

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).

S2S 模式对四川汛期极端降水的预测技巧分析*

庞轶舒^{1,2} 秦宁生² 刘博³ 孙昭萱¹ 杨淑群¹

1 四川省气候中心,成都 610072

2 中国气象局成都高原气象研究所/高原与盆地暴雨旱涝灾害四川省重点实验室,成都 610071

3 中国人民解放军 78092 部队,成都 610036

提 要: 基于 1995—2010 年四川气象台站降水资料和世界气象组织次季节—季节(S2S)预测计划中 8 个模式的回报数据,采用命中率、误警率、Heidke 技巧评分、误差和偏差 5 个指标评估分析了各模式对四川汛期极端降水事件的预测能力。结果表明,S2S 各模式对四川极端降水的预测技巧整体较低,表现为“低命中率,高误警率,预测值远小于实际值,偏差较大”的特征。各模式的预测技巧随着起报时间的临近而提高,在天气尺度高于次季节尺度。各模式的最高定性预测技巧出现在川西高原南部,最低出现在盆地东部或攀西地区。预测偏差基本呈现出“盆地大,攀西地区次大,川西高原小”的分布特征,最大值均位于盆地西部沿山地区。各模式在汛期各月的预测技巧不同,定性预测技巧在主汛期尤其是盛夏高于其他时段,但定量预测技巧却在盛夏最低。综合定性和定量预测技巧,英国气象局(UKMO)和意大利国家研究委员会大气科学与气候研究所(CNR-ISAC)的模式分别在天气尺度和次季节尺度中对四川极端降水的预测能力较高。分区来看,对于盆地—攀西地区预测能力较高的模式与全省一致。而在川西高原,韩国气象局(KMA)的模式在天气尺度中预测能力较高,澳大利亚气象局(BoM)和 CNR-ISAC 的模式则在次季节尺度中预测能力较高。

关键词: 次季节—季节(S2S)模式,极端降水,预测技巧,检验评估

中图分类号: P466

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2021.05.007

Analysis on Prediction Skills of S2S Models for Extreme Precipitation During Flood Season in Sichuan Province

PANG Yishu^{1,2} QIN Ningsheng² LIU Bo³ SUN Zhaoxuan¹ YANG Shuqun¹

1 Sichuan Climate Centre, Chengdu 610072

2 Institute of Plateau Meteorology, CMA, Chengdu/Heavy Rain and Drought-Flood Disasters in Plateau and Basin Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610071

3 Unit 78092 of the PLA, Chengdu 610036

Abstract: Based on the precipitation data of Sichuan meteorological stations and the hindcast data of eight models in the World Meteorological Organization (WMO) sub-seasonal to seasonal (S2S) forecasting project from 1995 to 2010, forecasting skills of the models for extreme precipitation events during the flood season in Sichuan Province are evaluated and analyzed with five methods. These methods are probability of detection (POD), false alarm ratio (FAR), Heidke's skill score (HSS), mean error and absolute

* 四川省科技计划项目(2019YJ0620)、中国气象局创新发展专项(CXFZ2021J018)、国家自然科学基金面上项目(41772173)、中国气象局气候变化专项(CCSF202034)及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项目(2018-青年-06、2018-重点-07、SCQXKJZD2019002)共同资助

2020 年 9 月 27 日收稿; 2021 年 2 月 26 日收修定稿

第一作者:庞轶舒,主要从事短期气候预测、气候变化等研究. E-mail: pangyishu@126.com

通讯作者:秦宁生,主要从事气候变化、应用气象等研究. E-mail: qinns0515@163.com

error. As the results show, the prediction skills of S2S models for extreme precipitation in Sichuan Province are overall low, showing a feature of “low hit rate, high false alarm rate, and the forecast value far less than the observation with large deviation”. The forecast capability of all models improves with the lead-time shortening and their prediction performances on the synoptic scale are better than that on the sub-seasonal scale. Spatially, the qualitative prediction skill of the models is the highest in the south of western Sichuan Plateau, and the lowest in the east of the basin or Panxi Region. Meanwhile, the prediction absolute error present the distribution of “the largest in the basin, the secondly largest in the Panxi Region, the smallest in the western Sichuan Plateau”, and the maximum absolute error appears along the mountains in the western part of the basin. The prediction skills are different in each month during the flood season. The qualitative prediction skills are higher in the main flood season, especially in midsummer than in other months. However the quantitative prediction skill is the lowest in midsummer. Under consideration of quantitate and qualitative forecast ability, among the eight models, models from the United Kingdom Met Office (UKMO) and the Institute of Atmospheric Sciences and Climate of the National Research Council (CNR-ISAC) perform better in forecasting the extreme precipitation in Sichuan Province on the synoptic and the sub-seasonal scale, respectively. The best prediction models for the basin and Panxi Region are consistent with that of the whole province. However, for western Sichuan Plateau, model from the Korea Meteorological Administration (KMA) is optimal on the synoptic scale while models from the Australian Bureau of Meteorology (BoM) and CNR-ISAC are the best forecasting models on the sub-seasonal scale.

Key words: sub-seasonal to seasonal (S2S) model, extreme precipitation, prediction skill, test and evaluation

引 言

极端降水事件作为一种小概率事件,具有降水量集中、突发性强的特点(杨金虎等,2008),可诱发暴雨洪涝、山洪、泥石流和滑坡等灾害,给交通干线、电信电网、农田水利以及人民的生命财产安全造成极大威胁(Re, 2011)。在全球变暖背景下,极端降水呈增多增强趋势,已成为各国政府和社会各界关注的焦点(张顺谦和马振峰,2011a;2011b)。四川位于我国西南部,地处中国大陆地势三大阶梯中的第一级青藏高原和二级长江中下游平原的过渡地带,高差悬殊,中小河流众多。受到东亚季风、高原季风和西南季风的耦合调制(周顺武和假拉,2003;吕俊梅等,2004;白莹莹等,2014;王颖和李栋梁,2015;庞轶舒等,2017),水汽来源包括孟加拉湾、南海、西太平洋(蒋兴文等,2007)和阿拉伯海(庞轶舒等,2017),外强迫影响多元而复杂(陈永仁和李跃清,2007;李永华等,2012)。我国最强烈的暴雨系统之一——西南涡常产生于此(李国平和陈佳,2017)。在特殊的地理和气候环境下,极端降水对四川的危

害更加凸显,全省每年因相关灾害造成的人员伤亡和财产损失占总损失的 70% 以上。特别是 2008 年以来,汶川地震触发的大量崩塌滑坡改变了泥石流发生区域的物源条件,极端降水更易诱发山洪泥石流等地质灾害。因此,汛期极端降水预测一直是当地相关决策部门的关注重点。

次季节气候预测介于天气预报和季节预测之间,相对于天气预报尺度,其大气环流初始场的记忆已经消失,相对于季节尺度,其变率不足以受到海洋等外强迫因子的较大影响,是目前气象预报的难点(Vitart and Robertson, 2018)。由于所受关注较少,也被称为“预测沙漠”(Waliser et al, 2003;齐艳军和容新尧, 2014; Vitart et al, 2017)。这是天气预报到季节预测的关键接口,可填补气象预测缝隙;也是政府部门从被动应对灾害转为主动减灾的一个关键预测时段。所以,次季节气候预测研究具有重要的科学意义和广泛的社会应用价值(Morss et al, 2008)。为研究相关问题,世界天气研究计划(WWRP)和世界气候研究计划(WCRP)联合组织制定了“次季节至季节(sub-seasonal to seasonal,以下简称 S2S)预测计划”,重点关注极端事件和模式

检验 (Vitart et al, 2012; Vitart and Robertson, 2018)。该计划收集了来自 11 个业务和科研机构——欧洲中期天气预报中心 (ECMWF)、意大利国家研究委员会大气科学与气候研究所 (CNR-ISAC)、中国气象局 (CMA)、韩国气象局 (KMA)、日本气象厅 (JMA)、加拿大环境和气候变化中心 (ECCC)、澳大利亚气象局 (BoM)、法国国家气象研究中心 (CNRM)、美国国家环境预测中心 (NCEP)、俄罗斯水文气象中心 (HMCR) 和英国气象局 (UKMO) 的次季节模式预报和回报数据 (Vitart et al, 2017)。近年来,气象学者们对这些模式产品进行了包括热浪 (Hudson et al, 2011)、降水 (Liang and Lin, 2018)、季风 (Marshall and Hendon, 2015; Jie et al, 2017; 贺铮等, 2018)、Madden-Julian 振荡 (MJO) 及其遥相关特征 (Vitart et al, 2017; Zhou et al, 2019)、土壤湿度 (Zhu et al, 2019)、台风 (李慧等, 2020) 等方面的预测技巧分析工作,并对次季节尺度的北半球夏季风降水概率预报进行了研究 (Vigaud et al, 2017)。研究发现, S2S 模式对降水的预报能力随预测时效的增长而逐渐降低; 与其他预报中心模式相比, ECMWF、UKMO、KMA 和 CNR-ISAC 的降水产品在全球大部分区域都具有更高的可预报性, 其中 KMA 和 UKMO 的降水产品能更好地捕捉澳大利亚、北欧和东亚地区的实际降水特征 (林倩等, 2019)。在 10 d 以上 (包含了 S2S 时效) 的预测中, ECMWF 模式对热带地区降水的预测技巧高于非热带地区 (Vitart, 2014)。

作为预报预测的前沿研究领域, S2S 降水预测所延长的时效能够有效提高洪涝等灾害风险的预警能力 (White et al, 2015), 为地方政府防灾减灾赢得时间。已有研究表明, S2S 预测产品对一些大范围极端事件的发生、发展和衰减有提前数周的预测潜力。例如, S2S 模式 (ECMWF、CNRM、JMA 和 BoM) 提前三周预报出了 2010 年 5—8 月俄罗斯持续高温热浪中最严重一周的 2 m 气温极端异常。再比如, S2S 模式可通过大尺度预测因子, 如 MJO 的预报信息, 来得到大尺度热带风暴发生概率的有用信息 (Vitart and Robertson, 2018; Rao et al, 2019)。模式预测能力的检验评估是了解模式性能, 有效应用模式信息的重要基础 (段春锋等, 2017; 程智等, 2020)。但截至目前, S2S 模式对四川地区气象要素预测能力的检验评估和解释应用工作尚未展开。因此, 有必要结合业务实际需求和防灾减灾重

点, 评估分析 S2S 模式对四川汛期极端降水事件的预测技巧, 为进一步解释应用模式产品, 提高极端降水预测准确率, 延长预测时效打下科学基础。

1 资料和方法

1.1 资料

本文采用 1995—2010 年四川省 157 个气象台站 (图 1) 汛期 (5—9 月) 的逐日降水观测资料; S2S 计划中 8 个业务和科研机构次季节模式的汛期降水回报数据, 详细信息见表 1。为了比较模式之间的预测技巧, 检验时段为各模式回报时段的交集, 即 1995—2010 年。与此同时, 检验预测时效也为各模式的公共预测时效 0~30 d, 即包括起报日期在内共计 31 d。由于各模式预报频率不同, 故评估样本数量不同。例如, CMA 模式降水每日预报 1 次, 那么 16 年汛期 (每年 153 d) 共计 2448 个样本用于检验评估。

1.2 方法

已有的研究表明, 四川极端降水阈值为 $12.3 \sim 44.9 \text{ mm} \cdot \text{d}^{-1}$, 四川盆地和攀西地区较大, 平均阈值为 $30 \text{ mm} \cdot \text{d}^{-1}$, 比中雨标准 ($25 \text{ mm} \cdot \text{d}^{-1}$) 稍大, 川西高原平均阈值为 $16 \text{ mm} \cdot \text{d}^{-1}$, 介于小雨 ($10 \text{ mm} \cdot \text{d}^{-1}$) 与中雨之间 (张顺谦和马振峰, 2011b)。根据上述研究, 本文在检验评估过程中将

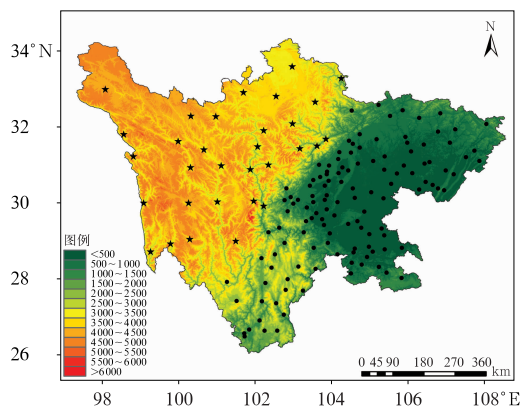


图 1 四川省地形和 157 个气象观测站点分布 (“★”表示高原站点; “·”表示盆地和攀西地区站点; 填色表示地形高度, 单位: m)

Fig. 1 Topographic map and 157 meteorological observation stations of Sichuan Province (“★” represents station in western Sichuan Plateau; “·” represents station in Sichuan Basin and Panxi Region; the shaded area represents the terrain height, unit: m)

表 1 模式资料简介

Table 1 Brief introduction to the model data

预报中心	预报形式	回报时段	预报时效/d	频率	海洋耦合	海冰耦合	水平分辨率/(°)	评估样本量/个
ECMWF	动态	1995—2015 年	0~46	2 次/周	是	否	1.5×1.5	528
CNR-ISAC	固定	1990—2010 年	0~31	1 次/5 天	否	否	1.5×1.5	496
UKMO	动态	1993—2015 年	0~60	4 次/月	是	是	1.5×1.5	320
CMA	固定	1994—2014 年	0~60	1 次/日	是	是	1.5×1.5	2448
KMA	动态	1991—2010 年	0~60	4 次/月	是	是	1.5×1.5	320
JMA	固定	1981—2010 年	0~33	3 次/月	否	否	1.5×1.5	240
ECCC	固定	1995—2014 年	0~32	1 次/周	否	否	1.5×1.5	352
BoM	固定	1981—2013 年	0~62	6 次/月	是	否	2.5×2.5	480

四川盆地和攀西地区的极端降水阈值设为 30 mm; 川西高原的极端降水阈值设为 15 mm。利用双线性插值法将模式的格点数据插值到站点。采用命中率(probability of detection, POD)、误警率(false alarm ratio, FAR)、Heidke 技巧评分指数(Heidke's skill score, HSS)、误差(Error)和偏差(绝对误差, absolute error, AError)5 个评分指标, 结合极端降水阈值进行检验评估。命中率越高, 表明降水产品对极端降水事件的漏报程度越小; 误警率越小, 表示模式误报程度越小; Heidke 技巧评分指数同时考虑了命中率和误警率, 综合反映预测产品对极端降水事件的定性预测能力, HSS 越高, 越能预判极端降水事件是否发生(Jolliffe and Stephenson, 2003; 杨雨蒙等, 2016; 林倩等, 2019)。误差大(小)表示降水产品的预报量值大(小)于实际降水量; 偏差越大, 表明降水产品的预测值偏离实际降水量的程度越大, 反映预测产品对极端降水事件的定量预测能力。上述 5 个评分指标的计算公式如下。

$$POD = \frac{N_{11}}{N_{11} + N_{01}} \quad (1)$$

$$FAR = \frac{N_{10}}{N_{11} + N_{10}} \quad (2)$$

$$HSS = \frac{2(N_{11}N_{00} + N_{10}N_{01})}{(N_{11} + N_{01})(N_{01} + N_{00}) + (N_{11} + N_{10})(N_{10} + N_{00})} \quad (3)$$

$$Error = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - O_i) \quad (4)$$

$$AError = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |S_i - O_i| \quad (5)$$

式中: N_{11} 为 S2S 降水产品和观测降水均达到阈值的天数或站数; N_{10} 为 S2S 降水产品达到阈值但观测降水未达到阈值的天数或站数; N_{01} 为 S2S 降水

产品未达到阈值但观测降水达到阈值的天数或站数; N_{00} 为观测降水和 S2S 降水产品均未达到阈值的天数或站数; O_i 和 S_i 分别表示第 $i(i=1, 2, \dots, N)$ 点观测降水量达到阈值时观测和 S2S 产品的降水量, 单位: mm; N 表示站点总数。

2 月内极端降水预测技巧

S2S 各模式对四川汛期极端降水事件的预测技巧随预测时效的改变而变化。当预测时效为 1 d 时, 各模式的预测技巧最高, 其 POD、HSS 和误差最大, FAR 和偏差最小。随后 POD、HSS 和误差快速下降, FAR 和偏差快速增长, 在预测时效为 7~12 d 时进入低技巧时段, 变化平缓。从评估指标的数值来看, 所有模式的 POD 最高不超过 25%, FAR 不低于 70%, 误差均为负值, 偏差不低于 20 mm。由此可以看出, S2S 各模式对四川极端降水的预测准确率整体较低, 表现为低命中率、高误警率, 进而使得极端降水事件发生时的预测值远小于实际值, 偏差较大。分预报时段来看, 各模式在天气尺度(1~10 d)内的 POD 为 7%~25%, FAR 为 72%~95%, HSS 为 0.08~0.26, 误差为 -32~-21 mm, 偏差为 22~32 mm。进入次季节尺度(11~30 d)后, POD 降低为 3%~12%, FAR 增长至 90%左右, HSS 降低至 0.05~0.13, 误差降低至 -34~-28 mm, 偏差增加为 28~34 mm。由此可以看出, 各模式在天气尺度内的定性和定量预测技巧均优于次季节尺度, 模式之间预测技巧的差异在天气尺度中大于次季节尺度(图 2)。

将 8 个模式横向对比后发现, 天气尺度内 CNR-ISAC、UKMO、ECMWF 和 ECCC 这 4 个模式对四川极端降水的 POD 较高, FAR 较低, 进而

HSS 较高,与此同时它们的偏差较小,误差较大。这其中 UKMO 的 HSS 最高,误差最大,偏差最小,是天气尺度内预测效果最好的模式。在次季节尺度内,各模式的 FAR 基本接近,CNR-ISAC、BoM、CMA 和 JMA 依次为 POD 和 HSS 最高的 4 个模式。这其中,CNR-ISAC 的误差最大,偏差最小,是次季节尺度预测效果最好的模式(图略)。

四川省地形复杂多变,各地气候差异明显,盆地—攀西地区与川西高原的极端降水阈值差别显著,因此有必要分开讨论各模式在这两个区域的预测技巧。

与全省相似,各模式对盆地—攀西地区极端降水的预测技巧在预测时效为 1 d 时最高,随预测时效的增加而降低,至时效为 7~12 d 时进入低技巧时段,变化平缓,在天气尺度内的预测能力高于次季节尺度。与全省不同的是,以 CNR-ISAC、KMA 和 BoM 为代表的部分模式 POD 明显降低,FAR 明显增加,进而 HSS 降低,但 UKMO、ECMWF 和 ECC 等模式的定性预测技巧却没有明显的变化,造成模式间定性预测技巧的差异增大。各模式在天气尺度内的 POD 为 2%~25%,FAR 为 68%~99%,HSS 为 0.05~0.28;在次季节尺度的 POD 为 2%~8%,FAR 为 90%~99%,HSS 为 0.05~0.1。所有模式的定量预测技巧明显降低,天气尺度内的误差为 -50~-32 mm,偏差为 33~50 mm,次季节尺度内的误差为 -53~-41 mm,偏差为 41~53 mm(图 3)。可以看出,各模式对盆地—攀西地区极端降水的定性和定量预测能力总体低于全省,形成这种特点一方面是由于部分模式定性预测技巧的下降,另一方面可能是因为盆地—攀西地区极端降水的量值高于全省平均(图 3)。

对比 8 个模式后发现,UKMO、CNR-ISAC、ECMWF 和 ECC 在天气尺度内对盆地—攀西地区极端降水的 POD、HSS 和误差相对最大,FAR 和偏差相对最小,这其中以 UKMO 的各项预测技巧最高,是天气尺度内的最优预测模式。而在次季节尺度中,CNR-ISAC、JMA、UKMO 和 ECC 的 POD、HSS 和误差相对最大,FAR 和偏差相对最小,其中以 CNR-ISAC 的各项预测技巧最高,是次季节尺度内的最优预测模式(图略)。

与全省和盆地—攀西地区相似,各模式对川西高原极端降水的预测技巧在预测时效为 1 d 时最高,后随预测时效增加而降低,在天气尺度中明显高

于次季节尺度。但与上述两地区不同的是,仅 ECMWF 的预测技巧在预测时效为 11 d 左右进入低技巧时段,其余各模式均在预测时效为 6~7 d 进入低技巧时段,最佳预测期偏短。与盆地—攀西地区和全省相比,各模式对川西高原极端降水的 POD 偏高,在天气尺度为 6%~44%,在次季节尺度为 4%~28%。这其中,BoM 模式的 POD 提高最为明显,最高值达 44%,且始终大于 20%。与此同时,尽管各模式的 FAR 并非都小于盆地—攀西地区和全省,但与它们相比,各模式 FAR 离散程度明显偏小,误警率接近。这种特点尤其体现在天气尺度,FAR 为 78%~93%。并且 FAR 的总体均值也偏小。因此,各模式对川西高原极端降水的 HSS 普遍高于盆地—攀西地区和全省,在天气尺度为 0.12~0.25,在次季节尺度为 0.08~0.17。在定量预测技巧方面,各模式的误差在天气尺度内为 -16~-6 mm,在次季节尺度内为 -17~-12 mm;偏差在天气尺度内为 9.5~16 mm,在次季节尺度为 12~17 mm。误差和偏差的量值均小于盆地—攀西地区和全省(图 4)。由此可以看出,各模式对川西高原极端降水的定性和定量预测技巧均明显高于盆地—攀西地区,对全省的预测技巧具有正向贡献。

将 8 个模式分预报时段进行横向对比后发现,在川西高原极端降水预报能力较强的模式与在全省和盆地—攀西地区有很大不同。在天气尺度内,POD 最高的 4 个模式分别是 BoM、CNR-ISAC、CMA 和 KMA,FAR 最低的 4 个模式分别是 ECMWF、KMA、UKMO 和 ECC,HSS 最高的 4 个模式分别是 KMA、ECMWF、CNR-ISAC 和 UKMO。与此同时,误差最大的 4 个模式分别是 BoM、CNR-ISAC、KMA 和 CMA,偏差最小的 4 个模式分别是 CNR-ISAC、KMA、UKMO 和 ECMWF。综合定量和定性预测技巧两方面,KMA 是天气尺度内的最优预测模式。在次季节尺度内,POD 最高的 4 个模式分别为 BoM、CNR-ISAC、CMA 和 JMA,FAR 最小的 4 个模式分别为 UKMO、KMA、BoM 和 JMA,HSS 评分最高的 4 个模式为 BoM、CNR-ISAC、CMA 和 JMA,误差最大的 4 个模式分别为 BoM、CNR-ISAC、CMA 和 JMA,偏差最小的 4 个模式为 CNR-ISAC、JMA、KMA 和 BoM。综合定量和定性预测能力,BoM 和 CNR-ISAC 是次季节尺度内的最优预测模式(图略)。

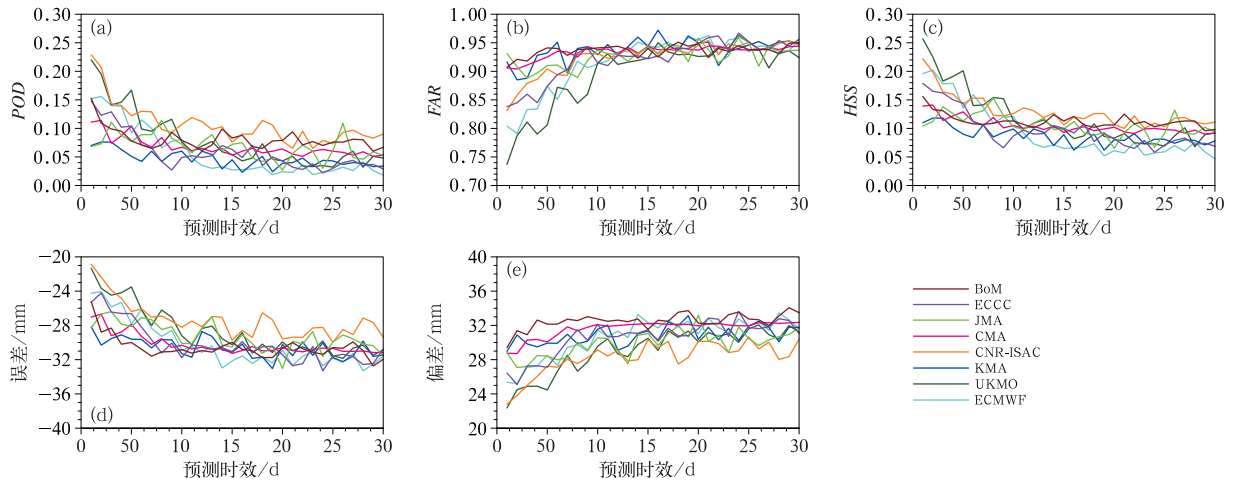


图 2 S2S 计划模式对四川省汛期月内极端降水事件预测技巧
(a)POD, (b)FAR, (c)HSS, (d)误差和 (e)偏差

Fig. 2 Forecasting skills of S2S models for extreme precipitation events in Sichuan Province during the flood season
(a) POD, (b) FAR, (c) HSS, (d) mean error and (e) absolute error

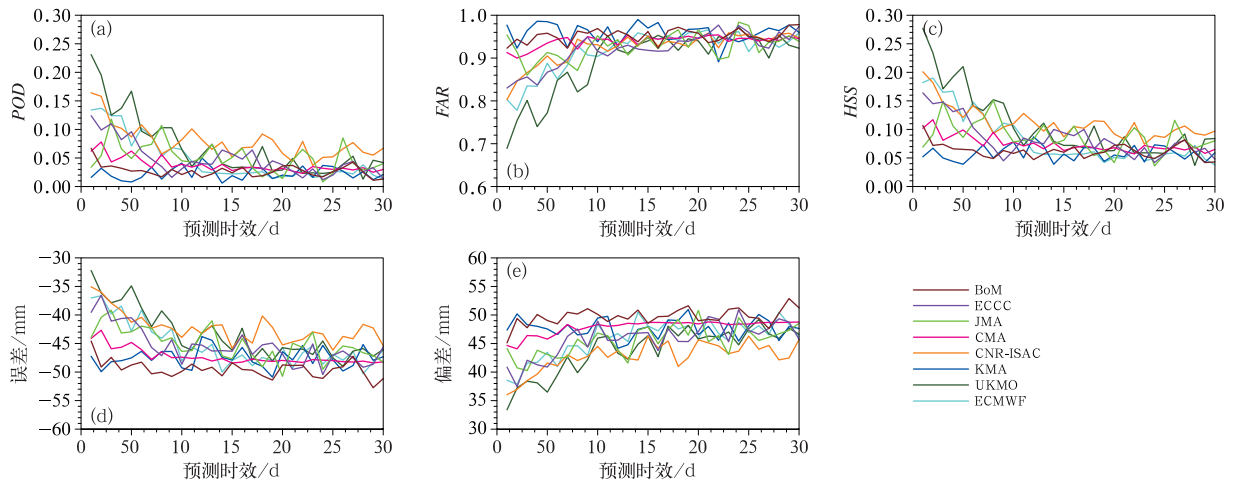


图 3 同图 2, 但为盆地—攀西地区

Fig. 3 Same as Fig. 2, but in Sichuan Basin and Panxi Region

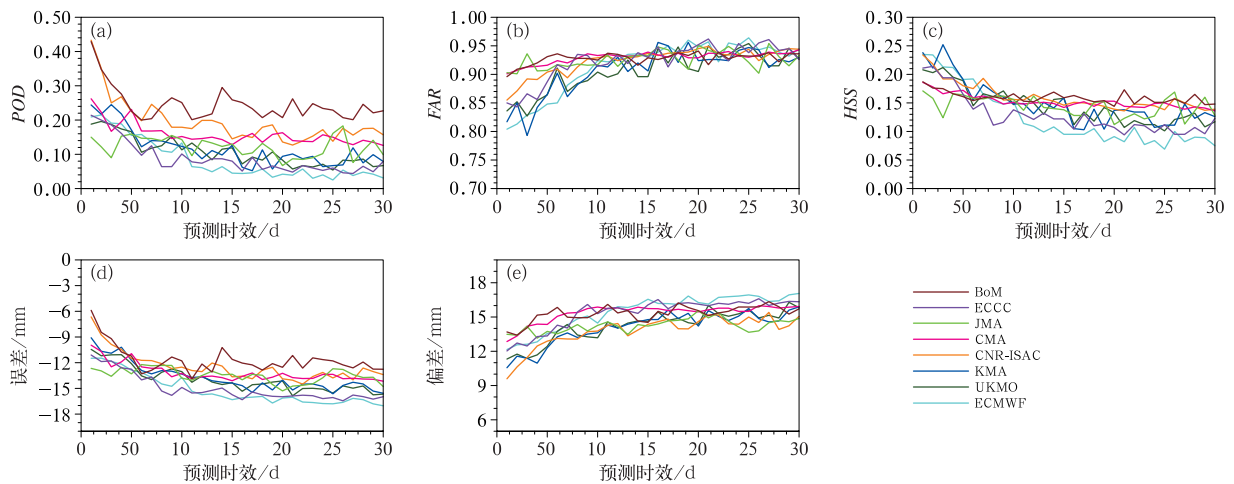


图 4 同图 2, 但为川西高原

Fig. 4 Same as Fig. 2, but in western Sichuan Plateau

3 预测技巧的时空变化特征

HSS 同时包含 POD 和 FAR 两种指标的特点,能综合反映预测产品对极端降水事件的定性预测能力,即预测极端事件是否发生的能力(Jolliffe and Stephenson, 2003;杨雨蒙等,2016;林倩等,2019)。偏差直接反映预测值偏离实际值的程度,相较于误差更能够体现模式对极端降水的定量预测能力。为进一步探明各模式对四川极端降水预测能力的变化特点,本文对 HSS 和偏差的时空特征进行分析和讨论。

3.1 HSS 和偏差的空间变化特征

在天气尺度内,各模式 HSS 的空间分布不完全相同。BoM、JMA、CMA 和 KMA 这 4 个模式的 HSS 呈“自西向东递减,高原大于盆地”的分布特点,UKMO 的 HSS 呈“北高南低”型分布,ECCC、CNR-ISAC 和 ECMWF 这 3 个模式的 HSS 则呈“中间低,东、西两侧相对高”的分布型。所有模式的 HSS 最高值均位于川西高原南部,大于 0.25。但最低值出现区域并不一致,BoM 和 CMA 模式的 HSS 最低值在盆地东北部,其余 6 个模式则在攀西地区(图 5)。

与 HSS 分布较为一致,天气尺度内各模式的偏差总体呈现高原小(10~15 mm)、盆地—攀西地区大(30~65 mm)的分布形态。与 HSS 分布不同的是,各模式在攀西地区的偏差始终小于盆地,为偏差次低区域,偏差极大值均在盆地西部沿山地区。上述分析说明 S2S 模式对川西高原极端降水的定量预测能力较好,攀西地区次之,对盆地尤其是西部沿山一带的极端降水定量预测能力差(图 6)。

进入次季节尺度后,各模式的 HSS 明显降低。与天气尺度相同的是,各模式 HSS 的最高值出现在川西高原南部,ECCC、JMA、CNR-ISAC、KMA、UKMO 和 ECMWF 这 6 个模式的最低值出现在攀西地区,BoM、JMA、CMA 和 KMA 这 4 个模式的 HSS 空间分布依然表现为自西向东逐渐降低的分布特点。不同的是,BoM 和 CMA 的 HSS 最低值分布区扩大,其中 BoM 的最低值分布在盆地东北部和中部,CMA 的最低值则分布在盆地东部和攀西地

区南部。UKMO、CNR-ISAC、ECMWF 和 ECCC 模式 HSS 的空间分布出现较大改变:UKMO 表现为中间低两边高的“川字型”分布,CNR-ISAC 表现为“X 型”分布,ECMWF 和 ECCC 则呈自西北向东南递减的分布型(图 7)。

在次季节尺度,各模式的偏差空间分布形态与天气尺度相似:高原偏差较小,攀西地区次之,盆地最大,偏差极大值分布在盆地西部沿山地区。不同的是,ECCC、CMA 和 ECMWF 模式在高原地区的偏差明显增高,其大部地区的偏差为 15~20 mm。CMA 和 UKMO 模式在盆地的偏差有所增加(图 8)。

盆地西部沿山地区是川西高原与四川盆地过渡区,有龙门山、邛崃山、峨眉山等海拔约在 1500~3000 m 的山脊分布,过渡区东西两侧高差悬殊近 2000 m(图 1)。受地形影响,该区域是四川暴雨中心集中地,以及区域性暴雨主要发生地(肖递祥等,2017;王春学等,2017;周秋雪等,2019)。由前面的分析可以发现,无论在天气尺度还是次季节尺度,所有模式的偏差极大值均出现在这一地区,说明 S2S 各模式对地形降水的定量预测能力普遍不足。然而值得注意的是,仅 ECCC、CNR-ISAC 和 ECMWF 在天气尺度,UKMO 在次季节尺度的定性预测技巧——HSS 的谷值分布在这一地区。这些模式对地形极端降水的定量预测能力较差可能源于定性预测能力不足。但其他模式的定性预测能力并未直接受到地形的影响,它们较差的定量预测能力则可能源于盆地西部山区极端降水本身量级大、频次多的特点。

3.2 HSS 和偏差的时间变化特征

无论在天气尺度还是次季节尺度,S2S 各模式的 HSS 和偏差均随预报月份的变化而变化(图 9~图 12)。

在天气尺度内,BoM 模式对四川极端降水的 HSS 峰值出现在 6 月,其他模式均出现在 7 月;JMA 模式的预测技巧谷值出现在 9 月,其他模式均出现在 5 月。总体来说,各模式对主汛期,尤其是盛夏时期极端降水的定性预测技巧高于其他时期。分月横向对比后发现,ECCC 和 ECMWF 模式分别对 5 月和 6 月的极端降水定性预测技巧最高,UKMO

模式则对汛期其他 3 个月的极端降水有较高的定性预测技巧(图9a)。进一步分区讨论后发现,在盆地

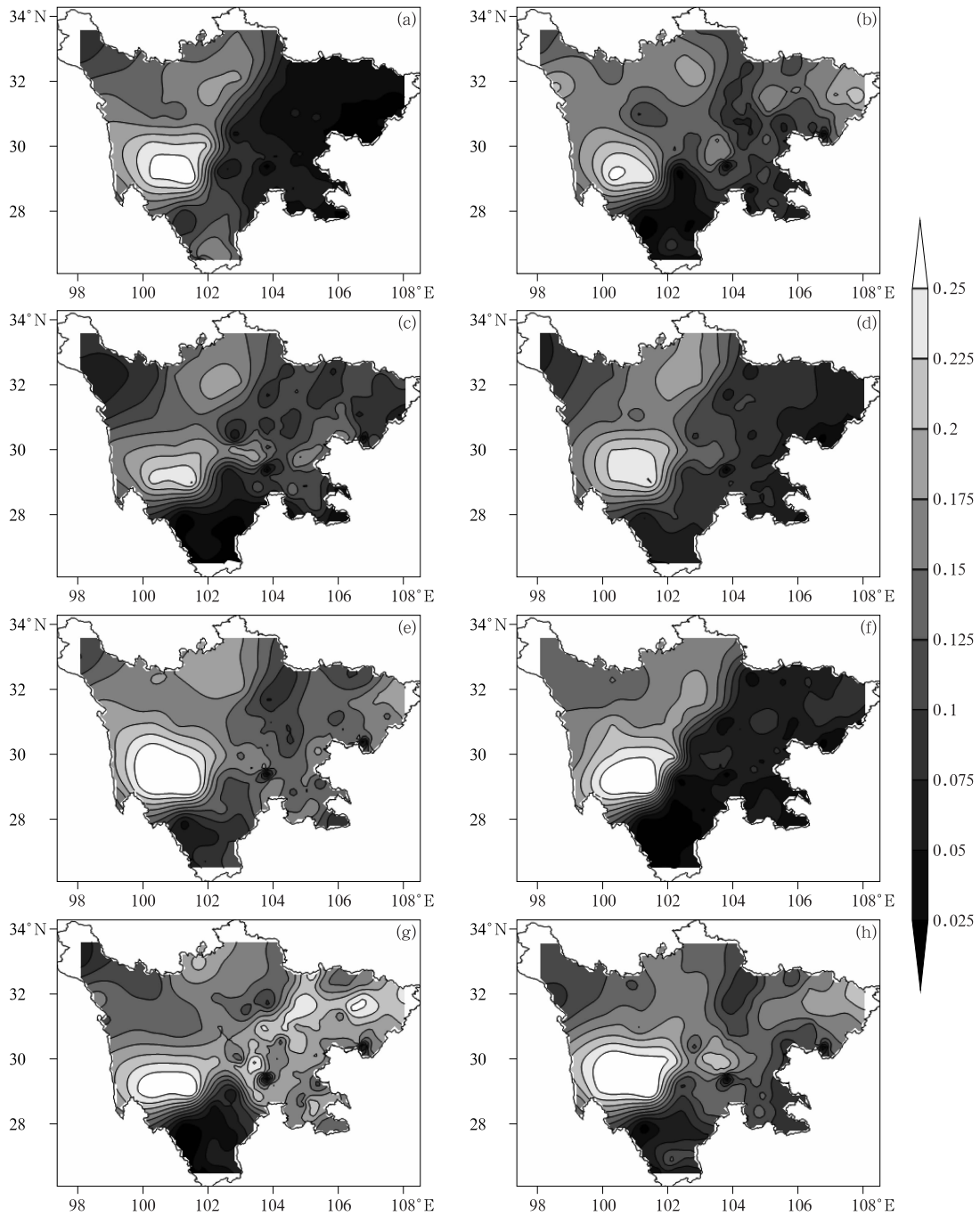


图 5 S2S 计划模式在天气尺度中对四川省汛期极端降水事件的 HSS 分布

(a)BoM,(b)ECCC,(c)JMA,(d)CMA,

(e)CNR-ISAC,(f)KMA,(g)UKMO,(h)ECMWF

Fig. 5 HSS of S2S models for extreme precipitation events in Sichuan Province

during the flood season on the synoptic scale

(a) BoM, (b) ECCC, (c) JMA, (d) CMA,

(e) CNR-ISAC, (f) KMA, (g) UKMO, (h) ECMWF

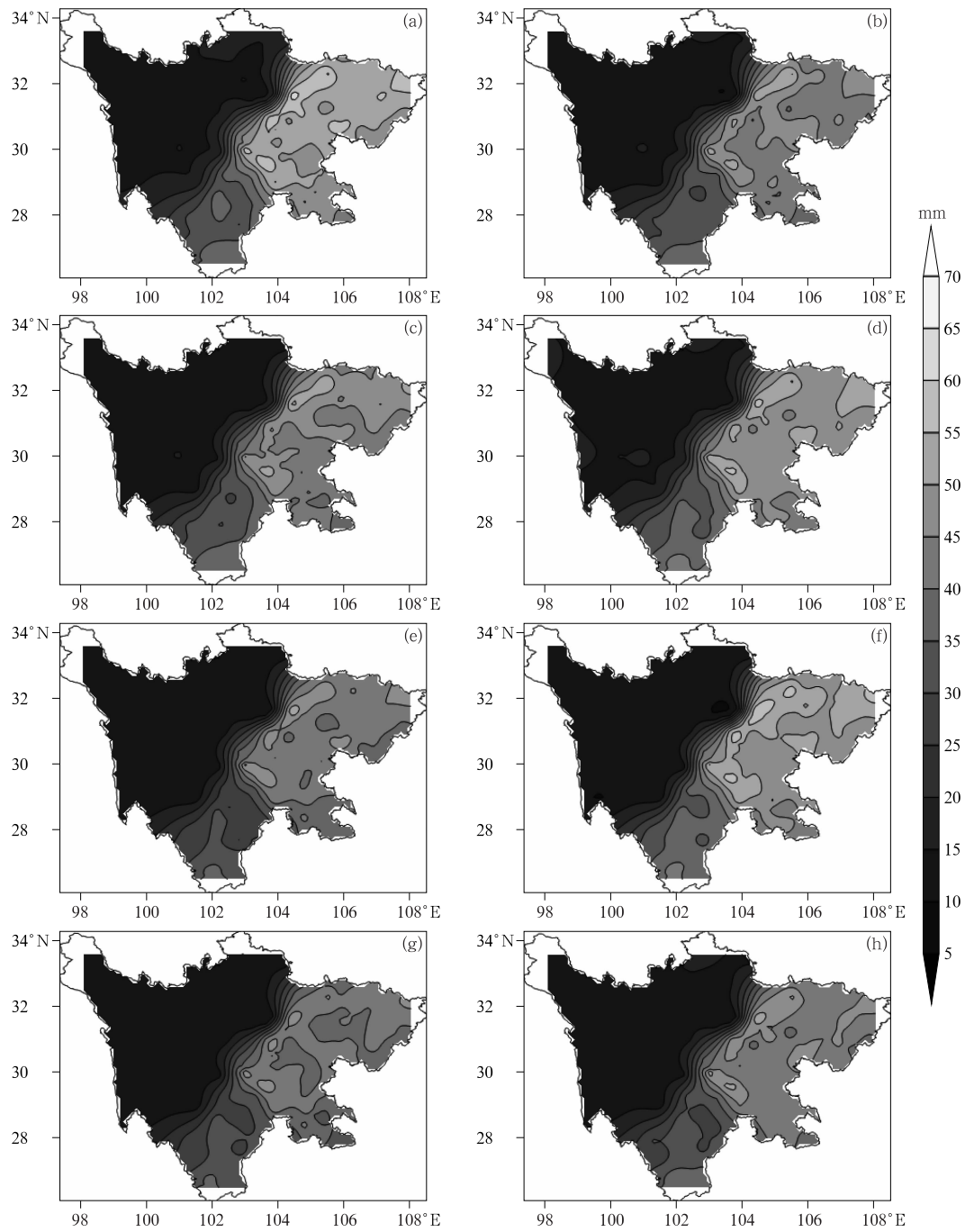


图 6 S2S 计划模式在天气尺度中对四川省汛期极端降水的预测偏差分布

(a)BoM,(b)ECCC,(c)JMA,(d)CMA,

(e)CNR-ISAC,(f)KMA,(g)UKMO,(h)ECMWF

Fig. 6 Absolute errors of S2S models for extreme precipitation events in Sichuan Province during the flood season on the synoptic scale

(a) BoM, (b) ECCC, (c) JMA, (d) CMA,

(e) CNR-ISAC, (f) KMA, (g) UKMO, (h) ECMWF

—攀西地区 KMA 和 BoM 模式的 HSS 最高值出现在 6 月,其他模式出现在 7 月;CNR-ISAC、JMA 和

CMA 模式的 HSS 谷值出现在 9 月,其他模式出现在 5 月。与全省相似,各模式对主汛期极端降水

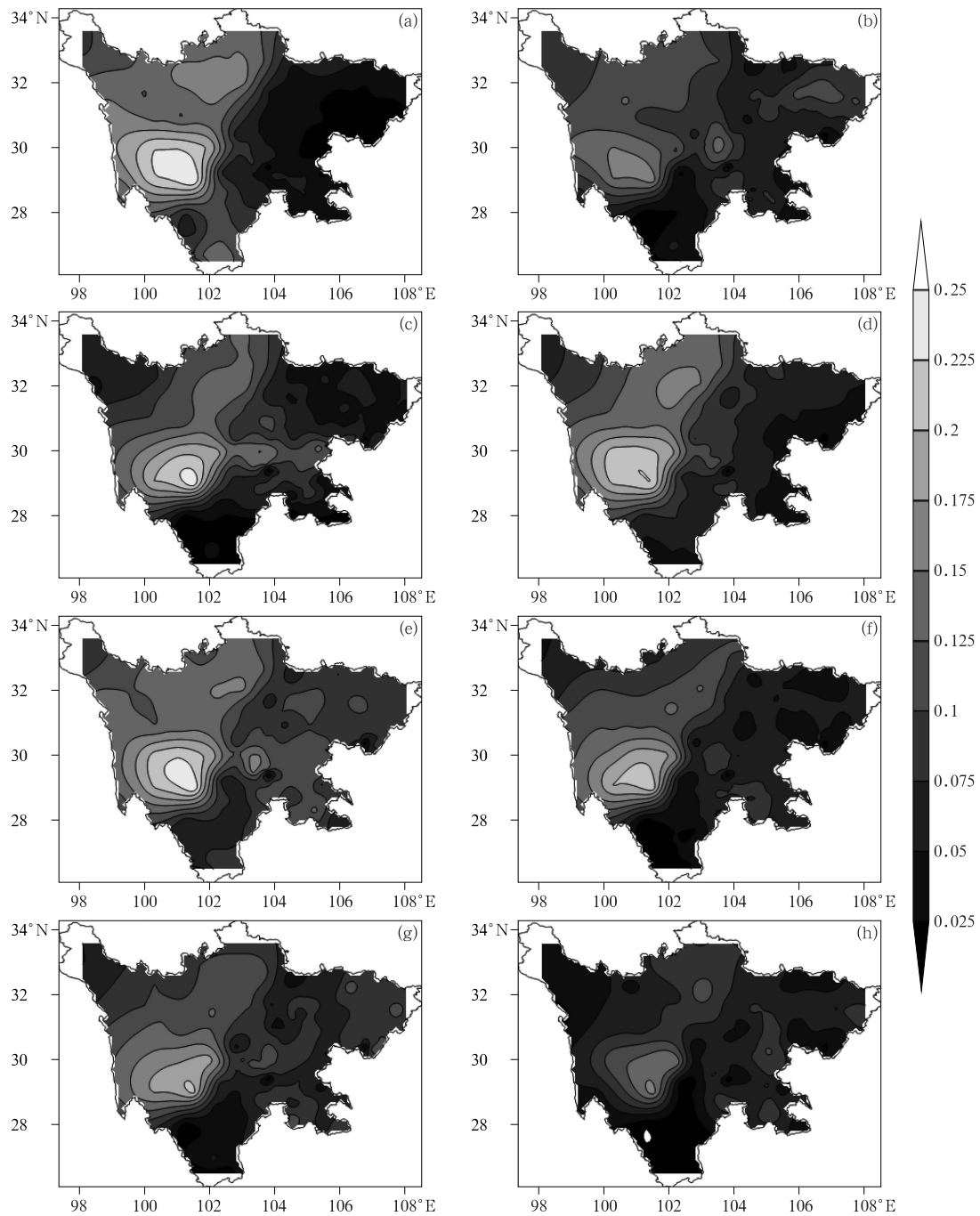


图 7 同图 5, 但为次季节尺度

Fig. 7 Same as Fig. 5, but on the sub-seasonal scale

的定性预测技巧高于其他时期。分月横向对比后发现, ECMWF 模式在 6 月的定性预测技巧最高, UKMO 模式在其他 4 个月中定性预测技巧最高(图 9b)。与全省和盆地—攀西地区相比, 各模式在川西高原 HSS 的逐月变化特征有较大不同, BoM、KMA 和 UKMO 模式的 HSS 峰值在 7 月, 其余模式则均在 6 月; ECCO、JMA、KMA 和 ECMWF 模

式的 HSS 谷值在 9 月, 其他模式均在 5 月。但各模式对主汛期极端降水的定性预测技巧依然高于其他时段。对于川西高原, 5—6 月定性预测技巧最佳的模式为 ECMWF, 7—9 月为 KMA(图 9c)。

天气尺度内各模式的预测偏差均自 5 月逐渐增加, 至盛夏时期达到峰值后下降, 其中 ECMWF 模式最大偏差出现在 7 月, 其他模式出现在 8 月, 所有

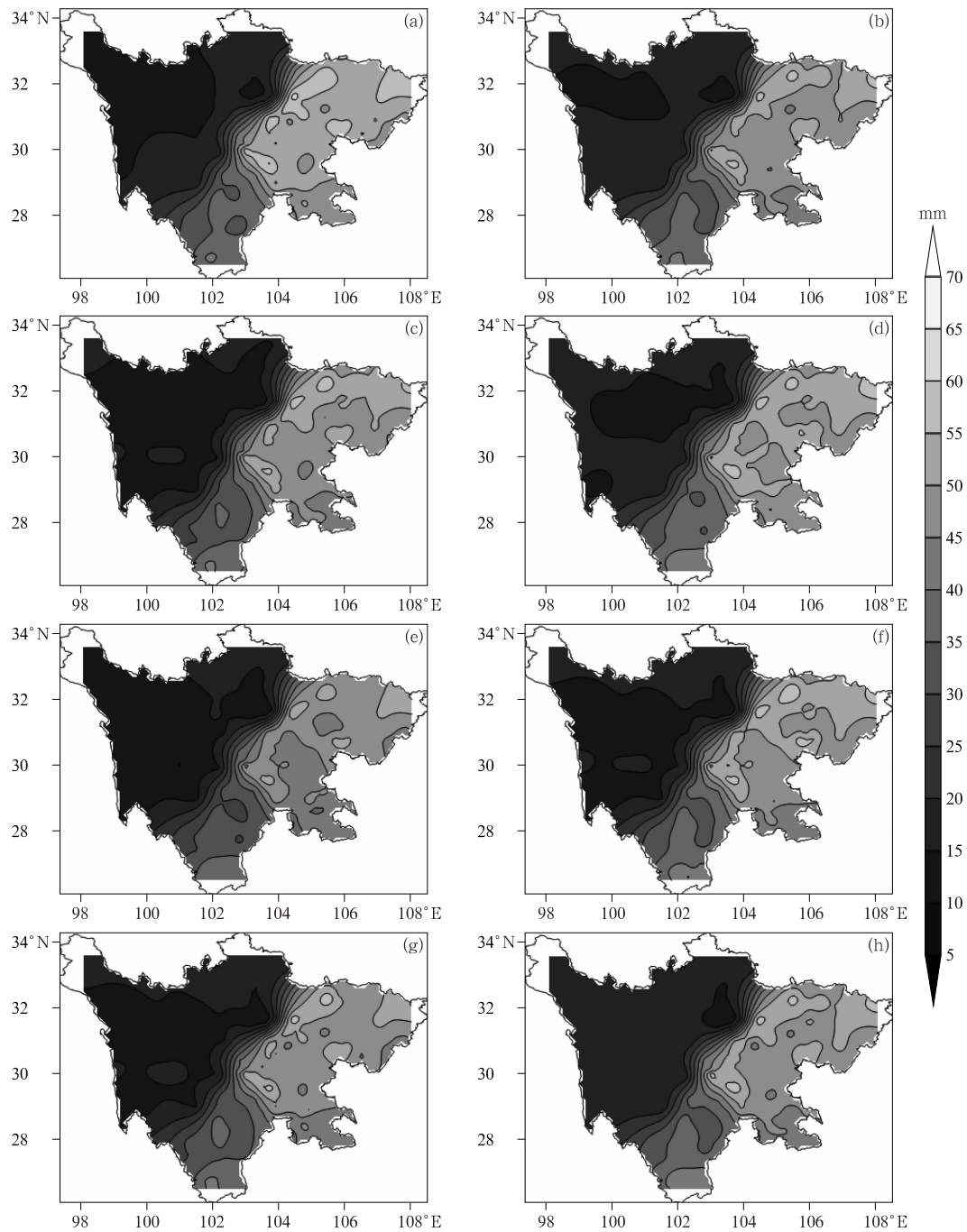


图 8 同图 6, 但为次季节尺度

Fig. 8 Same as Fig. 6, but on the sub-seasonal scale

模式的最小偏差则均出现在 5 月。说明各模式对四川极端降水的定量预测能力在盛夏最低,而在 5 月最高,这种特征与 5 月极端降水发生次数少,而盛夏极端降水多发且量级较大的气候特征有一定关联。横向对比来看,UKMO 模式在汛期各月的预测偏差均最小,定量预测效果最佳(图 10a)。分区讨论后发现,各模式对盆地—攀西地区极端降水的预测偏

差的逐月变化特征与全省基本一致,但量级明显偏大。在汛期各月中预测偏差最小的模式依然是 UKMO(图 10b)。而在川西高原,各模式预测偏差逐月变化特征与盆地—攀西地区和全省有很大不同,模式间也有较大差异:BoM 和 ECC 模式最小偏差出现在 5 月,随后增大,至 8 月出现峰值后下降;UKMO 和 KMA 模式的最小偏差出现在 7 月,

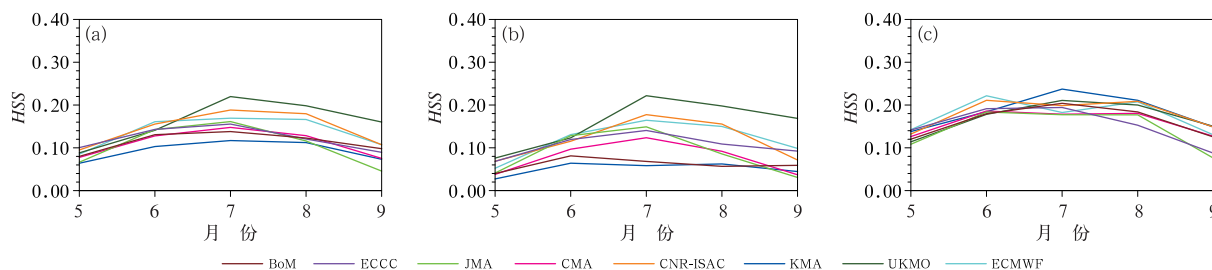


图 9 S2S 计划模式在天气尺度中对四川省汛期逐月极端降水的预测技巧 HSS

(a) 四川省, (b) 盆地—攀西地区, (c) 川西高原

Fig. 9 HSS of S2S models for monthly extreme precipitation events in Sichuan Province during the flood season on the synoptic scale

(a) Sichuan Province, (b) Sichuan Basin and Panxi Region, (c) western Sichuan Plateau

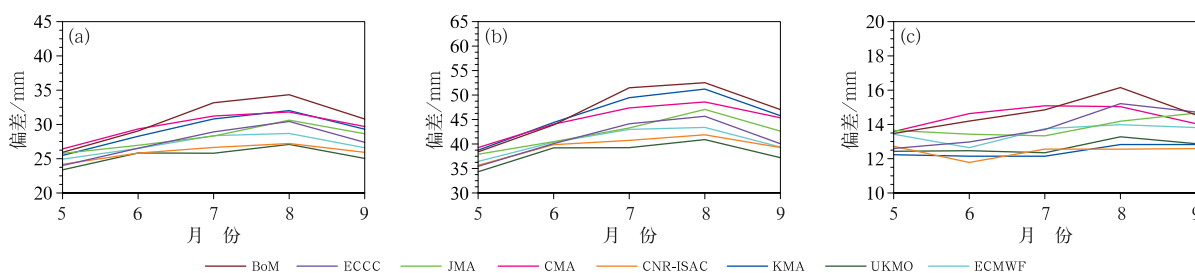


图 10 S2S 计划模式天气尺度中对四川省汛期逐月极端降水的预测偏差

(a) 四川省, (b) 盆地—攀西地区, (c) 川西高原

Fig. 10 Absolute error of S2S models for monthly extreme precipitation events in Sichuan Province during the flood season on the synoptic scale

(a) Sichuan Province, (b) Sichuan Basin and Panxi Region, (c) western Sichuan Plateau

最大偏差出现在 8 月; JMA 模式的偏差则从 5 月开始下降, 至 7 月出现谷值后上升, 9 月的偏差最大; ECWFM 和 CNR-ISAC 模式的偏差从 5 月开始下降, 谷值出现在 6 月, 峰值出现在 7 月; CMA 模式的偏差从 5 月开始逐渐上升, 峰值出现在 7 月后下降, 最小值出现在 9 月。然而, 大多数模式仍然在盛夏时期预测偏差最大。通过对比, 对川西高原 6 月、8 月和 9 月极端降水预测偏差最小的模式为 CNR-ISAC, 在 5 月和 7 月为 KMA(图 10c)。

进入次季节尺度, 各模式对四川极端降水 HSS 的逐月变化特征发生了较大改变。一方面, 除 HSS 整体降低外, 模式间 HSS 的差异较天气尺度增大; 另一方面, 除 CNR-ISAC 和 UKMO 模式的 HSS 峰值在 7 月, BoM 模式在 8 月外, 其余模式的峰值均在 6 月; 各模式的谷值则均出现在 9 月。大多数模式的定性预测技巧在 7 月之前明显高于之后。横向对比来看, 5—7 月定性预测技巧最高的模式为 CNR-ISAC, 8—9 月则为 BoM(图 11a)。对于盆

地—攀西地区来说, 各模式 HSS 的逐月变化特征与全省较为相似。较为不同的是, CNR-ISAC、ECCC、UKMO 和 CMA 模式的 HSS 峰值在 7 月, 其他模式在 6 月。针对该地区的极端降水事件, 5—8 月定性预测技巧最佳的模式是 CNR-ISAC, 9 月为 KMA(图 11b)。在川西高原, 多数模式的 HSS 在汛期呈“M”型分布, 各模式的峰值均在 6 月, 谷值均在 9 月。分月来看, 5 月定性预测技巧最高的模式为 CMA, 6—9 月为 BoM(图 11c)。

在次季节尺度内, 模式对四川极端降水预测偏差总体呈“正态分布”型, 盛夏时期大于其他时段, 其中 BoM、ECWFM、KMA、UKMO 和 CMA 模式的偏差峰值出现在 7 月, CNR-ISAC、JMA 和 ECCC 模式的峰值在 8 月, 所有模式的最小值则均在 5 月。在这些模式中, CNR-ISAC 对汛期各月四川极端降水的预测偏差最小(图 12a)。进一步分区发现, 盆地—攀西地区极端降水预测偏差的逐月变化特征与全省基本一致, 但量级偏大。在所有模式中, 对汛期

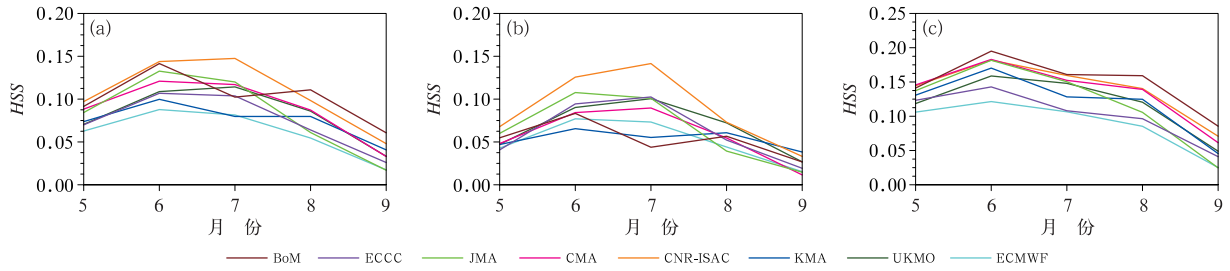


图 11 同图 9, 但为次季节尺度

Fig. 11 Same as Fig. 9, but on the sub-seasonal scale

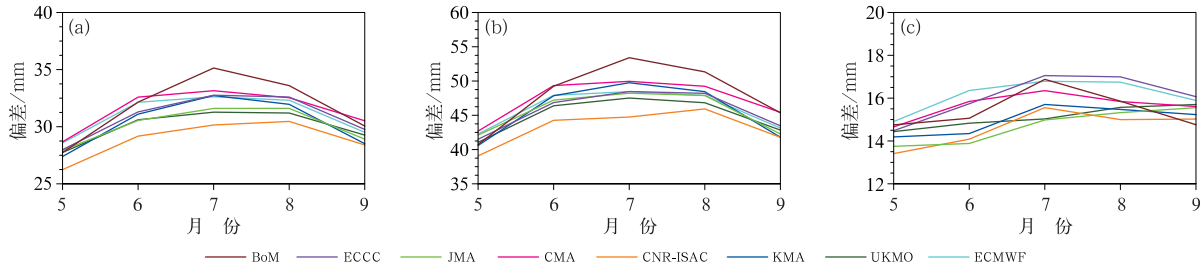


图 12 同图 10, 但为次季节尺度

Fig. 12 Same as Fig. 10, but on the sub-seasonal scale

各月极端降水预测偏差最小的模式均是 CNR-ISAC。在高原地区,模式间的预测偏差的逐月变化特征差异较大,但所有模式的最小偏差均出现在 5 月,最大偏差则出现在盛夏时期: BoM、ECCC、KMA、ECMWF、CNR-ISAC 和 CMA 模式最大偏差出现在 7 月; UKMO 和 JMA 模式最大偏差出现在 8 月。分月横向对比后发现,在 5 月和 8 月,预测偏差最小的为 CNR-ISAC 模式,在 6 月和 7 月,预测偏差最小的为 JMA 模式,在 9 月则是 BoM 模式。

4 结论与讨论

极端降水事件可诱发暴雨洪涝、山洪、泥石流和滑坡等灾害,给四川经济发展和人民生命财产安全造成极大威胁,对其的预测是政府部门和社会各界关注的重点。为提高极端降水预测准确率,延长预测时效,为次季节数值产品应用打下基础,本文基于 1995—2010 年四川气象观测降水资料和 S2S 计划中 8 个模式的降水回报资料,采用 5 种指标评估分析并对比了各模式产品对四川汛期极端降水的预测能力。

结果表明, S2S 各模式对四川极端降水的预测能力整体较低,表现为“低命中率、高误警率,极端降水预测值远小于实际值,偏差较大”的特征。各模式

的预测技巧随预测时效的增加而降低,至时效为 7~12 d 时进入低技巧时段,变化平缓,在天气尺度的预测能力明显高于次季节尺度。综合定性和定量预测技巧, UKMO 和 CNR-ISA 分别是天气尺度和次季节尺度中预测效果最好的模式。针对盆地—攀西地区的极端降水,各模式的预测技巧随预测时效变化的特征,以及不同预报时段内的最佳预测模式均与全省一致,但在该地区各模式定性和定量预测能力总体低于全省。与全省和盆地—攀西地区相比,各模式对川西高原极端降水的预测能力整体偏高,但最佳预测时期偏短,除 ECMWF 模式的预测技巧在预测时效为 11 d 左右进入低技巧时段,其余各模式均在预测时效为 6~7 d 进入低技巧时段。对于该地区来说, KMA 模式在天气尺度内预测效果最好, BoM 和 CNR-ISAC 模式则在次季节尺度内预测效果最好。

从模式预测技巧的空间分布特征来看,无论在天气尺度还是次季节尺度,各模式对极端降水事件的定性和定量预测技巧均随预报区域的改变而变化,并且模式间的预测技巧空间分布各异。总体来说,各模式的最高定性预测技巧出现在川西高原南部,而最低定性预测技巧则出现在盆地东部或攀西地区。预测偏差基本呈现出“盆地大、攀西地区次大、川西高原小”的分布特征,最大值均分布在盆地

西部沿山地区。模式预测偏差的这种分布特征,一方面与模式本身对极端降水的定性预测能力有关,另一方面也和各地区极端降水本身的量级和发生频次有关,同时反映了各模式对地形降水预测能力的不足。

从模式预测技巧的时间变化特征来看,在不同的预测时段内,针对不同的预测区域,S2S各模式的定性和定量预测技巧均随预报月份的变化而变化。其中,定性预测技巧在主汛期尤其是盛夏时期高于其他时段,但定量预测技巧却在盛夏最低。仅从定性预测技巧来看,在天气尺度内BoM和ECMWF模式分别对四川省5月和6月极端降水的预测能力最高,而UKMO模式则对7—9月极端降水的预测能力最高。在次季节尺度内,CNR-ISAC模式对5—8月极端降水的预测能力最高,BoM模式在9月预测能力最高。针对盆地—攀西地区,ECMWF和UKMO分别是天气尺度内6月和7—9月预测效果最好的模式;CNR-ISAC和KMA则分别是次季节尺度内5—8月和9月预测效果最好的模式。针对川西高原,ECMWF和KMA分别是天气尺度内5—6月和7—9月极端降水预测效果最好的模式。而CMA和BoM则分别是次季节尺度内5月和6—9月极端降水预测效果最好的模式。

参考文献

- 白莹莹,张炎,李强,等,2014.四川盆地夏季降水区域差异及其与季风的联系初探[J].气象,40(4):440-449. Bai Y Y, Zhang Y, Li Q, et al, 2014. Preliminary study on regional difference of summer rainfall in Sichuan Basin and their connections with summer monsoons[J]. Meteor Mon, 40(4):440-449(in Chinese).
- 陈永仁,李跃清,2007.夏季北半球极涡与南亚高压东西振荡的关系[J].高原气象,26(5):1067-1076. Chen Y R, Li Y Q, 2007. Relationships between polar vortex and oscillation of South Asia high in east and west directions[J]. Plateau Meteor, 26(5):1067-1076(in Chinese).
- 程智,高辉,朱月佳,等,2020. BCC第二代气候系统模式对东亚夏季气候预测能力的评估[J].气象,46(11):1508-1519. Cheng Z, Gao H, Zhu Y J, et al, 2020. Evaluation on the performance of BCC second-generation climate system model for East Asian summer climate prediction[J]. Meteor Mon, 46(11):1508-1519(in Chinese).
- 段春锋,徐敏,程智,等,2017. DERF2.0模式对月尺度西太平洋副热带高压预测能力评估[J].气象,43(10):1267-1277. Duan C F, Xu M, Cheng Z, et al, 2017. Evaluation on monthly prediction of western Pacific subtropical high by DERF2.0 model[J]. Meteor Mon, 43(10):1267-1277(in Chinese).
- 贺铮,徐邦琪,高迎侠,2018. BCC S2S模式对亚洲夏季风准双周振荡预报评估[J].应用气象学报,29(4):436-448. He Z, Xu B Q, Gao Y X, 2018. Evaluation of quasi-biweekly oscillation prediction in the Asian summer monsoon regions by BCC S2S model[J]. J Appl Meteor Sci, 29(4):436-448(in Chinese).
- 蒋兴文,李跃清,李春,等,2007.四川盆地夏季水汽输送特征及其对旱涝的影响[J].高原气象,26(3):476-484. Jiang X W, Li Y Q, Li C, et al, 2007. Characteristics of summer water vapor transportation in Sichuan Basin and its relationship with regional drought and flood[J]. Plateau Meteor, 26(3):476-484(in Chinese).
- 李国平,陈佳,2018.西南涡及其暴雨研究新进展[J].暴雨灾害,37(4):293-302. Li G P, Chen J, 2018. New progresses in the research of heavy rain vortices formed over the South West China[J]. Torr Rain Dis, 37(4):293-302(in Chinese).
- 李慧,王晓春,赵立清,等,2020.西北太平洋台风在S2S时间尺度预报效果评估[J].热带气象学报,36(1):51-59. Li H, Wang X C, Zhao L Q, et al, 2020. Evaluating North Western Pacific tropical storm forecasting with the sub-seasonal to seasonal prediction project database[J]. J Trop Meteor, 36(1):51-59(in Chinese).
- 李永华,卢楚翰,徐海明,等,2012.热带太平洋-印度洋海表温度变化及其对西南地区东部夏季旱涝的影响[J].热带气象学报,28(2):145-156. Li Y H, Lu C H, Xu H M, et al, 2012. Anomalies of sea surface temperature in Pacific-Indian Ocean and effects on drought/flood in summer over eastern of Southwest China[J]. J Trop Meteor, 28(2):145-156(in Chinese).
- 林倩,陈杰,李威,等,2019. S2S次季节到季节预报对全球降水预报的性能评价[J].水资源研究,8(6):547-556. Lin Q, Chen J, Li W, et al, 2019. Performance of sub-seasonal to seasonal (S2S) products for global precipitation forecasts[J]. J Water Resour Res, 8(6):547-556(in Chinese).
- 吕俊梅,任菊章,琚建华,2004.东亚夏季风的年代际变化对中国降水的影响[J].热带气象学报,20(1):73-80. Lv J M, Ren J Z, Ju J H, 2004. The inter-decadal variability of East Asia monsoon and its effect on the rainfall over China[J]. J Trop Meteor, 20(1):73-80(in Chinese).
- 庞轶舒,马振峰,杨淑群,等,2017.盛夏高原季风指数的探讨及其对四川盆地降水的影响[J].高原气象,36(4):886-899. Pang Y S, Ma Z F, Yang S Q, et al, 2017. Discussion of plateau monsoon index and its impact on precipitation in Sichuan Basin in mid-summer[J]. Plateau Meteor, 36(4):886-899(in Chinese).
- 齐艳军,容新尧,2014.次季节-季节预测的应用前景与展望——“次季节-季节预测(S2S)”会议评述[J].气象科技进展,4(3):74-75. Qi Y J, Rong X Y, 2014. Review of the “sub-seasonal to seasonal forecast (S2S)” meeting: application prospect and expectation of sub-seasonal to seasonal forecast[J]. Adv Meteor Sci Technol, 4(3):74-75(in Chinese).
- 王春学,马振峰,王佳津,等,2017.四川盆地区域性暴雨时空变化特征及其前兆信号研究[J].气象,43(12):1517-1526. Wang C X, Ma Z F, Wang J J, et al, 2017. Characteristics of regional rainstorm in Sichuan Basin and its precursor signal[J]. Meteor

- Mon, 43(12):1517-1526(in Chinese).
- 王颖,李栋梁,2015. 变暖背景下青藏高原夏季风变异及其对中国西南气候的影响[J]. 气象学报, 73(5):910-924. Wang Y, Li D L, 2015. Variation of the Tibetan Plateau summer monsoon under the background of global warming and its impact on the climate in Southwestern China[J]. Acta Meteor Sin, 73(5):910-924(in Chinese).
- 肖逸祥,杨康权,俞小鼎,等,2017. 四川盆地极端暴雨过程基本特征分析[J]. 气象, 43(10):1165-1175. Xiao D X, Yang K Q, Yu X D, et al, 2017. Characteristics analyses of extreme rainstorm events in Sichuan Basin[J]. Meteor Mon, 43(10):1165-1175(in Chinese).
- 杨金虎,江志红,王鹏祥,等,2008. 中国年极端降水事件的时空分布特征[J]. 气候与环境研究, 13(1):75-83. Yang J H, Jiang Z H, Wang P X, et al, 2008. Temporal and spatial characteristic of extreme precipitation event in China[J]. Climatic Environ Res, 13(1):75-83(in Chinese).
- 杨雨蒙,杜鹃,程琳琳,2016. TRMM 卫星降雨数据在湖南省的精度和可靠性评定[J]. 水资源与水工程学报, 27(1):26-32. Yang Y M, Du J, Cheng L L, 2016. Evaluation of accuracy and reliability of TRMM satellite precipitation data in Hunan Province[J]. J Water Resour Water Eng, 27(1):26-32(in Chinese).
- 张顺谦,马振峰,2011a. 1961~2009 年四川强降水变化的时空特征[J]. 安徽农业科学, 39(23):14202-14207. Zhang S Q, Ma Z F, 2011a. Change characteristics of extreme precipitation events in Sichuan Province in recent 50 years[J]. J Anhui Agri Sci, 39(23):14202-14207(in Chinese).
- 张顺谦,马振峰,2011b. 1961~2009 年四川极端强降水变化趋势与周期性分析[J]. 自然资源学报, 26(11):1918-1929. Zhang S Q, Ma Z F, 2011b. Change tendency and cyclicity analysis of extreme precipitation over Sichuan Province during 1961—2009 [J]. J Nat Resour, 26(11):1918-1929(in Chinese).
- 周秋雪,康岚,蒋兴文,等,2019. 四川盆地边缘山地强降水与海拔的关系[J]. 气象, 45(6):811-819. Zhou Q X, Kang L, Jiang X W, et al, 2019. Relationship between heavy rainfall and altitude in mountainous areas of Sichuan Basin[J]. Meteor Mon, 45(6):811-819(in Chinese).
- 周顺武,假拉,2003. 印度季风的年际变化与高原夏季旱涝[J]. 高原气象, 22(4):410-415. Zhou S W, Jia L, 2003. Interannual variation of Indian monsoon and summer flood/drought over Tibetan Plateau[J]. Plateau Meteor, 22(4):410-415(in Chinese).
- Hudson D, Marshall A G, Alves O, 2011. Intra-seasonal forecasting of the 2009 summer and winter Australian heat waves using POAMA[J]. Wea Forecasting, 26(3):257-279.
- 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.
- Jolliffe I T, Stephenson D B, 2003. Forecast verification: a practitioner's guide in atmospheric science[M]. Chichester: John Wiley & Sons Inc.
- Liang P, Lin H, 2018. Sub-seasonal prediction over East Asia during boreal summer using the ECCO monthly forecasting system[J]. Climate Dyn, 50(3/4):1007-1022.
- Marshall A G, Hendon H H, 2015. Sub-seasonal prediction of Australian summer monsoon anomalies[J]. Geophys Res Lett, 42(24):10913-10919.
- Morss R E, Demuth J L, Lazo J K, 2008. Communicating uncertainty in weather forecasts a survey of the U. S. public[J]. Wea Forecasting, 23(5):974-991.
- Rao J, Garfinkel C I, Chen H S, et al, 2019. The 2019 new year stratospheric sudden warming and its real-time predictions in multiple S2S models[J]. J Geophys Res, 124(21):11155-11174.
- Re M, 2011. Munich repress release[EB/OL]. <https://www.munichre.com/en/media-relations/publications/press-releases/2011/2011-01-03-press-release/index.html>.
- Vigaud N, Robertson A W, Tippett M K, et al, 2017. Sub-seasonal predictability of boreal summer monsoon rainfall from ensemble forecasts[J]. Front Environ Sci, 5:67.
- Vitart F, 2014. Evolution of ECMWF sub-seasonal forecast skill scores[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 140(683):1889-1899.
- Vitart F, Ardilouze C, Bonet A, et al, 2017. The sub-seasonal to seasonal (S2S) prediction project database[J]. Bull Amer Meteor Soc, 98(1):163-173.
- 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.
- Vitart F, Robertson A W, Anderson D L T, 2012. Sub-seasonal to seasonal prediction project: bridging the gap between weather and climate[J]. WMO Bull, 61(2):23-28.
- Waliser D E, Jin K, Kang I S, et al, 2003. AGCM simulations of intraseasonal variability associated with the Asian summer monsoon[J]. Climate Dyn, 21(5/6):423-446.
- White C J, Franks S W, Mcevoy D, 2015. Using sub-seasonal to seasonal (S2S) extreme rainfall forecasts for extended-range flood prediction in Australia[J]. Proc Int Assoc Hydrol Sci, 370:229-234.
- Zhou Y, Yang B, Chen H S, et al, 2019. Effects of the Madden-Julian Oscillation on 2-m air temperature prediction over China during boreal winter in the S2S database[J]. Climate Dyn, 52(11):6671-6689.
- Zhu H C, Chen H S, Zhou Y, et al, 2019. Evaluation of the sub-seasonal forecast skill of surface soil moisture in the S2S database[J]. Atmos Oceanic Sci Lett, 12(6):467-474.