

基于多种深度学习算法融合的中国西北地区东部 夏季降水客观预测方法研究*

朱晓炜^{1,2,3,4} 刘嘉华⁵ 张肃诏^{1,2} 刘立波⁵ 杨建玲^{1,2,6} 耿硕颺⁷ 王璠^{1,4}

1 中国气象局旱区特色农业气象灾害监测预警与风险管理重点实验室, 银川 750002

2 宁夏气象防灾减灾重点实验室, 银川 750002

3 灵武市气象局, 银川 750002

4 宁夏回族自治区气候中心, 银川 750002

5 宁夏大学信息工程学院, 银川 750021

6 宁夏回族自治区气象科学研究所, 银川 750002

7 北方民族大学计算机科学与工程学院, 银川 750021

提 要: 本文利用 1961—2022 年西北地区东部 155 个国家级气象观测站降水量以及全球大气、海温、海冰等历史数据资料, 基于长短期记忆网络模型 (LSTM) 深度学习算法, 融合了时间卷积网络 (TCN) 和嵌入卷积注意力机制 (CBAM) 算法, 建立了中国西北地区东部夏季降水预测模型 (CBAM-TCN-LSTM), 开展了预测技巧检验, 并与多种机器学习算法对比。结果表明: 多种深度学习算法融合的降水预测模型预测技巧优于单一深度学习算法模型, 独立样本检验阶段 (2018—2022 年) 夏季降水预测趋势异常综合评分 (PS) 在 60%~80%, 均值达 73.8%, 空间距平相关系数 (ACC) 除 2020 年为负值外, 其余各年份均为正值, 平均值为 0.14, 有明显提升。对比了目前 7 种主流的机器学习算法, CBAM-TCN-LSTM 模型在 PS 评分、距平符号一致率 (PC)、ACC、均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 评价指标均优于其他模型。在 2023 年汛期预测业务中, CBAM-TCN-LSTM 模型得到成功应用, 准确预测了中国西北东部大部地区夏季降水偏少的特征, PS 评分为 81%。通过采用具有强大时序预测能力的 LSTM 模型, 融合 TCN 和嵌入 CBAM 建立的降水预测模型, 可以为区域降水预测提供重要参考依据, 具有较好的推广应用前景。

关键词: 深度学习, 融合算法, 西北东部, 汛期降水, 客观预测

中图分类号: P466

文献标志码: A

doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2026.041701

Research on Objective Prediction Method for Summer Precipitation in the Eastern Part of Northwest China Based on Fusion of Multiple Deep Learning Algorithms

ZHU Xiaowei^{1,2,3,4} LIU Jiahua⁷ ZHANG Suzhao^{1,2}

LIU Libo⁵ YANG Jianling^{1,2,6} GENG Shuobiao⁷ WANG Fan^{1,4}

1 Key Laboratory of Meteorological Disaster Monitoring and Early Warning and Risk Management of Characteristic Agriculture in Arid Regions, CMA, Yinchuan 750002

2 Ningxia Key Laboratory for Meteorological Disaster Prevention and Mitigation, Yinchuan 750002

3 Lingwu Meteorological Bureau, Yinchuan 750002

4 Ningxia Climate Center, Yinchuan 750002

5 School of Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021

6 Institute of Meteorological Sciences of Ningxia, Yinchuan 750002

*国家自然科学基金联合基金项目 (U22A20577)、宁夏重点研发计划 (2022BEG02020)、宁夏青年拔尖人才工程、宁夏智能数字预报技术与应用创新团队项目、中国气象局创新发展专项 (CXFZ2021J024, CXFZ2025Q022) 和宁夏自然科学基金 (2026AAC030558) 共同资助。

2025 年 7 月 1 日收稿; 2026 年 4 月 17 日收修定稿

第一作者: 朱晓炜, 主要从事气候变化及诊断归因研究. E-mail: zhxw1029@163.com

通讯作者: 杨建玲, 主要从事气候与气候变化、海气相互作用研究. E-mail: yangjianlingbox@sina.com

Abstract: Based on the precipitation data of 155 meteorological stations in the eastern part of Northwest China from 1961 to 2022, as well as historical datasets including global atmospheric data, sea surface temperature (SST), and sea ice data, this study integrates the temporal convolutional network (TCN) module and the convolutional block attention module (CBAM) into the long short-term memory (LSTM) deep learning algorithm. A climate intelligent prediction model for summer precipitation in the eastern part of Northwest China (named CBAM-TCN-LSTM) based on the fusion of deep learning algorithms was thereby established. The predictive performance of the model was verified, and its predictive capability was compared with that of multiple other deep learning algorithms. The results show that the intelligent prediction model based on the fusion of multiple deep learning algorithms outperforms single-algorithm deep learning models. During the independent sample validation period (2018–2022), the prediction score (PS) for summer precipitation prediction ranged from 60% to 80%, with an average value of 73.8%. The anomaly correlation coefficient (ACC) was positive for all years except 2020, with a average value of 0.14, representing a significant improvement over other models. When compared with 7 current mainstream models (including machine learning algorithms, deep learning networks, and time-series networks), the CBAM-TCN-LSTM model exhibited superior performance across all five evaluation metrics: PS, percentage correct (PC), ACC, mean absolute error (MAE), and root mean square error (RMSE). Furthermore, the CBAM-TCN-LSTM model was successfully applied in the 2023 flood season prediction operation, accurately predicting the characteristic of below-normal summer precipitation in most areas of the eastern part of Northwest China, with a PS of 90%. By building a precipitation prediction model that combines the TCN module and the CBAM module on the basis of the LSTM model (which has strong time-series predictive capability), this study provides a scientific basis and technical support for regional precipitation prediction, and the model holds good prospects for popularization and application.

Key word: deep learning, fusion algorithm, eastern part of Northwest China, flood season precipitation, objective prediction

引 言

中国西北地区东部（简称为西北东部）位于东亚内陆腹地、青藏高原东北侧，属干旱半干旱气候区，是我国乃至世界上水土流失最严重、生态环境最脆弱地区，对全球气候变暖响应尤其敏感。该区域平均年降水量不足 500 mm，空间分布差异大，自东南向西北迅速减少。降水年循环具有明显季风雨特点，降水主要集中在夏季，约占全年总量的一半，且年际变率大。降水异常偏少引发的干旱是该区域最重要的气象灾害，易引起农业减产、水资源短缺、土地荒漠化和生态环境恶化等问题，已成为制约区域可持续发展和西部大开发实施的重要因素。在全球变暖背景下，降水极端性加剧，短时强降水易引起暴雨洪涝，进一步加剧此地区农业受灾、人员伤亡和水土流失等问题（李栋梁和彭素琴，1992a；1992b；王澄海等，2021a；2021b；丁一汇等，2023；张强等，2023）。因此，开展西北东部夏季降水预测技术研究，准确掌握未来降水的变化趋势，对指导当地社会经济发展具有重要的意义。

近年来，众多学者围绕西北东部夏季降水异常规律、成因和预测技术开展了系统研究，姚慧茹等（2017）揭示了西北东部夏季不同等级降水量和降水日数的演变特征，发现西北东部降水存在2年和3年周期，并且在不同年代具有不同的频率特征。朱炳瑗和李栋梁（1992）、谢金南（2000）和李耀辉等（2000）研究表明，厄尔尼诺-南方涛动（ENSO）和印度洋海温异常对西北东部降水有显著影响，杨建玲和刘秦玉（2008）、Yang et al（2010）以及Xie et al（2009）基于最近十几年关于热带太平洋ENSO通过印度洋海盆“电容器”气候效应的新认识，进一步揭示了ENSO不同发展阶段对西北东部降水影响的差异及物理过程和印度洋海盆模在ENSO影响西北东部降水过程中的“电容器”效应及季节锁相特征，提出了西北东部春季、夏季、秋季连旱的ENSO海温演变格局，并指出北大西洋海温异常对西北东部6—7月降水存在显著影响（王鹏祥等，

2020; 杨建玲等, 2015a; 2015b; 2017; 2023)。此外, 张雯等(2023)分析了西北东部夏季降水的年际和年代际分量对应的海温影响模态; 庞雪琪等(2017)研究了欧亚中高纬冬季地表感热异常与西北地区东部夏季降水的可能联系; 李潇等(2015)探讨了青藏高原热状况与西北东部汛期降水的周期耦合关系及循环机理; 王岱等(2024)则揭示了陵兰海-巴伦支海等北极海冰异常对西北东部夏季6月、7月降水异常的显著影响, 并阐释了其相关物理机制。目前, 通过系统研究从热带到极地主要外强迫因子对西北东部夏季降水的影响及其物理机制, 已建立了多因子共同作用下的降水短期气候预测指标模型和预测系统, 对区域气候预测业务提供了强有力支撑。

随着计算能力的提高和深度学习理论的发展, 人工智能技术(AI)在大气科学基础观测、监测、数据处理、预报预测技术及气象服务应用等领域, 均展现出新的思路和契机(金荣花等, 2025; 盛杰等, 2025; 杨彬等, 2024)。2019年, Ham et al(2019)利用气候模式数据进行预训练, 而后用再分析数据做迁移学习, 开启了深度学习方法在气候预测领域应用新纪元。Wang and Tan(2023)分别采用监督和无监督学习技术进行ENSO预测和优化气候模型中的ENSO模拟, Song et al(2024)提出一种深度学习模型, 可提前一个月预测北极海冰厚度, Yuan et al(2024)采用深度学习模型开展预测海洋声速研究。针对集合预报问题, Du and Zhang(2024)在AI技术和数值模式相结合方面取得进展, 提出一种热带太平洋风应力异常表征的深度学习方案。特别是2024年6月18日, 中国气象局联合复旦大学和上海科学智能研究院共同研发了人工智能全球次季节-季节预报系统“风顺”, 创新的引入基于流依赖的集合扰动智能生成技术, 更加合理的抓住了未来气候系统演变的不确定性, 对全球降水的预测技巧展示出一定的优势。这些研究成果针对大气与海洋科学的不同方向, 较为深入地结合AI技术研究各自方向的科学问题, 为AI方法在大气与海洋科学领域的应用提供了新的视角和重要参考。

在AI技术应用于区域降水预测的研究领域, 近年来学者们已在湖北、广西、重庆等多地汛期降水预测中开展了有益的尝试(杜懿等, 2020; 贺圣平等, 2021; 黄超等, 2022; 覃卫坚等, 2022; 董新宁等, 2022), 结果表明AI技术在降水预测技巧方面较传统方法有明显提高。本文以西北东部降水预测为例, 以具有强大时序预测能力的长短期记忆网络模型(LSTM)为基础, 融合时间卷积网络(TCN)和嵌入卷积注意力机制(CBAM), 通过提取预测因子和降水的有效特征信息, 构建了西北东部夏季降水预测模型, 该模型在2023年的气候预测业务中得到成功应用。本研究工作丰富了区域夏季降水预测的技术方法, 为提升夏季降水预测技巧提供了参考依据。

1 数据来源与方法

1.1 数据来源

研究区域为西北地区东部, 包含宁夏、陕西、甘肃中东部、内蒙古中部和青海东部, 具体范围为 $32^{\circ}\sim 41^{\circ}\text{N}$ 、 $100^{\circ}\sim 112^{\circ}\text{E}$ 。采用区域范围内155个国家级气象观测站1961—2022年逐月降水资料, 气象站点空间分布如图1所示。

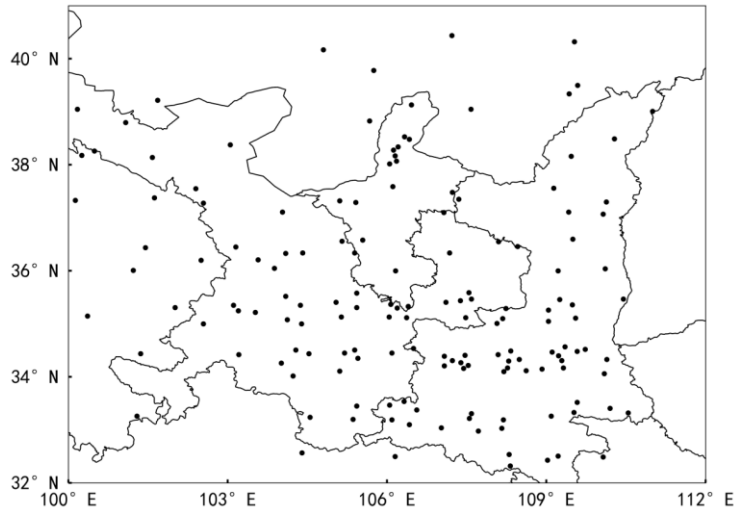


图1 西北东部气象观测站点空间分布

Fig.1 The distribution of the meteorological observations in the eastern part of Northwest China

利用大气、陆面积雪、海温和海冰等环流因子和外强迫数据，其中大气和海温资料来源于国家气候中心 130 项气候指数；海冰资料来源于美国国家冰雪数据中心（NSIDC）G02135 数据集；积雪资料来源于罗格斯大学全球冰雪实验室的逐月积雪指数。使用数据前进行了质量控制和插补订正。

1.2 技术方法

本研究采用的方法主要包括经验正交函数、随机森林、LSTM、TCN 和 CBAM。总体技术流程如图 2 所示，主要步骤为：（1）将气候预测因子和降水数据处理成标准化数据集；（2）将 1961—2022 年 155 个站点逐月降水数据 EOF 分解，得到各个空间模态及对应的时间系数；（3）采用随机森林算法筛选主要影响的预测因子；（4）按照试验方案将数据带入人工智能模型进行建模预测，其中训练时的样本采用 720 个月降水数据，为了增加样本数，采用 6 个月作为滑动窗口，即用前期 6 个月逐月实况值得到未来 6 个月逐月预测值，数据样本扩大为原来数据样本的 6 倍，训练集、验证级、测试集按照 8：1：1 划分；（5）检验评估，其中 1961—2017 年为训练期，2018—2022 年为独立样本检验期。



图2 深度学习流程图

Fig.2 Chart of deep learning flow

1.2.1 改进的 LSTM 西北东部夏季降水预测模型

LSTM 存在时序潜在信息滞后问题（Greff et al, 2016），气候变化导致气候预测因子之间相互作用存在较强不确定性，季节降水时序数据的长期依赖关系和复杂的非线性交互关系难以捕捉，致使 LSTM 预测能力不足。同时，LSTM 存在空间依赖性忽略问题（李静等，2021），主要表现在模型特征提取方式单一且侧重提取降水时序数据前后依赖性，无法有效获取降水在空间上的分布关系，使得 LSTM 网络空间分布

信息提取能力较差。

针对信息滞后问题，在时序预测数据进入 LSTM 模块前，引入融合 TCN (Bai et al, 2018)，用来捕捉降水时序预测数据的依赖关系和交互关系。针对空间依赖性忽略问题，降水观测数据进入 LSTM 前，嵌入 CBAM (Woo et al, 2018)，获取降水场空间分布特征。基于 LSTM，通过融合 TNC 和嵌入 CBMA，综合得到一种基于 CBAM-TCN-LSTM 的西北东部夏季降水预测模型，其架构如图 3 所示。

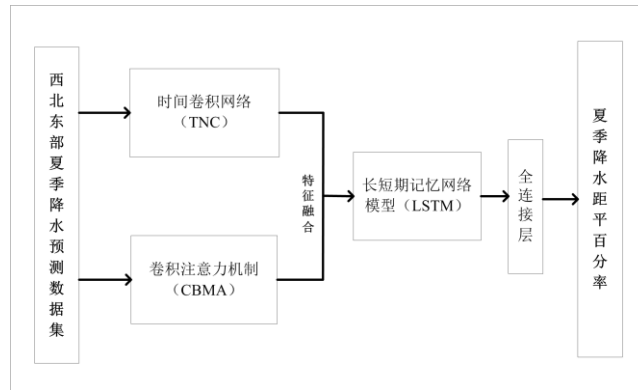


图 3 西北东部夏季降水预测模型 CBAM-TCN-LSTM 架构图

Fig.3 Architecture of the CBAM-TCN-LSTM model for predicting summer precipitation in the eastern part of Northwest China

CBAM-TCN-LSTM 模型由降水时序数据输入、预测特征提取与融合以及回归预测输出三部分组成。首先，将影响西北东部夏季降水的气候预测因子构成的时序预测数据输入到 TCN 模块，通过膨胀因果卷积结构加强特征信息挖掘，在捕获时序数据长期依赖关系的基础上捕获其非线性复杂交互关系特征；将由西北东部夏季降水空间场构成的时序预测数据输入到 CBAM 中，得到与当前预测时间步和预测位置最相关的时间步和位置，获取降水场经过重要性加权强化后的降水空间分布特征。然后，将两个模块输出的特征进行融合，形成具有时序数据长期依赖、非线性复杂交互关系、空间-时间特征关联的时空融合特征。最后，将融合特征送入到具有强大时序预测能力的 LSTM 模块，并进一步借助全连接层实现回归预测输出，实现西北东部夏季降水的预测。

1.2.2 TCN 模块

TCN 模块是由因果卷积、膨胀卷积和残差链接 3 种特殊结构构建的卷积神经网络模型，适用于解决时序预测和加强特征信息挖掘问题，结构如图 4 所示。

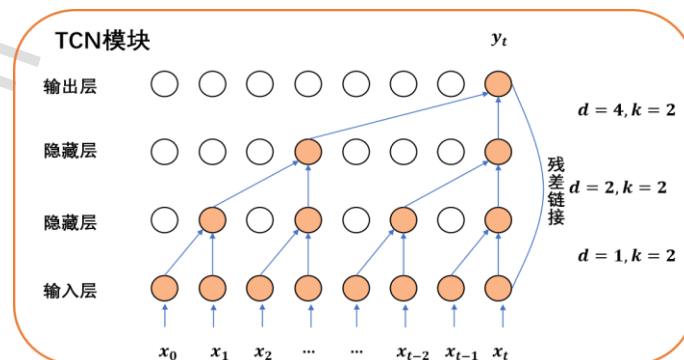


图 4 TCN 模块结构示意图

Fig.4 Schematic diagram of TCN module structure

TCN 采用因果卷积来保证提取特征信息的因果性,使模型具有严格的时间约束,不颠倒时间序列数据,即 t 时刻的输出 y_t 只依赖 t 时刻之前的输入,与未来时刻无关。如图 4 所示,此时卷积核尺寸 k 为 2,即每一层该时刻输出都由前一层对应位置的两个输入共同计算得到,并且随着层数的增加,每个输出所对应的输入越多,即所考虑的时间序列数据历史信息越长,则模型从时间序列中获取到的长期依赖关系更全面(王万良等, 2022; 李荆等, 2021)。

TCN 采用膨胀卷积结构,通过膨胀因子 d 的设置来增大感受野,获取更长的卷积记忆。如图 4 所示,TCN 模块隐藏层最下层膨胀因子为 1,表示输入时每个时间点都进行采样,后面两层的膨胀因子大小随隐藏层数增加而依次设置为 2、4,分别表示每间隔 1、3 个时间点作为输入。可以看出,随着层数增加,模型的感受野呈指数增加,间隔较长和非连续数据的时序特征信息都能够被有效提取出,加强了对特征信息的挖掘,从而实现从原始特征中获得高维抽象特征。

膨胀因果卷积结构通过改变模型隐藏层的结构设计和层数来增加提取特征的丰富度,这使得模型结构复杂度变高、稳定性变差,从而导致梯度消失、梯度爆炸问题(Tang et al, 2022),故引入残差模块,输入层直接连接到输出层来实现跨层式信息传递,保障前面膨胀因果卷积结构良好性能得以发挥。

1.2.3 CBAM 注意力机制

在降水时序预测中,将过去一段时间作为预测前兆信号反馈阶段,选择合适的反馈阶段将有助于提升预测准确性。同时,不同站点的实际地形和气候特征存在差异性,各站点夏季降水在响应预测因子时表现程度不同,关注降水变化异常的重点区域及其邻近区域,对模型掌握降水的空间分布特征具有重要作用。本研究通过注意力机制的重要性加权来强化多个时间步的时间特征和多个站点的空间特征,使网络注意力集中到与预测时间和预测站点相关的时间步和区域上,有效提升模型提取特征能力。因此,本研究采用 CBAM 这一混合域注意力机制,由子模块 CAM 和 SAM 构成的结构,有效结合空间和通道注意力来丰富注意图,使网络从通道和空间信息提取关键特征,其模型结构图如图 5 所示。

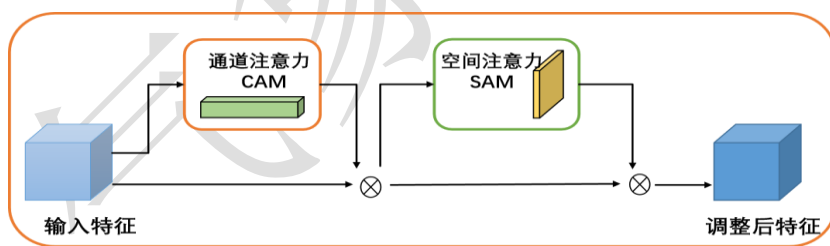


图 5 CBAM 模型结构

Fig.5 Structure diagram of CBAM model

输入由西北东部夏季降水空间场构成的时序预测数据,先由 CAM 单元处理,其结构图如图 6 所示。首先通过并行最大池化和平均池化进行空间信息压缩,得到两个三维向量;然后利用共享多层感知机(MLP)实现权重向量映射;再将两个映射后的权重向量进行求和运算,得到最终通道权重,使网络能够聚焦到与当前预测时间步较相关的时间步上;最后与原输入特征经过 Sigmoid 函数,即可得到赋予了时间步不同权重系数的通道注意力特征 M_c 。

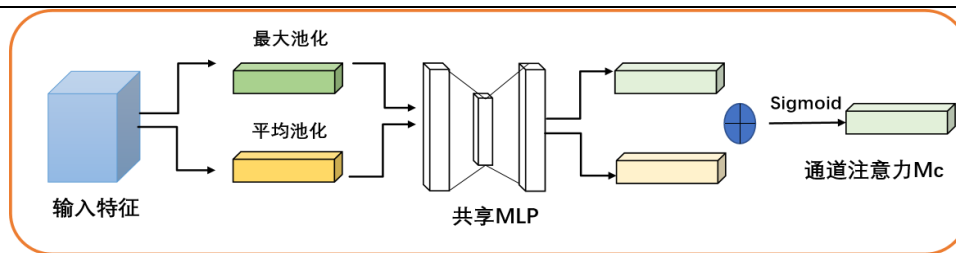


图 6 CAM 模块结构

Fig.6 Structure diagram of CAM module

然后利用 SAM 模块优化具有通道注意力机制的特征，其结构如图 7 所示。首先通过最大池化和平均池化对特征图进行通道尺寸压缩，按照通道进行拼接形成高×宽×2 空间特征向量，再通过卷积层和 Sigmoid 函数对其进行非线性激活得到最终空间权重，最后与通道注意力特征 Mc 相乘融合后得到空间注意力特征 Ms。

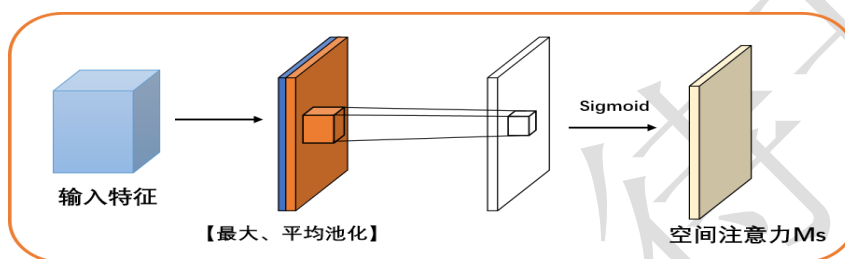


图 7 SAM 模块结构

Fig.7 Structure diagram of SAM module

1.3 评价指标

本研究采用 5 个指标对西北东部夏季降水预测结果进行评价。降水预测技巧评价选取 PS、PC 和 ACC 三个指标（张冬峰等，2019；张雯等，2023），深度学习回归模型预测性能评估选取均方根误差（RMSE）和平均绝对误差（MAE）两个指标（于洋等，2015）。

2 结果与分析

2.1 CBAM-TCN-LSTM 消融试验

为了对比 CBAM 和 TCN 特征融合对模型性能提升的能力，通过设计消融试验，向 LSTM 模型中逐步融入：（1）采用 LSTM（baseline）为基线网络模型，表示原长短期记忆网络预测模型；（2）仅在 LSTM 中嵌入卷积注意力（CBAM-LSTM）；（3）仅在 LSTM 中融合时间卷积网络（TCN-LSTM）；（4）在 LSTM 中嵌入卷积注意力机制并融合时间卷积网络（CBAM-TCN-LSTM）。

试验结果（表 1）可以看出，在原长短期记忆网络模型融入深度学习算法后，预测性能均有一定程度的提升。其中，CBAM-LSTM 模型与基线网络模型相比，PS 和 PC 分别增加了 0.59 和 2.01%，AAC 变化不明显，MAE 和 RMSE 增大；TCN-LSTM 与基线网络模型相比，PS、PC 和 ACC 分别增加了 1.46、3.02% 和 0.02，但 MAE 和 RMSE 明显增大。总体上，这两个降水预测模型在 PS、PC 和 ACC 评分方面表现出一定的提升，但在 MAE 和 RMSE 方面表现较差。

表 1 消融前后试验对比结果

Table 1 Experimental comparison results before and after ablation

模型	PS	PC/%	ACC	MAE/ mm	RMSE /mm
LSTM (baseline)	71.44	51.22	0.06	55.48	70.88
CBAM-LSTM	72.03	53.20	0.05	55.91	71.49
TCN-LSTM	72.90	54.24	0.08	59.43	76.01
CBAM-TCN-LSTM	73.81	60.95	0.14	48.52	62.68

CBAM-LSTM 在基线网络模型的基础上嵌入注意力模块, 由于 LSTM 本身具有回看机制, 再加入注意力机制, 可以较好地解决时序预测信息的问题, 但同时也容易造成冗余信息过多, 导致误差累计, 使得在 ACC、MAE 和 RMSE 表现不佳; TCN-LSTM 在基线模型基础上嵌入了空间卷积, 将降水空间场的分布特征引入到模型中, 由于单独空间卷积和 LSTM 单一时序各自提取, 并未考虑时间和空间两方面的融合, 从结果来看两者直接结合的效果不佳, 特别是在 MAE 和 RMSE 表现方面。因此, 需要在考虑空间提取和时间提取的同时加入注意力机制, 兼顾了时间和空间两方面的特征, 确保信息不遗漏。

改进型模型 CBAM-TCN-LSTM 核心指标 PS 达到 73.81, ACC 为 0.14, 预测能力明显提升。与基线网络模型相比, 改进型模型在五类指标方面均实现了显著提升。其中, PS、PC 和 ACC 分别增加了 2.37、9.73% 和 0.08, 特别是 MAE 和 RMSE 有明显的改进, 分别降低了 6.96 mm 和 8.2 mm。通过对比可以看出, 融合卷积注意力机制和时间卷积网络的长短期神经网络的模型各项预测能力表现最好, 各类评价指标均有所提升。2018—2022 年独立样本检验期间, 西北东部夏季降水预测的指标评估情况如表 2 所示。

表 2 整体指标评估结果

Table 2 Evaluation results of overall indicator

年份	PS	PC/%	ACC	MAE/mm	RMSE/mm
2018	74.86	66.45	0.14	55.53	70.38
2019	64.62	46.88	0.17	49.43	63.40
2020	70.26	57.20	-0.24	59.21	75.60
2021	78.83	66.24	0.40	37.35	47.93
2022	80.46	67.96	0.25	41.10	56.07
均值	73.81	60.95	0.14	48.52	62.68

2018—2022 年 CBAM-TCN-LSTM 模型 PS 评分在 64.62~80.46, 其中 2022 年评分最高, 其次为 2021 年, 2019 年最低; PC 在 46.88%~67.96%, 除 2019 年最低, 其余年份均大于 57.20%, 2018 年、2021 年和 2022 年超过 66%; 除 2020 年, ACC 其他年份在 0.14~0.40, 其中 2021 年最高; MAE 在 37.35~59.21, RMSE 在 47.93~75.60。

2.2 典型年预测结果分析

为进一步对改进模型的空间预测结果和观测结果进行对比分析, 在 2018—2022 年测试阶段, 选取降

水空间分布典型的年份，即“北少南多”和“北多南少”型，分别为2021年（图8）和2022年（图9）。实况监测表明，2021年西北东部大部降水以偏少为主，陕南降水偏多，宁夏中北部和陕北偏少达40%以上；2022年区域西北东部北部地区降水偏多，南部地区降水偏少，其中甘肃中部、宁夏北部和陕西北部部分地区降水量偏多50%以上。

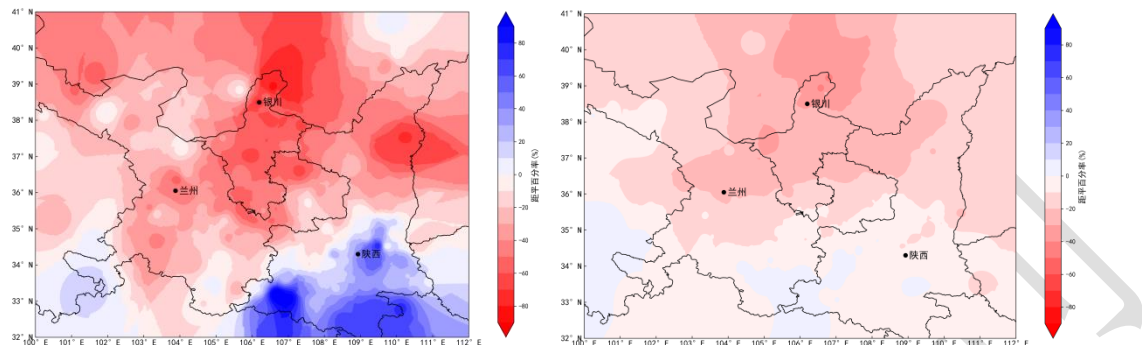


图8 2021年（a）观测、（b）预测的西北东部夏季降水量距平百分率分布

Fig.8 Distribution of (a) observed and (b) predicted summer precipitation anomaly percentage in the eastern part of Northwest China in 2021

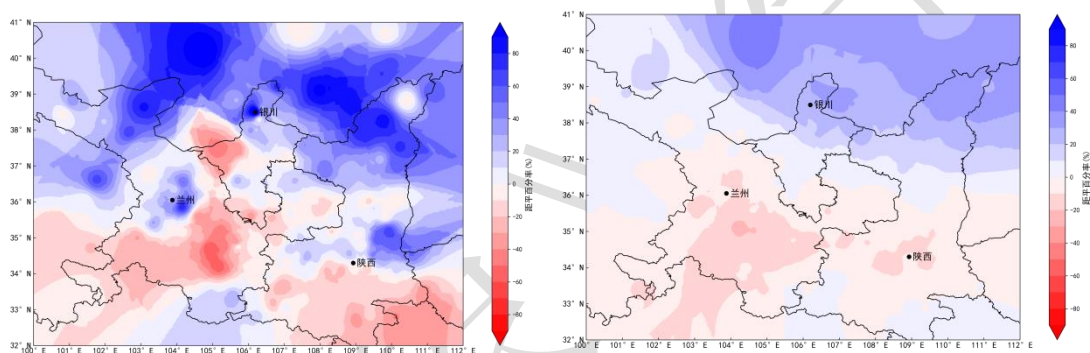


图9 2022年（a）观测、（b）预测的西北东部夏季降水量距平百分率分布

Fig.9 Distribution of (a) observed and (b) predicted summer precipitation anomaly percentage in the eastern part of Northwest China in 2022

通过对比图8b和图9b可知，典型年预测的降水空间分布型与观测较为一致。其中，2021年模型预测偏少2成及以上的区域位于陕西东北部、宁夏中南部和甘肃中部，与观测结果较为吻合，陕西南部降水偏少的量级和范围较观测略偏小、偏弱；2022年模型预测降水偏多的区域位于陕北、宁夏中北部和甘肃西部，范围与实况一致，降水量级较实况总体略偏小。总体上，改进的预测模型对降水趋势范围的把握较好，具有较好的预测能力。

2.3 对比试验结果分析

为了更好地评估模型的预测能力，选取7种常见的机器学习模型进行对比试验，包括在夏季降水预测领域具有优异表现的主流机器学习算法，如随机森林回归算法、支持向量机回归算法、极端梯度提升回归树算法（Ramraj et al, 2016; Suthaharan, 2016; Rigatti, 2017）；深度学习算法的神经网络（Kozma et al, 2018）、长短期记忆网络模型；在时序场景中取得显著效果的时间卷积网络（Karim et al, 2018）和Transformer网络（Giuliani et al, 2020）等，试验期为2018—2022年。

表3 7种机器学习模型结果对比

Table 3 Comparison of results between 7 models

模型	PS	PC/%	ACC	MAE/mm	RMSE/mm
随机森林回归算法	70.22	54.10	0.09	72.74	94.00
支持向量机回归算法	67.87	50.02	0.10	74.36	91.65
极端梯度提升回归树算法	70.19	49.85	0.00	66.04	90.36
神经网络	70.17	51.23	0.00	68.01	86.04
长短期记忆网络模型	71.44	53.38	0.06	55.48	70.88
时间卷积网络	71.49	53.46	0.03	57.18	72.10
Transformer 网络	64.20	52.99	0.00	48.95	63.17
CBAM-TCN-LSTM	73.81	60.95	0.14	48.52	62.68

对比试验结果可知，随机森林、支持向量机和极端梯度提升三种算法模型的 MAE、RMSE 均明显高于其他模型，上述算法对气候预测这类复杂问题的函数表示能力有限。神经网络、长短期记忆网络模型的 ACC 偏低，这可能与模型输入和特征捕捉有关，仅单一网络模型不能既有效获取空间场信息，也无法同时建立时序数据与空间信息的强关联，两者无法兼顾。本研究建立的 CBAM-TCN-LSTM 模型在 PS、PC、ACC 三种降水预测技巧评价上的表现，以及在回归模型 MAE、RMSE 预测技巧评价上的表现，均优于上述其他机器学习算法。其中，ACC 的大幅提升，说明模型能够有效学习到时序数据中的降水空间分布特征，MAE 与 RMSE 也都相对较低，极大降低了预测模型在结果回归方面的偏差性。另外，所选取的优异时序预测网络中，Transformer 在 PS 上表现较差，可能是由于数据样本量达不到该模型数据集规模，无法有效发挥出该模型应有的优异性。

2.4 业务应用

2023 年西北东部夏季除陕西中南部和青海东部降水偏多，其他地区偏少。2023 年国家气候中心发布的预测结果为：陕西北部地区和宁夏东部降水偏多、陕西南部降水偏少，其他地区降水正常（支蓉，2024）。将本文建立的 CBAM-TCN-LSTM 融合预测模型应用到 2023 年汛期预测业务中，结果表明，除甘肃中部、宁夏西南部降水略偏多，其他地区均偏少（图 10）。总体来看，CBAM-TCN-LSTM 模型的预测结果与实况大部地区趋势一致，预测效果较好，但陕西中南部、青海东部、甘肃中部、宁夏西南部的预测结果与实况相反，整体 PS 评分为 81，PC 为 61%，ACC 为 0.16，MAE 为 48.5 mm，RMSE 为 59.3 mm，具有较好的参考价值。

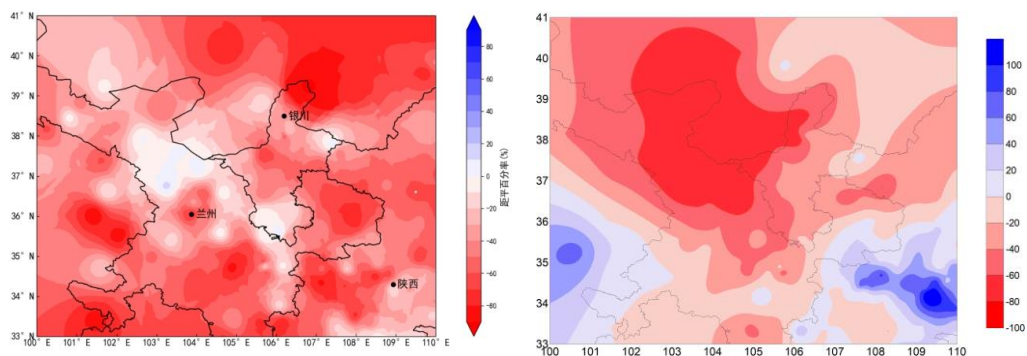


图 10 CBAM-TCN-LSTM 融合预测模型 CESM 的 2023 年 3 月起报的西北东部 2023 年汛期降水量距平百

Fig.10 (a) The predicted and (b) observation precipitation for the 2023 flood season in the eastern part of Northwest China, initiated in March 2023 based on the CBAM-TCN-LSTM model

3 讨论和结论

本研究在具有较好时序预测能力的 LSTM 模型基础上进行改进, 融合 TCN 和嵌入 CBAM 机制, 建立了西北东部夏季降水预测模型 CBAM-TCN-LSTM, 从气候预测因子数据和降水观测数据两类数据中获取有效特征, 弥补 LSTM 模型降水异常级预测能力和降水空间分布预测能力较弱的问题。预测结果表明, 2018—2022 年 PS 分布在 60~80, 均值达到 73.81, 预测技巧发挥稳定, 具有较好的降水预测能力, ACC 值除 2020 年为负值外, 其余各年份均为正值, 均值达到 0.14, 较其他模型有显著提升。该方法在保证捕获时序数据长期依赖关系的基础上, 实现非线性复杂交互关系特征的捕捉、空间-时间特征关联的强化, 构建出能够判别西北东部地区差异的夏季降水预测模型, 实现区域预测技巧有效提高。

本研究建立的 CBAM-TCN-LSTM 模型的预测技巧较好, 但距离社会需求仍有差距, 需进一步优化。未来可以在两方面继续加强, 一是预测因子的筛选, 本研究纳入了大量的预测指标, 但是各预测因子之间具有复杂的相互关系, 且其之间没有建立清晰的物理机制, 这一问题是影响人工智能算法进一步应用的难点; 二是如何最大限度的提取有效的时空特征信息进行有效融合, 是另一个仍需要不断探索的关键技术问题。

参考文献(References):

- 丁一汇, 柳艳菊, 徐影, 等, 2023. 全球气候变化的区域响应: 中国西北地区气候"暖湿化"趋势、成因及预估研究进展与展望[J]. 地球科学进展, 38(6): 551-562. Ding Y H, Liu Y J, Xu Y, et al, 2023. Regional responses to global climate change: progress and prospects for trend, causes, and projection of climatic warming-wetting in Northwest China[J]. Adv Earth Sci, 38(6): 551-562 (in Chinese).
- 董新宁, 向波, 周杰, 等, 2022. 两种机器学习方法在重庆夏季旱涝预测中的应用[J]. 气象科学, 42(1): 124-135. Dong X N, Xiang B, Zhou J, et al, 2022. Application of machine learning methods in summer drought and flood in Chongqing[J]. J Meteor Sci, 42(1): 124-135 (in Chinese).
- 杜懿, 龙铠豪, 王大洋, 等, 2020. 基于机器学习方法的安徽省年降水量预测[J]. 水电能源科学, 38(7): 5-7, 41. Du Y, Long K H, Wang D Y, et al, 2020. Annual precipitation prediction in Anhui Province based on machine learning[J]. Water Resour Power, 38(7): 5-7, 41 (in Chinese).
- 贺圣平, 王会军, 李华, 等, 2021. 机器学习的原理及其在气候预测中的潜在应用[J]. 大气科学学报, 44(1): 26-38. He S P, Wang H J, Li H, et al, 2021. Machine learning and its potential application to climate prediction[J]. Trans Atmos Sci, 44(1): 26-38 (in Chinese).
- 黄超, 李巧萍, 谢益军, 等, 2022. 机器学习方法在湖南夏季降水预测中的应用[J]. 大气科学学报, 45(2): 191-202. Huang C, Li Q P, Xie Y J, et al, 2022. Prediction of summer precipitation in Hunan based on machine learning[J]. Trans Atmos Sci, 45(2): 191-202 (in Chinese).
- 金荣花, 曹男, 赵瑞霞, 等, 2025. 中央气象台智能数字天气预报业务的技术进展[J]. 气象, 51(11): 1321-1334. Jin R H, Cao N, Zhao R X, et al, 2025. Technological advances in the intelligent digital weather forecasting operational system of national meteorological centre[J]. Meteor Mon, 51(11): 1321-1334 (in Chinese).
- 李栋梁, 彭素琴, 1992a. 中国西部降水资源的稳定性研究[J]. 应用气象学报, 3(4): 451-458. Li D L, Peng S Q, 1992a. Stability of precipitation resources in western China[J]. Quart J Appl Meteor, 3(4): 451-458 (in Chinese).
- 李栋梁, 彭素琴, 1992b. 中国西部降水资源的不稳定性[J]. 资源科学, 14(5): 1-8. Li D L, Peng S Q, 1992b. Instability of precipitation resources in western China[J]. Resource Sci, 14(5): 1-8 (in Chinese).
- 李荆, 刘钰, 邹磊, 2021. 基于时空建模的动态图卷积神经网络[J]. 北京大学学报(自然科学版), 57(4): 605-613. Li J, Liu Y, Zou L, 2021. A dynamic graph convolutional network based on spatial-temporal modeling[J]. Acta Sci Nat Univ Pekinensis, 57(4): 605-613 (in Chinese).
- 李静, 刘海砚, 郭文月, 等, 2021. 基于深度学习的人群活动流量时空预测模型[J]. 测绘学报, 50(4): 522-531. Li J, Liu H Y, Guo W Y, et al, 2021. A spatio-temporal network for human activity prediction based on deep learning[J]. Acta Geod Cartogr Sin, 50(4): 522-531 (in Chinese).
- 李耀辉, 李栋梁, 赵庆云, 2000. 中国西北春季降水与太平洋秋季海温的异常特征及其相关分析[J]. 高原气象, 19(1): 100-110. Li Y H, Li D L, Zhao Q Y, 2000. A study on spring rainfall anomaly in northwest China and Pacific SSTA features in autumn and their correlations[J]. Plateau Meteor, 19(1): 100-110

(in Chinese).

- 李潇, 李栋梁, 王颖, 2015. 中国西北部汛期降水对青藏高原东部春季感热在准 3 a 周期上的响应[J]. 气象学报, 73(4): 737-748. Li X, Li D L, Wang Y, 2015. Quasi 3-year period response of the rainy season precipitation over the eastern parts of Northwest China to the spring sensible heat flux over the eastern part of the Tibetan Plateau[J]. Acta Meteor Sin, 73(4): 737-748 (in Chinese).
- 庞雪琪, 李栋梁, 姚慧茹, 2017. 欧亚中高纬冬季地表感热异常与中国西北部夏季降水的可能联系[J]. 高原气象, 36(3): 675-684. Pang X Q, Li D L, Yao H R, 2017. Possible linkage between winter surface sensible heat flux anomalies over the mid-high latitudes of the Eurasian continent and summer precipitation in the eastern part of Northwest China[J]. Plateau Meteor, 36(3): 675-684 (in Chinese).
- 覃卫坚, 何莉阳, 蔡悦幸, 2022. 基于两种机器学习方法的广西后汛期降水预测模型[J]. 气象研究与应用, 43(1): 8-13. Qin W J, He L Y, Cai Y X, 2022. Prediction model of post-flood season precipitation in Guangxi based on two machine learning methods[J]. Journal of Meteorological Research and Application, 43(1): 8-13 (in Chinese).
- 盛杰, 金荣花, 张小委, 等, 2025. 临近天气预报大模型“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).
- 王澄海, 张晟宁, 李课臣, 等, 2021a. 1961~2018 年西北地区降水的变化特征[J]. 大气科学, 45(4): 713-724. Wang C H, Zhang S N, Li K C, et al, 2021a. Change characteristics of precipitation in Northwest China from 1961 to 2018[J]. Chin J Atmos Sci, 45(4): 713-724 (in Chinese).
- 王澄海, 张晟宁, 张飞民, 等, 2021b. 论全球变暖背景下中国西北地区降水增加问题[J]. 地球科学进展, 36(9): 980-989. Wang C H, Zhang S N, Zhang F M, et al, 2021b. On the increase of precipitation in the Northwestern China under the global warming[J]. Adv Earth Sci, 36(9): 980-989 (in Chinese).
- 王鹏祥, 杨建玲, 李栋梁, 等, 2020. 中国西北地区东部汛期降水异常成因及预测研究[M]. 北京: 气象出版社. Wang P X, Yang J L, Li D L, et al, 2020. Causes and Prediction of Precipitation Anomalies in the Flood Season over Eastern Northwest China[M]. Beijing: China Meteorological Press (in Chinese).
- 王万良, 胡明志, 张仁贡, 等, 2022. 改进时间卷积网络和长短时记忆网络的泸水河流域月径流量预测模型[J]. 计算机集成制造系统, 28(11): 3558-3575. Wang W L, Hu M Z, Zhang R G, et al, 2022. Monthly runoff prediction model of Lushui river basin based on improved TCN and LSTM[J]. Comp Integr Manuf Syst, 28(11): 3558-3575 (in Chinese).
- 王岱, 杨建玲, 张雯, 等, 2024. 北极海冰对中国西北地区东部主汛期 7 月降水分布型的可能影响[J]. 高原气象, 43(2): 318-328. Wang D, Yang J L, Zhang W, et al, 2024. The possible influence of arctic sea ice on the precipitation distribution pattern of July in East of Northwest China[J]. Plateau Meteor, 43(2): 318-328 (in Chinese).
- 谢金南, 2000. 中国西北干旱气候变化与预测研究[M]. 北京: 气象出版社. Xie J N, 2000. Climate Change and Prediction of Arid Regions in Northwest China[M]. Beijing: China Meteorological Press.
- 杨彬, 马廷淮, 黄学坚, 2024. 基于注意力机制与自适应时序分解的气温预报模型[J]. 气象, 50(6): 723-732. Yang B, Ma T H, Huang X J, 2024. Air temperature forecasting model based on attention mechanism and AdaSTL[J]. Meteor Mon, 50(6): 723-732 (in Chinese).
- 杨建玲, 胡海波, 穆建华, 等, 2017. 印度洋海盆模影响西北东部 5 月降水的数值模拟研究[J]. 高原气象, 36(2): 510-516. Yang J L, Hu H B, Mu J H, et al, 2017. Study of numerical model stimulation of the tropical Indian Ocean basin mode impacts on May precipitation anomaly in east of Northwest China[J]. Plateau Meteor, 36(2): 510-516 (in Chinese).
- 杨建玲, 李艳春, 穆建华, 等, 2015a. 热带印度洋海温与西北地区东部降水关系研究[J]. 高原气象, 34(3): 690-699. Yang J L, Li Y C, Mu J H, et al, 2015a. Analysis of relationship between sea surface temperature in tropical Indian ocean and precipitation in East of Northwest China[J]. Plateau Meteor, 34(3): 690-699 (in Chinese).
- 杨建玲, 郑广芬, 王素艳, 等, 2015b. 印度洋海盆模影响西北东部降水的大气环流分析[J]. 高原气象, 34(3): 700-705. Yang J L, Zheng G F, Wang S Y, et al, 2015b. Analyses of atmospheric circulation of tropical indian ocean basin mode influencing precipitation in East of Northwest China[J]. Plateau Meteor, 34(3): 700-705 (in Chinese).
- 杨建玲, 刘秦玉, 2008. 热带印度洋 SST 海盆模态的“充电/放电”作用——对夏季南亚高压的影响[J]. 海洋学报, 30(2): 12-19. Yang J L, Liu Q Y, 2008. The “charge/discharge” roles of the basin-wide mode of the Indian Ocean SST anomaly—influence on the South Asian High in summer[J]. Acta Oceanol Sin, 30(2): 12-19 (in Chinese).
- 杨建玲, 张肃诏, 马珺玢, 等, 2023. 北大西洋海温对宁夏春夏初降水影响及成因研究[J]. 干旱区研究, 40(5): 703-714. Yang J L, Zhang S Z, Ma J B, et al, 2023. The impact of the North Atlantic sea surface temperature anomaly on precipitation anomaly in Ningxia from late spring to early summer and associated mechanisms[J]. Arid Zone Res, 40(5): 703-714 (in Chinese).
- 姚慧茹, 李栋梁, 王慧, 2017. 1981—2012 年西北东部夏季降水不同强度雨日变化及其环流特征的对比分析[J]. 气象学报, 75(3): 384-399. Yao H R, Li D L, Wang H, 2017. A comparative analysis of the atmospheric circulation in summertime rainy days with different precipitation intensity in eastern Northwest China during 1981—2012[J]. Acta Meteor Sin, 75(3): 384-399 (in Chinese).
- 于洋, 卫伟, 陈利顶, 等, 2015. 黄土高原年均降水量空间插值及其方法比较[J]. 应用生态学报, 26(4): 999-1006. Yu Y, Wei W, Chen L D, et al, 2015. Comparison on the methods for spatial interpolation of the annual average precipitation in the Loess Plateau Region[J]. Chin J Appl Ecol, 26(4): 999-1006 (in Chinese).
- 张冬峰, 王永光, 张国宏, 2019. 基于 BCC_CSM 模式的山西省盛夏降水降尺度预测[J]. 气象科技, 47(4): 622-630. Zhang D F, Wang Y G, Zhang G H, 2019. A statistical downscaling method for mid-summer precipitation prediction in Shanxi based on BCC_CSM model[J]. Meteor Sci Technol, 47(4):

- 张强, 杨金虎, 王朋岭, 等, 2023. 西北地区气候暖湿化的研究进展与展望[J]. 科学通报, 68(14): 1814-1828. Zhang Q, Yang J H, Wang P L, et al, 2023. Progress and prospect on climate warming and humidification in Northwest China[J]. Chin Sci Bull, 68(14): 1814-1828 (in Chinese).
- 张雯, 马阳, 王岱, 等, 2023. 不同时间尺度海温因子对西北地区东部夏季降水的影响及预测[J]. 干旱区研究, 40(4): 532-542. Zhang W, Ma Y, Wang D, et al, 2023. The influence and prediction of SST predictors at different timescales on summer precipitation over the eastern part of Northwest China[J]. Arid Zone Res, 40(4): 532-542 (in Chinese).
- 支蓉, 高辉, 孙冷, 2024. 2023 年汛期气候预测效果评述及先兆信号分析[J]. 气象, 50(3): 377-386. Zhi R, Gao H, Sun L, 2024. Overview of climate prediction for the summer 2023 in China and its precursors[J]. Meteor Mon, 50(3): 377-386 (in Chinese).
- 朱炳瑗, 李栋梁, 1992. 500 hPa 高度场、海温、高原加热场与甘肃省春末夏初降水的关系[J]. 气象, 18(5): 32-36. Zhu B Y, Li D L, 1992. The relationship between the 500 hPa height field, sea surface temperature, plateau heating field and late spring-early summer precipitation in Gansu Province[J]. Meteor Mon, 18(5): 32-36 (in Chinese).
- 朱晓炜, 李清泉, 孙银川, 等, 2024. 基于印度洋海温信号的我国西北地区东部夏季降水组合降尺度预测方法研究[J]. 气象, 50(3): 357-369. Zhu X W, Li Q Q, Sun Y C, et al, 2024. Hybrid downscaling scheme for predicting summer precipitation in eastern part of Northwest China based on Indian Ocean SST[J]. Meteor Mon, 50(3): 357-369 (in Chinese).
- Bai S J, Kolter J Z, Koltun V, 2018. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling[J/OL]. arXiv: 1803.01271, 10. <https://arxiv.org/abs/1803.01271>.
- 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.
- Du S Y, Zhang R H, 2024. U-net models for representing wind stress anomalies over the tropical pacific and their integrations with an intermediate coupled model for ENSO studies[J]. Adv Atmos Sci, 41(7): 1403-1416.
- Giuliani F, Hasan I, Cristani M, et al, 2020. Transformer networks for trajectory forecasting[C]/2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Milan, Italy: IEEE: 10335-10342.
- Greff K, Srivastava R K, Koutn k J, et al, 2016. LSTM: a search space odyssey[J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 28(10): 2222-2232.
- Ham Y G, Kim J H, Luo J J, 2019. Deep learning for multi-year ENSO forecasts[J]. Nature, 573(7775): 568-572.
- Karim F, Majumdar S, Darabi H, et al, 2018. LSTM fully convolutional networks for time series classification[J]. IEEE Access, 6: 1662-1669.
- Kozma R, Alippi C, Choe Y, et al, 2018. Artificial Intelligence in the Age of Neural Networks and Brain Computing[M]. Academic Press: 293-312.
- Ramraj S, Uzir N, Sunil R, et al, 2016. Experimenting XGBoost algorithm for prediction and classification of different datasets[J]. Int J Control Theory Appl, 9(40): 651-662.
- Rigatti S J, 2017. Random forest[J]. J Insur Med, 47(1): 31-39.
- Song M M, Yang D Z, Lerch S, et al, 2024. Non-crossing quantile regression neural network as a calibration tool for ensemble weather forecasts[J]. Adv Atmos Sci, 41(7): 1417-1437.
- Suthaharan S, 2016. Support vector machine[M]/Suthaharan S. Machine Learning Models and Algorithms for Big Data Classification: Thinking with Examples for Effective Learning. New York: Springer: 207-235.
- Tang X L, Chen H X, Xiang W H, et al, 2022. Short-term load forecasting using channel and temporal attention based temporal convolutional network[J]. Electr Power Syst Res, 205: 107761.
- Wang L Y, Tan Z M, 2023. Deep learning parameterization of the tropical cyclone boundary layer[J]. J Adv Model Earth Syst, 15(1): e2022MS003034.
- Woo S, Park J, Lee J Y, et al, 2018. CBAM: convolutional block attention module[C]/Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich, Germany: Springer: 3-19.
- Xie S P, Hu K M, Hafner J, et al, 2009. Indian Ocean capacitor effect on indo-western Pacific climate during the summer following El Niño[J]. J Climate, 2009, 22(3): 730-747.
- Yang J L, Liu Q Y, Liu Z Y, et al, 2010. Basin mode of Indian Ocean sea surface temperature and Northern Hemisphere circumglobal teleconnection[J]. Geophys Res Lett, 23(21): 5889-5902.
- Yuan H X, Liu Y, Tang Q H, et al, 2024. ST-LSTM-SA: a new ocean sound velocity field prediction model based on deep learning[J]. Adv Atmos Sci, 41(7): 1364-1378.