

# 基于XGBoost-ConvLSTM喀斯特流域 农业干旱及重心迁移预测 ——以贵州省为例

郭站群<sup>1</sup>, 贺中华<sup>1,2,3</sup>, 余欢<sup>1</sup>, 杨玉华<sup>1</sup>, 谭红梅<sup>1</sup>

(1. 贵州师范大学地理与环境科学学院, 贵阳550001; 2. 贵州师范大学国家喀斯特石漠化防治工程技术研究中心, 贵阳550001; 3. 贵州省山地资源与环境遥感应用重点实验室, 贵阳550001)

**摘要:** [目的] 提高贵州省农业干旱的预测精度, 以应对气候变化背景下日益加剧的干旱风险。[方法] 基于1979—2023年贵州省标准化降水蒸散指数(SPEI3)历史数据, 构建了极度梯度提升树(XGBoost)和长短期记忆网络(LSTM)模型, 并首次提出XGBoost-ConvLSTM混合模型, 该模型融合了XGBoost、卷积神经网络(CNN)与LSTM, 以更精准地捕捉干旱的时空特征。使用K值聚类结合泰森多边形将贵州省84个气象站点月均降雨进行了面积计算和子区域的划分, 以评估各模型在3个子区域中农业干旱预警中的应用潜力。[结果] (1) XGBoost-ConvLSTM模型在子区域I, II, III的预测 $R^2$ 分别为0.916, 0.877, 0.901, 均优于XGBoost(0.760, 0.853, 0.735)和LSTM(0.760, 0.778, 0.710)。(2) 贵州省未来30年农业干旱呈现显著的时空变化特征, 2024—2026年为干旱高发期, 尤其2024年干旱最为严重; 2030年后干旱状况有所缓解。(3) 通过重心模型对贵州省未来10年内的干旱重心迁移进行时空分析。研究表明贵州省干旱重心呈现阶段性和突变性的时空迁移特征, 整体上由中南部逐步向北扩张。[结论] XGBoost-ConvLSTM用于贵州省的农业干旱预测, 表现更优。贵州省农业干旱具有明显的阶段性与区域迁移特征, 干旱过程呈现出复杂的时空耦合规律。XGBoost-ConvLSTM模型能够有效揭示这一规律, 相较传统方法在刻画农业干旱动态方面更具优势。

**关键词:** 农业干旱; XGBoost-ConvLSTM; 重心迁移

中图分类号: S423

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2026)02-0196-10

## Prediction of agricultural drought and centroid migration in karst watershed based on XGBoost-ConvLSTM —a case study of Guizhou Province

Guo Zhanqun<sup>1</sup>, He Zhonghua<sup>1,2,3</sup>, Yu Huan<sup>1</sup>, Yang Yuhua<sup>1</sup>, Tan Hongmei<sup>1</sup>

(1. School of Geography and Environmental Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550001, China; 2. National Engineering Research Center for Karst Rocky Desertification Control, Guizhou Normal University, Guiyang 550001, China; 3. Guizhou Provincial Key Laboratory of Remote Sensing Application of Mountain Resources and Environment, Guiyang 550001, China)

**Abstract:** [Objective] This study aims to enhance the prediction accuracy of agricultural drought in Guizhou Province to address the increasing drought risks in the context of climate change. [Methods] For this purpose, Extreme Gradient Boosting tree (XGBoost) and Long Short-Term Memory network (LSTM) models were constructed based on the historical data of standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI3) in Guizhou

收稿日期: 2025-04-21

修回日期: 2025-05-22

接受日期: 2025-06-04

资助项目: 贵州省自然科学基金(黔科合基础-ZK[2023]重点028); 贵州省水利厅自然科学基金(KT202237); 国家自然科学基金(u1612441, 41471032)

第一作者: 郭站群(2000—), 女, 贵州省六盘水人, 在读硕士研究生, 主要从事喀斯特水文水资源与遥感研究。E-mail: 2231270385@qq.com

通信作者: 贺中华(1976—), 男, 贵州省兴义人, 博士, 教授, 主要从事喀斯特水文水资源与遥感研究。E-mail: hezhonghua7621@126.com

<https://stbeyj.publish.founderss.cn>

Province from 1979 to 2023. In this study, a hybrid XGBoost-ConvLSTM model was proposed for the first time, which integrated XGBoost, a Convolutional Neural Network (CNN) and LSTM, and could capture the spatiotemporal characteristics of droughts more accurately. A combination of *K*-means clustering and Thiessen polygons was used to calculate the rainfall area and divide the 84 meteorological stations in Guizhou Province into three subregions to assess the potential of each model for agricultural drought early warning. [Results] (1) The results showed that the predicted  $R^2$  of the XGBoost-ConvLSTM model for subregions I, II, and III were 0.916, 0.877, and 0.901, respectively, which were better than those of XGBoost (0.760, 0.853, 0.735) and LSTM (0.760, 0.778, 0.710). (2) The characteristics of agricultural drought conditions in Guizhou Province in the next 30 years showed significant spatiotemporal variations, with 2024—2026 being a period of frequent droughts, peaking in 2024; and the drought situation was expected to be alleviated after 2030. (3) The centroid model was used to analyze the spatiotemporal migration of the drought centroid in Guizhou Province over the next decade, which showed that the drought centroid exhibited phased and abrupt spatiotemporal migration characteristics. Overall, the drought centroid in Guizhou Province gradually expanded from the south-central part of the province toward the north. [Conclusion] The XGBoost-ConvLSTM proposed in this study can be used for agricultural drought prediction in Guizhou Province, and its performance is better than traditional models. Agricultural drought in Guizhou Province exhibits significant phased and spatial migration characteristics, reflecting the complexity of its spatiotemporal evolution. The proposed XGBoost-ConvLSTM model demonstrates superior capability in capturing these characteristics and outperforms traditional models in agricultural drought prediction.

**Keywords:** agricultural drought; XGBoost-ConvLSTM; centroid migration

农业干旱是指在一定时间内,土壤水分不足,无法满足作物正常生长所需的水分条件,通常表现为降水量减少、蒸发蒸散量增加或水源匮乏等现象<sup>[1]</sup>。在气候变化的背景下,农业干旱发生频率和影响程度呈现显著上升趋势,已成为威胁全球农业生产稳定性和粮食安全的关键因素<sup>[2]</sup>。因此如何科学、准确地预测农业干旱并采取应对措施,已成为保障农业可持续发展的关键问题<sup>[3]</sup>。

干旱的预测一直是气象和农业研究中的重要课题。传统的农业干旱预测方法主要包括基于气象数据的统计分析方法<sup>[4]</sup>、基于水文模型的预测方法<sup>[5]</sup>以及基于遥感数据的干旱监测方法<sup>[6]</sup>。常用的统计分析方法如时序回归分析<sup>[7]</sup>和多元线性回归等<sup>[8]</sup>,能够揭示干旱与降水、气温等因素之间的关系,但其在处理非线性关系和复杂时空变化时表现有限。水文模型如SWAT<sup>[9]</sup>和EPIC等<sup>[10]</sup>,由于贵州省的喀斯特地貌具有复杂的二元结构特征导致模型的模拟结果不具适用性<sup>[11]</sup>。遥感技术则通过卫星数据对大范围干旱区域进行监测,能够实时获取土地湿度等信息,但在局部地区和长期预测方面仍存在一定的局限性<sup>[12]</sup>。传统的气象模型和统计模型难以处理贵州省喀斯特地区复杂的时空变异性。随着机器学习和深度学习技术的迅速发展,基于大数据的预测方法在农业干旱预测中展现出了显著的优势<sup>[13]</sup>。尤其是集

成学习模型<sup>[14]</sup>(如XGBoost)和深度学习模型(如CNN和LSTM)等<sup>[15]</sup>,为应对复杂的时空特征和非线性关系提供了有效的工具。杜娟等<sup>[16]</sup>建立基于BO-CNN-LSTM耦合神经网络的干旱预测模型,并且验证BO-CNN-LSTM具有较高的计算精度,尤其适用于预测SPEI-12。Hou等<sup>[17]</sup>提出一种新型模型结合了自回归积分滑动平均(Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA)和双向长短期记忆网络(Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM)进行重构成分的预测,并且验证该模型在吉林省的适应性。尽管集成学习和深度学习模型已经取得了良好的效果,但这些方法仍然存在一定的局限性。首先,大多数模型对数据的时空特征捕捉能力有限,尤其是在处理大规模、高维度的数据时,容易出现过拟合或者计算资源需求过高的情况<sup>[18]</sup>。其次,现有模型通常忽视了农业干旱预测中不同区域之间的差异性,这可能导致模型在某些特定地区的预测精度不够理想。此外,模型的训练时间和计算复杂度也是一个挑战,尤其是对于长时间序列数据的处理,训练过程中可能会面临效率瓶颈<sup>[19]</sup>。

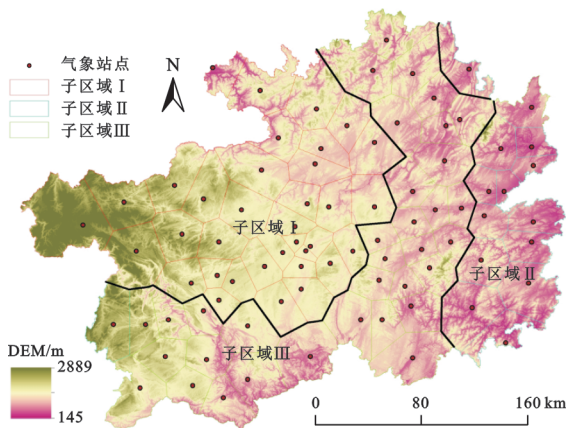
基于以上问题,本研究首次提出了一种新型的预测混合模型——XGBoost-ConvLSTM,旨在通过结合XGBoost的线性特征提取能力与ConvLSTM的时空特征提取能力,进一步提高农业干旱的预测

精度。模型的预测基于历史 SPEI3 值,不需考虑复杂参数的输入和气候变化的影响。保证较高预测精度的同时,减少了计算复杂度,提升了适用性和稳定性。

本研究基于标准化降水蒸散发指数(SPEI3)历史时序数据,构建 XGBoost, LSTM 和 XGBoost-ConvLSTM 三种预测模型,并通过对比分析这些模型在不同分区的预测效果,评估其在贵州省未来农业干旱预警中的应用潜力,并且进一步分析未来农业干旱的时空演变规律,识别潜在的高风险干旱区域,并深入探讨干旱重心的迁移特征。研究成果不仅为贵州省农业水资源的管理与调度提供科学依据,也为其他喀斯特地区和干旱地区的农业应对策略提供重要借鉴。

## 1 研究区概况

贵州省位于中国西南部,地理坐标介于  $103^{\circ}36'00''$ — $109^{\circ}35'00''$ E 和  $24^{\circ}37'00''$ — $29^{\circ}13'00''$ N, 总面积约  $176\ 167\ \text{km}^2$ (图1)。该地区以喀斯特地貌为主,广泛发育石峰、溶洞、地下河等特殊地貌形态。气候上属于亚热带湿润季风气候区,年均降水量  $1\ 100\sim 1\ 400\ \text{mm}$ ,但存在明显的季节分配不均特征,5—9月降水量占全年70%以上,而冬春季降水偏少。受喀斯特地貌影响地表水渗漏严重,水资源可利用性较低,旱灾频发。农业种植主要分布在黔中、黔北等山间盆地和河谷地带,主要作物包括水稻、玉米、马铃薯等粮食作物,以及茶叶、油菜、烤烟等经济作物。种植制度以山地稻油轮作、玉米马铃薯间作为主,一年一熟。据统计,全省年均受旱面积达  $50\ \text{万}\sim 80\ \text{万}\ \text{hm}^2$ [20],对农业生产造成严重影响,是制约当地农业可持续发展的主要因素之一。



注:基于标准地图服务系统下载的审图号 GS(2024)0650 号的标准地图制作,底图未修改,下图同。

图1 贵州省概况及分区结果

Fig. 1 Overview and division results of Guizhou Province

## 2 研究数据与方法

### 2.1 研究数据

1979—2023年贵州省气象站的历史数据(降雨、气温、蒸散发等)来源于NASA 戈达德地球科学数据与信息服务中心 <https://disc.gsfc.nasa.gov/>。NASA 戈达德中心的GLDAS-2.1数据集,包含该省84个气象站月降水量和气温数据。潜在蒸散发采用 Thornthwaite 方法计算,SPEI3 计算使用R语言的SPEI包,对3个月累计水平衡进行 log-logistic 分布拟合后标准化得到。缺失数据采用邻近站线性回归方法插补。

### 2.2 研究方法

2.2.1 重心模型 干旱重心可以揭示区域内干旱的总体分布情况,其分布趋势可以反映干旱在空间分布上的不均衡程度。基于SPEI农业干旱重心的计算公式为:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ti} \cdot \text{SPEI}_{ti}}{\sum_{i=1}^n \text{SPEI}_{ti}}, \quad \bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^n Y_{ti} \cdot \text{SPEI}_{ti}}{\sum_{i=1}^n \text{SPEI}_{ti}} \quad (1)$$

式中: $\bar{X}$ 和 $\bar{Y}$ 分别为第 $t$ 年贵州省SPEI低值区范围内重心的经度和纬度坐标; $X_{ti}$ 和 $Y_{ti}$ 分别为第 $t$ 年格点的经度和纬度坐标; $\text{SPEI}_{ti}$ 为第 $t$ 年格点的SPEI值; $n$ 为SPEI低值区内的格点数量,本研究取 $n=2000$ [21]。

2.2.2 极度梯度提升树 极度梯度提升树(XGBoost)是一个基于梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)的高效实现。它由Chen等[22]于2016年提出,旨在通过提供更高的计算效率、更强的预测能力和更好的模型表现来改善传统梯度提升方法。其目标函数表达如下:

$$\text{Obj}(\theta) = \sum_{i=1}^n L(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^k \Omega(f_k) \quad (2)$$

式中: $L(y_i, \hat{y}_i)$ 为损失函数,用来衡量预测值与真实标签之间的差距; $\Omega(f_k)$ 为正则化项,用来控制树的复杂度,防止过拟合,具体为每棵树的复杂度进行惩罚。正则化项的形式通常为:

$$\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2 \quad (3)$$

式中: $T$ 为树的叶子节点数; $\gamma$ 和 $\lambda$ 为正则化参数; $w_j^2$ 为每个叶子节点的权重。

2.2.3 长短期记忆网络 长短期记忆网络(LSTM)是一种特殊类型的递归神经网络(RNN),由Sepp Hochreiter和Jürgen Schmidhuber于1997年提出,旨在解决传统RNN在处理长期依赖问题时的不足。LSTM的核心是其特殊的单元结构,其中包括3个主

要的“门”机制:遗忘门、输入门和输出门。这些门控制着信息流的不同方面,允许LSTM网络根据需要选择性地记住或忘记信息<sup>[23]</sup>。以下是LSTM的信息传播过程:

$$f_t = \sigma(\omega_f h_{t-1} + \mu_f X_t + b_f) \quad (4)$$

$$i_t = \sigma(\omega_i h_{t-1} + \mu_i X_t + b_i) \quad (5)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(\omega_c h_{t-1} + \mu_c X_t + b_c) \quad (6)$$

$$o_t = \sigma(\omega_o h_{t-1} + \mu_o X_t + b_o) \quad (7)$$

$$h_t = o_t \odot \tan h(C_t) \quad (8)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (9)$$

式中: $\sigma$ 为sigmoid函数; $\omega_f$ 为遗忘门的权重; $h_{t-1}$ 为上一时间步的隐藏状态; $X_t$ 为当前时间步的输入; $b_f$ 为偏置; $\tilde{C}_t$ 为候选记忆单元; $\sigma$ 和 $\tanh$ 为激活函数; $\omega_i$ 为输入门的权重; $C_t$ 为当前时间步的单元状态; $\odot$ 为逐元素乘法操作; $o_t$ 为输出门的激活值; $h_t$ 为当前时间步的隐藏状态(即输出); $C_{t-1}$ 为上一时间步的单元状态; $f_t$ 为遗忘门的输出; $i_t$ 为输入门的输出。

2.2.4 构建XGBoost-ConvLSTM深度学习混合模型 为结合XGBoost,LSTM,CNN模型的优点,提高农业干旱预测精确性,于是提出构建混合深度学习模型。以下是构建混合深度学习模型XGBoost-ConvLSTM的流程:

(1) XGBoost进行回归预测,并将预测值与原始特征拼接作为下一个模型的特征值进行输入:

$$\text{SPEI}_{\text{Xgb}} = f_{\text{Xgb}}(X) \quad (10)$$

式中: $X$ 为历史数据; $f_{\text{Xgb}}$ 为训练好的XGBoost回归器。

(2) 通过CNN卷积获取提取局部特征:

$$(X_{\text{new}} * W)(t) = \sum_{k=1}^K X_{\text{new}}(t+k) \cdot W(k) \quad (11)$$

式中: $X_{\text{new}}$ 为 $\text{SPEI}_{\text{Xgb}}$ 和 $X$ 重构之后的新特征; $W$ 为卷积核; $t$ 为时间步长。

(3) 使用LSTM层捕捉时间序列数据中的长期依赖关系。

$$h_t = \text{LSTM}(x_t, h_{t-1}) \quad (12)$$

式中: $x_t$ 为时间步 $t$ 的输入特征; $h_t$ 为当前时间步的隐藏状态; $h_{t-1}$ 为前一个时间步的隐藏状态。

(4) 通过多头注意机制(Multi-Head Attention)模型对重要特征的关注能力,其公式如下:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (13)$$

式中: $Q, K, V$ 分别是查询、键和值矩阵。

(5) 全连接层与输出:最后,将提取的特征通过全连接层映射到输出空间,并使用L2正则化防止过

拟合。输出层生成最终的预测结果。全连接层的公式表示为:

$$y = \text{Dense}(x) \quad (14)$$

式中: $x$ 为输入特征; $y$ 为输出结果。通过全连接层,模型能够将提取的特征映射到最终的预测值。

### 3 结果与分析

#### 3.1 贵州省农业干旱模拟模型优选

3.1.1 贵州省分区 本研究通过 $K$ 值聚类结合泰森多边形将贵州84个站点月均降雨进行面积计算和子区域的划分,将84个站点月均降雨量分为3个子区域(图1),其中第I,II,III子区域月均降雨量值分别为88.177,103.332,95.006 mm,子区域的划分结果在空间具有连续性并且呈现梯度分布。这种梯度分布主要源于贵州省地形和气候的共同作用。贵州省自西南部的高海拔地区向东部低海拔地区呈现出明显的海拔梯度变化。通常,高海拔地区因地形抬升效应降雨较多,而低海拔地区则相对较少,说明降雨量的空间分布与海拔高低密切相关。贵州省海拔变化的连续性也在一定程度上造成了降雨分布的空间连续性。同时,贵州整体气候类型较为一致,主要为亚热带湿润季风气候,在此气候背景下进一步增强了降雨量分布的稳定性与连续性。

3.1.2 深度学习模型的农业干旱模拟 本研究对1979—2023年的SPEI3预测模拟,且每个预测模型都是8:2的训练集和测试集的比例预测,调节各个模型在模拟预测中的参数表现,得到各个模型在验证集的表现。LSTM和XGBoost-ConvLSTM进行SPEI3时序模拟预测时,训练损失和验证损失随迭代次数的变化趋势相似。两种模型在初始阶段均表现出较快的收敛特性,训练损失和验证损失迅速下降,在10~20次迭代后逐渐趋于稳定(图2)。整体而言,两个模型的泛化性能相似,但是LSTM在个别迭代点上有波动,而XGBoost-ConvLSTM在后期迭代中训练损失与验证损失曲线高度吻合。

通过对比XGBoost,LSTM和XGBoost-ConvLSTM的预测值与真实值曲线的吻合度,评估各模型在不同子区域的预测精度与拟合能力。XGBoost模型虽然在整体趋势上能基本跟随真实值的变化,但对极值的捕捉能力较弱,尤其在较高和较低SPEI3值区域,预测值呈现出明显的平滑化倾向,难以反映真实值的剧烈波动(图3)。这表明XGBoost模型在处理非线性特征和时间序列信息时存在一定局限。相比之下,LSTM模型表现更为出色,其预测值能够较好地拟合真实值的波动幅度,并在极值区域具备更高

的精确性,尤其在子区域 I 和子区域 II 中表现出色。但是,LSTM 模型在部分区域如子区域 III 的 60~80 个样本存在一定的滞后性,显示出其对复杂序列特征的拟合仍有改进空间。相比之下,XGBoost-

ConvLSTM 模型表现最优,其预测值与真实值几乎完全重合,不仅精准捕捉了数据的整体趋势,还能很好地拟合真实值的波动与极值,展现出对非线性特征和时间序列信息的预测能力。

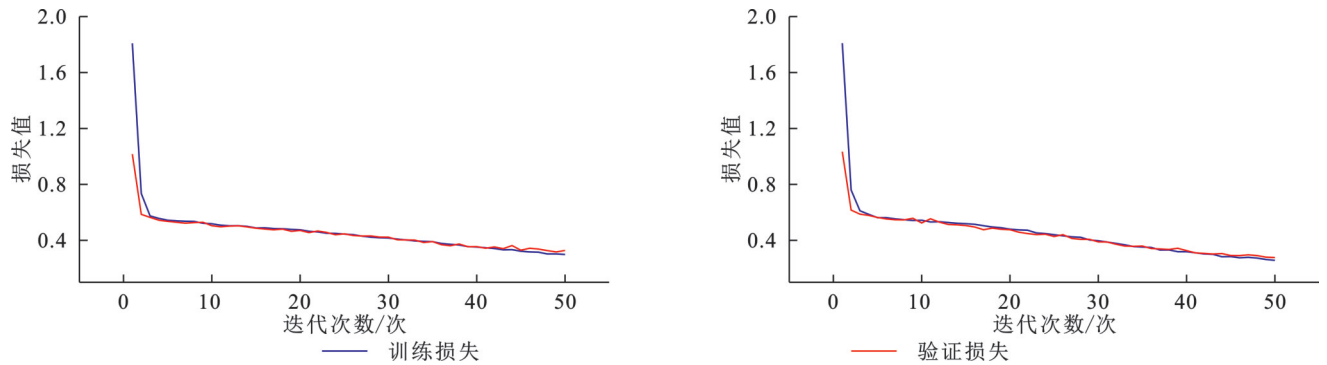


图2 LSTM 及 XGBoost-ConvLSTM 模型损失函数曲线

Fig. 2 Loss function curves of LSTM and XGBoost-ConvLSTM model

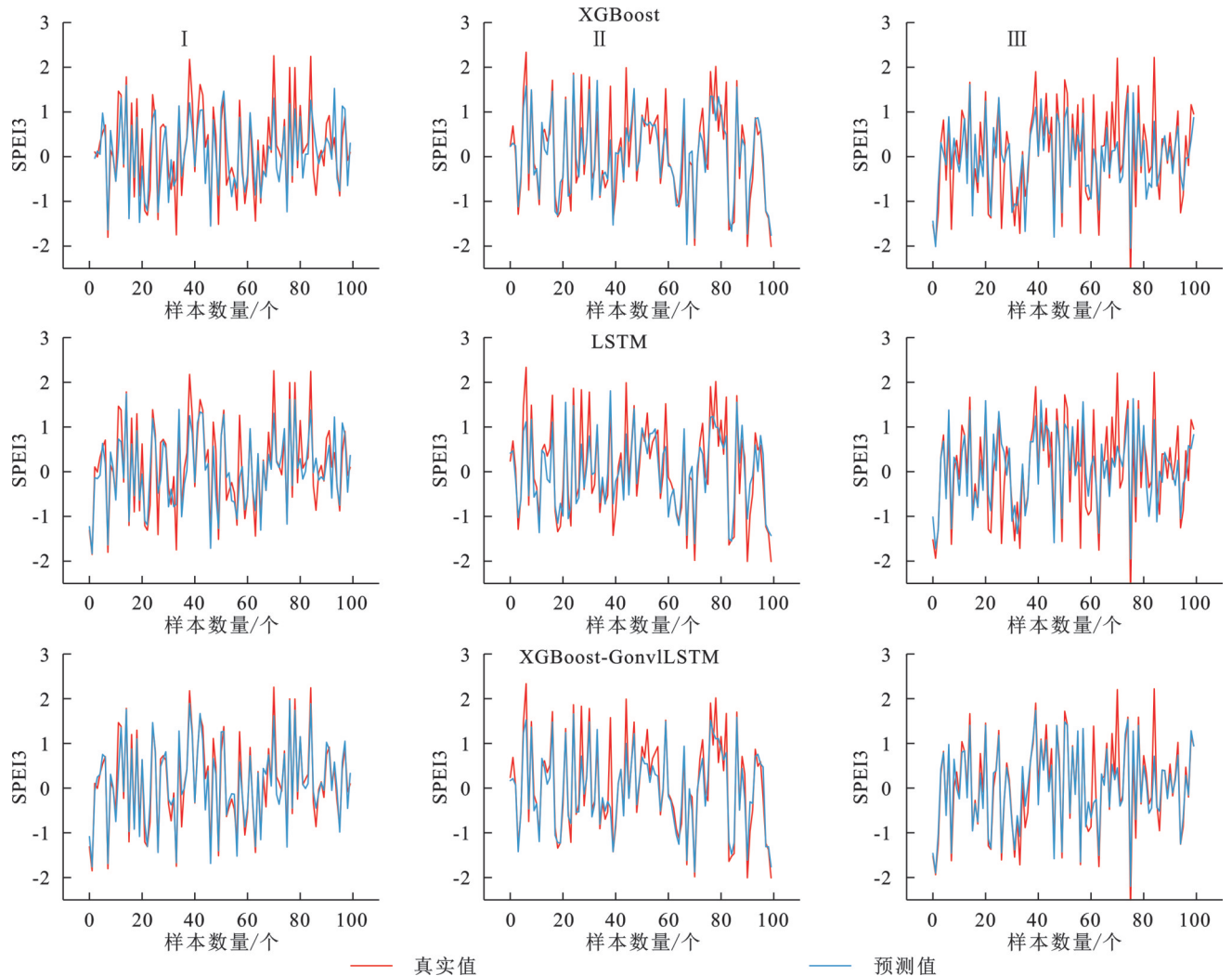


图3 预测模型的真实值与预测值拟合

Fig. 3 Fitting of true values and predicted values of forecasting model

3.1.3 农业干旱模拟模型优选 本研究构建的3个模型的模拟预测能力,根据表1中列出的MSE, RMSE和 $R^2$ 指标来表示,3个预测模型在3个子区域的性能表现存在显著差异。

子区域 I 中,XGBoost-ConvLSTM 模型表现最优,MSE(0.082)、RMSE(0.286)和 $R^2$ (0.916)指标显著优于其他模型,泰勒图显示其预测结果与观测值更接近(图4)。XGBoost和LSTM模型表现相对较

弱(MSE=0.235, RMSE=0.485, R<sup>2</sup>=0.760),对极值捕捉能力不足。

子区域 II 中, XGBoost-ConvLSTM 保持最佳性能(MSE=0.117, RMSE=0.343, R<sup>2</sup>=0.877)。XGBoost 表现次之(MSE=0.141, RMSE=0.375, R<sup>2</sup>=0.853), 而 LSTM 模型拟合效果最差(MSE=0.212, RMSE=0.461, R<sup>2</sup>=0.778), 极值捕捉能力明显不足。

子区域 III 中, XGBoost-ConvLSTM 依旧展现出卓越性能(MSE=0.096, RMSE=0.309, R<sup>2</sup>=0.901)。XGBoost(MSE=0.259, RMSE=0.509, R<sup>2</sup>=0.735)略优于 LSTM(MSE=0.283, RMSE=0.532, R<sup>2</sup>=0.710), 但两者与混合模型相比仍存在显著差距。

综上, XGBoost-ConvLSTM 在所有子区域均展

现出更高的预测精度和泛化性能。因此, XGBoost-ConvLSTM 是贵州省 SPEI3 预测的更优选择。

表 1 模型评价指标  
Table 1 Model evaluation metrics

区域	模型	MSE	RMSE	R <sup>2</sup>
子区域 I	XGBoost	0.235	0.485	0.760
	LSTM	0.235	0.485	0.760
	ConvLSTM	0.082	0.286	0.916
子区域 II	XGBoost	0.141	0.375	0.853
	LSTM	0.212	0.461	0.778
	ConvLSTM	0.117	0.343	0.877
子区域 III	XGBoost	0.259	0.509	0.735
	LSTM	0.283	0.532	0.710
	ConvLSTM	0.096	0.309	0.901

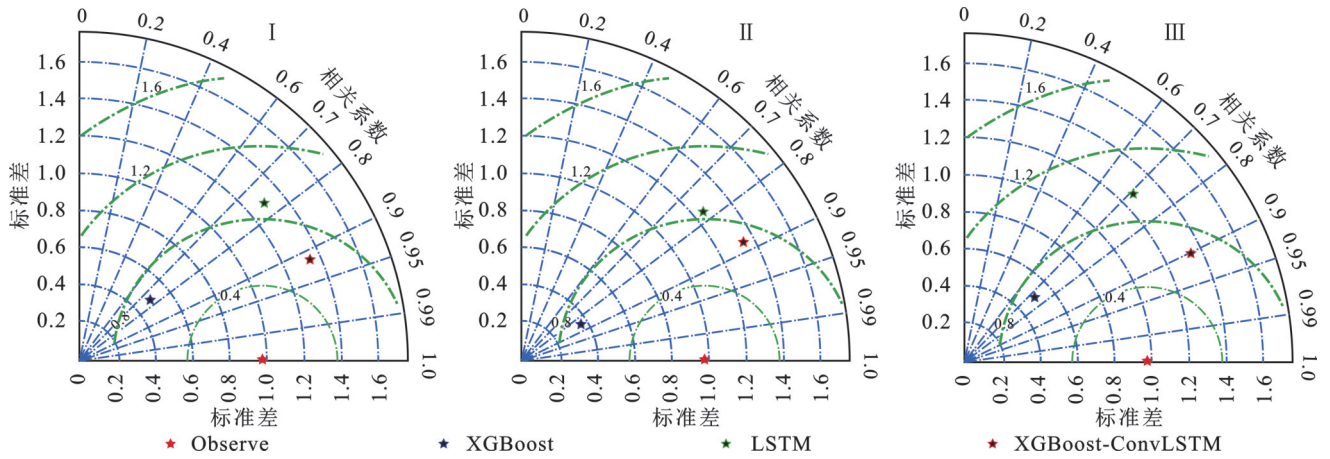


图 4 模型泰勒图  
Fig. 4 Taylor diagrams of model

### 3.2 贵州省农业干旱特征分析

3.2.1 贵州省农业干旱时空演变特征分析 1979—2023 年贵州省的 SPEI3 的时间序列有不同干旱等级的波动, 1980—2000 年贵州省干旱事件较为频繁且强度较大, 尤其在 1986 年、1998 年和 2005 年等年份干旱尤为显著(图 5), 这一时期贵州省的干旱与大气环流异常有关<sup>[24]</sup>。2011 年干旱较为极端, 可能与全球气候变暖导致的区域降水分布变化密切相关<sup>[25]</sup>。聚类分析进一步揭示了不同年份干旱特征的相似性, 例如 1986 年与 2005 年都经历了强烈的干旱, 干旱特征在强度、持续时间或季节分布上较为相似, 说明这两个年份的气候条件具有相似的背景驱动因素。总的来说, 贵州省的干旱具有显著的时间集中性和季节性特征, 表现为阶段性强烈干旱的发生, 干旱的强度分布呈现出复杂的动态变化。

从空间分布来看(图 6), 农业干旱呈现西北高、东南低的分布格局, SPEI3 的空间分布格局与贵州省的月均降雨分区和高程海拔很强的关系。贵州

的西部和北部地区(第 I 子区域)降雨量最低, 月均降雨量仅为 88.177 mm, 而这些区域普遍为高海拔山区, 海拔高度多在 1 500 m 以上。且西部地区由于乌蒙山阻挡大西洋和印度洋的水汽输入, 加剧农业干旱的形成。东部和东南部地区(第 II 子区域)降雨量最高, 月均降雨量达 103.332 mm, 海拔相对较低, 多在 500~1 200 m。低海拔区域受暖湿气流影响更为显著, 加之地势较为平缓, 降水易于聚集并渗透到地下, 水资源较为充足, 因此干旱程度较轻。中部地区(第 III 子区域)则表现出降雨量和海拔高度的过渡特征, 月均降雨量为 95.006 mm, 海拔高度介于 500~1 500 m。中部的地形起伏较大, 降水空间分布的不均性较为突出, 这种地形与降雨的复合影响导致了干旱程度的空间异质性。贵州省降雨量和海拔高度的相互作用决定了干旱的空间分布。高海拔区域由于降雨稀少且蒸发较强, 是干旱的高风险区; 低海拔区域降雨集中且水资源利用率高, 干旱风险较低。

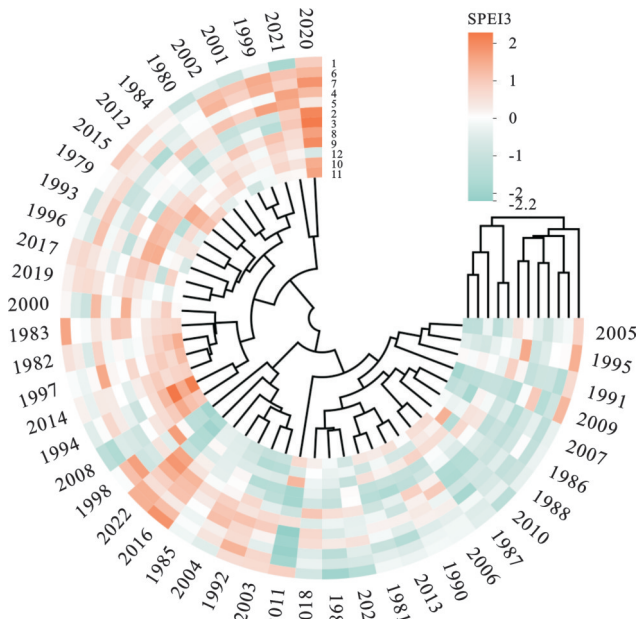


图 5 SPEI3 时序变化

Fig. 5 Temporal variation of SPEI3

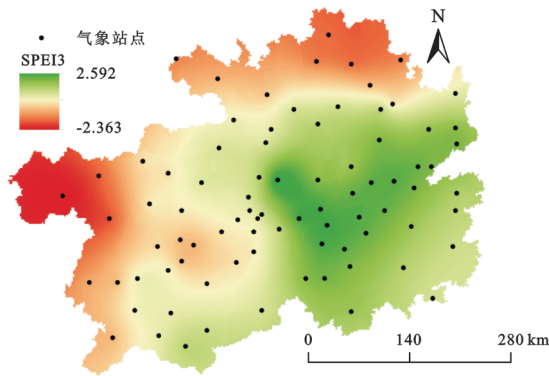


图 6 SPEI3 空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of SPEI3

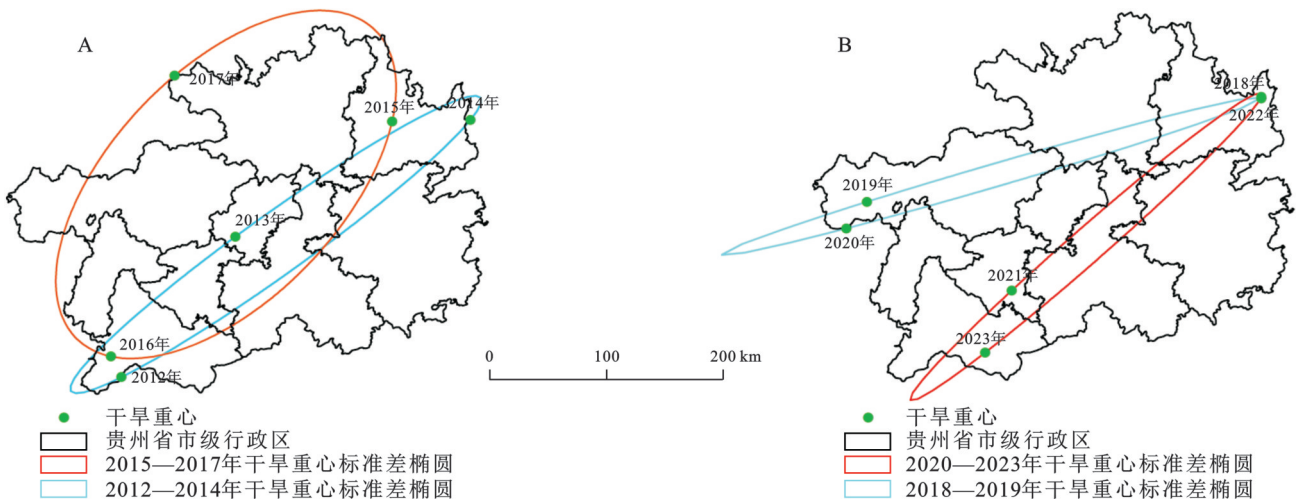


图 7 2012—2017 年及 2018—2023 年干旱重心迁移

Fig. 7 Migration of drought center of gravity from 2012—2017 and 2018—2023

### 3.3 贵州省未来农业干旱预测

3.3.1 基于 XGBoost-ConvLSTM 模型的农业干旱时序预测 基于 XGBoost-ConvLSTM 模型对贵州

3.2.2 贵州省农业干旱重心特征迁移 为了更清晰地了解贵州省干旱的空间分布情况,本研究通过干旱重心模型对 2012—2023 年的贵州省干旱重心分布进行分析,贵州省干旱重心的迁移表现出从西南向东北扩展,再回归西南的趋势。2012—2014 年期间,干旱重心主要位于贵州省的西南部地区,其标准差椭圆也相对集中,说明此时干旱主要发生在西南地区且分布较为稳定。2015—2017 年期间,干旱重心逐渐向东北方向迁移,覆盖范围明显扩大,表明这一时期干旱影响的区域更加广泛,且分布呈现出向中部和东北部扩展的趋势(图 7)。2018—2019 年期间,干旱重心进一步向贵州省的东部和东北部移动,说明东部和东北部地区在这一时期受到较大的干旱影响。2020—2023 年期间,干旱重心又发生显著变化,逐渐回归到贵州的西南部区域(图 7)。这一趋势表明,干旱的发生在一定程度上呈现出周期性波动。

从 2012—2023 年贵州省干旱重心的迁移特征表现出显著的年际变化和动态规律。干旱重心的迁移距离和角度在时间上呈现波动,其中迁移距离最小为 44.79 km(2019—2020 年),最大为 506.2 km(2018—2019 年)(表 2),反映了干旱影响范围的稳定性与突变性并存。迁移方向总体呈现“东偏北—西偏南”的交替变化趋势,2012—2014 年干旱重心向东偏北迁移,表明干旱从西南地区逐渐影响到东北区域;而 2014—2016 年转向西偏南,显示干旱中心位置重新回归西南地区;2017—2019 年干旱重心则在东偏南和西偏南之间反复摆动,干旱影响范围显著扩大,迁移距离达到高峰;2019 年后,迁移距离逐渐减少后增加,最后趋于稳定。

省未来 30 a 农业干旱情况的预测显示,整体上,未来 30 a 贵州省的 SPEI3 值在 -3.420~2.320 波动(图 8),并呈现农业干旱逐渐减弱的趋势。从时序特征



干旱时序预测任务,尤其适用于贵州等区域的长期干旱趋势预测。

表3 未来干旱重心迁移特征

Table 3 Characteristics of future drought centroid migration

变化阶段	迁移距离/km	迁移角度
2024—2025年	92.91	西偏南25°
2025—2026年	142.69	东偏北3°
2026—2027年	180.10	东偏南6°
2027—2028年	254.81	西偏北19°
2028—2029年	64.26	东偏南58°
2029—2030年	156.88	西偏北6°
2030—2031年	178.66	东偏南10°
2031—2032年	74.85	西偏北74°
2032—2033年	183.41	东偏南13°
2033—2034年	399.49	西偏北1°

基于XGBoost-ConvLSTM预测未来30 a农业干旱呈现阶段性变化,2024—2026年为干旱高峰期,2030年后农业干旱显著缓解。该结果与Yan等<sup>[28]</sup>通过CMIP6多模型集合和随机森林模型对西南地区的干旱进行预测,表明未来干旱强度显著下降的结果一致。季节性特征与亚热带湿润季风气候降水分布一致,冬季干旱严重,夏季湿润。

本研究提出的XGBoost-ConvLSTM仅依据历史SPEI3预测,研究的科学问题为如何在传统预测模型的基础上提高预测精度和模型的泛化能力,其优点可以自动搜索和提取输入数据的特征,泛化能力强,适合分析时间序列的大型数据和高维数据。局限性在于适用于长时序研究,短时序的精度会降低。在今后的工作中应考虑模型输入的复杂性和多样性。由于农业干旱受到气候变化以及人类活动等对于农业干旱的影响<sup>[29]</sup>。因此后续研究未来研究将进一步整合CMIP6气候情景数据与人类活动指标,对农业干旱进行更全面的预测。

## 5 结论

(1) XGBoost-ConvLSTM模型在干旱预测中的表现最优。相较于XGBoost和LSTM,XGBoost-ConvLSTM模型综合了XGBoost对时序数据的线性特征提取和CNN的局部特征识别特征的优势,并且将提取特征作为LSTM的输入特征从而具有更高的拟合精度和更强的泛化能力,是贵州省干旱预测的更优选择。

(2) 贵州省干旱具有显著的时空变异性。干旱事件在时间上呈现阶段性波动,特别是1980—2000年频发且强度较大,2000—2010年的干旱表现出周

期性波动,且主要发生在冬春季节。空间上贵州省干旱呈现西北高、东南低的分布格局。

(3) 未来30 a贵州农业干旱逐渐减弱,农业干旱呈冬季显著、夏季湿润的季节性特征。未来贵州2024—2034年的干旱重心具有阶段性:前期主要分布在贵州的中南地区,后期主要分布在北部地区。

### 参考文献(References):

- [1] American Meteorological Society. Bulletin of the American meteorological society [M]. Boston, USA: American Meteorological Society, 1920.
- [2] Dixit S, Jayakumar K V. A study on copula-based bivariate and trivariate drought assessment in Godavari River basin and the teleconnection of drought with large-scale climate indices [J]. Theoretical and Applied Climatology, 2021,146(3):1335-1353.
- [3] Dai A. Increasing drought under global warming in observations and models [J]. Nature Climate Change, 2013,3(1):52-58.
- [4] 周洪奎,武建军,李小涵,等.基于同化数据的标准化土壤湿度指数监测农业干旱的适宜性研究[J].生态学报,2019,39(6):2191-2202.  
Zhou H K, Wu J J, Li X H, et al. Suitability of assimilated data-based standardized soil moisture index for agricultural drought monitoring [J]. Acta Ecologica Sinica, 2019,39(6):2191-2202.
- [5] 范兰,吕昌河,王学春,等. EPIC模型对华北平原冬小麦与夏玉米生长和产量模拟的适用性评价[J]. 麦类作物学报,2014,34(12):1677-1684.  
Fan L, Lü C H, Wang X C, et al. Applicability of EPIC model on simulation of growth and yield of winter wheat and summer maize in the North China Plain [J]. Journal of Triticeae Crops, 2014,34(12):1677-1684.
- [6] 陈鹏,潘锋,吴麟.遥感技术在干旱监测中的应用研究分析[J].华东科技,2023(7):51-53.  
Chen P, Pan F, Wu L. Research and analysis on application of remote sensing technology in drought monitoring [J]. East China Science & Technology, 2023(7):51-53.
- [7] Belayneh A, Adamowski J, Khalil B, et al. Long-term SPI drought forecasting in the Awash River Basin in Ethiopia using wavelet neural network and wavelet support vector regression models [J]. Journal of Hydrology, 2014,508:418-429.
- [8] Liu X F, Zhu X F, Zhang Q, et al. A remote sensing and artificial neural network-based integrated agricultural drought index: index development and applications [J]. Catena, 2020,186:104394.
- [9] Wu J F, Chen X H, Yu Z X, et al. Assessing the impact of human regulations on hydrological drought development and recovery based on a 'simulated-observed' comparison of the SWAT model [J]. Journal of Hydrology, 2019,577:123990.

- [10] 张宇亮,吴志勇,何海.基于水文-作物耦合模型和CWAPI指数的农业干旱评估[J].水利学报,2022,53(10):1168-1179,1193.  
Zhang Y L, Wu Z Y, He H. Agricultural drought assessment based on the coupled hydrology-crop growth model and CWAPI[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022,53(10):1168-1179,1193.
- [11] Gupta H V, Wagener T, Liu Y Q. Reconciling theory with observations: elements of a diagnostic approach to model evaluation[J]. Hydrological Processes, 2008, 22(18):3802-3813.
- [12] 吴志勇,程丹丹,何海,等.综合干旱指数研究进展[J].水资源保护,2021,37(1):36-45.  
Wu Z Y, Cheng D D, He H, et al. Research progress of composite drought index[J]. Water Resources Protection, 2021,37(1):36-45.
- [13] Yang T T, Asanjan A A, Faridzad M, et al. An enhanced artificial neural network with a shuffled complex evolutionary global optimization with principal component analysis[J]. Information Sciences, 2017, 418/419:302-316.
- [14] Brown J F, Wardlow B D, Tadesse T, et al. The vegetation drought response index (VegDRI): a new integrated approach for monitoring drought stress in vegetation[J]. GIScience & Remote Sensing, 2008,45(1):16-46.
- [15] 张建海,张棋,许德合,等.EBK和LSTM模型在气象干旱时空预测中的应用[J].人民黄河,2020,42(8):77-82.  
Zhang J H, Zhang Q, Xu D H, et al. Temporal and spatial distribution prediction of meteorological drought based on EBK and LSTM model[J]. Yellow River, 2020,42(8):77-82.
- [16] 杜娟,董世杰,贺云.基于BO-CNN-LSTM的锡林郭勒草原干旱预测模型[J].草原与草坪,2024,44(4):64-75.  
Du J, Dong S J, He Y. Drought prediction model for the Xilingol grassland based on BO-CNN-LSTM[J]. Grassland and Turf, 2024,44(4):64-75.
- [17] Hou Z J, Wang B B, Zhang Y C, et al. Drought prediction in Jilin Province based on deep learning and spatio-temporal sequence modeling[J]. Journal of Hydrology, 2024,642:131891.
- [18] Mokhtar A, Jalali M, He H M, et al. Estimation of SPEI meteorological drought using machine learning algorithms[J]. IEEE Access, 2021,9:65503-65523.
- [19] Rhee J, Im J. Meteorological drought forecasting for ungauged areas based on machine learning: using long-range climate forecast and remote sensing data[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2017, 237/238: 105-122.
- [20] 贵州省水利厅.贵州省防汛抗旱统计年鉴(2011—2020)[M].贵阳:贵州省水利厅,2022.  
Guizhou Provincial Department of Water Resources. Guizhou flood control and drought relief statistical year-book(2011—2020)[M]. Guiyang: Guizhou Provincial Department of Water Resources, 2022.
- [21] 陈莉会,贺中华,张玉彪,等.基于植被供水指数的贵州省农业干旱特征分析[J].中国农村水利水电,2023(4): 158-166,176.  
Chen L H, He Z H, Zhang Y B, et al. Spatial-temporal characteristics analysis of agricultural drought based on vegetation supply water index in Guizhou[J]. China Rural Water and Hydropower, 2023(4):158-166,176.
- [22] Chen T Q, Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system [C] //Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. New York: Association for Computing Machinery, 2016.
- [23] Schmidhuber J, Hochreiter S. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997,9(8):1735-1780.
- [24] 严小冬,李扬,夏阳,等.1961—2016年贵州省持续性干旱特征及成因分析[J].中低纬山地气象,2019,43(3):1-7.  
Yan X D, Li Y, Xia Y, et al. Analysis of characteristics and causes of persistent drought in Guizhou during 1961-2016 [J]. Mid-Low Latitude Mountain Meteorology, 2019,43(3):1-7.
- [25] 王兴菊,白慧,周文钰,等.贵州省2011年与2013年7—8月干旱对比分析及对农业的影响[J].天津农业科学, 2014,20(11):118-124.  
Wang X J, Bai H, Zhou W Y, et al. Comparative analysis of drought in Guizhou from July to August between the year of 2011 and 2013 and the effect on agriculture[J]. Tianjin Agricultural Sciences, 2014,20(11):118-124.
- [26] 丁严,许德合,曹连海,等.基于CEEMD的LSTM和ARIMA模型干旱预测适用性研究:以新疆为例[J].干旱区研究,2022,39(3):734-744.  
Ding Y, Xu D H, Cao L H, et al. Applicability of the LSTM and ARIMA model in drought prediction based on CEEMD: a case study of Xinjiang[J]. Arid Zone Research, 2022,39(3):734-744.
- [27] Kattenborn T, Leitloff J, Schiefer F, et al. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021,173:24-49.
- [28] Yan Y L, Wang H, Li G P, et al. Projection of future extreme precipitation in China based on the CMIP6 from a machine learning perspective[J]. Remote Sensing, 2022,14(16):4033.
- [29] 谢岷,高聚林,孙继颖,等.基于SPEI指数的内蒙古多时空尺度干旱特征分析[J].灌溉排水学报,2022,41(6):140-146.  
Xie M, Gao J L, Sun J Y, et al. Spatiotemporal variation of drought in Inner Mongolia estimated based on the standardized precipitation evapotranspiration index [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2022, 41(6): 140-146.