王胜，徐敏，王梓楠，等，2026. 基于 S2S 气候模式驱动的淮河流域径流预测方法研究[J]. 气象，52(11)：1385-1397. Wang S，Xu M，Wang Z N，et al，2026. Methods for runoff prediction in the Huaihe River Basin driven by S2S climate models[J]. Meteor Mon，52(11)：1385-1397(in Chinese).

基于 S2S 气候模式驱动的淮河流域径流预测方法研究*

王 胜[1,2] 徐 敏[2] 王梓楠[3] 刘俊杰[2] 管子健[2]
丁小俊[2] 戴 娟[2] 吴 蓉[2]

1 淮河流域气象中心，合肥 230031
2 安徽省气候中心，合肥 230031
3 安徽师范大学化学与材料科学学院，芜湖 241000

提 要： 次季节至季节(subseasonal to seasonal，S2S)水文预测是支撑流域水资源调度与防洪减灾的重要技术手段。基于SWAT2012(以下简称 SWAT)模型建立淮河流域半分布式水文模拟系统，分别采用 3 套 S2S 气候模式(CMA-CPSv3、CMME-S2S、AH-EDDS)的历史回报数据驱动，构建淮河流域 S2S 径流预测系统。在此基础上开展历史回报与实时预测试验，分别评估水文模型模拟精度、气候模式预测技巧及径流预测效果。结果表明：率定后的 SWAT 模型在率定期(1981—2010 年)与验证期(2011—2020 年)确定性系数 $R^2 \geqslant 0.88$、纳什效率系数 NSE$\geqslant$0.85，地下水延迟时间、SCS 曲线数乘子、浅层地下水出流阈值和主河道曼宁系数为 4 个主要敏感参数。S2S 模式驱动的径流预测技巧存在显著季节差异，枯水期 CMA-CPSv3、CMME-S2S 有效预报时效可达 40 d，丰水期为 1～5 d，AH-EDDS 丰水期有效预报时效为 6～10 d。3 套模式对极端降水预报均表现出命中率偏低、空报率偏高及量级系统性低估的特征，AH-EDDS 在降水频率分布与极端降水命中率方面优于其余 2 套模式。将径流三分位(即按径流量从低到高划分为枯水、平水、丰水 3 级)概率预测与极端事件阈值法相结合，可识别流域水文风险，复现了 2008 年、2016 年、2020 年丰水期洪水信号以及 2009 年、2011 年、2014 年枯水期干旱信号。在 2025 年丰水期实时预测试验中，AH-EDDS 预测的旱涝趋势与同期参照模拟径流吻合度更高。

关键词： 次季节至季节预测，SWAT 模型，淮河流域，径流预测，预测技巧

中图分类号： P338，P463 **文献标志码：** A **DOI：** 10.7519/j.issn.1000-0526.2026.071201

Methods for Runoff Prediction in the Huaihe River Basin Driven by S2S Climate Models

WANG Sheng[1,2] XU Min[2] WANG Zinan[3] LIU Junjie[2] GUAN Zijian[2]
DING Xiaojun[2] DAI Juan[2] WU Rong[2]

1 Huaihe River Basin Meteorological Centre, Hefei 230031
2 Anhui Climate Center, Hefei 230031
3 College of Chemistry and Materials Science, Anhui Normal University, Wuhu 241000

Abstract: Subseasonal to Seasonal (S2S) hydrological prediction is an important technical tool supporting watershed water resources regulation and flood control. In this study, a semi-distributed hydrological modeling system for the Huaihe River Basin was established based on the SWAT2012 model, and a runoff prediction system was constructed by driving the model with historical hindcast data from three S2S climate

* 淮河流域气象开放研究基金(HRM202404)、华东区域气象科技协同创新基金合作项目(QYHZF202309)和安徽省自然科学基金(2408055UQ008)共同资助
2026 年 3 月 11 日收稿； 2026 年 8 月 12 日收修定稿
第一作者：王胜，主要从事气候影响评估研究. E-mail：ws7810@163.com

models (CMA-CPSv3, CMME-S2S, and AH-EDDS) covering 2006－2024 (AH-EDDS: 2009－2024). On this basis, historical hindcast and real-time prediction experiments were conducted to systematically evaluate the accuracy of hydrological model simulations, climate model prediction skills, and runoff prediction performance. The results show that the calibrated SWAT 2012 model performs well during both the calibration period (1981－2010) and validation period (2011－2020), with the coefficient of determination R^2 ≥0.88 and Nash-Sutcliffe efficiency coefficient NSE≥0.85. Groundwater delay time, SCS curve number multiplier, shallow groundwater outflow threshold, and main channel Manning's coefficient are identified as the four most sensitive parameters. The runoff prediction skills driven by S2S models exhibit pronounced seasonal differences, that is, during the dry season, the effective forecast lead time of CMA-CPSv3 and CMME-S2S can reach 40 days, whereas during the wet season it is only 1－5 days. In contrast, the AH-EDDS model achieves an effective forecast lead time of 6－10 days in the wet season. All the three models display common biases in extreme precipitation forecasts, including low probability of detection (POD), high false alarm ratio, and systematic underestimation of precipitation magnitude. Among them, AH-EDDS outperforms the other two models in terms of precipitation frequency distribution and extreme precipitation POD. The combination of the tercile probability prediction method for runoff (i.e., dividing runoff into three categories: low, normal, and high flow) and the extreme event threshold approach can make it achievable to identify watershed hydrological risks and successfully reproduce flood signals during the wet seasons of 2008, 2016 and 2020, as well as drought signals during the dry seasons of 2009, 2011 and 2014. In the real-time prediction experiment for the 2025 wet season, the drought/flood trend predicted by AH-EDDS shows higher consistency with the reference simulation. The S2S runoff prediction system developed in this study provides a methodological foundation for S2S-scale runoff prediction in the Huaihe River Basin.

Key words: subseasonal to seasonal prediction (S2S), SWAT model, Huaihe River Basin, runoff prediction, prediction skill

引 言

全球气候变化背景下,极端洪旱事件的发生频率与强度显著上升,时空演变特征趋于复杂,对流域水资源精细化管理及防洪抗旱决策提出了更高要求(IPCC,2021;Knutson et al,2020)。次季节至季节(subseasonal to seasonal,S2S)尺度预测衔接短期天气预报与长期季节气候预测,可提供超前11～60 d的预测信息;将其应用于流域水文预报,可为流域灾害防御部署、水资源动态调度争取关键时间窗口(池艳珍等,2023;孙晨等,2025)。为推动S2S预测技术的全球化发展与业务化应用,世界气象组织于2013年正式启动S2S预测计划,建立了全球共享的S2S模式数据库,有效促进了气候模式与水文模型的结合研究(Robertson et al,2015;Vitart et al,2017)。

国际学界将多种S2S模式与水文模型相结合,在莱茵河、北欧典型湿润区等开展径流预测研究,分析预测能力随预报时效的衰减规律,验证S2S模式在月尺度水文预测中的应用潜力(Yuan et al,2011;Svensson et al,2015;Arnal et al,2018;孙周亮等,2023)。国内研究侧重气象驱动机制与径流成因解析:赵铜铁钢等(2024)综述了全球气象预报驱动流域水文预报的研究进展;王国庆等(2020)定量解析了中国主要江河径流演变驱动因子;刘绿柳等(2023)基于CMA-CPSv3模式与HBV水文模型,构建了黄河流域未来40 d径流与干旱概率预测模型,验证了S2S模式在北方干旱半干旱流域的适用性。然而,海气耦合过程对东亚冬季风季节至次季节变率的显著调控作用,构成S2S预测固有的物理不确定性来源(钟沃谷和吴志伟,2025),进一步增加了S2S模式在中纬度季风区流域水文应用中的复杂性。现有研究虽证实了S2S模式具备径流预测

潜力,但研究区域多集中于北方干旱半干旱流域或少数湿润流域,对旱涝交替频繁的江淮气候过渡区的适应性尚未得到系统验证;且已有研究多为单一 S2S 模式应用,缺乏全球模式、多模式集合与区域气候模式产品的综合对比评估;在极端事件预测方面,多侧重成功案例的复盘分析,缺少对预测偏差及系统性误差的定量评估,业务化转化能力不足。目前,针对淮河流域的 S2S 模式驱动水文模型系统研究尚属空白,缺乏适配该流域气候水文特征的 S2S 径流预测系统。

当前流域径流预测方法主要分为三类:一是经验统计方法(王国庆等,2020),该方法依赖稳定的统计假设,在气候非平稳变化条件下预测能力有限,尤其对极端事件的预报技巧不足;二是机器学习数据驱动方法(Zednik,2021),其虽在短期天气预报中表现较好,但物理机制不明确,预报时效难以延伸至次季节尺度;三是气象预报驱动水文模型方法(王胜等,2018),其中以数值天气预报驱动的水文模型预报时效通常限于 1～10 d,难以满足流域中长期水资源调度需求。S2S 气候模式预测可提供 11～60 d 的预测信息,有效衔接短期天气预报与季节气候预测。SWAT(soil and water assessment tool)半分布式水文模型,能够基于气象、土壤、土地利用等数据模拟完整流域水文循环过程,较好地反映下垫面空间差异化程度。将 S2S 气候模式与 SWAT 模型相结合,既保留了物理机制的可解释性,又将预报时效延伸至次季节尺度,同时提供子流域尺度的径流空间分布信息,在物理机制和预报时效方面均具有明显优势。

本研究以淮河中上游流域为研究区域,基于 SWAT 半分布式水文模型,利用 3 套 S2S 模式驱动,开展历史回报与实时预测试验。在此基础上,系统揭示多模式在淮河流域降水和径流预测中的时效与季节差异,定量评估不同模式的预报偏差特征及误差传递过程,并通过 2025 年丰水期实时预报检验其业务化应用能力,以期为江淮过渡区 S2S 水文预测方法提供参考。

1　数据与方法

1.1　研究区概况

淮河流域大致位于 30°55′～36°36′N、111°55′～121°25′E,地处中国南北气候过渡带,流域面积约 27 万 km^2。流域地形西高东低,南北高而中间低洼;中下游平原地势平坦低洼,行洪和蓄水能力有限。流域年平均面雨量为 854 mm,降水年际变率显著,年降水量最大值和最小值的比值达 2.4;年内降水分配极不均匀,60%的年降水量集中于主汛期 6—8 月,旱涝并存与旱涝急转事件频发(李泽椿,2017;田红,2012;王胜等,2015)。

本研究选取淮河中上游流域为研究区,以吴家渡水文站为控制断面,控制面积为 12.1 万 km^2。该站观测径流序列连续且可靠性高,能够表征淮河中上游水文演变特征,可为模型率定与检验提供基础观测支撑。

1.2　数据来源

1.2.1　气象与水文观测数据

气象数据来源于安徽省气象数据中心,包括淮河中上游流域 78 个国家级气象站 1961—2025 年逐日降水量、日平均气温、日最高与最低气温、相对湿度和平均风速等。水文观测数据选取吴家渡水文站 1961—2020 年逐日径流量,由安徽省水文局提供,用于水文模型率定与验证。

1.2.2　气候模式数据

本研究采用 3 套主流 S2S 气候模式(CMA-CPSv3、CMME-S2S、AH-EDDS,下文分别简称为 CPSv3、CMME、EDDS)的回报与实时预测产品,三者在底层框架、空间分辨率和预报时效方面形成互补(表 1)。CPSv3 与 CMME 提供逐日回报数据,时段为 2006—2024 年;EDDS 的回报数据每 5 d 起报

表 1　3 套 S2S 气候模式基本信息

Table 1　Basic information of three S2S climate models

模式简称	模式类型	提供机构	空间分辨率	最长预报时效/d	回报序列时段
CPSv3	全球气候模式	国家气候中心	约 45 km	60	2006—2024 年
CMME	多模式集合预报系统	国家气候中心	1°	60	2006—2024 年
EDDS	区域动力降尺度产品	安徽省气候中心	0.1°	66	2009—2024 年

一次，序列始于2009年。为统一输入网格尺度，采用双线性插值法将CPSv3与CMME原始网格插值至0.1°×0.1°，经格式转换和质量控制后，作为SWAT模型的气象驱动输入。3套模式均提供业务化逐日更新的实时预测产品，其中CPSv3与CMME由国家气候中心提供，EDDS由安徽省气候中心提供。采用2025年6—7月起报日序列数据开展业务化检验。

1.2.3 空间基础数据

空间图层统一采用WGS84地理坐标系和Albers等面积投影。90 m分辨率数字高程模型数据来源于国家基础地理信息中心，用于河网提取与子流域划分；土地利用数据采用中国科学院2020年1∶10^5分类数据集，重分类为8类；土壤数据来自1∶10^6世界土壤数据库（Harmonized World Soil Database，HWSD）。

1.3 研究方法

1.3.1 SWAT模型应用与率定

SWAT是美国农业部开发的半分布式水文模型，广泛应用于径流模拟与非点源污染评估（Arnold et al，1998）。本研究采用SWAT2012版本（以下简称SWAT）构建淮河中上游水文模拟系统，依托数字高程模型将研究区划分为19个子流域，其中吴家渡水文站位于第9子流域出口；流域生成141个水文响应单元，以实现对下垫面空间差异的精细刻画。地表径流计算采用SCS（Soil Conservation Service）径流曲线数法，潜在蒸散发计算采用彭曼-蒙蒂斯方法，河道汇流计算采用变蓄量法。

结合已有研究（王胜等，2015；2018）、模型物理机制与参数敏感性，初步遴选23项径流模拟参数；利用SWAT-CUP2019（Calibration and Uncertainty Programs）内置的序列不确定性拟合算法（SUFI-2）开展参数自动率定（Arumugam et al，2025）。以1981—2010年为率定期、2011—2020年为验证期、逐月实测径流为目标序列、纳什效率系数为优化目标函数，设置4轮迭代，每轮50次模型运算，筛选最优参数组合。采用t检验和P值判定参数显著性，确定高敏感参数。

1.3.2 评估指标体系

为量化模型模拟与预测性能，本研究从水文模型适用性、降水预测能力和径流预测效果3个方面进行系统评估。

水文模型评价采用确定性系数（R^2）、纳什效率系数（NSE）、百分比偏差（PBIAS）、Kling-Gupta效率系数（KGE）、均方根误差与观测标准差之比（RSR）共5项指标，评估径流模拟效果；采用SUFI-2算法的观测值覆盖比例（p-factor）和区间宽度（r-factor）评估模型参数不确定性。评价标准：NSE＞0.75、R^2＞0.80、KGE＞0.70、RSR＜0.50时表示模拟与观测拟合程度较高；|PBIAS|＜10%表明模拟总量百分比偏差小，在10%～25%为可接受区间。

降水和径流预测能力评价均从空间分布形态与时间演变一致性两个维度展开，采用距平相关系数（ACC），评估模式对降水和径流空间分布的匹配程度（刘俊杰等，2026）；针对各气象站计算预测与观测降水和径流在回报年份上的皮尔逊相关系数，评估模式对各站点年际变率时间一致性的模拟能力。极端降水预测采用命中率和空报率评估。极端旱涝概率预测采用Brier技巧评分（Brier，1950），计算公式为：

$$\mathrm{BSS}=1-\frac{\mathrm{BS}}{\mathrm{BS_{clim}}} \tag{1}$$

$$\mathrm{BS}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(P_i-O_i)^2 \tag{2}$$

式中：P_i为预测概率，O_i为观测事件发生或不发生（1或0），$\mathrm{BS_{clim}}$为气候态预测的Brier评分。BSS＞0表示预测技巧优于气候态预测。

为消除模式回报期差异与模型预热期（spin-up）的影响，统一距平百分率基准期：CPSv3与CMME以2008—2024年为基准期，EDDS以2011—2024年为基准期，均扣除2 a模型预热期，降水、径流距平百分率计算均以同期SWAT模拟的气候态均值为基准，确保模式间评估口径一致。S2S预测误差随时效持续累积，40 d后预测技巧显著降低，因此本研究仅分析未来40 d逐日径流。将未来40 d逐日径流以5 d窗口进行非重叠分段，计算各窗口径流距平与参照模拟径流的相关系数，以表征预测技巧随预报时效的演变规律。

极端事件阈值按径流分位数划定：丰水期90%、95%分位数分别对应10年一遇、20年一遇洪水；枯水期10%、5%分位数分别对应10年一遇、20年一遇干旱（Helsel et al，2020；Rodell and Reager，2023）。达到90%/10%分位数定义为1级极端事件（10年一遇），达到95%/5%分位数定义为2级极端事件（20年一遇）。

1.3.3　径流预测试验设计

面向淮河流域防洪与水资源调度业务场景，分丰水期、枯水期设置两组径流模拟试验，统一设定40 d 预报时效，匹配 S2S 产品有效参考区间。试验关键参数设置见表 2。

基于预处理后的 S2S 模式数据驱动 SWAT 模型，输出未来 60 d 逐日径流，取前 40 d 构建多年回报数据集，用于模式性能评估。采用逐日观测气象数据（气温、降水等）驱动 SWAT 模型模拟得到的径流序列，定义为参照模拟径流；将其作为验证 S2S 模式驱动水文模型输出结果的基准参照，用以评估模式驱动下的径流预测偏差。基于回报数据集开展分析：(1)确定性预测。对回报径流序列进行集合平均，计算不同起报日平均径流距平百分率，与参照模拟径流进行相关分析，量化预测精度与时效衰减规律。(2)概率预测。采用世界气象组织（WMO，2023）推荐的三分位概率预测方法，以各模式回报期未来 40 d 平均径流量 33.3%、66.7%分位数为阈值（尤莉等，2014），将径流状态划分为枯水、平水、丰水 3 级，对逐日径流进行 10 d 滑动平均后计算分级概率。参照模拟分级概率基于同期模拟径流阈值统计确定。基于式(1)计算各模式最优起报日三分位概率预测的 Brier 技巧评分，以量化其相对气候态预测的概率预报可靠性。(3)时效性衰减分析。对 40 d 逐日径流以 5 d 为窗口进行非重叠分段，计算各窗口径流距平与参照模拟径流的相关系数。选取 2025 年丰水期开展 40 d 径流实时预测，结合起报频次差异设置不同模拟时段，CPSv3、CMME 支持逐日生成预测，EDDS 每 5 d 起报一次。

表 2　径流预测试验关键参数设置

Table 2　Setting of key parameters for runoff prediction experiments

时段	起报日设置	有效样本年份
丰水期	CPSv3、CMME：逐日起报（6 月 25 日至 7 月 1 日）	CPSv3/CMME：2008—2024 年
（7 月 1 日至 8 月 9 日）	EDDS：每 5 d 起报一次（6 月 25 日、30 日，7 月 5 日）	EDDS：2011—2024 年
枯水期	CPSv3、CMME：逐日起报（12 月 25—31 日）	CPSv3/CMME：2008—2024 年
（1 月 1 日至 2 月 9 日）	EDDS：每 5 d 起报一次（12 月 25 日、31 日，1 月 5 日）	EDDS：2011—2024 年

注：各模式同步分析仅采用共有回报年份；距平百分率基准期依据各模式数据年限确定；序列已扣除模型预热期。

2　结果分析

2.1　SWAT 模型率定与验证

参数敏感性检验显示，地下水延迟时间、SCS 曲线数乘子、浅层地下水出流阈值和主河道曼宁系数为 4 个高敏感参数，均通过 0.05 显著性水平检验，其中前两项通过 0.01 显著性水平检验；融雪相关参数敏感性较低，与流域无稳定季节性积雪的气候特征相符。

1981—2010 年率定期，模型模拟效果各项指标：R^2 = 0.90，NSE = 0.88，KGE = 0.78，RSR = 0.35，全部优于水文模型推荐阈值；模拟径流较实测偏低 16.6%，该偏差主要源于模型未考虑水库调度、农业灌溉等人类取用水过程。基于 SUFI-2 算法开展参数不确定性评估，结果表明：模型的 95%置信区间覆盖了 39%实测径流过程（p-factor = 0.39），置信区间宽度（r-factor）仅为 0.68；50 次模拟中 82%为有效模拟（NSE>0.50），参数后验分布收敛良好。

2011—2020 年验证期 R^2 = 0.88、NSE = 0.85，说明模型泛化性能稳定，但极端洪水时段 NSE<0.60，表明对极端洪峰事件模拟能力存在缺陷。以 2020 年 7 月典型洪水为例，模拟洪峰流量较实测偏低 30%，峰现时间滞后 2 d，反映出模型对极端暴雨产汇流非线性过程的刻画能力不足。

2.2　S2S 模式降水预测能力评估

2.2.1　不同量级降水频率分布特征

按照日降水量划分降水量级：无降水（<0.1 mm），弱降水（0.1～3 mm），小雨（3～10 mm），中雨（10～25 mm），大雨（25～50 mm），暴雨（≥50 mm）。基于 2008—2024 年逐日降水量观测，统计丰水期、枯水期不同量级降水频率，并比较 3 套 S2S 模式的结果分布特征（图 1）。

丰水期与枯水期的结果均显示，3 套模式普遍存在弱降水高估、强降水低估的系统性偏差，其中 CMME 偏差幅度最大，EDDS 各级频率与观测最为接近。极端降水方面，3 套模式命中率均偏低、空报率均偏高；以暴雨为例，CPSv3 的命中率、空报率分

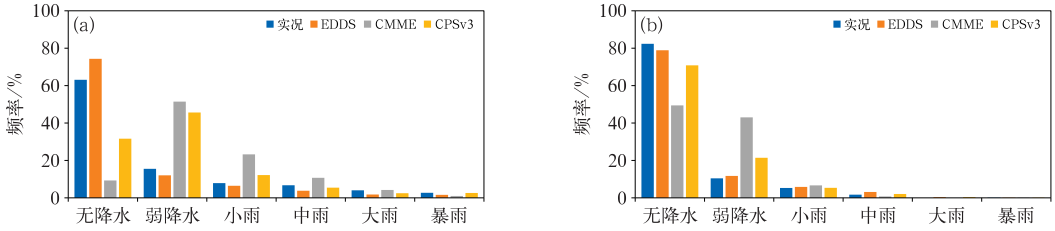


图 1 (a)丰水期与(b)枯水期不同量级降水频率实况与 S2S 模式模拟结果对比

Fig. 1 Comparison of observed and S2S model-simulated precipitation frequencies at different precipitation intensity levels during (a) the wet season and (b) the dry season

别为 0.45、0.55，EDDS 表现最优(分别为 0.58、0.42)，CMME 偏差最显著(分别为 0.32、0.68)。

2.2.2 累计降水量预测偏差

在 40 d 预报时效下，模式降水量预测存在明显的季节差异(表 3)。丰水期 CPSv3 和 EDDS 均表现为低估(分别偏少 13% 和 29%)，CMME 则高估 16%；枯水期的百分比偏差因模式而异，CPSv3 偏多 3%，CMME 偏少 10%，EDDS 高估幅度最大(偏多 31%)。

预报精度随起报日变化明显。丰水期，CPSv3、CMME 的最优起报日为 6 月 29—30 日、7 月 1 日，EDDS 为 6 月 30 日、7 月 5 日；枯水期，CPSv3、CMME 的最优起报日为 12 月 26—27 日、29—30 日，EDDS 为 12 月 31 日。上述最优起报方案可为业务预报提供参考。

表 3 40 d 预报时效下各 S2S 模式累计降水量预测及其最优起报日

Table 3 Prediction of 40 d accumulated precipitation and optimal initial dates for S2S models

模式	平均累计降水量/mm		百分比偏差/%		最优起报日	
	丰水期	枯水期	丰水期	枯水期	丰水期	枯水期
CPSv3	188	30	−13	3	6 月 29—30 日、7 月 1 日	12 月 26—27 日、29—30 日
CMME	252	26	16	−10	6 月 29—30 日、7 月 1 日	12 月 26—27 日、29—30 日
EDDS	153	38	−29	31	6 月 30 日、7 月 5 日	12 月 31 日

2.2.3 空间预测技巧

基于 2008—2024 年逐日降水观测与模式回报数据，计算不同起报日预测的流域 40 d 累计降水量距平百分率场与对应观测场的距平相关系数 ACC(图表略)。丰水期，CMME 的 ACC 最高(0.40)，EDDS 次之(0.31)，CPSv3 最低(0.18)。枯水期各模式 ACC 均显著提升，CMME 的 ACC 达 0.60，EDDS 与 CPSv3 分别为 0.45 与 0.42。上述结果表明，所有模式在枯水期对降水异常空间分布型的把握能力均优于丰水期，且 CMME 在空间形态预测上具有相对优势。

进一步针对气象站点，计算各站预测与观测的 40 d 累计降水量距平百分率在回报年份序列上的皮尔逊相关系数(图 2)。丰水期，CMME 的高值区集中在沙颍河、洪汝河中下游及淮北平原；EDDS 呈北高南低的空间分布特征；CPSv3 在全流域无明显高值区域。

综上，降水预测能力评估表明，EDDS 的综合预测性能相对优于另外 2 套模式，但存在一定的季节性系统偏差；CMME 在空间分布型与时间一致性技巧上均表现突出，但极端降水识别能力不足；CPSv3 在枯水期的量级百分比偏差最小，但 ACC 与皮尔逊相关系数两项指标均相对偏弱。

2.3 径流预测技巧评估

2.3.1 径流量预测对起报日敏感性

以多组起报日回报数据驱动 SWAT 模型，开展预报时效为 40 d 的径流量集合预测，通过箱线图对比不同起报日预测结果的离散程度与稳定性(图 3)。

丰水期径流量预测对起报日高度敏感，3 套模式最优起报日集中在 6 月 30 日和 7 月 1 日；丰水期全部模式均存在径流量系统性低估。CPSv3 以 7 月 1 日起报效果较好；CMME 在 7 月 1 日起报时离散度最低，稳定性相对更高；EDDS 最优起报日为 6 月 30 日，预测偏差、离散程度均相对较小。枯水期

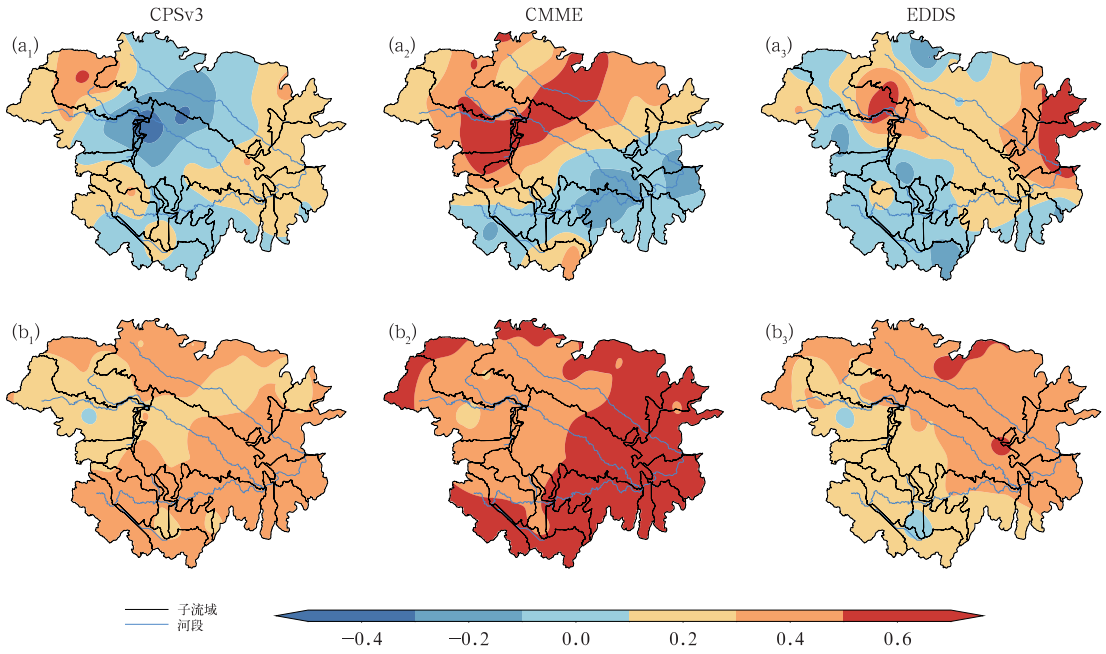
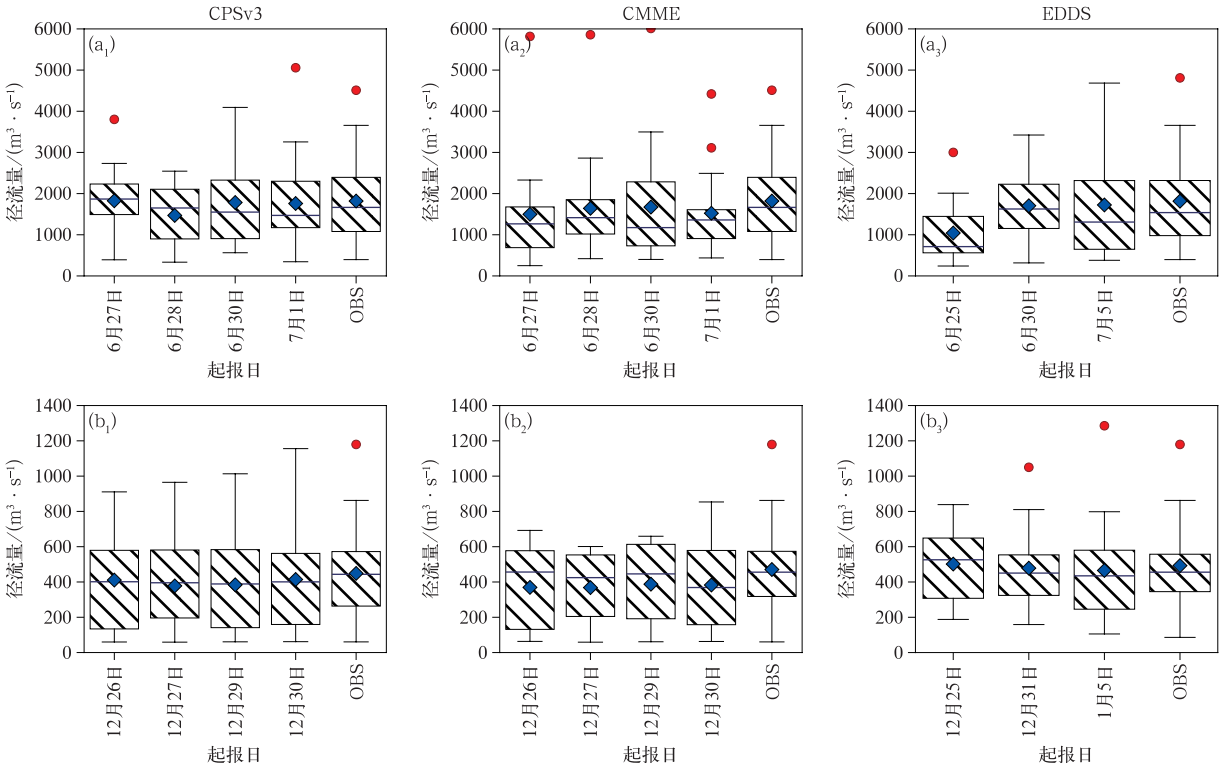


图 2　(a)丰水期与(b)枯水期各 S2S 模式预测的 40 d 累计降水量距平百分率与观测的皮尔逊相关系数分布

Fig. 2　Spatial distribution of Pearson correlation coefficients of the 40 d accumulated precipitation anomaly percentages between observation and prediction by S2S models during (a) the wet season and (b) the dry season



注:箱体上、下边界分别表示第 75%和第 25%分位数,箱内横线表示中位数,上、下须线表示第 95%和第 5%分位数,菱形表示平均值,圆点表示异常值;OBS 为气象观测数据驱动的参照模拟径流。

图 3　(a)丰水期与(b)枯水期 S2S 模式驱动的不同起报日 40 d 径流量预测结果箱线图

Fig. 3　Box plots of 40 d runoff predictions with different initial dates driven by S2S models during (a) the wet season and (b) the dry season

径流量预测稳定性显著高于丰水期，预测结果离散度更小，对起报日的敏感性大幅下降。EDDS 在 12 月 31 日起报效果较好，为枯水期较优起报方案之一。

2.3.2 径流三分位概率预测

基于径流三分位分级（枯水、平水、丰水），统计不同起报日的径流概率预测结果（图 4）。

丰水期，CMME 于 6 月 28 日起报的丰水概率与参照模拟径流一致（均为 44.4%）；EDDS 于 6 月 30 日起报的丰水概率（46.7%）亦与参照模拟径流预测等级一致，均为丰水；CPSv3 于 6 月 27 日起报的丰水概率为 38.9%，较参照模拟径流偏低 5.5 个百分点。

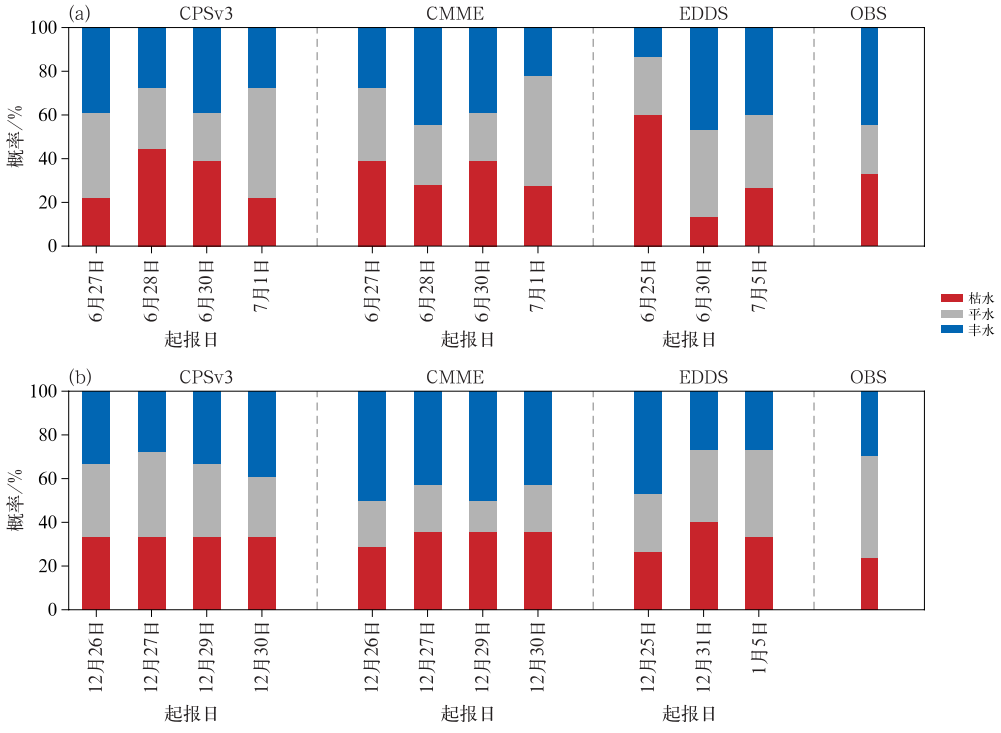
枯水期预测精度整体高于丰水期，主要原因是枯水期径流对降水预测误差不敏感，而受水文初值条件主导（郝立生等，2020；彭阳等，2021）。CPSv3 于 12 月 27 日起报、EDDS 于 1 月 5 日起报的最高概率径流等级均为平水，与参照模拟径流一致；CMME 各起报日的预测等级均为丰水，与参照模拟径流偏差较大。

Brier 技巧评分分析显示：丰水期 EDDS 在 6 月 30 日起报的 BSS 最高（0.28），CPSv3 与 CMME 在各自最优起报日的 BSS 分别为 0.15 和 0.19；枯水期 3 套模式 BSS 整体得到提升，CPSv3、CMME 和 EDDS 在最优起报日的 BSS 分别达到 0.41、0.33 和 0.38，表明各模式概率预测在枯水期的可靠性均高于丰水期。

2.3.3 预测技巧时效与季节差异

统一选取代表性起报日，丰水期 3 套模式均取 6 月 30 日，枯水期 CPSv3 和 CMME 取 12 月 30 日，EDDS 取 12 月 31 日。将未来 40 d 逐日径流以 5 d 为窗口进行非重叠分段，针对每个窗口，计算预测径流距平空间场与对应参照模拟径流场之间的 ACC（图 5）。

丰水期预测技巧衰减迅速：1～5 d 预报时效 ACC 为 0.79～0.83；6～10 d 快速降至 0.37～0.62；预报时效超过 11 d 后，CPSv3、CMME 的 ACC 普遍低于 0.36；36～40 d 的 ACC 仅 0.20～0.37。本研究以 ACC＝0.50 作为有效预报时效的判定阈值，CPSv3 和 CMME 丰水期有效预报时效仅 1～5 d，EDDS 为 6～10 d。



注：OBS 为气象观测数据驱动的参照模拟径流。

图 4 (a)丰水期与(b)枯水期 S2S 模式驱动的不同起报日 40 d 径流量三分位概率预测

Fig. 4 Tercile probability predictions of 40 d runoff driven by different S2S models during (a) the wet season and (b) the dry season

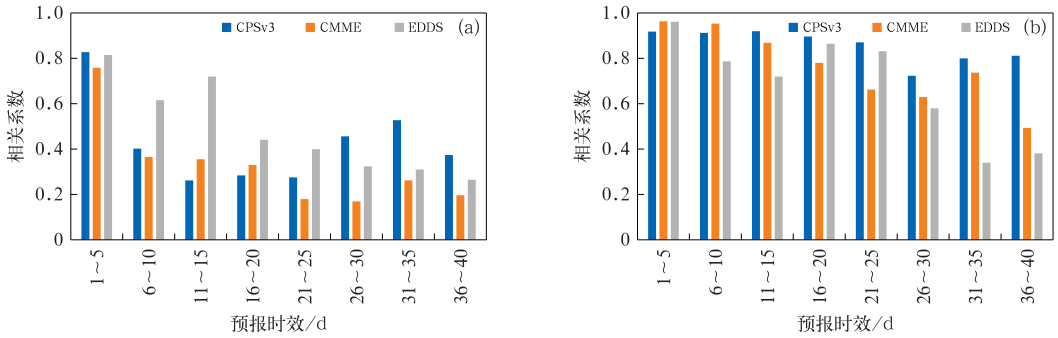


图 5　(a)丰水期与(b)枯水期 S2S 模式驱动的未来 40 d 径流预测 ACC 随预报时效的变化

Fig. 5　Variation of anomaly correlation coefficient (ACC) of 40 d runoff prediction driven by S2S models with different lead times during (a) the wet season and (b) the dry season

枯水期预测技巧高、衰减缓慢:1～5 d 的 ACC 为 0.92～0.96;CPSv3 在 1～25 d 维持 0.87～0.92,36～40 d 时 ACC 仍达 0.81;CMME 在 1～20 d 稳定在 0.78～0.96;EDDS 在 1～25 d 的 ACC 均超过 0.72。枯水期 CPSv3 和 CMME 有效预报时效可达 40 d。

上述季节差异源于枯水期径流演变由土壤水、地下水初值状态主导,具备长记忆性;丰水期径流对逐日降水强迫敏感,气候模式降水误差随预报时效不断叠加,径流预测可靠性持续下降。就时效特征而言,EDDS 在丰水期前 15 d 预测结果波动幅度相对较小,CPSv3 和 CMME 在枯水期长效预测稳定性更强。

2.3.4　极端旱涝事件概率预测

同 2.3.3 节选取代表性起报日,检验 3 套模式对极端旱涝事件的预测能力。极端分级标准见1.3.2 节,1 级为 10 年一遇,2 级为 20 年一遇(表 4)。

对于洪水年,CPSv3 对 2008 年和 2016 年洪水概率预测偏高、对 2020 年则偏低,其响应在不同年份间缺乏一致性;CMME 对极端洪水的识别能力较弱,仅识别出 2016 年少量洪水信号,其他年份几乎漏报。EDDS 受资料限制缺少 2008 年数据,其对 2016 年 2 级洪水的预测存在高估,对 2020 年则出现低估。

对于干旱年,CPSv3 对 2009 年的预测最接近参照模拟径流,但完全漏报了 2014 年干旱;CMME 仅对 2011 年干旱有所响应,其余年份偏离较大;EDDS 缺少 2009 年、2011 年资料,其对 2014 年的预测偏差在 3 套模式中相对最小。

总体而言,丰水期 3 套 S2S 模式对高等级事件的预测技巧普遍低于中等级事件;枯水期因所选择样本较为极端,部分 2 级极端事件的样本频率高于 1 级极端事件,体现了样本本身的极端性。

表 4　典型极端旱涝年各 S2S 模式概率预测结果(单位:%)

Table 4　The probability predictions driven by S2S models for typical extreme drought and flood years (unit: %)

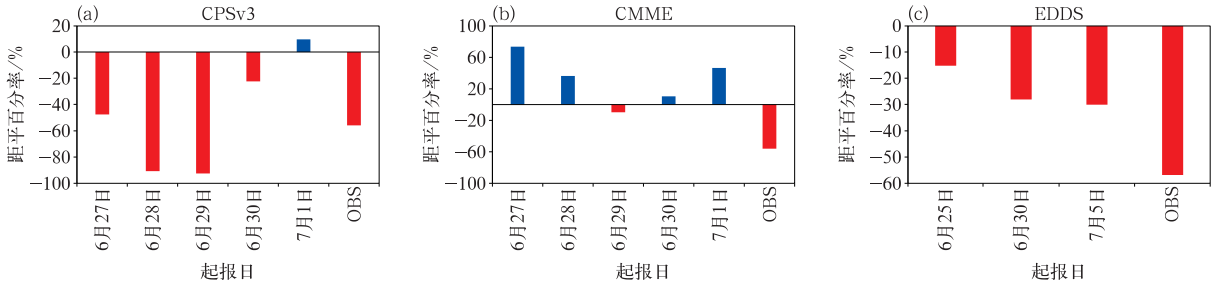
洪旱事件	典型年份	OBS(1 级/2 级)	CPSv3(1 级/2 级)	CMME(1 级/2 级)	EDDS(1 级/2 级)
洪水	2008	15.0/5.0	37.5/30.0	0/0	—
	2016	7.5/5.0	20.0/45.0	22.5/5.0	12.5/50.0
	2020	20.0/42.5	7.5/22.5	0/0	12.5/0
干旱	2009	30.0/45.0	25.0/45.0	20.0/25.0	—
	2011	22.5/77.5	17.5/62.5	5.0/75.0	—
	2014	35.0/47.5	0/0	50.0/10.0	15.0/30.0

注:数据格式为“1 级概率/2 级概率”,“—”表示该模式无回报数据,OBS 为基于气象观测数据驱动 SWAT 模型的参照模拟径流。

2.4　实时预测业务应用示例

将该预测系统应用于 2025 年 7 月 1 日至 8 月 9 日实时业务预测,检验其在实际业务场景中的预测稳定性和空间匹配度。

观测降水显示,该时段淮河中上游降水量为 115 mm,较 1991—2020 年气候态偏少 51%,为 1961 年以来第二低值;流域内中等以上气象干旱日数达 18 d,较常年同期偏多 9 d,为 2020 年以来最多,呈现持续性、高强度气象干旱特征。



注：CPSv3/CMME 以 2008—2024 年、EDDS 以 2011—2024 年为距平基准期；
OBS 为基于气象观测数据驱动的参照模拟径流。

图 6 2025 年丰水期 S2S 模式驱动的不同起报日未来 40 d 径流距平百分率预测

Fig. 6 Prediction of 40 d runoff anomaly percentages with different initial dates driven by S2S models during the 2025 wet season

2.4.1 全流域径流预测

不同模式径流预测差异显著(图 6)。CPSv3 不同起报日预测结果波动明显，6 月 27 日起报的径流距平百分率为 −48%，与参照模拟径流结果(−56%)接近；28 日和 29 日起报的径流距平百分率降至−92%～−91%，7 月 1 日起报则转为正距平(9%)。不同起报日之间的预测结果方向与量级差异显著，难以支撑持续性干旱趋势判断。CMME 系统性高估径流，仅 6 月 29 日起报径流距平百分率趋势与参照模拟径流一致，其余起报日径流距平百分率在 11%～74%，与参照模拟径流偏差较大。EDDS 3 次起报的径流距平百分率分别为−15%、−28%、−30%，虽然整体低估干旱强度，但所有起报日均一致捕捉到径流偏枯的演变趋势，偏差幅度相对稳定。

综合对比，EDDS 在 2025 年丰水期极端枯水事件的趋势识别与量级预测上偏差最小、稳定性最优；CPSv3 仅个别起报日预测偏差小，整体稳定性不足；CMME 则在本次干旱事件预测中与参照模拟径流偏差最大。

2.4.2 子流域径流预测

分别利用 CPSv3、CMME、EDDS 模式 2025 年 6 月 30 日起报的预测数据和气象要素观测数据驱动 SWAT 模型，计算得到 19 个河段出口 40 d 径流距平百分率(图 7)。

CPSv3 预测的径流呈北少南多分布(图 7a)，中北部河段径流普遍偏枯，其中河段 1～6、8、12 号出口偏少 6～9 成；河段 7、9～11 号出口偏少 2～4 成；而南部河段(13～19 号)出口均呈正距平。CMME 预测结果(图 7b)除河段 2、4、6、8、10 号为负距平外，其余河段均偏多。EDDS 预测结果(图 7c)，19 个河段中有 16 个偏枯，其中河段 1、4、5、6、8、13 号偏少超过 6 成。参照模拟径流(图 7d)的结果显示，仅河段 1 出口呈略微偏多，其余 18 个河段均偏少，其中 2～8、11～14 及 18 号河段偏少 6～9 成，全流域呈现大范围干旱特征。

模式对比表明，EDDS 在 19 个河段中准确捕捉了 16 个河段的枯水趋势，重旱河段(4、5、6、8 号)的预测量级与参照模拟径流基本一致，仅在河段 17 存在局部高估。CPSv3 虽对中北部趋势判断尚可，但南部河段出现方向性误判；CMME 将流域大部分区域预测为正距平，与参照模拟径流偏差最大。综上，EDDS 对该次极端枯水空间分布特征的刻画明显优于 CPSv3 与 CMME。

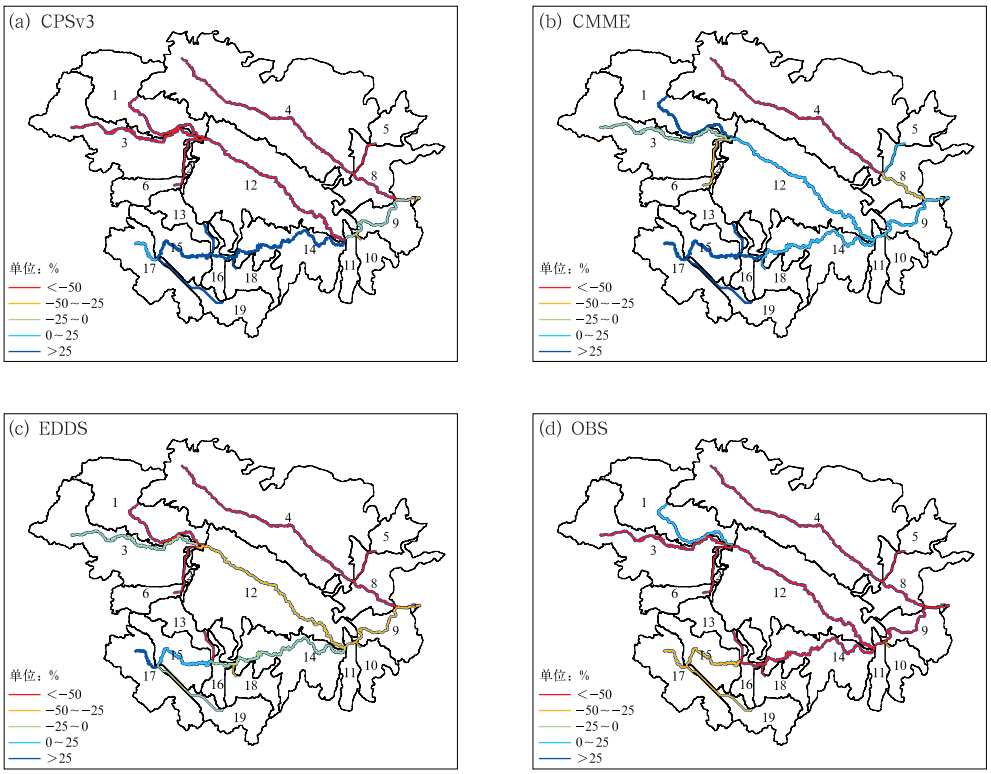
3 结论与讨论

3.1 结 论

本研究应用 3 套 S2S 气候模式驱动 SWAT 模型，建立了淮河流域 S2S 径流预测系统，通过历史回报和 2025 年丰水期实时预报试验进行了多指标检验，主要结论如下：

(1)SWAT 模型适用于淮河中上游径流模拟，率定期与验证期确定性系数 $R^2 \geqslant 0.88$，纳什效率系数 NSE$\geqslant$0.85。地下水延迟时间、SCS 曲线数乘子、浅层地下水出流阈值和主河道曼宁系数为 4 个主要敏感参数，融雪相关参数对流域径流模拟无显著影响。

(2)3 套 S2S 模式对降水预测存在一致的系统性偏差：弱降水频率高估、强降水频率低估，极端暴雨命中率低、空报率高、整体量级低估。EDDS 在降



注：CPSv3/CMME 以 2008—2024 年、EDDS 以 2011—2024 年为距平基准期；数字为河段编号。

图 7　2025 年丰水期(a～c)S2S 模式驱动与(d)观测数据驱动的 40 d 出口河段径流距平百分率分布

Fig. 7　Spatial distribution of (a－c) 40 d runoff anomaly percentages at outlet river sections driven by S2S models and (d) observations during the 2025 wet season

水频率分布与极端降水命中率方面的偏差小于 CPSv3 和 CMME；CMME 皮尔逊相关系数最高，但极端降水识别能力较弱；CPSv3 枯水期降水量级百分比偏差最小。

(3)S2S 模式驱动径流预测技巧存在显著的季节差异，枯水期预测技巧高于丰水期。丰水期，CPSv3、CMME 的有效预报时效为 1～5 d，EDDS 为 6～10 d；枯水期，CPSv3、CMME 的有效预报时效达 40 d。产生这一差异的原因在于枯水期径流受水文初值条件主导，初值记忆性较强；丰水期对降水强迫高度敏感，模式降水误差导致预测时效快速衰减。

(4)三分位概率法与极端事件阈值法可有效识别流域旱涝风险，能够复现 2008 年、2016 年、2020 年丰水期洪水信号，以及 2009 年、2011 年、2014 年枯水期干旱信号。Brier 技巧评分进一步证实，概率预测在枯水期的可靠性(BSS≥0.33)显著优于丰水期(BSS≤0.28)。2025 年丰水期实时预测试验中，系统预测的旱涝趋势与参照模拟径流基本一致，其中 EDDS 对持续性极端干旱的趋势和空间分布预报偏差小于其余 2 套模式。

3.2　讨　论

径流预测不确定性来源于气候模式偏差、水文模型结构缺陷、气象误差向水文过程的传递 3 个方面，且季节差异显著。丰水期不确定性主导因子为 S2S 气候模式误差：江淮过渡带极端暴雨预测本身存在固有局限(程智等，2020；庞轶舒等，2021；杨露等，2023)，降水低估的偏差经产汇流过程放大，直接降低径流预报精度。枯水期不确定性来源于水文模型自身缺陷：模型未纳入水库调度、农田灌溉等人为取水过程，同时缺少土壤含水量、地下水位等多源观测数据同化，水文初始场精度受限(Graham et al，2022；White et al，2017)。现有偏差订正技术可部分缓解上述误差：基于残差网络的深度学习方法可优化持续性极端降水延伸期概率预报，整体技巧优于传统多模式集合平均(赖巧珍等，2026)；庞轶舒等(2022)的正负概率异常订正方案也可提升区域次季

节降水预测的可靠性。本研究侧重降水频率与空间相关评估，尚未系统检验降水事件发生时间的匹配精度，降水位相偏差同样会降低径流预测效果，后续研究可引入时序相关指标完善评估体系。

淮河流域位于南北气候过渡带，降水集中、年际变率大、极端旱涝事件频发，径流对降水变化高度敏感，这是全球S2S模式在该流域适用性受限的关键原因。EDDS预报性能优于另外2套模式，主要得益于区域动力降尺度技术的本地优化应用：其0.1°高分辨率网格可精细刻画流域地形与下垫面差异，且回报序列经过区域气候适配性校正，与流域水文过程的匹配度更高。

针对本研究发现的问题与流域特点，后续研究可从偏差订正、模型结构优化、预报策略改进和应用转化层面展开。具体而言，建立分季节、分极端事件的偏差订正方案，提升极端事件预测技巧；完善SWAT模型人为取水、水库调度模块，融合土壤水、地下水、卫星遥感多源数据同化，优化水文初始场精度；融合各模式预测优势，构建多模式集成概率预报系统，增强预测稳定性；推动预测系统与现有水文业务平台衔接，拓展应用至全流域、跨区域水资源调度场景。本研究建立的多模式径流预测系统，为淮河流域S2S径流预测提供了技术方法，可为同类气候过渡流域水文预报提供参考。后续仍需依托更长时间序列的业务预报数据持续迭代优化，以进一步评估和提升系统的实用性与预测可靠性。

参考文献

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).

池艳珍，郑伟鹏，王彦明，等，2023. 福建省冬季持续低温事件多尺度特征及影响因子[J]. 大气科学，47(6)：1939-1954. Chi Y Z，Zheng W P，Wang Y M，et al，2023. Multi-scale features and impact factors of winter persistent cold events in Fujian Province[J]. Chin J Atmos Sci，47(6)：1939-1954(in Chinese).

郝立生，Li Tim，马宁，等，2020. MJO对2018年华北夏季降水的影响[J]. 大气科学，44(3)：639-656. Hao L S，Li T，Ma N，et al，2020. Influence of MJO on summer precipitation in North China in 2018[J]. Chin J Atmos Sci，44(3)：639-656(in Chinese).

赖巧珍，张维，陈佳东，2026. 基于深度残差网络模型的持续性极端强降水延伸期概率预报[J]. 大气科学，50(4)：1103-1116. Lai Q Z，Zhang W，Chen J D，2026. Enhanced extended-range probabilistic forecasting of persistent extreme precipitation using a deep residual network[J]. Chin J Atmos Sci，50(4)：1103-1116(in Chinese).

李泽椿，2017. 淮河流域气候与可持续发展[M]. 北京：中国水利水电出版社. Li Z C，2017. Climate and Sustainable Development in the Huaihe River Basin[M]. Beijing：China Water & Power Press(in Chinese).

刘俊杰，陆波，李昊，等，2026. “风顺”模型对中国盛夏气温候尺度预测技巧评估[J]. 气象，52(5)：527-537. Liu J J，Lu B，Li H，et al，2026. Assessment of pentad-scale prediction skill of the Fengshun Model for midsummer temperature over China[J]. Meteor Mon，52(5)：527-537(in Chinese).

刘绿柳，王国复，肖潺，2023. S2S气候模式产品在黄河流域径流预测中的应用[J]. 气象，49(11)：1396-1404. Liu L L，Wang G F，Xiao C，2023. Application of S2S climate model products in runoff prediction in the Yellow River Basin[J]. Meteor Mon，49(11)：1396-1404(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 Sin，80(6)：909-923(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).

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).

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).

孙周亮，刘艳丽，张建云，等，2023. 中长期径流预报研究进展与展望[J]. 水资源保护，39(2)：136-144，223. Sun Z L，Liu Y L，Zhang J Y，et al，2023. Research progress and prospect of mid-long term runoff prediction[J]. Water Resour Prot，39(2)：136-144，223(in Chinese).

田红，2012. 淮河流域气候变化影响评估报告[M]. 北京：气象出版社. Tian H，2012. Climate Change Assessment Report of Huaihe River Basin[M]. Beijing：China Meteorological Press(in Chinese).

王国庆，张建云，管晓祥，等，2020. 中国主要江河径流变化成因定量分析[J]. 水科学进展，31(3)：313-323. Wang G Q，Zhang J Y，Guan X X，et al，2020. Quantifying attribution of runoff change

for major rivers in China[J]. Adv Water Sci,31(3):313-323(in Chinese).

王胜,许红梅,高超,等,2015. 基于 SWAT 模型分析淮河流域中上游水量平衡要素对气候变化的响应[J]. 气候变化研究进展,11(6):402-411. Wang S,Xu H M,Gao C,et al,2015. Water balance response of the climatic change based on SWAT model in the upper-middle reach of Huaihe River Basin[J]. Adv Climate Change Res,11(6):402-411(in Chinese).

王胜,许红梅,刘绿柳,等,2018. 全球增温 1.5℃和 2.0℃对淮河中上游径流影响预估[J]. 自然资源学报,33(11):1966-1978. Wang S,Xu H M,Liu L L,et al,2018. Projection of the impacts of global warming of 1.5℃ and 2.0℃ on runoff in the Upper-Middle Reaches of Huaihe River Basin[J]. J Nat Resour,33(11):1966-1978(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).

尤莉,戴新刚,古月,等,2014. 近 50 a 内蒙古冬季冷暖事件变化和大气环流异常分析[J]. 干旱区研究,31(2):244-249. You L,Dai X G,Gu Y,et al,2014. Variation of winter cold/warm events and general circulation anomaly over Inner Mongolia in recent 50 years[J]. Arid Zone Research,31(2):244-249(in Chinese).

赵铜铁钢,张弛,田雨,等,2024. 全球气象预报驱动流域水文预报研究进展与展望[J]. 水科学进展,35(1):156-166. Zhao T T G,Zhang C,Tian Y,et al,2024. Research progresses and prospects of catchment hydrological forecasting driven by global climate forecasts[J]. Adv Water Sci,35(1):156-166(in Chinese).

钟沃谷,吴志伟,2025. 海-气耦合过程对东亚冬季风季节-次季节变异的影响及预测[J]. 气象学报,83(4):1043-1057. Zhong W G,Wu Z W,2025. Impact of air-sea interaction on seasonal-to-subseasonal variability and prediction of the East Asian winter monsoon[J]. Acta Meteor Sin,83(4):1043-1057(in Chinese).

Arnal L,Cloke H L,Stephens E,et al,2018. Skillful seasonal forecasts of streamflow over Europe? [J]. Hydrol Earth Syst Sci,22(4):2057-2072.

Arnold J G,Srinivasan R,Muttiah R S,et al,1998. Large area hydrologic modeling and assessment part Ⅰ:model development[J]. J Am Water Resour Assoc,34(1):73-89.

Arumugam T,Kinattinkara S,Velusamy S,et al,2025. Assessment of hydrological behavioural changes of Noyyal watershed in Coimbatore district,India by using SWAT model[J]. Urban Climate,59:102285.

Brier G W,1950. Verification of forecasts expressed in terms of probability[J]. Mon Wea Rev,78(1):1-3.

Graham R M,Browell J,Bertram D,et al,2022. The application of sub-seasonal to seasonal (S2S) predictions for hydropower forecasting[J]. Meteor Applicat,29(1):e2047.

Helsel D R,Hirsch R M,Ryberg K R,et al,2020. Statistical Methods in Water Resources[M]. Reston:U. S. Geological Survey Techniques and Methods.

IPCC,2021. Climate Change 2021:the Physical Science Basis[M]. Cambridge:Cambridge University Press.

Knutson T,Camargo S J,Chan J C L,et al,2020. Tropical cyclones and climate change assessment:part Ⅱ:projected response to anthropogenic warming[J]. Bull Am Meteor Soc,101(3):E303-E322.

Robertson A W,Kumar A,Peña M,et al,2015. Improving and promoting subseasonal to seasonal prediction[J]. Bull Am Meteor Soc,96(3):ES49-ES53.

Rodell M,Reager J T,2023. Water cycle science enabled by the GRACE and GRACE-FO satellite missions[J]. Nat Water,1(1):47-59.

Svensson C,Brookshaw A,Scaife A A,et al,2015. Long-range forecasts of UK winter hydrology[J]. Environm Res Lett,10(6):064006.

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

White C J,Carlsen H,Robertson A W,et al,2017. Potential applications of subseasonal-to-seasonal (S2S) predictions[J]. Meteor Appl,24(3):315-325.

WMO,2023. Guidelines on the definition and characterization of extreme weather and climate events[M]. Geneva:WMO.

Yuan X,Wood E F,Luo L F,et al,2011. A first look at climate forecast system version2 (CFSv2) for hydrological seasonal prediction[J]. Geophys Res Lett,38(13):L13402.

Zednik C,2021. Solving the black box problem:a normative framework for explainable artificial intelligence[J]. Philosophy & Technology,34(2):265-288.

(本文责编:戴洋)