1768 个样本用于检验评估。另外，受模式数据源影响，IAP 模式数据 2019 年 1 月 1 日至 2021 年 4 月 40 日数据缺测，NCEP 模式数据 2011 年 1 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日数据缺测。

为全面对比评估 CMME 的预测效果，采用 5 日平均的方式将日数据处理成候尺度距平，气候态为 2006—2022 年的平均值。由于 ECMWF、NCEP 和 UKMO 的预测时效短于 CMME、CMA 和 IAP，NCEP 在预测时效为 9—12 候时处理成缺测，ECMWF 和 UKMO 在预测时效为 10—12 候时，处理成缺测。采用双线性插值方案，将各模式格点资料插值为 0.25°×0.25°的水平分辨率。

表 1　模式资料简介

Table 1　Brief introduction to the model data

预报中心	回报时段	实时预测时段	预报时效/d	频率	水平分辨率/（°）	评估样本量/个
CMME	2006-2020	2021-2022	60	1 次/天	1.5° ×1.5°	6205
CMA	2006-2019	2020-2022	60	2 次/周	1.5° ×1.5°	1768
ECMWF	2006-2021	2022	45	2 次/周	1.5° ×1.5°	1768
IAP	2006-2018	2021-2022	60	1 次/天	1.5° ×1.5°	5355
NCEP	2006-2010	2015-2022	43	1 次/天	1.5° ×1.5°	4745
UKMO	2006-2016	2017-2022	45	4 次/月	1.5° ×1.5°	816

1.2　方　法

采用预报准确率（PPC）用于逐日气温预测检验，使用时间相关系数（TCC）、空间相关系数（PCC）、距平符号一致率（AS）、综合空间评分（IPS）检验逐候气温异常分布的预测技巧。使用误差（Error）和均方根误差（RMSE）进一步评估各模式的预报性能。

PC 主要考察模式预测与观测气温误差在 2℃之间的格点占比，越接近 1 表明模式预测结果与观测实况越接近，计算方法如下：

$$PC_{i,j}=\begin{cases}1,\cdots\cdots|f_{i,j}-x_{i,j}|\le 2\\0,\cdots\cdots|f_{i,j}-x_{i,j}|>2\end{cases} \quad (1)$$

$$PC_{i,j}=\frac{\sum_{i=1}^{M}PC_{i,j}}{\sum_{i=1}^{M}1}\times 100\% \quad (2)$$

式中：i 为格点数，取 1~M，j 为预测时效，取 1~N，$x_{i,j}$和$f_{i,j}$分别为第 i 个格点第 j 天观测和预测的滑动 3 天气温平均值（下同），对每次预测的 1~N 天逐日气温 PC 评分按照公式（3）进行加权平均，计算得到某次预测的总体 PC 评分，式中，w_i代表权重系数，取值如表 2 所示。

$$\mathrm{PC}=\frac{\sum_{j=1}^{45}w_i\mathrm{PC}_j}{\sum_{j=1}^{45}w_i}\times 100\% \quad (3)$$

表 2　逐日（候）预测检验的权重系数w_i取值表

Table 2　Table of weight coefficients w_i for daily (pentad) forecast verification

预测时效（j）	1-20 （1-4 候）	21-30 （5-6 候）	31-40 （7-8 候）	41-50 （9-10 候）	51-60 （11-12 候）
权重系数（w_i）	5	4	3	2	1

TCC 表示预测值与观测值时间序列的相关度，-1≤TCC≤1，TCC 的值越大，时间相关度越高，变化趋势越一致，计算方法如下：

$$TCC=\frac{\sum_{j=1}^{N}(x_{i,j}-\bar{x}_i)(f_{i,j}-\bar{f}_i)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{N}(x_{i,j}-\bar{x}_i)^2}\sqrt{\sum_{j=1}^{N}(f_{i,j}-\bar{f}_i)^2}} \tag{4}$$

式中：$\bar{x}_i=\frac{1}{\mathrm{M}}\sum_{i=1}^{M}x_i$，$\bar{f}_i=\frac{1}{\mathrm{M}}\sum_{i=1}^{M}f_i$。

PCC 是短期气候预测中最常用的检验方法之一，主要反映的是预报值与实况值空间型的相似程度，越接近 1 表明模式预测结果与观测实况越吻合，计算方法如下：

$$PCC=\frac{\sum_{i=1}^{M}(x_{i,j}-\bar{x}_j)(f_{i,j}-\bar{f}_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M}(x_{i,j}-\bar{x}_i)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{M}(f_{i,j}-\bar{f}_j)^2}} \tag{5}$$

式中：$\bar{x}_j=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}x_j$，$\bar{f}_j=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}f_j$。

AS 是指预测值与实况值的距平符号相同，或是有一个距平为 0 的气象站个数与评分的格数的百分比，AS 的值越大，预测值与观测值的正负异常趋势越一致，计算方法如下：

$$AS_{i,j}=\begin{cases}1，f_{i,j}x_{i,j}>0\text{ 或}f_{i,j}=0，x_{i,j}>0\text{ 或}f_{i,j}>0，x_{i,j}=0，\text{或}f_{i,j}=0，x_{i,j}=0\\0，\quad f_{i,j}x_{i,j}<0\text{ 或}f_{i,j}=0，x_{i,j}<0\text{ 或}f_{i,j}<0，x_{i,j}=0\end{cases} \tag{6}$$

$$AS_j=\frac{\sum_{i=1}^{M}AS_{i,j}}{\sum_{i=1}^{M}1}\times 100\% \tag{7}$$

IPS 是中国气象局次季节网格气候预测业务的标准评分，主要用于候尺度气候异常的预测技巧检验，由 PCC 和 AS 组合而成，计算方法如下：

$$IPS_j=\frac{\frac{(\mathrm{PCC}_j+1)}{2}+AS_j}{2}\times 100 \tag{8}$$

$$IPS=\frac{\sum_{j=1}^{N}w_jIPS_j}{\sum_{j=1}^{N}w_i} \tag{9}$$

RMSE 表征模式和观测之间的离散程度和一致性，体现的是模式与观测之间的误差大小，计算方法如下：

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{N}(x_{i,j}-f_{i,j})^2}{N}} \tag{10}$$

使用 *K* 均值聚类算法对西南地区进行分区。*K* 均值聚类算法作为一种无监督聚类算法，

广泛应用于气象研究领域（潘欣等，2023；苟浩锋等，2020），其目标是将 n 个样本数据划分为 k 个簇，使得同一簇内的样本相似度较高，而不同簇间的样本相似度较低。算法通过迭代优化，最小化簇内样本到其质心的欧氏距离平方和，其目标函数如下：

$$E = \sum_{i=1}^{k} \sum ||x_i - c_i||^2 \ (i = 1,2, \ldots \ldots k; x_i \in c_i) \tag{11}$$

$$c_i = \frac{1}{n} \sum_{x_i \in c_i} x_i \tag{12}$$

2 结果分析

2.1 西南地区平均气温预测技巧评估

各模式对气温的预测技巧随着预测时效的增加而降低（图 1），这与模式对其他要素的预测技巧相似（郭渠等，2021；孙晨等，2025；肖颖等，2023）。当预测时效为 1 d（PC）或 1 候（IPS、PCC、AS）时，各模式的预测技巧最高。随后各模式的预测技巧迅速下降，在预测时效为 5~10 d（PC）或 2—3 候（IPS、PCC、AS）时各模式的预测技巧下降得最快，在预测时效超过 15 d（PC）或 5 候（IPS、PCC、AS）后进入低技巧阶段，变化平缓。与各机构 S2S 单模式集合平均预测结果相比，CMME 的 PC 评分明显更高：在预测时效为 1 d 时超过 90 分，且即便超过 15 d 后仍稳定在 70 分以上；而其他模式在进入次季节尺度后，PC 评分普遍低于 55 分，其中 IAP 低于 45 分。CMME 的 IPS、PCC、AS 评分在第 1 候和第 6 候之后略高于单模式集合平均，但优势并不明显。在第 2—5 候，ECMWF 预测技巧始终高于 CMME。由此可见，CMME 的集合预测方法能够有效抵消成员模式的系统性偏差，进而在次季节尺度上维持稳定且较高的气温预测技巧。然而，在气温异常分布预测方面，CMME 相较于其集合成员并未呈现明显改进，这表明该集合预测方法尚未有效解决由模式动力框架或物理参数化导致的系统性位相偏差问题。

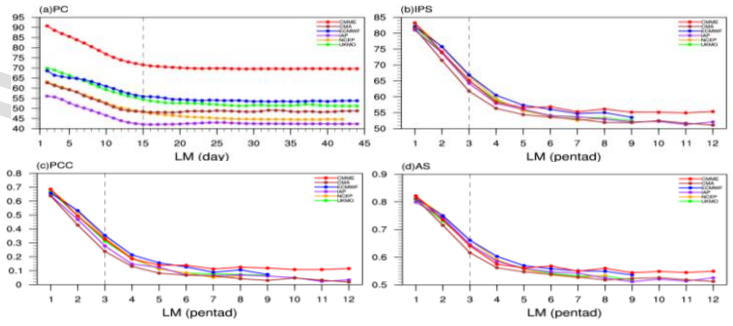
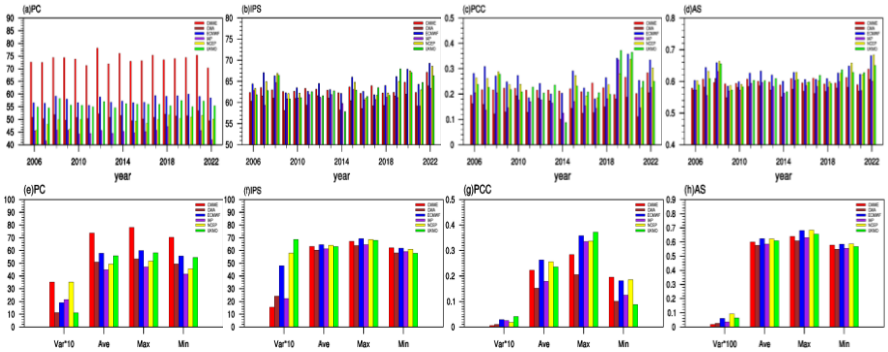


图 1　2006—2022 年 CMME、CMA、ECMWF、IAP、NCEP、UKMO 模式各预测时段的（a）PC、（b）IPS、（c）PCC、（d）AS 预测技巧评分

Fig.1　Prediction skill scores of (a) PC, (b) IPS, (c) PCC and (d) AS for different forecast periods from the CMME, CMA, ECMWF, IAP, NCEPand UKMO models during 2006–2022

图 2 为各模式产品预测技巧的逐年变化特征。由图 2a 可以看出，CMME 的 PC 预测技巧优势明显，年平均 PC 最低在 70 分以上（图 2e），最高可以达到 78 分（2012 年），而其它模式年平均 PC 最高分为 60 分（ECMWF）。针对候气候异常，ECMWF 的 IPS、PCC、AS 预测技巧评分最高（图 2b~2d），这得益于其在第 2 至第 5 候（权重系数较高，表 1.2）的预测优势。而 CMME 的平均预测技巧不及 ECMWF、NCEP 和 UKMO，仅高于 CMA 和 IAP 两个成员模式。但 CMME 的评分方差最小，展现出较好的预测稳定性（图 2f-h）。由图 2a-d 可知，各模式的预测技巧呈明显年际变化，PC 高值年份（2008 年、2012 年、2021 年）均对应拉尼娜海温背景，其中 2008 年与 2021 年更为“双峰”拉尼娜年。而各模式 PC 低值年为 2006 年、2007 年和 2011 年，其中 2006 年为拉尼娜转向厄尔尼诺的年份，2007 年为厄尔尼诺转向拉尼娜的年份，2011 年为厄尔尼诺转向拉尼娜的次年。PCC、AS 和 IPS 的高值年为 2008 年、2019 年、2020 年和 2022 年，其中 2008 年和 2022 年均在拉尼娜海温背景下。低值年为 2009 年、2014 年和 2016 年，均是赤道中东太平洋海温出现冷暖转换的年份。由此可以推断，不同的海温背景可能会对模式的预测技巧产生影响。

为进一步探究海温外强迫，尤其是海温年际变化最强信号 ENSO(Zhang and Levitus, 1996)对模式预测技巧的可能影响，我们根据 ENSO 不同位相对各模式的预测技巧评分进行合成分析（图 3）。在 PC 方面（图 3a），CMA、ECMWF、NCEP 在拉尼娜年预测技巧最高，CMME、IAP 与 UKMO 则在厄尔尼诺年最高，除 IAP 外，其他模式均在 ENSO 位相转换年份预测技巧最低。各模式的 IPS 和 AS 预测技巧均拉尼娜年最高，CMA 在厄尔尼诺年最低，其余模式在 ENSO 位相转换年最低（图 3b,3d）。相比之下，各模式的 PCC 在不同 ENSO 位相下的表现则差异显著。由此可以看出，模式对气温距平和趋势的预测技巧在拉尼娜年普遍较高，而在 ENSO 位相转换年普遍较低。这归因于赤道中东太平洋东西向海温梯度的变化，拉尼娜年对应更强、更稳定的海温梯度，能够显著激发大气响应，增强模式对环流及气温的预测能力；而 ENSO 位相转换年伴随海温梯度减弱，大气响应的不稳定性增强，使确定性预测信号易被噪声掩盖，从而降低了气温预测技巧。



注：PC、IPS、PCC 评分中各模式方差数值乘以 10，AS 评分方差数值乘以 100。

图 2　2006—2022 年 CMME、CMA、ECMWF、IAP、NCEP、UKMO 模式（a~d）逐年平均预测技巧评分和（e~h）预测技巧评分的方差、平均值、最大值、最小值

Fig.2　Annual mean prediction skill scores for the CMME, CMA, ECMWF, IAP, NCEP and UKMO models from 2006 to 2022, along with the variance, mean, maximum, and minimum of the prediction skill scores

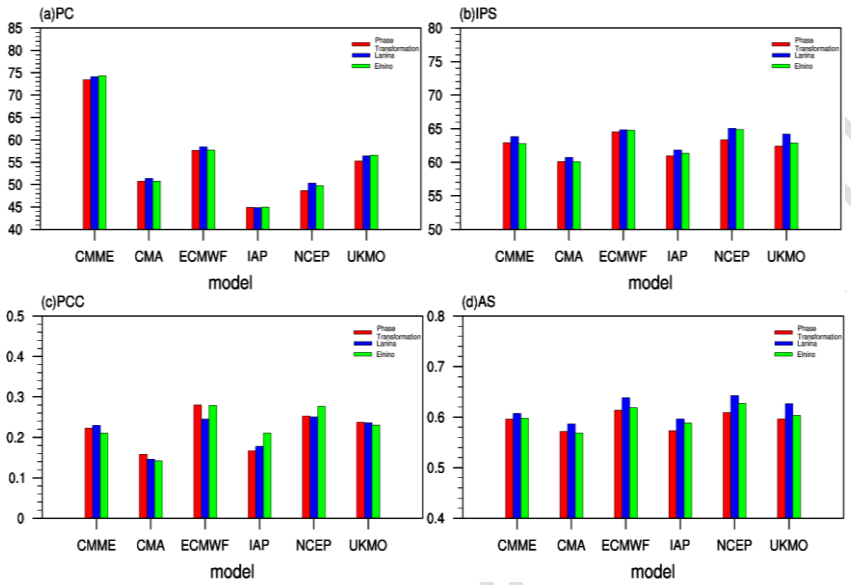


图 3　各模式在拉尼娜年、厄尔尼诺年、ENSO 位相转换年的（a）PC、（b）IPS、（c）PCC、（d）AS 预测技巧

Fig.3　Prediction skills of (a) PC, (b) IPS, (c) PCC, and (d) AS for each model during La Niña years, El Niño years, and ENSO phase transition years

对比各模式的 TCC 随预测时效的变化可以看出（图 4），各模式预测时效在第 1 候时，大部分地区的 TCC 能够超过 0.7 并且可以通过 95%的置信度检验。到了第 2 候，仅 ECMWF 在西南地区东部、NCEP 在西南地区北部的 TCC 仍能维持在 0.7 以上，包括 CMME 在内的其他模式产品在大部分区域的 TCC 均降低至 0.7 以下，并且通过检验的范围也相应缩小。当预测时效进入次季节尺度之后，除 ECMWF 和 NCEP 第 3 候在四川盆地的局部地区 TCC 可以超过 0.5 以外，其他模式的 TCC 均在 0.5 以下。在天气尺度时段内，ECMWF、IAP 和 NCEP 的 TCC 预测技巧总体上优于 CMME，当预报时效进入次季节尺度后，各模式的 TCC 普遍衰减，均无法通过 95%的置信度检验。

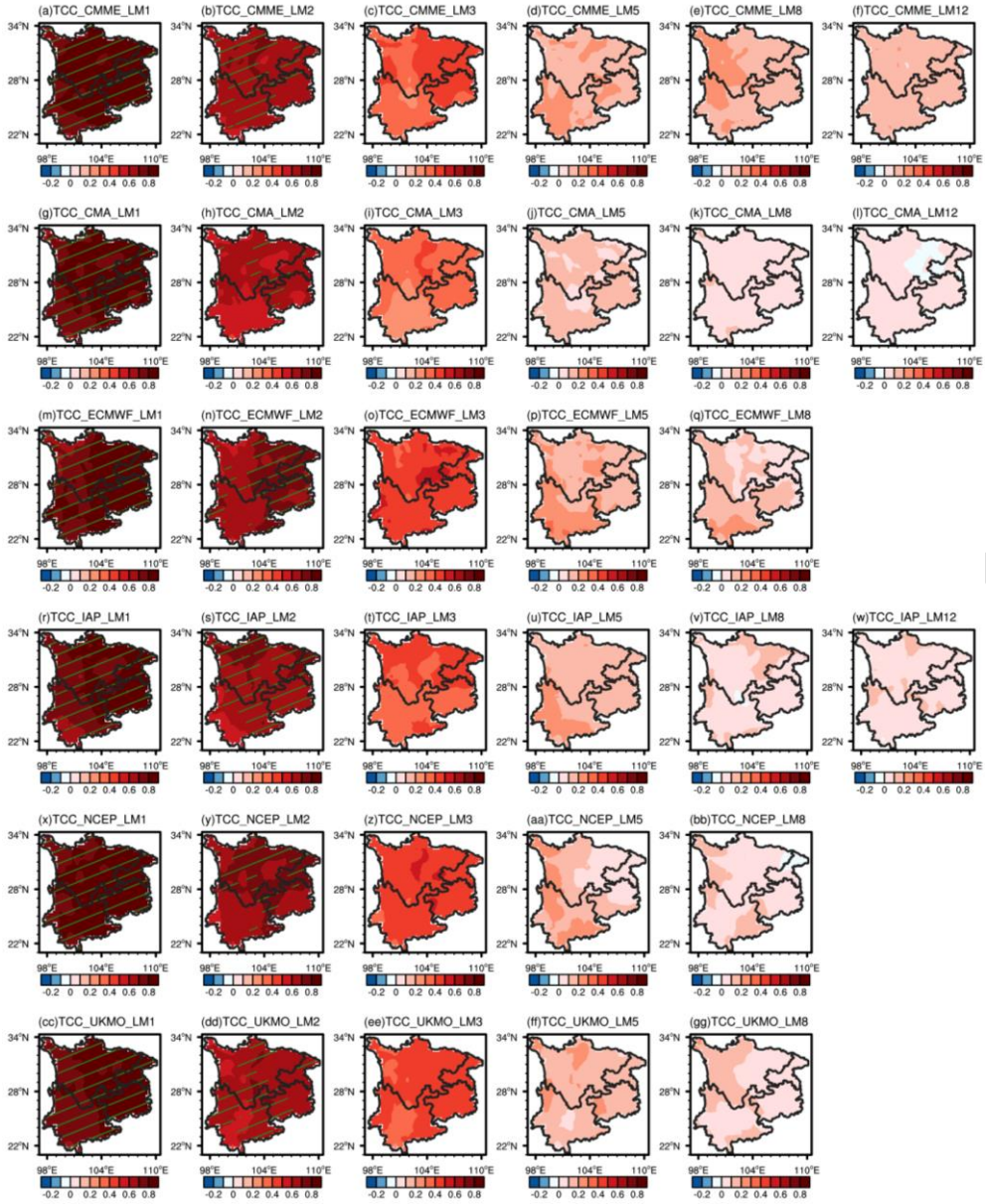
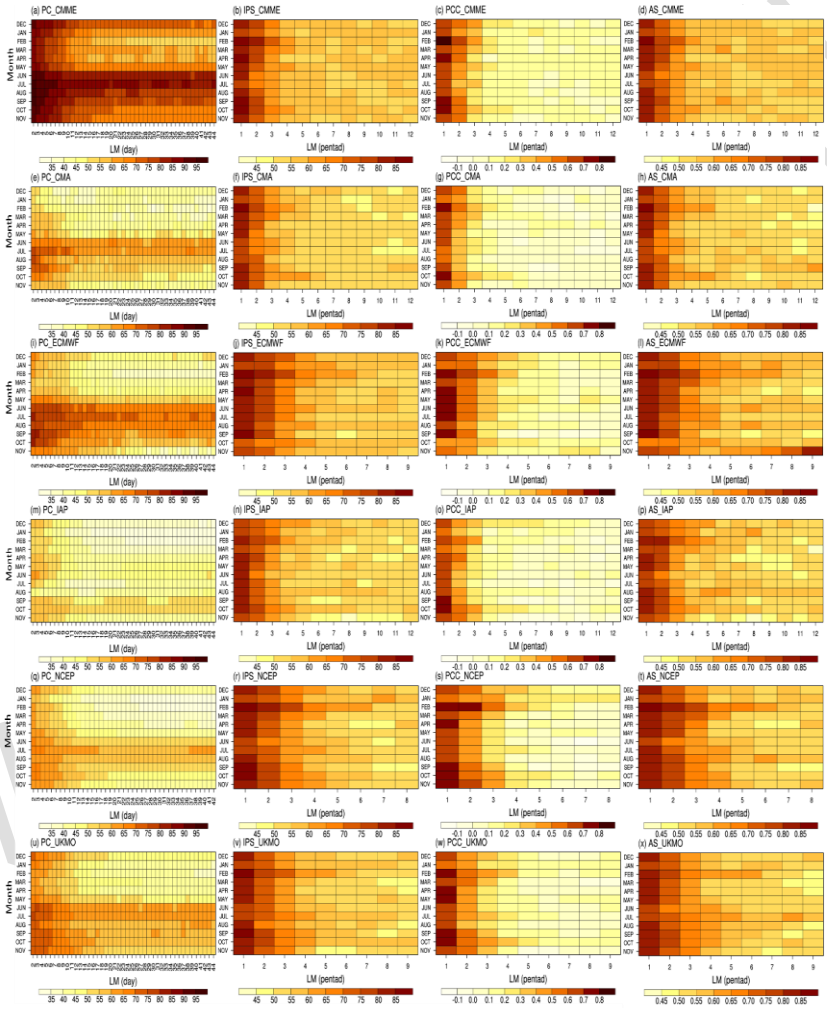


图 4　2006—2022 年（a~f）CMME、(g~l)CMA、（m~q）ECMWF、(r~w)IAP、(x~bb)NCEP、（cc~gg）UKMO 模式各预测时效的 TCC 预测技巧评分

Fig.4　Temporal correlation coefficient (TCC) skill scores for different forecast lead times from the (a–f)CMME, (g–l)CMA, (m–q)ECMWF, (r-w)IAP, (x-bb)NCEP and (cc–gg) UKMO models during 2006–2022

各模式的预测技巧呈现明显的月际变化（图 5）。在 PC 方面，CMME 在相同时效下均优于其他模式，7 月技巧最高（1 周内 PC＞90 分，次季节时段仍＞85 分），2 月技巧最低（11–14 天约 65 分，次季节＜60 分）。CMA、ECMWF、NCEP、UKMO 同样在 7 月技巧最高，其中 ECMWF 在次季节时段稳定在 70 分左右；而 IAP 则在 10 月表现最佳（约 55 分）。其他模式在 2 月次季节时段 PC 普遍低于 45 分。在 IPS 方面，大部分模式在 2 月预测技巧最高，6—7 月预测技巧最低。除 CMA 与 IAP 外，各模式在天气尺度时段均＞60 分，次季节

时段仅 CMME 的 IPS 评分维持在 50 分以上。在 PCC 方面，同样地，模式在 2 月预测技巧最高，夏季月份预测技巧最低。CMME 在第 1 候可超过 0.6（2 月最高达 0.8），但进入次季节后迅速降至 0.2 以下，其他模式亦呈类似趋势。在 AS 方面，多数模式在天气尺度时段＞0.6，次季节时段仍维持在 0.5 以上。总体而言，各模式对逐日气温的 PC 预测技巧在夏季最高，冬季最低，但对候气温异常趋势的预测技巧（IPS、PCC、AS）则表现为冬季高于夏季。各预测技巧呈现出的季节性差异主要源于它们关注和衡量的重点，PC 侧重的是预测误差，IPS、PCC、AS 则侧重的是趋势变化差异。此外，预测技巧的季节性差异可能也源自季节间的可预测来源差异。



注：PC 的预测时效为 2~44 d，IPS、PCC、AS 的预测时效为 1~12 候，其中 ECMWF 和 UKMO 的预测时效为 9 候。

图 5　2006—2022 年（a~d）CMME、（e~h）CMA、（i~l）ECMWF、（m~p）IAP、（q~t）NCEP、（u~x）UKMO 的 PC、IPS、PCC、AS 预测技巧评分

Fig.5　Prediction skill scores of PC, IPS, PCC, and AS for the （a-d）CMME,（e-h）CMA,（i-l）ECMWF,（m-p）IAP,（q-t）NCEP and （u-x）UKMO models during 2006–2022

2.2　预测技巧的空间差异分析

西南地区地势整体呈现西高东低特征，西部的川西高原和滇西北高山区域海拔大多在3000 m 以上，中部以及南部的云贵高原地区平均海拔在 1000~2000 m 左右，东部多为盆地、平原和丘陵，海拔多在 450~750 m 之间。复杂多变的地形导致不同区域之间的气候差异明显：相近纬度下，川西高原年均气温不足 8℃，而四川盆地和重庆地区普遍在 12℃以上，局部超 18℃,。这势必会造成模式预测技巧的空间差异。为此，我们采用 K 均值聚类算法，根据海拔高度将西南地区所有格点划分为三个地形分区（图 6），并将预测时段聚焦于次季节尺度，以对比分析模式在不同地形下的预测技巧。其中，CT-L 区为海拔 1500 m 以下的低海拔区域，CT-H 区为海拔 3000 m 以上的高海拔区域，CT-M 区则介于两者之间（1500~3000 m）。

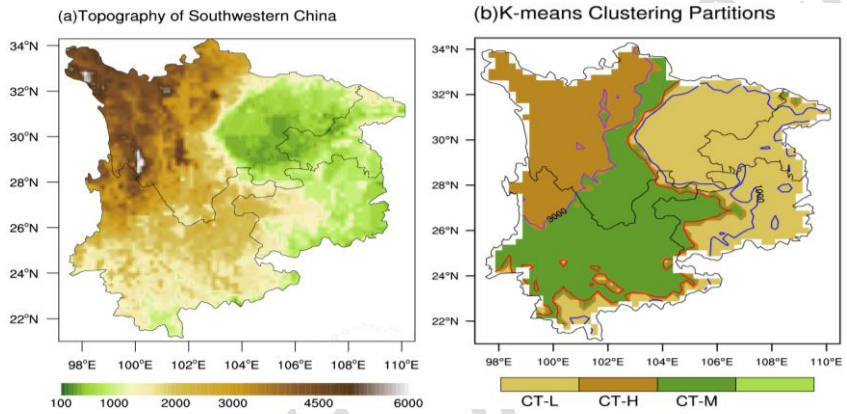
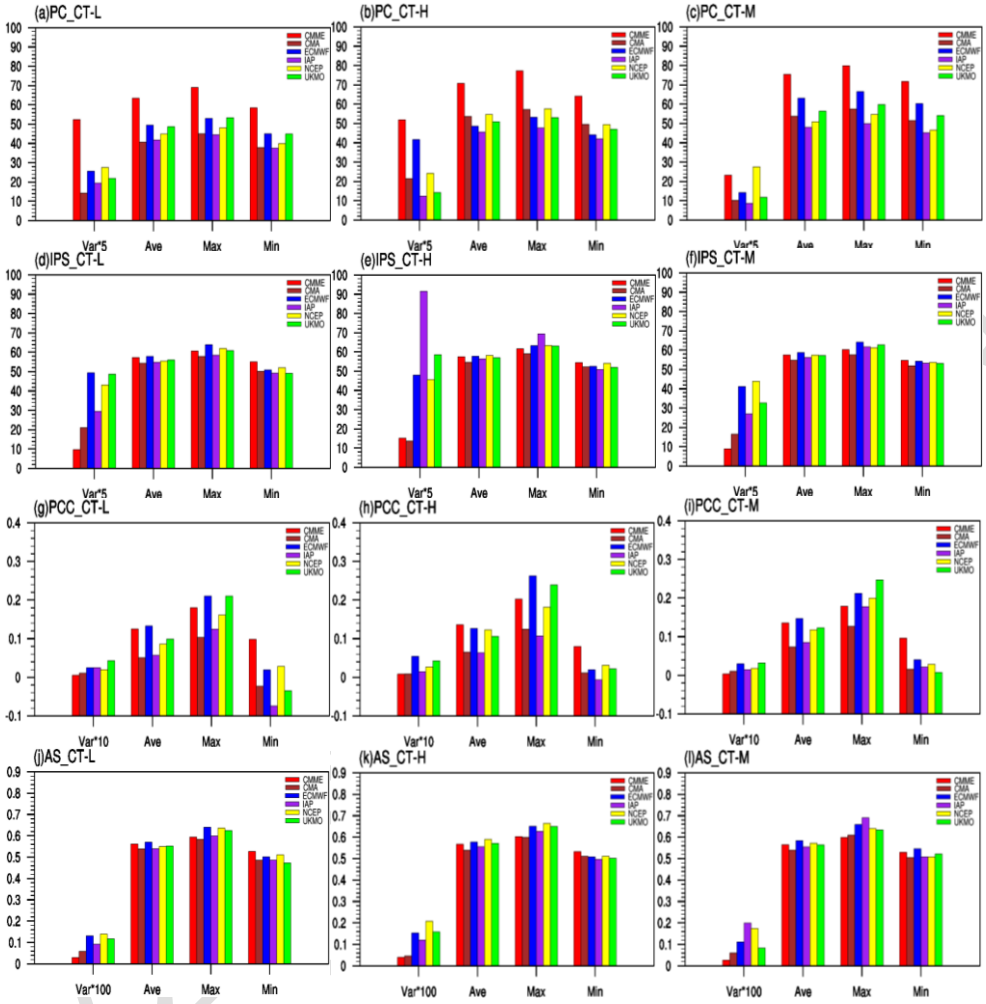


图 6 （a）西南地区地形图及（b）基于 K 均值聚类算法的西南地区分区图

Fig.6　(a) Topographic map of the southwestern region, and (b) subregional division map of the southwestern region based on the K-means clustering algorithm

图 7 的结果显示，模式在不同地形下的预测技巧存在差异。在 PC 方面，各模式在 CT-M 区的平均预测技巧最高并且方差最小，说明各模式在 CT-M 区平均气温的预测性能相对稳定可靠，其中 CMME 的平均分最高可达 79 分，显著优于其他模式。大部分模式在 CT-L 区的预测技巧最低（ECMWF 在 CT-H 区预测技巧最低），即模式对盆地区域的预测效果相对较差，并且预测效果不稳定。相较于 PC 预测技巧，各模式的 IPS 和 AS 预测技巧地形间的差异较小，IAP 的 IPS 评分方差在 CT-H 区最高，说明 IAP 的气温异常分布预测在高原地区相较于其他 2 个区域更加不稳定。此外，CMME 在 3 类地形下的预测技巧平均值低于 ECMWF，最大值低于 ECMWF、NCEP 和 UKMO。在 PCC 方面，CMA 和 IAP 的预测技巧最低，并且与其他模式有一定差距。由此可见，模式在 CT-M 区的预测技巧总体上优于 CT-L 区，这可能与模式对物理过程模拟能力及复杂地形下大气过程的可预报性不同有关。中高海拔地形区下垫面性质相对均一，受大尺度环流与外强迫信号影响的持续性较强，可预报性较高，低

海拔地形区的局地环流、边界层过程及对流活动相对复杂，模式普遍难以准确刻画，因此预测技巧偏低。另外，CMME 通过集合平均有效抑制了单模式的随机误差，但对复杂地形区的共性系统性偏差改进有限，从其他模式对气温趋势的预测技巧来看，通过优化集合成员权重配置或引入互补性更强的模式成员，有望进一步改善 CMME 的整体预报性能。



注：PC、IPS 评分中各模式方差数值乘以 5，PCC 评分方差数值乘以 10，AS 评分方差数值乘以 100。

图 7　2006—2022 年 CMME、CMA、ECMWF、IAP、NCEP、UKMO 模式在不同分区下的（a~c）PC，（d~f）IPS、（g~i）PCC、（j~l）AS 预测技巧评分的方差、平均值、最大值、最小值

Fig.7　Variance, mean, maximum, and minimum of the prediction skill scores for (a–c)PC, (d–f)IPS, (g–i)PCC, and (j–l)AS from the CMME, CMA, ECMWF, IAP, NCEPand UKMO models across different subregions during 2006–2022

2.3　CMME 在西南地区的平均气温误差分析

对模式预测技巧的评估显示，各模式在不同季节和时效下的预测能力差异较大。CMME

在 PC 预测技巧上优势显著，明显高于其集合成员及 UKMO，但在候气温异常趋势预测方面则无明显优势。

为消除各模式预测时效不一致的影响，分析公共预测时效（4~9 候，NCEP 为 4~8 候）下的平均误差及其概率密度分布（图 8-图 9）。从年平均来看，CMME 冷暖偏差分布最为均匀，占比均在 50%左右，大部分区域误差介于-0.5～0.5℃之间。最大误差出现在 CT-M 与 CT-L 区北部及中部交界地带（海拔梯度较大区域），误差绝对值在-2～2℃以内。其他模式误差差异明显：CMA 与 IAP 在 CT-H 与 CT-M 区冷暖偏差均衡（约 50%），但 CT-L 区冷偏差占比偏高，集中于北部；ECMWF 各区冷偏差均超 50%，CT-L 区最高（＞65%）；NCEP 冷偏差整体偏高，CT-H 与 CT-L 区均超 75%；UKMO 在 CT-H 与 CT-M 区冷偏差低于 50%，CT-L 区接近 60%。各模式误差最大区域均位于 CT-M 与 CT-L 区北部交界处，部分模式误差绝对值可达 6℃以上。CMME 误差季节差异较小，CMA、ECMWF、IAP、UKMO 则呈现显著季节变化：夏季暖偏差，冬季冷偏差；NCEP 各季节均以冷偏差为主。各模式春季与秋季误差分布相似。以春季为例，CMA 与 IAP 冷偏差集中于 CT-H 区北部、CT-M 区南部及 CT-L 区北部，其中 CT-L 区占比较高；ECMWF 与 NCEP 冷偏差范围更广，ECMWF 在 CT-H 与 CT-L 区均超 65%，NCEP 超 75%；UKMO 与 CMA 的冷偏差分布类似，但 CT-M 区南部范围较小。夏季多数区域暖偏差占主导。CMA 在 CT-M 与 CT-L 区暖偏差超 65%，CT-M 区北部和东部、CT-L 区中部暖偏差超 1.5℃，冷偏差仅分布在 CT-H 区北部和西部；ECMWF 暖偏差范围较小，冷偏差主要分布在 CT-L 区北部；IAP 暖偏差范围最大，CT-M 区超 80%，其北部误差超+4℃；NCEP 暖偏差范围最小，仅 CT-H 区超 50%；UKMO 在 CT-H 与 CT-M 区暖偏差超 70%。冬季大部分地区冷偏差占比超 65%。CMA 在 CT-L 区冷偏差超 80%，北部误差多低于-4℃，局部达-6℃以下；ECMWF 冷偏差在 CT-H 区超 80%，其北部误差多低于-6℃；IAP 与 NCEP 各区冷偏差均超 70%；UKMO 冷偏差介于 65%～75%之间，分布均匀。CMME 次季节预测误差显著小于其他模式，是其 PC 技巧优越的关键原因。各模式在地形过渡区（CT-M 与 CT-L 区北部交界处）误差较大且空间分布一致：西侧暖偏差、东侧冷偏差。这是进一步提高包括 CMME 在内各模式 PC 预测技巧的关键区域。

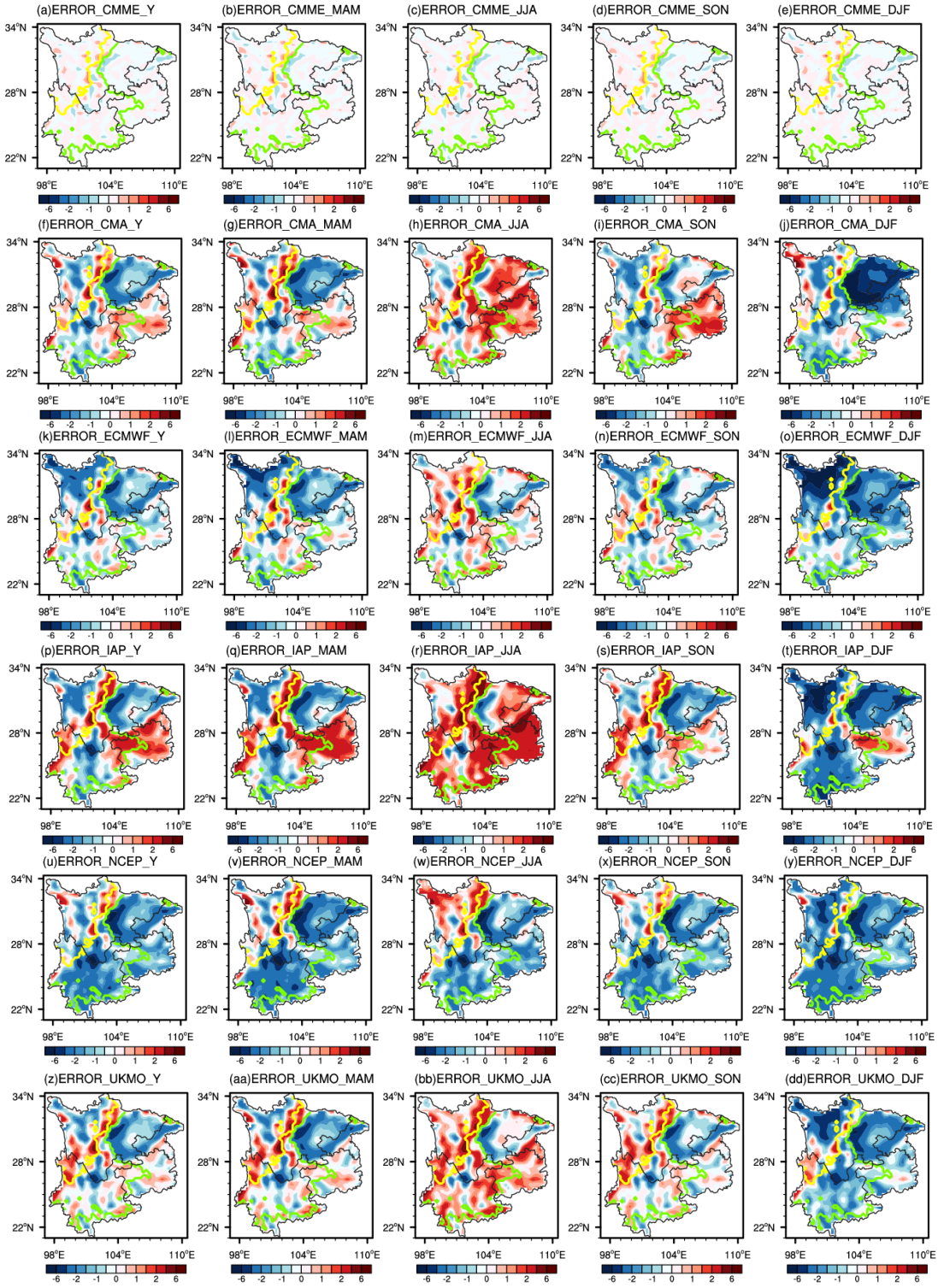
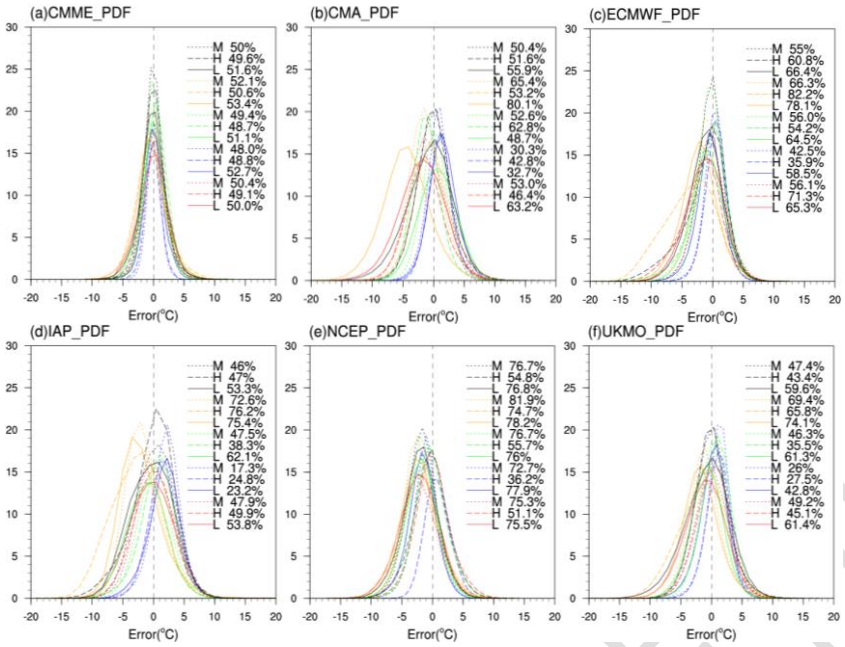


图 8 （a~e）CMME、（f~j）CMA、（k~o）ECMWF、(p~t)IAP、(u~y)NCEP、（z~dd）UKMO 在年平均及春、夏、秋、冬各季节平均预测时效为 4~9 候(NCEP 为 4~8 候)下的误差

Fig.8 Annual and seasonal mean errors for forecast lead times of 4–9 pentads (4–8 pentads for NCEP): (a–e) CMME, (f–j) CMA, (k–o) ECMWF, (p-t)IAP, (u-y)NCEP and (z–dd) UKMO



注：黑色线为全年，红色线为春季，蓝色线为夏季，绿色线为秋季，黄色线为冬季。

图 9　(a) CMME、(b) CMA、(c) ECMWF、(d)IAP、(e)NCEP、(f) UKMO 在年平均及春、夏、秋、冬各季节平均预测时效为 4~9 候(NCEP 为 4~8 候)下误差的概率密度分布

Fig.9　Probability density distributions of errors for CMME (a), CMA (b), ECMWF (c), IAP (d), NCEP (e), and UKMO (f) at annual and seasonal mean forecast lead times of 4–9 pentads (4–8 pentads for NCEP)

图 10 给出了各模式次季节尺度下的均方根误差（RMSE）。从年平均来看，CMME 的 RMSE 最小，大部地区介于 1~3℃之间，其他模式的 RMSE 普遍较大，除 CT-H 区南部和 CT-M 区西南部外，大部分地区在 2~6℃之间。各模式的 RMSE 总体上呈现冬季最大、夏季最小的季节特征，且在高原与盆地的过渡地带 RMSE 较大。CMME 的 RMSE 在各季节均小于其他模式。在相同的季节中，CT-H 区的北部和 CT-L 区的 RMSE 最大，表明模式对高原北部和盆地地区的预测结果与观测偏离最大。CMA 在春、秋两季于 CT-H 区北部和 CT-L 区的 RMSE 超过 3℃，局部可达 5℃以上；冬季在 CT-L 区西部 RMSE 最大，超过 6℃。ECMWF、IAP、NCEP 与 UKMO 的 RMSE 空间分布与 CMA 相似，但冬季最大误差区域位于 CT-H 区北部，同样超过 6℃。这表明，CMA 在冬季对盆地地区的预测效果相对较差，而其他四个模式则在高原北部表现偏弱。

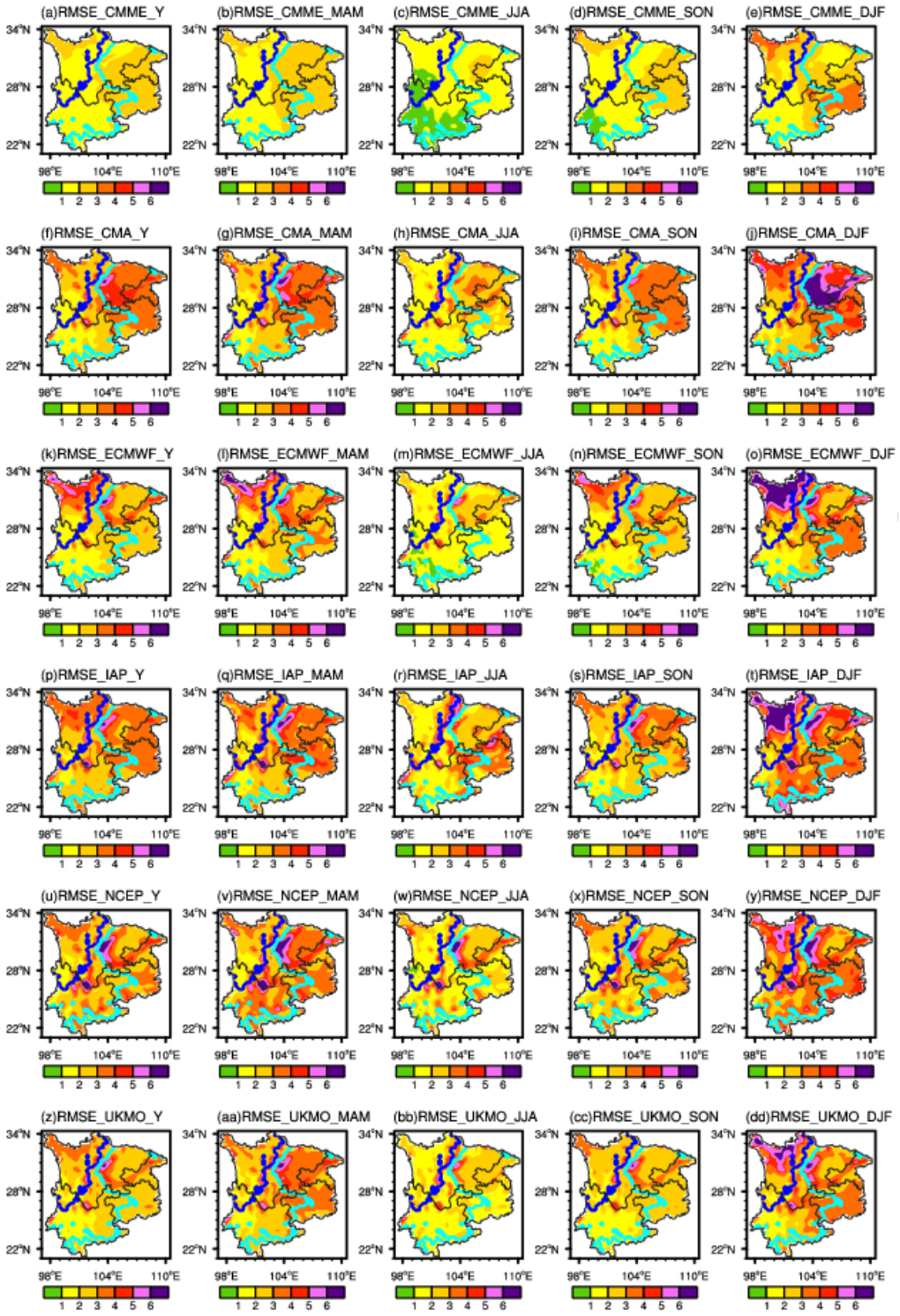


图 10　（a~e）CMME、（f~j）CMA、（k~o）ECMWF、（p~t）IAP、（u~y）NCEP、（z~dd）UKMO 在年平均以及春、夏、秋、冬各季节平均预测时效为次季节尺度时的 RMSE

Fig.10　Annual and seasonal mean RMSE for forecast lead times of 4–9 pentads: CMME(a–e), CMA(f–j), ECMWF(k–o), IAP(p-t), NCEP(u-y) and UKMO(p–t) models in spring, summer, autumn, and winter at subseasonal forecast lead times

3 结论与讨论

本文基于 CMME 及其成员模式（CMA、ECMWF、IAP、NCEP）和 UKMO 共 6 个次季节模式 2006-2022 年的历史回报和近实时预测数据，采用 5 种模式性能检验评估方法以及误差分析，对模式预测西南地区平均气温的预测能力，尤其是次季节预测能力进行了探讨，具体结论如下：

（1）从年平均的预测结果来看，CMME 的 PC 预测技巧年平均在 70 分以上，高出其他模式 10 分以上，在 IPS、PCC、AS 预测技巧上平均值低于 ECMWF。各模式的预测时效均在 5~10 d 或 2~3 候时各模式预测技巧下降最快，随后进入低技巧阶段。CMME 对气温距平的预测技巧在天气尺度和次季节尺度均具有一定的优势，不仅对集合成员订正效果显著，而且预测效果也好于集合成员外的其他模式，但是对气温异常分布的预测技巧没有明显提升。模式对气温距平和趋势的预测技巧在拉尼娜年普遍较高，而在 ENSO 位相转换年普遍较低，这为之后模式的订正提供了方向。

（2）从月平均的预测结果来看，CMME 的 PC 预测技巧相同时效下均优于其他模式，7 月技巧最高，2 月技巧最低。在 IPS、PCC、AS 的预测技巧方面，CMME 与其他模式的整体表现差异不大。模式的预测技巧呈现出明显的月季变化，对气温距平的 PC 预测技巧在夏季最高，冬季最低，但模式对候气温异常趋势的预测技巧却表现为冬季高于夏季，这种季节性差异可能源于季节间可预测来源的差异。

（3）使用 K 均值聚类算法将西南地区分为 CT-H、CT-M、CT-L3 个区域。CMME 的 PC 预测技巧平均分在 CT-M 区最高可达 79 分，显著优于其他模式，各模式在 CT-M 区平均气温的预测性能相对稳定可靠，在 CT-L 区的预测技巧最低。各模式的 IPS 和 AS 预测技巧地形间的差异较小，CMME 在 3 类地形下的预测技巧平均值低于 ECMWF，最大值低于 ECMWF、NCEP 和 UKMO。在 PCC 预测技巧方面，CMA 和 IAP 的评分最低。模式对物理过程模拟能力及复杂地形下大气过程的可预报性不同是造成预测技巧地形间差异的可能原因，CMME 通过集合平均有效抑制了单模式的随机误差，但对复杂地形区的共性系统性偏差改进有限。

（4）从误差分析的角度来看，各模式误差较大的区域均位于海拔梯度较大的丘陵北部，误差趋势较为一致，在 CT-M 区与 CT-L 区北部交界地带的西侧有较大的暖偏差，东侧有较大的冷偏差。CMME 的误差最小，并且在年平均以及各个季节平均的冷暖偏差分布较为均匀，大部分地区的误差范围在-0.5℃-0.5℃之间，这也是 CMME 的 PC 技巧高于其他模式的原因，而其他模式的误差分布呈现明显的季节变化。各模式的 RMSE 总体上冬季最大，夏

季最小。CMME 的 RMSE 小于其他模式，在同一季节中对高原北部和盆地地区的预测结果与观测偏离最大。

综合评估表明，CMME 模式在西南地区气温次季节距平预测中优势显著，其 PC 技巧在全年、各季节及不同地形区均高于单一模式，核心原因是 CMME 的集合方法有效抑制了随机误差，误差幅度与 RMSE 均显著偏低，但对气温异常分布的预测提升有限，说明多模式集合难以消除各模式在物理过程、地形模拟中的共性偏差，对气温空间分布型的改进效果较弱。从模式误差的特征中可以看出，误差大值集中在 CT-M 与 CT-L 北部地形过渡带，呈现西侧暖偏差、东侧冷偏差的一致特征，这可能与模式对陡峭地形的平滑处理和局地环流模拟不足从而形成共性偏差有关。近年来，多模式集合预报已由传统的多模式平均逐步发展为融合机器学习、深度学习和概率订正的综合预测框架，并且已展现出提升西南地区气候预测准确率以及改善极端事件概率预测的潜力。在未来的工作中可以基于 ENSO 等关键海温外强迫背景开展分位相统计订正，并针对地形过渡带开展针对性误差订正以提升西南地区次季节气温预测的技巧。

参考文献

陈艳, 刘佳, 朱莉, 等, 2025. 低纬高原一次航空高影响的寒潮过程分析[J]. 高原气象, 44(2): 521-534. Chen Y, Liu J, Zhu L, et al, 2025. Analysis of a high-impact cold surge for aviation over the low latitude plateau[J]. Plateau Meteor, 44(2): 521-534 (in Chinese).

陈溢豪, 张蕴斐, 周倩, 等, 2020. 集合预报及其在季节尺度气候预测中的应用[J]. 海洋预报, 37(6): 102-111. Chen Y H, Zhang Y F, Zhou Q, et al, 2020. Ensemble forecasting and its application in seasonal climate forecast[J]. Mar Forecasts, 37(6): 102-111 (in Chinese).

苟浩锋, 王遂缠, 杨银, 等, 2020. 基于聚类分析的兰州地区自动站降水特征分析[J]. 沙漠与绿洲气象, 14(1): 108-114. Gou H F, Wang S C, Yang Y, et al, 2020. Analysis of precipitation characteristics based on AWS and K-Means clustering method in Lanzhou area[J]. Desert Oasis Meteor, 14(1): 108-114 (in Chinese).

郭渠, 黄安宁, 付志鹏, 等, 2021. 北京气候中心次季节-季节预测系统对西南地区夏季降水次季节预报技巧评估及误差订正[J]. 高原气象, 40(3): 644-655. Guo Q, Huang A N, Fu Z P, et al, 2021. Evaluation and bias correction on the subseasonal forecast of summer precipitation over southwestern China forecasted by the Beijing Climate Center sub-seasonal to seasonal predication system[J]. Plateau Meteor, 40(3): 644-655 (in Chinese).

罗玉, 范广洲, 周定文, 等, 2016. 近 41 年西南地区极端温度变化趋势[J]. 西南大学学报(自然科学版), 38(5): 161-167. Luo Y, Fan G Z, Zhou D W, et al, 2016. Trend of extreme temperature in southwest China in the recent 41 years[J]. J Southwest Univ (Nat Sci), 38(5): 161-167 (in Chinese).

马振锋, 彭骏, 高文良, 等, 2006. 近40年西南地区的气候变化事实[J]. 高原气象, 25(4): 633-642. Ma Z F, Peng J, Gao W L, et al, 2006. Climate variation of southwest China in recent 40

years[J]. Plateau Meteor, 25(4): 633-642 (in Chinese).

潘欣, 马依依, 毛程燕, 等, 2023. 基于聚类分析的浙江省汛期 OCF 降水预报分区订正试验[J]. 暴雨灾害, 42(6): 716-723. Pan X, Ma Y Y, Mao C Y, et al, 2023. Regional correction calibration for OCF precipitation in flood season in Zhejiang Province based on cluster analysis[J]. Torr Rain Dis, 42(6): 716-723 (in Chinese).

庞轶舒, 秦宁生, 刘博, 等, 2021. S2S 模式对四川汛期极端降水的预测技巧分析[J]. 气象, 47(5): 586-600. Pang Y S, Qin N S, Liu B, et al, 2021. Analysis on prediction skills of S2S models for extreme precipitation during flood season in Sichuan Province[J]. Meteor Mon, 47(5): 586-600 (in Chinese).

庞轶舒, 马振峰, 郑然, 等, 2022. S2S 模式对四川汛期候尺度降水预测技巧评估和误差订正[J]. 气象学报, 80(6): 909-923. Pang Y S, Ma Z F, Zheng R, et al, 2022. Evaluation of forecast skills and error correction of S2S models for pentad precipitation anomaly in Sichuan province during rainy season[J]. Acta Meteor Sinica, 80(6): 909-923 (in Chinese).

彭阳, 李晓静, 姚永红, 等, 2021. 11 个 S2S 模式对 MJO 预报效果的评估分析[J]. 气象科学, 41(3): 339-348. Peng Y, Li X J, Yao Y H, et al, 2021. Predictability of the Madden-Julian Oscillation in the subseasonal-to-seasonal prediction models[J]. J Meteor Sci, 41(3): 339-348 (in Chinese).

齐冬梅, 周长艳, 李跃清, 等, 2012. 西南区域气候变化原因分析[J]. 高原山地气象研究, 32(1): 35-42. Qi D M, Zhou C Y, Li Y Q, et al, 2012. Cause analysis of climate changes in southwest China[J]. Plateau Mountain Meteor Res, 32(1): 35-42 (in Chinese).

孙晨, 杨青青, 吴碧琼, 等, 2025. BCC-CPSv3 次季节降水预测在长江流域汛期的检验评估[J]. 气象, 51(6): 724-734. Sun C, Yang Q Q, Wu B Q, et al, 2025. Performance evaluation of BCC-CPSv3 subseasonal precipitation prediction in the flood season of the Yangtze River Basin[J]. Meteor Mon, 51(6): 724-734 (in Chinese).

孙昭萱, 张强, 孙蕊, 等, 2022. 2022 年西南地区极端高温干旱特征及其主要影响[J]. 干旱气象, 40(5): 764-770. Sun Z X, Zhang Q, Sun R, et al, 2022. Characteristics of the extreme high temperature and drought and their main impacts in southwestern China of 2022[J]. J Arid Meteor, 40(5): 764-770 (in Chinese).

王晨, 李建平, 2022. 基于次季节—季节(S2S)模式的中国东部夏季日降水预报评估[J]. 海洋气象学报, 42(4): 22-36. Wang C, Li J P, 2022. Evaluation of summer daily precipitation forecast over eastern China based on subseasonal to seasonal (S2S) models[J]. J Mar Meteor, 42(4): 22-36 (in Chinese).

王晓峰, 周荣卫, 2021. 全球模式降水预报在雅砻江流域汛期的效果检验[J]. 气象, 47(10): 1193-1205. Wang X F, Zhou R W, 2021. Performance verification of global precipitation forecast over Yalong River Basin in flood season[J]. Meteor Mon, 47(10): 1193-1205 (in Chinese).

吴捷, 任宏利, 张帅, 等, 2017. BCC 二代气候系统模式的季节预测评估和可预报性分析[J]. 大气科学, 41(6): 1300-1315. Wu J, Ren H L, Zhang S, et al, 2017. Evaluation and predictability analysis of seasonal prediction by BCC second-generation climate system model[J]. Chin J Atmos Sci, 41(6): 1300-1315 (in Chinese).

肖颖, 庞轶舒, 马振峰, 等, 2023. NCEP CFSv2 模式对川渝夏季降水次季节预测技巧评估及预报偏差分析[J]. 高原气象, 42(6): 1576-1588. Xiao Y, Pang Y S, Ma Z F, et al, 2023.

Sub-seasonal forecasting skills assessment and deviation analysis of CFSv2 for summer precipitation in Sichuan and Chongqing[J]. Plateau Meteor, 42(6): 1576-1588 (in Chinese).

谢漪云, 王建捷, 2021. GRAPES 千米尺度模式在西南复杂地形区降水预报偏差与成因初探[J]. 气象学报, 79(5): 732-749. Xie Y Y, Wang J J, 2021. Preliminary study on the deviation and cause of precipitation prediction of GRAPES kilometer scale model in southwest complex terrain area[J]. Acta Meteor Sinica, 79(5): 732-749 (in Chinese).

杨露, 陈杰, 孔若杉, 等, 2023. BCC-CPSv3-S2Sv2 模式对中国区域降水和气温预测的性能评价[J]. 武汉大学学报(工学版), 56(3): 281-295. Yang L, Chen J, Kong R S, et al, 2023. Performance evaluation of BCC-CPSv3-S2Sv2 for precipitation and temperature prediction over China[J]. Eng J Wuhan Univ, 56(3): 281-295 (in Chinese).

杨明鑫, 肖天贵, 李勇, 等, 2022. CMIP6 模式对我国西南地区夏季气候变化的模拟和预估[J]. 高原气象, 41(6): 1557-1571. Yang M X, Xiao T G, Li Y, et al, 2022. Evaluation and projection of climate change in southwest China using CMIP6 models[J]. Plateau Meteor, 41(6): 1557-1571 (in Chinese).

张丹琦, 孙凤华, 张耀存, 2019. 基于 BCC 第二代短期气候预测模式系统的中国夏季降水季节预测评估[J]. 高原气象, 38(6): 1229-1240. Zhang D Q, Sun F H, Zhang Y C, 2019. Evaluation of seasonal prediction for summer rainfall in China based on BCC second-generation short-range climate forecast systerm[J]. Plateau Meteor, 38(6): 1229-1240 (in Chinese).

张可越, 李娟, 徐邦琪, 等, 2023. 中国南方降水及其极端事件的动力-统计相结合延伸期预报[J]. 气象学报, 81(1): 79-93. Zhang K Y, Li J, Xu B Q, et al, 2023. The dynamical-statistical extended-range prediction of precipitation and extreme precipitation events over southern China[J]. Acta Meteor Sinica, 81(1): 79-93 (in Chinese).

Becker E, van den Dool H, Zhang Q, 2014. Predictability and forecast skill in NMME[J]. J Climate, 27(15): 5891-5906.

Bloomfield H C, Brayshaw D J, Gonzalez P L M, et al, 2021. Sub-seasonal forecasts of demand and wind power and solar power generation for 28 European countries[J]. Earth Syst Sci Data, 13(5): 2259-2274.

Bundel A Y, Kryzhov V N, Min Y M, et al, 2011. Assessment of probability multimodel seasonal forecast based on the APCC model data[J]. Russ Meteor Hydrol, 36(3): 145-154.

Buontempo C, Hutjes R, Beavis P, et al, 2020. Fostering the development of climate services through Copernicus Climate Change Service (C3S) for agriculture applications[J]. Weather Climate Extremes, 27: 100226.

Dai X G, Liu Y, Wang P, 2015. Warm-dry collocation of recent drought in southwestern China tied to moisture transport and climate warming[J]. Chin Phys B, 24(4): 049201.

Das A, Reddy D P, Roy S B, 2024. Improving the skill of subseasonal to seasonal (S2S) wind speed forecasts over India using statistical and machine learning methods[J]. J Geophys Res, 1(4): e2024JH000187.

Doblas-Reyes F J, Hagedorn R, Palmer T N, 2005. The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting-II. Calibration and combination[J]. Tellus A, 57(3): 234-252.

Jie W H, Vitart F, Wu T W, et al, 2017. Simulations of the Asian summer monsoon in the

sub-seasonal to seasonal prediction project (S2S) database[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 143(706): 2282-2295.

Krishnamurti T N, Kishtawal C M, LaRow T E, et al, 1999. Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble[J]. Science, 285(5433): 1548-1550.

Krishnamurti T N, Kishtawal C M, Zhang Z, et al, 2000. Multimodel ensemble forecasts for weather and seasonal climate[J]. J Climate, 13(23): 4196-4216.

Li W, Chen J, Li L, et al, 2019. Evaluation and bias correction of S2S precipitation for hydrological extremes[J]. J Hydrometeor, 20(9): 1887-1906.

Li X J, 2023. Subseasonal predictability of early and late summer rainfall over East Asia[J]. J Climate, 36(24): 8513-8523.

Liang X, Jiang L P, Pan Y, et al, 2020. A 10-Yr global land surface reanalysis interim dataset (CRA-Interim/Land): implementation and preliminary evaluation[J]. J Meteor Res, 34(1): 101−116.

Liu Y K, Bao Q, He B, et al, 2024. Dynamical Madden–Julian Oscillation forecasts using an ensemble subseasonal-to-seasonal forecast system of the IAP-CAS model[J]. Geosci Model Dev, 17(16): 6249-6275.

Olaniyan E, Adefisan E A, Oni F, et al, 2018. Evaluation of the ECMWF sub-seasonal to seasonal precipitation forecasts during the peak of West Africa monsoon in Nigeria[J]. Front Environ Sci, 6: 4.

Pendergrass A G, Meehl G A, Pulwarty R, et al, 2020. Flash droughts present a new challenge for subseasonal-to-seasonal prediction[J]. Nat Climate Change, 10(3): 191-199.

Ren H L, Wu Y J, Bao Q, et al, 2019. The China multi-model ensemble prediction system and its application to flood-season prediction in 2018[J]. J Meteor Res, 33(3): 540-552.

Robertson A W, Vitart F, Camargo S J, 2020. Subseasonal to seasonal prediction of weather to climate with application to tropical cyclones[J]. J Geophys Res: Atmos, 125(6): e2018JD029375.

Singh B, Ehsan M A, Robertson A W, 2024. Calibrated probabilistic sub-seasonal forecasting for Pakistan’s monsoon rainfall in 2022[J]. Climate Dyn, 62(5): 3375-3393.

Tsai W Y H, Sakaeda N, Ruppert H J, 2025. Subseasonal-to-seasonal (S2S) prediction skill of the rainfall diurnal cycle over the maritime continent and its MJO dependence[J]. J Geophys Res: Atmos, 130(12): e2024JD043102.

Vitart F, Ardilouze C, Bonet A, et al, 2017. The subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database[J]. Bull Amer Meteor Soc, 98(1): 163-173.

Vitart F, Robertson A W, Anderson D L, 2012. Subseasonal to seasonal prediction project: bridging the gap between weather and climate[J]. Bull World Meteor Organ, 61(2): 23.

Vitart F, Robertson A W, 2018. The sub-seasonal to seasonal prediction project (S2S) and the prediction of extreme events[J]. npj Climate Atmos Sci, 1(1): 3.

Wang B, Lee J Y, Kang I S, et al, 2009. Advance and prospectus of seasonal prediction: Assessment of the APCC/CliPAS 14-model ensemble retrospective seasonal prediction (1980-2004)[J]. Climate Dyn, 33(1): 93-117.

Weigel A P, Liniger M A, Appenzeller C, 2008. Can multi-model combination really enhance

the prediction skill of probabilistic ensemble forecasts?[J]. Q J R Meteor Soc, 134(630): 241-260.

Wu J, Ren H L, Wan J H, et al, 2024. Verification of seasonal prediction by the upgraded China multi-model ensemble prediction system (CMMEv2.0)[J]. J Meteor Res, 38(5): 880-900.

Yang D J, Yang X Q, Xie Q, et al, 2016. Probabilistic versus deterministic skill in predicting the western North Pacific-East Asian summer monsoon variability with multimodel ensembles[J]. J Geophys Res Atmos, 121(3): 1079-1103.

Yu Y Q, Wu J, Fang Y H, et al, 2024. Sub-seasonal predictability of the Northeast China cold vortex in BCC and ECMWF S2S model forecasts for 2006-2021[J]. J Meteor Res, 38(3): 453-468.

Zhang R H, Levitus S, 1996. Structure and evolution of interannual variability of the tropical Pacific upper ocean temperature[J]. J Geophys Res, 101(C9): 20501−20524.

《气象》待刊