张若琳,王 萌,孟庆岩,等.基于 FY3D/MERSI 数据的蓝藻水华时序监测与预测研究 [J]. 中国环境科学, 2026,46(3):1509−1521.
Zhang R L, Wang M, Meng Q Y, et al. Time-series monitoring and prediction of cyanobacteria blooms based on FY3D/MERSI data [J]. China Environmental Science, 2026,46(3):1509−1521.

基于 FY3D/MERSI 数据的蓝藻水华时序监测与预测研究

张若琳[1],王 萌[2*],孟庆岩[3,4],孙云晓[5],原喜屯[1],张琳琳[3],吴晗天[6],孙震辉[5],王佳龙[5] (1.西安科技大学测绘科学与技术学院,陕西 西安 710054；2.国家卫星气象中心,北京 100081；3.中国科学院空天信息创新研究院,北京 100094；4.中国科学院大学,北京 100049；5.天津城建大学地质与测绘学院,天津 300380；6.中国地质环境监测院,北京 100081)

摘要：针对 Landsat、Sentinel 等遥感平台因时间分辨率较低,难以实现蓝藻水华的连续动态监测;而基于 FY 卫星数据的蓝藻监测与预测普遍存在监测维度单一、预测模型依赖单一类型变量等问题,基于 FY3D/MERSI 高时间分辨率遥感数据,构建太湖蓝藻水华多维度时序监测与预测体系;结合遥感指数与大津算法提取蓝藻水华信息,通过像元级与亚像元级双尺度计算量化面积,并从强度、频率、暴发程度等维度系统分析 2019~2023 年太湖蓝藻水华时空特征.同时整合气象与水质因子,构建 BP 神经网络模型预测水华面积.结果表明,利用 FY3D/MERSI 数据提取水华具有较高精度,与实测数据的决定系数 R^2达 0.98,均方根误差为 21.6km^2.太湖蓝藻水华面积呈季节性双峰特征,峰值出现在 5 月和 10 月;水华等级以轻度和中度为主,重度水华全年维持低水平;西部、南部沿岸及湖心区暴发频率显著高于东部,夏秋季节暴发频率较高;年际暴发程度呈逐步减弱趋势,2023 年“无蓝藻水华”占比升至 89%.相关性分析显示,温度、相对湿度等因子促进水华暴发,浊度、荧光可溶性有机物等起抑制作用.BP 神经网络模型验证集均方根误差为 27.07km^2,皮尔逊相关系数 0.94,83%的样本预测误差控制在±25km^2 内,多项指标表明该模型能够有效捕捉蓝藻水华面积动态变化趋势.

关键词：FY3D/MERSI；蓝藻水华；时序监测；预测模型；BP 神经网络
中图分类号：X87 **文献标识码**：A **文章编号**：1000−6923(2026)03−1509−13

Time-series monitoring and prediction of cyanobacteria blooms based on FY3D/MERSI data. ZHANG Ruo-lin[1], WANG Meng[2*], MENG Qing-yan[3,4], SUN Yun-xiao[5], YUAN Xi-tun[1], ZHANG Lin-lin[3], WU Han-tian[6], SUN Zhen-hui[5], WANG Jia-long[5] (1.College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China；2.National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081, China；3.Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China；4.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China；5.School of Geology and Geomatics, Tianjin Chengjian University, Tianjin 300380, China；6.China Institute for Geo-Environmental Monitoring, Beijing 100081, China). *China Environmental Science*, 2026,46(3)：1509~1521

Abstract：Conventional remote sensing platforms like Landsat and Sentinel face inherent limitations in achieving continuous dynamic monitoring of cyanobacterial blooms due to their inadequate temporal resolution. Similarly, existing FY satellite-based monitoring and prediction approaches are constrained by unidimensional analyses and oversimplified models dependent on single-variable inputs. To overcome these challenges, this study developed a comprehensive multidimensional monitoring and prediction system utilizing high-temporal-resolution FY3D/MERSI data for Taihu Lake cyanobacterial blooms. Our methodology integrated spectral indices with an optimized Otsu algorithm for accurate bloom detection, coupled with innovative dual-scale (pixel and sub-pixel) quantification techniques. Through this framework, we conducted systematic multidimensional analysis of Taihu Lake's cyanobacterial blooms (2019~2023), examining critical parameters including bloom intensity, frequency patterns, and outbreak severity dynamics. Concurrently, integrating meteorological and water quality factors, we constructed a BP neural network model to predict bloom areas. Validation analyses demonstrated the strong performance of FY3D/MERSI data in cyanobacterial bloom extraction, showing excellent agreement with in-situ measurements (R^2 = 0.98, RMSE = 21.6km^2). Cyanobacterial bloom areas in Lake Tai exhibited seasonal double-peak patterns, with peaks occurring in May and October. Bloom severity predominantly ranged from mild to moderate, while severe blooms remained at low levels throughout the year. Outbreak frequency was significantly higher in the western, southern coastal, and central lake areas than in the eastern region, and higher frequencies occurred during summer and autumn. Inter annual outbreak intensity showed a gradual decreasing trend, with the proportion of “no cyanobacterial blooms” rising to 89% in 2023. Correlation analysis indicated that factors such as temperature and relative humidity

收稿日期：2025−07−06
基金项目：风云三号 03 批气象卫星工程地面应用系统生态监测评估应用项目(第一期)(ZQC-R22227)；中科院青年创新促进会项目(2023139)
* 责任作者，副研究员，zas0306@163.com

promote bloom outbreaks, while turbidity and fluorescent dissolved organic matter exerted inhibitory effects. The BP neural network model demonstrated robust predictive capability, achieving a root mean square error (RMSE) of 27.07km^2 and a Pearson correlation coefficient (r) of 0.94 on the validation set. Notably, 83% of predictions fell within ±25km^2 of observed values. These metrics collectively confirm the model's effectiveness in capturing the dynamic spatiotemporal trends of cyanobacterial bloom areas.

Key words：FY3D/MERSI；cyanobacteria blooms；time series monitoring；prediction model；BP neural network

遥感技术凭借大范围空间覆盖、长时间序列监测和高时效性优势,已成为蓝藻水华监测的重要手段[1].然而,传统遥感平台如 Landsat、Sentinel 系列卫星,受限于较低的时间分辨率,难以实现蓝藻水华的连续动态监测,导致监测精度和实时性不足.我国自主研发的风云三号(FY-3)气象卫星约 102min 的轨道周期可实现每天全球覆盖观测[2],其高重访率、适宜波段配置及广域覆盖特性,为大型湖泊的日常监测提供了稳定的数据支撑,奠定了长时间尺度、高频次遥感监测的技术基础.研究表明,风云三号卫星数据可用于提取蓝藻水华空间分布并分析其暴发驱动因素[2].尽管已有研究取得一定成果,但在数据利用深度、环境响应机制解析及预测模型构建等方面仍存在不足:一是监测维度单一,多数研究仅关注面积估算、强度划分、频率统计或暴发程度评估中的某一两个方面[3-5],缺乏从面积、强度、频率、年际变化、空间分布等多维度的系统分析,难以全面刻画水华的时空演变特征.二是环境因子和预测模型分析受限,对水华发生发展的多因素驱动机制解析较为零散,分析视角相对单一,预测模型普遍依赖单一变量或线性假设[6],较少将气象条件与水质参数进行整合分析[7-9],导致难以捕捉多因子复杂耦合效应、模型泛化能力与预测精度受限等问题.

针对上述问题,本文利用 FY3D/MERSI 数据,构建系统化的蓝藻水华监测与分析框架,从面积计算、强度监测、频率评估和暴发程度等多个维度进行综合分析,旨在提升水华时序监测的连续性与综合表征能力.在面积计算中引入混合像元分解技术,解决传统像元级方法的混合像元干扰问题,提升估算精细度;通过量化蓝藻覆盖度划分不同强度水华类型,结合长时间序列影像统计发生频次,揭示其季节性规律与空间分布特征,并通过年际趋势分析评估水体环境演变效果.同时,针对环境因子与水华之间的高度非线性关系,整合气象数据与水质参数构建多变量输入体系,引入神经网络模型捕捉多因子复杂耦合关系,构建适应性更强的预测框架,突破传统模型依赖单一变量及线性假设的局限性.通过上述方法,系统解析太湖蓝藻水华的时空演变特征及其驱动机制,为水华的监测、预测与治理提供了技术支撑[10].

1 数据与方法

1.1 研究区概况

太湖作为我国第三大淡水湖泊,受气候变暖和人为活动的影响,长期面临富营养化问题的挑战.统计数据显示,“十三五”期间太湖年均暴发蓝藻水华 106.8 次,年均累计暴发面积 1.61 万 km^2,较“十二五”期间分别增加 32.5%与 12.6%.太湖地理位置及湖区分布如图 1 所示.为避免水生植物对蓝藻水华估算的复杂干扰,基于相关研究成果[11-12],将太湖东部沿岸区(阴影部分)排除在研究范围之外.

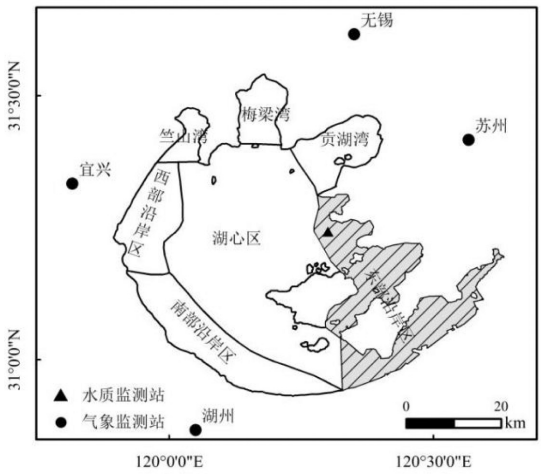


图 1 太湖地理位置与站点示意

Fig.1 Indication of the geographical location and stations of Taihu Lake

1.2 数据来源

数据主要包括 FY3D/MERSI 遥感数据、气象数据及水质数据.FY3D 卫星于 2017 年 11 月发射,采用太阳同步轨道,轨道高度 836km,轨道倾角 98.3°,搭载的中分辨率光谱成像仪 II 型(MERSI-II)具备 25 个光谱通道,包括 16 个可见光-近红外通

道、3 个短波红外通道和 6 个长波红外通道.其中 1~4 通道(250m 分辨率)覆盖可见光-近红外波段,为蓝藻水华遥感监测提供关键光谱信息.本研究采用 FY3D/MERSI L1 级遥感影像数据,通过国家气象卫星中心官网(http://www.nsmc.org.cn)完成批量下载.为确保数据质量,筛选了 2019~2023 年间云量较小、质量较高的影像数据,共计 712 景,对这些影像进行了辐射定标、大气校正、几何精纠正等预处理操作,以保证数据的质量和可靠性.每月可用影像数量见图 2.

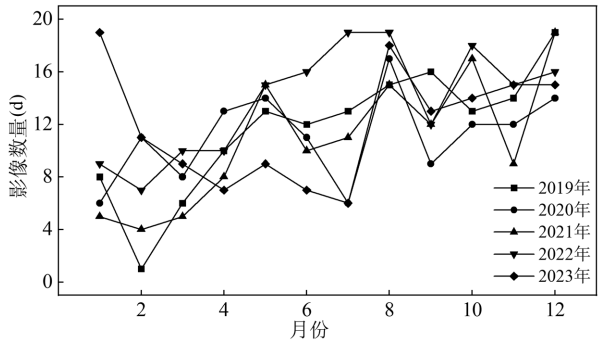


图 2　2019~2023 年 FY3D/MERSI 每月可用影像统计

Fig.2　Monthly availability statistics for FY3D/MERSI imagery, 2019~2023

表 1　气象及水质数据信息

Table 1　Meteorological and water quality data information sheet

数据类型	数据名称	数据简称	数据单位
气象数据	风向(角度)	WIN_D	°
	风速	WIN_S	m/s
	平均温度	TEM	℃
	最高温度	TEM_Max	℃
	最低温度	TEM_Min	℃
	相对湿度	RHU	%
	气压	PRS	hPa
水质数据	电导率	EC	μS/cm
	浊度	TB	NTU
	可溶性有机物	FDOM	QSU
	水温	T	℃
	盐度	SAL	‰

气象数据来源于中国气象数据网(http://data.cma.cn),选取无锡、湖州、苏州和宜兴 4 个站点的监测数据,并计算其平均值作为代表太湖区域气象特征的基础数据.上述站点分别位于太湖的东、南、西、北 4 个方位(图 1),地理分布均衡,能够全面反映太湖流域的气象特征.通过多站点数据融合,减少了局部气候效应的影响,提升了气象参数的区域代表性和研究结论的可靠性.所获取的气象数据(如平均气温、湿度、风速等)为分析气象因子与蓝藻水华发生的响应关系提供了数据支撑[13](表 1).

水质数据来源于陆地卫星观测共性应用支撑平台 (https://caplos.aircas.ac.cn/NsicatFront/static/home),该平台在太湖、洞庭湖等多个站点部署水质多参数检测仪器,监测电导率、盐度、水温、浊度等指标并提供详细的水质监测数据.水质数据直接反映太湖的水体环境状况,是影响蓝藻生长繁殖的直接因素[4].本研究基于太湖站点实测数据进行蓝藻水华的成因分析及预测,具体信息见表 1.

1.3　蓝藻水华提取算法

1.3.1　遥感指数分析　蓝藻在水面聚集形成水华,使水体表现出类似陆地植被的光谱特征,特别在近红外波段具有与植被类似的“陡坡效应”,基于此可利用归一化差值植被指数(NDVI)提取藻华分布信息[3].然而,NDVI 指数易受云层和云影干扰,影响蓝藻水华提取的精度.为此,本研究引入 Zhang 等[14]提出的 HOT 指数对云层进行标记,从而降低云层对蓝藻提取的干扰.相关遥感指数计算公式如下:

$$\mathrm{HOT} = B_1 - 0.5 \times B_3 \tag{1}$$

$$\mathrm{NDVI} = \frac{B_4 - B_3}{B_4 + B_3} \tag{2}$$

式中:B_1、B_3、B_4 分别表示蓝波段、红波段和近红外波段的反射率.

1.3.2　决策树构建　采用知识决策树分类方法提取蓝藻水华信息.决策树建立过程中首先基于已知的目标类别,如蓝藻水华和非蓝藻水华,对每个类别的特征进行分析,并将其信息整合为决策树的节点.每个节点代表一个特定的特征条件,基于这些条件对影像样本进行分类.针对 FY3D/MERSI 数据,通过使用 HOT 和 NDVI 遥感指数作为节点构建决策树如图 3 所示.其中,HOT 指数主要用于排除云层干扰,NDVI 指数主要用于区分水体实现蓝藻水华识别.该模型通过递归分裂特征空间,可自动完成蓝藻水华区域与其他地物的分类,兼具自动化、高效性及较高精度监测优势.此外,知识决策树分类方法通过对各类别的深入分析,确保了每个类别在决策树中的正确归类,为后续蓝藻水华时空分析提供可靠的数

据支持.

采用 OTSU(大津)算法实现阈值的自适应计算,以提高蓝藻水华提取的准确性和自动化程度.OTSU 算法由日本学者大津(Nobuyuki Otsu)于 1979 年提出,基于影像灰度直方图,通过最大化前景(目标)与背景之间的类间方差来确定最优分割阈值.具体而言,记 t 为分割阈值,目标像素点数占影像的比例为 P_0,平均灰度为 g_0;背景像素点数占影像的比例为 P_1,平均灰度为 g_1;目标像素值与背景像素值类间方差为 V,则:

$$V = P_0 \cdot P_1 \cdot (g_0 - g_1)^2 \tag{3}$$

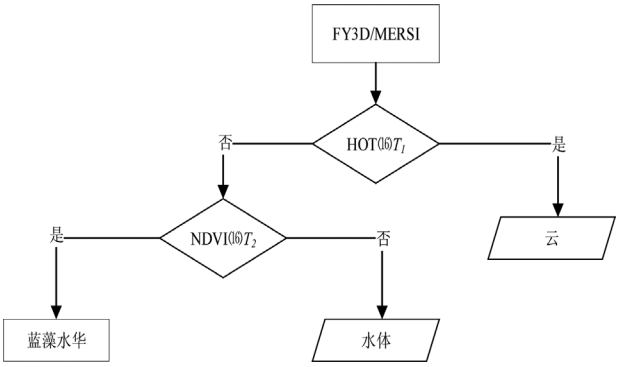


图 3 太湖蓝藻水华提取决策树模型

Fig.3 Decision tree modeling for cyanobacteria bloom extraction in Taihu Lake

当方差 V 最大时,认为此时前景和背景差异最大,此时的灰度 t 是最佳阈值.在采用 OTSU 算法完成阈值自适应计算后,针对少数因影像噪声、异常观测条件等导致自动提取效果欠佳的场景,通过人工目视解译辅助调整阈值,进一步保障蓝藻水华提取结果的精度可靠性.

1.4 蓝藻水华时空变化分析方法

1.4.1 蓝藻水华面积计算 蓝藻水华的漂移性和不均匀分布,传统像元尺度面积统计方法因混合像元效应存在估算偏差,难以准确量化实际覆盖范围[15].因此采用像元级和亚像元级双尺度进行面积计算,实现蓝藻水华面积的精细化估算.像元尺度上,蓝藻水华影响面积定义为影像中被检测为蓝藻水华的像元总面积,通过蓝藻水华像元数与单个像元面积的乘积计算获得.该方法虽能快速界定受蓝藻影响的区域范围,但受限于卫星遥感影像空间分辨率,单个像元常包含多种地物信息,混合像元效应导致仅依靠像元级检测无法准确反映蓝藻的真实覆盖情况.为此,研究进一步引入亚像元级计算方法,通过覆盖度指数(FCI)对藻水混合像元进行光谱分解,量化像元内部蓝藻的实际覆盖比例,从而在亚像元尺度计算出蓝藻水华的实际覆盖面积.基于双尺度计算方法,本文结合蓝藻像元总数、单个像元面积及像元覆盖度指数,分别计算获得蓝藻水华影响面积和蓝藻水华实际覆盖面积,计算公式如下:

$$S = \sum_{i=1}^{n} \Delta S_i \tag{4}$$

$$\mathrm{FCI}_i = \frac{\mathrm{NDVI}_i - \mathrm{NDVI}_\mathrm{w}}{\mathrm{NDVI}_\mathrm{c} - \mathrm{NDVI}_\mathrm{w}} \times 100\% \tag{5}$$

$$S_\mathrm{r} = \sum_{i=1}^{n} \Delta S_i \mathrm{FCI}_i \tag{6}$$

式中:S 为蓝藻水华影响面积;n 为被蓝藻水华影响的像元总数;i 为被蓝藻水华影响的像元序号;ΔS_i 为第 i 个蓝藻水华像元面积;S_r 为蓝藻水华实际覆盖面积;FCI_i 为第 i 个像元蓝藻水华覆盖度指数;NDVI_i 表示第 i 个像元的归一化植被指数;NDVI_w 和 NDVI_c 分别为清洁水体和蓝藻水华的 NDVI 值,根据《卫星遥感监测技术导则 蓝藻水华》[16],通常取−0.2 和 0.81.

1.4.2 蓝藻水华强度监测 蓝藻水华的强度通过蓝藻水华覆盖度指数(FCI)进行评估,用于表征单个像元内蓝藻水华的覆盖比例,反映蓝藻在水体表面的分布程度.根据《卫星遥感监测技术导则 蓝藻水华》[16],基于 FCI 值将蓝藻水华强度划分为 4 个等级(表 2).

表 2 蓝藻水华强度监测表

Table 2 Cyanobacteria bloom intensity monitoring table

像元蓝藻水华强度分级	像元蓝藻水华覆盖比例
无蓝藻水华	FCI = 0
轻度	0 < FCI ⩽ 30%
中度	30% < FCI ⩽60%
重度	60% < FCI ⩽ 100%

1.4.3 蓝藻水华频率及空间分布 在开展蓝藻水华频率监测时,首先要对各期遥感影像分类结果进行二值化处理,将像元划分为蓝藻水华(赋值为 1)或非蓝藻水华(赋值为 0).继而采用空间分布频率指数(SDFI)方法[17],量化研究区内蓝藻暴发的空间分布频率变化.SDFI 计算公式如下:

$$\mathrm{SDFI}=\frac{\sum_{i=1}^{n}R_i}{t}\times 100\% \tag{7}$$

式中,R_i 为第 i 日水华解译二值图中的栅格像元值,n 为影像数,t 为整个研究周期的总天数.通过计算,最终得到不同时间尺度的蓝藻水华出现频率,并实现结果的可视化.SDFI 可有效表征研究期内水华空间分布的总体特征,SDFI 越高表明该区域重复观测到的蓝藻水华次数越多、聚集程度越高.

1.4.4　蓝藻水华年际暴发程度分析　蓝藻水华的严重程度通常通过一定时期内的覆盖面积来衡量,其中覆盖面积占湖泊总面积的百分比是评估其暴发程度的关键指标.本文参照蓝藻水华暴发程度分级体系[18],将其暴发程度划分为 5 个级别(记为 P,见公式(8)):当 $P\leqslant 5\%$ 时,定义为无蓝藻水华;当 $5\%<P\leqslant 10\%$ 时,定义为零星蓝藻水华;当 $10\%<P\leqslant 40\%$ 时,定义为局部蓝藻水华;当 $40\%<P\leqslant 60\%$ 时,定义为区域性蓝藻水华;当 P 超过 60%时,定义为全湖性蓝藻水华.本研究按照此划分等级,对每年太湖蓝藻水华发生状况进行了统计(见公式(9)).

$$P=\frac{A_{\mathrm{bloom}}}{A_{\mathrm{lake}}}\times 100\% \tag{8}$$

$$E_{\mathrm{annual}}=\frac{N_p}{N} \tag{9}$$

式中:P 为蓝藻水华暴发程度;A_{bloom} 为蓝藻水华面积;A_{lake} 为湖泊总面积;E_{annual} 为蓝藻水华暴发程度占比;N_p 为蓝藻水华不同暴发程度的影像数量;N 为当年可用影像总天数.

1.5　蓝藻水华成因分析及预测

1.5.1　蓝藻水华与环境因子相关性　蓝藻水华面积的季节性变化受气象与水质因子的综合影响,各因子通过不同机制作用于蓝藻的生长与分布.为量化这种相关性,本研究采用皮尔逊相关系数分析蓝藻水华面积与气象因子(温度、风速、气压等)及水质因子(水温、电导率、浊度等)之间的关联程度.皮尔逊相关系数用来度量两个定量变量间线性相关性的经典统计指标[19];通过 r 或 ρ 定量描述变量间直线相关的方向和密切程度.

1.5.2　BP 神经网络预测模型　反向传播神经网络(BP 神经网络)属于多层前馈网络,由输入层、隐含层和输出层组成,层间神经元全连接,隐含层可为单层或多层.该网络能够实现高度非线性映射,处理模糊和复杂问题[20],但其性能显著受隐含层神经元数量影响且存在随机性及可能陷入局部最优的局限,因此合理选择隐含节点数是提升网络学习能力和泛化性能的关键[21].鉴于此,本研究一方面通过多次迭代寻找网络权重和阈值的最佳初始化方法,另一方面在考虑输入数据特征和问题复杂程度的基础上通过由小到大改变隐含层神经元数量训练并检验其精度,以寻找最佳隐含层神经元数量,优化预测模型性能.

网络算法的具体流程如图 4:首先,构建蓝藻面积和影响因子的样本数据集并进行归一化处理;接着,将数据输入神经网络并随机设置初始参数;然后,进行神经网络训练,输出预测结果并判断是否达到最大迭代次数.如果未达到,则返回数据输入步骤;若已达到,则按步长为 1 逐步增加隐含层神经元的数量,并评估该数量是否超出预设范围.若超出,则终止训练;若未超出,则返回数据输入步骤.训练完成后比较各神经网络的预测值与蓝藻面积真实值之间的均方根误差,最终选择均方根误差最小的网络作为预测模型,输出预测结果.

使用的训练算法为莱文伯格-马夸特算法(Levenberg-Marquardt)[22],学习率设置为 0.01.输入层和隐含层间的激励函数采用 sigmoid 函数,隐含层与输出层间选取线性函数 Purelin 作为传递函数.神经元数量为:输入层为气象水质因子个数、隐含层神经元 5~30 个、输出层 1 个(即太湖蓝藻水华面积).每一神经元数量下设置迭代次数为 1000 次.研究中选取 2019~2023 年蓝藻面积与气象、水质要素的关联数据作为样本,为确保数据的准确性,对气象和水质要素的各因子中存在异常值或缺失值的数据进行清洗与筛选.选用 2019~2021 年的 269 个样本构建蓝藻水华预测模型训练集,将 2022~2023 年的 156 个样本作为验证集,用于模型性能测试以检验其实际泛化能力.使用均方根误差(RMSE)和决定系数(R^2)作为蓝藻水华预测模型的精度评价指标.

基于 2019~2021 年数据开展模型训练,不同神经元数量对应的最小均方根误差如表 3 所示.训练结果表明,当隐含层神经元数量为 8 时,模型的均方根误差达到最小值 32.10km^2.

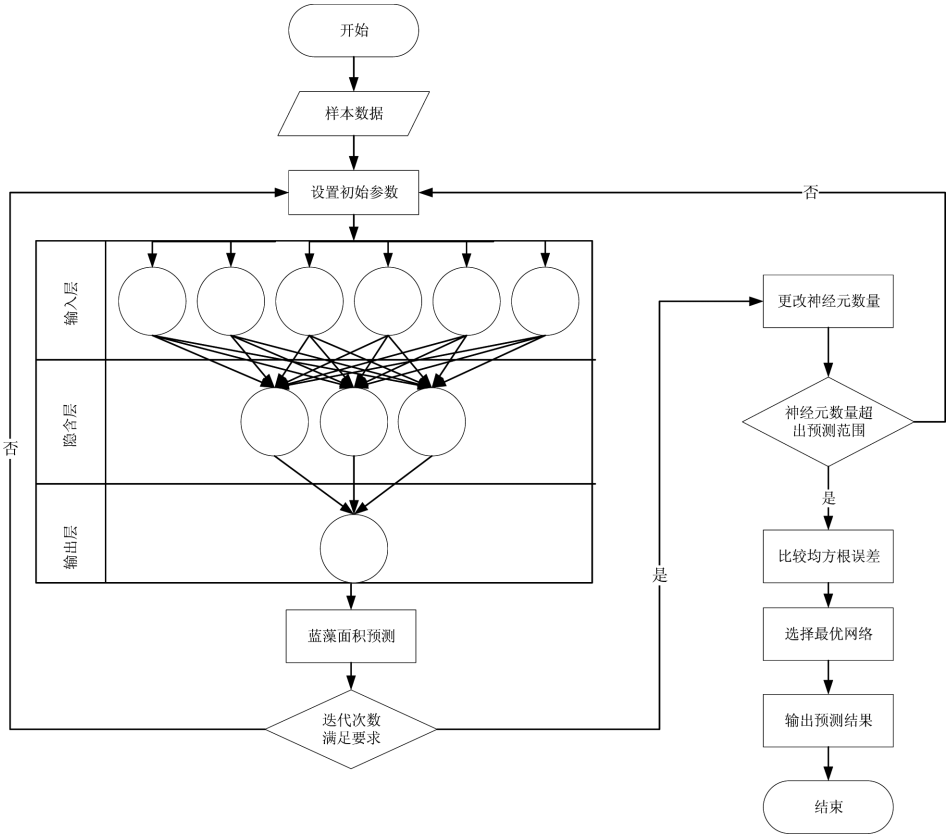


图 4 神经网络训练流程

Fig.4 Neural network training process

表 3 预测模型训练结果统计

Table 3 Statistical table of predictive model training results

节点数	5	6	7	8	9	10	11	12	13
$RSME_{min}$	43.24	42.65	50.04	32.10	48.51	49.36	33.15	39.26	45.45
节点数	14	15	16	17	18	19	20	21	22
$RSME_{min}$	44.56	49.48	46.30	45.36	49.20	44.56	41.35	36.23	47.01
节点数	23	24	25	26	27	28	29	30	
$RSME_{min}$	54.30	48.68	51.83	46.23	45.82	47.53	47.25	51.34	

2 结果与分析

2.1 精度检验

选取江苏省环境监测中心发布的2021年蓝藻水华面积监测数据作为对比基准,对基于 FY3D/MERSI 数据的蓝藻水华提取面积开展了定量验证.结果显示,遥感提取面积与江苏省环境监测中心监测的蓝藻水华面积高度一致,决定系数 R^2 为 0.98, RMSE 为 21.6km^2(图 5).参考相关研究[23],本研究验证了基于遥感指数构建决策树的提取方法在蓝藻水华监测中的有效性与可靠性.该方法在研究区域内表现出较高的提取精度,且结果具有稳定的一致性.证实了该方法具备业务化应用的潜能.监测结果的误差主要源于两方面:其一,太湖监测站采用的 MODIS 或葵花数据,与本研究使用的 FY3D/MERSI 数据,二者在传感器特性及数据处理方式上存在差异;其二,监测时间差异也可能引入误差.尽管研究中选取了与实测数据同日的遥感影像,但受环境因素等影响,蓝藻水华日内动态变化显著[24],不同卫星过境时间的差异也可能导致提取结果与实测数据出现偏差.总体而言,基于 FY3D 卫星数据的蓝藻水华提取结果精度较高,能够满足后续时空变化分析的应用需求.

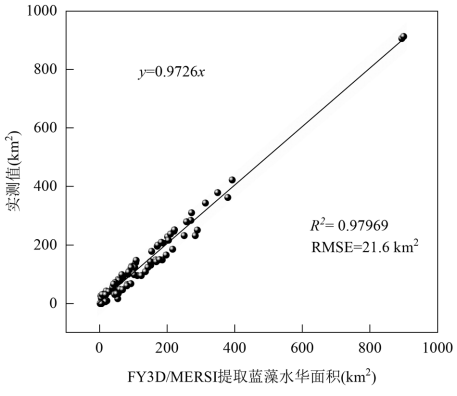


图 5 FY3D/MERSI 提取结果的一致性分析

Fig.5 Consistency analysis of FY3D/MERSI extraction results

2.2　蓝藻水华暴发面积统计

如图 6、图 7 所示,蓝藻水华影响面积与实际覆盖面积在变化趋势上具有高度一致性,但在面积总量存在显著差异,反映出尺度选取对蓝藻面积估算结果的重要影响.在面积总量方面,影响面积始终大于实际覆盖面积,这一差异主要归因于遥感影像的空间分辨率限制及蓝藻在像元内的非均质分布特性.其中,影响面积反映的是遥感像元尺度下蓝藻水华的潜在影响范围,即当蓝藻在像元中占据主导地位时,该像元即被整体识别为蓝藻像元;而实际覆盖面积则通过估算蓝藻在像元内的具体覆盖比例,更准确地反映其真实覆盖状态.因此,实际覆盖面积往往反映了蓝藻水华的“实质性扩展”,而影响面积则更适用于表征其“潜在扩散范围”.

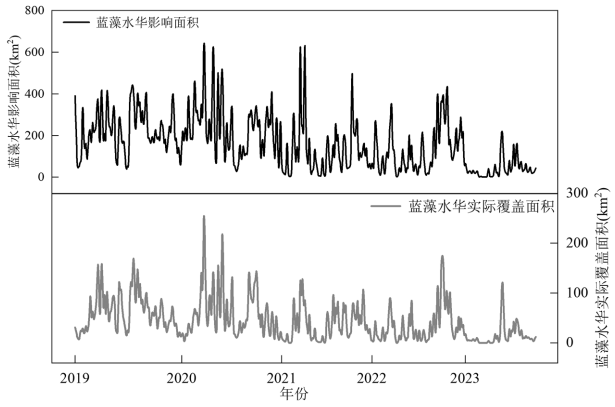


图 6　太湖蓝藻水华暴发面积

Fig.6　Area of Lake Taihu cyanobacteria bloom

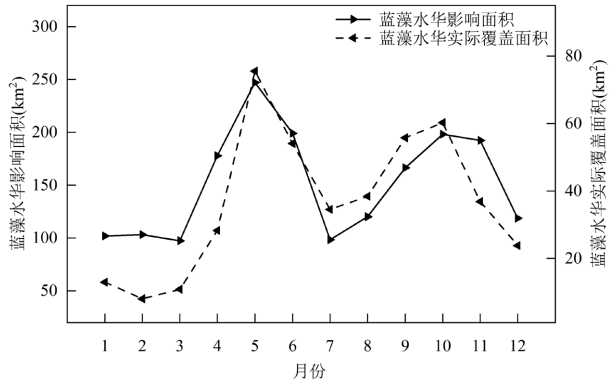


图 7　蓝藻水华暴发面积月均值统计

Fig.7　Statistics on monthly average area of cyanobacteria blooms

在空间分布上,蓝藻水华的影响范围呈现明显广域性,即使实际覆盖面积较小的区域,水华仍表现出斑块化、条带化的分布特征.这些未形成连续覆盖的过渡性区域,尽管在实际覆盖面积计算中占比有限,但依然对环境产生潜在影响.蓝藻水华影响面积与实际覆盖面积在月尺度上变化趋势基本一致,均在 5 月和 10 月形成峰值,呈现出蓝藻暴发期的季节性波动特征.相较于影响面积,实际覆盖面积的波动幅度更为显著,尤其在 5 月和 11 月前后,该时段实际覆盖面积的变化幅度显著高于影响面积,反映了蓝藻低密度分布区域对环境变化的高敏感性.

2.3　蓝藻水华强度监测

如图 8 所示,轻度蓝藻水华面积波动显著,呈现明显的季节性双峰特征:面积自春季逐渐增长,于 5 月达到峰值 182.10km^2,7 月骤降,9 月起再次回升,至 11 月形成次峰值 154.77km^2.中度蓝藻水华的变化趋势与轻度蓝藻水华相似,但整体面积相对较小且波动幅度有限,1~3 月维持在较低水平,4 月开始增长,5 月达到峰值 59.72km^2,之后阶段性回落,7 月至年末呈现小幅度波动.重度蓝藻水华在全年监测中面积最小且较为稳定,仅在 10 月出现 9.81km^2 的阶段性高点.

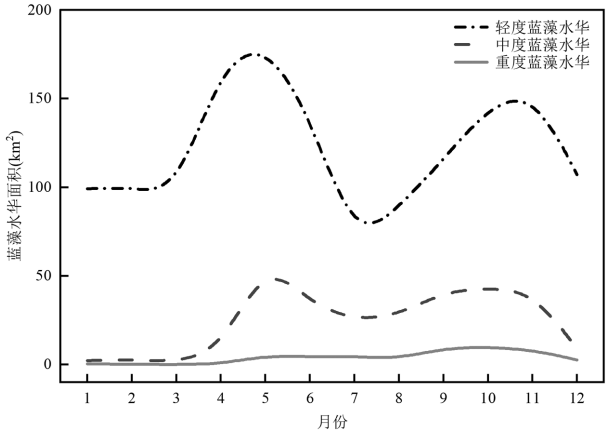


图 8　蓝藻水华强度监测月均统计

Fig.8　Monthly average statistics for monitoring the intensity of cyanobacteria blooms

2.4　蓝藻水华频率及空间分布分析

如图 9 所示,蓝藻水华暴发表现出明显的区域性差异、季节性特征和不同年份的差异.从空间分布特征分析,太湖西部湖区水华暴发频率显著高于东部湖区,主要集中于西部沿岸、南部沿岸及湖心水域.这种空间分布差异主要源于不同湖区间营养水平的差异[24],富营养化程度较高的区域更易发生水华.从时间维度来

看,夏秋两季蓝藻水华暴发频率显著上升.在这两个季节,受高温、静稳天气等因素共同作用,水华持续性强、暴发频次高,尤其当出现高温、低风速等利于蓝藻聚集增殖的气象条件时,其暴发频率显著增加.部分年份出现了非典型时段的蓝藻水华频发现象,如 2019 年春季和 2021 年冬季的暴发频率升高,表明其形成机制存在一定的不确定性和复杂性.在研究时段内,2019~2020 年为太湖蓝藻水华的高发年份,暴发频率高、影响范围广;自 2021 年起水华频发态势逐渐缓解,至 2023 年各季节暴发频率显著降低.这一变化可能是多种因素综合作用的结果,包括湖泊水质治理措施强化、污染源有效管控及气候条件的阶段性演变等.

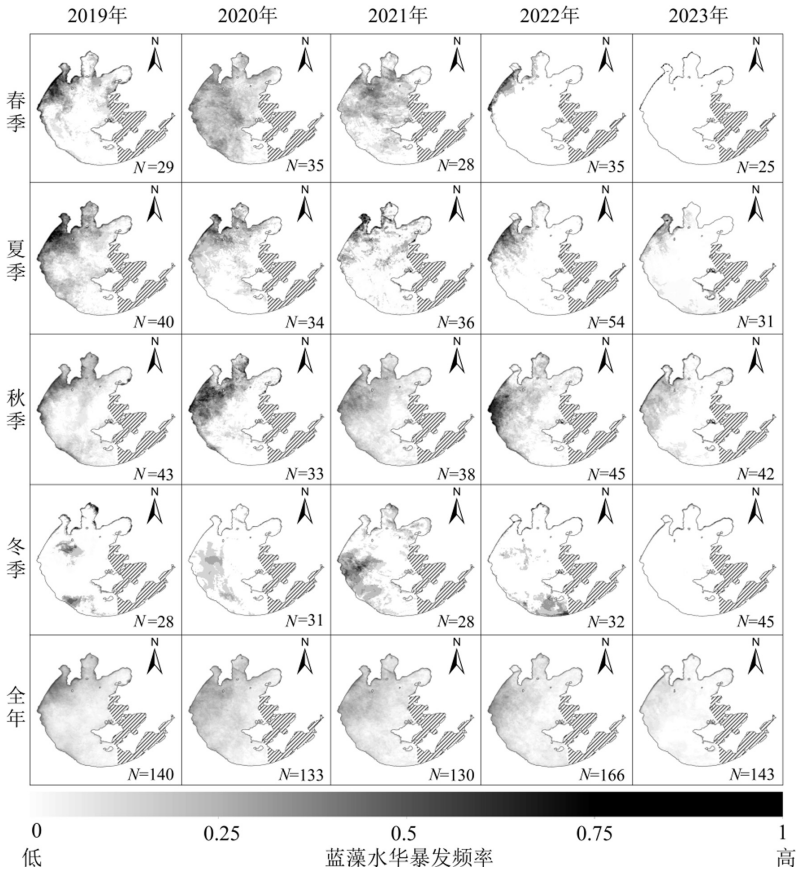


图 9 蓝藻水华暴发频率分布

Fig.9 Frequency distribution of cyanobacteria blooms

2.5 蓝藻水华年际暴发程度

如图 10 所示,2019~2023 年期间,无蓝藻水华占比逐年显著上升,2023 年达 89%,表明太湖蓝藻水华覆盖范围持续缩小;零星蓝藻水华占比从 2019 年的 39%持续下降至 2023 年的 8%,暴发程度明显下降;局部蓝藻水华占比在 2019~2020 年略有上升后逐年减少,2023 年占比极低;区域蓝藻水华占比始终低于 3%,2022 年后未再出现;“全湖蓝藻水华”在整个研究时段内均未发生.这一变化与政策实施密切相关,国务院于 2022 年批复《太湖流域水环境综合治理总体方案(2021~2035 年)》,通过全面推进生态建设与保护、实施流域引排工程、开展河网综合整治及太湖污染底泥疏浚等措施,推动水环境质量显著提升,进而有效抑制了蓝藻水华的暴发.

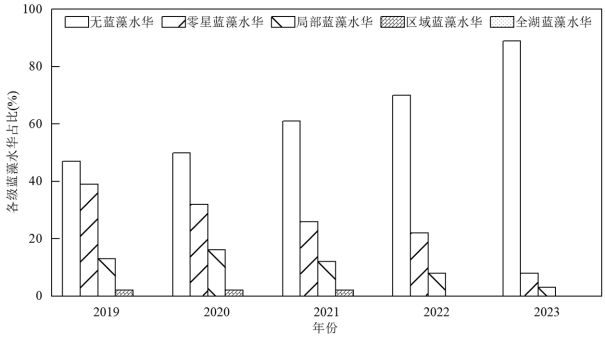


图 10 蓝藻水华暴发程度年际变化

Fig.10 Inter-annual variability in the extent of cyanobacteria blooms

2.6　蓝藻水华与环境因子相关性分析

从 2019~2023 年太湖蓝藻水华面积与各类环境因子的相关性分析来看(图 11),蓝藻水华的发生是气象因子与水质因子多重作用的共同驱动结果,其形成机制呈现出一定的复杂性与协同性[25].

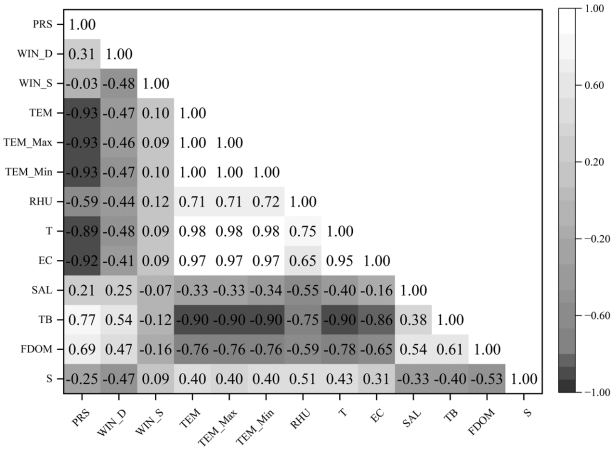


图 11　蓝藻水华面积与各因子间的相关性热力图

Fig.11　Thermogram of correlation between the area of cyanobacteria bloom and the factors

在气象因子方面,太湖蓝藻水华面积与相对湿度、温度及风向的相关性较为显著,这表明温暖湿润的气候环境更适宜蓝藻的生长和水华的扩展[26].气压和风速对蓝藻水华的影响较弱,但其可能通过与其他因子的联合作用,间接影响蓝藻的空间分布;气压的变化影响区域气候稳定性,间接作用于蓝藻生长过程[27];风速则通过改变水体混合状态影响蓝藻水华的扩散与聚集[7].在水质因子方面,荧光可溶性有机物、水温和浊度与蓝藻水华面积显著相关.较高浓度的有机质及水体浊度通常会降低水体的透明度、阻碍光照穿透,从而对蓝藻的光合作用产生一定抑制作用[28];而较高的水温通常会加速蓝藻的代谢和繁殖速率,促进水华的形成与扩展[29].盐度[30]和电导率[29]对蓝藻水华的影响相对较弱,但在特定水体环境中,二者可通过改变水体离子浓度或水质条件,影响蓝藻的生理适应能力和生长潜力.总体而言,蓝藻水华的暴发是多种气象与水质因子综合作用的结果,各因子之间可能通过协同机制共同影响蓝藻的生长与分布.例如,高温、高湿的气候条件与较高的水体电导率可能协同促进蓝藻水华的增长,而不利的风力条件和水体浑浊等环境因素则可能对水华的发展起到抑制作用.这些因素的交互作用构成了蓝藻水华形成的复杂环境响应机制,其非线性特征及时空耦合规律有待在后续研究中进一步探讨.

在构建预测模型时,为避免高度相关的表征因子对预测结果赋予过度的权值[31],本研究剔除了与平均温度相关系数为 1 的最高温度和最低温度因子,选取气象要素中的平均温度、相对湿度、气压、风速、风向 5 项指标,以及水质要素中的水温、盐度、浊度、电导率、荧光可溶性有机物 5 项指标用于后续建模分析.

2.7　BP 神经网络训练结果

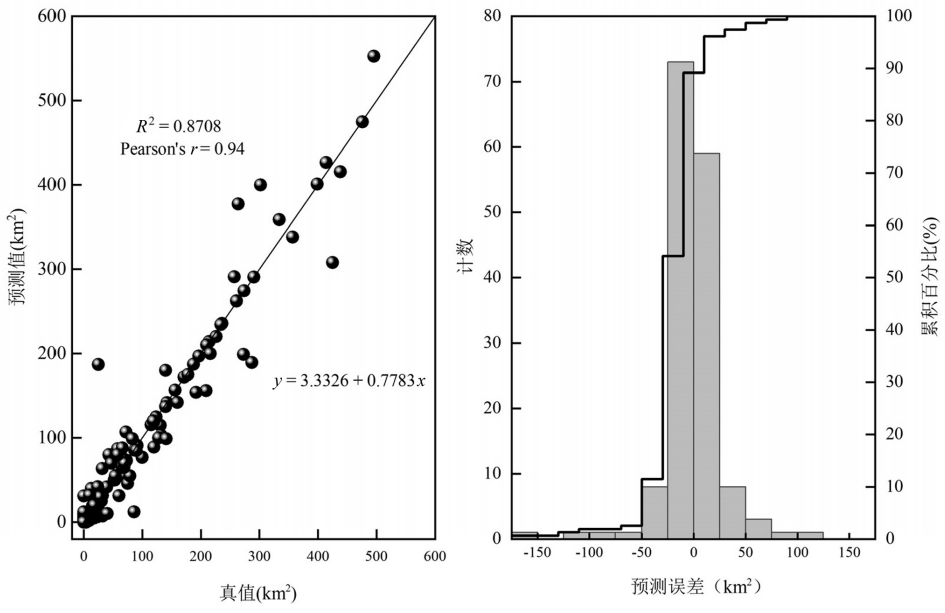


图 12　蓝藻面积真值与预测值相关性分析及预测误差分布

Fig.12　Correlation analysis between true and predicted cyanobacteria area and distribution of prediction error

采用 2022~2023 年的样本验证模型对蓝藻水华面积的预测能力.图 12 表明,预测值与真值的决定系数为 0.87,模型能够解释该时段蓝藻水华面积变化中 87%的方差,在大部分样本中预测值与真实值拟合度良好,具备较强的预测能力.皮尔逊相关系数为 0.94,均方根误差为 27.07km^2,模型性能稳定且预测结果准确.部分散点在高值区域出现一定偏差,可能与极端数据的不均衡分布或复杂的非线性关系相关.所选神经网络预测误差范围为[−161,95] km^2,约 83%的样本预测误差处于[−25,25] km^2 区间内,预测结果与真实蓝藻面积一致性良好;仅有 2%的样本预测误差高于 100km^2,预测误差较小且异常值较少.综上所述,所训练的模型能够较为准确地反映蓝藻面积的变化趋势,为基于气象水质因子开展蓝藻水华面积预测的可行性提供了支持.

3 讨论

3.1 蓝藻水华驱动因素分析

蓝藻面积在环境因子的作用下呈现明显的季节性变化规律(图 13),水华每年 3 月初始暴发,5 月和 10 月形成双峰值暴发期,11 月开始消退.暴发期间,气压与风速呈下降趋势.高气压促使水体垂直对流,抑制蓝藻上浮,降低水华强度;高风速则增强水体混合,打破层化结构,分散蓝藻聚集区,这与何云川[27]的研究结论一致.此外,风力通过风浪与湖流改变蓝藻分布,不同风向可影响蓝藻的漂移速度与方向.温度是蓝藻扩展的核心驱动因子,其变化与蓝藻面积高度一致.3~6 月蓝藻面积随气温升高而扩展,至 8 月高温期水华再次暴发.张娣[25]的研究也证实,高温、低压环境有利于藻类水华的形成.相对湿度同样对蓝藻增殖具有促进作用,6~10 月湿度上升,有助于减少水体蒸发、维持水位和营养盐浓度,为蓝藻生长创造适宜的生境条件.张晓忆等[32]的研究也认为,蓝藻水华的发生并非仅是日降水量、平均风速、平均相对湿度 3 种气象要素的作用结果,而是各种影响要素相互作用的综合产物.

在水质因子中,蓝藻水华面积与水温变化趋势一致,水温升高时蓝藻面积相应增加,水温下降时蓝藻面积随之减少,较高水温可促进蓝藻代谢与扩展.营养盐是导致水体电导率上升的重要因素,电导率间接反映了水体的营养盐水平[9],当电导率处于高水平时,蓝藻水华面积达到峰值,在秋冬季节,电导率及营养盐浓度降低,蓝藻水华面积也随之减少,营养盐浓度通过为蓝藻提供生长所需的物质基础,直接调控蓝藻水华的形成与发展.盐度、浊度和荧光可溶性有机物对蓝藻面积有一定抑制作用.高盐度环境下蓝藻水华面积较小,而低盐度条件易诱发蓝藻暴发,表明水体盐度升高不利于蓝藻生长[30].在浊度影响方面,韦洁琳[28]的研究指出,水体浑浊度较高时,光照透过率降低,限制蓝藻光合作用,进而导致蓝藻面积减小,而在光照充足的 3~10 月,浑浊度较低,蓝藻面积显著扩大.此外,荧光可溶性有机物不仅是蓝藻水华的代谢产物,也是水体能量与物质循环的重要介质,对藻华的形成与维持具有显著的调节作用.蓝藻暴发期,荧光可溶性有机物浓度相对较低,在蓝藻衰退期,荧光可溶性有机物浓度及腐殖化程度显著升高[33],其分解产物可释放小分子有机物和无机养分,为蓝藻及其他微生物的持续生长提供营养支撑.

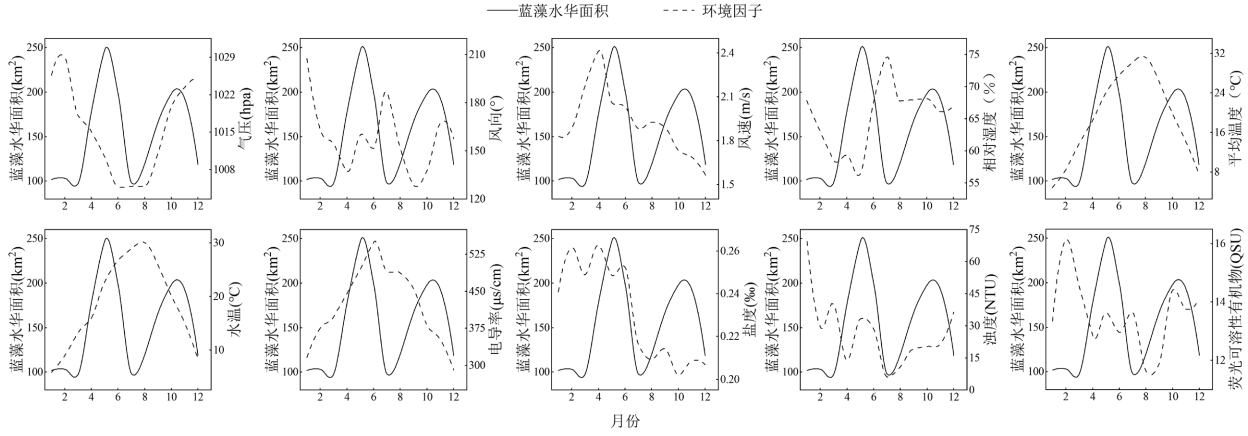


图 13 蓝藻水华面积与气象、水质要素的月均变化趋势

Fig.13 Trends of monthly average changes in the area of cyanobacteria blooms in relation to meteorological and water quality factors

3.2　神经网络模型预测蓝藻水华

通过 2019~2021 年数据对比不同隐含层神经元数量的模型性能,表明隐含层节点数是影响 BP 神经网络预测效果的关键参数.隐含层节点数量直接决定模型的拟合能力:节点数量不足可能导致模型欠拟合,而过多的节点则易产生过拟合现象.综合模型表现确定最优网络结构为 8 个隐含层神经元.基于该配置,利用 2022~2023 年样本进行模型验证,结果显示均方根误差为 27.07km^2,决定系数为 0.87,皮尔逊相关系数达 0.94,约 83%的样本预测误差控制在 [−25, 25] km^2 区间内,表明模型预测精度较高、趋势拟合良好.

与其他常用机器学习模型相比,BP 神经网络在蓝藻水华预测中表现出更突出的综合优势.首先,与支持向量机模型相比,BP 网络在处理高维非线性数据方面更具灵活性[34].支持向量机在小样本条件下表现良好,但其核函数选择及参数调节复杂[35],对样本分布高度敏感,而 BP 网络可通过误差反向传播不断调整权重,实现更高的自适应性和特征抽取能力.其次,相较于随机森林模型[26],BP 神经网络在连续型目标变量拟合上精度更高.随机森林虽具鲁棒性强、抗过拟合等优点,但其结果往往呈离散特征,不易捕捉蓝藻水华随气象、水质条件变化的连续响应过程;BP 模型通过非线性激活函数建立复杂映射关系,能更好地表征环境因子间的耦合效应.再次,与时序模型相比,如 LSTM 存在陷入局部最优以及收敛时间长等问题[36],BP 神经网络无需大量历史序列依赖,适用于周期性较弱或受多重驱动因子影响的生态过程预测,尤其适合蓝藻水华这种受气象、营养盐等多维变量共同影响的非线性系统.已有研究表明,神经网络模型在蓝藻水华密度预测[9]、富营养化影响因子分析[8]以及时序数据预测[37]等方面均取得了较好应用成果.本研究的结果进一步验证了 BP 神经网络模型在蓝藻水华面积预测中的可靠性与实用性.

为进一步提升模型性能,未来研究可从结构、参数优化与算法改进 3 方面开展探索:(1)结构优化方面,可引入多隐含层或卷积层结构以提升特征抽象能力,并结合正则化与 Dropout 技术防止过拟合;(2)参数寻优方面,可采用网格搜索或贝叶斯优化等方法系统调整学习率、批次大小及优化器参数(如 Adam),以提高模型泛化性与稳定性.(3)算法改进方面,可引入遗传算法、粒子群优化或蚁群算法等智能优化算法,实现网络权值与阈值的全局寻优,避免陷入局部最优,从而进一步提高模型的预测精度与泛化能力.

4　结论

4.1　FY3D/MERSI 数据在蓝藻水华监测中适用性良好,水华提取结果与实测数据的决定系数 R^2 达 0.98,RMSE 为 21.6km^2.双尺度面积计算方法协同揭示蓝藻水华在 5 月和 10 月形成季节性双峰特征.强度监测显示轻度水华波动显著,中度水华 5 月达到峰值,重度水华全年维持低水平.空间上,太湖西部、南部沿岸及湖心区域暴发频率高于东部,2019~2023 年“无蓝藻水华”占比升至 89%,“零星/局部水华”占比持续下降.

4.2　太湖蓝藻水华暴发受多因子协同驱动,皮尔逊相关分析表明,蓝藻面积与温度、相对湿度和水温呈正相关,与风向、荧光可溶性有机物和浊度呈负相关.基于 10 项环境因子构建的 BP 神经网络最优隐含层神经元为 8,验证集 RMSE 为 27.07km^2、皮尔逊相关系数 0.94,83%的样本预测误差控制在±25km^2 内,模型能够较为准确地预测蓝藻面积的变化趋势.

参考文献:

[1] 刘一良,张　景,王丝丝,等.“全球生态环境遥感监测年度报告”回顾:2012~2021 [J]. 遥感学报, 2022,26 (10):2106−2120.
Liu Y L, Zhang J, Wang S S, et al. Review of the 'global ecosystem and environment remote sensing monitoring annual report': 2012~2021 [J]. Journal of Remote Sensing, 2022,26(10):2106−2120.

[2] 侯润琳,文　军,雷　磊,等.基于风云三号气象卫星数据的太湖水体表层蓝藻水华特征研究 [J]. 农业灾害研究, 2024,14(6):232−234.
Hou R L, Wen J, Lei L, et al. Research on the characteristics of blue−green algae blooms on the surface of taihu lake based on data from fengyun−3 meteorological satellite [J]. Journal of Agricultural Catastrophology, 2024,14(6):232−234.

[3] 郑　超,童旭东,祝善友,等.基于多源影像数据与 Otsu−RF 方法的太湖蓝藻水华识别及监测 [J]. 测绘通报, 2025,(5):1−7.
Zheng C, Tong X D, Zhu S Y, et al. Identification and monitoring of cyanobacterial blooms in taihu lake based on multi−source image data and otsu−rf algorithm [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2025,(5):1−7.

[4] 金晓龙,邓学良,戴　睿,等.基于多源数据的巢湖蓝藻水华时空分布及驱动因素分析 [J]. 环境科学, 2024,45(5):2694−2706.
Jin X L, Deng X L, Dai R, et al. Analysis of the spatiotemporal distribution of algal blooms and its driving factors in chaohu lake

based on multi-source datasets [J]. Environmental Science, 2024,45(5): 2694-2706.

[5] 龚 铭,王百群,赵方凯,等.滇池蓝藻水华时空变化特征及环境影响因素 [J]. 水土保持研究, 2024,31(4):419-429.
Gong M, Wang B Q, Zhao F K, et al. Spatiotemporal variations of cyanobacteria blooms in lake dianchi and the relationship with environmental factors [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024,31(4):419-429.

[6] 马洁莹.基于多源遥感数据的巢湖水华时空变化特征研究 [D]. 南京:南京信息工程大学, 2021.
Ma J Y.Research on the spatio-temporal variation characteristics of algal blooms in chaohu lake based on multi-source remote sensing data [D]. Nanjing: Nanjing university of information science technology, 2021.

[7] 祁国华,马晓双,何诗瑜,等.基于多源遥感数据的巢湖水华长时序时空变化(2009~2018 年)分析与发生概率预测 [J]. 湖泊科学, 2021, 33(2):414-427.
Qi G H, Ma X S, He S Y, et al. Long-term spatiotemporal variation analysis and probability prediction of algal blooms in lake chaohu (2009~2018) based on multi-source remote sensing data [J]. Wetland Science, 2021,33(2):414-427.

[8] 潘佳敏,冯禹昊,谢 平,等.基于小波—神经网络耦合模型对云南星云湖富营养化气象驱动因子的分析 [J]. 湖泊科学, 2021,33(2): 428-438.
Pan J M, Feng Y H, Xie P, et al. Meteorological driving factor of eutrophication in lake xingyun,yunnan based on the coupling model of wavelet analysis neural network [J]. Wetland Science, 2021,33(2): 428-438.

[9] 张虎军,宋 挺,朱冰川,等.太湖蓝藻水华暴发程度年度预测 [J]. 中国环境监测, 2022,38(1):157-164.
Zhang H J, Song T, Zhu B C, et al. Annual forecast of the extent of cyanobacteria bloom in taihu lake [J]. Environmental Monitoring in China, 2022,38(1):157-164.

[10] Rousso B Z, Bertone E, Stewart R, et al. A systematic literature review of forecasting and predictive models for cyanobacteria blooms in freshwater lakes [J]. Water Research, 2020,182:115959.

[11] Liu X, Zhang Y, Shi K, et al. Mapping aquatic vegetation in a large,shallow eutrophic lake:a frequency-based approach using multiple years of modis data [J]. Remote Sensing, 2015,7(8):10295-10320.

[12] Huang C, Li Y, Yang H, et al. Detection of algal bloom and factors influencing its formation in taihu lake from 2000 to 2011 by modis [J]. Environmental Earth Sciences, 2014,71:3705-3714.

[13] 王成林,潘维玉,韩月琪,等.全球气候变化对太湖蓝藻水华发展演变的影响 [J]. 中国环境科学, 2010,30(6):822-828.
Wang C L, Pan W Y, Han Y Q, et al. Effect of global climate change on cyanobacteria bloom in taihu lake [J]. Chinese Environmental Science, 2010,30(6):822-828.

[14] Zhang Q, Xiao C. Cloud detection of rgb color aerial photographs by progressive refinement scheme [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014,52(11):7264-7275.

[15] 汪雨豪.基于哨兵 2A 影像的太湖蓝藻水华提取方法研究及应用 [D]. 北京:中国地质大学(北京), 2020.
Wang Y H.The research and application of the method of extracting cyanobacteria bloom in taihu lake based on sentinel 2a image [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2020.

[16] 全国卫星气象与空间天气标准化技术委员会(SAC/TC347).卫星遥感监测技术导则 蓝藻水华:GB/T45424-2025 [S]. 北京:中国标准出版社, 2025.
National technical committee 347 on satellite meteorology and space weather monitoring of standardization administration of china.Technical guidelines for satellite monitoring—cyanobacterial bloom:gb/t45424-2025 [S]. Beijing: Standards press of China, 2025.

[17] 张 悦,陈 冰,李旭文,等.基于 Sentinel-2 与随机森林算法的太湖水生植被分布监测 [J]. 环境监控与预警, 2023,15(6):42-49.
Zhang Y, Chen B, Li X W, et al. Monitoring aquatic vegetation distribution of taihu lake from sentinel-2 and random forest algorithm [J]. Environmental Monitoring and Forewarning, 2023,15(6):42-49.

[18] 沙林伟,刘 阁,温志丹,等.基于MODIS数据的太湖蓝藻水华时空变化规律研究 [J]. 湿地科学, 2018,16(3):432-437.
Sha L W, Liu G, Wen Z D, et al. Spatio-temporal variation rules of cyanobacteria blooms in taihu lake using modis data [J]. Wetland Science, 2018,16(3):432-437.

[19] 李若楠,王 琦,刘书明.基于典型相关系数和随机森林的水质预警方法 [J]. 中国环境科学, 2021,41(9):4457-4464.
Li R N, Wang Q, Liu S M. Water quality warning method based on canonical correlation coefficient and random forest [J]. Chinese Environmental Science, 2021,41(9):4457-4464.

[20] 稔晶晶,佘冬立,阿力木·阿布来提,等.基于优化 BP 神经网络的盐渍化农田排水沟水体溶存 N_2O 浓度预测 [J]. 中国环境科学, 2024,44(10):5839-5846.
Ji J J, She D L, Alimu Abulati, et al. Predicting dissolved n_2 o concentrations from drainage ditches in salt-affected farmlands based on optimized backpropagation neural network [J]. Chinese Environmental Science, 2024,44(10):5839-5846.

[21] 罗成明,卢文喜,王梓博,等.地下水污染模拟模型的不确定性分析 [J]. 中国环境科学, 2022,42(7):3224-3233.
Luo C M, Lu W X, Wang Z B, et al. Uncertainty analysis of groundwater pollution simulation model [J]. Chinese Environmental Science, 2022,42(7):3224-3233.

[22] 张 峤,邓贵仕.Levenberg-Marquardt 神经网络在煤矿作业人员人因可靠性评价中应用研究 [J]. 大连理工大学学报, 2015,55(4): 424-430.
Zhang Q, Deng G S. Investigation on application of levenberg-marquardt neural networks in human reliability evaluation of coal mine operators [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2015, 55(4):424-430.

[23] 宋 挺,徐 超,严 飞,等.基于 Sentinel-2 数据的湖泊蓝藻水华时空动态监测 [J]. 中国环境监测, 2025,41(1):214-224.
Song T, Xu C, Yan F, et al. Spatio-temporal dynamics monitoring of lake cyanobacterial blooms based on sentinel-2data [J]. Environmental Monitoring in China, 2025,41(1):214-224.

[24] 王思琪.基于多源数据的太湖蓝藻水华风险评估及日内变化时空规律挖掘研究 [D]. 武汉:武汉大学, 2023.
Wang S Q. Research on risk assessment of cyanobacterial bloom and spatio-temporal law mining on diurnal bloom changes in lake taihu

based on multi-source data [D]. Wuhan: Wuhan University, 2023.

[25] 张　娣.基于分级标准的太湖水域蓝藻气象环境影响因素与预测模型研究 [D]. 南京:南京信息工程大学, 2014.
Zhang D. The study of meteorological environmental factors and predicting models of algal bloom in lake tai based on the grading standards [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science Technology, 2014.

[26] 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.
Luo X C, Hang X, Cao Y, et al. Dominant meteorological factors affecting cyanobacterial blooms under eutrophication in lake taihu [J]. Wetland Science, 2019,31(5):1248-1258.

[27] 何云川.基于贝叶斯网络的太湖叶绿素建模及预测 [D]. 北京:中国矿业大学, 2022.
He Y C. Modeling and prediction of chlorophyll a in lake taihu based on bayesian network [D]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2022.

[28] 韦洁琳.南水北调东线调蓄湖泊洪泽湖蓝藻时空分布特征及水华发生机制 [D]. 济南:山东大学, 2023.
Wei J L.Spatio-temporal distribution characteristics of cyanobacteria and bloom mechanism in hongze lake on the east route of south-to-north water diversion project [D]. Jinan: Shandong University, 2023.

[29] 覃　苗.福建平潭三十六脚湖蓝藻水华预警研究 [D]. 福州:福建师范大学, 2020.
Qin M. Research on early warning of cyanobacteria blooms in sanshiliujiao lake of pingtan, fujian [D]. Fuzhou: Fujian Normal University, 2020.

[30] 付　娆,张海洋,衣葵花,等.水体盐度对藜麦生长、离子积累及吸收氮磷营养盐的影响 [J]. 应用与环境生物学报, 2024,(9):88-95.
Fu R, Zhang H Y, Yi K H, et al. Effects of salinity on growth,ion accumulation and absorption of nitrogen and phosphorus nutrients in quinoa under hydroponic conditions [J]. Chinese Journal of Applied and Environmental Biology, 2024,(9):88-95.

[31] 丁　鹏,邹晓荣,许　回,等.基于BP神经网络的长鳍金枪鱼渔获量与气候因子关系研究 [J]. 海洋学报, 2024,46(9):88-95.
Ding P, Zou X R, Xu H, et al. Study on the relationship between catch of thunnus alalunga and climatic factors based on bp neural network [J]. Haiyang xuebao, 2024,46(9):88-95.

[32] 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.
Zhang X Y, Jing S Y, 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.

[33] 许　明,刘伟京,白永刚,等.太湖蓝藻水华期可溶有机物的生物降解 [J]. 中国环境科学, 2018,38(9):3494-3501.
Xu M, Liu W J, Bai Y G, et al. Biodegradation of dissolved organic matter in lake taihu during cyanobacterial blooms [J]. Chinese Environmental Science, 2018,38(9):3494-3501.

[34] 胡月红,张　屹,赵　芳,等.基于BP神经网络的湘江蓝藻水华定量遥感反演模型 [J]. 中国环境监测, 2024,40(6):239-248.
Hu Y H, Zhang Y, Zhao F, et al. Research on the quantitative sensing images inversion model of cyanobacteria bloom in the xiangjiang river based on back propagation neural network [J]. Environmental Monitoring in China, 2024,40(6):239-248.

[35] 罗华军,刘德富,黄应平.基于遗传算法-支持向量机的水库叶绿素 a 浓度短期预测非线性时序模型 [J]. 水利学报, 2009,40(1):46-51.
Luo H J, Liu D F, Huang Y P. Genetic algorithm-support vector machine model for short-term prediction of chlorophyll a concentration nonlinear time series [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2009,40(1):46-51.

[36] 吴　娟,朱跃龙,金　松,等.三种机器学习模型在太湖藻华面积预测中的应用 [J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020,48(6):542-551.
Wu J, Zhu Y L, Jin S, et al. Area prediction of cyanobacterial blooms based on three machine learning methods in taihu lake [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2020,48(6):542-551.

[37] 欧阳添,闪　锟,周博天,等.基于 LSTM 网络的在线藻类时序数据预测研究:以三峡水库为例 [J]. 湖泊科学, 2021,33(4):1031-1042.
Ouyang T, Shan K, Zhou B T, et al. Research on the online forecasting of algal kinetics based on time-series data and lstm neural network:taking three gorges reservoir as an example [J]. Wetland Science, 2021,33(4):1031-1042.

作者简介：张若琳(1999-),女,陕西铜川人,西安科技大学硕士研究生,从事卫星遥感水体藻类监测评估应用研究.zrl991213@163.com.