

次季节多模式集合预测在陕西汛期降水的应用

李 茜^{1,2}, 王 延^{1,2*}

¹陕西省气候中心, 陕西 西安

²中国气象局秦岭和黄土高原生态环境气象重点开放实验室, 陕西 西安

收稿日期: 2026年5月11日; 录用日期: 2026年6月30日; 发布日期: 2026年7月13日

摘 要

为提升陕西汛期降水预测准确率, 本研究基于多模式集合(MME)预测数据, 构建时空投影模型的动力-统计相结合的预测方法(DSTPM), 开展延伸期降水预报试验。采用“模式误差订正 + 物理因子约束”的释用技术, 融合不同气候区特征差异优化模型。结果表明: (1) 通过时空尺度检验评估, 多模式集合预测效果明显高于单一模式, 且随着候数增加下降缓慢。(2) 长波辐射(OLR)在6种预报因子中预报技巧最高且在不同区域均表现稳定。(3) DSTPM对陕北、关中及陕南中东部的降水预报效果较好, 时间相关系数(TCC)技巧较MME本身提升3~6%, 但陕南西部的预报能力仍有待提升。基于次季节-季节(S2S)多模式预报产品探索构建动力-统计降尺度预报方法, 可为抗旱防涝调度、区域水资源管理提供关键预报信息, 助力提升应对汛期极端降水事件的前瞻性防灾减灾能力。

关键词

次季节-季节, 汛期降水, 时空投影方法, 动力-统计降尺度, 检验评估

Application Study on Subseasonal Multi-Model Ensemble Prediction of Precipitation during Flood-Season in Shaanxi

Qian Li^{1,2}, Yan Wang^{1,2*}

¹Shaanxi Climate Center, Xi'an Shaanxi

²CMA Key Open Laboratory of Eco-Environment Meteorology for Qinling Mountains and Loess Plateau, China Meteorological Administration, Xi'an Shaanxi

Received: May 11, 2026; accepted: June 30, 2026; published: July 13, 2026

*通讯作者。

文章引用: 李茜, 王延. 次季节多模式集合预测在陕西汛期降水的应用[J]. 自然科学, 2026, 14(4): 386-400.
DOI: 10.12677/ojns.2026.144043

Abstract

To improve the accuracy of flood-season precipitation prediction in Shaanxi, this study develops a dynamic-statistical forecasting method based on a spatiotemporal projection model (DSTPM), using Multi-Model Ensemble forecast data, and conducts extended-range precipitation prediction experiments. A model post-processing approach that combines model bias correction with constraints from physical predictors is adopted, while differences among climatic regions are incorporated to optimize the model. The results show that: (1) Evaluations across temporal and spatial scales indicate that the MME markedly outperforms individual models, and its forecast skill decreases only gradually as the lead time in pentads increases. (2) Among the six forecast predictors, Outgoing Longwave Radiation (OLR) exhibits the highest forecasting skill and performs consistently across different regions. (3) The DSTPM performs well in northern Shaanxi, central and eastern parts of Guanzhong, and southern Shaanxi, and the Time Correlation Coefficient skill is 3%~6% higher than that of the MME alone, although its predictive capability in the western southern Shaanxi still requires improvement. The development of a dynamic-statistical downscaling forecasting method based on Subseasonal-to-Seasonal (S2S) multi-model forecast products can provide critical forecast information for drought and flood mitigation operations and regional water resource management, thereby strengthening anticipatory disaster prevention and risk-reduction capacity for extreme precipitation events during the flood season.

Keywords

Subseasonal-to-Seasonal, Precipitation during Flood Season, Dynamical-Statistical Downscaling, Verification and Evaluation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

陕西地处中国南北气候过渡带, 秦岭山脉横亘中部形成陕北干旱半干旱区、关中暖温带半湿润区、陕南北亚热带湿润区“三带格局”, 汛期(5~9月)降水占全年60%~70%, 既是黄河流域(陕西段)水资源补给的核心来源, 也直接影响关中平原农业灌溉与陕南生态安全[1][2]。受东亚季风异常、青藏高原热力作用及秦岭地形强迫影响, 汛期降水时空分布差异显著, 如渭河谷地降水依赖低空急流输送, 陕南降水受西南水汽影响更强, 这种复杂性对次季节尺度(10~90天)预测提出迫切需求。次季节尺度可衔接天气预报与气候预测, 为水库调度、农田水利规划提供关键支撑[3]-[5]。

传统单模式预测在复杂地形区存在固有局限: BCC-CPSv3模式对华南前汛期降水的预测技巧虽优于后汛期, 但对地形敏感区的水汽辐合模拟偏差可达20%以上[6]; CFSv2模式对新疆夏季降水的原始预测技巧较低, 经EOF误差订正后, 距平相关系数(ACC)才提升0.19, 印证地形干扰下模式系统性偏差的显著影响[7]。多模式集合相对于单一模式预报技巧有显著提升。APCC MME通过整合多套业务模式, 对2m气温、降水的预测技巧随迭代持续提升, 独立预报期均方根误差(RMSE)较单模式降低15%~20%[8]; NMME系统在十年尺度应用中, 对中纬度降水的距平相关系数(ACC)稳定高于0.3, 且集合平均结果显著优于任一子模式[9]。国内研究也表明, 多模式解释应用集合系统(MODES)通过等权平均、超级集合等方法, 对全国月降水的平均PS评分达68, 为区域预测提供技术参考[10]。

然而针对陕西汛期降水的次季节多模式集合研究相对较少, 现有研究多聚焦长江流域、华南等区域, 如邵春雨[11]开展年代际变化背景下长江流域季节水文气候集合预测研究; 谢洁宏等[12]评估了 S2S 模式对华南前后汛期降水的预报技巧, 并分析了不同类型降水事件的可预报性; 陈丽娟等[13]系统评估了多模式集合平均对我国夏季降水及关键环流和海温场的预测能力。本文在中国气象局(CMA)、欧洲中期天气预报中心(ECMWF)、加拿大环境及气候变化部(ECCC)、美国国家环境预测中心(NCEP)、英国国家气象局(UKMO)共 5 个次季节-季节预报模式数据和多模式集合预测数据产品的预报效果检验评估基础上, 采用环流因子高预报技巧的区域, 利用时空投影方法[14]-[16] (STPM)开展陕西区域延伸期降水的统计降尺度预报试验, 并系统评估其预报技巧。相关工作可为区域水资源优化配置、旱涝风险管控以及地方构建气候适应型社会提供科学依据与技术支撑。

2. 资料与方法

2.1. 数据来源

(1) 1994~2014 年中国国家级地面气象站基本气象要素日值数据集(V3.0)中的降水数据。

(2) 1994~2014 年 5~9 月 CSM1.2、UKMO、ECMWF、ECCC、NCEP 共 5 种模式回算降水数据, 200 hPa 纬向风(U200), 850 hPa 纬向风(U850), 射出长波辐射(OLR), 500 hPa 位势高度(H500), 850 hPa 位势高度(H850), 海平面气压(SLP)。

2.2. 检验方法

时间相关系数(TCC)在显著性上能表征模型预报的时间一致性, 通过计算每个格点的 TCC 可获得一个模型预测技巧的分布, 其公式如下:

$$TCC_i = \frac{\sum_{j=1}^N (x_{i,j} - \bar{x}_i)(y_j - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (x_{i,j} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{j=1}^N (y_j - \bar{y})^2}}$$

i 表示起始候数, j 表示预测候数。 $x_{i,j}$ 代表在 i 候对 j 候的预测, $\bar{x}_i$ 代表 i 候的预测平均。 y_j 表示在 j 候的观测异常, $\bar{y}$ 表示 y_j 的平均, N 表示时间序列数。TCC 的范围介于-1 到 1, TCC 越接近 1, 表示模型预测技巧越高。

距平相关系数(ACC)表征模式预报的空间一致性, 通过计算 ACC 可获得一个预测技巧的时间序列, 其公式如下:

$$ACC_j = \frac{\sum_{i=1}^M \Delta x_{i,j} \Delta y_{i,j}}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \Delta x_{i,j}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M \Delta y_{i,j}^2}}$$

j 代表预测日期, i 代表格点数。 $\Delta x_{i,j}$ 和 $\Delta y_{i,j}$ 分别表示在第 i 个格点上 j 时的预测与观测异常值。 M 是预报区域的格点总数, ACC 的范围也为-1 到 1, ACC 越大, 则表明模式的预测结果与观测的空间模态越一致。

3. S2S 模式预报的候尺度预报产品检验评估

首先对 5 种模式预报的候尺度预报产品进行检验评估。由于 S2S 中 5 个预报模式的历史回算数据时间尺度不一致, 故选择具有相同时间 1999~2010 年的回算数据来进行检验。鉴于每种模式产品频率不一致, 故先确定起报日期, 表 1 列出了 5 种模式预报产品 5~9 月选择的起报日期。

Table 1. Selection of initialization dates for S2S forecast products from May to September**表 1.** S2S 预报产品 5~9 月起报日期的选择

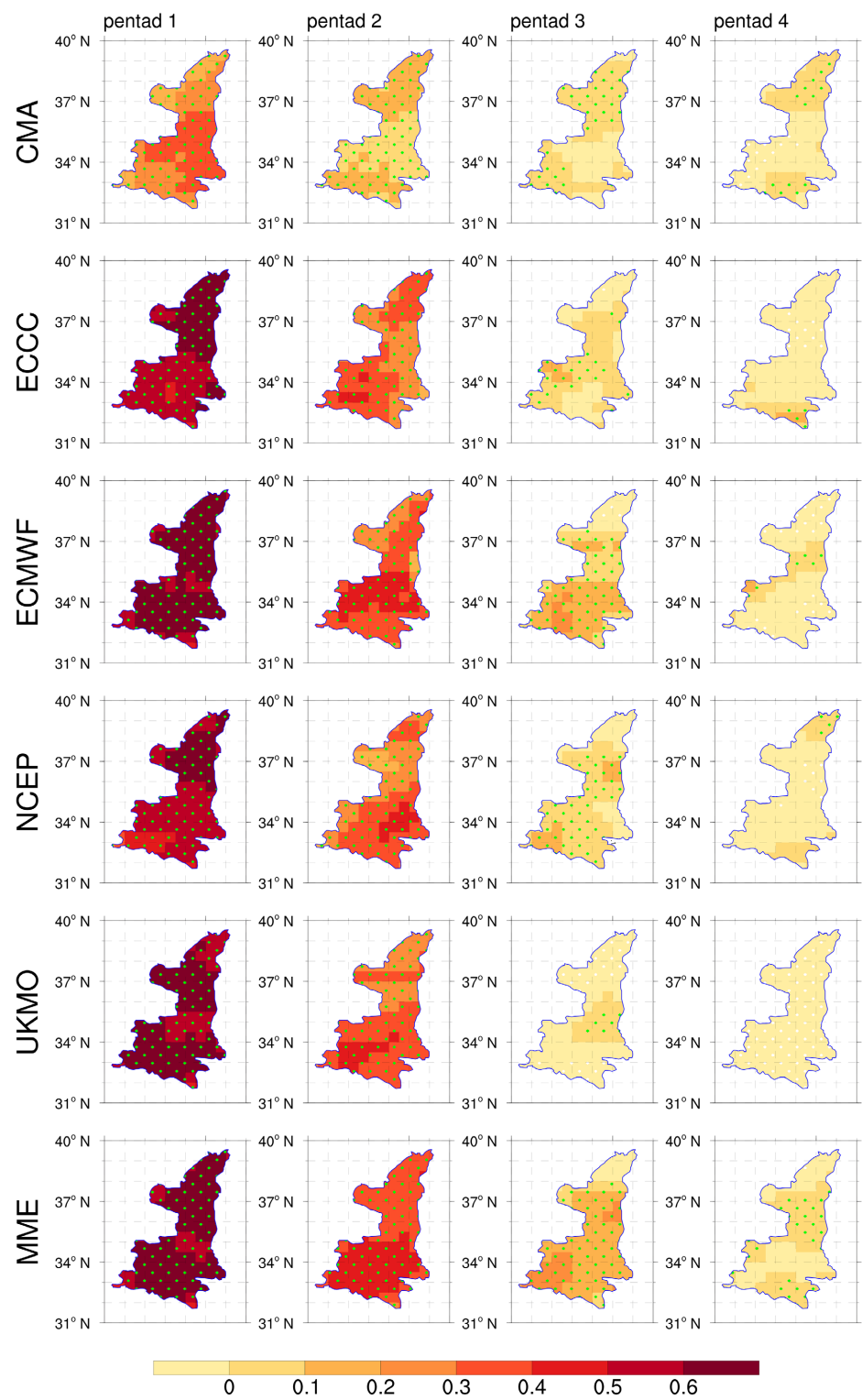
	CMA	UKMO	NCEP	ECMWF	ECCC
起报时间	05-01	05-01	05-01	04-30	05-05
	05-07	05-09	05-07	05-07	05-12
	05-18	05-17	05-18	05-18	05-19
	05-25	05-25	05-24	05-25	05-26
	06-01	06-01	06-01	06-01	06-02
	06-08	06-09	06-08	06-08	06-06
	06-15	06-17	06-18	06-18	06-19
	06-25	06-25	06-25	06-25	06-30
	07-02	07-01	07-02	07-02	07-07
	07-09	07-09	07-09	07-09	07-14
	07-16	07-17	07-16	07-16	07-21
	07-23	07-25	07-23	07-23	07-28
	08-03	08-01	08-03	08-03	08-04
	08-10	08-09	08-10	08-10	08-11
	08-17	08-17	08-17	08-17	08-18
	08-24	08-25	08-24	08-24	08-25
	09-03	09-01	09-03	09-03	09-08
	09-10	09-09	09-10	09-10	09-11
	09-17	09-17	09-17	09-17	09-18
	09-24	09-25	09-24	09-24	09-25

对 5 种模式以及 5 种模式的集合预报产品(MME)进行 TCC 检验(图 1), 区域空间平均($105^{\circ}\text{E}\sim 112^{\circ}\text{E}$, $30^{\circ}\text{N}\sim 40^{\circ}\text{N}$), 得到 TCC 技巧随时长增加而降低, 多模式集合预测明显高于单一模式, 且随着候数增加下降缓慢。计算 1999~2010 年 ACC 的时间平均图(图 2), 可以看出 MME 的预测能力明显高于单一模式, 且随着候数增加下降缓慢, EC 预报技巧最高。ACC 技巧高于 TCC 技巧, 表明模式预报相对于其时间演变而言, 更易于捕获降水的空间分布特征。

4. 基于时空投影模型的动力 - 统计结合的预测方法释用

4.1. 相关分析

选取汛期(5 月 1 日至 9 月 30 日), 将陕西划分为陕北($36^{\circ}\text{N}\sim 40^{\circ}\text{N}$, $107^{\circ}\text{E}\sim 112^{\circ}\text{E}$)、关中($34^{\circ}\text{N}\sim 36^{\circ}\text{N}$, $106^{\circ}\text{E}\sim 111^{\circ}\text{E}$)、陕南($31^{\circ}\text{N}\sim 34^{\circ}\text{N}$, $105^{\circ}\text{E}\sim 111^{\circ}\text{E}$), 分别用三个区域平均降水与模式同期环流场做相关, 确定影响汛期降水的高影响环流因子。图 3 为陕北平均降水分别与同期 H850、H500、OLR、U850、U200、SLP 的相关场, 可以看到各个环流因子与陕北夏季降水均具有较好的同期相关关系, 从 H850 来看, 欧亚中高纬 40°E 以东到 140°E 有一显著的正相关区域, 我国西部区域则存在显著的负相关区域; 从 H500 来看, 正相关区域存在于我国大部区域、西西伯利亚以西的区域, 负相关区域存在于西北太平洋及中亚大



注：该图基于自然资源部标准底图服务网站下载的审图号为 GS(2016)2556 号的标准地图制作，底图无修改，下同。

Figure 1. TCC verification and evaluation of S2S forecast products and MME; The green dots denote correlation coefficients significant at the $\alpha = 0.05$ level

图 1. S2S 预报产品及 MME 的 TCC 检验评估；图中绿点表示为通过 $\alpha = 0.05$ 显著性检验的区域

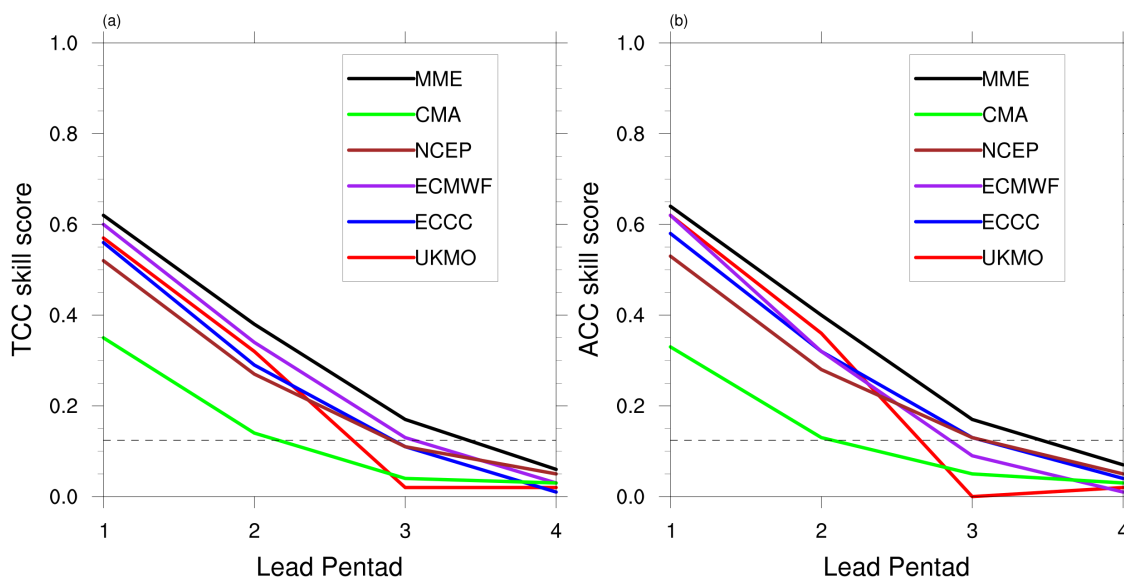


Figure 2. ACC verification and evaluation of multi-model forecast products (The black dashed lines denote correlation coefficients significant at the $\alpha = 0.05$ level)

图 2. 多模式预报产品 ACC 检验评估(图中黑色虚线表示通过 $\alpha = 0.05$ 显著性检验)

陆; 从 OLR 来看, 正相关区域主要存在于我国北方大部, 负相关区域存在南方大部及日本海附近; 从 U850 来看, 正相关区域在我国西南地区大部, 负相关区域存在西北地区大部及中西伯利亚; 从 U200 来看, 正相关区域存在于蒙古国到我国东北区域, 负相关区域在我国大部; 从 SLP 来看, 正相关区域存在于欧亚中高纬 60E 以东到鄂霍次克海附近, 负相关区域存在于我国西北地区大部。图 4 和图 5 分别为关中、陕南平均降水与同期 H850、H500、OLR、U850、U200、SLP 的相关场, 可以看到各个因子相关场与图 3 比较类似, 这表明影响陕西三个区域大尺度降水的环流场较为一致。

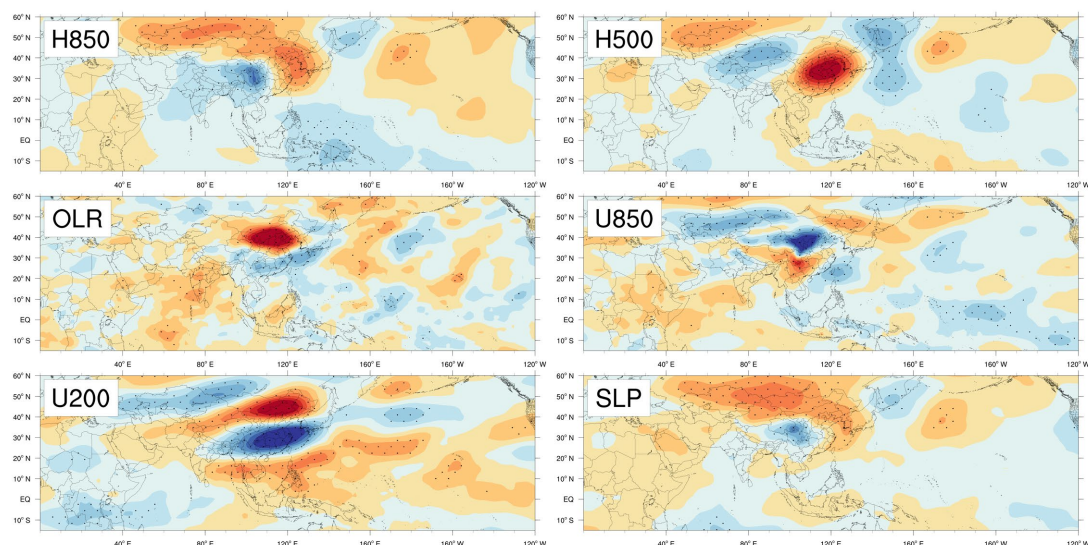


Figure 3. Correlations between the average precipitation in northern Shaanxi from May to September and simultaneous H850, H500, OLR, U850, U200 and SLP (Black dots denote correlation coefficients significant at the $\alpha = 0.05$ level)

图 3. 5~9 月陕北平均降水分别与同期 H850、H500、OLR、U850、U200、SLP 的相关(黑点为通过 $\alpha = 0.05$ 显著性检验的区域)

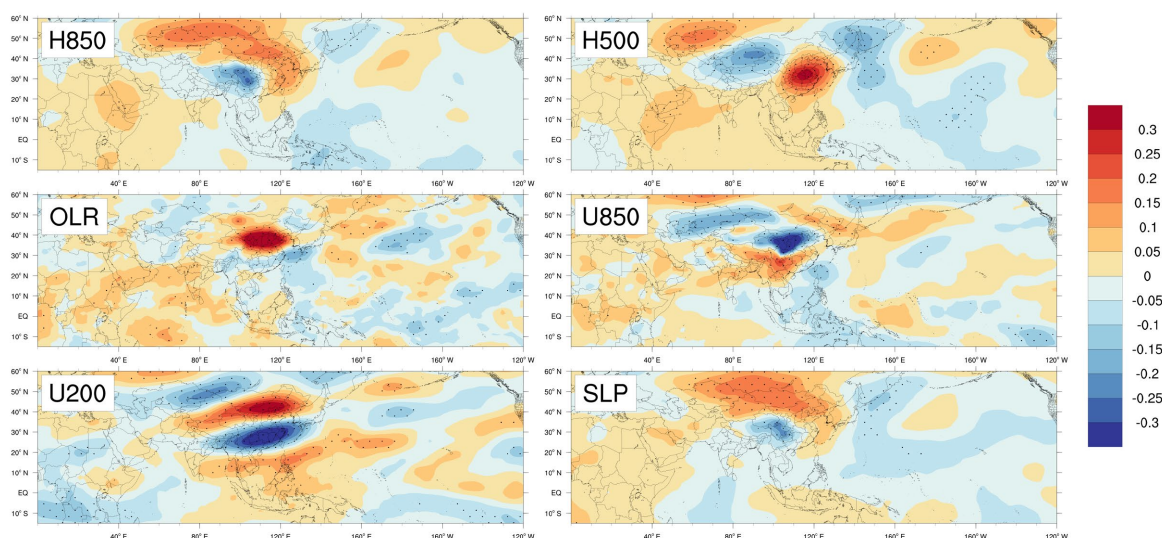


Figure 4. Correlations between the average precipitation in Guanzhong from May to September and simultaneous H850, H500, OLR, U850, U200 and SLP, (Black dots denote correlation coefficients significant at the $\alpha = 0.05$ level)

图 4. 5~9 月关中平均降水分别与同期 H850、H500、OLR、U850、U200、SLP 的相关(黑点为通过 $\alpha = 0.05$ 显著性检验的区域)

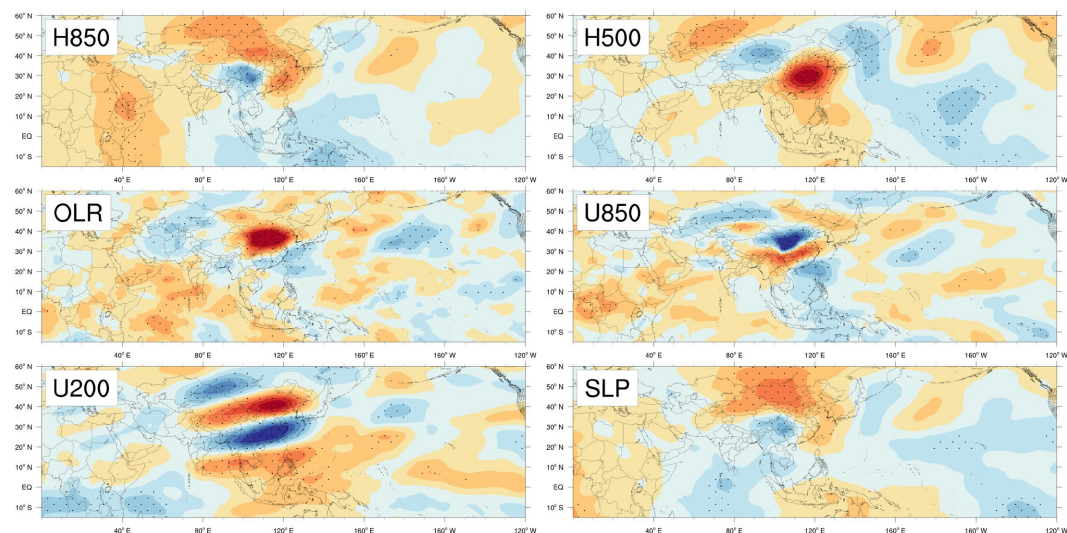


Figure 5. Correlations between the average precipitation in southern Shaanxi from May to September and simultaneous H850, H500, OLR, U850, U200 and SLP (Black dots denote correlation coefficients significant at the $\alpha = 0.05$ level)

图 5. 5~9 月陕南平均降水分别与同期 H850、H500、OLR、U850、U200、SLP 的相关(黑点为通过 $\alpha = 0.05$ 显著性检验的区域)

由图 3 到图 5 可以看到, 在多模式集合(MME)中各个大尺度环流因子与三个区域汛期平均降水具有较好的相关关系, 但各个环流因子之间存在显著差异, 为确保环流因子关键区不能太大(避免 SVD 模态提取过多的噪音信号)而又能提取到有效的次季节信号, 将三个区域预测关键区统一选取为[5°N~60°N, 60°E~120°E]。

4.2. 建立预测模型

基于 MME 模式预报数据作为预报因子, 将陕西汛期降水数据作为预报对象, 将经过预处理的同期

30 天预报因子与同期 30 天预报对象建立 SVD 模型, 利用时空转换方法对预报量进行重构, 并进行后处理量级调节, 最后得到实际预报对象的输出结果。该模型通过识别预报因子与预报对象的同期 SVD 耦合关系, 可实时提供未来 30 天陕西降水的预报, 方法流程如图 6 所示, 其中 X 和 Y 分别为标准化的预报因子场和预报量场。 i_1, n_1 (i_2, n_2) 表示因子场及观测场的空间网格, t 为训练期的时间序列, K 为 SVD 的模态总数。 U_k 和 V_k 分别表示预报因子和预报量的奇异向量。 m 为交叉检验中通过 99% 置信度的 SVD 模态。 M 是通过 99% 置信度的 SVD 模态总数。 U_k 和 V_k 表示预报因子和预报量第 k 个 SVD 模态展开系数的时间序列。实线箭头表示模型训练期, 在 t_p 时的独立预报期用虚线箭头表示。

由于动力时空投影方法在奇异值分解阶段仅保留前 K 个主导时空模态, 会不可避免地损失部分小尺度方差信息, 导致重构的预报场普遍存在系统性振幅偏小的问题。为修正这一偏差, 方法采用基于历史统计特征的逐格点线性缩放方法进行振幅订正。振幅订正的基本思路是, 将时空投影得到的待订正原始预报场, 乘以一个由历史统计特征计算得到的振幅订正系数场。该系数场由历史观测场在对应预报时段的格点标准差场与历史回算预报场在对应预报时段的格点标准差场的比值确定。振幅订正系数是针对每个预报时段单独计算, 以反映不同时段气候变率特征的差异; 订正系数为空间逐格点值, 能够更精确地修正不同地理区域的振幅偏差。

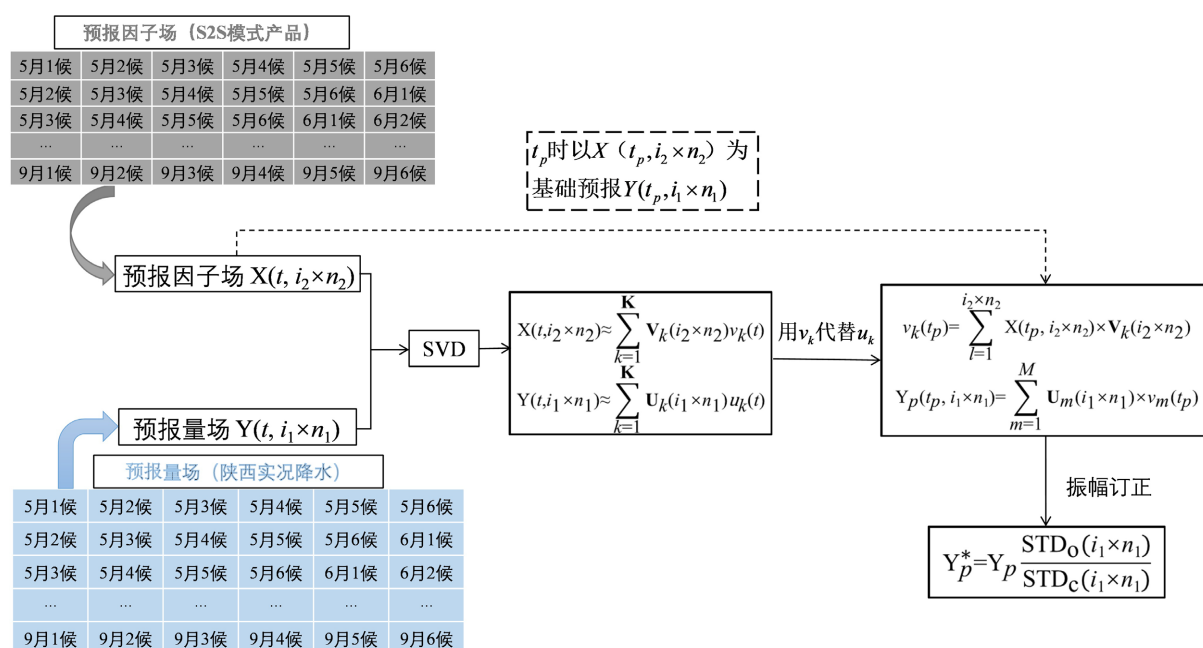


Figure 6. Forecast flow chart of Dynamic Space-Time Projection Method (DSTPM)

图 6. 动力时空投影方法(DSTPM)预报流程图

将 5 到 9 月每个月分为 6 候, 在实际建模过程中, 选取 DSTPM 训练期为 1995~2009 年汛期, 即每年的 5 月第 1 候到 9 月第 6 候, 独立预报范围为 2010~2014 年, 并对该 5 年的预报性能进行评估。

4.3. 预测模型性能评估

基于 MME 的 850 hPa、200 hPa 纬向风(U850、U200), 500 hPa、850 hPa 位势高度(H500、H850), 向外长波辐射(OLR), 海平面气压(SLP)共 6 个环流因子对陕西汛期降水的预报进行评估。上述因子分别表征了高低空环流配置、中低层大气动力结构、热带对流活动强度及地面气压系统特征, 覆盖了影响我国

东部夏季降水的主要环流系统, 能够全面反映东亚夏季风进退、西太平洋副热带高压位置与强度、中纬度西风带波动及热带水汽输送等关键过程对陕西降水的综合影响。考虑到陕西省南北跨越 3 个气候带, 气候类型与降水成因存在显著区域差异, 若采用全省统一的因子组合进行预报, 将无法准确捕捉不同区域降水的主导影响机制。为此, 本研究将陕西省划分为陕北、关中、陕南三个区域, 分别计算各环流因子与对应区域汛期降水的同期及前期相关系数, 并通过多因子敏感性试验系统评估了不同因子组合的预报性能。**表 2** 给出了各个因子在超前 1 候至 6 候预报陕北延伸期降水的交叉检验的 ACC 技巧。由**表 2** 可以看出, 各个预测因子预报技巧存在显著差别, 在提前 2 到 3 候具有较高的预测技巧, 其中 H500 在提前 3 到 4 候预测技巧可达 0.3 以上。预报技巧较高的有 H500、OLR、SLP, U850 的预测能力较差。

Table 2. Average ACC skill of each factor for precipitation prediction in northern Shaanxi at lead times from pentad 1 to pentad 6

表 2. 各个因子在超前 1 候至 6 候预测陕北降水的平均 ACC 技巧

	1 Pentad	2 Pentad	3 Pentad	4 Pentad	5 Pentad	6 Pentad
H500	0.086	0.157	0.358	0.319	−0.175	0.079
H850	0.004	0.140	0.232	0.176	−0.176	0.033
OLR	0.191	−0.219	−0.077	0.028	−0.176	0.046
U850	−0.092	−0.106	0.121	0.135	−0.152	−0.052
U200	0.080	0.244	0.107	0.291	−0.262	0.312
SLP	0.163	0.054	0.119	0.226	−0.023	0.155

表 3 给出了各个因子在超前 1 候至 6 候预报关中汛期延伸期降水的交叉检验的 ACC 技巧。由**表 3** 可以看出, 各个预测因子预报技巧存在显著差别, 在提前 3 到 4 候具有较高的预测技巧, 提前 2 候、5 候预报技巧较低, 其中 H500 在提前 6 候预测技巧可达 0.36 以上。预报技巧较高的有 H500、OLR、U200, U850 的预测能力较差。

Table 3. Average ACC skill of each factor for flood-season precipitation prediction in Guanzhong with lead times from the 1st pentad to the 6th pentad

表 3. 各个因子在超前 1 候至 6 候预测关中汛期降水的平均 ACC 技巧

	1 Pentad	2 Pentad	3 Pentad	4 Pentad	5 Pentad	6 Pentad
H500	0.366	−0.200	0.303	0.086	−0.334	0.362
H850	−0.065	0.030	0.347	0.127	−0.307	0.014
OLR	0.287	−0.154	0.178	−0.038	−0.096	0.075
U850	−0.128	−0.281	−0.237	0.144	−0.149	0.028
U200	0.317	−0.030	0.213	−0.050	−0.364	0.216
SLP	0.191	−0.156	0.076	0.212	−0.225	0.055

表 4 给出了各个因子在超前 1 候至 6 候预报陕南汛期延伸期降水的交叉检验的 ACC 技巧。由**表 5** 可以看出, 各个预测因子预报技巧存在显著差别, 在提前 6 候具有较高的预测技巧, 提前 5 候预报技巧较低, 其中 H500 在提前 6 候预测技巧可达 0.28 以上。预报技巧较高的有 H850、U850、U200, OLR 的预测能力较差。

Table 4. Average ACC skill of each factor in predicting flood season precipitation in southern Shaanxi with lead times from the 1st pentad to the 6th pentad**表 4.** 各个因子在超前 1 候至 6 候预测陕南汛期降水的平均 ACC 技巧

	1 Pentad	2 Pentad	3 Pentad	4 Pentad	5 Pentad	6 Pentad
H500	0.127	-0.119	0.007	-0.186	-0.201	0.281
H850	0.198	0.015	0.090	-0.169	-0.114	0.066
OLR	0.189	-0.214	-0.061	-0.197	-0.031	-0.243
U850	0.211	-0.138	-0.288	0.081	0.095	0.087
U200	0.209	0.113	0.053	-0.225	-0.207	0.083
SLP	0.080	-0.058	0.007	0.008	-0.067	0.240

根据 1994~2014 年共计 21 年交叉检验的结果表明, 每个区域筛选出的 3 个高相关因子组合, 在交叉验证中均表现出优于全部 6 因子组合的预报精度, 能够更精准地反映各区域降水的主要环流驱动因素, 为后续动力时空投影预报模型的构建奠定了基础。表 5 给出了陕北、关中、陕南三个区域最终确定的三个预测因子做独立预报。

Table 5. Selected predictive circulation factors for the three regions**表 5.** 三个区域选取的预报环流因子

陕北	H500、OLR、SLP
关中	H500、OLR、U200
陕南	H850、U850、U200

图 7 给出了 DSTPM 对 2010~2014 年陕西汛期降水独立预报的 TCC 技巧分布, 可以看到不同区域的预测技巧存在差异, DSTPM 在第 1、2、4 候对陕北地区的预报效果较好, 在第 1、4、6 候对关中地区的预报效果较好, 在第 4、6 候对陕南大部的预测效果较好, 但该动力-统计结合的预报方法在第 3、5 候对我省大部区域的预测能力不足, TCC 技巧在 0.1 以下。这种时空分布也反映了大尺度环流统计关系的稳定性差异与局地降水形成机制的复杂性。从次季节尺度信号演变来看, 热带季节内振荡(MJO)和准双周振荡(QBWO)是影响陕西汛期降水次季节变率的主要信号, 而第 3、5 候是 MJO 信号较弱或位相转换的关键时期, 此时大尺度环流的可预报性本身较低, 基于统计关系的 DSTPM 模型难以有效捕捉这种弱信号或快速变化的信号, 准双周振荡传播速度和强度的年际差异进一步增加了特定时段预报的难度。对于局地地形效应, 陕南西部复杂的地形产生的局地环流和对流活动对降水的贡献显著高于省内其他区域, DSTPM 模型无法精细刻画地形对降水的局地调制作用。

基于 MME 模式提前 1~6 候预测的 TCC 技巧空间分布如图 8 所示, 预测技巧随候数增长而降低, 模式提前 1 候对陕西区域的降水具有一定的预报技巧, 技巧大值区主要存在于陕北南部、关中大部及陕南西部。

根据上述对比试验表明, DSTPM 对陕西汛期降水的次季节预报能力优于 MME 直接预报。DSTPM 对陕西三个区域的 TCC 技巧较 MME 本身提升了 3%~6%, 其中陕北地区的提升最为明显。DSTPM 在第 1、2、4、6 候的改进效果尤为显著, 而在第 3、5 候等环流快速调整期, 仍能保持一定的预报能力。误差分解分析显示(表略), DSTPM 对直接用 MME 误差的订正主要来自于对方差偏差的修正, 同时也部分改善了平均偏差。

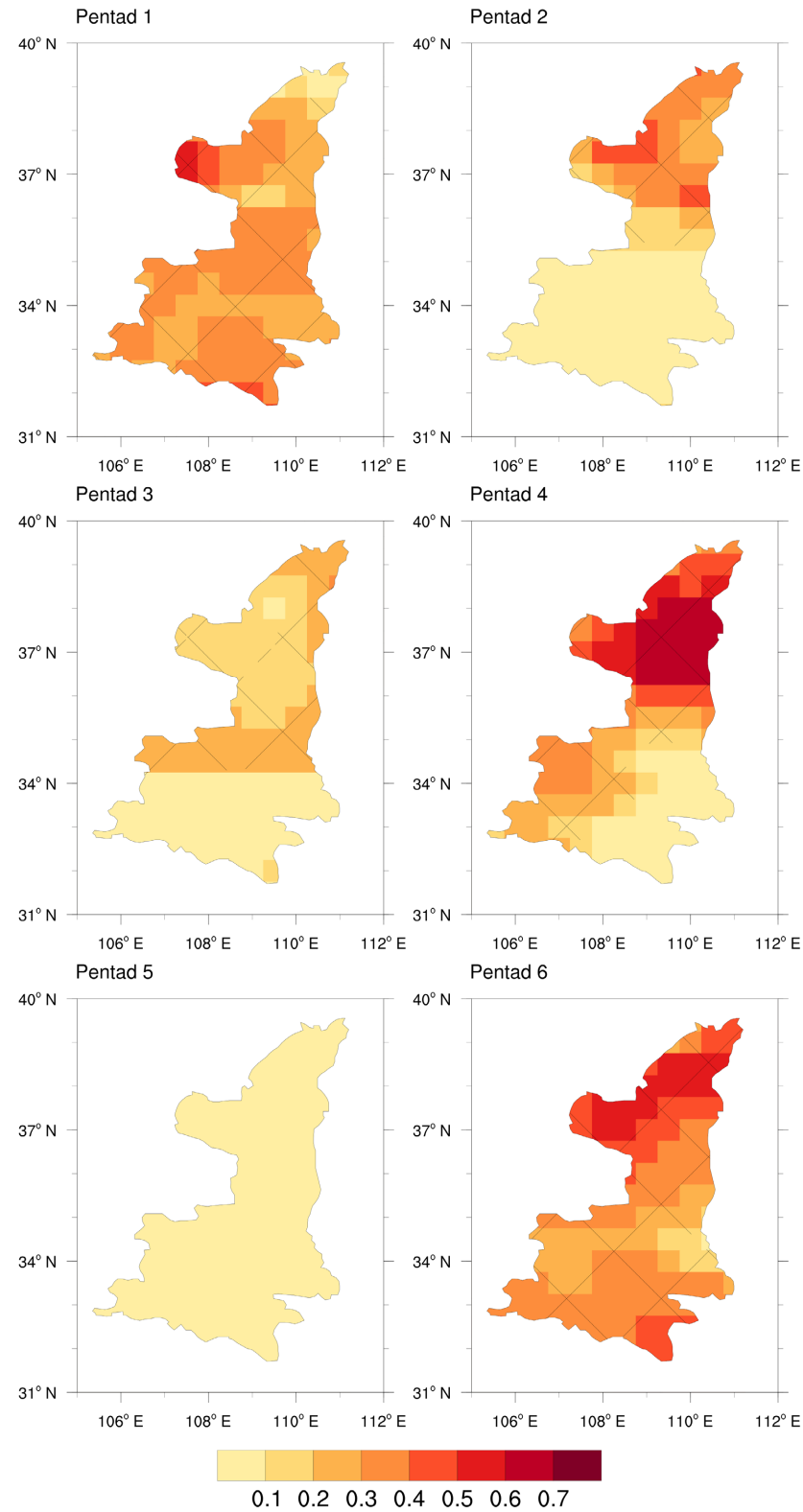


Figure 7. TCC of precipitation over Shaanxi predicted by the DSTPM. The black solid lines denote correlation coefficients significant at the $\alpha = 0.05$ level

图 7. DSTPM 预测陕西降水的 TCC，其中黑色实线为通过 $\alpha = 0.05$ 显著性检验的区域

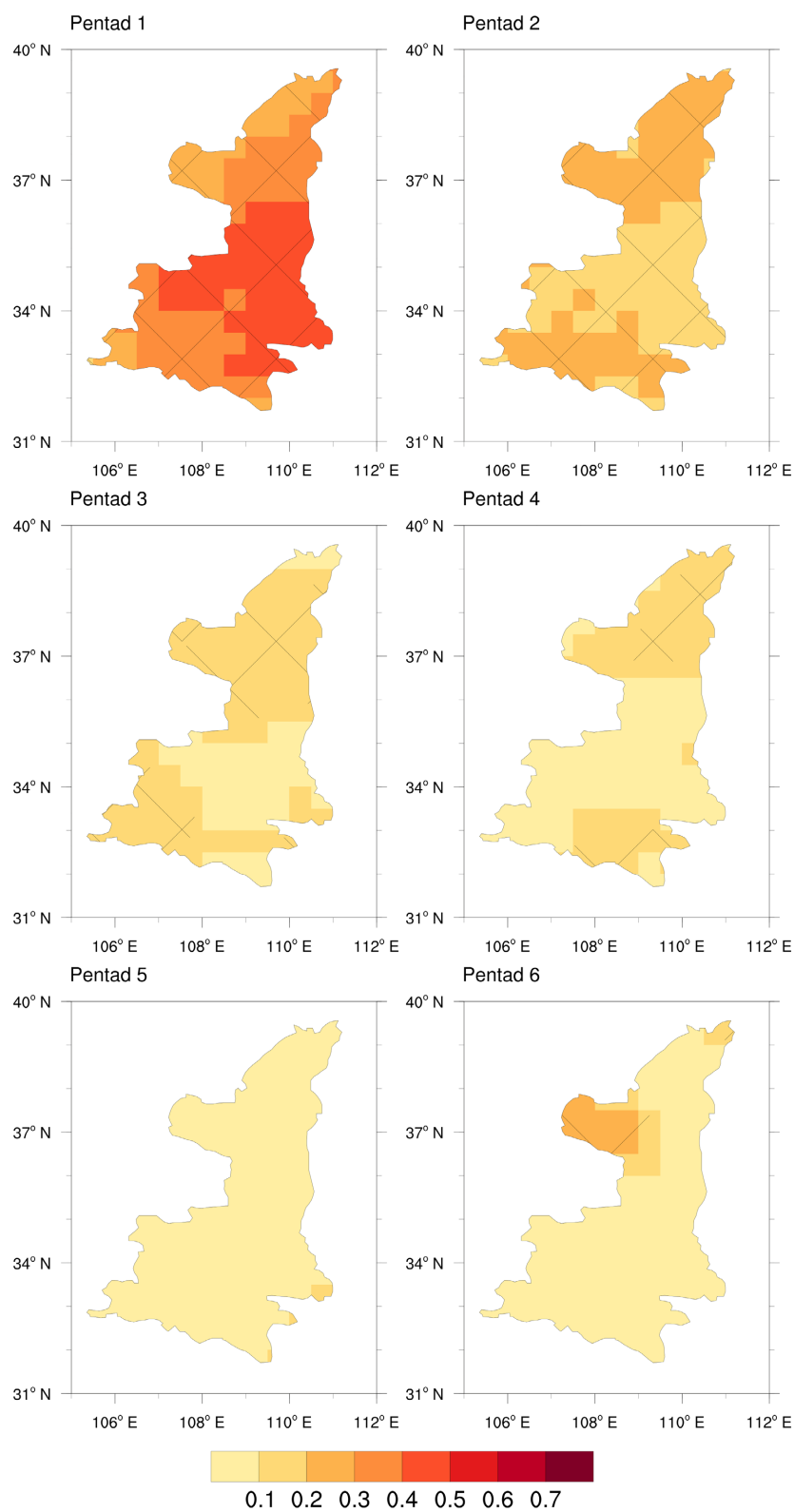


Figure 8. TCC of flood-season precipitation over Shaanxi predicted by MME (The black solid lines denote correlation coefficients significant at the $\alpha = 0.05$ level)

图 8. MME 预测陕西汛期降水的 TCC (黑色实线为通过 $\alpha = 0.05$ 显著性检验的区域)

因此, 选取 2013 年 8 月 31 日对未来 3~6 候(9 月 3~6 候)的预报进行检验, DSTPM 预报的降水距平及实况的降水距平如图 9 所示, 可以看到在第 3 候, DSTPM 预报出全省大部降水偏少 0~5 mm, 实况降水为全省大部偏少 0~2 mm; 在第 4 候, DSTPM 预报出全省降水大部偏多 0~5 mm, 实况降水为偏多 0~12 mm, DSTPM 能较好的模拟出“北多南少”的分布特征; 在第 5 候, DSTPM 预报出陕北北部、陕南大部偏多 0~5 mm, 陕北南部、关中大部偏少 0~5 mm, 实况为陕北北部、陕南南部偏少 0~5 mm, 陕北南部、关中大部、陕南北部偏多 0~7 mm, DSTPM 预测效果较差在第 6 候, DSTPM 预报出陕北大部、关中北部偏少 0~5 mm, 关中南、陕南大部偏多 0~5 mm, 实况为全省大部偏少 0~5 mm, DSTPM 较为准备地预报出来了陕北、关中降水偏少的特征, 对陕南的预报能力不足。

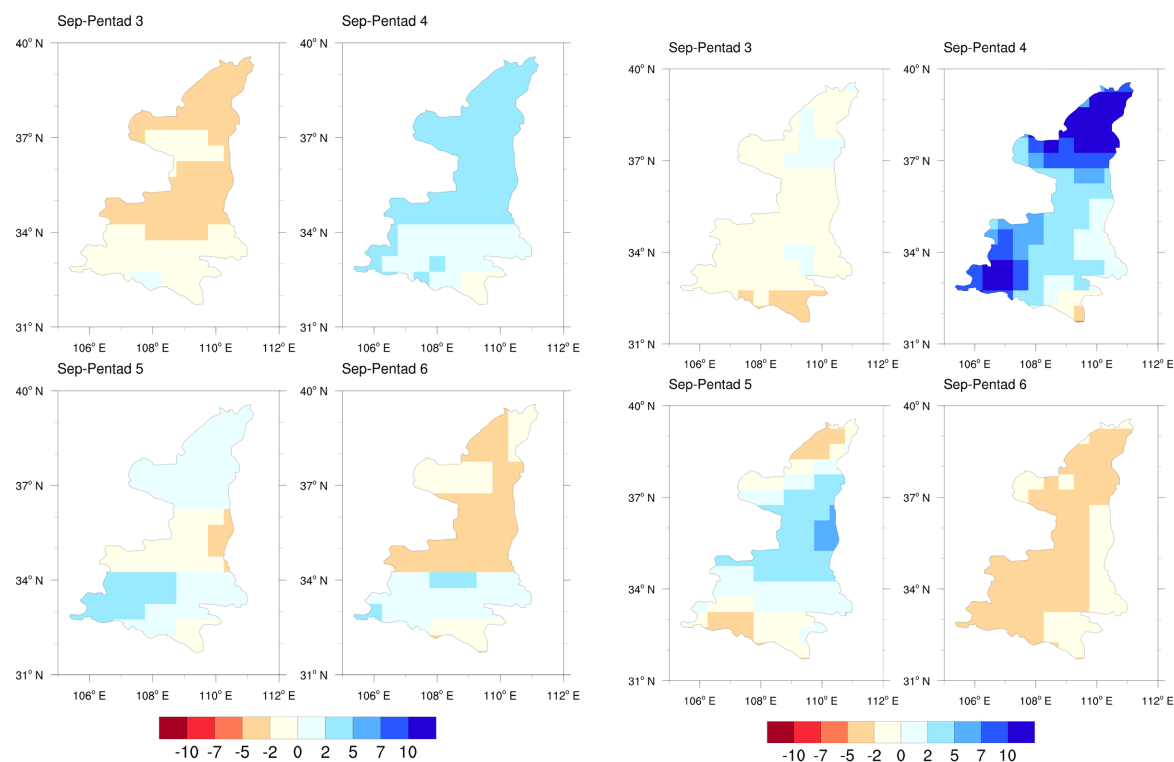


Figure 9. Precipitation anomalies predicted by the DSTPM at lead pentads of 3~6 (left, unit: $\text{mm}\cdot\text{d}^{-1}$) and observed precipitation anomalies for pentads 3~6 in September 2013 (right, unit: $\text{mm}\cdot\text{d}^{-1}$)

图 9. DSTPM 提前 3~6 候预报的降水距平(左, 单位: $\text{mm}\cdot\text{d}^{-1}$)和 2013 年 9 月 3~6 候实况降水距平(右, 单位: $\text{mm}\cdot\text{d}^{-1}$)

5. 结论与讨论

基于国内外 5 种次季节-季节预报模式数据及格点观测数据, 检验评估模式预报技巧。利用 MME 结合 DSTPM, 开展陕西汛期延伸期降水预测。通过对陕北、关中、陕南不同区域寻找稳定的环流预报因子, 并基于确定性预报评估方法对预测结果进行了评估, 验证了其预报能力, 主要结论:

(1) 对 5 种模式进行时空尺度检验评估, TCC 技巧随时长增加而降低, 多模式集合预测明显高于单一模式, 且随着候数增加下降缓慢。ACC 技巧高于 TCC 技巧, 表明模式预报相对于其时间演变而言, 更易于捕获降水的空间分布特征。

(2) 陕西汛期降水与 MME 模式同期 H500、OLR、U850、U200 环流场相关场均表现出在东亚地区有较高的相关性。同预报因子(H500, OLR, U200, U850)的预报能力存在差异, 其中 OLR 的预报技巧最为突出, TCC 的平均技巧超过 0.2, 且随候数增加, 预测技巧较为稳定。其中, 陕北预报技巧较高的因子有

H500、OLR、U200, 关中预报技巧较高的有 H500、OLR、U200, 陕南预报技巧较高的有 H850、U850、U200。

(3) 从 TCC 技巧的空间分布来看, DSTPM 对陕北、关中及陕南中东部的预报效果较好, 该动力-统计结合的预报方法随时间延长技巧下降缓慢, 但对陕南西部的预测能力有待提升。

(4) 结合预报个例的检验来看, DSTPM 在提前 3~6 候能够预测出陕西汛期降水由“偏少-偏多-偏少”的月内变化特征, 但对陕南的预报能力不足, 对降水量级的把握与实况存在差异。

本文基于 MME 构建的统计降尺度预报方法, 为陕西汛期延伸期降水预测提供了有效尝试, 但仍存在明显局限。一方面, 当前方法对观测资料的质量和代表性较为敏感, 尤其在陕南复杂地形区观测站点稀疏, 可能影响模型对局地降水信号的捕捉与验证效果[17][18]。另一方面, 对陕西地区延伸期降水的物理机制理解仍有深化空间, 特别是陕南秦巴山区地形与大气环流的相互作用、季节内振荡(ISO)对区域水汽输送的调制等关键过程尚未充分纳入预测模型[19], 限制了预测技巧的进一步提升。

为进一步提升预报能力, 未来可从以下方向重点突破: 一是引入高分辨率动力降尺度, 通过区域气候模式精细刻画地形强迫与局地环流特征, 提升对陕南等复杂下垫面区域降水的物理描述能力; 二是基于深度学习的人工智能预测模型, 增强预报的客观性与稳定性[20][21]; 三是持续深化“统计-动力”融合的可预报性研究, 结合延伸期可预报性来源(如 MJO、BSISO 等)的动力学分析[22][23], 优化预报因子选取与模型构建, 进一步提高预测的准确率和空间一致性。

基金项目

中国气象局创新发展专项(CXFZ2025J032)。

参考文献

- [1] 胡启元, 覃章才, 戚友存, 等. 陕西省汛期 5 类天气环流降水雨滴谱分布统计特征对比[J]. 大气科学, 2025, 49(5): 1341-1354.
- [2] 李静睿. 陕西省近 34 年汛期极端降水事件变化特征分析[J]. 绿色科技, 2019(22): 45-48+55.
- [3] 王延. S2S 多模式资料在海洋性大陆区域及我国延伸期降水预报中的应用[D]: [硕士学位论文]. 成都: 成都信息工程大学, 2020.
- [4] Amato, F., Guignard, F., Robert, S., et al. (2020) A novel Framework for Spatio-Temporal Prediction of Environmental Data Using Deep Learning. *Scientific Reports*, **10**, Article No. 22243. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-79148-7>
- [5] 李栋梁, 王春学, 刘洪兰. 中国西北干旱区气候形成与变化[M]. 北京: 气象出版社, 2019: 89-112.
- [6] 汪明圣, 胡婷, 谢洁宏, 等. BCC-CPSv3 S2S 模式对广东汛期降水的预测技巧分析[J]. 广东气象, 2023, 45(6): 70-74.
- [7] 段春锋, 张太西, 程智, 等. CFSv2 模式对新疆夏季降水的预测评估及 EOF 订正[J]. 沙漠与绿洲气象, 2022, 16(4): 31-39.
- [8] Yhang, Y.B., Lim, C.M. and Jeong, D. (2025) APEC Climate Center Multi-MODEL Ensemble Dataset for Seasonal Climate Prediction. *Scientific Data*, **12**, 1-12. <https://doi.org/10.1038/s41597-025-04643-3>
- [9] Becker, E.J., Kirtman, B.P., L'Heureux, M., et al. (2022) A Decade of the North American Multimodel Ensemble (NMME): Research, Application, and Future Directions. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **103**, E421-E450. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-20-0327.1>
- [10] 刘长征, 杜良敏, 柯宗建, 等. 国家气候中心多模式解释应用集成预测[J]. 应用气象学报, 2013, 24(6): 677-685.
- [11] 邵春雨. 年代际变化背景下长江流域季节水文气候集合预测研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京信息工程大学, 2023.
- [12] 谢洁宏, 林巧美, 胡娅敏, 等. 次季节-季节预报模式对华南前后汛期降水的预报技巧评估[J]. 热带气象学报, 2025, 41(2): 224-235.
- [13] 陈丽娟, 张海鹏, 刘景鹏. 多模式集合对我国夏季降水的预测能力[J]. 应用气象学报, 2026, 37(3): 257-272.

-
- [14] Hsu, P.C., Li, T., You, L.J., *et al.* (2015) A Spatial-Temporal-Projection Model for 10-30 Day Rainfall Forecast in South China. *Climate Dynamics*, **44**, 1227-1244. <https://doi.org/10.1007/s00382-014-2215-4>
- [15] Zhu, Z.W. and Li, T. (2017) Empirical Prediction of the Onset Dates of South China Sea Summer Monsoon. *Climate Dynamics*, **48**, 1633-1645. <https://doi.org/10.1007/s00382-016-3164-x>
- [16] 徐邦琪, 臧钰歆, 朱志伟, 等. 时空投影模型(STPM)的次季节至季节(S2S)预测应用进展[J]. 大气科学学报, 2020, 43(1): 212-224.
- [17] 肖贻青, 马永永, 陈小婷, 等. 陕南汉江盆地一次冷锋触发的短时强降水过程及预报检验[J]. 干旱气象, 2023, 41(6): 972-983.
- [18] 钟水新. 地形对降水的影响机理及预报方法研究进展[J]. 高原气象, 2020, 39(5): 1122-1132.
- [19] Vitart, F. and Robertson, A.W. (2018) The Sub-Seasonal to Seasonal Prediction Project (S2S) and the Prediction of Extreme Events. *Climate and Atmospheric Science*, **3**, Article No. 3. <https://doi.org/10.1038/s41612-018-0013-0>
- [20] Chen, L., Zhong, X.H., Zhang, F., *et al.* (2023) FuXi: A Cascade Machine Learning Forecasting System for 15-Day Global Weather Forecast. *npj Climate and Atmospheric Science*, **6**, Article No. 190. <https://doi.org/10.1038/s41612-023-00512-1>
- [21] Bi, K.F., Xie, L.X., Zhang, H.H., *et al.* (2023) Accurate Medium-Range Global Weather Forecasting with 3D Neural Networks. *Nature*, **619**, 533-538. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06185-3>
- [22] Lee, J.Y., Wang, B., Wheeler, M.C., *et al.* (2013) Real-Time Multivariate Indices for the Boreal Summer Intraseasonal Oscillation over the Asian Summer Monsoon Region. *Climate Dynamics*, **40**, 493-509. <https://doi.org/10.1007/s00382-012-1544-4>
- [23] Cheng, T.F., Wang, B., Liu, F., *et al.* (2025) Shifts in MJO Behavior Enhance Predictability of Subseasonal Precipitation Whiplashes. *Nature Communications*, **16**, Article No. 3978. <https://doi.org/10.1038/s41467-025-58955-4>