

## 基于机器学习的气候变化下大型水库水温结构预测\*

贺蔚<sup>1,2,3</sup>, 沈小杳<sup>1,2,3</sup>, 章雪彤<sup>1,2,3</sup>, 张汇明<sup>1,2,3,\*</sup>, 王龙飞<sup>3,4</sup>, 唐洪武<sup>1,5</sup>

(1: 河海大学水利部水循环与水动力系统重点实验室, 南京 210098)

(2: 河海大学水利水电学院, 南京 210098)

(3: 河海大学流域水循环与水安全全国重点实验室, 南京 210098)

(4: 河海大学环境学院, 南京 210098)

(5: 华南理工大学海洋科学与工程学院, 广州 511442)

**摘要:** 为克服纯数据驱动模型缺乏物理约束的局限性, 实现传统水库水温模型在未来气候非平稳情景下的快速预测, 本文提出一种融合物理机制与数据驱动的水库水温结构预测框架。基于三板溪水库 2007-2016 年实测资料, 结合一维水动力-水温 GLM 模型、RF-BILSTM 机器学习模型、全球气候模型 GCMs, 反演了三板溪水库历史水温结构, 预测了未来气候情境下 2023-2100 年水温结构演变情势。研究结果表明: (1) 基于一维水动力-水温 GLM 模型和实测数据, 生成物理约束下的训练数据集, 克服了纯数据驱动模型在缺乏物理机制时的伪关联问题, RF-BILSTM 水温预测框架的模拟精度  $R^2 > 0.9$ 。(2) 基于全球气候模型 GCMs, 表明三板溪水库未来气温呈现显著的上升趋势 ( $p < 0.01$ ), SSP5-8.5 情景下的气温升高幅度远大于 SSP2-4.5 情景, 而降水呈显著增加趋势。(3) 至 2100 年, 在 SSP2-4.5 和 SSP5-8.5 情境下, 三板溪水库平均水温预计分别上升 0.39 和 0.87°C, 且呈现明显的垂向差异性: 表层升温更显著, 预计分别上升 0.94 和 2.04°C, 年均表底温差分别上升 1.32 和 1.55°C, 最大垂向温差都发生在 8 月。年均水体稳定度  $Sr$  分别增加 643.41J/m<sup>2</sup>(+7.85%)和 1829.47J/m<sup>2</sup>(+22.31%), 水分层加剧, 可增加表层水华和营养盐层化富集的风险, 提前下游鱼类产卵时间。本文提出了物理机制和数据驱动深度融合新思路, 为水库水温管理提供了技术支撑。

**关键词:** 机器学习; 大型水库; 气候变化; 水温结构; RF-BILSTM 水温预测框架

## Predicting Thermal Structure in Large Reservoirs Under Climate Change Using Machine Learning

He Wei<sup>1,2,3</sup>, Shen Xiaoyi<sup>1,2,3</sup>, Zhang Xuotong<sup>1,2,3</sup>, Zhang Huiming<sup>1,2,3,\*</sup>, Wang Longfei<sup>3,4</sup>, Tang Hongwu<sup>1,5</sup>

(1: Key Laboratory of Water Cycle and Hydrodynamic Systems, Ministry of Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, P.R.China)

(2: School of Water Resources and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, P.R.China;

(3: State Key Laboratory of Water Cycle and Water Security in River Basin, Hohai University, Nanjing 210098, P.R.China;

(4: School of Environmental Science and Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, P.R.China;

(5: School of Ocean Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 511442, P.R.China)

\*2025-10-19 收稿; 2025-12-29 收修改稿。

国家重点研发计划(2024YFC3214600)和国家自然科学基金项目(52379061)联合资助

\*\*通讯作者; E-mail: [hmzhang@hhu.edu.cn](mailto:hmzhang@hhu.edu.cn)

---

**Abstract:** To address the limitations of data-driven models, which lack physical constraints, and to enable rapid prediction of reservoir thermal structure under future non-stationary climate scenarios, this study proposes a hybrid framework integrating physical mechanisms with data-driven modeling for predicting reservoir water temperature profiles. Using observed data from the Sanbanxi Reservoir (2007-2016), a one-dimensional hydrodynamic-water temperature model (GLM), a Random Forest-Bidirectional Long Short-Term Memory (RF-BILSTM) machine learning model, and Global Climate Models (GCMs), we reconstructed the historical thermal structure of the reservoir and projected its evolution under future climate scenarios from 2023 to 2100. The results indicate the following: (1) A physically constrained training dataset generated by combining the GLM model with measured data effectively mitigates spurious correlations inherent in purely data-driven approaches. The RF-BILSTM prediction framework achieved high simulation accuracy, with  $R^2 > 0.9$ . (2) Projections from GCMs show a significant increasing trend in future air temperature at the Sanbanxi Reservoir ( $p < 0.01$ ). The temperature increase under the SSP5-8.5 scenario is substantially greater than that under SSP2-4.5, while precipitation also exhibits a significant upward trend. (3) By 2100, the average water temperature in the reservoir is projected to rise by  $0.39^\circ\text{C}$  and  $0.87^\circ\text{C}$  under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios, respectively, showing pronounced vertical differentiation. Surface warming is more significant, with projected increases of  $0.94^\circ\text{C}$  and  $2.04^\circ\text{C}$ , respectively. The annual mean surface-bottom temperature difference is expected to increase by  $1.32^\circ\text{C}$  and  $1.55^\circ\text{C}$ , with the maximum vertical difference occurring in August. Annual water column stability (Schmidt stability,  $St$ ) is projected to increase by  $643.41 \text{ J/m}^2$  (+7.85%) and  $1829.47 \text{ J/m}^2$  (+22.31%), respectively, indicating intensified thermal stratification. This could elevate the risks of surface algal blooms and nutrient stratification enrichment, while also advancing the spawning timing of downstream fish. This study presents a novel approach that deeply integrates physical mechanisms with data-driven techniques, providing technical support for reservoir water temperature management.

**Keywords:** machine learning; large reservoirs; climate change; thermal structure; RF-BILSTM water temperature prediction model

水温是影响河流生态系统中物理、生物与化学过程的关键因子。水库水温的长期变化趋势反映了气候变化的特征，其短期波动则深受人类活动的影响<sup>[1]</sup>。IPCC《第六次气候变化评估报告》指出：近年来，全球大部分地区的气候变化过程以升温为主要特征<sup>[2]</sup>。此前研究表明，由于全球变暖，世界上大多数湖泊和水库的表层水温正以每十年  $0.3^\circ\text{C}$  的速度快速上升<sup>[3]</sup>，大型水库内的水体具有稳定的热分层特征，水库水体垂向水温的分布形式更加复杂。已有研究表明，未来由于气候变化和水库调节的综合影响，水库水温上升会导致一些环境问题，例如加剧水体富营养化、破坏鱼类繁殖等<sup>[4]</sup>。因此，从不同时空角度出发，探究气候变化和水库调度影响下大型水库热分层结构的演变特征，对应对气候变化的水库运行和调度具有重要参考意义。

目前关于水库水温的预测，主要采用基于物理过程的数值模拟模型和基于数据驱动模型。基于物理过程的模型立足于科学机理，通过求解流体动力学和热传输方程，能够清晰解释水温演变的内在规律，常用模型包括一维水动力-水温 GLM 模型<sup>[5]</sup>、二维 CE-QUAL-W2 模型<sup>[6]</sup>、三维 Delft3D<sup>[7]</sup>和 FLOW 3D 模型<sup>[8]</sup>等。它们已广泛应用于鱼类管理、藻类预测和气候变化影响。然而这类模型的可靠性依赖于精确的初始和边界条件，在未来气候情境下，极端天气事件的频率和强度可能超出历史观测范围，导致模型在模拟长期、非平稳气候变化时产生不合理输出。相比之下，数据驱动模型(如 RF、SVM、Light GBM、LSTM、BP、CNN 等)通过统计学习从数据中挖掘输入与输出间的复杂映射关系，具有高效、灵活的优势<sup>[9-11]</sup>。然而，纯数据驱动模型仅考虑输入、输出变量之间的统计学关系而忽略了水文过程中的物理机制，且在训练数据稀缺时，容易产生违背物理规律的伪关联预测，泛化能力与可靠性面临严峻挑战<sup>[12]</sup>。

为兼顾物理模型的机理性与数据驱动模型的高效性，物理机制与数据驱动相融合的混合建模框架已

成当前研究热点与必然趋势。邓超<sup>[13]</sup>等考虑概念性水文模型(GR4J)与 LSTM 模型耦合过程中的物理参数反馈,构建 PIML 模型模拟汉江流域径流;童超<sup>[14]</sup>等将残差神经网络(ResNet-18)与 Telemac2D 水动力模型耦合,实现洪水演进快速预测。这些探索表明,融合并非简单的模型堆砌,而是需要在数据和模型架构层面实现物理规律和数据算法的深度耦合。然而,由于监测设施不完善与数据共享机制缺失,长期水温数据匮乏,限制了数据驱动模型的训练与泛化能力;此外,水温变化具有时间尺度特征,表现出季节性波动和对气候变化的长期依赖性,要求模型具备捕捉时序依赖关系的能力。目前,尚未实现在模型架构与训练中嵌入物理约束,难以有效抑制伪关联与违背物理规律的预测。

在此背景下,本文提出基于物理机制与数据驱动相融合的水库水温结构预测框架,系统构建了涵盖数据构建、特征识别与时序建模的融合框架。基于三板溪水库 2007-2016 年实测资料,采用一维水动力-水温 GLM 模型,反演三板溪水库历史水温,结合实测数据生成物理约束下的多源混合数据集,为长期数据缺乏的问题提供解决新思路;采用随机森林(RF)算法进行特征筛选,识别出气温与入库水温为关键驱动因子,该结论与水体的热收支物理机制高度吻合,体现了特征选择的物理合理性;采用双向长短时记忆网络 BILSTM 利用其强大的时序特征捕捉能力,有效捕捉了气候变化下的非线性响应特征,构建水库水温结构预测模型;基于全球气候模型 GCMs,分析三板溪流域未来气候变化特征,并结合 RF-BILSTM 模型预测未来气候情境下 2023-2100 年水温结构演变情势。探究气候变化下大型深水型水库水温分层结构的变化趋势及其特征,了解库区水温变化规律,为水生态和水环境的保护及水库运行调度提供数据支持和理论基础。

## 1 研究区概况及数据资料

### 1.1 研究区概况

三板溪水库位于中国西南部,具有多年调节性能。水库总库容 40.94 亿  $m^3$ ,调节库容 26.16 亿  $m^3$ ,最大水深 160m,出水口为分层取水结构。水库径流库容比约为 0.346。电站以梯级补偿的运行方式为主。该水库水温结构为稳定分层型,表层(水深 5m 以上)水温随气温变化明显,从 4 月到 8 月逐渐升高,9 月开始回落,至 3 月水温降至最低;5~60m 范围的水温变化梯度相对较大;60m 以下水温变化梯度较小。水库底表温差最大可达  $20^{\circ}C$ ,春夏季节下泄水温显著低于天然来流水温,对库区水质、生态以及下游河流健康带来不利影响。因此,探究气候变化下大型深水水库水温分层结构的变化趋势及其特征至关重要。

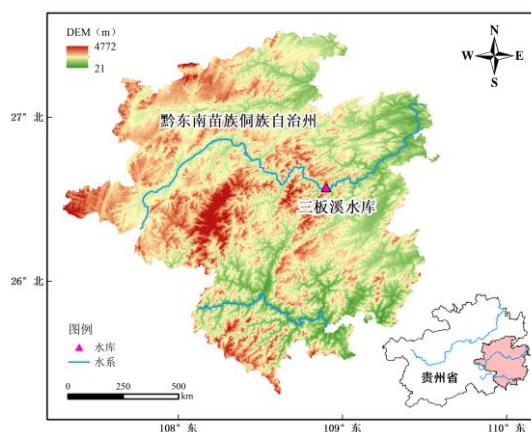


图 1 研究区域概况图

Fig.1 Overview map of the study area

## 1.2 数据来源

1.2.1 水文气象资料 气象观测数据来源于中国科学院气候变化研究中心 CN05.1 格点化数据集和中国气象网。时间序列范围为 1981-2016 年，用于校准 CMIP6 气候模式下模拟的气温、降雨预测数据和作为一维水动力-水温 GLM 模型输入。CN05.1 格点化观测数据集由 2400 余个中国地面气象台站的观测资料，通过插值方法建立的  $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$  分辨率的数据集<sup>[15]</sup>。库水位、入库和出库流量来源于《中国水文年鉴》和贵州清水江水电有限公司，时间序列范围为 2007-2016 年，采用日平均实测值。入库水温、坝前垂向水温分布实测序列来源于贵州清水江水电有限公司，时间序列范围为 2013 年 5 月-2014 年 4 月，其中入库水温测量于三板溪库尾的革东镇断面中心线水面以下 0.5m 水样；坝前垂向水温分布实测于坝前 1.1km，在断面中心线布设 1 条垂线，垂线上布点原则为：水面以下 0.5m、2m、5m、10m、15m、20m、25m、30m、35m、40m 各布设 1 个点，40m 以下每隔 10m 布设 1 个点，直至库底。

1.2.2 气候模式资料 气温、降雨预测数据来源于 CMIP6 的 5 个气候模式(ACCESS-ESM1-5、INM-CM5-0、MIROC6、MPI-ESM1-2-HR、NorESM1-MM)，并考虑包括 1981-2014 年基准期和 2023-2100 年预估期 2 种不同的共享社会经济气候情景(SSP2-4.5、SSP5-8.5)的 rli1plf1 模拟结果。各模式数据来源于网站 (<https://esgf-node.llnl.gov/>)。

## 2 研究方法

### 2.1 研究框架

为预测大型深水水库的水温对气候变化的响应，本文提出一种基于物理机制与数据驱动相融合的水库水温结构预测框架。基于三板溪水库 2007-2016 年实测资料，结合一维水动力-水温 GLM 模型、RF-BILSTM 机器学习模型、全球气候模型 GCMs，反演三板溪水库历史水温结构，预测未来气候情境下 2023-2100 年水温结构演变情势。具体步骤如下：(1)数据准备：收集包括工程调度、水文、气象的多源实测资料；下载全球气候模型 GCMs 数据并采用增量变化法(Delta 法)对数据进行降尺度和偏差订正，分析未来气温、降雨变化趋势；(2)数据集构建：利用一维水动力-水温 GLM 模型填补水温缺失值，模拟结果与实测数据组合生成物理约束下的多源混合数据集；(3)特征选择：利用随机森林(RF)算法计算特征重要性，根据排序确定关键输入因子；(4)模型构建：划分训练集(70%)、测试集(30%)，搭建训练并选择最优基础模型，最终构建 RF-BILSTM 模型；(5)未来水温预测：基于 RF-BILSTM 模型和全球气候模式数据，开展未来水温预测，输出预测结果，评估未来气候变化对水库水温的影响。

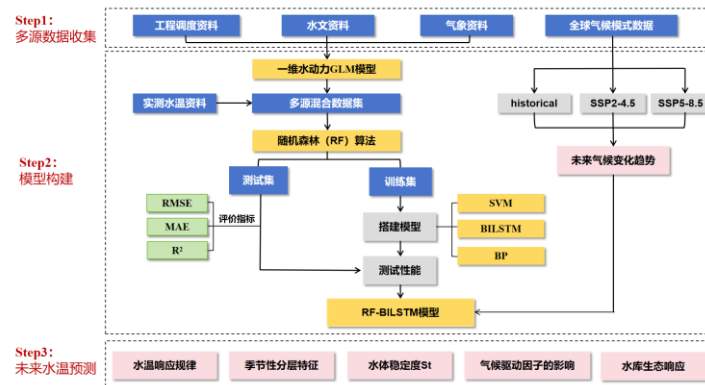


图 2 研究框架图

Fig.2 Research flowcharts

## 2.2 气候模式降尺度与偏差订正

为解决 GCM 大范围区域气候数据误差较大的问题,本研究采用增量变化法(Delta)对 CMIP6 气候模式数据进行偏差订正<sup>[16]</sup>。增量变化法(Delta)通常包括空间分解和偏差校正,空间分解通常通过双线性插值法实现,偏差校正则选用因素特定校正法,其中,降水变化特征较为复杂,通常选择用相对变化量进行处理;而气温通常与其绝对值的改变直接相关,采用绝对变化量进行校正<sup>[17]</sup>。采用模拟数据与观测数据之间的相关系数(R)、标准差( $\sigma$ )、均方根误差(RMSE)评估准确性<sup>[18]</sup>。

## 2.3 一维水温模型

2.3.1 模型设置与输入 本文基于一维水动力-水温 GLM 模型构建了水温模型。模型配置需要多个驱动数据集<sup>[19]</sup>,边界条件主要包括水面、底部和侧边界。水面边界通过气象文件输入考虑大气-水体热交换。侧向边界通过入流/出流文件考虑水量和热量输入输出。底部边界通过沉积物热交换模块,基于导热方程计算。水库水温的初始条件来自模拟第一天的原位水面测量。初始盐度设置为 0。经过多次试算后,模型参数设置见表 1。

表 1 一维水动力-水温 GLM 模型物理参数值

Tab.1 Physical Parameter Values for the One-Dimensional Hydrodynamic GLM Model

参数	含义	使用值	
热力学参数	$K_w$	光衰减系数( $m^{-1}$ )	0.3
	$C_E$	潜热通量	0.0013
	$C_H$	感热通量	0.0013
模型结构	$H_{min}$	最小层厚度(m)	0.15
	$H_{max}$	最大层厚度(m)	2.5
混合参数	$C_K$	对流混合效率	0.125
	$C_W$	风搅拌效率	0.23
	$C_S$	剪切混合效率	0.2
	$C_T$	湍流混合效率	0.51
	$C_{KH}$	Kelvin-Helmholtz 湍流混合	0.3
	$C_{HYP}$	底层湍流混合	0

2.3.2 模型率定与分析 一维水动力-水温 GLM 模型率定期为 2013 年 5 月至 2014 年 4 月,验证期为 2015 年 8 月至 2016 年 7 月。在验证期内计算模拟值与实测值的误差,其 MAE 和 RMSE 范围分别为 0.404-0.778 和 0.601-0.995。验证期典型日库区水温分布结果如图 3 所示。2015 年 8 月 15 日和 11 月 15 日模拟值与实测值差值最大分别为 0.81°C、0.22°C,最大误差分别为 5.3%、1.1%;2016 年 1 月 15 日和 3 月 15 日模拟值与实测值差值最大分别为 0.15°C、0.3°C,最大误差分别为 1%、2.2%。模型夏秋季误差大于冬春季,分析其原因,这是由于夏秋季强烈的辐射驱动下,热通量输入的微小相对误差会被放大,导致热量积累偏差;以及强稳定分层条件下,垂向混合过程的参数化面临更高不确定性。尽管一维水动力-水温 GLM 模型在夏秋季存在模拟不确定性,但最大误差均小于 10%,达到了实际应用所需的精度,可为后续机器学习提供可靠的数值支撑。

由于收集到的数据资料有限,不足以支撑机器学习模型训练,为了满足模型训练对数据集的需求,采用率定验证后的一维水动力-水温 GLM 模型,根据 2007-2016 年三板溪水库实际运行条件和气象条件,反演得到历史水库水温结构,最终创建出包含实测数据(40%)和模拟数据(60%)的多源混合数据集,按时间顺序将 2007-2013 年划分为训练集,2014-2016 年划分为测试集。

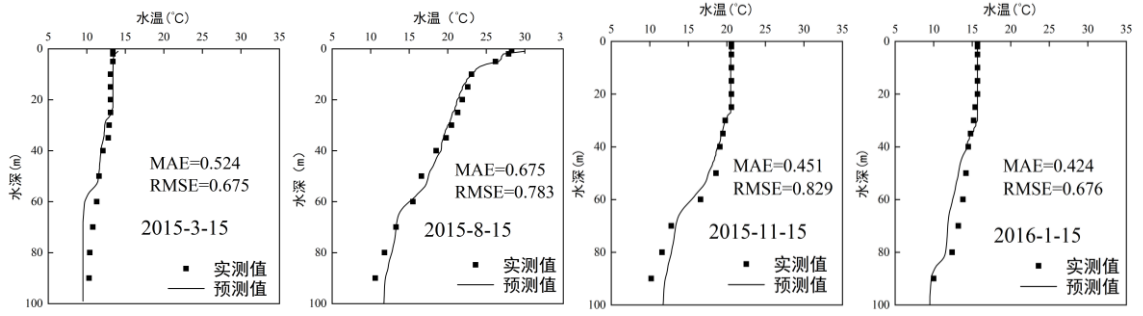


图3 模拟水温与实测水温对比

Fig.3 Comparison of simulated water temperature and measured water temperature

## 2.4 数据驱动模型

2.4.1 随机森林 原始数据集中包含的特征量并不都对水库水温有显著影响，可能产生冗余现象<sup>[20]</sup>。本文利用随机森林(RF)进行特征提取，通过构建多个决策树并将它们的输出进行整合，根据袋外数据(OOB)误差计算各特征变量的重要性，具有预测过程不易出现过拟合的优势<sup>[21]</sup>。由于自举采样的独立性和随机性，RF模型无需额外的交叉验证<sup>[22]</sup>。

2.4.2 双向长短时记忆网络 随着数据量增加，传统循环神经网络(RNN)容易出现梯度消失和梯度爆炸的现象<sup>[23]</sup>。双向长短时记忆网络(BILSTM)是一种改进的循环神经网络(RNN)结构，主要用于处理序列数据。它结合了长短时记忆网络(LSTM)的特性，并在此基础上增加了双向信息流动的机制。

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_i) \quad (2)$$

$$C_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot C_t \quad (4)$$

$$h_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_o) \cdot \tanh C_t \quad (5)$$

式中， $\sigma$ 为sigmoid激活函数； $[h_{t-1}, X_t]$ 将隐藏状态和输入连接在一起； $W_f$ 、 $b_f$ 、 $W_i$ 、 $b_i$ 、 $W_c$ 、 $b_c$ 、 $W_o$ 、 $b_o$ 为可学习的权重和偏置参数。

2.4.3 模型参数与输入 模型超参数的设计与选择对最终性能至关重要。本研究采用网格搜索策略进行超参数优化，该方法通过在预定义参数空间中穷举搜索，并以测试集性能为评估标准，来确定最优参数组合<sup>[21]</sup>。在前期文献<sup>[24-27]</sup>的基础上，设定了关键参数的搜索范围，参数配置见表2。

考虑到水温垂向分布的内在物理关联，基于MATLAB R2023b软件平台建立多输出回归模型。模型训练基于2007-2016年包括三板溪水库气象、工程调度和水温数据的多源混合数据集，为消除不同物理指标量纲差异对模型训练的影响，训练之前将所有数据都进行归一化处理。考虑水温的时序特性，按时间顺序划分训练集(2007-2013年)和测试集(2014-2016年)。输入变量集合S定义S={气象数据,调度数据}，输出变量为各深度 $D_x(x=0.5、2、5、10、15、20、25、30、35、40、50、60、70、80、90、100)$ 的水温数据。针对2023-2100年长期预测需求，构建未来情景数据集。气温、降水采用全球气候模型GCMs的

四模式集合平均日均数据；历史分析表明，入库水温与气温存在显著强相关( $T_w=0.73T_{air}+5.13$  ( $R^2=0.87$ 、 $MARE=13.6%$ ))[28]，且与入库流量的相关性弱( $r=0.16$ )，未来入流水温由未来气温通过经验公式计算得到；未来入库流量通过降雨重分配特征调整；出库流量由水量平衡原理结合水位-库容曲线推求。鉴于 CMIP6 中风速、辐射、湿度等气象变量在未来情景下存在较大不确定性，直接使用可能为长期预测引入显著噪声[29-34]。同时，由于入库水温和气温已被证实是控制水库热结构的核心驱动因子[28]，次要气象变量波动对模型整体预测结果影响相对有限。因此为了增强模型鲁棒性，这些气象变量均沿用历史月均值并假定其在未来保持不变。

表 2 RF-BILSTM 模型参数设置

Tab.2 RF-BILSTM Model Parameter Settings

层名称	模型参数	搜索范围	取值
RF 层	决策树数量	[50,100,200]	200
	最小叶子节点数	[1,2,5, 10]	5
BILSTM 层	隐藏层单元数	单层: [ 32, 64, 128] 双层: [64,32],[128,64]	[64,32]
	初始学习率	[0.001, 0.005, 0.01, 0.05]	0.001
	批次大小	[16, 32, 64, 128]	32
	优化器	---	Adam
	迭代次数	[50,100,200]	200
	Dropout 率	[0.2,0.3,0.5]	0.3

2.4.4 模型性能评价 本文选用决定系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)作为机器学习模型精度评价指标。 $R^2$  位于 0.8-1 认为模型可用；RMSE 和 MAE 越小，模型预测效果越好[35]。

## 2.5 水温结构量化指标

2.5.1 底表温差 通过计算水库表底温差值  $TSI$  反映水库的分层强度， $TSI$  值越大，分层越强。

$$TSI = T_s - T_b \quad (6)$$

式中： $T_s$  为表层水温( $^{\circ}C$ )； $T_b$  为底层水温( $^{\circ}C$ )。

2.5.2 水体稳定度 Schmidt 稳定度( $S_t$ )是一个用于衡量水体垂直方向上温度差异变化的指标[36]。当  $S_t$  越大(小)，表明打破水库分层所需的能量越高(低)，水库热稳定性越强(弱)。计算公式如下所示：

$$S_t = \frac{g}{A_0} \cdot \int_{z_0}^{z_m} A_z \cdot (z - z^*) \cdot (\rho_z - \rho^*) dz \quad (7)$$

式中， $Z$  为水深(m)； $Z^*$  是最大密度所在水深(m)； $dZ$  是水深间隔(m)； $A_0$  是水库表面积( $m^2$ )； $\rho_z$  是水深  $Z$  对应深度的水体平均密度( $kg/m^3$ )； $\rho^*$  是库区水体的体积权重平均密度( $kg/m^3$ )。

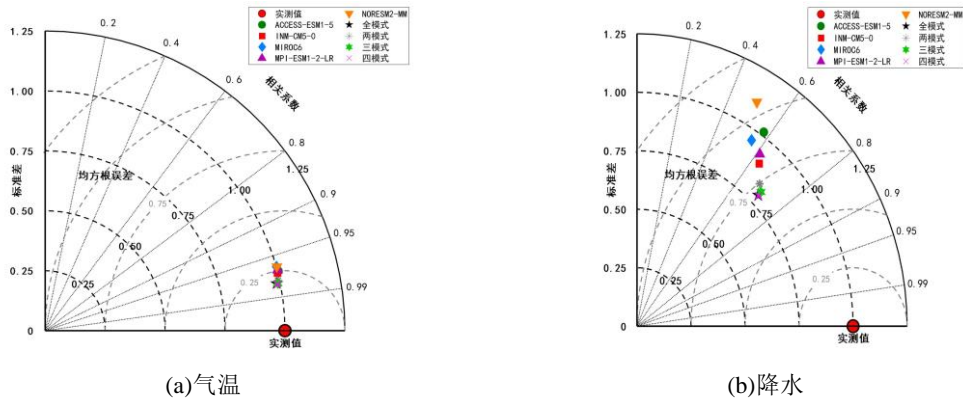
2.5.3 水温未来变化趋势显著性分析 为了检测水库水温的变化趋势，使用了水文气候学领域广泛使用的 Mann-Kendall(MK)检验[37]。MK 检验可以在 95%的预定置信阈值( $p < 0.05$ )下检测统计上值得注意的趋势，这确保了在识别时间序列数据中具有统计学意义的趋势时具有严格的标准[38]。

## 3 研究结果

### 3.1 CMIP6 多模式校准评估与优选

图 4 校准评估结果显示，气温模拟效果优于降水：气温的  $R$  均大于 0.95， $\sigma$  接近 1，模拟效果优；

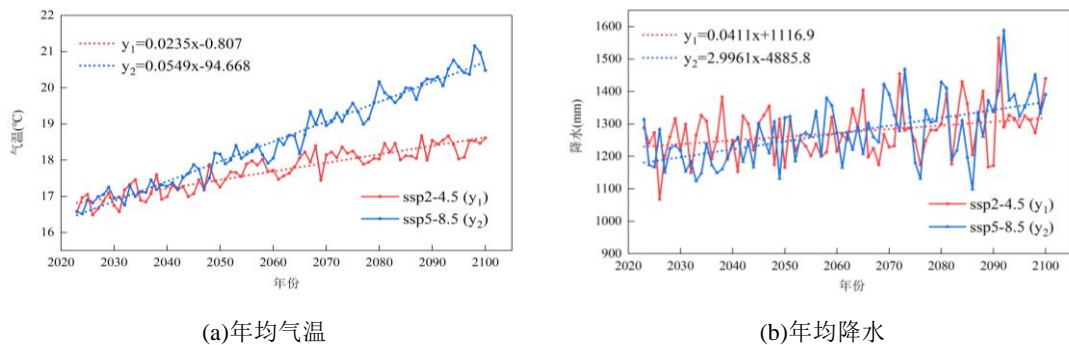
降水的  $R$  在 0.5-0.7 之间,  $\sigma$  在 0.7-1 之间, 可接受对降水模拟的偏差。本文选取排序前 1、前 2、前 3 和前 4 的模式(气温与降水最优四模式一致, 为 INM-CM5-0、MPI-ESM1-2-LR、ACCESSCM2 和 MIROC6), 经偏差订正后, 比较单模式、两模式、三模式、四模式集合平均及全模式集合平均五种方案的模拟能力。结果表明, 四模式集合平均的模拟效果最优, 其次为三模式、两模式和单模式, 说明多模式集合平均有助于降低单个模式的不确定性, 提高模拟稳定性。因此, 最终选用四模式集合平均结果作为气候变化预估的输出。



(a) 气温 (b) 降水  
图 4 1981—2014 年不同气候模式方案相对实测平均气温、降水量的泰勒图  
Fig.4 Taylor diagram of the relative measured average temperature and precipitation under different climate pattern scenarios from 1981 to 2014

### 3.2 基于四模式集合平均方案评估未来气温、降水变化趋势

图 5 显示, SSP2-4.5 和 SSP5-8.5 气候情境下, 未来气温均呈显著上升趋势, 未来降水均呈现明显的年际振荡变化, 呈显著的增加趋势。表 5 显示, 21 世纪远期 SSP2-4.5 气候情景下升温速率显著减缓, 气候系统趋于稳定; SSP5-8.5 气候情景下增温速率极速加快, 气候持续加速变暖。降水变化复杂, SSP2-4.5 气候情景下, 降雨呈现近期不显著微增, 远期显著增加; SSP5-8.5 气候情境下, 近期和远期均呈现显著增加趋势, 远期增加速率变大。



(a) 年均气温 (b) 年均降水  
图 5 三板溪水库 2023—2100 年平均气温、降水年际变化  
Fig.5 Average temperature and annual precipitation variation of Sanbanxi Reservoir from 2021 to 2100

表 3 三板水库气温、降水不同时期、不同气候情景下年际变化特征

Tab.3 Internnual variation characteristics of temperature and precipitation in different periods and paths at Sanbanxi Reservoir

	时期	SSP2-4.5	SSP5-8.5
气温 (°C/10a)	2023-2100	0.233**	0.559**
	2023-2060(近期)	0.315**	0.416**
	2060-2100(远期)	0.172**	0.608**
降水 (mm/10a)	2023-2100	11.52*	24.24*
	2023-2060(近期)	0.41	29.96*
	2060-2100(远期)	19.91*	33.65*

\*表示 Mann-Kendall 检验法在显著性水平 0.05 上趋势显著, \*\*表示在显著性水平 0.01 上趋势显著。

### 3.3 基于机器学习的水库水温结构预测框架

3.3.1 特征筛选 本文选择气象因子(气温、降雨、风速、风向、辐射、云量)和水库运行条件(入库水温、入库流量、出库流量)作为初始特征变量。为剔除冗余特征对水温预测模型的干扰,对样本数据所含特征进行 RF 特征优选,为避免偶然性的影响,采用对运行结果取平均值方法确定最终结果。通过计算累积特征重要性,选择贡献率达到约 90%的特征子集。根据优选排序(气温、入库水温、出库流量、入库流量、降雨、风速、辐射、风向、云量),逐渐增加输入特征数量,并进行模型训练与测试,图 6 显示了训练结果。只使用一个特征的训练集和测试集 MAE 相对较大。这是由于输入模型的特征变量包含的信息不足以反映水温响应的非线性特征。当逐步增加输入特征数量,MAE 逐渐降低并达到最低点。如果此时输入特征数量进一步增加,MAE 随之增大。这是因为冗余特征的输入会对模型的性能产生负面影响。RF 算法将气温识别为影响最大的气象因子,将入库水温识别为影响最大的调度因子,这与水体热收支主要由大气热交换和上游来水驱动的物理机制高度吻合。考虑模型完整性,气温、入库水温、出库流量、入库流量、降雨、风速、辐射作为最优特征组合。

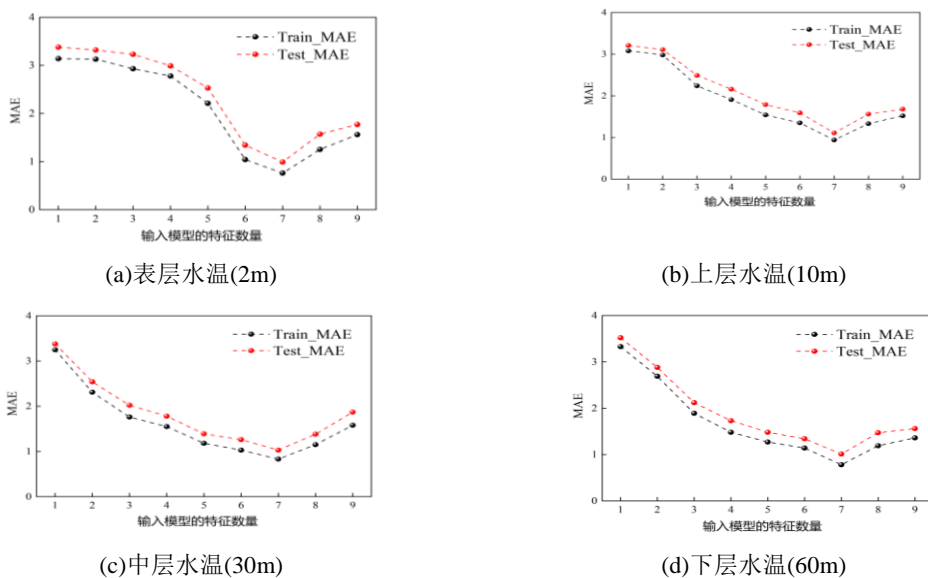


图 6 不同数量输入特征的 MAE 曲线图

Fig.6 MAE Curve Plots for Different Numbers of Input Features

3.3.2 模型构建 将未经特征筛选的原始数据集输入基础模型 BP、SVM 和 BILSTM 中，为消除基础预测模型的波动，每个特征分别运行 10 次，以  $R^2$ 、MAE 和 RMSE 对各模型进行分析和评价。图 7 显示，SVM 和 BILSTM 模型的  $R^2$  在 0.8-0.9 之间，MAE 在 1-1.7 之间，RMSE 在 1-1.8 之间；BP 模型  $R^2$  在 0.7-0.8 之间，MAE 在 1.4-1.8 之间，RMSE 异常偏高。BP 模型学会了主体趋势，但在异常点表现极差；SVM 和 BILSTM 模型表现良好且一致，考虑到水温数据具有时序性，选择 BILSTM 作为基础模型，同时训练 SVM 模型用于性能对比。基于上述分析，将最优特征组合输入 SVM 和 BILSTM。以 2m 水温为例，对于 MAE，RF-BILSTM 相较于 SVM、BILSTM 和 RF-SVM 分别下降 58.97%、50.84%和 49.91%；对于 RMSE，RF-BILSTM 相较于 SVM、BILSTM 和 RF-SVM 分别下降 60.65%、51.03%和 45.82%；对于  $R^2$ ，RF-BILSTM 相较于 SVM、BILSTM 和 RF-SVM 分别提高 6.74%、7.95%和 6.74%。RF-BILSTM 模型在水温预测方面相较于其他模型具有更强的可行性和泛化能力。

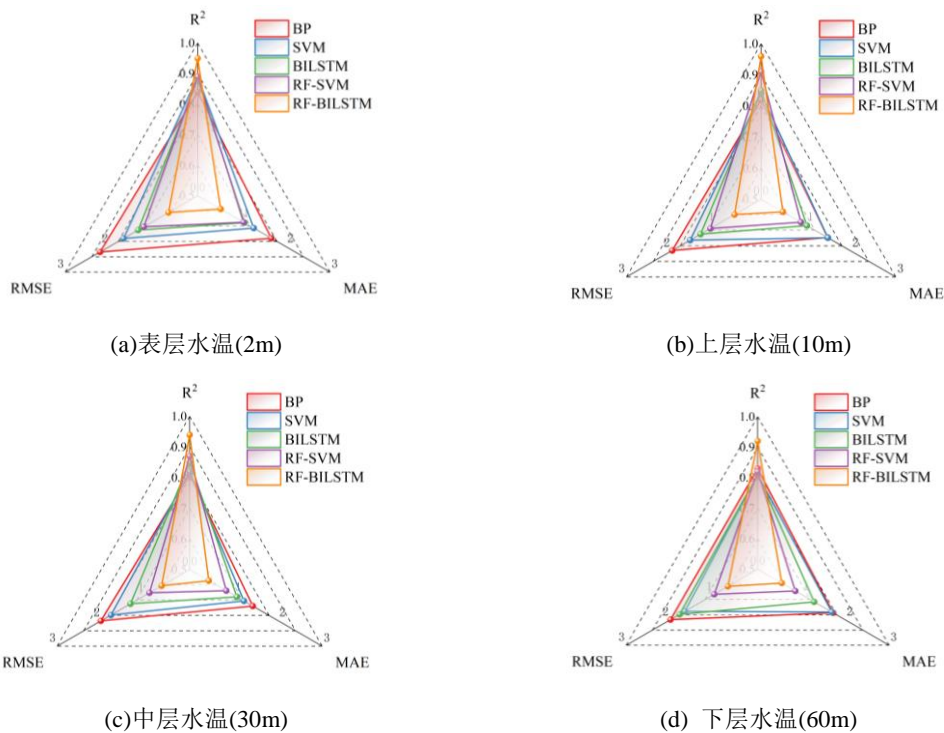


图 7 各层水温预测评价指标雷达图

Fig.7 Radar chart of water temperature prediction and evaluation index of each layer

为比较不同模型的季节特征捕捉能力，图 8 比较了 RF-SVM 和 RF-BILSTM 预测模型在三板溪水库 2013-2014 年的各分层水库水温实测值和预测值。两个模型都能捕捉水库水温变化的大致趋势，RF-SVM 模型具有无记忆性和局部敏感性的特点，容易放大噪声，相比之下，RF-BILSTM 模型通过内部状态传递和门控机制天然保证了预测的时序连续性，能够更好地处理水库水温这种具有强时序依赖和物理连续性的预测任务。综上所述，RF-BILSTM 水温预测模型具有较高的精度，可用于模拟气候变化情景下，未来三板溪水库水温变化情况。

3.3.3 模型误差分析 为验证一维水动力-水温 GLM 模型模拟数据补充数据集的有效性，通过对比实验评估不同数据占比对 RF-BILSTM 模型的影响。图 9 显示，当 GLM 模型模拟数据占比 60%时，RF-BILSTM 模型达到最佳性能(MAE=0.58)。过低比例(10%)导致数据多样性不足，模型出现欠拟合现象；

过高比例(90%)则引入过多 GLM 模型误差, 造成误差传递效应。

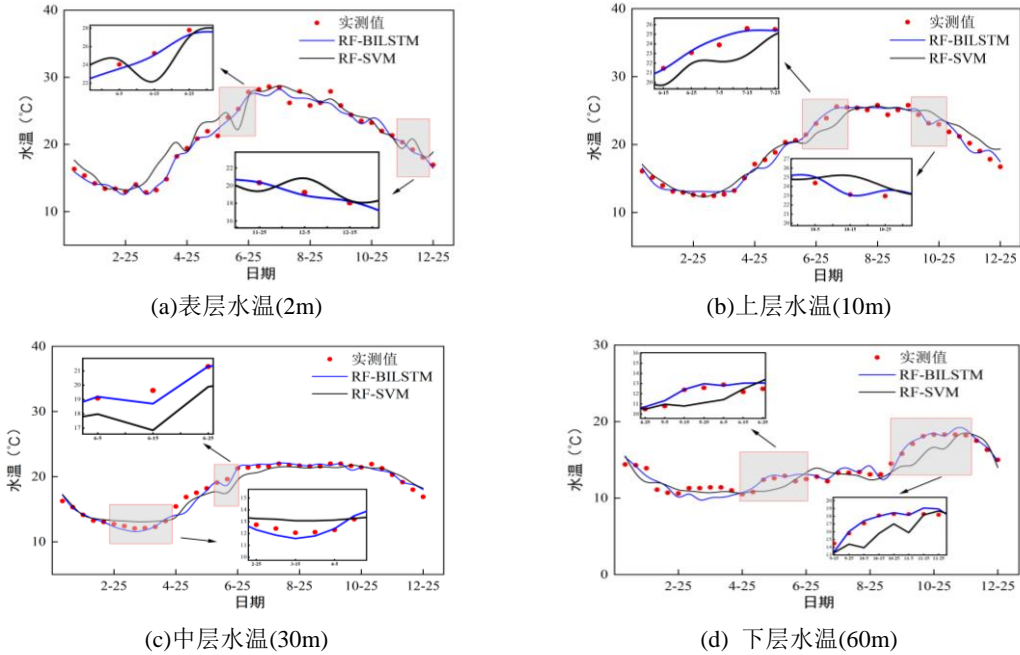


图 8 实测值与预测值对比

Fig.8 Comparison of measured and predicted values

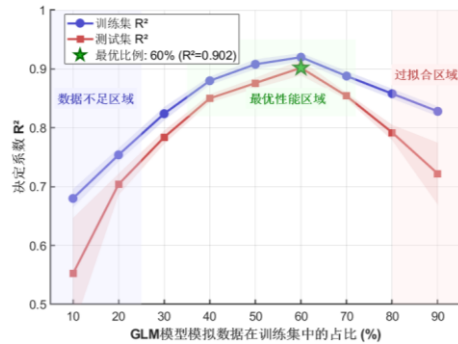


图 9 GLM 模拟数据比例对 RF-BILSTM 模型性能的影响

Fig.9 The Impact of GLM Simulated Data Proportion on RF-BILSTM Model Performance

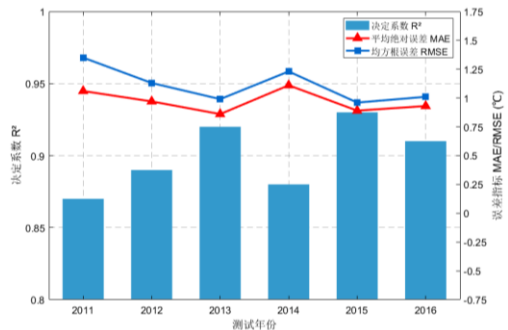


图 10 RF-BILSTM 模型滚动验证性能评估

Fig.10 Rolling Validation Performance Evaluation of the RF-BILSTM Model

为进一步验证 RF-BILSTM 模型的预报性能, 本研究将 RF-BILSTM 模型与一维水动力-水温 GLM 模型的模拟结果分别与实测水温数据进行对比分析。图 10 显示, RF-BILSTM 模型在所有季节均保持了较高的预测精度( $R^2 > 0.9$ ), 其模拟性能呈现明显的季节差异。具体而言, 该模型在冬季的表现最佳, 而在春、夏、秋三季, 其预测误差(MAE 与 RMSE)相较于 GLM 模型均存在不同程度的放大, 其中以夏季最为突出(RMSE 增加约  $0.21^\circ\text{C}$ )。误差放大现象产生一方面源于 GLM 模型在物理机制约束下, 模拟结果已具备较高精度(MAE  $< 0.62^\circ\text{C}$ ), 留给数据驱动模型优化空间有限; 另一方面, GLM 模型在夏季模拟表现出较大不确定性, 该部分模拟数据作为训练样本时, RF-BILSTM 模型容易继承并放大其固有的误差模式。

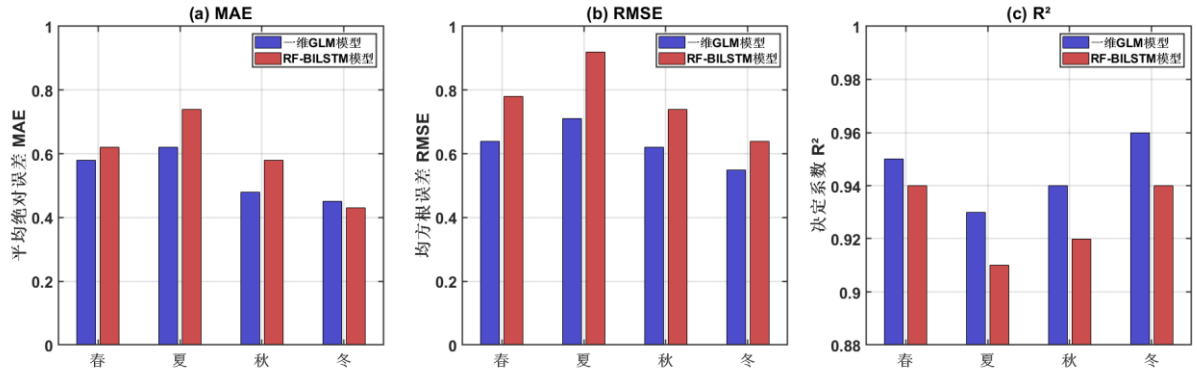


图 11 模型性能比较

Fig.11 Model Performance Comparison

3.3.4 模型泛化能力 为了评估 RF-BiLSTM 模型在非平稳气候条件下的泛化能力,模型采用了逐年滑动训练策略,进行了时序验证。图 11 显示,模型在全部测试年份上的  $R^2$  在 0.85-0.93 之间, MAE 在 0.86-1.11 之间, RMSE 在 0.92-1.35 之间,性能未出现随时间显著衰减的趋势。这种稳定的性能表现证实了 RF-BiLSTM 模型能够有效适应气候系统的非平稳特性,具备良好的时序泛化能力,为长期水温预测提供了可靠的技术支撑。

### 3.4 未来气候变化对水库水温的影响

3.4.1 水温响应规律 不同气候情境下水库预测水温如图 12 所示。至本世纪末, SSP2-4.5 和 SSP5-8.5 气候情景下水库平均水温分别上升 0.39°C和 0.87°C。SSP2-4.5 和 SSP5-8.5 气候情景下,水库各层水温对气候变暖呈现典型的不对称响应,上层(0-30m)对气候强迫响应敏感,中层(30-60m)升温平缓,下层(>60m)水温基本维持稳定。

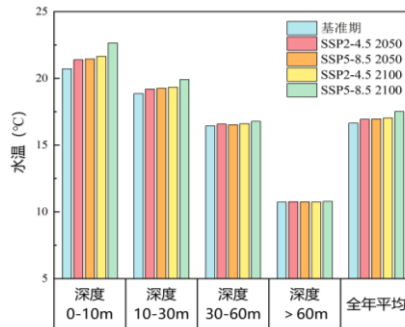
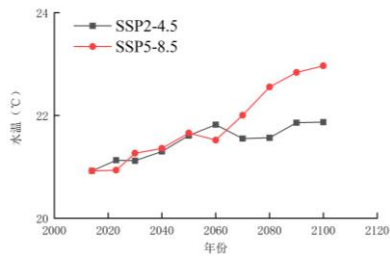


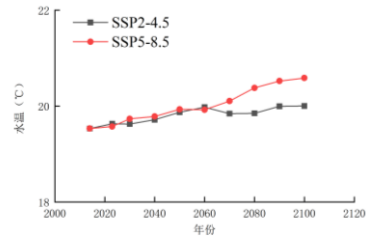
图 12 不同气候情景预测水温对比

Fig.12 Comparison of predicted water temperatures for different paths

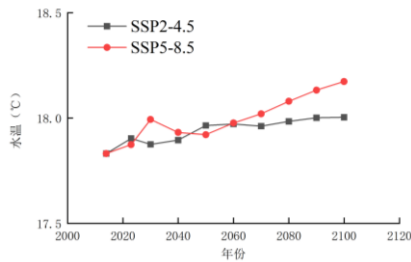
为量化该规律,本文选取了四个典型层对年际水温响应规律进行分析。图 13 显示,2100 年表层水温(2m)最大升幅达 2.04°C,相较于 SSP2-4.5, SSP5-8.5 的水温总体增长幅度更大,2060 年后 SSP5-8.5 的温差迅速增加并大幅领先。这体现了高排放情景下气候系统的非线性响应和延迟效应,初期可能存在气候系统内部变率的干扰,但强降水事件的混合作用不足以抵消全年的热积累效应,长期来看,气温升高热量积累的主导作用愈发明显。



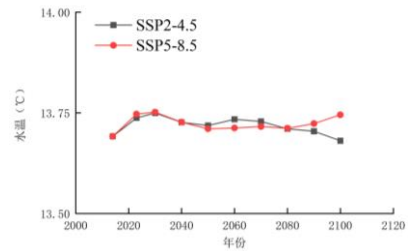
(a)表层水温(2m)



(b)上层水温(10m)



(c)中层水温(30m)



(d)下层水温(60m)

图 13 不同气候情景典型层预测水温对比

Fig.13 Comparison of Predicted Water Temperatures for Representative Layers Under Different Climate Scenarios

对比不同气候情景下的年内水温变化，至 2100 年，年均表底温差分别上升 1.32°C和 1.55°C，最大表底温差上升 1.81°C，表底垂向温差范围从基准期的 3.45°C-17.76°C分别扩大到 4.84°C-19.37°C、5.09°C-19.57°C，最大垂向温差都发生在 8 月。底表升温幅度的不对称性在夏季被放大，分层强度峰值增强，而非峰值季节水温显著增高，春季提前分层、秋季混合推迟，导致分层期延长与季节节律开始偏移，冬季混合难度增加，稳定性增强。相较于 SSP2-4.5，SSP5-8.5 在所有变化上呈现量级更大、效应更强的特点，将会对水库生态造成不利影响。

3.4.2 水体稳定度  $St$  不同情境下的水体稳定度如图 15 所示。未来气候情景下，由于上层水温的升高幅度大于下层，垂直温度梯度和热稳定性增加，导致水分层加剧。不同气候情景下，年均水体稳定度  $St$  均显著上升( $P<0.05$ )，至 2100 年，SSP2-4.5 和 SSP5-8.5 年均水体稳定度  $St$  分别增加 643.41J/m<sup>2</sup>(+7.85%)和 1829.47J/m<sup>2</sup>(+22.31%)。

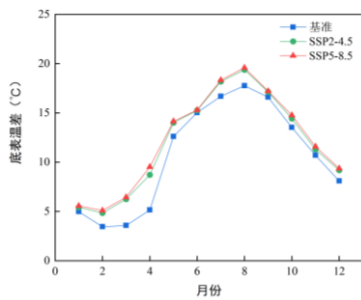


图 14 不同气候情景下水库底表温差

Fig.14 Temperature Difference at Reservoir Bottom Surface Under Different Pathways

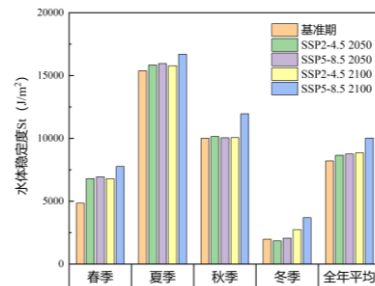


图 15 不同情境下的水体稳定度

Fig.15 Water Stability Under Different Conditions

3.4.3 不同气候驱动因子对水库水温的影响解析 表 4 为三板溪水库水温不同时期、不同气候情景下年际变化特征。结合表 3 分析, SSP2-4.5 和 SSP5-8.5 情景下气温和水温均呈高相关性( $R^2 > 0.85$ ), 反映了气温在水温升高中的主导作用。SSP2-4.5 气候情景下, 气温变暖速度为  $0.233^\circ\text{C}/10\text{a}$ , 而水温上升速度为  $0.05^\circ\text{C}/10\text{a}$ , 略低于气温。相比之下, SSP5-8.5 气候情景下气温变暖速度为  $0.559^\circ\text{C}/10\text{a}$ , 水温上升速度为  $0.11^\circ\text{C}/10\text{a}$ 。在不同排放气候情景下, 气温和降水变化对水库水温的调节作用存在显著差异。近期, SSP5-8.5 气候情景下气温升率更高, 但水温升率反而更低。这主要降雨增加加剧水体的垂直混合过程, 缓冲了气温上升带来的表层水体升温压力, 远期, SSP5-8.5 气候情景下水温上升速率达  $0.15^\circ\text{C}/10\text{a}$ , 远大于 SSP2-4.5 的  $0.002^\circ\text{C}/10\text{a}$ 。这反映了在高排放条件下, 当降雨缓冲作用达到饱和后, 热响应急剧加剧的现象。

表 4 三板溪水库气温、降水和水温不同时期、不同气候情景下年际变化特征

Tab.4 Interannual Variation Characteristics of Air Temperature, Precipitation, and Water Temperature at Sanbanxi Reservoir Under Different Time Periods and Pathways

		SSP2-4.5	SSP5-8.5
水温 ( $^\circ\text{C}/10\text{a}$ )	2023-2100	0.05*	0.11*
	2023-2060(近期)	0.08*	0.06*
	2060-2100(远期)	0.002*	0.15*

\*表示 Mann-Kendall 检验法在显著性水平 0.05 上趋势显著。

综上所述, 气候变化将导致水库年平均水温升高、年均表底温差增大、分层期延长及热稳定性增强。未来气候情景变化的长期格局非常复杂, 本文采用风速和辐射的月均值来建立模型场景, 可能低估了极端事件热通量变化对水温层化演变的影响。现有模型未将水库运行调度规则纳入预测模型框架中, 无法充分应对水库运行调度对水库水温分层结构的影响, 未来可探索水库运行调度规则影响下水库水温分层结构的预测。

### 3.5 未来气候情境下的水库水质和生态潜在响应

水库的热状态对水库水生态和水环境影响较大。未来三板溪水库水温分层结构加剧和物理环境的改变将对水库生态产生不利影响。

(1) 库区水质: 至 2100 年, 水体热稳定性最大增加 22.31%, 热分层稳定性的增强直接导致水温分层加剧。最大年均表底温差将上升  $1.55^\circ\text{C}$ , 最大垂向温差可达  $19.57^\circ\text{C}$ , 反映出分层期的延长和分层强度峰值的增强。以上改变将导致底层缺氧状态恶化, 促使库底沉积物释放有害物质。微囊藻毒素为蓝藻水华致害的核心因子, 其浓度与水温呈现明显正相关。随着分层时间延长, 溶解氧浓度进一步降低和库区水温整体升高会改变水中某些化学过程的反应速度, 不仅促进蓝藻生长, 并且诱导释放微囊藻毒素, 造成二次污染。此外, 藻的死亡分解会将体内营养盐释放到水体中, 造成水体营养盐浓度的升高<sup>[39]</sup>。

(2) 库区水华风险: 气候变化引起水库水温的升高, 进而可能打破水生生态的平衡, 特别是表层水温的显著升高, 直接创造了蓝藻竞争优势的物理环境。水体温度  $24\text{-}30^\circ\text{C}$  是蓝藻爆发的必要条件<sup>[40]</sup>。SSP5-8.5 气候情景下, 至 2100 年, 表层水温首次达蓝藻爆发阈值的时间出现在 4 月, 相较于基准期提前约 60 天, 这种物候期提前与未来气候变化下降降水减少、日照时数增加的协同效应, 形成了“高温-强光-静水”的理想生长条件, 导致蓝藻水华提前暴发。相比之下, SSP2-4.5 气候情景下表层水温首次达  $24^\circ\text{C}$  的时间基本保持不变, 体现了不同气候情景下水生态响应的显著差异。

(3) 鱼类产卵: 四大家鱼适宜产卵温度大于  $18^\circ\text{C}$ , 鱼类产卵由流量脉冲和水温共同触发<sup>[41]</sup>, 下泄水

温升高导致产卵时间提前,若流量节律未能同时改变就会造成鱼类产卵行为与最佳环境条件错配,导致繁殖失败。三板溪水库蓄水前,大约在5月4日鱼类开始产卵,至2100年,产卵日期预计提前5天。水温的不对称上升,导致18-24°C的理想渔业水温区间由0-15m在垂向上压缩到0-12m,适宜生境深度减少约3m,显著降低了生态系统稳定性。

综上所述,积极的减排政策能将变暖限制在生态系统的缓冲阈值之内,是避免水库水生态发生确定性、不可逆恶化的关键,应立即认真考虑和采取。

#### 4 结论

为预测大型深水水库的水温对气候变化的响应,本文提出一种基于物理机制与数据驱动相融合的水库水温结构预测框架。基于三板溪水库2007-2016年实测资料,结合一维水动力-水温GLM模型、RF-BILSTM机器学习模型、全球气候模型GCMs,反演三板溪水库历史水温结构,预测未来气候情境下2023-2100年水温结构演变情势。得到以下结论:

(1) 基于一维水动力-水温GLM模型和实测数据,生成物理约束下的训练数据集,克服了纯数据驱动模型在缺乏物理机制时的伪关联问题,并为长期数据缺乏的问题提供新思路。RF-BILSTM模型模拟精度显著优于传统BP、SVM及单一BILSTM等模型( $R^2 > 0.9$ ),证明了该耦合模型在模拟水库水温复杂非线性时序动态方面的优越性能。

(2) 经过统计降尺度,各模式数据可以较好的模拟气温变化,对降水的预估成果相对较差。最优多模式集合平均有利于提高模拟效果,降低单个模式的不确定性。

(3) 至2100年,水库所有深度水温均上升,呈现垂直不对称响应。表层和上层水温响应最为敏感,表层最大升幅可达2.04°C。SSP5-8.5增温幅度远大于SSP2-4.5,增幅在2060年后显著扩大,体现了气候系统在高强迫下的非线性和延迟响应。至2100年,年均表底温差分别上升1.32°C和1.55°C,最大表底温差上升1.81°C,表底垂向温差范围从基准期的3.45°C-17.76°C分别扩大到4.84°C-19.37°C、5.09°C-19.57°C,最大垂向温差都发生在8月。意味着水库分层结构加剧且分层期延长。

(4) 水体稳定性显著增加,至2100年,SSP2-4.5和SSP5-8.5年均水体稳定度 $St$ 分别增加643.41J/m<sup>2</sup>(+7.85%)和1829.47J/m<sup>2</sup>(+22.31%)。预计未来热稳定性的增加可能会加剧氧分层。水温升高可能会促进藻类大量繁殖、鱼类产卵时间提前和库底沉积物释放有害物质。

本研究提出的水温机器学习预测框架能有效模拟大型水库水温对气候变化的响应。未来可将水温预测与水库优化运行相结合,从而提出应对气候变化的水库运行策略。

#### 5 参考文献

- [1] Yang K, Yu Z, Luo Y. Analysis on driving factors of lake surface water temperature for major lakes in Yunnan-Guizhou Plateau. *Water Research*, 2020, 184: 116018.
- [2] LEE H, ROMERO J, et al. *Climate Change 2023: Synthesis Report*[R]// IPCC. The Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Geneva: IPCC, 2023.
- [3] Havens K, Jeppesen E. Ecological Responses of Lakes to Climate Change. *Water*, 2018, 10(7):917.
- [4] Long Lianghong, Huang Yubie, Xu Hui, et al. Research on Hydrodynamic Characteristics and Water Environmental Effects of the Three Gorges Reservoir in the Past Two Decades: Review and Outlook. *Journal of Lake Sciences*, 2023, 35(2): 383-399.[龙良红,黄宇擘,徐慧,等.近20年来三峡水库水动力特性及其水环境效应研究:回顾与展望.湖泊科学,2023,35(2):383-399.]
- [5] Feldbauer J, Mesman J P, Andersen T K, et al. Learning from a large-scale calibration effort of multiple lake temperature models. *Hydrology & Earth System Sciences*, 2025, 29(4).
- [6] Long Lianghong, Wang Bowen, Huang Yubo, et al. Design and Application of Flow-Rectifying Curtains for Improving Water

- 
- Environment in Typical Tributary Reservoir Bays of Danjiangkou Reservoir . *Water Resources Protection*, 1-12 [2025-10-09]. [龙良红,王博文,黄宇波,等.丹江口水库典型支流库湾水环境状况改善的整流幕设计与应用.水资源保护,1-12[2025-10-09].]
- [7] Lang Y, Wang L, Han L, et al. Effects of Three Gorges Reservoir Water Level Fluctuations on Temperature-Differential Countercurrents in Xiangxi River Reservoir Bays. *J. Lake Sci.*, 2025,37(6):2224-2236. DOI:10.18307/2025.0642. [郎韵,王玲玲,韩丽娟,等.三峡水库水位波动对香溪河库湾温差差异重流的影响.湖泊科学, 2025,37(6):2224-2236]
- [8] Sun T., Yu J., Gan J., et al. Simulation analysis of the improvement effect of discharge temperature under Tankeng hydropower station based on FLOW-3D. *Water Resources and Hydropower Technology*(Chinese and English), 1-17. [孙彤, 鱼京善, 干建丽, 等.基于 FLOW-3D 的滩坑水电站下泄水温改善效果模拟分析.水利水电技术(中英文), 1-17.]
- [9] Shi Chenyi, Liu Feng, Zhu Kai, et al. Spatiotemporal Variations in Algal Bloom Risk Prediction Using Long-Term Remote Sensing Monitoring and Machine Learning Algorithms . *Journal of Lake Sciences*, 2024, 36(03): 670-684. [时晨焱,刘凤,祝铠,等.结合长时序遥感监测和机器学习算法预测藻类增殖风险时空变化.湖泊科学,2024,36(03):670-684.]
- [10] Zheng Tiegang, Wu Maoxi, Zhang Di, et al. Simulation of Reservoir Water Temperature Based on an Improved Long Short-Term Memory Network Model . *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering*, 2025, 41(03): 144-153. [郑铁刚,吴茂喜,张迪,等.基于改进长短期记忆网络模型的水库库区水温模拟.农业工程学报,2025,41(03):144-153.]
- [11] Yang Zhi, Gong Yun, Hu Ting, et al. Early-stage resources of drifting-egg fish species in the Fuling section of the Three Gorges Reservoir area and their response to hydrological and water temperature characteristics . *Journal of Lake Sciences*, 2023, 35(02): 586-600. [杨志,龚云,胡挺,等.三峡库区涪陵江段产漂流性卵鱼类的早期资源及其对水文和水温特征的响应.湖泊科学,2023,35(02):586-600.]
- [12] Wang L , Xu B , Zhang C ,et al.Surface water temperature prediction in large-deep reservoirs using a long short-term memory model. *Ecological Indicators*, 2022, 134:108491
- [13] Deng Chao, Sun Peiyuan, Yin Xin, et al. Simulation of Runoff in the Upper Hanjiang River Basin Based on Coupling Conceptual Hydrological Models with Long- and Short-Term Memory Models . *Journal of Lake Sciences*, 2025, 37(01): 279-292. [邓超,孙培源,尹鑫,等.基于概念性水文模型与长短时记忆模型耦合的汉江上游流域径流模拟.湖泊科学,2025,37(01):279-292.]
- [14] Tong Chao, Zhan Hanyu, Cui Gang, et al. Rapid Flood Evolution Prediction Algorithm Integrating ResNet Neural Network and Hydrodynamic Model. *Water Resources Protection*, 1-14 [2025-10-09]. [童超,詹晗煜,崔罡,等.融合 ResNet 神经网络与水动力模型的洪水演进快速预测算法.水资源保护,1-14
- [15] Wu Jia, Gao Xuejie. A set of gridded daily observation data for Chinese regions and its comparison with other data. *Journal of Geophysics*, 2013, 56(04): 1102-1111. [吴佳,高学杰.一套格点化的中国区域逐日观测资料及与其它资料的对比.地球物理学报,2013,56(04):1102-1111.]
- [16] Hay L E , Wilby R L , Leavesley G H .A Comparison of Delta Change and Downscaled GCM Scenarios for Three Mountainous Basins in the United States. *Journal of the American Water Resources Association*, 2000, 36.
- [17] Hao Zhenchun, Li Li, Xu Yi, et al. Regional climate scenario Delta-DCSI downscaling method . *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2009, 41(5). [郝振纯,李丽,徐毅,等.区域气候情景 Delta-DCSI 降尺度方法.四川大学学报(工程科学版), 2009, 41(5).]
- [18] Wang Yuxuan, Ni Fuquan, Deng Yu, et al. Response of Blue and Green Water in the Min-Tuo River Basin to Climate and Land Use Change . *Journal of Lake Sciences*, 1-16 [2025-10-17]. [王宇轩,倪福全,邓玉,等.岷沱江流域蓝绿水对气候和土地利用变化的响应.湖泊科学,1-16[2025-10-17].]

- 
- [19] Hipsey M R , Bruce L C , Boon C ,et al.A General Lake Model (GLM 2.4) for linking with high-frequency sensor data from the Global Lake Ecological Observatory Network (GLEON).Geoscientific Model Development Discussions, 2017:1-60.
- [20] Li Jiqing, Xie Yutao, Xu Xuejun, et al. Remote Correlation Forecasting of Monthly Runoff Based on the RF-Informer Model . Water Resources Protection, 2025, 41(03): 39-45.[李继清,谢宇韬,徐学军,等.基于 RF-Informer 模型的月径流遥相关预报.水资源保护,2025,41(03):39-45.]
- [21] Li Jiang, Wang Jie, Cui Yuhuan, et al. Investigation of the Influence of Riparian Zone Landscape on Total Nitrogen Concentration in Inflowing Rivers Using a Feature-Optimized Random Forest Model . Journal of Lake Sciences, 2025, 37(04): 1290-1303.[李江,王杰,崔玉环,等.基于特征优化的随机森林模型探究河岸带景观对入湖河流总氮浓度的影响.湖泊科学,2025,37(04):1290-1303.]
- [22] Tesoriero A J, Gronberg J A, Juckem P F, et al. Predicting redox - sensitive contaminant concentrations in groundwater using random forest classification. Water Resources Research, 2017, 53(8): 7316-7331.
- [23] Qin Rui, Zhang Xiaoqin. Impact of Different Input Settings on the Application Effectiveness of LSTM Flood Forecasting Models . Journal of Lake Sciences, 2025, 37(04): 1470-1481.[覃睿,张小琴.不同输入设置对 LSTM 洪水预报模型应用效果的影响.湖泊科学,2025,37(04):1470-1481.]
- [24] Lan Xiaojie, He Yonglan, Wu Shuaiwen. River Water Quality Prediction Based on the RF-BILSTM Model . Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2024, 41(07): 57-63+71.[兰小机,贺永兰,武帅文.基于 RF-BILSTM 模型的河流水质预测.长江科学院院报,2024,41(07):57-63+71.]
- [25] Liu Yili, Chen Yuanyuan. Short-Term Photovoltaic Power Forecasting Based on RF Feature Extraction and TCN-BiGRU Model . Chinese Journal of Solar Energy, 2025(7).[刘毅力,陈园园.基于 RF 特征提取和 TCN-BiGRU 模型的短期光伏发电功率预测.太阳能学报, 2025(7).]
- [26] Zhang Haixia, Li Rui, Wang Xia, et al. River Water Quality Prediction Based on a Combined VMD and GA-BILSTM Model . Journal of Environmental Engineering Technology, 2025, 15(04): 1181-1188.[张海霞,李瑞,王霞,等.基于 VMD 和 GA-BILSTM 组合模型的河流水质预测.环境工程技术学报,2025,15(04):1181-1188.]
- [27] Huang Xueping, Xin Pan, Wu Yongming, et al. Total Nitrogen Prediction in Poyang Lake Using a Residual-VMD-TCN-BILSTM Hybrid Network . Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2025, 42(03): 59-67+75.[黄学平,辛攀,吴永明,等.融合残差与 VMD-TCN-BILSTM 混合网络的鄱阳湖总氮预测.长江科学院院报,2025,42(03):59-67+75.]
- [28] He W , Lian J , Zhang J ,et al.Impact of intra-annual runoff uniformity and global warming on the thermal regime of a large reservoir.Science of the Total Environment, 2019, 658:1085-1097.
- [29] Wild M , And C N L , Ohmura A .Evaluation of clear-sky solar fluxes in GCMs participating in AMIP and IPCC-AR4 from a surface perspective.Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2006.
- [30] Garratt J R .Incoming Shortwave Fluxes at the Surface—A Comparison of GCM Results with Observations.Journal of Climate, 1994, 7(1):72-80.
- [31] Zhao L , Jin S , Liu X ,et al.Assessment of CMIP6 Model Performance for Wind Speed in China.Frontiers in Climate, 2021, 3(3):735988.
- [32] Abramowitz G , Leuning R , Clark M ,et al.Evaluating the Performance of Land Surface Models.Journal of Climate, 2008, 21(21):5468-5481.
- [33] Legg S .IPCC, 2021: Climate Change 2021: The Physical Science Basis.Interaction (Melbourne), 2021, 49(4).
- [34] Simmons A J , Willett K M , Jones P D ,et al.Low-frequency variations in surface atmospheric humidity, temperature, and

- 
- precipitation: Inferences from reanalyses and monthly gridded observational data sets. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 2010, 115(D1).
- [35] Yang Ling, Yang Huixia, Wang Yunyun, et al. Construction and Evaluation of a Machine Learning-Based Total Dissolved Gas Prediction Model . *Journal of Lake Sciences*, 2025, 37(02): 508-516.[杨玲,杨慧霞,王云云,等.基于机器学习的总溶解气体预测模型构建与评估.湖泊科学,2025,37(02):508-516.]
- [36] Zhang Y, Wu Z, Liu Met al., Dissolved Oxygen Stratification and Response to Thermal Structure and Long-Term Climate Change in a Large and Deep Subtropical Reservoir (Lake Qiandaohu, China) , *WATER RES*, 2015, 75: 249-58.
- [37] Jiang Qiuxiang, Sun Yuxiang, Wang Zilong, et al. Evaluation of Water Resource Utilization Efficiency and Analysis of Driving Factors in Heilongjiang Province Based on Mutation Theory and Factor Analysis . *Water Resources Protection*, 2025, 41(04): 19-26.[姜秋香,孙宇祥,王子龙,等.基于突变理论和因子分析的黑龙江水资源利用效率评价及驱动因素分析.水资源保护,2025,41(04):19-26.]
- [38] Yang Wenhuan, Li Yanfang, Zhang Mingyu, et al. Analysis of Water Quality Characteristics and Trends in Typical Lakes of Inner Mongolia Based on Long-Term Time Series Data . *Journal of Lake Sciences*, 2025, 37(04): 1249-1266.[杨文焕,李艳芳,张明宇,等.基于长时间序列内蒙古典型湖泊水质变化特征及趋势分析.湖泊科学,2025,37(04):1249-1266.]
- [39] Zhang Yu, Zhu Wei, Feng Ganyu, et al. Mechanisms of Temperature Decline in Autumn and Winter on Microcystis Death and Sedimentation . *Water Resources Protection*, 2024, 40(01): 149-156.[张昱,朱伟,冯甘雨,等.秋冬季温度降低对微囊藻衰亡和沉降的作用机制.水资源保护,2024,40(01):149-156.]
- [40] Wang, D. Y., Feng, X. Z., Zhou, L. G., et al. Relationship between MODIS Remote Sensing Data and Water Temperature in Blue-Green Algal Blooms in Lake Taihu . *Journal of Lake Sciences*, 2008, (02): 173-178.[王得玉,冯学智,周立国,等.太湖蓝藻爆发与水温的关系的 MODIS 遥感.湖泊科学,2008,(02):173-178.]
- [41] .Liu Han, Lin Junqiang, Qin Xin, et al. A Quantitative Method for Ecological Scheduling Targets of Stimulated Reproduction in the Four Major Carp Species Based on a Biohydrological Response Model: A Case Study of the Three Gorges Reservoir . *Journal of Lake Sciences*, 2023, 35(05): 1741-1751.[刘瀚,林俊强,秦鑫,等.基于生物水文响应模型的刺激四大家鱼繁殖生态调度目标量化方法研究——以三峡水库为例.湖泊科学,2023,35(05):1741-1751]