

滇池蓝藻水华的RF-LSTM预测模型

邹阳¹, 刘祎¹, 段玮², 范思若³

(1. 云南省昆明市气象局; 2. 云南省气象局气象科学研究所, 云南昆明 650034;
3. 成都东软学院计算机与软件学院, 四川成都 611844)

摘要: 为了监测、分析气象因子对蓝藻水华暴发的制约作用, 建立蓝藻水华暴发与气象因子的响应关系, 预测蓝藻生物量及分布变化。通过随机森林算法定量评估气象因子的重要性和贡献率, 优选出气象因子, 采用长短期记忆网络构建蓝藻水华预测模型。选择滇池2000-2021年归一化植被指数的年值和同期昆明站气象数据为研究对象, 以归一化植被指数作为蓝藻水华的变化指标, 探讨基于随机森林算法的长短期记忆网络RF-LSTM在蓝藻水华预测中的可行性。结果表明, 与单一结构的长短期记忆网络模型和单一算法的随机森林模型相比, RF-LSTM模型的年值预测通过0.01显著性检验, 模拟精确度达90.9%。随机森林算法利于理解蓝藻水华与气象因子的关系, 选择有预测性能的气象因子, 从而提升长短期记忆网络模型的预测能力。

关键词: 蓝藻水华; 气象因子; 随机森林; 长短期记忆网络; 滇池

DOI: 10.11907/rjdk.231864

中图分类号: TP181

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1672-7800(2024)009-0070-06



RF-LSTM Prediction Model for Cyanobacteria Blooms in Dianchi Lake

ZOU Yang¹, LIU Yi¹, DUAN Wei², FAN Siruo³

(1. The Meteorological Bureau of Kunming; 2. Institute of Meteorological Science, Yunnan Meteorological Bureau, Kunming 650034, China; 3. College of Computer and Software, Chengdu Neusoft University, Chengdu 611844, China)

Abstract: In order to monitor and analyze the constraining effect of meteorological factors on the outbreak of blue-green algae blooms, establish the response relationship between blue-green algae blooms and meteorological factors, and predict changes in blue-green algae biomass and distribution. Quantitatively evaluate the importance and contribution rate of meteorological factors through random forest algorithm, select meteorological factors, and construct a blue-green algae bloom prediction model using long short-term memory network. Selecting the annual values of normalized vegetation index in Dianchi Lake from 2000 to 2021 and meteorological data from Kunming Station during the same period as the research objects, this study explores the feasibility of using the long short-term memory network RF-LSTM based on the random forest algorithm to predict blue-green algae blooms, with normalized vegetation index as the indicator of changes in blue-green algae blooms. The results showed that compared with the single structure long short-term memory network model and the single algorithm random forest model, the RF-LSTM model's annual value prediction passed the 0.01 significance test, and the simulation accuracy reached 90.9%. The random forest algorithm is beneficial for understanding the relationship between blue-green algae blooms and meteorological factors, selecting meteorological factors with predictive performance, and thus improving the predictive ability of long short-term memory network models.

Key Words: cyanobacterial blooms; meteorological factor; random forest; long and short term memory network; Dianchi Lake

0 引言

随着全球气候变暖和水体富营养化的加剧, 蓝藻水华

的暴发已成为破坏生态系统平衡的重大自然灾害。滇池等重点湖泊的蓝藻水华虽然得到一定程度的遏止, 但并未达到预期目标, 部分区域甚至有加重趋势^[1]。研究表明, 氮磷营养积累是蓝藻水华产生的关键因素^[2-3]。但是, 认

收稿日期: 2023-08-09

扫描二维码阅读全文:



基金项目: 云南省重点研发计划项目(202203AA080010); 云南省气象局创新团队项目(2022CX01)

作者简介: 邹阳(1979-), 男, 云南省昆明市气象局高级工程师, 研究方向为应用气象学; 刘祎(1980-), 女, 云南省昆明市气象局工程师, 研究方向为应用气象学; 段玮(1979-), 男, 云南省气象局气象科学研究所正研级高级工程师, 研究方向为应用气象学、气候学; 范思若(2004-), 女, 成都东软学院计算机与软件学院学生, 研究方向为计算机应用。本文通讯作者: 刘祎。

为蓝藻水华只是水体污染的结果是不全面和不现实的。滇池水体已积累了丰富的蓝藻种质,适应了不同营养水平^[4]。文献[5-7]研究发现水体富营养条件不再是蓝藻水华生长的限制因子,而适宜的气象条件是形成蓝藻水华的主因,特别是在温度、阳光、降水量适宜的条件下,蓝藻形成气囊浮出水面并迅速繁殖,出现水华现象。2001年,滇池首次出现周年性水华^[8]。滇池地处云贵高原,有独特的气候条件,特别是紫外线辐射强度较大,蓝藻水华与气象因子之间存在更为复杂的因果关系,预测具有一定难度。

蓝藻水华的预测方法有很多,如聚类模型、回归模型和神经网络模型等^[9-12]。然而,这些模型没有充分考虑预测数据随时间变化的特点^[13]。蓝藻水华变化与预测因子前期时间序列数据关系密切,也就是说预测因子对蓝藻水华演化的影响有滞后性。循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)将上一次输出作为下一次输入,有利于处理时间序列数据。RNN的改进模型长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)是常用的时序模型^[14]。目前国内将LSTM用于蓝藻水华预测的研究较少。罗晓春等^[15]采用随机森林(Random Forest, RF)算法分析同期气象因子与蓝藻水华综合指数的关系,定量评估影响蓝藻水华的主要气象因子特征变量的重要性度量和贡献率。然而RF算法在某些噪音较大的分类或回归问题上会过拟合。为此,本文首先根据各类气象因子构建特征集,利用RF特征量重要性度量优选预测因子,再通过LSTM建模预测滇池蓝藻水华。相较于RF和LSTM单个模型,本文提出的RF-LSTM模型能降低预测模型的复杂度,提高预测准确率。

1 数据来源与处理

1.1 数据来源

卫星影像数据选择2000-2021年Terra卫星的MOD13Q1数据产品(MODIS数据),采用16d合成分辨率为250 m的年平均归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)。气象因子为昆明市气象局国家基准气象站数据,选取2000-2021年气温、降水量、风速、日照时数等的年平均,用于建立NDVI年际变化值的预测模型。

1.2 NDVI数据处理

采用NDVI方法进行蓝藻水华卫星反演。NDVI计算公式为:

$$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R) \quad (1)$$

式中: ρ_{NIR} 为近红外波段, ρ_R 为红光波段, ρ_{NIR} 与 ρ_R 近似相等。 $-1 \leq NDVI \leq 1$,负值表示地面覆盖为云、水、雪等,对可见光高反射;0表示有岩石或裸土等;正值表示有植被覆盖,且随覆盖度增大而增大。

为得到NDVI年数据,合成分辨率为250 m的NDVI年

值,以及分辨率为500 m的NDVI月值。采用国际通用最大值合成法(Maximum Value Composite, MVC)将上下旬数据或日数据合并成年数据,合成提取每年的NDVI最大值^[16]。公式为:

$$NDVI_i = \text{Max}(NDVI_k) \quad (2)$$

$$NDVI_y = \text{Max}(NDVI_{y,i}) \quad (3)$$

式中: i 为月序号, $i=1,2,\dots,12$;NDVI_{*i*}为第*i*月NDVI最大值;NDVI_{*k*}为NDVI上下旬值(日值), $k=1,2,\dots,24$ (k 为日序号); y 为年序号, $y=1,2,\dots,22$;NDVI_{*y*}为第*y*年NDVI最大值;NDVI_{*y,i*}为第*y*年第*i*月NDVI最大值^[16]。

不同学者对采用NDVI阈值划分蓝藻水华等级有不同见解。本文采用谢国清等^[17]提出的滇池蓝藻水华等级划分方法,即NDVI>-0.1的区域存在蓝藻水华, $-0.1 < NDVI \leq 0.2$ 为轻度水华, $0.2 < NDVI \leq 0.4$ 为中度水华,NDVI>0.4为重度水华。

2 预测模型构建

2.1 RF算法

RF算法是基于集成学习原理的多棵决策树,是一种经典的机器学习算法,可用于处理分类和回归问题。RF的决策树是一种树型结构,每个内部节点代表一个属性上的测试,每个分支代表一个测试输出,每个叶节点代表一种类别。决策树是一种基于选择判断规则的有监督机器学习算法,其在决策树创建过程中选择最优特征,对训练数据集进行树分裂,选取的最优特征将无序的数据变得更加规整有序。

随机森林的构造步骤为:

(1)对于每棵决策树而言,采用bootstrap方法随机有放回地从原始训练样本集中抽取 N_{tree} 个训练样本,作为该决策树的训练样本集。

(2)每个训练样本的特征维度为 M ,指定一个常数 $M_{try} \ll M$,随机从 M 个特征中选取 M_{try} 个特征子集,每次决策树进行分裂时,从这 M_{try} 个特征中选择高分类能力的特征进行节点分裂。重复以上步骤直至不能分裂,最终达到最优。

(3)每棵决策树都是尽最大程度生长,并且没有剪枝过程。建立大量决策树,形成森林。

2.2 LSTM方法

LSTM解决了传统的前馈神经网络和RNN梯度消失或爆炸的问题。LSTM相较RNN添加了3个门,分别为遗忘门(f_t)、输入门(i_t)和输出门(o_t),因此LSTM会在长时间尺度上有选择地记忆部分特征,适合处理和预测时间序列中间隔和延迟非常长的重要事件。

LSTM的构造步骤为^[18-21]:

(1)输入(h_{t-1}, x_t)由遗忘门层通过sigmoid来控制,得到 f_t 值。表示为:

$$f_i = \delta(W_f \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_f) \quad (4)$$

(2)输入门层通过 sigmoid 决定哪些值被更新, tanh 用于生成新的候选值向量, 然后将旧细胞状态 C_{i-1} 更新为新细胞状态 C_i 。表示为:

$$i_i = \delta(W_i \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_i) \quad (5)$$

$$C_i = f_i * C_{i-1} + i_i * \tanh(W_c \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_c) \quad (6)$$

(3)通过 sigmoid 得到一个初始输出, 然后与经过 tanh 处理过的细胞状态相乘, 从而得到模型的输出信息。表示为:

$$o_i = \delta(W_o \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_o) \quad (7)$$

$$h_i = o_i * \tanh(C_i) \quad (8)$$

式中: W_f, W_i, W_c, W_o 表示权重向量; b_f, b_i, b_c, b_o 表示偏差向量。

LSTM 的核心概念为细胞状态、3 个门和 2 个激活函数。其中, 细胞状态在序列链中传递相关信息; 门为不同的神经网络结构, 决定在训练期间去除或增加细胞状态信息; 激活函数 tanh 用于调节流经神经网络的值, 限制在 -1~1 之间, 可防止梯度爆炸; 激活函数 sigmoid 在 0~1 之间取值, 有助于更新或忘记数据, LSTM 网络可以通过这种方法了解数据的重要性。

2.3 RF-LSTM 模型

2.3.1 气象因子筛选

气象因子一般指气温、风速、降水(湿度、水气压)和日照。各类气象因子对蓝藻水华的作用不同, 同一类气象因子在不同时段的作用也不同。采用 RF 模型筛选出预测蓝藻水华效果较好的气象因子, 剔除相对不重要的气象因子。首先采用网格搜索法预选 RF 模型的 M_{try} 和 N_{tree} 参数, 对初选气象因子组成的样本进行试报, 预选出若干对 M_{try} 和 N_{tree} 值, 构建多种较优的 RF 模型; 其次进行多次试报, 计算每个参与试报气象因子的特征重要性(预期贡献率)并进行排序, 统计出每个气象因子的重要性排序及频数; 最后依据气象因子的特征重要性评估排名筛选出最优气象因子。

2.3.2 RF-LSTM 预测模型建立

RF-LSTM 蓝藻水华预测模型流程如图 1 所示。具体步骤为:

(1)NDVI 和气象因子数据收集与预处理。收集国家标准站昆明站数据和卫星影像数据, 对气象因子数据进行归一化处理, 并对卫星影像数据进行反演, 得到每年的 NDVI 最大值。采用交叉验证法进行原始样本划分, 随机选取 4/5 的样本作为训练样本, 余下的 1/5 样本作为测试样本。

(2)采用 bootstrap 方法从原始训练样本集中抽取 N_{tree} 个训练样本, 作为该决策树的训练样本集, 每个训练样本构成特征维度为 M 的特征集。指定一个常数 $M_{try} \ll M$, 随机从 M 个特征中选取 M_{try} 个特征子集, 划分成训练集和测

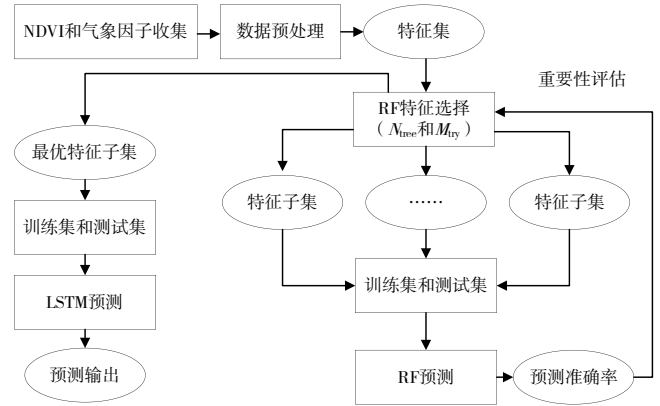


Fig. 1 Flow of RF-LSTM prediction model

图 1 RF-LSTM 预测模型流程

试集, 进行 RF 预测。

(3)重要性评估。计算气象因子重要性变量(预期贡献率)并进行排序, 筛选出 NDVI 预测的重要影响气象因子。进行多次 RF 预测和特征重要性评估, 统计每个气象因子重要性排序位置及频数, 筛选最优特征子集。

(4)NDVI 预测模型构建。按照 4:1 的比例划分样本训练集和测试集, 设置隐藏层层数为 3, 自适应调整学习率, 利用 mini-batch 的随机梯度下降算法不断优化调整 LSTM 模型参数, 构建基于 RF-LSTM 的预测模型。

2.4 预测模型误差检验

采用皮尔逊相关系数显著性检验方法, 使用 t 分布进行相关性检验。计算公式为:

$$t = r \sqrt{(n-2)/(1-r^2)} \quad (9)$$

$$p = 2(1 - tcdf(t, n-2)) \quad (10)$$

式中: n 为样本数量; r 为皮尔逊相关系数; t 为构造的统计量, 符合自由度为 $n-2$ 的 t 分布; $tcdf(t, n-2)$ 为 t 分布累积分布函数值, 为 MATLAB 中的专用累积概率值函数; p 为显著性水平。当 p 小于 0.01 时, 表示在 99% 的置信水平上有非常显著相关性; 当 p 小于 0.05 时, 表示在 95% 的置信水平上有较为显著相关性。

采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均相对误差(Mean Relative Error, MRE)和基于水华等级划分的准确率方法评价模型精度。

3 结果分析

3.1 气象因子筛选结果

初步筛选出气温因子、日照因子、降水因子和风速因子共 70 个因子, 其中平均气温因子包括 $T_1, T_2, \dots, T_{12}, T_{1-2}, T_{1-3}, T_{1-4}, T_{3-5}, T_{6-8}$, 分别表示 1、2、...12 月的平均气温, 以及 1-2 月、1-3 月、1-4 月、3-5 月、6-8 月的平均气温; 最高气温因子包括 $Tm_1, Tm_2, \dots, Tm_{12}, Tm_{6-8}$, 分别表示 1、2、...12 月的平均最高气温, 以及 6-8 月的平均最高气温; 日照因子包括 $S_1, S_2, \dots, S_{12}, S_{6-8}$, 分别表示 1、2、...12 月的平均日

析比较,结果见表2。可以看出,RF-LSTM模型模拟预测的滇池蓝藻水华NDVI与NDVI实况值高度相关,准确率也最高。

Table 2 Comparison of prediction results of different models

表2 不同模型预测结果比较

模型	RMSE	MRE/%	准确率/%	r	t	p
RF-LSTM	0.037 7	8.1	90.9	0.762 0	5.261 7	0.000 4
LSTM	0.051 8	16.1	68.2	0.496 8	2.560 0	0.018 7
RF	0.065 4	21.9	50.0	0.105 5	0.474 5	0.640 3

图4为2000-2021年滇池蓝藻水华NDVI实况值与3种模型预测值曲线图。可以看出,3种模型变化趋势基本一致,且RF-LSTM模型预测模拟值与实况值偏差最小,模拟效果最好;RF模型次之;LSTM模型对高值和低值不敏感,预测效果较差。

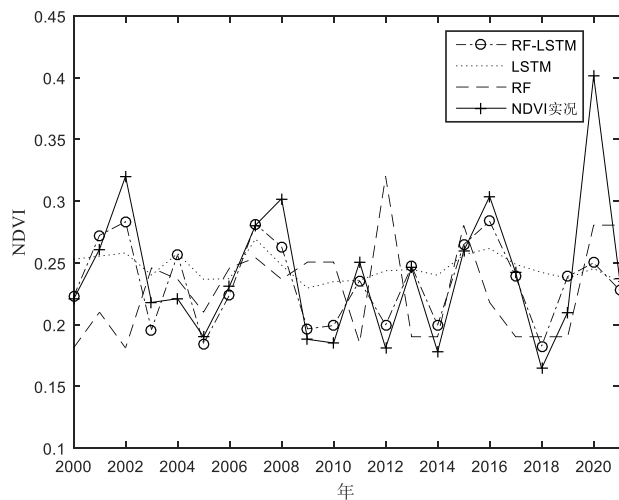


Fig. 4 Actual NDVI values and different model predictions of blue-green algae blooms in Dianchi Lake from 2000 to 2021

图4 2000-2021年滇池蓝藻水华NDVI实况值与不同模型预测值

根据滇池蓝藻水华等级划分方法检验2000-2021年滇池蓝藻水华NDVI预测值达到的水华等级情况。结果表明,2021年的重度水华3种模型都没有预测准确;中度水华共出现在15个年份,RF、LSTM、RF-LSTM模型预测正确的次数分别为9、15和14;轻度水华共出现在6个年份,RF、LSTM、RF-LSTM模型预测正确的次数分别为2、0、6。RF-LSTM模型总体精确度达90.9%。

4 结语

为对滇池蓝藻水华现象实现精准预测,本文提出RF-LSTM模型。该模型采用RF算法评估气象因子的重要性和预期贡献率,筛选出优质预报因子,然后基于优选气象因子建立LSTM预测模型。在实际气象数据上进行的验证试验表明,RF-LSTM模型较单纯的LSTM模型有更高的模拟精确度,同时降低了数据维度和训练复杂度。然而,本

研究在气象因子优化选取过程中具有一定的主观性,后续将进一步分析诱发蓝藻水华的相关指标,建立更全面更精准的预测模型。

参考文献:

- [1] WEI Q, WANG L, MA X M, et al. Research status and prospect of management countermeasures for cyanobacteria blooms in freshwater lakes [J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power: Natural Science Edition, 2021, 42(1): 22-30.
魏群,王磊,马湘蒙,等.淡水湖库蓝藻水华治理对策研究与展望[J].华北水利水电大学学报:自然科学版,2021,42(1):22-30.
- [2] ZHU G W, QIN B Q, ZHANG Y L, et al. Variation and driving factors of nutrients and chlorophyll-a concentrations in northern region of Lake Taihu, China, 2005-2017 [J]. Journal of Lake Sciences, 2018, 30(2): 279-295.
朱广伟,秦伯强,张运林,等.2005-2017年北部太湖水体叶绿素a和营养盐变化及影响因素[J].湖泊科学,2018,30(2):279-295.
- [3] QIAN H Z, ZHAO Q H, QIAN P D, et al. Spatial-temporal characteristic and influential factors of the chlorophyll-a concentration of Taihu Lake [J]. Environmental Chemistry, 2013, 32(5): 789-796.
钱昊钟,赵巧华,钱培东,等.太湖叶绿素a浓度分布的时空特征及其影响因素[J].环境化学,2013,32(5):789-796.
- [4] DU J, QIAN Y T, XU Y D, et al. Relationship between water quality of surface water and biochemical characteristics of cyanobacterial biomass in the Taihu Lake and Dianchi Lake [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2013, 22(2): 87-93.
杜静,钱玉婷,徐跃定,等.太湖和滇池表层水体水质与水华蓝藻生物质生化性状的关系[J].长江流域资源与环境,2013,22(2):87-93.
- [5] KONG F X, GAO G. Hypothesis on cyanobacteria bloom-forming mechanism in large shallow eutrophic lakes [J]. Acta Ecologica Sinica, 2005, 25(3): 589-595.
孔繁翔,高光.大型浅水富营养化湖泊中蓝藻水华形成机理的思考[J].生态学报,2005,25(3):589-595.
- [6] ZHANG M, DUAN H T, SHI X L, et al. Contributions of meteorology to the phenology of cyanobacterial blooms: implications for future climate change [J]. Water Research, 2012, 46(2): 442-452.
- [7] HANG X, LUO X C, XIE X P, et al. Suitable meteorological indicators for formation of cyanobacteria blooms in Taihu Lake [J]. Meteorological Science and Technology, 2019, 47(1): 171-178.
杭鑫,罗晓春,谢小萍,等.太湖蓝藻水华形成的适宜气象指标[J].气象科技,2019,47(1):171-178.
- [8] LU W K, YU L X, OU X K, et al. Relationship between occurrence frequency of cyanobacteria bloom and meteorological factors in Lake Dianchi [J]. Journal of Lake Sciences, 2017, 29(3): 534-545.
鲁韦坤,余凌翔,欧晓昆,等.滇池蓝藻水华发生频率与气象因子的关系[J].湖泊科学,2017,29(3):534-545.
- [9] CHANG C, FENG P, SUN D M, et al. Prediction of the alga growth in a reservoir based on the stepwise cluster analysis [J]. China Environmental Science, 2015, 35(9): 2805-2812.
常淳,冯平,孙冬梅,等.基于逐步聚类分析的水库浮游藻类生长预测[J].中国环境科学,2015,35(9):2805-2812.
- [10] WANG X Y, TANG L L, LIU Z W, et al. Research on the fuzzy Petri net optimization modeling of water bloom formation process [J]. Acta

- Electronica Sinica, 2013, 41(1): 68-71.
- 王小艺,唐丽娜,刘载文,等. 藻类水华形成机理的模糊Petri网优化建模研究[J]. 电子学报, 2013, 41(1): 68-71.
- [11] ZHENG J F, JIAO J D, SUN L P. A modeling approach for early-warning of water bloom risk in urban lake based on neural network[J]. China Environmental Science, 2017, 37(5): 1872-1878.
- 郑剑锋,焦继东,孙力平. 基于神经网络的城市内湖水华预警综合建模方法研究[J]. 中国环境科学, 2017, 37(5): 1872-1878.
- [12] ZHANG X Y, JING Y S, CHEN F, et al. Effect and forecast of weather conditions on cyanobacterial bloom outbreaks based on RDALR model in Taihu Lake[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2016, 10(10): 5721-5729.
- 张晓忆,景元书,陈飞,等. 基于RDALR模型分析气象条件对太湖蓝藻水华发生的影响及预报[J]. 环境工程学报, 2016, 10(10): 5721-5729.
- [13] YU J B, SHANG F F, WANG X Y, et al. Cyanobacterial bloom forecast method based on genetic algorithm-first order lag filter and long short-term memory network[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(7): 2119-2123, 2135.
- 于家斌,尚方方,王小艺,等. 基于遗传算法改进的一阶滞后滤波和长短期记忆网络的蓝藻水华预测方法[J]. 计算机应用, 2018, 38(7): 2119-2123, 2135.
- [14] LI H, HUA J J, ZOU B R. Stock price prediction based on RF-LSTM combination model[J]. Journal of Henan Polytechnic University: Natural Science, 2022, 41(1): 136-142.
- 李辉,化金全,邹波蓉. 基于RF-LSTM组合模型的股票价格预测[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2022, 41(1): 136-142.
- [15] LUO X C, HANG X, CAO Y, et al. Dominant meteorological factors affecting cyanobacterial blooms under eutrophication in Lake Taihu[J]. Journal of Lake Sciences, 2019, 31(5): 1248-1258.
- 罗晓春,杭鑫,曹云,等. 太湖富营养化条件下影响蓝藻水华的主导气象因子[J]. 湖泊科学, 2019, 31(5): 1248-1258.
- [16] HE Y L, XIONG Q L, LUO X, et al. Study on spatio-temporal changes of water bloom in Dianchi Lake based on NDVI[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2019, 28(3): 555-563.
- 何云玲,熊巧利,罗贤,等. 基于NDVI滇池水华特征的时空变化研究[J]. 生态环境学报, 2019, 28(3): 555-563.
- [17] XIE G Q, LI M, LU W K, et al. Spectral features, remote sensing identification and breaking-out meteorological conditions of algal bloom in Lake Dianchi[J]. Journal of Lake Sciences, 2010, 22(3): 327-336.
- 谢国清,李蒙,鲁韦坤,等. 滇池蓝藻水华光谱特征、遥感识别及暴发气象条件[J]. 湖泊科学, 2010, 22(3): 327-336.
- [18] WANG X F, WANG B, LU Y Y, et al. Research of PM2.5 concentration forecasting based on Prophet-LSTM model[J]. Software Guide, 2020, 19(3): 133-136.
- 王晓飞,王波,陆玉玉,等. 基于Prophet-LSTM模型的PM2.5浓度预测研究[J]. 软件导刊, 2020, 19(3): 133-136.
- [19] FISCHER T, KRAUSS C. Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 270(2): 654-669.
- [20] CAO C F, LI L. Multi-dimensional time series forecasting based on TRMF-LSTM[J]. Software Guide, 2022, 21(9): 45-51.
- 曹超凡,李路. 基于TRMF-LSTM组合模型的多维时间序列预测[J]. 软件导刊, 2022, 21(9): 45-51.
- [21] LI B, ZHANG Y, LI L. Wind Speed short term prediction study based on LSTM[J]. Computer Simulation, 2018, 35(11): 1006-9348.
- 李冰,张妍,刘石. 基于LSTM的短期风速预测研究[J]. 计算机仿真, 2018, 35(11): 1006-9348.

(责任编辑:尹晨茹)