

DOI: 10.20103/j.stxb.202410242594

陶家欣, 王远坤, 尤扬, 赵磊, 覃书豪, 肖慧芳. 近 60 年以来洞庭湖流域水温情势演变. 生态学报, 2025, 45(15): - .

Tao J X, Wang Y K, You Y, Zhao L, Qin S H, Xiao H F. The evolution of surface water temperature in the Dongting Lake Basin over the past 60 years. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(15): - .

近 60 年以来洞庭湖流域水温情势演变

陶家欣¹, 王远坤^{1,*}, 尤 扬¹, 赵 磊¹, 覃书豪¹, 肖慧芳²

¹ 华北电力大学水利与水电工程学院, 北京 102206

² 湖南水利水电职业技术学院, 长沙 410131

摘要: 湖泊水温是表征湖泊生态环境状况的重要指标, 影响湖泊中的物理、化学和生物过程。探究湖泊水温情势演变规律对于治理和改善湖泊生态环境具有重要意义。基于长短期记忆(LSTM)神经网络构建了洞庭湖水温重构模型, 评估了气温(T)、年积日(DOY)和流量(Q)变量在湖泊水温重构时的性能表现, 利用 LSTM 模型重构了洞庭湖流域长序列水温, 分析 1960—2020 年洞庭湖水温的变化特征, 探究不同气象数据集作为模型补充输入对模型模拟水温性能的影响。结果表明: (1) 基于 LSTM 神经网络构建的水温重构模型模拟水温性能良好, DOY 和 Q 作为输入变量均能提升模型性能, DOY 对模型性能提升效果更显著。(2) 1960—2020 年洞庭湖流域年平均水温呈现增温趋势, 平均增温速率为 $0.15^{\circ}\text{C}/10\text{a}$, 水温变暖速率存在空间差异性, 洞庭湖湖区的变暖速率高于其主要支流。洞庭湖流域水温变暖速率存在显著的季节差异, 春季是水温升温最快的季节, 平均增温速率为 $0.29^{\circ}\text{C}/10\text{a}$, 夏季水温升温速率则较为平缓, 平均升温速率为 $0.04^{\circ}\text{C}/10\text{a}$ 。(3) 洞庭湖湖区及其主要支流的年平均水温和年平均气温的突变特征较为一致, 均在 1996 年前后发生突变, 气温突变是水温突变的重要原因。(4) 气象因子和滞后信息作为水温重构模型的补充输入对模型性能均有不同程度的提高, 但模型性能提升幅度具有区域差异性, 其可能因为不同区域水温变化的驱动机制以及水气温响应关系存在差异。研究结果对洞庭湖流域水环境保护具有重要意义, 可为实测资料短缺湖泊的水温演变研究提供新思路。

关键词: 水温; LSTM; 重构; 气候变化; 洞庭湖

The evolution of surface water temperature in the Dongting Lake Basin over the past 60 years

TAO Jiaxin¹, WANG Yuankun^{1,*}, YOU Yang¹, ZHAO Lei¹, QIN Shuhao¹, XIAO Huifang²

¹ College of Water Resources and Hydropower Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China

² Hunan Polytechnic of Water Resources and Electric Power, Changsha 410131, China

Abstract: Lake water temperature is an important indicator to characterize the ecological environment of lakes, affecting the physical, chemical, and biological processes occurring in lakes. Investigating the evolution of lake water temperature is of great significance for the management and improvement of lake ecological environment. A Long Short-Term Memory (LSTM) neural network was used to construct a reconstruction model for the water temperature of Dongting Lake. The performance of variables including air temperature (T), day of year (DOY), and discharge (Q) was evaluated in the reconstruction of lake water temperature. Using the LSTM model, the long-term water temperature series of the Dongting Lake Basin was reconstructed, and the characteristics of water temperature changes from 1960 to 2020 were analyzed. The study also explored the impacts of different meteorological datasets as supplementary inputs on the model's performance in simulating water temperature. The results showed that: (1) The LSTM neural network-based water temperature reconstruction model

基金项目: 国家自然科学基金项目(452279064); 湖南省水利科技项目(XSKJ2022068-08)

收稿日期: 2024-10-24; **网络出版日期:** 2025-00-00

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: yuankunw@ncepu.edu.cn

demonstrated strong performance in simulating water temperature. Incorporating both DOY and Q as input variables enhanced the model's accuracy, with DOY contributing more significantly to the improvement than Q . (2) From 1960 to 2020, the annual average water temperature in the Dongting Lake Basin showed a warming trend, with an average warming rate of $0.15^{\circ}\text{C}/10\text{a}$. However, there were spatial differences in the warming rates, with the lake area warming faster than the main tributaries. On a seasonal scale, there were significant seasonal variations in the warming rates, with spring being the season with the fastest warming, at an average rate of $0.29^{\circ}\text{C}/10\text{a}$, while summer had a more moderate warming rate of $0.04^{\circ}\text{C}/10\text{a}$. (3) The annual average water temperature and air temperature in the Dongting Lake Basin and its main tributaries exhibited similar abrupt change characteristics, both undergoing abrupt changes around 1996. The abrupt change in air temperature was a significant factor driving the abrupt change in water temperature. (4) Meteorological factors and lagged information, as supplementary inputs to the water temperature reconstruction model, contributed to varying degrees of improvement in model performance. However, the extent of performance enhancement showed regional differences, which may have been due to variations in the driving mechanisms of water temperature changes and the relationship between water and air temperature responses in different regions. The findings of this study are significant for protecting the water environment of the Dongting Lake Basin and offer new insights into the study of water temperature evolution in lakes with limited observational data.

Key Words: Water temperature; LSTM; reconstruction; climate change; Dongting Lake

湖泊是生态系统的重要组成部分,为生态系统的生物多样性做出重要贡献^[1]。湖泊水温作为最重要的湖泊水文参数之一,其影响着湖泊中溶解氧的浓度、水生生物的新陈代谢以及生物群落的组成和分布^[2-3]。现有研究表明,在气候变暖的背景下,全球大多数湖泊的水温呈增温趋势,而水温的升高可能降低湖泊的初级生产力、改变水生生物的类型以及增加蓝藻爆发的可能性,导致湖泊生态环境恶化^[4-6]。鉴于湖泊热状况对于湖泊生态系统的重要影响,探究气候变化下湖泊水温情势演变规律,评估湖泊热状况的长期变化,对于改善湖泊水环境和区域生态环境具有重要意义。

长期的湖泊水温历史数据是进行湖泊热状况评估的基础。然而,许多湖泊缺少连续和定期的水温监测或历史水温数据难以获得^[7]。水温模型能够重构长期的湖泊水温,进而评估湖泊热状况的长期变化。近几十年来,水温模型主要分为基于物理的确定性模型和统计学模型^[8-9]。确定性模型具有物理机制,但需要大量的物理参数,且参数获取困难^[10]。统计学模型仅需少量参数输入,如气温、流量等,就能得到较好的水温模拟结果,其中长短期记忆(LSTM)神经网络有效解决了长期依赖问题,在模拟和预测时间序列数据时具有良好表现^[11]。Stajkowski 等^[12]采用遗传算法(GA)优化的 LSTM 神经网络来预测城市河流的水温,与传统的循环神经网络(RNN)相比,GA-LSTM 表现出更好的预测精度。Zhu 等^[13]应用多种机器学习模型,如前馈神经网络(FNN)、决策树(DT)等,对水温进行了预测。Qiu 等^[14]比较了 LSTM、Air2stream、随机森林(RF)、反向传播神经网络(BPNN)模型在预测水温时的性能表现,结果表明,LSTM 模型在预测河流日水温方面优于其他模型。上述研究表明 LSTM 模型在水温的模拟和预测方面表现出良好的性能。LSTM 模型能够用以重构湖泊水温,为无资料或缺资料地区的湖泊热状况评估提供基础。

洞庭湖是中国最大的淡水湖之一,在调节江河径流、保护生物多样性和改善区域生态环境方面具有不可替代的作用^[15]。随着全球气候变暖和洞庭湖流域城市化进程的加快,湖泊水温波动上升,导致湖泊生态功能逐渐减弱^[16]。潘惠敏等^[17]采用 Air2water 数据驱动模型重构了城陵矶站和南咀站水温,研究表明两站的平均水温均呈现波动上升趋势。Huang 等^[18]提出了一个结合 LSTM 与时间序列技术的框架,分析了洞庭湖流域部分支流水温变化特征。由于洞庭湖流域缺乏长期的历史实测水温数据,湖泊水热状况的长期变化研究仍显不足,亟需进一步深入探讨。因此,本研究通过收集洞庭湖流域主要出入湖控制站及湖区水位站的实测水温、气温和流量数据,基于 LSTM 模型重构了洞庭湖流域 1960—2020 年的日尺度水温,并从趋势性、周期性方面分

析湖泊水温演变特征。在此基础上,探讨了不同气象数据集作为模型输入对模型水温模拟性能的影响,并分析其原因,旨在为湖泊水温重构模型的建立提供参考,从而为洞庭湖流域生态环境的治理与改善提供理论依据。此外,本研究提出的 LSTM 水温重构模型,能为实测数据缺乏地区的湖泊水温演变研究提供有力支持。

1 研究区域概况

洞庭湖($28^{\circ}30'—30^{\circ}20'N$, $111^{\circ}40'—113^{\circ}10'E$)位于长江中游荆江段南岸,是我国第二大淡水湖泊。洞庭湖区域概况如图 1 所示。洞庭湖是长江流域重要的调蓄湖泊,长江水经由松滋、太平、藕池三口注入洞庭湖,湘江、资水、沅江、澧水从南面汇入洞庭湖,由湖区调蓄后,经城陵矶水文站注入长江^[19]。洞庭湖水位年内变化明显,4—9 月为雨季,降水多集中于这一时段,湖泊水位迅速上升,湖泊面积增加,可达 2500 km^2 以上,10 月—翌年 3 月为旱季,湖泊水位降低,水面面积减少^[20]。洞庭湖分为东洞庭湖、南洞庭湖、西洞庭湖三部分,是中国重要的湿地保护区,在旱季,洞庭湖水位降低,部分湖底裸露,成为候鸟栖息地^[21]。

2 数据与研究方法

2.1 数据来源

本研究选取的洞庭湖流域主要出入湖控制站(城陵矶站、湘潭站、桃江站、桃源站、石门站)的 2007—2020 年的日平均水温、1960—2020 年的日平均流量以及湖中水位站南咀站 2010—2018 年的日平均水温数据均来源于长江水利委员会。岳阳、湘潭、桃江、桃源以及石门气象站的 1960—2020 年日平均气温数据以及岳阳、石门气象站的 1960—2020 年的日平均风速、降水、日照时数和相对湿度数据均来源于中国气象科学数据科学中心(<http://data.cma.cn/>),而日平均太阳辐射数由日照时数数据通过逐日太阳辐射模拟计算方法计算得到^[22]。

2.2 研究方法

2.2.1 构建 LSTM 神经网络模型

LSTM 是一种特殊类型的循环神经网络(RNN)。RNN 具有内部循环的结构,每一个网络单元都可以将前一时间步的输出作为当前时间步的一部分输入,但 RNN 在进行时间序列分析时,常常出现梯度消失的问题。LSTM 通过引入门控单元来解决 RNN 存在的梯度消失问题。LSTM 的主要组成部分包括单元状态、遗忘门、输入门、输出门和隐藏状态,LSTM 的框架图见图 2。单元状态包含从前一个时间步长学习到的信息,遗忘门、输入门和输出门分别控制单元状态信息的遗忘程度、单元状态信息的更新程度以及单元状态信息添加到隐藏状态的水平,隐藏状态是网络的输出,也将作为下一个时间步长的输入的一部分^[23]。本研究在构建 LSTM 模型时,将洞庭湖流域主要出入湖控制站及湖中水位站的输入数据按照 8:2 的比例分为训练集和测试集。

2.2.2 统计分析方法

本研究运用普通最小二乘线性回归模型分析洞庭湖流域主要出入湖控制站(城陵矶、湘潭、桃江、桃源、石门水文站)以及南咀水位站的 1960—2020 年的水温变化趋势,用模型的斜率来估计温度变化率。运用累计距平法分析洞庭湖流域年平均水温的突变特征^[24]。利用连续小波变换分析洞庭湖流域水温变化的周期性特征^[25]。



图 1 洞庭湖区域概况图

Fig.1 Dongting Lake area overview map

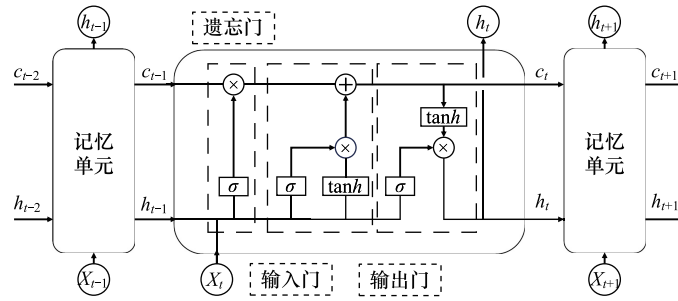


图2 用于预测水温的 LSTM 框架图

Fig.2 LSTM framework for predicting water temperature

LSTM:长短期记忆网络 Long Short-Term Memory; X_t : t 时刻模型的输入数据; h_t : t 时刻 LSTM 单元的输出; c_t : t 时刻细胞状态的值,用于记录和更新记忆信息; $\tanh$: 双曲正切函数,其作用是调节网络中的信息流; σ : Sigmoid 激活函数,用于将输出值压缩至 $[0, 1]$ 区间

2.2.3 模型性能评估指标

本研究采用平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE)、纳什效率系数 (NSE) 以及决定系数 (R^2) 四个指标用以评估模型性能。平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 的值越小,模型的预测结果与实际观测值之间的差异越小,而纳什效率系数 (NSE) 以及决定系数 (R^2) 的值越接近 1,模型的预测结果与实际观测值之间的拟合程度越好。它们的计算公式如下:

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |T_p(i) - T_o(i)| \quad (1)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_p(i) - T_o(i))^2} \quad (2)$$

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (T_p(i) - T_o(i))^2}{\sum_{i=1}^N (T_o(i) - T_{\text{AVO}})^2} \quad (3)$$

$$R^2 = \left[\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_o(i) - T_{\text{AVO}})(T_p(i) - T_{\text{AVP}})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_o(i) - T_{\text{AVO}})^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_p(i) - T_{\text{AVP}})^2}} \right]^2 \quad (4)$$

式中, N 是样本数量; $T_o(i)$ 是实测水温; $T_p(i)$ 是预测水温; T_{AVO} 是实测水温的平均值; T_{AVP} 是预测水温的平均值。

3 结果与讨论

3.1 水温模型性能评估

本研究基于 LSTM 模型,分别以气温 (T); 气温 (T)、年积日 (DOY); 气温 (T)、年积日 (DOY)、流量 (Q) 为输入变量,模拟了洞庭湖流域主要出入湖控制水文站 (城陵矶站、湘潭站、桃江站、桃源站、石门站) 的水温。以气温 (T); 气温 (T)、年积日 (DOY) 为输入变量,模拟了洞庭湖湖中水位站南咀站的水温。不同模型的水温模拟表现见表 1。对于城陵矶站、湘潭站、桃江站、桃源站以及石门站,三种模型的模拟准确率从高到低依次为 $\text{LSTM}_{(T, \text{DOY}, Q)}$ 、 $\text{LSTM}_{(T, \text{DOY})}$ 、 $\text{LSTM}_{(T)}$ 。 $\text{LSTM}_{(T, \text{DOY}, Q)}$ 模型在测试期的平均 MAE、RMSE、NSE、 R^2 分别为 0.953°C 、 1.229°C 、 0.966 、 0.985 。 $\text{LSTM}_{(T, \text{DOY}, Q)}$ 模型在测试期内的平均 MAE 和 RMSE 相对于 $\text{LSTM}_{(T, \text{DOY})}$ 分别降低了 4.49% 和 5.59%, $\text{LSTM}_{(T, \text{DOY})}$ 模型在测试期内的平均 MAE 和 RMSE 相对于 $\text{LSTM}_{(T)}$ 分别降低了 11.09% 和 11.08%。在 LSTM 模型输入变量中增加年积日 (DOY) 比增加流量 (Q) 令模型性能获得了更大的提升。在

南咀水位站, $LSTM_{(T,DOY)}$ 模型在测试阶段表现良好, $MAE = 1.110^{\circ}C$, $RMSE = 1.297^{\circ}C$, $NSE = 0.967$, $R^2 = 0.992$ 。潘惠敏等^[17]基于 Air2water 数据驱动模型,以气温为输入变量,模拟了洞庭湖城陵矶水文站和南咀水位站的长序列水温。在城陵矶水文站,模型在测试期的 RMSE 和 NSE 分别为 $1.13^{\circ}C$ 和 0.98,而在南咀水位站,模型的 RMSE 和 NSE 分别为 $1.46^{\circ}C$ 和 0.95。与 Air2water 模型相比, $LSTM$ 水温重构模型在洞庭湖流域的水温重构表现更为优越,在 $LSTM$ 模型输入变量中增加流量和年积日则有助于进一步提升模型的稳定性和模拟精度。

表 1 不同模型在训练和测试阶段的水温模拟表现

Table 1 The performance of different models in simulating water temperature during the training and testing phases

水文(水位)站 Hydrological (water level) station	模型 Model	训练集 Training phases				测试集 Testing phases			
		MAE	RMSE	NSE	R^2	MAE	RMSE	NSE	R^2
城陵矶	$LSTM_{(T)}$	0.787	1.016	0.983	0.993	0.726	0.897	0.987	0.995
	$LSTM_{(T,DOY)}$	0.697	0.918	0.986	0.993	0.665	0.823	0.989	0.995
	$LSTM_{(T,DOY,Q)}$	0.607	0.844	0.988	0.994	0.650	0.811	0.990	0.995
湘潭	$LSTM_{(T)}$	0.897	1.156	0.978	0.990	1.040	1.353	0.971	0.993
	$LSTM_{(T,DOY)}$	0.876	1.108	0.980	0.990	0.808	1.106	0.981	0.993
	$LSTM_{(T,DOY,Q)}$	0.814	1.016	0.983	0.992	0.756	0.993	0.985	0.994
桃江	$LSTM_{(T)}$	0.952	1.248	0.969	0.985	1.754	2.349	0.904	0.961
	$LSTM_{(T,DOY)}$	0.931	1.213	0.970	0.985	1.756	2.285	0.909	0.962
	$LSTM_{(T,DOY,Q)}$	0.864	1.122	0.975	0.987	1.711	2.204	0.915	0.965
桃源	$LSTM_{(T)}$	0.928	1.202	0.970	0.987	1.167	1.526	0.954	0.984
	$LSTM_{(T,DOY)}$	0.883	1.119	0.974	0.987	0.920	1.252	0.969	0.986
	$LSTM_{(T,DOY,Q)}$	0.858	1.087	0.976	0.988	0.876	1.193	0.972	0.987
石门	$LSTM_{(T)}$	0.791	1.019	0.965	0.984	0.922	1.195	0.950	0.979
	$LSTM_{(T,DOY)}$	0.760	0.982	0.968	0.984	0.838	1.043	0.962	0.981
	$LSTM_{(T,DOY,Q)}$	0.667	0.850	0.976	0.989	0.770	0.944	0.969	0.985
南咀	$LSTM_{(T)}$	0.919	1.188	0.970	0.985	1.186	1.376	0.962	0.992
	$LSTM_{(T,DOY)}$	0.859	1.138	0.972	0.986	1.110	1.297	0.967	0.992

T:气温 Temperature; DOY:年积日 Day of year; Q:流量 Flow; MAE:平均绝对误差 Mean Absolute Error; RMSE:均方根误差 Root Mean Squared Error; NSE:纳什效率系数 Nash-Sutcliffe Efficiency; R^2 :决定系数 Coefficient of Determination

洞庭湖流域主要出入湖控制水文站及南咀水位站的训练期和测试期的实测水温和模拟水温的对比图见图 3。总体来说, $LSTM$ 水温重构模型的模拟值与实测值的拟合情况良好,模型可以用以重构洞庭湖流域 1960—2020 年的日尺度水温。

3.2 洞庭湖流域水温变化特征

3.2.1 洞庭湖流域水温年内变化特征

洞庭湖流域主要出入湖控制水文站及南咀水位站的 1960—2020 年月平均水温的年内变化特征如图 4 所示。城陵矶、湘潭、桃江、桃源、石门水文站以及南咀水位站的水温在年内均呈现先增加后减少的趋势,六个水文(水位)站的月平均最高水温均出现在 8 月份,城陵矶水文站及南咀水位站的月平均最低水温出现在 1 月,而其余四个水文站的月平均最低水温出现在 2 月。城陵矶水文站和南咀水位站月平均水温的升温期为 1—8 月,降温期为 9—12 月。而湘潭、桃江、桃源以及石门站的月平均水温的升温期为 2 月至 8 月,降温期为 9 月至翌年 1 月。Peng 等^[26]关于滇池湖泊表层水温变化的研究中,发现了相似的水温年内变化规律,滇池月平均水温在 8 月份最高,在 1 月份最低,湖泊月平均水温的升温期为 1—8 月。陈争等^[27]关于太湖水温多尺度时

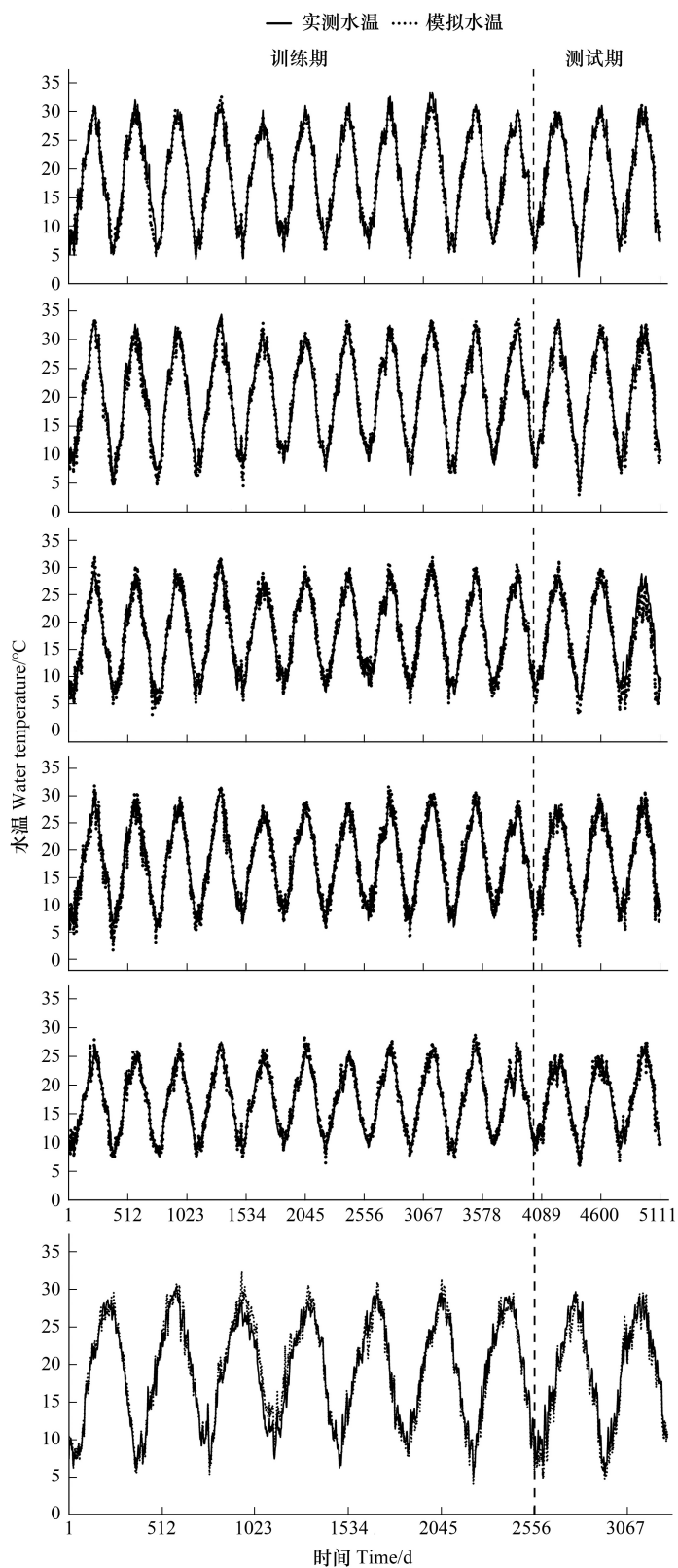


图 3 洞庭湖流域主要出入湖控制站及南咀水位站训练期和测试期的实测水温和模拟水温和的对比图

Fig.3 Comparison of the measured water temperature and simulated water temperature in the training period and the test period of the main access lake control station and Nanzui station in Dongting Lake Basin

空变化的研究中,发现太湖水温呈先上升后下降的年内变化趋势,太湖月平均最高水温出现在 7—8 月;在六个水文(水位)站中,年内月平均水温最大温差为 21.8°C ,出现在湘潭站,年内月平均水温最小温差为 15.1°C ,出现在石门站。

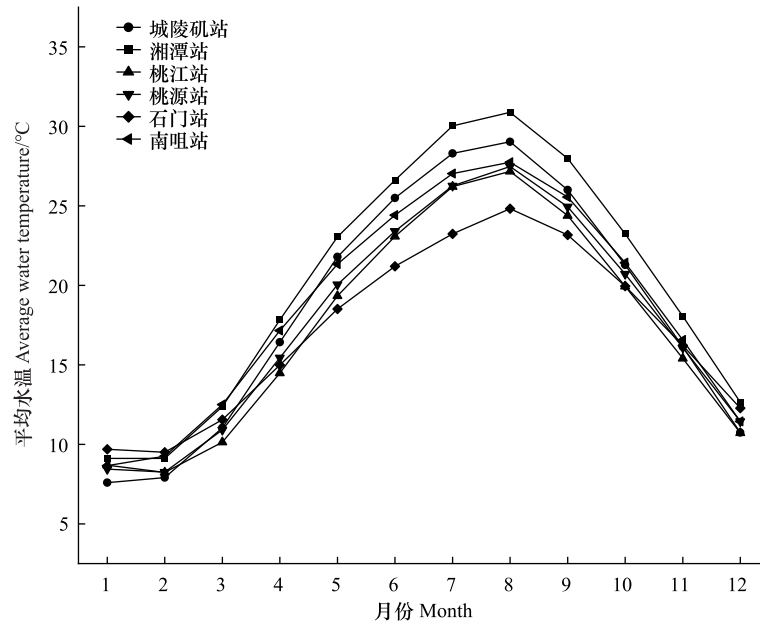


图 4 洞庭湖流域 1960—2020 年月平均水温的年内变化

Fig.4 Annual changes in monthly average water temperature in the Dongting Lake Basin from 1960 to 2020

3.2.2 洞庭湖流域水温年际变化特征

洞庭湖流域 1960—2020 年平均水温的年际变化特征如图 5 所示。在水温的年际变化方面,洞庭湖流域六个水文(水位)站的水温均呈现波动上升趋势,平均增温速率为 $0.15^{\circ}\text{C}/10\text{a}$,但水温变暖速率存在时空异质性。城陵矶水文站水温升温速率最快为 $0.23^{\circ}\text{C}/10\text{a}$,湘潭水文站水温变暖速率最慢为 $0.06^{\circ}\text{C}/10\text{a}$,而桃江、桃

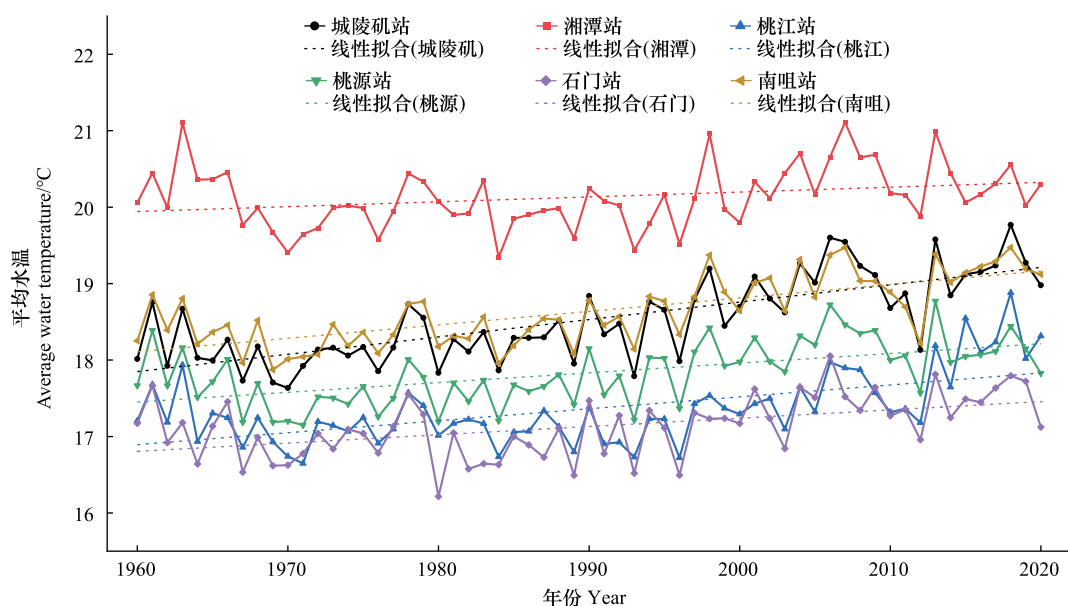


图 5 洞庭湖流域 1960—2020 年平均水温的年际变化

Fig.5 Interannual variation of average water temperature in the Dongting Lake Basin from 1960 to 2020

源、石门水文站以及南咀水位站的水温增温速率分别为 $0.16^{\circ}\text{C}/10\text{a}$ 、 $0.13^{\circ}\text{C}/10\text{a}$ 、 $0.11^{\circ}\text{C}/10\text{a}$ 以及 $0.18^{\circ}\text{C}/10\text{a}$ 。湘江、资水、沅江、澧水四条支流的水温变暖速率小于洞庭湖湖区。随着气候变暖,全球大多数湖泊的水温呈现波动上升趋势。Yang 等^[28]研究了云贵高原 11 个湖泊地表水温度的时空变化,发现 11 个湖泊的年平均水温均呈现增加趋势。Lieberherr 等^[29]研究了 26 个欧洲湖泊的水温变化特征,发现湖泊水温均有明显的上升趋势,增温速率为 $0.17\text{—}0.76^{\circ}\text{C}/10\text{a}$,且从欧洲西南部到东北部增温趋势逐渐增强。

本研究利用累计距平法分析洞庭湖流域 1960—2020 年的水温突变特征,洞庭湖流域六个水文(水位)站年平均水温的累计距平曲线见图 6。六个水文(水位)站的年平均水温累计距平曲线均呈现先下降后上升的趋势,其中,城陵矶、桃江、桃源、石门水文站以及南咀水位站的累计距平曲线在 1960—1996 年间呈现下降趋势,在 1997—2020 年间呈现上升趋势,五个站年平均水温的突变年份均为 1996 年,湘潭水文站的累计距平曲线在 1960—1997 年间呈现下降趋势,在 1998—2020 年间呈现上升趋势,湘潭水文站年平均水温突变年份为 1997 年。洞庭湖流域六个水文(水位)站的年平均水温均在 1996 年前后发生突变,具有相似的突变特征。

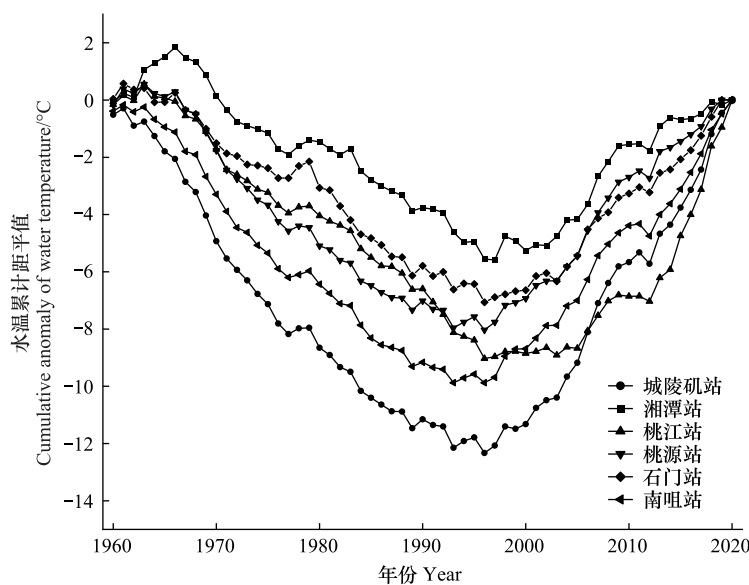


图 6 洞庭湖流域 1960—2020 年年平均水温累计距平曲线

Fig.6 The cumulative anomaly curve of annual average water temperature in Dongting Lake Basin from 1960 to 2020

为了进一步探究洞庭湖流域年平均水温突变的原因,本研究分析了洞庭湖流域 1960—2020 年的气温和流量的突变特征。洞庭湖流域主要出入湖控制站的年平均气温和流量的累计距平曲线见图 7。岳阳、桃源和石门气象站的年平均气温在 1996 年发生突变,而湘潭和桃江气象站的年平均气温则在 1997 年发生突变。洞庭湖流域气温突变的特征与水温突变特征高度一致,而年平均流量的突变特征与水温突变特征存在显著差异。因此,洞庭湖流域年平均气温的突变是水温突变的重要原因之一。潘惠敏等^[17]关于洞庭湖水温演变特征的研究中,发现城陵矶水文站、南咀水位站的水温和岳阳气象站的气温均在 1996 年发生突变,洞庭湖区域水温和气温的突变特征较为一致。

3.2.3 洞庭湖流域水温的季节变化特征

洞庭湖流域 1960—2020 年湖泊水温的季节变化特征如图 8 所示。六个水文(水位)站水温在春季均呈升温趋势,且升温速率高于年内其它季节,平均升温速率为 $0.29^{\circ}\text{C}/10\text{a}$ 。在夏季,除湘潭水文站外,其余五站水温均呈现增温趋势,但升温速率较为平缓,平均升温速率为 $0.04^{\circ}\text{C}/10\text{a}$ 。在秋季和冬季,六个水文(水位)站的水温均呈现升温趋势,且秋季和冬季的平均升温速率相近,分别为 $0.13^{\circ}\text{C}/10\text{a}$ 和 $0.14^{\circ}\text{C}/10\text{a}$ 。不同站点的水温变化速率差异明显。城陵矶站的水温升温速度较快,在春、夏、秋、冬四季的增温速率均高于其余五站。湘潭水文站除春季外,其余三个季节的水温增温速率均低于其余五站。Piccolroaz 等^[30]关于波兰湖泊水温变

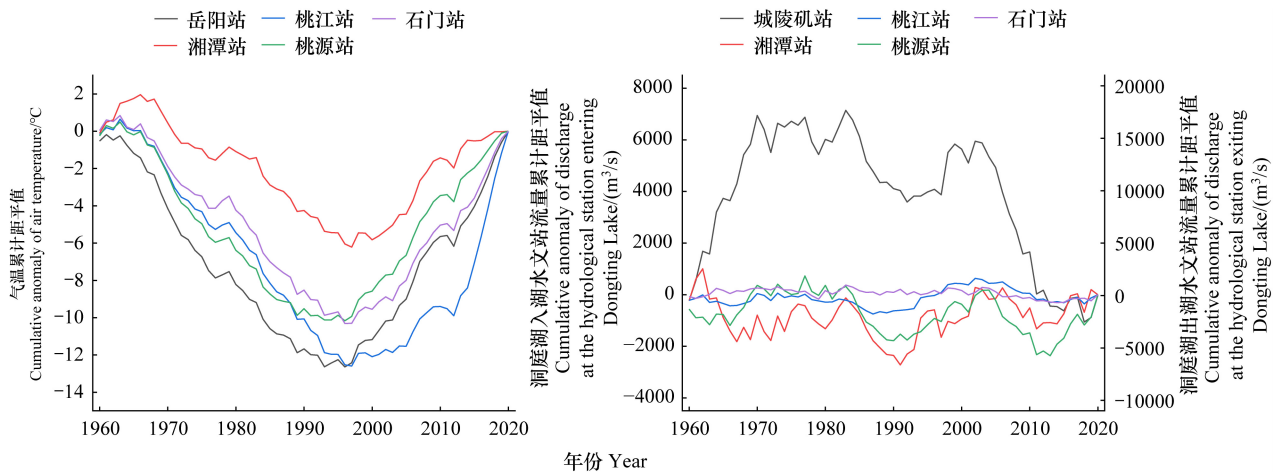


图 7 洞庭湖流域 1960—2020 年平均气温和年平均流量累计距平曲线

Fig.7 The cumulative anomaly curve of annual average air temperature and discharge in Dongting Lake Basin from 1960 to 2020

化的研究同样发现了春季是湖泊水温上升最快的季节。Michel 等^[31]对瑞士 52 条河流水温的季节性变化特征进行了研究,发现四个季节的水温均显著上升。

3.3 洞庭湖流域水温的周期性变化

洞庭湖流域年平均水温序列的小波分析结果如图 9 所示。由水温小波系数的实部等值线图可知,六个水文(水位)站的年平均水温变化均存在明显的周期性特征。城陵矶水文站的水温变化具有两个较为明显的主周期,分别为 23 年和 30 年,湘潭水文站水温变化的主周期为 36 年,而桃江水文站、桃源水文站、石门水文站水温变化的主周期分别为 30 年、36 年、23 年,南咀水位站水温变化的主周期为 30 年。对比各个站的水温变化的周期性特征,城陵矶和石门水文站水温变化均存在 23 年的主周期,而城陵矶、桃江水文站以及南咀水位站水温均存在 30 年时间尺度的主周期变化,湘潭和桃源水文站水温均存在 36 年时间尺度的主周期变化。洞庭湖流域主要出入湖控制站及南咀水位站 1960—2020 年的年平均水温变化具有较为明显的周期性规律。

3.4 洞庭湖流域水温相关性特征

洞庭湖流域水温与气温、流量的相关关系分析结果如图 10 所示。洞庭湖湖区及其主要支流的水温和气温、流量的相关性特征不同,同区域的水温和气温、流量在不同时间尺度的相关性特征亦不相同。在城陵矶水文站,年平均水温与年平均气温之间呈现明显的正相关关系,水温随着气温的升高而上升,而年平均水温与年平均流量则呈现较为明显的负相关。湘潭、桃江、桃源以及石门水文站年平均水温与气温呈现正相关关系,其中桃江站以及石门站的年平均水温和年平均气温的相关性较强,而四站的年平均水温与年平均流量的相关关系不明显。在季节尺度,洞庭湖湖区及其主要支流的水温与气温在四个季节均呈正相关关系,其中春季平均水温和气温的相关性最强,五个水文站的水气温相关系数均大于 0.7。洞庭湖湖区及其主要支流的水温与流量的相关性整体较低,但在夏季,水温和流量的负相关关系明显,可能原因为洞庭湖流域的降水多集中于夏季,降水增加导致洞庭湖出入湖流量增加并伴随着湖泊水温降低。白倩倩等^[16]探究了洞庭湖表层水温与气象因子的关系,发现城陵矶水文站表层水温与同期气温呈现较强的相关性。

3.5 不同气象数据集对模型模拟水温性能影响

3.5.1 气象因子作为补充输入对模型性能影响

湖泊水温不仅与气温、流量有关,同时也受其它气象因素的影响,如风速、降水、太阳辐射以及相对湿度^[32]。本研究以 $LSTM_{(T,DOY,Q)}$ 作为基准模型,以城陵矶水文站和石门水文站为例,探究不同气象因子作为补充输入对模型模拟水温性能的影响。以不同气象因子作为补充输入的 LSTM 模型性能表现见表 2。对于城陵矶水文站, $LSTM_{(T,DOY,Q,WS)}$ 模型的水温模拟表现最好,相较于 $LSTM_{(T,DOY,Q)}$ 基准模型,增加了风速作为输入变

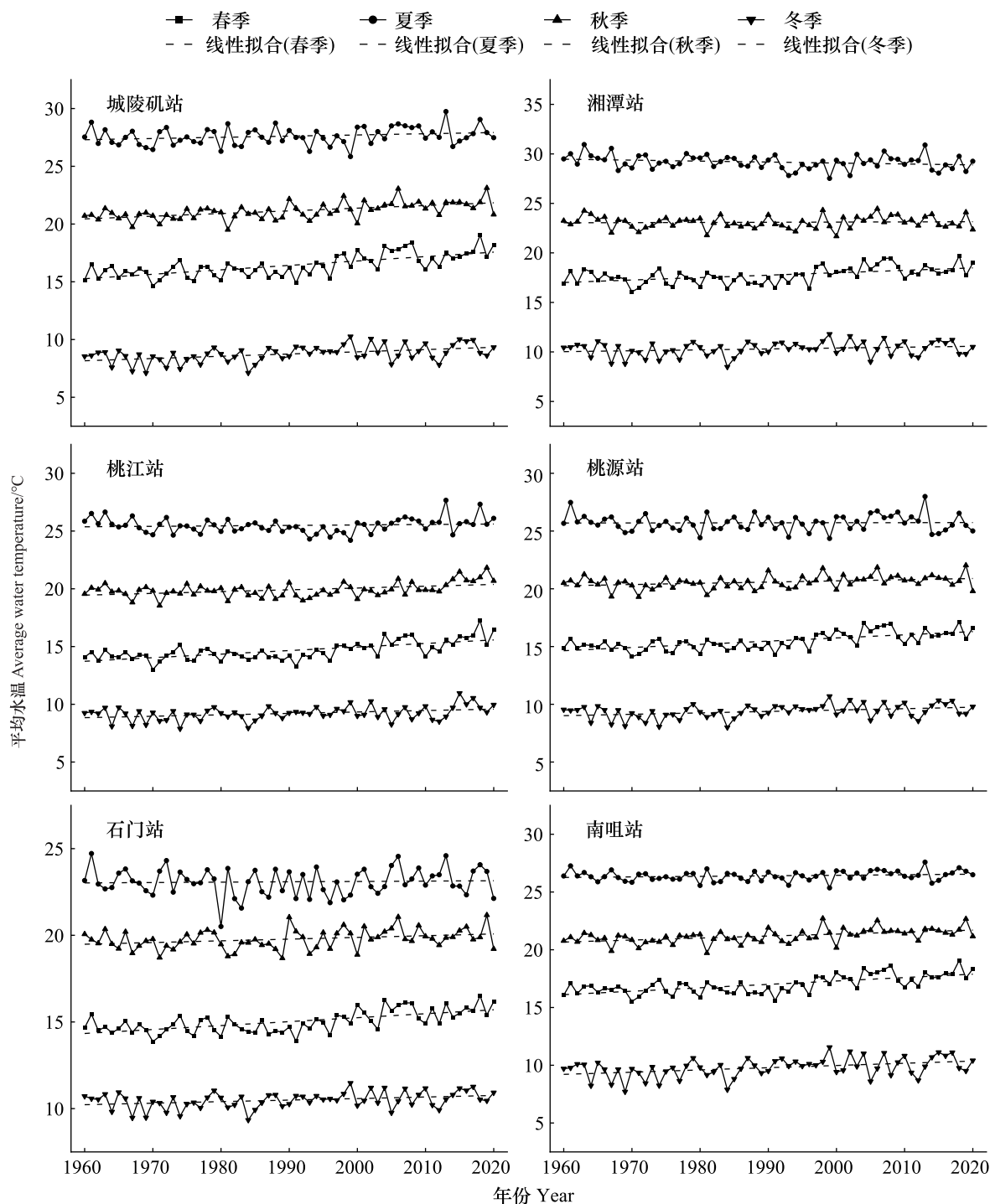


图 8 洞庭湖流域 1960—2020 年水温的季节变化

Fig.8 Seasonal changes in water temperature in the Dongting Lake Basin from 1960 to 2020

量的 LSTM 模型在训练期和测试期的模拟水温性能均有提升, $LSTM_{(T, DOY, Q, WS)}$ 模型在测试期间的平均 MAE 和 RMSE 值比基准模型分别降低了 6.77% 和 6.78%。而增加降水、太阳辐射以及相对湿度作为模型输入对于模型模拟水温性能提升不明显。对于石门水文站, 增加太阳辐射作为模型输入变量对于模型性能提升较为明显, 相较于基准模型, $LSTM_{(T, DOY, Q, SSR)}$ 模型在测试期的平均 MAE 和 RMSE 值分别降低了 7.79% 和 5.93%, 而增加风速、降水以及相对湿度对于模型模拟水温性能提升不明显。不同气象因子作为补充输入对模型性能的改变

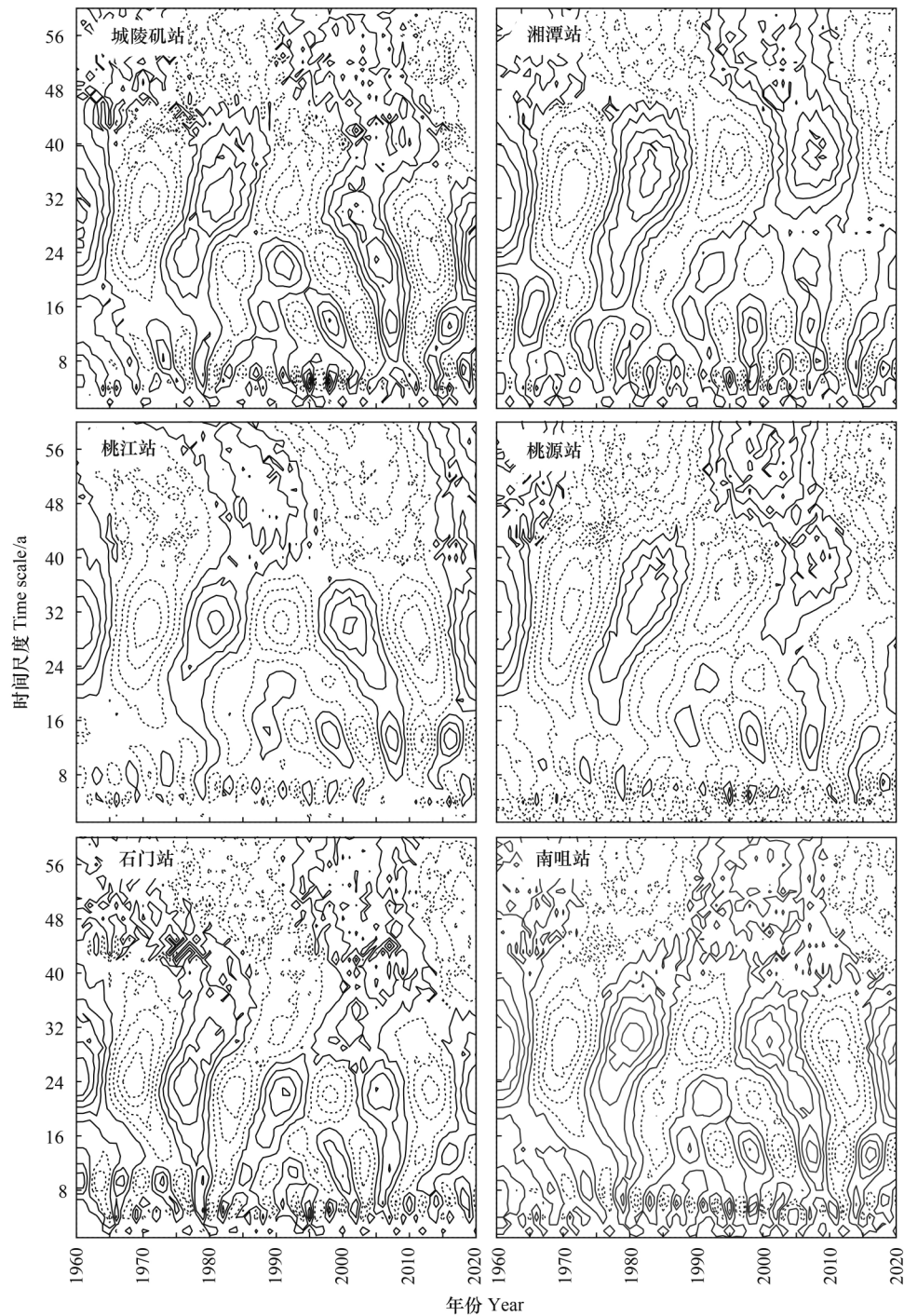


图 9 水温小波系数实部等值线图

Fig.9 Contour map of the real part of the wavelet coefficient of water temperature

进效果存在差异,同一气象因子在不同区域的影响也有所不同。这可能是因为湖泊水温对气候变化的响应在不同区域表现出不同的特征。Peng 等^[33]对中国六个主要湖泊表面水温变化进行了归因分析,不同湖泊水温变化的主要驱动因素不同,其中洞庭湖水温变化的主要驱动因子为气温和风速。Yang 等^[34]研究了云贵高原 11 个湖泊表面水温变化的驱动机制,结果表明气温变化对水温变化的贡献最大,其次是太阳辐射。Schmid 等^[35]的研究表明,气温和太阳辐射的增加是中欧湖泊春季和夏季水温增加的主要原因,其中太阳辐射对水温变化的贡献率达 40%。

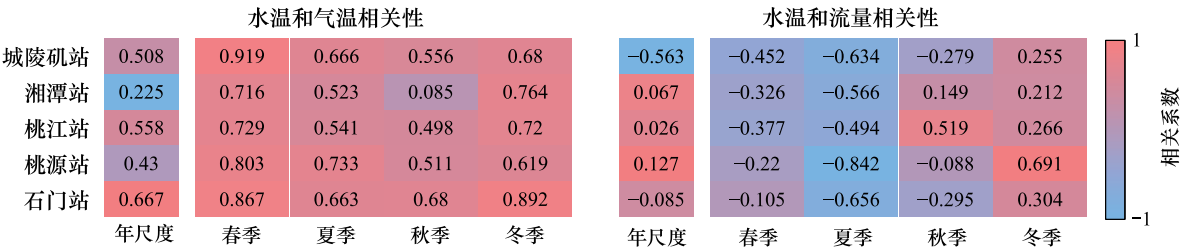


图 10 洞庭湖流域水温与气温、流量的相关性分析

Fig.10 Correlation analysis of water temperature with air temperature and discharge in the Dongting Lake Basin

表 2 不同气象因子作为补充输入的 LSTM 模型性能表现

Table 2 The performance of LSTM model with different meteorological factors as supplementary input		训练集 Training phases				测试集 Testing phases			
水文站点 Hydrological station	模型 Model	MAE	RMSE	NSE	R ²	MAE	RMSE	NSE	R ²
城陵矶	LSTM _(T,DOY,Q)	0.607	0.844	0.988	0.994	0.650	0.811	0.990	0.995
	LSTM _(T,DOY,Q,WS)	0.597	0.801	0.989	0.995	0.606	0.756	0.991	0.996
	LSTM _(T,DOY,Q,TP)	0.620	0.843	0.988	0.994	0.665	0.837	0.989	0.995
	LSTM _(T,DOY,Q,SSR)	0.683	0.923	0.986	0.994	0.646	0.811	0.990	0.995
	LSTM _(T,DOY,Q,RH)	0.633	0.852	0.988	0.994	0.729	0.889	0.987	0.995
石门	LSTM _(T,DOY,Q)	0.667	0.850	0.976	0.989	0.770	0.944	0.969	0.985
	LSTM _(T,DOY,Q,WS)	0.635	0.811	0.978	0.990	0.903	1.098	0.958	0.984
	LSTM _(T,DOY,Q,TP)	0.693	0.888	0.974	0.988	0.778	0.949	0.969	0.985
	LSTM _(T,DOY,Q,SSR)	0.603	0.779	0.980	0.990	0.710	0.888	0.973	0.988
	LSTM _(T,DOY,Q,RH)	0.665	0.850	0.976	0.990	0.782	0.940	0.969	0.986

WS: 风速 Wind speed; TP: 降水 Total precipitation; SSR: 太阳辐射 Surface solar radiation; RH: 相对湿度 Relative humidity

3.5.2 滞后信息作为补充输入对模型性能的影响

气候变化是湖泊水温变化的主要原因之一,水温对气温变化的响应具有滞后性^[36–37]。本研究以未考虑滞后信息的 LSTM_(T,DOY,Q) 作为基准模型,以滞后时间为 1—15 天的气温作为模型的补充输入变量,探究滞后信息作为补充输入对模型性能的影响。图 11 和图 12 显示了以滞后信息作为补充输入的 LSTM 模型在城陵矶站、石门站、桃源站、湘潭站以及桃江站的水温模拟表现。在城陵矶水文站,增加滞后信息作为输入变量对于 LSTM 模型模拟水温性能提升不明显,而在石门、桃源、湘潭以及桃江站,增加滞后信息作为输入变量, LSTM 模型的模拟水温性能均有不同程度的提高。对于石门水文站,增加滞后时间为 12d 的气温作为模型补充输入变量对模型的模拟水温性能提升效果明显,测试期平均 RMSE 相较于未考虑滞后信息的基准模型降低了 4.66%,且测试期的平均 NSE、R²相较于基准模型均有提升。在桃源、湘潭、桃江水文站,气温的滞后时间分别为 13d、9d 以及 15d 时,增加滞后信息作为模型补充输入对模型性能提升较为显著,测试期平均 RMSE 相较于基准模型分别降低了 3.69%、8.76%、1.95%,且测试期的平均 NSE、R²相较于未考虑滞后信息的基准模型均有不同程度的提高。增加滞后信息作为模型补充输入对模型在不同区域的水温模拟性能影响具有差异性。Feigl 等^[38]将滞后时间为 4d 的输入变量作为附加特征,用以提升机器学习模型性能。

4 结论

本研究基于 LSTM 模型重构了洞庭湖流域 1960—2020 年日尺度水温,分析了洞庭湖 1960—2020 年的湖泊水温的变化特征,探究了不同气象数据集对模型模拟水温性能的影响,并分析其原因,为湖泊生态环境的针对性改善和治理提供理论支持。主要结论如下:

- (1) 基于 LSTM 神经网络构建的水温重构模型模拟水温性能良好,在输入变量中增加年积日 (DOY) 比增

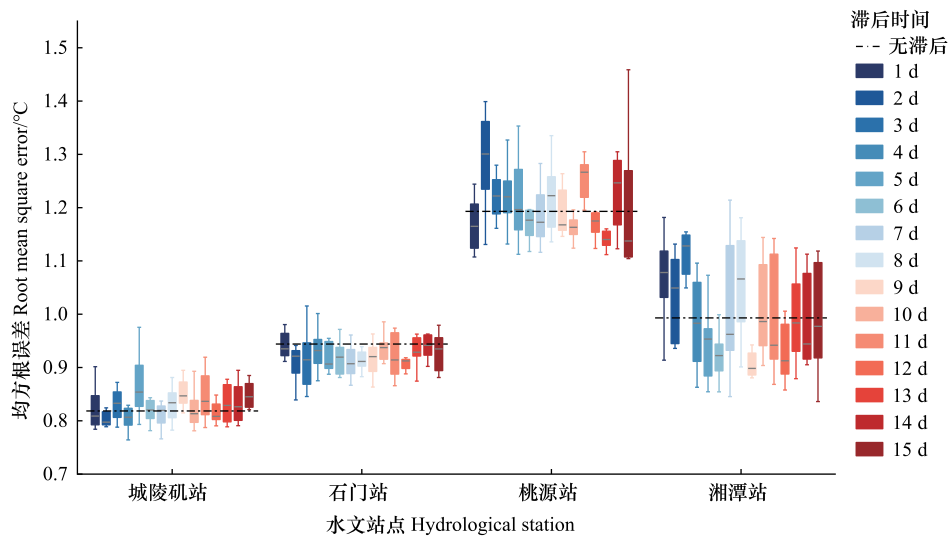


图 11 以滞后信息作为补充输入的水温重构模型在城陵矶站、石门站、桃源站、湘潭站的模拟表现

Fig.11 The performance of the water temperature reconstruction model with lag information as supplementary input at Chenglingji, Shimen, Taoyuan and Xiangtan stations

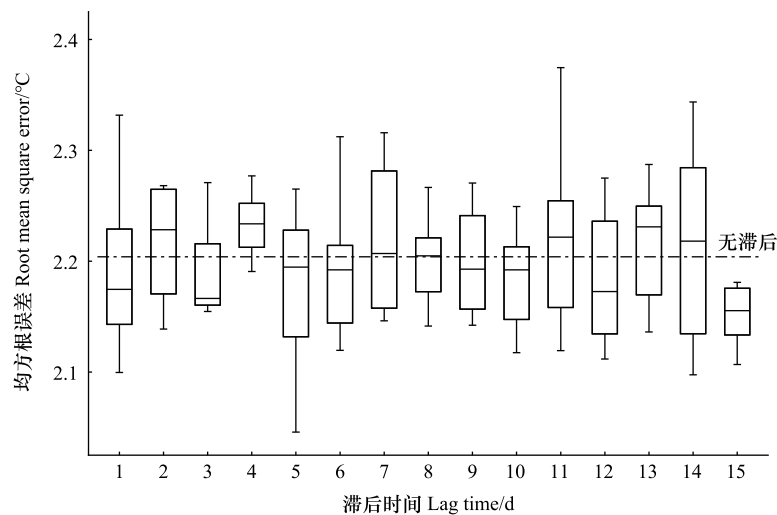


图 12 以滞后信息作为补充输入的水温重构模型在桃江站的模拟表现

Fig.12 The performance of the water temperature reconstruction model with lagged information as supplementary input at Taojiang Station

加流量(Q)对模型性能提升更明显。

(2) 近 60 年来,洞庭湖湖区与湘江、资水、沅江、澧水四条支流的水温均呈现升温趋势,但水温变暖速率存在差异,洞庭湖湖区升温更快。

(3) 洞庭湖湖区与湘江、资水、沅江、澧水四条支流的水温均在 1996 年前后发生突变,气温突变是水温突变的重要原因,且洞庭湖流域水温变化具有较为明显的周期性特征。

(4) 气象因子和滞后信息作为 $LSTM_{(T, DOY, Q)}$ 模型的补充输入,有助于提升模型性能,但其影响存在区域差异性。这可能是由于不同区域水温变化的驱动机制以及水气温响应关系存在差异。

基于 $LSTM$ 的水温重构模型能够有效解决水温时序数据稀缺的问题。本研究评估了气温等水文气象要素在湖泊水温重构时的性能表现,但湖泊属性因素以及人类活动在湖泊热交换过程中的重要作用尚未考

虑^[8]。未来的研究可进一步探索将湖泊属性和人类活动因素纳入水温重构模型。基于 LSTM 的水温重构数据的空间分辨率存在一定的局限性,利用卫星遥感数据反演湖泊水温,可以获取湖泊表面温度的空间分布,这为高时空分辨率水温数据的获取提供了可能。将卫星遥感数据和水温建模技术相结合,可为未来湖泊水温模拟和预测提供新视角^[39]。

参考文献 (References):

- [1] Sala O E, Chapin F S 3rd, Armesto J J, Berlow E, Bloomfield J, Dirzo R, Huber-Sanwald E, Huenneke L F, Jackson R B, Kinzig A, Leemans R, Lodge D M, Mooney H A, Oesterheld M, Poff N L, Sykes M T, Walker B H, Walker M, Wall D H. Global biodiversity scenarios for the year 2100. *Science*, 2000, 287(5459): 1770-1774.
- [2] Marzadri A, Tonina D, Bellin A. Quantifying the importance of daily stream water temperature fluctuations on the hyporheic thermal regime: Implication for dissolved oxygen dynamics. *Journal of Hydrology*, 2013, 507: 241-248.
- [3] Zhao J Y, Li H, Cai X B, Chen F, Wang L C, Yu D Q, Li C A. Long-term (2002—2017) impacts of Danjiangkou dam on thermal regimes of downstream Han River (China) using Landsat thermal infrared imagery. *Journal of Hydrology*, 2020, 589: 125135.
- [4] O'Reilly C M, Sharma S, Gray D K, Hampton S E, Read J S, Rowley R J, Schneider P, Lenters J D, McIntyre P B, Kraemer B M, Weyhenmeyer G A, Straile D, Dong B, Adrian R, Allan M G, Anneville O, Arvola L, Austin J, Bailey J L, Baron J S, Brookes J D, de Eyto E, Dokulil M T, Hamilton D P, Havens K, Hetherington A L, Higgins S N, Hook S, Izmeš'eva L R, Joehnk K D, Kangur K, Kasprzak P, Kumagai M, Kuusisto E, Leshkevich G, Livingstone D M, MacIntyre S, May L, Melack J M, Mueller-Navarra D C, Naumenko M, Noges P, Noges T, North R P, Plisnier P D, Rigosi A, Rimmer A, Rogora M, Rudstam L G, Rusak J A, Salmaso N, Samal N R, Schindler D E, Schladow S G, Schmid M, Schmidt S R, Silow E, Soylu M E, Teubner K, Verburg P, Voutilainen A, Watkinson A, Williamson C E, Zhang G Q. Rapid and highly variable warming of lake surface waters around the globe. *Geophysical Research Letters*, 2015, 42(24): 10773-10781.
- [5] Ho J C, Michalak A M, Pahlevan N. Widespread global increase in intense lake phytoplankton blooms since the 1980s. *Nature*, 2019, 574(7780): 667-670.
- [6] Caissie D. The thermal regime of rivers: a review. *Freshwater Biology*, 2006, 51(8): 1389-1406.
- [7] 石希, 孙健, 史立地. 基于 Landsat 卫星遥感资料的河流水温反演研究. *水力发电学报*, 2021, 40(2): 121-130.
- [8] Jia T F, Yang K, Peng Z Q, Tang L F, Duan H M, Luo Y. Review on the change trend, attribution analysis, retrieval, simulation, and prediction of lake surface water temperature. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15: 6324-6355.
- [9] Zhu S L, Piotrowski A P. River/stream water temperature forecasting using artificial intelligence models: a systematic review. *Acta Geophysica*, 2020, 68(5): 1433-1442.
- [10] Piccolroaz S, Calamita E, Majone B, Gallice A, Siviglia A, Toffolon M. Prediction of river water temperature: a comparison between a new family of hybrid models and statistical approaches. *Hydrological Processes*, 2016, 30(21): 3901-3917.
- [11] 崔震, 郭生练, 汪芸, 张俊, 王俊, 胡挺, 李帅. 三峡入库洪水概率预报的深度神经网络模型. *水力发电学报*, 2023, 42(4): 1-10.
- [12] Stajkowski S, Kumar D, Samui P, Bonakdari H, Gharabaghi B. Genetic-algorithm-optimized sequential model for water temperature prediction. *Sustainability*, 2020, 12(13): 5374.
- [13] Zhu S L, Nyarko E K, Hadzima-Nyarko M, Heddam S, Wu S Q. Assessing the performance of a suite of machine learning models for daily river water temperature prediction. *PeerJ*, 2019, 7: e7065.
- [14] Qiu R J, Wang Y K, Rhoads B, Wang D, Qiu W J, Tao Y W, Wu J C. River water temperature forecasting using a deep learning method. *Journal of Hydrology*, 2021, 595: 126016.
- [15] 黄群, 孙占东, 赖锡军, 姜加虎. 1950s 以来洞庭湖调蓄特征及变化. *湖泊科学*, 2016, 28(3): 676-681.
- [16] 白倩倩, 梁恩航, 王婷, 王佳文. 洞庭湖表层水温变化特征及其对气候变化的响应. *北京大学学报: 自然科学版*, 2022, 58(2): 345-353.
- [17] 潘惠敏, 蔡华阳, 王博芝, 张萍, 姚宇. 1973—2020 年洞庭湖水温演变特征. *湖泊科学*, 2023, 35(1): 326-337.
- [18] Huang F, Qian B, Ochoa C G. Long-term river water temperature reconstruction and investigation: a case study of the Dongting Lake Basin, China. *Journal of Hydrology*, 2023, 616: 128857.
- [19] 邹吉湖, 黄予宁, 黄峰, 申幸志, 钱湛, 姜恒, 韩帅. 东洞庭湖水水位模拟及水情变化归因. *水力发电学报*, 2023, 42(8): 42-50.
- [20] Yang L, Wang L C, Yu D Q, Yao R, Li C A, He Q H, Wang S Q, Wang L Z. Four decades of wetland changes in Dongting Lake using Landsat observations during 1978—2018. *Journal of Hydrology*, 2020, 587: 124954.
- [21] Yuan Y J, Zeng G M, Liang J, Huang L, Hua S S, Li F, Zhu Y, Wu H P, Liu J Y, He X X, He Y. Variation of water level in Dongting Lake over a 50-year period: implications for the impacts of anthropogenic and climatic factors. *Journal of Hydrology*, 2015, 525: 450-456.
- [22] 童成立, 张文菊, 汤阳, 王洪庆. 逐日太阳辐射的模拟计算. *中国农业气象*, 2005, 26(3): 165.

- [23] Xiao C J, Chen N C, Hu C L, Wang K, Gong J Y, Chen Z Q. Short and mid-term sea surface temperature prediction using time-series satellite data and LSTM-AdaBoost combination approach. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 233: 111358.
- [24] 孙月, 刘思海, 邢坤, 谢蕾, 郑灵巧, 刘源. 近 60 年开都河源区径流演变及驱动因素定量分析. *水生态学杂志*, 2023, 44(6): 10-18.
- [25] 郭文献, 夏自强, 王鸿翔, 张运鑫. 近 50 年来长江宜昌站水温变化的多尺度分析. *水利学报*, 2008, 39(11): 1197-1203.
- [26] Peng Z Q, Yang J Y, Luo Y, Yang K, Shang C X. Impact of climate warming on the surface water temperature of plateau lake. *Acta Geophysica*, 2021, 69(3): 895-907.
- [27] 陈争, 王秀珍, 吕恒, 鹿天逸, 万梓文, 王伟. 太湖实测水温多时间尺度变化特征及影响因素. *科学技术与工程*, 2021, 21(12): 4793-4800.
- [28] Yang K, Yu Z Y, Luo Y, Zhou X L, Shang C X. Spatial-temporal variation of lake surface water temperature and its driving factors in Yunnan-Guizhou plateau. *Water Resources Research*, 2019, 55(6): 4688-4703.
- [29] Lieberherr G, Wunderle S. Lake surface water temperature derived from 35 years of AVHRR sensor data for European lakes. *Remote Sensing*, 2018, 10(7): 990.
- [30] Piccolroaz S, Zhu S L, Ptak M, Sojka M, Du X Z. Warming of lowland Polish lakes under future climate change scenarios and consequences for ice cover and mixing dynamics. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 2021, 34: 100780.
- [31] Michel A, Brauchli T, Lehning M, Schaepli B, Huwald H. Stream temperature and discharge evolution in Switzerland over the last 50 years; annual and seasonal behaviour. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2020, 24(1): 115-142.
- [32] Cole J C, Maloney K O, Schmid M, McKenna J E. Developing and testing temperature models for regulated systems: a case study on the Upper Delaware River. *Journal of Hydrology*, 2014, 519: 588-598.
- [33] Peng Z Q, Yang K, Shang C X, Duan H M, Tang L F, Zhang Y, Cao Y F, Luo Y. Attribution analysis of lake surface water temperature changing—taking China's six main lakes as example. *Ecological Indicators*, 2022, 145: 109651.
- [34] Yang K, Yu Z Y, Luo Y. Analysis on driving factors of lake surface water temperature for major lakes in Yunnan-Guizhou Plateau. *Water Research*, 2020, 184: 116018.
- [35] Schmid M, Köster O. Excess warming of a Central European lake driven by solar brightening. *Water Resources Research*, 2016, 52(10): 8103-8116.
- [36] Piccolroaz S, Zhu S, Ladwig R, Carrea L, Oliver S, Piotrowski A P, Ptak M, Shinohara R, Sojka M, Woolway R I, Zhu D Z. Lake water temperature modeling in an era of climate change: data sources, models, and future prospects. *Reviews of Geophysics*, 2024, 62(1): e2023RG000816.
- [37] Piccolroaz S, Healey N C, Lenters J D, Schladow S G, Hook S J, Sahoo G B, Toffolon M. On the predictability of lake surface temperature using air temperature in a changing climate: a case study for Lake Tahoe (U.S.A.). *Limnology and Oceanography*, 2018, 63(1): 243-261.
- [38] Feigl M, Lebedzinski K, Herrnegger M, Schulz K. Machine-learning methods for stream water temperature prediction. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2021, 25(5): 2951-2977.
- [39] Guo L N, Zheng H X, Wu Y H, Fan L X, Wen M X, Li J S, Zhang F F, Zhu L P, Zhang B. An integrated dataset of daily lake surface water temperature over the Tibetan Plateau. *Earth System Science Data*, 2022, 14(7): 3411-3422.