

# 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> 胡家暉<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 河北省气象人工智能实验室, 雄安气象人工智能创新研究院, 北京 雄安 070001
- 4 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
- 5 中国气象局气候预测研究重点开放实验室, 国家气候中心, 北京 100081
- 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, 江苏 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:** 利用风顺模型、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)、CMA-RA1.0 和 NCEP 再分析数据以及站点观测数据, 采用时间距平相关系数(TCC)、空间距平相关系数(ACC)、综合空间评分(IPS)等方法, 对风顺模型和 S2S-ECMWF 模式在中国盛夏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, 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, 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报性能。

**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

\*国家重点研发计划项目(2021YFA0718000)、中国气象局复盘总结专项(FPZJ2025-056)、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, 主要从事智能气候预测技术研发.E-mail: [jieagle@126.com](mailto:jieagle@126.com)

---

# Evaluation 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>

1 Anhui Climate Center, Hefei 230031

2 Anhui Key Laboratory of Atmospheric Science and Satellite Remote Sensing, Anhui Meteorological Administration, Hefei 230031

3 Hebei Key Laboratory of Meteorological Artificial Intelligence, Xiong'an Institute of Meteorological Artificial Intelligence, Beijing Xiong'an 070001

4 State Key Laboratory of Climate System Prediction and Risk Management, National Climate Centre, Beijing 100081

5 CMA Key Laboratory for Climate Prediction Studies, National Climate Centre, Beijing 100081

6 Artificial Intelligence Innovation and Incubation Institute of Fudan University, Shanghai 201203

7 Shanghai Academy of Artificial Intelligence for Science, Shanghai 201203

8 Xinjiang Climate Center, Urumqi 830002, China

9 School of Atmospheric Sciences, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044

10 CMA Training Center, Beijing 100081

11 Zhejiang Institute of Meteorological Sciences, Hangzhou 310000

**Abstract:** Using hindcast datasets from the Fengshun model and the S2S-ECMWF model during 2017–2021, together with CMA-RA1.0 and NCEP reanalyses and station observations, the pentad-scale prediction skill for midsummer (July–August) temperature over China is evaluated. Three metrics of temporal anomaly correlation coefficient (TCC), spatial anomaly correlation coefficient (ACC), and integrated prediction score (IPS) are adopted. The verification results based on different reference datasets are generally consistent, demonstrating good robustness. Overall, the Fengshun model shows superior prediction skill compared 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, Jiang-Huai, Central China, South China, East China, and Xinjiang regions, while showing relatively weaker skill in Northeast China, Inner Mongolia, the Qinghai-Xizang Plateau, and Southwest China. Temporally, the Fengshun model demonstrates superior prediction skill at 1-pentad and 4–8-pentad leads, with the highest skill at a 6-pentad lead (improvements of 42%, 260%, and 4.5% in TCC, ACC, and IPS, respectively), indicating an extended predictability window. This

---

advantage is primarily attributed to the Fengshun model's better representation of 500 hPa geopotential height anomalies over key circulation regions in mid-latitude Asia. However, prediction skill is relatively weak at 2-pentad–3-pentad leads, likely due to the decay of initial atmospheric signals and insufficient influence from underlying surface information. Future improvements will focus on incorporating multi-layer surface information to further enhance forecast performance.

**Key words:** Fengshun model, prediction skill, 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，还对农业生产、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 et al, 2023a）、FuXi（Chen et al, 2023b）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较为不足（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局校合作，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大模型“风顺”（CMA-AIM-S2S-Fengshun）（以下简称风顺模型），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（胡家晖等, 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（胡家晖等, 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。本研究旨在利用风顺模型 2017—2021 年历史回报数据、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温候尺度的预测技巧，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温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套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 年至今，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) 风顺模型是国家气候中心联合复旦大学研发的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。该系统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）、集合成员（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

为保证检验对比的网格一致性, 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, 可表征模式对各格 (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。

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

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

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

式中:  $x_{i,j}$  为观测值,  $f_{i,j}$  为预测值, 其中  $i=1,2,3,\dots,M$  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, 主要反映预报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)。

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

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

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

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，若观测以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 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  $AS_{(i,j)}=1$ ； $(f_{i,j}x_{i,j} < 0)$  或  $(f_{i,j} = 0, x_{i,j} < 0)$  或  $(f_{i,j} < 0, x_{i,j} = 0)$ ，则  $AS_{(i,j)}=1$ 。  
按式（3）计算区域平均 AS：

$$AS_j = \frac{\sum_{i=1}^M AS_{i,j}}{\sum_{i=1}^M 1} \times 100\% \quad (3)$$

式中  $AS_j$  为第  $j$  候预测的 AS 评分。

最后，将 ACC 和  $AS_j$  归一化后进行等权平均，计算 IPS：

$$IPS_j = \frac{\frac{(ACC_j+1)}{2} + AS_j}{2} \times 100 \quad (4)$$

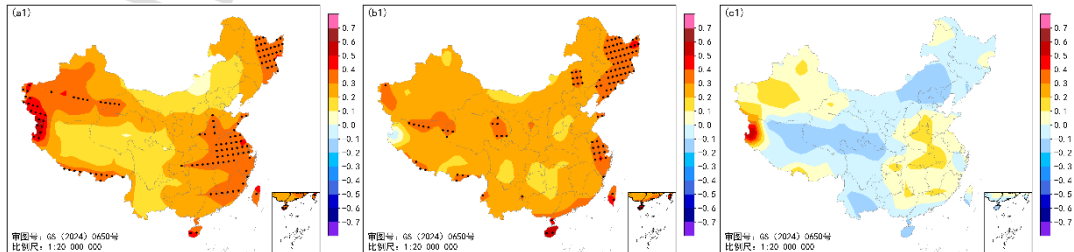
式中  $IPS_j$  为第  $j$  候预测的综合空间评分。IPS 值介于 0~100，值越高表示预测技巧越高，完美预测情况下，IPS=100。

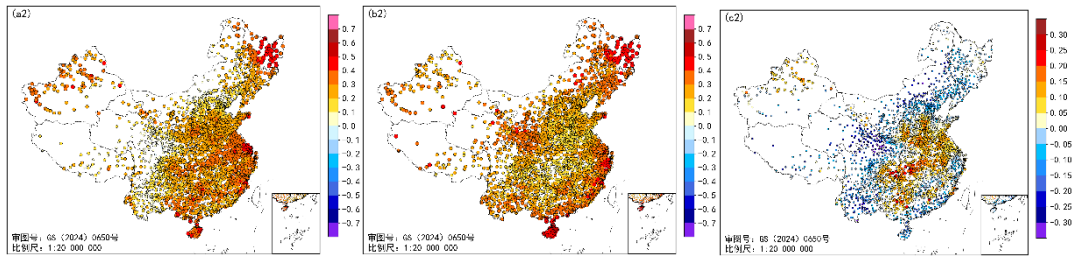
## 2 结果分析

### 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报时做出更准确的判断。图 1 为 CMA-RA1.0 再分析 ( $a_1 \sim c_1$ ) 和站点观测 ( $a_2 \sim c_2$ ) 气温数据作为真值计算的风顺模型与 S2S-ECMWF 模式 2017—2021 年盛夏 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 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 S2S-ECMWF 模式。





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

图 1 2017—2021 年 (a) 风顺与 (b) S2S-ECMWF 模式中国盛夏 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 for the 12 evaluation pentads in midsummer (lead time 1~8 pentads) during 2017–2021, and (c) their difference

(a<sub>1</sub>—c<sub>1</sub>) CMA-RA1.0 reanalysis, s (a<sub>2</sub>—c<sub>2</sub>) station observations)

图 2 为 2017—2021 年风顺和 S2S-ECMWF 模式不同起报候的中国盛夏平均 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候候尺度的平均 TCC 预测技巧为 0.36，较 S2S-ECMWF 模式提高了 7.9%。

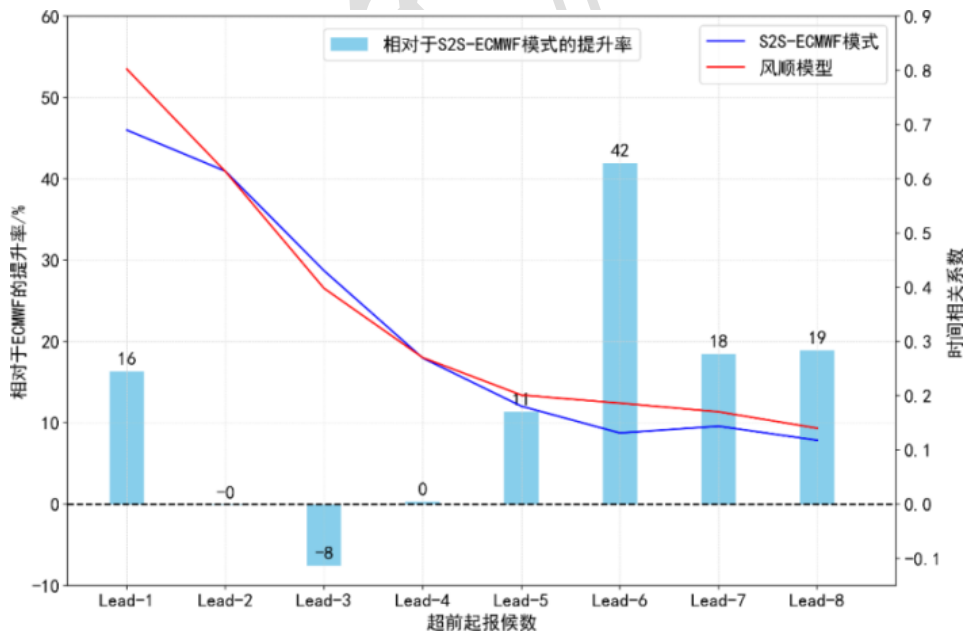


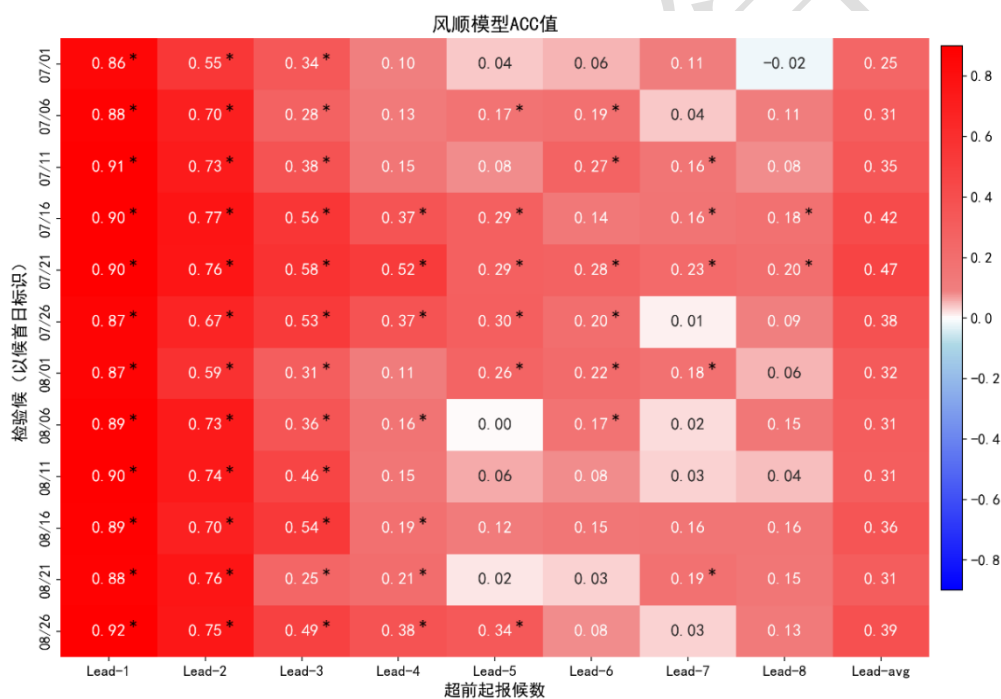
图 2 2017—2021 年风顺和 S2S-ECMWF 模式不同起报候的中国盛夏平均 TCC 对比

Fig.2 Comparison of average TCC from the Fengshun and S2S-ECMWF models for China's midsummer at different forecast lead pentads during 2017–2021

### 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，与实况分布型越接近；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时间的中国盛夏多年平均 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的 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 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。



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时间的中国盛夏多年平均 ACC

Fig.3 Multi-year average ACC of the Fengshun model for different forecast initial times in each evaluation pentad during China's midsummer in 2017–2021



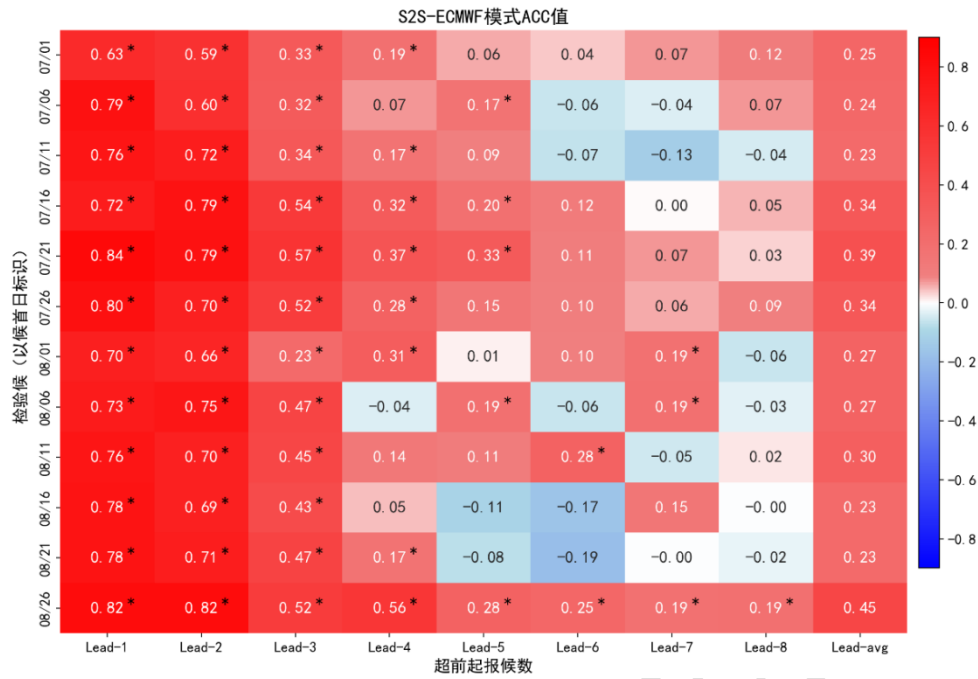


图4 2017—2021年S2S-ECMWF模式各评估候不同起报时间的中国盛夏多年平均ACC

Fig.4 Multi-year average ACC of the S2S-ECMWF model for different forecast initial times in each evaluation pentad during

China's midsummer in 2017-2021

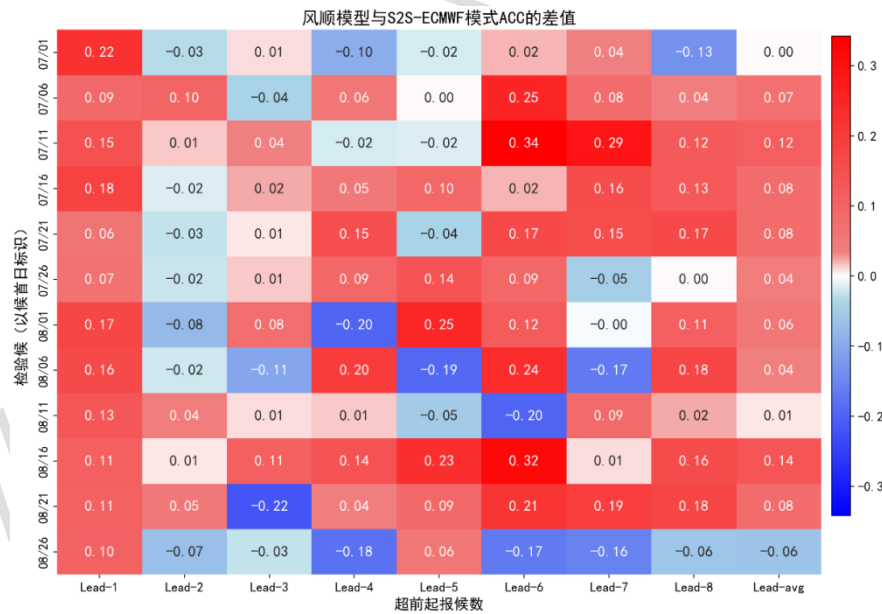


图5 2017—2021年风顺模型与S2S-ECMWF模式各评估候不同起报时间的中国盛夏多年平均ACC的差值

Fig.5 Multi-year average ACC difference between the Fengshun and S2S-ECMWF models for different forecast initial times in each evaluation pentad during China's midsummer in 2017-2021

图6为2017—2021年风顺模型和S2S-ECMWF模式不同起报时间的中国盛夏平均ACC对比，风顺模型ACC预测技巧显著优于S2S-ECMWF模式。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。

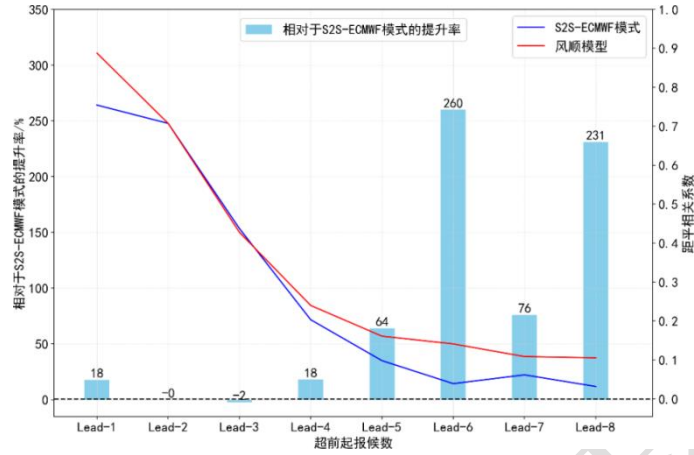


图 6 2017—2021 年风顺和 S2S-ECMWF 模式不同起报候的中国盛夏空间平均 ACC 对比

Fig.6 Comparison of spatially average ACC between the Fengshun and S2S-ECMWF models for different forecast lead pentads during China's midsummer in 2017–2021

### 2.1.3 综合空间评分

IPS 主要针对候尺度的气温距平和降水距平百分率进行综合检验评估, 其由空间距平相关系数和距平符号一致率组合而成, 既考虑了相对空间分布的一致性, 也考虑了距平符号的一致性。

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, 风顺模型在大多数盛夏评估候的 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 12 个评估候中仅 8 月第 2、3、6 候风顺模型的超前 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%。

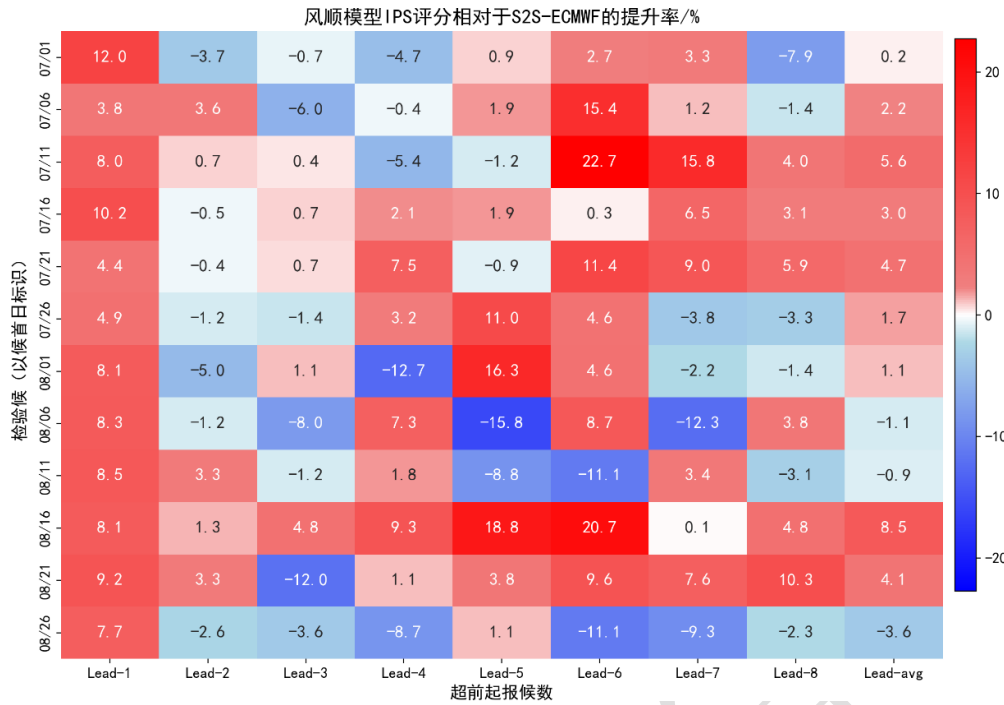
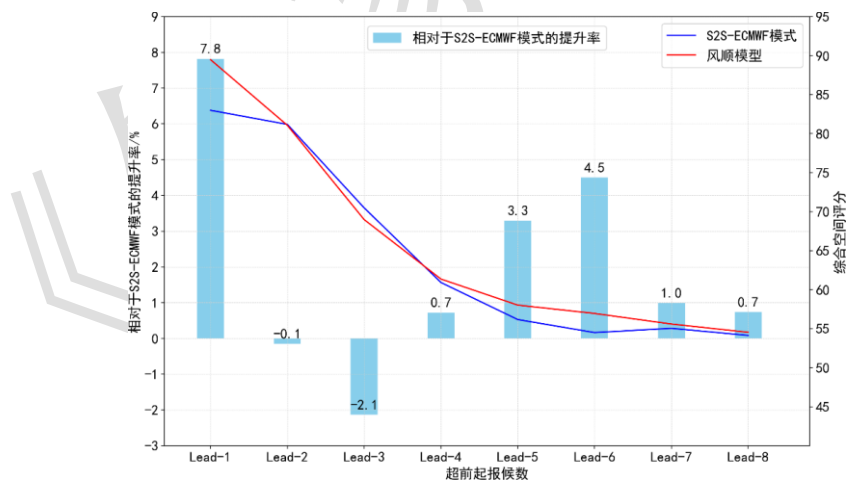


图7 2017—2021年风顺模型各评估候不同起报时间的中国盛夏多年平均IPS相对S2S-ECMWF模式提升率

Fig.7 Multi-year average improvement rate of IPS for the Fengshun model relative to the S2S-ECMWF model for different forecast initial times in each evaluation pentad during China's midsummer in 2017–2021

图8为2017—2021年风顺和S2S-ECMWF模式不同起报候的中国盛夏多年平均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%。



注：柱状为风顺模型相对于S2S-ECMWF模式的提升率。

图8 2017—2021年风顺与S2S-ECMWF模式不同起报候的中国盛夏多年平均IPS对比

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

## 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的年份（2024 年、2022 年、2013 年、2023 年、2018 年）和偏低前 5 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  $t$  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。

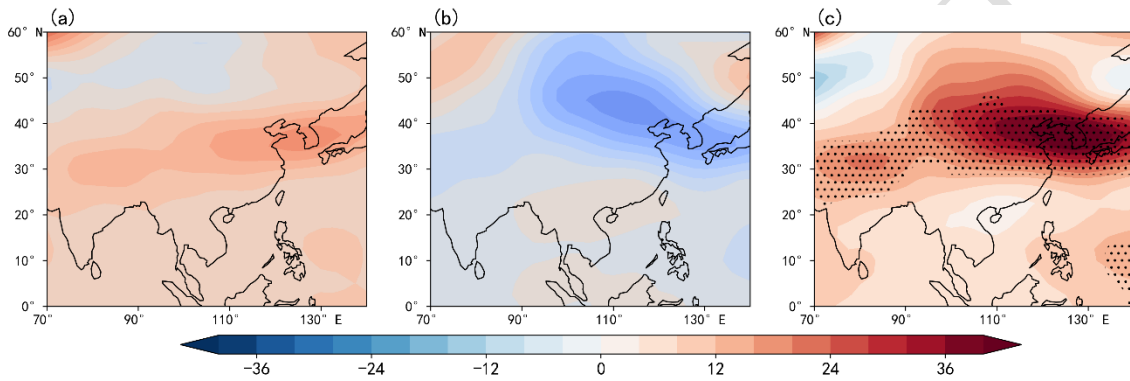


图 9 20 世纪 80 年代以来中国盛夏气温异常 (a) 偏高年和 (b) 偏低年 500 hPa 位势高度距平合成及 (c) 差值  $t$  检验分布

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

### 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计算的 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 CMA-RA1.0 和 NCEP 再分析不同数据源计算的 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 S2S-ECMWF 模式提高了约 21%。同样的，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。

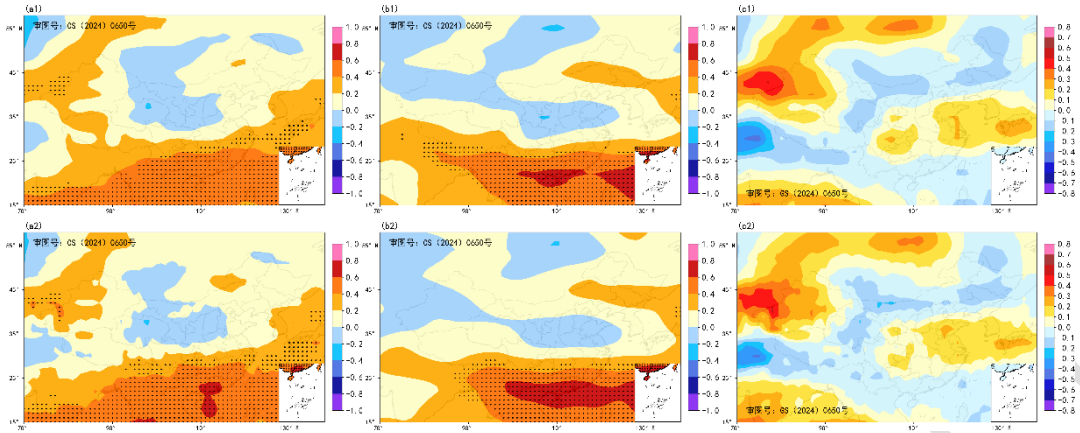


图 10 2017—2021 年风顺模型(a)与 S2S-ECMWF 模式(b)超前 6 候起报的欧亚地区 500 hPa 位势高度距平 TCC 及(c)其差值分布

( $a_1 \sim c_1$ ) CMA-RA1.0 再分析, ( $a_2 \sim c_2$ ) 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 model and (b) S2S-ECMWF model, and (c) their difference in 2017–2021

( $a_1 \sim c_1$ ) CMA-RA1.0 reanalysis, ( $a_2 \sim c_2$ ) NCEP reanalysis

### 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，主要结论如下。

(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的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%，2.6 倍和 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暑假气温距平的次季节预测技巧好于 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，能够较好的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 候预测技巧又好于 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 数值模式低的原因，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报性能。

#### 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, 汪栩加, 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).
- 钱奇峰, 毛冬艳, 2023. 2010—2019 年 ECMMF 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 ECMMF 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. 2023a. FengWu: pushing the skillful global medium-range weather forecast beyond 10 days lead[J]. Nature, 619(7970): 533-538.
- Chen L, Zhong X H, Zhang F, et al, 2023b. FuXi: a cascade machine learning forecasting system for 15-day global weather forecast[J]. NPJ Climate Atmos Sci, 6(1): 190.
- 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.
- 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 SM, 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 Hydrometeor, 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 Communications, 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. Skillful nowcasting of extreme precipitation with NowcastNet[J]. Nature, 619(7970): 526-532.