

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).

## “风顺”模型对中国盛夏气温候尺度预测技巧评估\*

刘俊杰<sup>1,2</sup> 陆波<sup>3,4,5</sup> 李昊<sup>6,7</sup> 陈磊<sup>6</sup> 仲晓辉<sup>6</sup> 周辰光<sup>3,4,5</sup>  
胡家晖<sup>3,8</sup> 吴捷<sup>3</sup> 赵春燕<sup>3,9</sup> 辛昱杭<sup>9</sup> 赵阳<sup>3,10</sup> 钱奇峰<sup>3,11</sup>

1 安徽省气候中心, 合肥 230031

2 安徽省大气科学与卫星遥感重点实验室, 合肥 230031

3 中国气象局气候预测研究重点开放实验室, 国家气候中心/国家气候中心气候系统预测  
与变化应对全国重点实验室, 北京 100081

4 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 南京 210044

5 雄安气象人工智能创新研究院 河北省气象人工智能重点实验室/复旦大学-雄安气象人工智能创新  
研究院地球系统人工智能预报联合实验室, 雄安新区 070001

6 复旦大学人工智能创新与产业研究院, 上海 201203

7 上海科学智能研究院, 上海 200030

8 新疆维吾尔自治区气候中心, 乌鲁木齐 830002

9 南京信息工程大学大气科学学院, 南京 210044

10 中国气象局气象干部培训学院, 北京 100081

11 浙江省气象科学研究所, 杭州 310000

**提 要:** “风顺”是首个基于人工智能方法实现次季节至季节全球气候异常预测人工智能模型(以下简称风顺模型)。文章利用 2017—2021 年 CMA-RA1.0 和 NCEP 再分析数据以及站点观测数据, 采用时间相关系数(TCC)、距平相关系数(ACC)、综合空间评分(IPS)等方法, 对风顺模型和欧洲中期天气预报中心的延伸期至季节尺度预报模式(S2S-ECMWF 模式)在中国盛夏(7—8 月)气温候尺度预测技巧进行对比检验。不同数据源的检验结果基本一致, 表明评估结果具有较好的稳健性。风顺模型对中国盛夏气温的候尺度预测总体性能优于 S2S-ECMWF 模式, TCC、ACC 和 IPS 评分分别较其提高 7.9%、18.4% 和 1.5%。在地域分布上, 风顺模型在黄淮、江淮、华中、华南、华东和新疆等地的 TCC 技巧更高, 而在东北地区、内蒙古、青藏高原和西南地区相对较弱。在预报时效上, 风顺模型超前 1 候和 4~8 候的预测技巧优于 S2S-ECMWF 模式, 其中超前 6 候的预测技巧最高(TCC、ACC 和 IPS 分别提高 42%、260% 和 4.5%), 具有更长的预见期。这种优势主要源于风顺模型对亚洲中纬度地区 500 hPa 位势高度这一环流关键区异常特征的更好刻画。超前 2~3 候预测技巧相对较弱, 可能与该时段大气初值信号衰减、下垫面信息作用不充分等因素有关, 未来将通过引入多圈层下垫面信息以进一步提升预测性能。

**关键词:** 风顺模型, 预测技巧评估, 盛夏气温, 候尺度

**中图分类号:** P425

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.7519/j.issn.1000-0526.2026.032901

### Assessment of Pentad-Scale Prediction Skill of the Fengshun Model for Midsummer Temperature over China

LIU Junjie<sup>1,2</sup> LU Bo<sup>3,4,5</sup> LI Hao<sup>6,7</sup> CHEN Lei<sup>6</sup> ZHONG Xiaohui<sup>6</sup> ZHOU Chenguang<sup>3,4,5</sup>  
HU Jiahui<sup>3,8</sup> WU Jie<sup>3</sup> ZHAO Chunyan<sup>3,9</sup> XIN Yuhang<sup>9</sup> ZHAO Yang<sup>3,10</sup> QIAN Qifeng<sup>3,11</sup>

\* 国家自然科学基金气象联合基金项目(U2542210)、国家重点研发计划(2021YFA0718000)、中国气象局复盘总结专项(FPZJ2025-056、FPZJ2025-168)、华东区域气象科技协同创新基金合作项目(QYHZ202310)、中国气象局智能网格气候预测青年创新团队(CMA2024QN06)、数值预报统筹研发专项(TCYF2025QH004)和中国气象局气象能力提升联合研究专项(24NLTSZD03)共同资助  
2025 年 6 月 13 日收稿; 2026 年 3 月 18 日收修定稿

第一作者: 刘俊杰, 主要从事人工智能气候预测技术研发. E-mail: jiejie@126.com

通讯作者: 陆波, 主要从事人工智能气候预测模型研发. E-mail: bolu@cma.gov.cn

- 1 Anhui Climate Center, Hefei 230031
- 2 Anhui Key Laboratory of Atmospheric Science and Satellite Remote Sensing, Hefei 230031
- 3 CMA Key Laboratory for Climate Prediction Studies, National Climate Centre/State Key Laboratory of Climate System Prediction and Risk Management, National Climate Centre, Beijing 100081
- 4 Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters (CIC-FEMD), Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044
- 5 Hebei Key Laboratory of Meteorological Artificial Intelligence/FDU-XMetAI Joint Laboratory on Earth System Intelligent Prediction, Xiong'an Institute of Meteorological Artificial Intelligence, Xiong'an New Area 070001
- 6 Artificial Intelligence Innovation and Incubation Institute of Fudan University, Shanghai 201203
- 7 Shanghai Academy of Artificial Intelligence for Science, Shanghai 200030
- 8 Xinjiang Climate Center, Urumqi 830002
- 9 School of Atmospheric Sciences, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044
- 10 CMA Training Centre, Beijing 100081
- 11 Zhejiang Institute of Meteorological Sciences, Hangzhou 310000

**Abstract:** Based on the hindcast datasets from the Fengshun Model and the S2S-ECMWF Model, together with CMA-RA1.0 and NCEP reanalysis data and station observations during 2017–2021, the pentad-scale prediction skills of the Fengshun Model and the S2S-ECMWF Model for midsummer (July–August) temperature over China are comparatively verified. Three metrics of temporal correlation coefficient (TCC), anomaly correlation coefficient (ACC), and integrated prediction score (IPS) are adopted. The results are as follows. The verification results based on different reference datasets are generally consistent, demonstrating their good robustness. Overall, the Fengshun Model shows superior prediction skill to the S2S-ECMWF Model, with TCC, ACC and IPS values improved by 7.9%, 18.4%, and 1.5%, respectively. Spatially, the Fengshun Model exhibits higher TCC skill in the Huang-Huai (Yellow River-Huaihe River), Jiang-Huai (Yangtze River-Huaihe River), Central China, South China, East China, and Xinjiang regions, but showing relatively lower skill in Northeast China, Inner Mongolia, the Qinghai-Xizang Plateau, and Southwest China. Temporally, the Fengshun Model demonstrates superior prediction skill with 1 pentad and 4–8 pentad lead times, with the highest skill appearing at a 6 pentad lead time, and improvements in TCC, ACC and IPS can reach 42%, 260%, and 4.5%, respectively, which indicates an extended predictability window. This advantage is primarily attributed to the Fengshun Model's better characterization of 500 hPa geopotential height anomalies over key circulation regions in mid-latitudes of Asia. However, the Fengshun Model shows a relatively weak prediction skill with 2 pentad to 3 pentad lead times, which is likely due to the decay of initial atmospheric signals and insufficient influence from underlying surface information. Future improvement focus will be put on incorporating multi-layer surface information to further enhance the model's prediction performance.

**Key words:** Fengshun Model, prediction skill assessment, midsummer temperature, pentad-scale

## 引 言

联合国政府间气候变化专门委员会(IPCC)第六次评估报告指出,气候变化背景下极端天气气候事件愈加频发、强发、广发、并发,人类面临的气候风险正在日益加剧(IPCC,2022)。我国处于气候变化敏感区,气候条件复杂,盛夏季节常常受到高温热浪侵袭,不仅对人们的日常生活和健康造成直接影响,还给农业生产、水资源管理、能源供应等多个领域带

来巨大压力。因此,提高盛夏气温的预报能力,对于防灾减灾、保障国家安全和促进社会经济的可持续发展具有重要意义。

近年来,基于人工智能技术的气象大模型技术发展迅速(盛杰等,2025),如 FourcastNet(Pathak et al,2023)、Pangu-Weather(Bi et al,2023)、DeepMind 推出的 GraphCast(Lam et al,2023)、FengWu(Chen K et al,2023)、FuXi(Chen L et al,2023)等。但上述气象大模型多为确定性预报,不适用于气候尺度预测。另外,部分机器学习模型在中期天气预

报和季节性预测中已取得显著进步(Ham et al, 2019; Nguyen et al, 2023; Zhang et al, 2023),但在次季节尺度预测方面仍存在不足(He et al, 2021; Weyn et al, 2021; Kiefer et al, 2023)。这一不足主要源于模型输入变量覆盖范围有限,以及采用的集成生成方法存在缺陷。传统基于机器学习的集合预测方法主要通过初始条件中引入随机扰动或改变模型结构来构建集合,但这种做法往往忽略了背景环流对预报的制约作用,导致集合离散度快速衰减。同时,现有方法对预报系统复杂性的刻画不足,限制了机器学习次季节预测模型的预报性能。

国家气候中心与复旦大学、上海科学智能研究院开展合作,基于国产自主的CMA-RA再分析数据和FY-3E逐日实时OLR数据,创新性地引入了海气相互作用和基于流依赖的集合扰动智能生成技术,研发了具有集合预测功能的人工智能模型“风顺”(CMA-AIM-S2S-Fengshun)(以下简称风顺模型),这是国内外首个基于人工智能方法实现次季节至季节全球气候异常预测的大模型系统(胡家暉等, 2025)。与传统数值预报模式相比,风顺模型在预测技巧与计算效率上均表现更优。在对热带大气季节内振荡(MJO)的预测中,风顺模型的预测技巧可达32 d,显著优于传统数值预报模式(胡家暉等, 2025)。这种高精度的MJO预测也有效提升了全球降水的预测技巧,评估结果显示,风顺模型对15 d以上全球候平均降水的预测技巧提升约21%,其中热带地区提升约17%,热带外地区提升约30%(Chen et al, 2024)。此外,风顺模型在次季节尺度上预测极端天气气候事件方面展现出潜力,例如,对热带外地区极端降水事件的概率预测技巧较传统数值预报模式显著提升,在2022年巴基斯坦的强降水事件和2020年长江流域的“暴力梅”事件中该模型均表现出较好的预测技巧(Chen et al, 2024)。然而,现有研究多聚焦于风顺模型在降水、环流场预测能力方面的评估(胡家暉等, 2025),对其在气温要素预测能力方面的评估尚显不足。本研究旨在利用2017—2021年风顺模型历史回报数据、CMA-RA与NCEP再分析数据以及站点观测数据,检验评估风顺模型对中国盛夏气候尺度的预测技巧,并与欧洲中期天气预报中心的延伸期至季节尺度预报模式(S2S-ECMWF模式)预测性能进行对比,为风顺模型在中国盛夏气候次季节预测业务服务中的应用提供科技支撑。

## 1 资料和方法

### 1.1 资料数据

(1)CMA-RA/SURFACE数据是由国家气象信息中心建立的全球陆面再分析系统生成的中国第一代全球陆面再分析数据集,其中近地面大气驱动分析产品以全球大气再分析降水产品为背景场,融合地面天气报等观测数据制成。数据时段为1979—2025年,数据来源:<https://data.cma.cn/ai/#/detail?id=14>。

(2)NCEP再分析数据是由美国国家环境预报中心(NCEP)和美国国家大气研究中心(NCAR)等机构联合提供的(罗连升等, 2025),其利用全球资料同化系统,整合了地面、船舶、无线电探空、卫星等多种观测资料生成的一套覆盖全球、时段长、要素丰富的格点资料(钱奇峰和毛冬艳, 2023)。数据来源:<https://psl.noaa.gov/data/gridded/data.ncep.reanalysis2.html>。

(3)S2S-ECMWF模式数据是欧洲中期天气预报中心(ECMWF)在S2S国际计划框架下提供的集合预报系统,属于集合预报模式,而非单一的确定性模式(Vitart et al, 2017; 庞轶舒等, 2021)。数据来源:<https://cds.climate.copernicus.eu>。

(4)风顺模型是国内外首个基于人工智能方法实现次季节至季节全球气候异常预测的大模型系统,其利用机器学习等人工智能技术,实现生成0~60 d、逐日更新、150 km分辨率的全球气温、降水等7项要素的预测产品。本文所用风顺模型数据来源于气象大数据云平台(天擎)。

风顺模型和S2S-ECMWF模式均选取2017—2021年的回报数据进行评估,气候态为2006—2016年数据平均。风顺模型的预报频率(一周两次)、预报时效(46 d)、集成员(51个)、分辨率( $1.5^{\circ} \times 1.5^{\circ}$ )的选取均与S2S-ECMWF模式相同,共得到风顺模型和S2S-ECMWF模式520个起报时次的回报数据。在进行确定性预测技巧评估时,对51个成员进行集合平均。站点实况数据来自气象大数据云平台(天擎),网格实况数据采用CMA-RA1.0再分析数据(Liu et al, 2023)和NCEP再分析数据,实况气候态的计算时段与风顺模型和S2S-ECMWF模式的气候态时段保持一致。中国区域历年盛夏平

均气温距平序列数据来自国家气候中心气候监测预测系统(CIPAS)。评估时段为盛夏(7—8月),评估的预报时效为1~8候。

## 1.2 检验评估方法

为保证对比检验的网格一致性,采用双线性插值方法将CMA-RA1.0再分析数据重新网格化至风顺模型的分辨率;为进行站点尺度的定量检验评估,将风顺模型和S2S-ECMWF模式预报结果内插至各观测站点位置。采用时间相关系数(TCC)、距平相关系数(ACC)和综合空间评分(IPS)等评分指标对各模式的候气温距平预测技巧进行检验评估分析。

### 1.2.1 时间相关系数

TCC是比较模式预测在同一格(站)点历史序列与观测的结果,可以表征模式对格格(站)点的预报能力,体现时间序列的位相相似性(Jolliffe and Stephenson, 2003; 张帅等, 2024)。TCC范围为-1~1,越接近于1表明技巧越高,通常取0.5的相关技巧作为有预报意义的标准。

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

$$\bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_{i,j}$$

$$\bar{f}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N f_{i,j} \quad (1)$$

式中: $x_{i,j}$ 为观测值, $f_{i,j}$ 为预测值, $i=1,2,3,\dots,M$ 代表评价区域的格点数, $j=1,2,3,\dots,N$ 代表时间序列。

### 1.2.2 距平相关系数

ACC是短期气候预测中最常用的检验方法之一,主要反映预测值与实况值空间型的相似程度,体现模式能否预测要素场空间分布特征的能力,是1996年确定并建议使用的评价指标(WMO,1996)。

$$\text{ACC} = \frac{\sum_{i=1}^M [(\Delta x_{i,j} - \overline{\Delta x_j})(\Delta f_{i,j} - \overline{\Delta f_j})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (\Delta x_{i,j} - \overline{\Delta x_j})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^M (\Delta f_{i,j} - \overline{\Delta f_j})^2}}$$

$$\Delta x_{i,j} = x_{i,j} - \bar{x}_j$$

$$\Delta f_{i,j} = f_{i,j} - \bar{f}_j \quad (2)$$

式中 $\overline{\Delta x_j}$ 和 $\overline{\Delta f_j}$ 分别为观测和预测所有格点时间距

平的空间平均值。

### 1.2.3 综合空间评分

IPS适用于候尺度的气温距平预测检验,其由ACC和距平符号一致率(AS)组合而成。首先,按照式(2)计算检验对象的ACC。特殊情况下,若观测及预测的检验对象在区域范围内各个格点的数值均完全一致,则 $\text{ACC}=1$ 。

然后,确定检验对象的AS: $(f_{i,j} x_{i,j} > 0)$ 或 $(f_{i,j}=0, x_{i,j} > 0)$ 或 $(f_{i,j} > 0, x_{i,j}=0)$ 或 $(f_{i,j}=0, x_{i,j}=0)$ ,则 $\text{AS}_{i,j}=1$ ;  $(f_{i,j} x_{i,j} < 0)$ 或 $(f_{i,j}=0, x_{i,j} < 0)$ 或 $(f_{i,j} < 0, x_{i,j}=0)$ ,则 $\text{AS}_{i,j}=0$ 。按式(3)计算区域平均AS:

$$\text{AS}_j = \frac{\sum_{i=1}^M \text{AS}_{i,j}}{\sum_{i=1}^M 1} \times 100\% \quad (3)$$

式中 $\text{AS}_j$ 为第 $j$ 候预测的AS评分。

最后,将ACC和AS归一化后进行等权平均,计算IPS:

$$\text{IPS}_j = \frac{(\text{ACC}_j + 1)}{2} + \text{AS}_j \times 100 \quad (4)$$

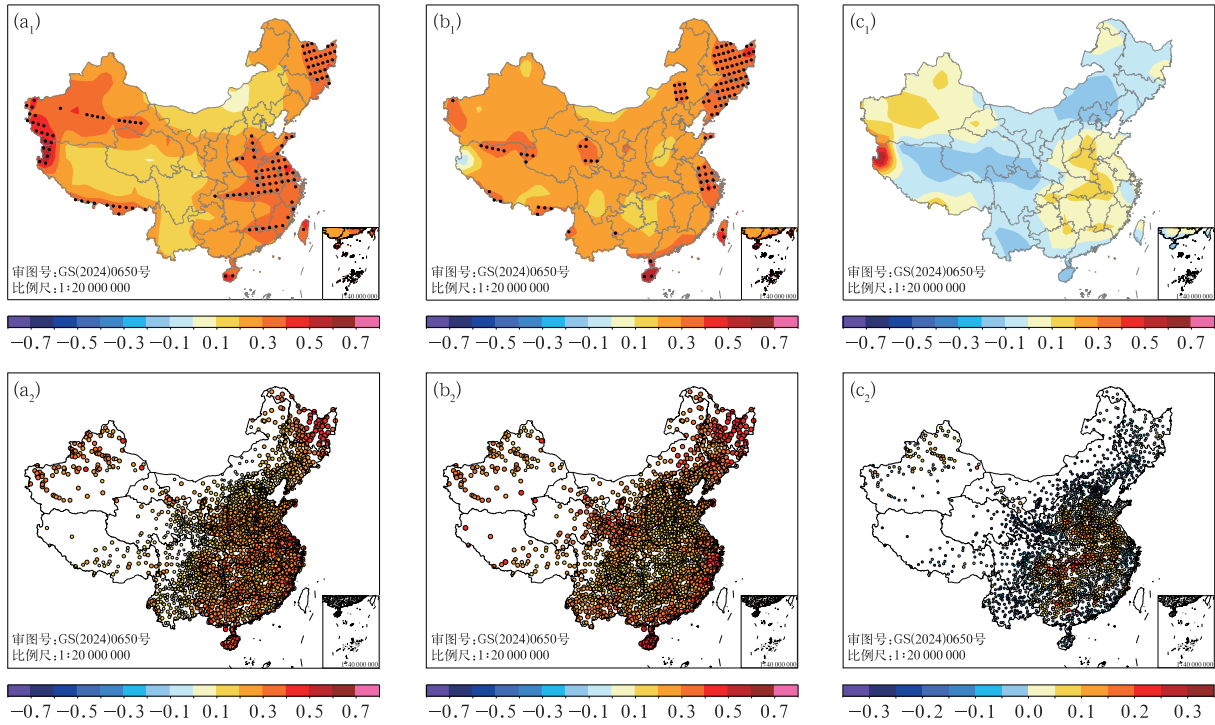
式中 $\text{IPS}_j$ 为第 $j$ 候预测的综合空间评分。IPS值介于0~100,值越高表示预测技巧越高,完美预测情况下, $\text{IPS}=100$ 。

## 2 结果分析

### 2.1 平均气温检验评估

#### 2.1.1 时间相关系数

TCC能够给出每个格点的预测技巧,帮助预报员进行区域预测时做出更准确的判断。图1为CMA-RA1.0再分析和站点观测气温数据作为真值,2017—2021年风顺模型与S2S-ECMWF模式中国盛夏气温12个评估候超前1~8候起报的平均TCC及其差值空间分布,可看出,利用CMA-RA1.0再分析和站点观测气温不同数据源计算的TCC评估结果一致,风顺模型和S2S-ECMWF模式对于中国区域盛夏候气温距平的TCC预测技巧均为正技巧,在黄淮、江淮、华中、华南、华东以及新疆等地风顺模型的TCC预测技巧高于S2S-ECMWF模式,而在东北地区、内蒙古、青藏高原及西南地区则低于



注：图 a<sub>1</sub> 和 b<sub>1</sub> 中打点区域代表通过 0.05 显著性水平检验，下同。

图 1 2017—2021 年(a)风顺模型与(b)S2S-ECMWF 模式中国盛夏气温 12 个评估候超前 1~8 候起报的平均 TCC 及(c)两者差值空间分布 (a<sub>1</sub>~c<sub>1</sub>)CMA-RA1.0 再分析,(a<sub>2</sub>~c<sub>2</sub>)站点观测

Fig. 1 Spatial distribution of the average TCC from (a) Fengshun and (b) S2S-ECMWF models with lead time 1–8 pentads for the 12 evaluation pentads, and (c) their difference for China’s midsummer temperature during 2017–2021 (a<sub>1</sub>–c<sub>1</sub>) CMA-RA1.0 reanalysis, (a<sub>2</sub>–c<sub>2</sub>) station observation

S2S-ECMWF 模式。

图2为2017—2021年风顺模型和S2S-ECMWF

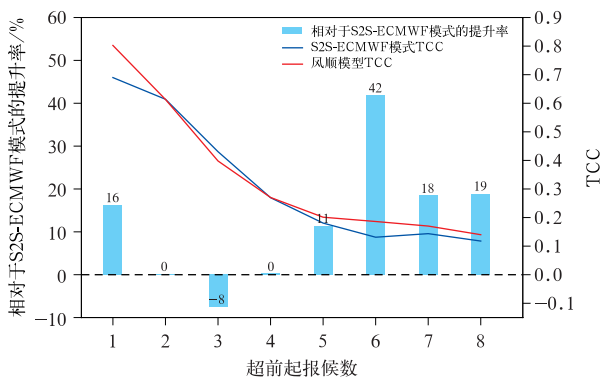


图 2 2017—2021 年风顺模型和 S2S-ECMWF 模式不同起报候的中国盛夏气温平均 TCC 对比  
Fig. 2 Comparison of average TCC from the Fengshun and S2S-ECMWF models with different forecast lead pentads for China’s midsummer temperature during 2017–2021

模式不同起报候的中国盛夏气温平均 TCC 对比,可看出,风顺模型在超前 1 候和 5~8 候起报的中国盛夏气温预测技巧均高于 S2S-ECMWF 模式,其中超前 6 候领先最多,较 S2S-ECMWF 模式提高了 42%;而超前 2~4 候与 S2S-ECMWF 模式相当或略低。风顺模型对于中国盛夏气温候尺度的平均 TCC 预测技巧为 0.36,较 S2S-ECMWF 模式提高了 7.9%。

### 2.1.2 距平相关系数

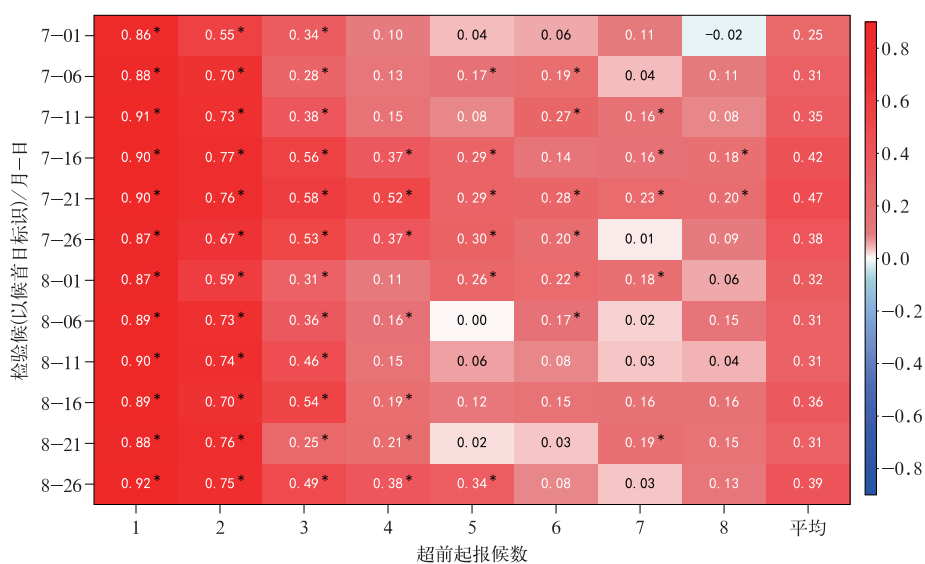
ACC 是目前短期气候预测中检验的主要手段,反映的是模式的总体预测性能。当 ACC>0 时,表示模式预测的气温异常空间分布与实况较为一致,值越大,与实况分布越接近;当 ACC=1 时,说明预测的空间分布型与实况完全一致。

图 3~图 5 给出了 2017—2021 年风顺模型与 S2S-ECMWF 模式各评估候不同起报候的中国盛夏气温多年平均 ACC 及其差值分布。可看出,风顺模型几乎在中国区域盛夏所有候气温距平出现

ACC 预测正技巧(图 3),而 S2S-ECMWF 模式则在超前 5~8 候起报的较多评估时段出现了 ACC 预测负技巧(图 4)。风顺模型超前 1 候和 6 候起报的预测技巧较 S2S-ECMWF 模式提升率为正的候数分别占评估候总数的 100%和 83.3%,超前 1~8 候平均可达 91.7%,在盛夏 12 个评估候中仅 8 月第 6 候(8 月 26—31 日)平均 ACC 低于 S2S-ECMWF 模

式(图 5)。风顺模型对于中国盛夏候尺度气温的总体平均 ACC 预测技巧为 0.35,较 S2S-ECMWF 模式提高 18.4%,表明风顺模型预测的气温异常空间分布与实况更为一致。

图 6 为 2017—2021 年风顺模型和 S2S-ECMWF 模式不同起报候的中国盛夏气温平均 ACC 对比,风顺模型 ACC 预测技巧显著优于 S2S-ECMWF 模



注: \* 代表通过 0.05 显著性水平检验,下同。

图 3 2017—2021 年风顺模型各评估候不同起报候的中国盛夏气温多年平均 ACC

Fig. 3 Multi-year average ACC of the Fengshun Model with different forecast lead pentads in each assessment pentad for China's midsummer temperature during 2017—2021

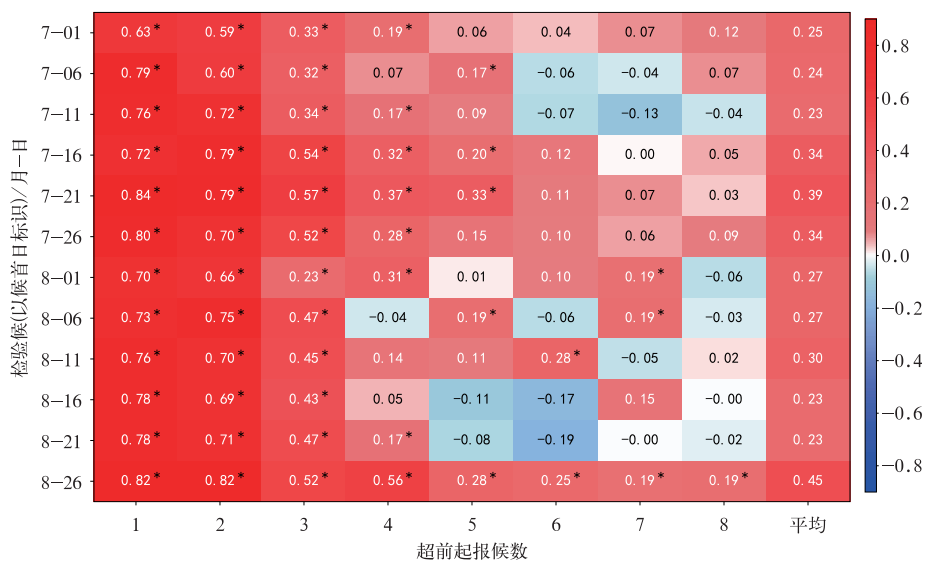


图 4 2017—2021 年 S2S-ECMWF 模式各评估候不同起报候的中国盛夏气温多年平均 ACC

Fig. 4 Multi-year average ACC of the S2S-ECMWF Model with different forecast lead pentads in each assessment pentad for China's midsummer temperature during 2017—2021

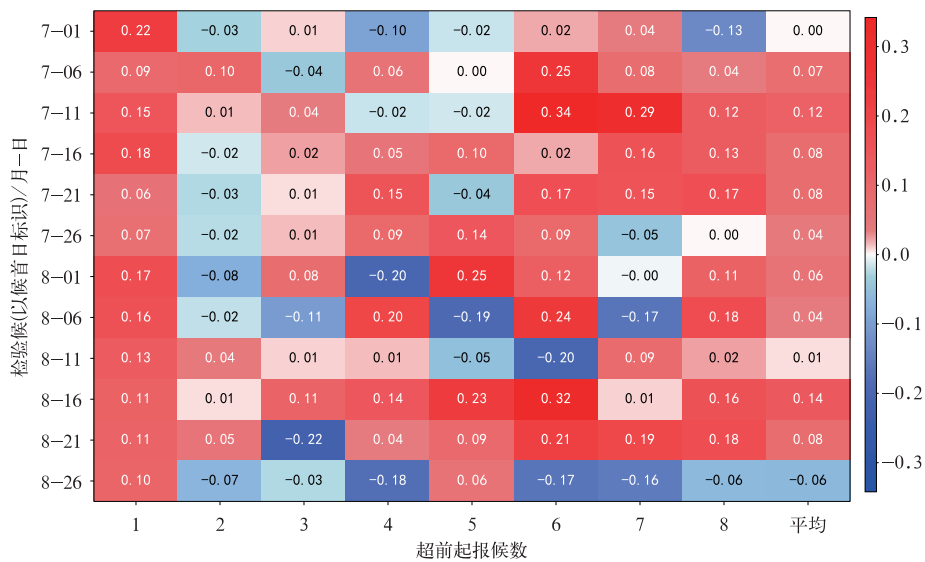


图 5 2017—2021 年风顺模型与 S2S-ECMWF 模式各评估候不同起报候的中国盛夏气温多年平均 ACC 的差值

Fig. 5 Multi-year average ACC difference between the Fengshun and S2S-ECMWF models with different forecast lead pentads in each assessment pentad for China’s midsummer temperature during 2017—2021

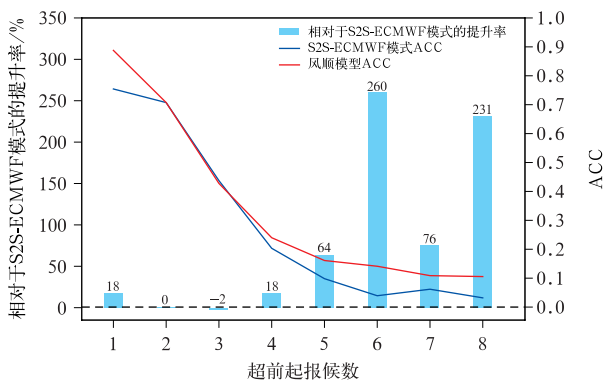


图 6 2017—2021 年风顺模型和 S2S-ECMWF 模式不同起报候的中国盛夏气温平均 ACC 对比  
Fig. 6 Comparison of average ACC between the Fengshun and S2S-ECMWF models for different forecast lead pentads for China’s midsummer temperature during 2017—2021

式。起报时间超前 1 候和 4~8 候,风顺模型对盛夏候平均气温的 ACC 预测技巧均高于 S2S-ECMWF 模式,超前 2~3 候的预测技巧与 S2S-ECMWF 模式相当。随着预报时效延长,两者技巧均显著下降,但在延伸期后期风顺模型仍维持了正技巧(ACC>0.1),优于 S2S-ECMWF 模式的无技巧状态。

2.1.3 综合空间评分

IPS 评分适用于候尺度的气温距平预测能力检

验评估,其由距平相关系数和距平符号一致率组合而成。图 7 为 2017—2021 年风顺模型各评估候不同起报时间的中国盛夏气温多年平均 IPS 相对于 S2S-ECMWF 模式的提升率。可看出,与 ACC 评估结果相似,风顺模型在大多数评估候的 IPS 预测技巧都高于 S2S-ECMWF 模式,超前 1 候和 4~7 候起报的预测技巧高于 S2S-ECMWF 模式的评估候数占评估候总数的比例均超过 50%,其中超前 1 候 IPS 较 S2S-ECMWF 模式的提升率最高;次季节时段内,超前 6 候的 IPS 较 S2S-ECMWF 模式的提升率最高。风顺模型在盛夏所有评估候中,8 月第 4 候(8 月 16—20 日)预测技巧最高,超前 1~8 候平均 IPS 较 S2S-ECMWF 模式提高了 8.5%。盛夏气温 12 个评估候中仅 8 月第 2、3、6 候风顺模型超前 1~8 候起报的平均 IPS 预测技巧低于 S2S-ECMWF 模式。风顺模型对于中国盛夏候尺度气温的总体平均 IPS 评分为 64.6,相较于 S2S-ECMWF 模式提高了 1.5%。

图 8 为 2017—2021 年风顺模型和 S2S-ECMWF 模式不同起报候的中国盛夏气温多年平均 IPS 对比,可以看到,风顺模型超前 1 候和 4~8 候起报的预测技巧均高于 S2S-ECMWF 模式,超前 2 候的平均 IPS 与 S2S-ECMWF 模式相当,超前 3 候低于

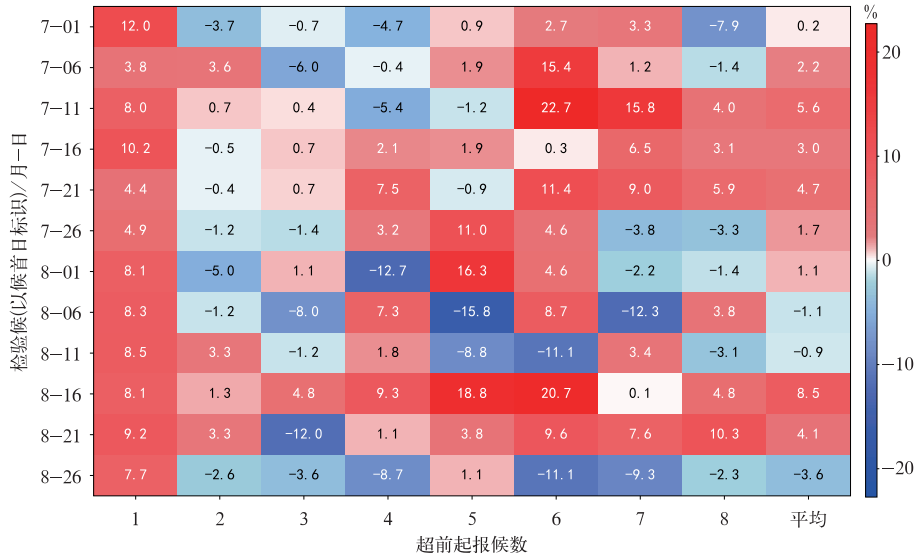


图 7 2017—2021 年风顺模型各评估候不同起报候的中国盛夏气温多年平均 IPS 相对 S2S-ECMWF 模式提升率

Fig. 7 Multi-year average improvement rate of IPS for the Fengshun Model relative to the S2S-ECMWF Model with different forecast lead pentads in each assessment pentad for China's midsummer temperature during 2017—2021

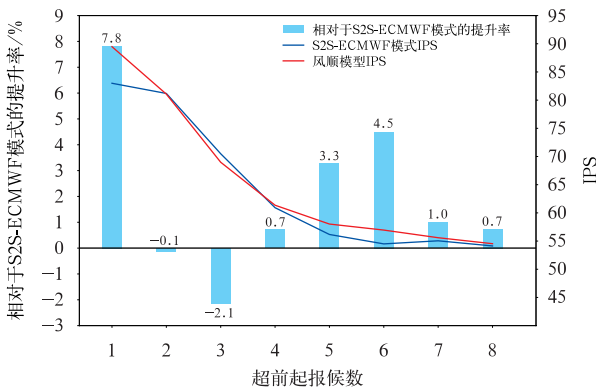


图 8 2017—2021 年风顺模型与 S2S-ECMWF 模式不同起报候的中国盛夏气温多年平均 IPS 对比

Fig. 8 Comparison of multi-year average IPS between the Fengshun and S2S-ECMWF Models for different forecast lead pentads for China's midsummer temperature during 2017—2021

S2S-ECMWF 模式。超前 1 候和 6 候起报的 IPS 较 S2S-ECMWF 模式分别提升了 7.8% 和 4.5%。

## 2.2 500 hPa 位势高度场检验评估

### 2.2.1 盛夏气温异常的 500 hPa 位势高度特征

根据中国区域历年盛夏平均气温距平序列,选取 20 世纪 80 年代以来气温距平偏高前 5 位的年份(2024 年、2022 年、2013 年、2023 年、2018 年)和偏

低前 5 位的年份(1993 年、1986 年、1989 年、1982 年、1983 年)进行盛夏气温异常典型年环流特征分析。图 9 为 20 世纪 80 年代以来中国盛夏气温异常偏高年和偏低年 500 hPa 位势高度距平合成及差值  $t$  检验分布。可看出,气温异常偏高年,中国大部区域受正位势高度距平控制,东北亚地区为正位势高度距平中心;气温异常偏低年,中国北方地区受负位势高度距平控制,东北亚地区为负位势高度距平中心。差值  $t$  检验(图 9c)结果表明,差值显著区域位于东亚中纬度地区,特别是东北亚地区 500 hPa 位势高度距平,是影响中国盛夏气温异常的一个环流关键区。

### 2.2.2 500 hPa 位势高度时间相关系数检验

由平均气温检验评估结果可知,风顺模型超前 6 候起报的预测效果相对较好,较 S2S-ECMWF 模式的预测技巧提升率最高。图 10 分别给出用 CMA-RA1.0 和 NCEP 再分析数据作为真值,2017—2021 年风顺模型与 S2S-ECMWF 模式超前 6 候起报的欧亚地区 500 hPa 位势高度距平 TCC 及其差值空间分布。可看出,利用两个不同数据源计算的 500 hPa 位势高度距平 TCC 评估结果一致,在中亚及中西伯利亚地区和我国中东部及东北亚地区,风顺模型 500 hPa 位势高度的 TCC 预测技巧高于 S2S-ECMWF 模式。多年平均 ACC 预测技巧较

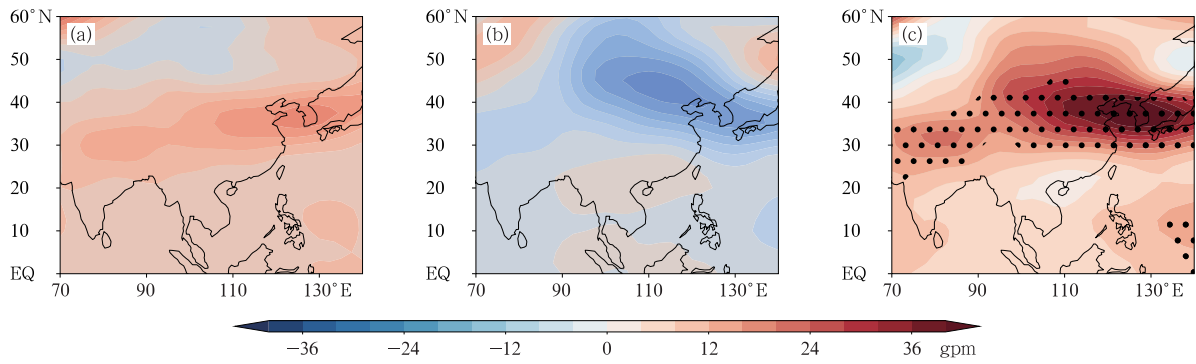


图 9 20 世纪 80 年代以来中国盛夏气温异常(a)偏高年和(b)偏低年 500 hPa 位势高度距平合成及(c)差值  $t$  检验分布

Fig. 9 Distribution of composite 500 hPa geopotential height anomalies for summers with (a) above-normal and (b) below-normal temperatures over China since the 1980s, and (c) the difference of paired  $t$ -test significance

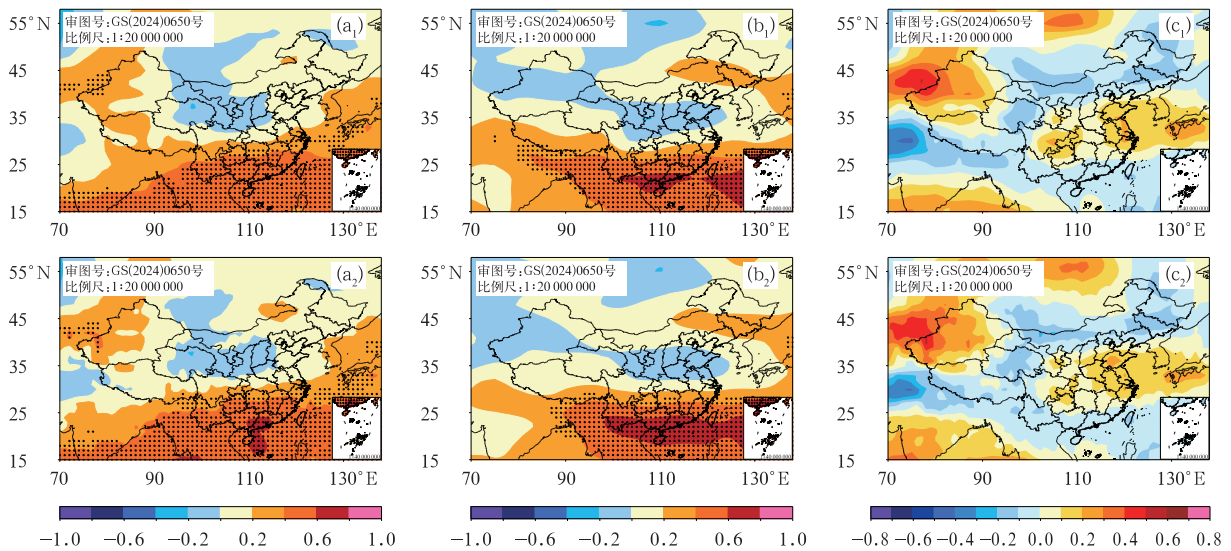


图 10 2017—2021 年(a)风顺模型与(b)S2S-ECMWF 模式超前 6 候起报的欧亚地区 500 hPa 位势高度距平 TCC 及(c)其差值分布 (a<sub>1</sub>~c<sub>1</sub>)CMA-RA1.0 再分析,(a<sub>2</sub>~c<sub>2</sub>)NCEP 再分析

Fig. 10 Spatial distribution of TCC for 500 hPa geopotential height anomalies over the Eurasian Region at 6 pentad lead time from (a) Fengshun and (b) S2S-ECMWF models, and (c) their difference during 2017—2021 (a<sub>1</sub> - c<sub>1</sub>) CMA-RA1.0 reanalysis, (a<sub>2</sub> - c<sub>2</sub>) NCEP reanalysis

S2S-ECMWF 模式提高了约 21%。同样地,超前 1、5、7、8 候的 500 hPa 位势高度距平 TCC 差值通过了 0.05 显著性水平检验的区域,主要位于我国新疆至中亚及中西伯利亚地区和东亚中纬度地区(图略)。结合对盛夏气温异常的 500 hPa 位势高度场特征分析可知,风顺模型对于盛夏候气温距平的次季节预测技巧高于 S2S-ECMWF 模式,主要得益于其对影响中国盛夏气温异常的亚洲中纬度区域 500 hPa 位势高度场具有较高的次季节预测技巧。

### 3 结论和讨论

本文利用风顺模型、S2S-ECMWF 模式、CMA-RA1.0 和 NCEP 再分析以及站点气温观测数据,评估了风顺模型对中国盛夏气温候尺度的预测能力,并与 S2S-ECMWF 模式预测性能进行了对比,研究结果可为次季节气候预测业务应用提供参考,得到如下主要结论。

(1)不同数据源对比检验显示,使用站点气温观测数据和 NCEP 再分析数据作为真值,风顺模型气温和环流检验结果与 CMA-RA1.0 再分析数据作为真值的检验结果一致。

(2)风顺模型对于中国盛夏候尺度气温的总体预测性能优于 S2S-ECMWF 模式,其平均 TCC、ACC 和 IPS 分别为 0.36、0.35 和 64.6,分别较 S2S-ECMWF 模式提高了 7.9%、18.4%和 1.5%。

(3)风顺模型在黄淮、江淮、华中、华南、华东以及新疆等地风顺模型的 TCC 预测技巧高于 S2S-ECMWF 模式,而在东北地区、内蒙古、青藏高原及西南地区则低于 S2S-ECMWF 模式。

(4)风顺模型超前 1 候和 4~8 候起报的预测技巧高于 S2S-ECMWF 模式,而超前 2~3 候的预测技巧低于 S2S-ECMWF 模式。次季节时段内,超前 6 候起报的预测技巧最高,TCC、ACC 和 IPS 分别较 S2S-ECMWF 模式提高了 42%、260%和 4.5%,表明风顺模型在中国盛夏气温的候尺度预测方面较 S2S-ECMWF 模式具有更长的预见期。

(5)亚洲中纬度地区 500 hPa 位势高度距平是影响中国盛夏气温异常的一个环流关键区。风顺模型对于中国盛夏候气温距平的次季节预测技巧高于 S2S-ECMWF 模式,主要得益于其对亚洲中纬度地区 500 hPa 位势高度的次季节预测技巧高于 S2S-ECMWF 模式,能够较好地把握关键区的环流异常特征。

由检验结果可看出,风顺模型超前 1 候起报的预测技巧明显高于 S2S-ECMWF 模式,而超前 2~3 候的预测技巧却低于 S2S-ECMWF 模式,超前 4~8 候预测技巧又高于 S2S-ECMWF 模式。风顺模型在延伸期时段(10~20 d)的预测技巧比 S2S-ECMWF 模式低的原因,可能与延伸期时段预报的可预报性来源有关,Vitart(2004)研究指出,延伸期时段,大气初始信息的贡献持续衰减,海温、积雪、土壤湿度等下垫面信号的作用还显现得不够充分,延伸期可预报信号既来自于初始条件,也与下垫面条件有关(章大全等,2019)。Koster et al(2011)对比了大气和陆面初值对模式延伸期要素预测技巧的贡献,结果显示大气初值信号在预报的前 2 周占主导地位。因此,在超前 2~3 候起报时,S2S-ECMWF 模式的同化性能作用明显,而风顺模型仅加入海温信号,虽然以往评估显示风顺模型对 MJO 预测技巧较高,但 MJO 是热带信号,中国盛夏气温对 MJO 的响应

仍需一定时间,延伸期时段(10~20 d)MJO 的影响还未充分显现。未来将通过引入上层海水热容量、积雪、海冰、土壤湿度等多圈层下垫面信息以进一步提升风顺模型预测性能。

## 参考文献

- 胡家晖,陆波,李昊,等,2025.人工智能模型“风顺”对中国区域降水技巧检验[J].大气科学学报,48(3):366-376. Hu J H, Lu B, Li H, et al, 2025. Skill test of the artificial intelligence model “Fengshun” for precipitation forecasting in China [J]. Trans Atmos Sci, 48(3):366-376(in Chinese).
- 罗连升,汪翔加,程智,等,2025.厄尔尼诺开始早晚对中国夏季降水的影响[J].气象,51(10):1182-1192. Luo L S, Wang X J, Cheng Z, et al, 2025. Impact of early and late onset of El Niño on summer precipitation in China [J]. Meteor Mon, 51(10):1182-1192 (in Chinese).
- 庞铁舒,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).
- 钱奇峰,毛冬艳,2023. 2010—2019 年 ECMWF 和 NCEP 集合模式对热带气旋路径预报的性能评估[J].气象,49(2):224-234. Qian Q F, Mao D Y, 2023. Evaluation of tropical cyclone track forecast performance of ECMWF and NCEP ensemble models from 2010 to 2019 [J]. Meteor Mon, 49(2):224-234(in Chinese).
- 盛杰,金荣花,张小雯,等,2025. 临近气象预报大模型“风雷”V1 版本检验及个例评估[J].气象,51(4):389-399. Sheng J, Jin R H, Zhang X W, et al, 2025. Verification and case evaluation of the “Fenglei” V1 meteorological nowcasting model [J]. Meteor Mon, 51(4):389-399(in Chinese).
- 章大全,郑志海,陈丽娟,等,2019. 10~30 d 延伸期可预报性与预报方法研究进展[J].应用气象学报,30(4):416-430. Zhang D Q, Zheng Z H, Chen L J, et al, 2019. Advances on the predictability and prediction methods of 10-30 d extended range forecast [J]. J Appl Meteor Sci, 30(4):416-430(in Chinese).
- 张帅,吴捷,陈敏,等,2024. CMA-BJ 系统总云量预报性能检验评估[J].气象,50(9):1057-1070. Zhang S, Wu J, Chen M, et al, 2024. Verification and evaluation of total cloud cover prediction performance of CMA-BJ [J]. Meteor Mon, 50(9):1057-1070(in Chinese).
- Bi K F, Xie L X, Zhang H H, et al, 2023. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks [J]. Nature, 619(7970):533-538.
- Chen K, Hao T, Gong J C, et al, 2023. FengWu: pushing the skillful global medium-range weather forecast beyond 10 days lead [J]. Nature, 619(7970):533-538.
- Chen L, Zhong X H, Li H, et al, 2024. A machine learning model that outperforms conventional global subseasonal forecast models [J]. Nat Commun, 15(1):6425.

- Chen L, Zhong X H, Zhang F, et al, 2023. FuXi: a cascade machine learning forecasting system for 15-day global weather forecast [J]. *NPJ Climate Atmos Sci*, 6(1):190.
- Ham Y G, Kim J H, Luo J J, 2019. Deep learning for multi-year ENSO forecasts[J]. *Nature*, 573(7775):568-572.
- He S J, Li X Y, DelSole T, et al, 2021. Sub-seasonal climate forecasting via machine learning: challenges, analysis, and advances[C] // *The Thirty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Palo Alto: AAAI, 35:169-177.
- IPCC, 2022. *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability*[M]. Cambridge: Cambridge University Press.
- Jolliffe I T, Stephenson D B, 2003. *Forecast Verification: A Practitioner's Guide in Atmospheric Science*[M]. Chichester: John Wiley & Sons.
- Kiefer S M, Lerch S, Ludwig P, et al, 2023. Can machine learning models be a suitable tool for predicting central European cold winter weather on subseasonal to seasonal time scales? [J]. *Artificial Intelligence for the Earth Systems*, 2(4):1-17.
- Koster R D, Mahanama S P P, Yamada T J, et al, 2011. The second phase of the global land-atmosphere coupling experiment: soil moisture contributions to subseasonal forecast skill[J]. *J Hydrometeorol*, 12(5):805-822.
- Lam R, Sanchez-Gonzalez A, Willson M, et al, 2023. Learning skillful medium-range global weather forecasting [J]. *Science*, 382(6677):1416-1421.
- Liu Z Q, Jiang L P, Shi C X, et al, 2023. CRA-40/Atmosphere-the first-generation Chinese atmospheric reanalysis (1979—2018): system description and performance evaluation [J]. *J Meteor Res*, 37(1):1-19.
- Nguyen T, Brandstetter J, Kapoor A, et al, 2023. ClimaX: a foundation model for weather and climate[C] // *Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning*. Honolulu, Hawaii, USA: PMLR.
- Pathak J, Subramanian S, Harrington P, et al, 2023. FourCastNet: a global data-driven high-resolution weather model using adaptive Fourier neural operators[J]. *Nature Communi*, 14:4671.
- Vitart F, 2004. Monthly forecasting at ECMWF[J]. *Mon Wea Rev*, 132(12):2761-2779.
- Vitart F, Ardilouze C, Bonet A, et al, 2017. The subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database[J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 98(1):163-173.
- Weyn J A, Durran D R, Caruana R, et al, 2021. Sub-seasonal forecasting with a large ensemble of deep-learning weather prediction models[J]. *J Adv Model Earth Syst*, 13(7):e2021MS002502.
- WMO, 1996. *The eleventh WMO working group session*[R]. Italy: WMO.
- Zhang Y C, Long M S, Chen K Y, et al, 2023. Skilful nowcasting of extreme precipitation with NowcastNet[J]. *Nature*, 619(7970):526-532.

(本文责编:侯翠梅)