

DOI:10.3880/j.issn.1004-6933.2022.06.011

基于大气环流和海温场的降水组合预报模型

吴旭树¹,王兆礼¹,陈柯兵²,钱姝妮³,王 俊³,陈晓宏⁴

(1. 华南理工大学土木与交通学院, 广东 广州 510640; 2. 长江水利委员会水文局, 湖北 武汉 430010;
3. 武汉大学水资源与水电工程科学国家重点实验室, 湖北 武汉 430072;
4. 中山大学土木工程学院, 广东 珠海 519000)

摘要:针对降水具有混沌性和随机性,准确进行长期降水预报难度高的问题,提出时变海温多极指数和因子预报意见指数,基于大气环流和海温场构建长期降水组合预报模型,以三峡水库流域为例进行了验证。结果表明:组合预报模型在三峡水库流域1961—2020年汛期的月降水预报中有较好的适用性,特别在6月和9月降水预报上表现优异;与多因子回归、随机森林数理统计模型和CFSv2、ECMWF system 4动力数值模型相比,该模型更为稳健、预报精度提高显著。

关键词:长期降水预报;大气环流;海温场;海温多极指数;因子预报意见指数;组合预报模型;三峡水库流域

中图分类号:TV213.4;P426.6 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2022)06-0081-07

A precipitation combined forecasting model based on atmospheric circulation and sea surface temperature // WU Xushu¹, WANG Zhaoli¹, CHEN Kebing², QIAN Shuni³, WANG Jun³, CHEN Xiaohong⁴ (1. School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. Hydrologic Bureau of Yangtze River Water Resources Commission, Wuhan 430010, China; 3. State Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 4. School of Civil Engineering, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519000, China)

Abstract: In view of the chaos and randomness of precipitation and the high difficulty of accurate long-term precipitation prediction, the multiple time-varying sea-temperature index and factor prediction opinion index were proposed. Based on the atmospheric circulation and sea surface temperature (SST) field, a long-term combined precipitation forecasting model was constructed, which is verified by taking the Three Gorges Reservoir Basin as an example. The results show that the combined forecasting model has good applicability in the monthly precipitation forecast of the flood season from 1961 to 2020 in the Three Gorges Reservoir Basin, especially in June and September. Compared with multi-factor regression, random forest mathematical statistical model and CFSv2, ECMWF system 4 dynamic numerical models, this model is more robust and has significantly improved prediction accuracy.

Key words: long-term precipitation forecast; atmospheric circulation; sea surface temperature field; multiple time-varying sea-temperature index; factor prediction opinion index; combined forecasting model; Three Gorges Reservoir Basin

长期降水预报对水库防洪兴利综合调度具有重要的理论价值和现实意义。但降水受众多因素的影响,不确定性很大,预报难度通常较大。在现有的预报产品和方法中,长期降水的预测效果仍然不尽人意,难以在生产实践中提供有效指导。因此,探索长期降水预报新方法、新技术仍然是一项艰巨且必要

的任务。

自然界的降水过程牵涉到大气-海洋-陆面热力学的交互耦合,不可避免地受大气环流和海洋表面温度场(sea surface temperature, SST)的影响^[1],其中SST是影响地区降水的重要因素,甚至是第一强信号^[2]。国内外学者通过建立大气环流因子和

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(52109019);中国博士后科学基金面上项目(2019M662919,2020M682478);广东省基础与应用基础研究基金(2021A1515010935)

作者简介:吴旭树(1989—),男,助理研究员,博士,主要从事水文水资源研究。E-mail: xshwu@scut.edu.cn

通信作者:王兆礼(1979—),男,教授,博士,主要从事水文水资源研究。E-mail: wangzhli@scut.edu.cn

SST 与降水的统计关系推测未来降水,取得了相对丰硕的研究成果。例如,赵俊虎等^[3]利用前冬太平洋/北美型遥相关和欧亚型遥相关指数,构建中国东部夏季 3 类雨型预测概念模型,得到较为理想的拟合效果;Guo 等^[4]以前冬北太平洋 SST 波动、东亚海平面气压等为预报因子,建立滑动更新的统计预报模型,较有效地预测了长江中下游夏季降雨;Baker 等^[5]通过海平面气压指数构建逐步回归预测模型,提高了英国部分地区的季节性降雨预报精度。长期降水预报方法一般可分为动力数值模拟方法和数理统计方法两种(动力统计相结合方法亦建立在此两类方法基础上)。动力数值模型具有明确的物理机制,但模型结构复杂,计算量大,耗时长,且对实际中错综复杂的物理机制反映不足。相比于动力数值模型,数理统计模型虽然不具备物理机制,但模型结构简单,在缺乏动力机理认识的复杂气象要素和天气预报中得到广泛应用^[6-8]。数理统计模型按预报因子个数又可分为单因子模型和多因子模型。单因子模型的主要原理是从众多影响因子中搜寻一个与降水最密切相关的因子建立预报模型,其优点是模型简单,可操作性强,缺点是仅考虑单个预报因子,模型输入信号过于单一,难免遗漏对降水预报有用的其他信号^[9-10]。多因子模型考虑多个影响因子,但由于预报值是由各个因子的预报意见综合得到,难以捕捉极大值或极小值^[11-13],且当不同因子之间意见冲突时模型预报结果往往偏差较大^[14]。因此,如何权衡并综合利用单因子和多因子模型,取长补短,是实践中面临的一个重要问题。

本文以大气环流和 SST 为影响因素,提出时变海温多极(multiple time-varying sea-temperature, MTS)指数和因子预报意见指数(forecast opinion index, FOI),构建基于 MTS 指数的单因子回归预报模型和基于大气环流及 MTS 指数的多因子回归预报模型,通过 FOI 对单因子和多因子回归预报模型进行结合形成组合降水预报模型。以三峡水库流域为例预报汛期 5—10 月的月降水量,论证模型的适用性和优势,以期对三峡防洪和兴利综合调度提供参考。

1 研究方法

1.1 时变海温多极指数

研究表明, SST 通常具有单极、偶极和多极特征,并且不同海温极子之间存在空间关联性^[15-16]。SST 的这些特征能有效指示降水变化,甚至比传统的厄尔尼诺(ENSO)等 SST 基本指标更具有指示意义。以海温偶极为例,海温偶极传统上定义为两处

不同海域的海温差^[15],Chen 等^[16]将海温偶极概念扩展为两处不同海域的海温叠增加值或差值。本文一个海温极子表示与降水显著相关的、空间上连续的一簇海温格点,海温极子 M_{SST} 定义^[17]为

$$M_{\text{SST}} = \sum_{i=1}^n \psi_i \text{avg}(K_i) \quad (\psi_i \in \{-1, 0, 1\}) \quad (1)$$

式中: K_i 为第 i 个海温极子的 SST; ψ_i 为联合系数。联合系数 ψ_i 由海温极子与降水的相关性决定:显著正相关取 1(不同海温极子叠加),显著负相关取 -1(不同海温极子温差),其余情况联合系数为 0^[17],另外,为避免计算过于繁琐,当 $n \geq 15$ 时,建议取 $n = 12$ 。

海温多极指数计算中的海温极子空间上一般不随时间变化而变化,换言之,海温多极并未考虑影响降水的海温极子的时变性。实际上,在气候变化的背景下,影响某一地区降水的海温场(极子)空间上存在迁移变化的可能^[18]。为考虑这一因素,将海温多极分为关键海温多极和 MTS 两类,用滑动窗方法考查海温极子与降水的关系。给定显著性水平,若不同时间窗口下与降水显著相关的海温极子空间位置不变,则为关键海温多极,若空间位置发生变化则为 MTS(图 1)。由此可计算 MTS 指数:

$$M_{\text{TS}} = \alpha M_{\text{SSTe}} + \beta M_{\text{SSTf}} \quad (2)$$

其中

$$\alpha + \beta = 1$$

式中: M_{TS} 为 MTS 指数值; M_{SSTe} 、 M_{SSTf} 分别为关键海温极子和时变海温极子; α 、 β 为对应的海温多极贡献度,用于衡量关键海温极子和时变海温极子对 MTS 指数的贡献权重,其值可根据 M_{SSTe} 和 M_{SSTf} (作为自变量)与 M_{TS} (作为因变量)的调整相关系数平方和 R_α 、 R_β 进行初步估算,即 $\alpha : \beta = R_\alpha : R_\beta$ 。

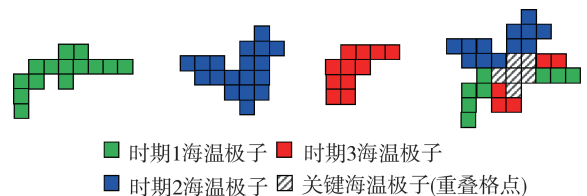


图 1 关键海温多极和 MTS 示意图

Fig. 1 Sketch map of key multipole SST and MTS

1.2 关键影响因子甄选

采用 Gerrity Skill Score 评分方法筛选与降水有明显相关关系的环流因子,该方法是国际气象组织推荐的一种预报效能评价方法,广泛应用于预报对象和预报因子相关关系的甄别问题^[19-20]。评分值 G_{ss} 的计算公式为

$$G_{\text{ss}} = PS \quad (3)$$

式中: P 为预报因子与预报对象的联合概率矩阵,其元素为预报因子和预报对象序列的联合分布及对

序列量值的等级划分情况(偏低、正常、偏高3个等级); S 为评价系数矩阵,其元素由下式计算^[26]:

$$\begin{cases} s_{ii} = \frac{1}{J-1} \left[\sum_{k=1}^{i-1} \frac{1}{D_k} + \sum_{k=i}^{J-1} D_k \right] \\ (i = 1, 2, \dots, J) \\ s_{ij} = \frac{1}{J-1} \left[\sum_{k=1}^{i-1} \frac{1}{D_k} + \sum_{k=i}^{J-1} D_k - (j-i) \right] \\ (1 \leq i < j \leq J) \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{其中 } D_i = \frac{1 - \sum_{r=1}^i p_r}{\sum_{r=1}^i p_r} \quad (i = 1, 2, \dots, J-1)$$

式中: J 为事件等级数; p_r 为预报对象 r 的频率分布; D_i 为优势比,即比值比。 G_{ss} 取值范围为 $[-1, 1]$,其值越大,预报对象与预报因子之间的相关性越好;当数据长度为30时, $G_{ss} > 0.25$ 时预报对象与预报因子具有相关性^[16]。

1.3 因子预报意见指数

在多因子预报模型中,当不同因子之间意见出现冲突时,模型难以准确预测未来降水情况。另有研究指出,多因子预报模型应当注意个别因子的极端值对预报结果的影响^[14]。因此,提出FOI用于反映不同预报因子的综合预报意见。设预报因子与预报对象成正(负)相关关系,对因子中观测值 x ,小于(大于)或等于该值的累积频率为 P_{cum} ,定义归档值 N_p 为

$$N_p = \begin{cases} -1 & 0 \leq P_{cum} < \frac{1}{3} \\ 0 & \frac{1}{3} \leq P_{cum} < \frac{2}{3} \\ 1 & \frac{2}{3} \leq P_{cum} < 1 \end{cases} \quad (5)$$

由式(5)可知, N_p 为-1、0、1分别代表正(负)相关预报因子的低(高)值、中值和高(低)值部分。考虑到不同预报因子取值的差异问题,对数值随时间变化很小、不适宜按频率分布划分归档的预报因子,按数值从大到小(若与降水呈负相关关系则为从小到大)排序,排位前1/3的数值归档为1,后1/3的归档为-1,其余归档为0。通过归档值 N_p 可以判断某一时间的数据相对历史观测序列而言是否偏高或偏低(档位1为偏高,-1为偏低)。将不同预报因子的归档值求代数和,即得到FOI值。FOI值越大,处于档位1的预报因子个数越多;反之,FOI值越小表示处于档位-1的多。故当FOI绝对值较大时,说明多数因子的档位值相同,也即预报意见较为一致。因此,该指数一定程度上可表征不同因子之间预报意见的一致性程度。

1.4 组合预报模型

利用MTS指数构建单因子回归模型,即P-MTS模型:

$$P = a_s M_{TS} + b_s \quad (6)$$

式中: P 为降水量; a_s 、 b_s 分别为回归模型斜率和截距。

再用MTS指数和筛选出的大气环流因子构建多因子回归模型:

$$P = a_m M_{TS} + \sum_{i=1}^k b_i x_i + b_m \quad (7)$$

式中: x_i 为大气环流因子; k 为环流因子个数; a_m 、 b_i 分别为MTS指数和环流因子的回归系数; b_m 为回归模型常数项。

将P-MTS模型和多因子模型进行组合,其原则为:当因子之间预报意见较为一致时,采用式(7)的多因子模型,否则采用式(6)的P-MTS模型。对此,设定当FOI的绝对值大于或等于总的预报因子(包括MTS指数)个数的50%时,认为因子之间预报意见较为一致,得到组合预报模型及适用条件:

$$P = \begin{cases} a_s M_{TS} + b_s & 0 \leq |F| < \frac{k+1}{2} \\ a_m M_{TS} + \sum_{i=1}^k b_i x_i + b_m & \frac{k+1}{2} \leq |F| \leq k+1 \end{cases} \quad (8)$$

式中 F 为FOI值。由于模型构建包括率定和检验过程,而 F 的计算是建立在预报对象与预报因子相关性分析的基础上,故 F 主要在模型检验期应用。

1.5 精度评价

选用相关系数 R 、平均绝对误差 M_{AE} 和平均相对误差 M_{RE} 评价模型预报精度,这3个指标在气象、水文等领域的模型精度评价上广泛应用^[6, 16-17],效果较好。

2 实例验证

以三峡水库流域为研究区,对1961—2020年汛期5—10月的月降水量进行预报。组合预报模型预见期为1~3月,采用滑动窗检验方法率定和校验,滑动窗长度取30a。

2.1 研究区概况与数据来源

三峡水库流域面积约为100万 km^2 ,流域内长江干流长度约4500km。流域除源头外,大部分地区属于亚热带季风气候区,干湿季分明,80%以上的年降水量集中在汛期5—10月,且汛期各月降水差异明显,对三峡水库有显著影响。发布准确的降水预报,对三峡水库调度具有重要的现实意义。

研究采用的降水数据为中国气象局发布的 $0.5^\circ \times$

0.5°逐日格点数据(<http://www.cma.gov.cn/>);SST数据为美国大气与海洋管理局发布的5°×5°逐月格点数据(<https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/tables/temperature.html>);大气环流数据为国家气候中心发布的逐月大气环流数据集,大气环流因子共88项(<https://cmdp.ncc-cma.net/cn/download.htm>),数据时间跨度均为1961—2020年。

2.2 结果与分析

表1为预见期1~3月情况下P-MTS模型采用的海温极子数、关键海温多极和MTS的权重范围。由表1可知,不同月份的海温极子数差别较大,说明对研究区降水和SST关系的影响随月份变化而变化。具体而言,5月和6月海温极子多数和降水呈正相关,7—10月则相反,但预见期1月情形下7月和8月降水与海温极子主要为正相关。另外,预见期1月情形下5月降水预报、预见期3月情形下7月和9月降水预报中模型采用的海温极子数较多。从权重来看,9月关键海温多极占主导,贡献较大,说明影响降水的海温场空间上具有相对稳定性,而5月和10月则相反,故影响降水的海温场位置并不固定。主汛期6—8月的关键海温多极和MTS贡献度差别不大,基本上对MTS指数的贡献各占50%。

对于海温极子空间分布(限于篇幅未展示),影响5月降水的海温极子主要分布于赤道东太平洋(ENSO区)、澳大利亚西南海域;影响主汛期6—8

月降水的极子分布在南太平洋、北大西洋、南海等海域;影响9月降水的极子主要在印度洋东部和ENSO区;影响10月降水的极子则主要分布于北太平洋、东印度洋、北太平洋等区域。Yuan等^[21]发现印度洋偶极子与长江上游降水密切相关;周波涛^[22]研究发现澳大利亚东侧冬季海温与我国长江流域夏季降水之间具有同位相变化关系;Wei等^[23]指出前冬ENSO活动对次年春夏长江上游降水的影响与中下游降水影响相反。这些研究结果与本研究中的海温极子空间分布规律基本一致,说明模型采用的海温极子具有一定的物理意义。

表2为组合预报模型在率定期与检验期的预报精度。其中,组合预报模型采用的环流因子共30个,主要包括北半球极涡面积指数、北半球极涡强度指数、登录台风、大西洋副高面积指数等。率定期不同月份的预报降水与观测值的相关系数 R 基本在0.6~0.8之间, M_{AE} 在17 mm以下, M_{RE} 为5%~14%,说明模型拟合精度较高。检验期,不同预见期下6月、7月和9月精度较高,相关系数 R 基本在0.70以上,其中9月 R 超过了0.8,为所有月份中预报精度最高;8月和10月精度次之, R 多数在0.6左右,预见期3月情形下 R 低于0.6,精度相对较低;5月预报精度较差,预见期1月情况下 R 可达0.6,但预见期2月和3月的 R 低于0.4。7月和8月 M_{AE} 基本在18~22 mm之间,总体上7月预报精度

表1 预见期1~3月情况下P-MTS模型参数和权重范围

Table 1 P-MTS model parameters and weight range in forecast period of 1 to 3 months

月份	极子数			α			β		
	1月	2月	3月	1月	2月	3月	1月	2月	3月
5月	10~12/0~1	6~10/0~3	4~7/0~2	0.20~0.40	0.25~0.40	0.40~0.55	0.60~0.80	0.60~0.75	0.45~0.60
6月	7~12/0~5	4~7/4~6	3~6/4~5	0.45~0.65	0.30~0.50	0.35~0.45	0.35~0.55	0.50~0.70	0.55~0.65
7月	3~6/2~4	0~2/2~4	2~4/7~10	0.40~0.45	0.40~0.45	0.45~0.65	0.55~0.60	0.55~0.60	0.35~0.55
8月	3~6/1~5	0~5/3~7	0~3/6~10	0.35~0.65	0.55~0.70	0.30~0.40	0.35~0.65	0.30~0.45	0.60~0.70
9月	0~2/2~4	0~3/2~5	0~3/9~12	0.50~0.75	0.50~0.70	0.60~0.70	0.25~0.50	0.30~0.50	0.30~0.40
10月	1~3/5~8	0~4/3~5	0~2/6~8	0.25~0.50	0.15~0.40	0.20~0.55	0.50~0.75	0.60~0.85	0.45~0.80

注:“/”左右数据分别为海温与降水呈正相关关系($\psi=1$)、呈负相关关系($\psi=-1$)时的极子数。

表2 预见期1~3月情况下组合预报模型在率定期和检验期的预报精度

Table 2 Prediction accuracy of combined forecasting model in calibration and validation periods in forecast period of 1 to 3 months

月份	R						M_{AE}/mm						$M_{RE}/\%$					
	率定期			检验期			率定期			检验期			率定期			检验期		
	1月	2月	3月	1月	2月	3月	1月	2月	3月	1月	2月	3月	1月	2月	3月	1月	2月	3月
5月	0.61	0.61	0.54	0.60	0.33	0.28	8.29	9.20	9.74	7.78	9.25	9.72	11.07	11.30	12.02	10.17	12.65	13.29
6月	0.79	0.80	0.78	0.74	0.73	0.72	9.84	6.75	7.36	8.90	9.10	10.46	5.41	5.37	5.88	7.59	7.69	8.89
7月	0.68	0.64	0.66	0.74	0.70	0.66	13.10	13.87	13.81	18.20	19.59	19.61	8.43	8.92	8.85	13.26	14.20	14.38
8月	0.75	0.72	0.72	0.62	0.60	0.57	14.84	16.42	16.28	18.32	21.13	21.88	11.90	12.85	12.48	16.97	18.48	18.80
9月	0.71	0.68	0.69	0.82	0.80	0.81	9.66	9.47	9.52	9.00	8.56	8.68	9.24	9.06	9.13	10.35	9.96	10.13
10月	0.74	0.74	0.63	0.60	0.70	0.42	6.16	6.69	7.20	7.38	7.90	9.41	11.97	12.78	13.97	15.88	17.35	20.17

注:率定期的评估指标为30个滑动时间窗口下的总体平均值,检验期的评估指标为1991—2020年的平均值。

高于8月,其余月份 M_{AE} 在 10 mm 以下,其中 10 月 M_{AE} 最小。结合 M_{RE} 可知,6 月和 9 月预报精度最高,大部分 M_{RE} 在 10% 以下;8 月 M_{RE} 较其他月份高,但低于 19%;尽管 5 月 R 不高,但不同预见期的 M_{RE} 均在 14% 以下。此外,模型预报精度大体上随预见期延长而有所下降。图 2 为组合预报模型在检验期 1991—2020 年的预报结果,可知多数年份的预报结果与实际相符,模型总体上能反映月降水量的年际波动,在个别极端年份偏差较大,如 1998 年的 8 月、2012 年 7 月和 2015 年 7 月。尽管如此,模型仍能较为准确地捕捉 2020 年主汛期 6—8 月的强降雨情况。综上,可认为模型能有效预报三峡水库流域汛期的月降水量。

2.3 模型对比

为进一步验证组合预报模型在长期降水预报中的可行性和优势,采用多元线性回归(MLR)^[24]和随机森林(RF)^[25]两种传统方法对三峡水库流域汛期 5—10 月的降水进行预报。预报因子同样分为海温和大气环流两大类。根据组合预报模型的构建原理,组合模型与传统模型的主要区别为海温信号的

提取与利用,因此传统方法采用不同的海温因子和相同的大气环流因子。传统方法的海温因子采用 Nino 3.4 指数、北大西洋海温三极子(NAT)、副热带南印度洋偶极子(SIOD)和北太平洋年际涛动指数(PDO),数据时间跨度均为 1961—2020 年,来源于国家气候中心(<http://cmdp.ncc-cma.net/>)。MLR 和 RF 模型的预报因子与预报对象滞时为 1~3 月,采用滑动窗检验方法率定和检验模型。此外,从美国国家环境预报中心(NCEP)CFSv2 动力数值模型、欧洲中期天气预报中心(ECMWF)季节性预报系统 System 4(SYS4)发布的 1982—2010 年历史降水回报产品中,挑选 1991—2010 年预见期 1~3 月的月降水预报结果加以对比。选取每种模型 1991—2010 年汛期月降水预报的最佳预报结果,比较 M_{AE} 和 M_{RE} 两个指标,结果见表 3。可见,对于主汛期 6—8 月的预报,组合预报模型相比 MLR 和 RF 模型的 M_{AE} 降低 6~10 mm, M_{RE} 减少约 4%~8%;而相比于动力数值模型 CFSv2 和 SYS4, M_{AE} 和 M_{RE} 降低明显,其中 6 月 CFSv2 和 SYS4 模型的 M_{AE} 为组合预报模型的 5~6 倍, M_{RE} 为 5~7 倍,说明组合预报

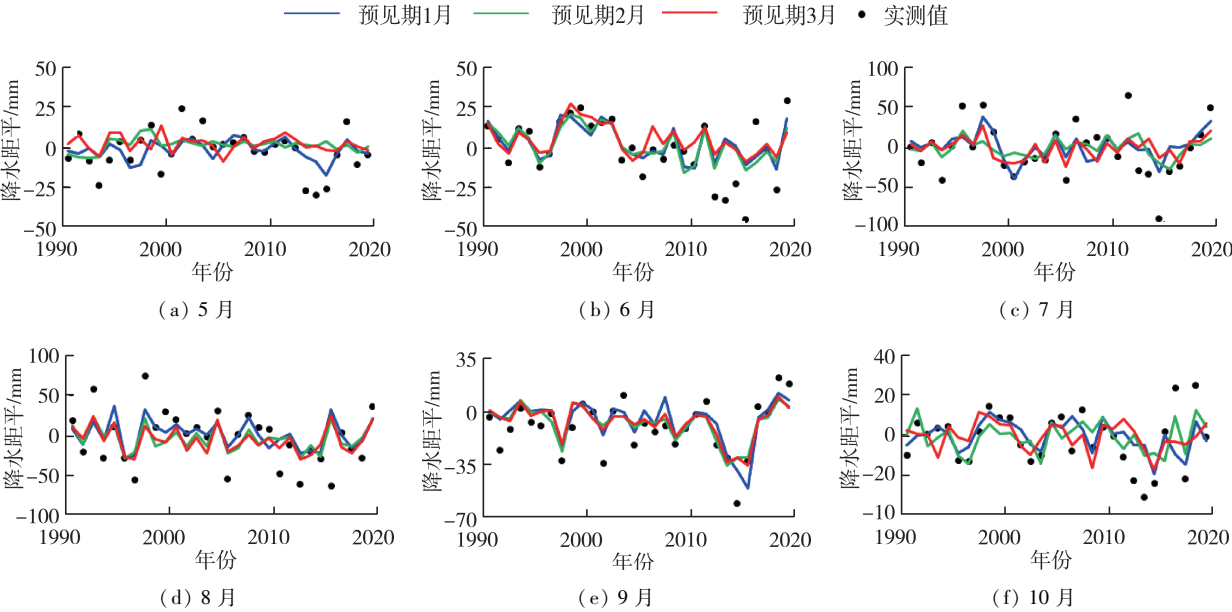


图 2 组合预报模型检验期的降水预报

Fig. 2 Precipitation forecast in validation period of combined forecasting model

表 3 各模型 1991—2010 年汛期月降水预报精度对比

模型	M_{AE}/mm						$M_{RE}/\%$					
	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月
组合预报模型	7.86	5.01	13.81	15.52	8.68	4.81	9.38	3.69	8.94	11.71	9.40	9.12
MLR 模型	10.12	11.37	23.45	25.66	12.55	6.85	11.73	9.08	17.12	19.50	14.29	12.31
RF 模型	7.96	11.46	19.86	21.79	15.33	7.20	9.26	8.69	12.77	16.45	16.08	13.64
CFSv2 模型	19.46	37.40	21.64	26.33	22.48	17.43	28.24	26.85	15.41	20.80	24.94	25.68
SYS4 模型	16.06	25.47	20.72	23.59	23.72	17.58	25.81	18.24	14.66	19.00	26.43	27.44

模型在预报 6 月降水量方面表现更为优异。初汛期 5 月,组合预报模型精度与 RF 模型相当,相比 MLR 模型则有较大的提高,而 M_{AE} 和 M_{RE} 比 CFSv2 和 SYS4 模型分别降低约 10 mm 和 17%,提高效果显著。对于后汛期 9 月和 10 月,5 个模型中组合预报模型精度同样最高,其 M_{AE} 和 M_{RE} 分别在 10 mm 和 10% 以下;MLR 和 RF 模型精度次之,两者 M_{RE} 均在 12% 以上;CFSv2 和 SYS4 模型表现较差, M_{AE} 在 20 mm 以上, M_{RE} 大于 17%,误差约为组合预报模型的 2 倍。综上,组合预报模型总体上比其他模型精度高,在不同月份的降水预报上表现也较为稳健;相比于 NCEP 和 ECMWF 机构的动力数值模型 CFSv2 和 SYS4,组合预报模型具有显著的优势。

3 结 论

a. 组合预报模型是基于海温场的单因子降水预报模型和基于大气环流、海温场的多因子降水预报模型的结合,以 FOI 为判定条件,理论上可降低单纯采用单因子或多因子模型而导致预报精度下降的风险。

b. 组合预报模型能有效预报三峡水库流域 1961—2020 年汛期的月降水量,其中 6 月和 9 月预报精度最高,主汛期 7 月和 8 月的预报效果不如其他月份,且模型精度随预见期延长而有所下降。

c. 组合预报模型的月降水预报精度高于传统的 MLR 模型、RF 模型以及 NCEP 的 CFSv2 动力数值模型和 ECMWF 的季节性预报系统 SYS4,具有较好的应用价值和推广前景。

参考文献:

[1] 顾薇,陈丽娟. 2018 年夏季海洋大气特征及对我国气候的影响[J]. 气象,2019,45(1):126-134. (GU Wei, CHEN Lijuan. Characteristics of atmospheric oceanic condition and their influences on summer climate of China in 2018 [J]. Meteorological Monthly,2019,45(1):126-134. (in Chinese))

[2] 陈丽娟,袁媛,杨明珠,等. 海温异常对东亚夏季风影响机理的研究进展[J]. 应用气象学报,2013,24(5):521-532. (CHEN Lijuan, YUAN Yuan, YANG Mingzhou, et al. A review of physical mechanisms of the global SSTA impact on EASM [J]. Journal of Applied Meteorological Science,2013,24(5):521-532. (in Chinese))

[3] 赵俊虎,封国林. 夏季长江中下游和华南两类雨型的环流特征及预测信号[J]. 大气科学,2016,40(6):1182-1198. (ZHAO Junhu, YANG Liu, ZENG Xingyu, et al. Analysis of atmospheric circulation and prediction signals for summer rainfall patterns in southern China [J].

Chinese Journal of Atmospheric Sciences,2016,40(6):1182-1198. (in Chinese))

[4] GUO Yan,LI Jianping,ZHU Jiangshan. A moving updated statistical prediction model for summer rainfall in the middle-lower reaches of the Yangtze River valley [J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology,2014,56:2275-2287.

[5] BAKER L H, SHAFFREY L C, SCAIFE A A. Improved seasonal prediction of UK regional precipitation using atmospheric circulation [J]. International Journal of Climatology,2018,38:437-453.

[6] 孙照渤,谭桂容,赵振国,等. 中国东部夏季雨型的人工神经网络集合预测[J]. 大气科学学报,2013,36(1):1-6. (SUN Zhaobo, TAN Guirong, ZHAO Zhenguo, et al. Ensemble prediction of summer rainfall patterns over eastern China based on artificial neural networks [J]. Transactions of Atmospheric Sciences,2013,36(1):1-6. (in Chinese))

[7] ZWIERS F W, VON STORCH H. On the role of statistics in climate research [J]. International Journal of Climatology,2004,24:665-680.

[8] 张邦林,丑纪范,孙照渤. 用前期大气环流预报中国夏季降水的 EOF 迭代方案[J]. 科学通报,1991(23):1797-1798. (ZHANG Banglin, CHOU Jifan, SUN Zhaobo. EOF iteration scheme for predicting summer precipitation in China using previous atmospheric circulation [J]. Chinese Science Bulletin, 1991(23):1797-1798. (in Chinese))

[9] DING Ting, KE Zongjian. A comparison of statistical approaches for seasonal precipitation prediction in Pakistan [J]. Weather and Forecasting, 2013, 28:1116-1132.

[10] 邹磊,夏军,张印,等. 海河流域降水时空演变特征及其驱动力分析[J]. 水资源保护,2021,37(1):53-60. (ZOU Lei, XIA Jun, ZHANG Yin, et al. Spatial-temporal change characteristics and driving forces of precipitation in the Haihe River Basin [J]. Water Resources Protection, 2021,37(1):53-60. (in Chinese))

[11] 邢雯. 东亚季风区夏季降水预测:统计模型的建立与可预报性分析[D]. 青岛:中国海洋大学,2015.

[12] 平凡,罗哲贤,踞建华. 长江流域汛期降水年代际和年际尺度变化影响因子的差异[J]. 科学通报,2006(1):104-109. (PING Fan, LUO Zhexian, JU Jianhua. Interdecadal and interannual variation of flood season precipitation in the Yangtze River Basin [J]. Chinese Science Bulletin,2006(1):104-109. (in Chinese))

[13] HU Dangui, SHU Hong, HU Hongda, et al. Spatiotemporal regression Kriging to predict precipitation using time-series MODIS data [J]. Cluster Computing,2017,20:347-357.

[14] 段红,陈新国. 用聚类预报模型预报三峡水库来水量的探讨[J]. 人民长江,2011,42(6):57-60. (DUAN Hong,

- CHEN Xinguo. Discussion on inflow of Three Gorges Reservoir forecasted by clustering model [J]. Yangtze River, 2011, 42(6): 57-60. (in Chinese))
- [15] SAJI N H, GOSWAMI B N, VINAYACHANDRAN P N, et al. A dipole mode in the tropical Indian Ocean [J]. Nature, 1999, 401: 360-363.
- [16] CHEN C J, GEORGAKAKOS A P. Hydro-climatic forecasting using sea surface temperatures: methodology and application for the southeast US [J]. Climate Dynamics, 2014, 42: 2955-2982.
- [17] 吴旭树, 郭生练, 巴欢欢, 等. 基于海温多极指标的长期降水预报方法[J]. 水利学报, 2018, 49(10): 1276-1283. (WU Xushu, GUO Shenglian, BA Huanhuan, et al. Long-range precipitation forecasting based on multi-pole sea surface temperature [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2018, 49(10): 1276-1283. (in Chinese))
- [18] 罗连升, 徐敏, 梁树猷. 厄尔尼诺/拉尼娜与淮河流域汛期降水年际关系的稳定性分析[J]. 气象, 2018, 44(8): 1073-1081. (LUO Liansheng, XU Min, LIANG Shuxian. Stability analysis of the interannual relationship between El Nino/La Nina and the summer rainfall over Huaihe River Basin [J]. Meteorological Monthly, 2018, 44(8): 1073-1081. (in Chinese))
- [19] GERRITYJ R, JOSEPH P. A note on Gandin and Murphy's equitable skill score [J]. Notes and Correspondence, 1992, 120: 2709-2712.
- [20] GANDIN L S, MURPHY A H. Equitable skill scores for categorical forecasts [J]. Monthly Weather Review, 1992, 120: 361-370.
- [21] YUAN Yuan, YANG Hui, ZHOU Wen, et al. Influences of the Indian Ocean dipole on the Asian summer monsoon in the following year [J]. International Journal of Climatology, 2008, 28(14): 1849-1859.
- [22] 周波涛. 冬季澳大利亚东侧海温与长江流域夏季降水的联系及可能物理机制[J]. 科学通报, 2011, 56(16): 1301-1307. (ZHOU Botao. Association between winter SST over eastern Australia and summer precipitation over the Yangtze River Basin and its possible physical mechanism [J]. Chinese Science Bulletin, 56(16): 1301-1307. (in Chinese))
- [23] WEI Jia, WANG Weiguang, SHAO Quanxi, et al. Influence of mature El Niño-Southern Oscillation phase on seasonal precipitation and streamflow in the Yangtze River Basin, China [J]. International Journal of Climatology, 2020, 40: 3885-3905.
- [24] KUMAR Arun, CHEN Mingyue. Understanding skill of seasonal mean precipitation prediction over California during boreal winter and role of predictability limits [J]. Journal of Climate, 2020, 33(14): 6141-6163.
- [25] POVAK N A, HESSBURG P F, MCDONNELL T C, et al. Machine learning and linear regression models to predict catchment-level base cation weathering rates across the southern Appalachian Mountain region, USA [J]. Water Resources Research, 2014, 50(4): 2798-2814.

(收稿日期: 2021-09-03 编辑: 王芳)

(上接第 21 页)

- [17] 栾慕, 袁文秀, 刘俊, 等. 基于 SWMM-MIKE11 耦合模型的桐庐县内涝风险评估[J]. 水资源保护, 2016, 32(2): 57-61. (LUAN Mu, YUAN Wenxiu, LIU Jun, et al. Risk assessment of waterlogging in Tonglu County based on SWMM-MIKE11 coupled model[J]. Water Resources Protection, 2016, 32(2): 57-61. (in Chinese))
- [18] 卢丽, 潘学标, 张立祯, 等. MIKE FLOOD 模型在北京清河流域洪涝模拟中的有效性验证[J]. 水利水电技术, 2021, 5(8): 148-151. (LU Li, PAN Xuebiao, ZHANG Lizhen, et al. Validation of MIKE FLOOD model in flood simulation of Qinghe River Basin in Beijing[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2021, 5(8): 148-151. (in Chinese))
- [19] 张译心, 郝敏, 方晴, 等. 基于 Mike Flood 耦合模型的新建城区防洪排涝模拟研究[J]. 中国农村水利水电, 2021, 23(7): 15-18. (ZHANG Yixin, HAO Min, FANG Qing, et al. Simulation of flood control and drainage in newly-built urban areas based on Mike Flood coupling model[J]. China Rural Water and Hydropower, 2021, 23(7): 15-18. (in Chinese))
- [20] 栾震宇, 金秋, 赵思远, 等. 基于 MIKE FLOOD 耦合模型的城市内涝模拟[J]. 水资源保护, 2021, 37(2): 81-88. (LUAN Zhenyu, JIN Qiu, ZHAO Siyuan, et al. Research on waterlogging in typical urban areas based on MIKE FLOOD coupling model [J]. Water Resources Protection, 2021, 37(2): 81-88. (in Chinese))
- [21] 孔宇, 孙巍, 李小龙, 等. 河道海绵建设中 SWMM-MIKE 11 耦合模型的构建及应用思路[J]. 水资源保护, 2021, 37(6): 74-79. (KONG Yu, SUN Wei, LI Xiaolong, et al. Application of SWMM-MIKE 11 coupling model in sponge channel construction[J]. Water Resources Protection, 2021, 37(6): 74-79. (in Chinese))

(收稿日期: 2021-09-15 编辑: 俞云利)