

基于 PSO-LSTM 模型的平原河网汛期水位预测

郭明辰¹, 张润润¹, 闻余华²

(1. 河海大学水文水资源学院, 江苏 南京 210098; 2. 江苏省水文水资源勘测局, 江苏 南京 210029)

摘要: 基于水位、流量、降水量长序列数据资料, 构建了采用粒子群优化(PSO)算法进行超参数寻优的长短期记忆(LSTM)神经网络模型(PSO-LSTM 模型), 对位于江南运河苏州吴江段平原河网中心的平望站的汛期水位进行了预见期为 1~3 d 的短期预报, 并与基于 PSO 算法的支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、卷积神经网络(CNN)以及门控循环单元(GRU)模型的水位预测结果进行了对比, 同时探究了水利工程对水位预报精度的影响。结果表明: 对于预见期为 1~3 d 的短期预报, PSO-LSTM 模型具有较高的预测精度, 但随着预见期的增长, 预测精度逐渐降低; 相较于 PSO-SVM、PSO-RF、PSO-CNN 和 PSO-GRU 模型, PSO-LSTM 模型的平均绝对百分比误差更低, 预测效果更好; PSO-LSTM 模型能够较有效地进行汛期平原河网的水位预测, 且加入水利工程等人工调控影响因素能够提升水位预测效果。

关键词: 汛期水位预测; 粒子群算法; 长短期记忆; 机器学习; 平原河网

中图分类号: P338

文献标志码: A

文章编号: 1006-7647(2024)06-0064-07

Prediction of water level of plain river network during flood season based on PSO-LSTM model//GUO Mingchen¹, ZHANG Runrun¹, WEN Yuhua²(1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. Jiangsu Hydrology and Water Resources Survey Bureau, Nanjing 210029, China)

Abstract: Based on the long-term series data of water level, flow, and precipitation, a long short-term memory (LSTM) neural network model using the particle swarm optimization (PSO) algorithm (PSO-LSTM model) for hyperparameter optimization was constructed to provide short-term forecasts with forecast periods of 1 to 3 days for the water level during the flood season at Pingwang Station, the center of the plain river network in the Wujiang section of the Jiangnan Canal in Suzhou. The water level prediction results were compared with those from water level prediction models based on the PSO algorithm, including support vector machine (SVM), random forests (RF), convolutional neural networks (CNN), and gated recurrent units (GRU). The effects of water conservancy projects on the prediction accuracy of water level were investigated. The results show that the PSO-LSTM model has high prediction accuracy for short-term forecasts with forecast periods of 1 to 3 days, but the prediction accuracy gradually decreases with the growth of the forecast period. Compared with the PSO-SVM, PSO-RF, PSO-CNN, and PSO-GRU models, the PSO-LSTM model has a lower mean absolute percentage error and better prediction efficiency. The PSO-LSTM model can efficiently predict water level of the plain river network during the flood season, and the addition of artificial regulatory influences such as water conservancy projects can improve the water level prediction efficiency.

Key words: flood season water level prediction; particle swarm optimization; long short-term memory; machine learning; plain river network

太湖流域地处长三角地区的中心区域, 是中国经济最具活力、开放程度最高的区域之一^[1]。太湖平原地区地势低平, 河道水流方向不定, 水文过程复杂, 水位影响因素众多, 洪水过程受到降雨、上游来水、太湖水位、潮位顶托等综合因素的影响^[2]。近年来, 该地区极端暴雨增多^[3], 洪涝灾害时有发生。

该地区河道属于省级干线网, 出现极端水位将威胁通航安全。为降低洪涝灾害风险, 保障航道安全, 迫切需要进行高精度水位预报。

基于数据驱动的机器学习方法能够挖掘出变量间的复杂映射关系, 提高计算精度, 在地下水位预测^[4-7]、河湖水位预测^[8-11]和水库水位预测^[12-13]中都

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(B220202035)

作者简介: 郭明辰(1999—), 女, 硕士研究生, 主要从事水文水资源研究。E-mail: 1374896707@qq.com

通信作者: 张润润(1982—), 女, 副教授, 博士, 主要从事水文水资源研究。E-mail: zhang_rr@hhu.edu.cn

有很好的表现。在众多机器学习方法中,传统的循环神经网络在处理长序列数据时易出现梯度消失或爆炸问题,进而丧失学习更早信息的能力,而长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络^[14]作为一种时间循环神经网络,能够解决这一问题。LSTM神经网络通过“门”结构实现序列信息的有效存储和更新,“门”结构选择性更新记忆单元,从而精确控制信息的传递,使其能够捕捉序列中的复杂长期依赖,进而大幅提高预测精度。LSTM神经网络近年来逐渐应用于水文领域^[15-17],在水位预测方面取得了一系列研究成果。例如:Hu等^[18]考虑降雨径流过程的随机性和非静态特性,分别采用基于LSTM和人工神经网络(artificial neural network, ANN)的模型模拟预测了汾河流域洪水的降雨径流过程,发现LSTM模型的模拟性能优于ANN模型;刘亚新等^[19]建立了基于LSTM神经网络的水库水位短期预测模型,并应用于葛洲坝水电站上下游水位的预测,结果表明该模型具有较高的预测精度;郭燕等^[20]采用LSTM神经网络构建了鄱阳湖水位预测模型,取得了较好的预测效果。

LSTM神经网络具有有效缓解梯度消失问题、能够学习时序特征的特点,然而与其他神经网络模型一样,LSTM神经网络模型中的超参数需人为设置。为了避免人为选择的经验性和随机性,可采用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法^[21]对LSTM神经网络中的超参数进行优化选择^[22]。PSO算法是一种模拟鸟群觅食行为的群体智能算法,将每只鸟抽象为拥有位置和速度特性的粒子,按信息共享的方式寻找食物,粒子在自身及周边粒子的影响下不断调整位置和速度,通过计算适应度评价当前位置的优劣,不断迭代和更新直至找到食物即获得问题的最优解。PSO结构简单、收敛速度快、易于求解,在神经网络参数优化问题中得到了诸多应用^[23-25]。例如:Ansari等^[24]构建了基于循环神经网络(recurrent neural network, RNN)和PSO的混合数据驱动模型,进行了锂离子电池剩余使用寿命的预测;Fielding等^[25]提出了一种增强型PSO模型以优化卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)图像分类网络架构,验证表明模型性能良好;唐晓灵等^[26]引入PSO算法优化LSTM神经网络,对碳排放数据做出了更加精准的预测。

平望站位于太湖流域平原地区江南运河苏州吴江段,既受到太浦闸人工调控和区域降雨的影响,也受到黄浦江潮位的顶托作用,水位预测不确定性大。本文基于河网多站点长序列水文观测数据,构建采用PSO算法进行超参数寻优的LSTM水位预测模型

(PSO-LSTM模型),对河网中心平望站的汛期水位进行预见期为1~3 d的短期预报,并与其他机器学习方法进行对比,以期以太湖流域平原地区的水位预测提供参考。

1 研究区概况及数据来源

1.1 研究区概况

苏州吴江区位于太湖流域,面积约为1 176.6 km²,属于亚热带季风海洋性气候,降水丰富,1956—2020年的多年平均降水量为1 205.9 mm,降水量年内分布不均匀,汛期(5—9月)降水量较大。

吴江区地形平缓,境内河道纵横。平望站位于吴江区的中心位置,其水位主要受降雨、黄浦江潮汐及人工调控影响。太浦闸位于太浦河上,控制太湖水进出,流量实时变化,对平望站水位有着直接影响,因此将太浦闸流量作为模型输入;米市渡站的水位随潮汐涨落变化,能够反映潮水对内河水位的顶托作用;江南运河吴江段贯穿太湖地区,平望站受到上下游流量的影响,与运河上相关站点的水位具有一定相关性,研究区河网概化及主要水位监测站如图1所示。

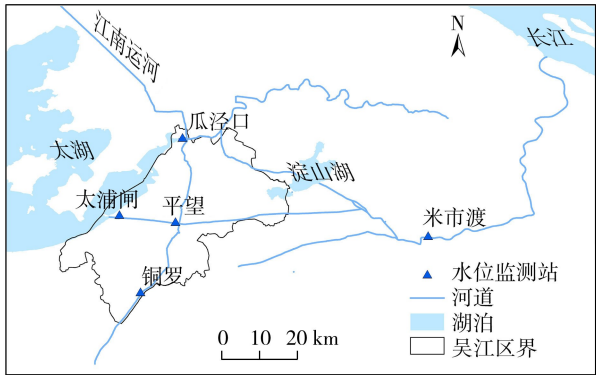


图1 研究区河网概化及主要水位监测站分布

1.2 数据来源

选取2012—2022年汛期(5—9月)的相关站点水位、流量和区域降雨数据,数据时间步长为1 d,包括瓜泾口站、平望站、米市渡站和铜罗站的每日8时水位、太浦闸每日8时闸上闸下水位和流量以及吴江区降雨数据,吴江区降雨数据为前一日8时到当日8时的总降水量数据。按照8:2的比例划分,2012—2020年作为训练集,2021—2022年作为测试集。

1.3 模型输入输出确定

本文输入步长为1 d,每次输入5步,预见期为1~3 d。即模型输入为瓜泾口站、平望站、米市渡站、铜罗站前5 d水位与太浦闸前5 d闸上、闸下水位和流量以及吴江区前5 d降水量数据,共40个数据组

成一组 5×8 的输入数据,输出平望站未来 1 d 的水位,再将获得的预测值替换相应步长位置的观测值,进行更长预见期的预测,最终输出预见期为 1~3 d 的水位。

由于各数据的量纲不同,为了提高模型的收敛速度和精度,需要对数据进行归一化处理。

1.4 模型评估指标

采用均方根误差 (RMSE)、纳什效率系数 (NSE)、平均绝对误差 (MAE) 和平均绝对百分比误差 (MAPE) 来评价模型的模拟效果。RMSE 越小,模型结果越准确;NSE 接近 1 表示模型可信度高;MAE 是预测值与真实值绝对误差的平均值,其值越小模型效果越好;MAPE 是相对误差度量值,使用绝对值来避免正误差和负误差相互抵消,越接近 0,模型预测的准确性越好。

2 模型构建

LSTM 模型参数包括普通参数和超参数:普通参数为权值和偏置值,由 TensorFlow 内置优化算法计算梯度并更新参数获得最优解^[27-29];超参数是模型开始训练前人工设置的参数。由于超参数的选取对模型预测效果有很大影响,本文采用 PSO 算法对超参数寻优,再利用优化后的超参数构建 PSO-LSTM 模型进行水位预测。PSO-LSTM 模型预测水位流程见图 2。主要步骤为:①对水文数据进行预处理,包括数据标准化和数据集(训练集和测试集)划分;②设置 PSO 算法参数,包括粒子的初始速度和位置、加速因子、迭代次数和种群规模,设置加速因子为 2,惯性权重为 0.65,迭代次数为 30,粒子群大小为 20;③确定算法的适应度函数,本文适应度函数设为 MAPE;④对比粒子的适应度值,寻找最优个体和全局最优,更新最优的适应度值;⑤判断是否达到最大迭代次数,若达到最大迭代次数,循环终止,输出模型的最优超参数;⑥利用最优超参数构建 LSTM 模型并训练,使用训练好的模型预测并输出水位预测值。

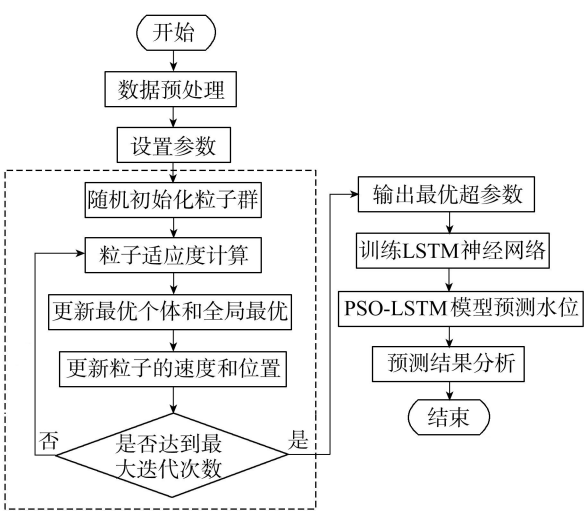


图 2 PSO-LSTM 模型预测水位流程

3 结果与分析

3.1 PSO-LSTM 模型预测结果分析

LSTM 训练时,先按照前向传播计算 LSTM 单元的输出值和误差值并反向传播误差值,再根据误差值计算权值梯度,最后采用优化算法进行梯度下降计算^[30],实时递归^[31]并更新权值。本文优化算法采用自适应的 Adam 算法,设置隐藏层层数为 2,学习率为 0.001,丢弃率为 0.4。利用 PSO-LSTM 模型对 LSTM 的 3 个超参数进行寻优,预见期为 1 d 时,LSTM 模型参数寻优范围及结果见表 1。

表 1 LSTM 模型参数寻优结果

超参数	寻优范围	寻优结果
第一层隐藏层神经元个数	16~256	193
第二层隐藏层神经元个数	16~256	151
训练数据包个数	16~256	255
迭代次数	64~1024	134

由于优化模型是预见期为 1 d 的情况下获得的,为获得较好的预测结果,将预见期为 1 d 时的预测结果作为输入,替换最后 1 个步长的观测值,预测 2 d 的水位,同理预测 3 d 的水位,最终得到 1~3 d 的水位预测值。PSO-LSTM 模型对 2021—2022 年的汛期水位预测结果如图 3 所示,模型评价指标见表 2。由表 2 可知,模型的预测效果良好,通过滑动

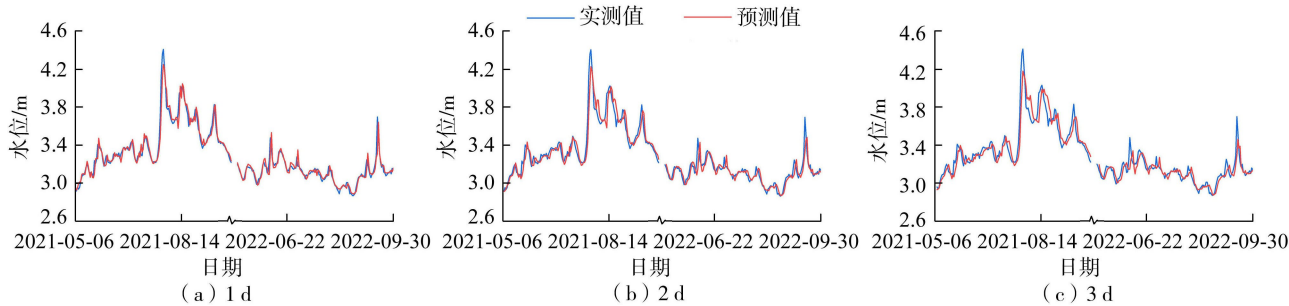


图 3 不同预见期 PSO-LSTM 模型预测与实测水位过程线

替换预测值,能较有效地预测平望站未来 1~3 d 的水位,随着预见期的增长,模型的预测效果有所下降。从水位过程线可以看出,汛期的预测水位过程线与实测水位过程线的拟合程度较高,预测结果与观测值的绝对偏差较小,均在 0.5 m 以内,预见期为 1 d 时,绝大部分的偏差绝对值小于 0.2 m;预见期为 3 d 时,绝大部分的偏差绝对值小于 0.3 m。总体来看,PSO-LSTM 模型对平望站的水位预测结果比较准确。

表 2 PSO-LSTM 模型评价指标

预见期/d	RMSE/m	NSE	MAE/m	MAPE/%
1	0.062	0.947	0.038	1.121
2	0.076	0.918	0.048	1.419
3	0.087	0.893	0.059	1.700

3.2 不同模型的对比分析

将 LSTM 与应用较多的 SVM、RF、CNN 和 GRU 方法进行对比,分别构建 PSO-SVM、PSO-RF、PSO-CNN、PSO-GRU 水位预测模型,采用相同的训练集和测试集。为合理评价模型性能,PSO 参数设置相同。PSO-SVM 模型参数惩罚系数 C 的寻优范围为

[1,5000],RBF 函数自带参数 γ 寻优范围为 [0.1,50];PSO-RF 模型参数弱学习器的最大迭代次数寻优范围为 [30,150],最大特征数寻优范围为 [5,40],内部节点再划分所需最小样本数寻优范围为 [5,60],叶子节点最小样本数寻优范围为 [5,50],决策树最大深度寻优范围为 [5,50];PSO-CNN 模型神经元个数寻优范围为 [1,32],训练数据包个数寻优范围为 [1,64],迭代次数寻优范围为 [128,1024];PSO-GRU 模型的参数寻优范围与 PSO-LSTM 模型相同。各模型的水位过程线预测结果见图 4~7。

表 3 为各模型对平望站未来 1~3 d 的水位模拟评价指标,可以看出 PSO-LSTM 模型的各项指标均优于其他模型。相较于 PSO-SVM、PSO-RF、PSO-CNN 和 PSO-GRU 模型,预见期为 1d 时,PSO-LSTM 模型的 RMSE 分别降低 40.95%、21.52%、1.59%、1.59%,MAE 分别降低 51.90%、25.49%、5.00%、5.00%,MAPE 分别降低 52.68%、25.22%、5.48%、3.53%;预见期为 2 d 时,RMSE 分别降低 31.53%、30.28%、7.32%、8.43%,MAE 分别降低 36.84%、

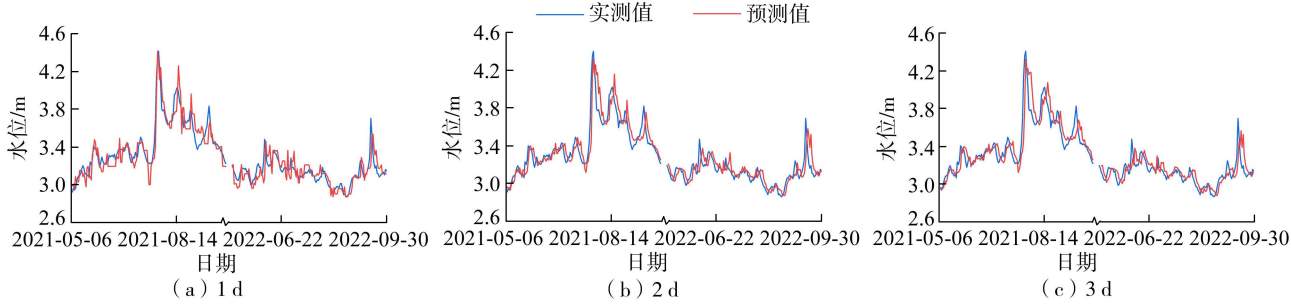


图 4 不同预见期 PSO-SVM 模型预测与实测水位过程线

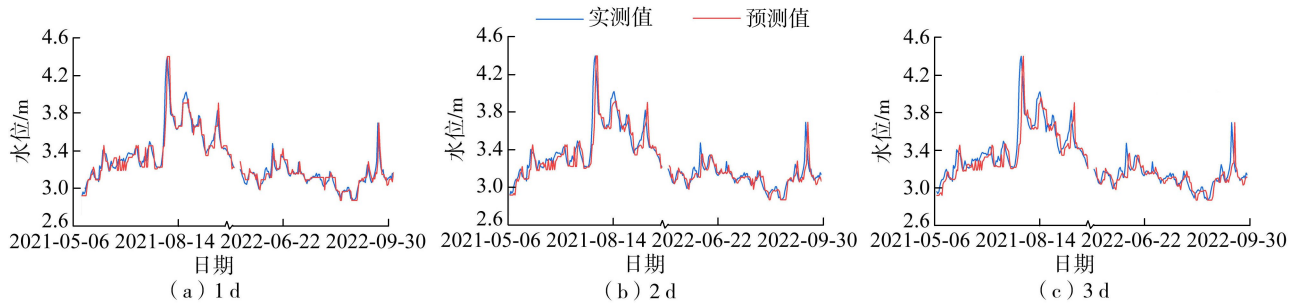


图 5 不同预见期 PSO-RF 模型预测与实测水位过程线

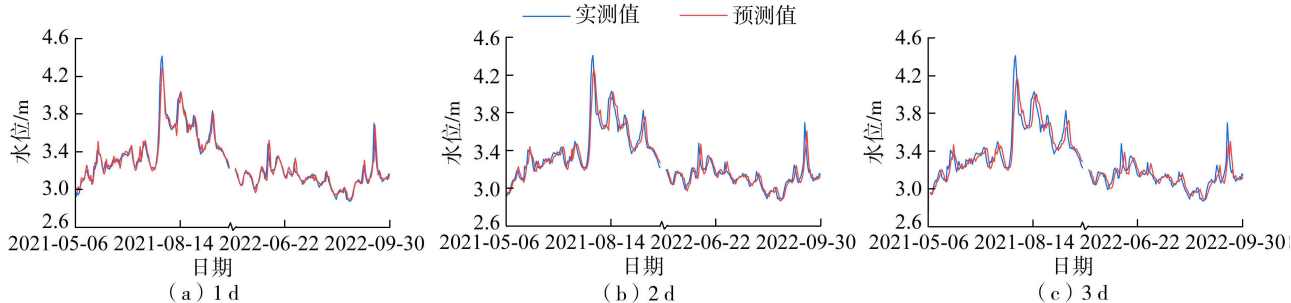


图 6 不同预见期 PSO-CNN 模型预测与实测水位过程线

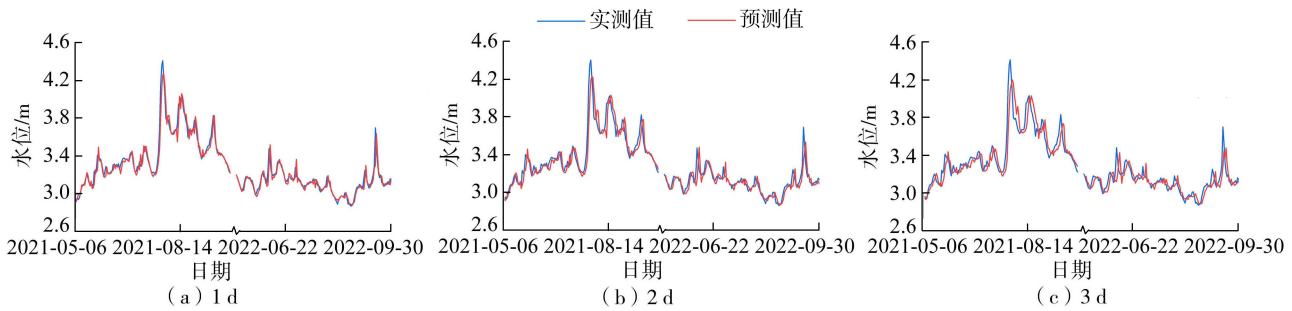


图 7 不同预见期 PSO-GRU 模型预测与实测水位过程线

26.15%、11.11%、9.43%，MAPE 分别降低 36.93%、25.20%、10.36%、7.62%；预见期为 3 d 时，RMSE 分别降低 25.00%、32.56%、8.42%、13.00%，MAE 分别降低 26.25%、22.37%、9.23%、11.94%，MAPE 分别降低 26.72%、23.53%、10.29%、11.64%。3 个预见期下 PSO-LSTM 模型的 NSE 均为最高，表明其预测性能优于 PSO-SVM、PSO-RF、PSO-CNN 和 PSO-GRU 模型。

表 3 不同模型对应的平望站水位预测评价指标

预见期/d	模型	RMSE/m	NSE	MAE/m	MAPE/%
1	PSO-SVM	0.105	0.846	0.079	2.369
	PSO-RF	0.079	0.912	0.051	1.499
	PSO-CNN	0.063	0.944	0.04	1.186
	PSO-GRU	0.063	0.945	0.04	1.162
	PSO-LSTM	0.062	0.947	0.038	1.121
2	PSO-SVM	0.111	0.828	0.076	2.250
	PSO-RF	0.109	0.832	0.065	1.897
	PSO-CNN	0.082	0.907	0.054	1.583
	PSO-GRU	0.083	0.902	0.053	1.536
	PSO-LSTM	0.076	0.918	0.048	1.419
3	PSO-SVM	0.116	0.811	0.08	2.320
	PSO-RF	0.129	0.767	0.076	2.223
	PSO-CNN	0.095	0.874	0.065	1.895
	PSO-GRU	0.100	0.859	0.067	1.924
	PSO-LSTM	0.087	0.893	0.059	1.700

3.3 不同输入参数的模型预测结果对比

平原河网地区地势平坦，水资源调控一定程度上依靠水利工程。为探究人工调控影响因素（太浦闸流量）对水位预测结果的影响，采用如表 4 所示的模型输入参数，建立 PSO-LSTM2 模型进行试验，参数寻优范围同 PSO-LSTM 模型。

表 4 PSO-LSTM2 和 PSO-LSTM 模型的输入参数

模型	输入参数
PSO-LSTM2	瓜泾口站、平望站、米市渡站、铜罗站和太浦闸闸上闸下的每日 8 时水位、吴江区日降水量
PSO-LSTM	瓜泾口站、平望站、米市渡站、铜罗站和太浦闸闸上闸下的每日 8 时水位、吴江区日降水量、太浦闸流量

PSO-LSTM2 与 PSO-LSTM 模型的评价指标对比见表 5。预见期为 1 d 时，PSO-LSTM2 模型的 RMSE、MAE 和 MAPE 分别较 PSO-LSTM 模型提高了 3.23%、5.26% 和 3.48%；预见期为 2 d 时，PSO-

LSTM2 模型的 RMSE、MAE 和 MAPE 分别较 PSO-LSTM 模型提高了 14.47%、33.33% 和 10.15%；预见期为 3 d 时，PSO-LSTM2 模型的 RMSE、MAE 和 MAPE 分别较 PSO-LSTM 模型提高了 20.69%、52.54% 和 18.59%；3 个预见期下 PSO-LSTM2 模型的 NSE 值均低于 PSO-LSTM 模型。由此可知，预见期为 1~3 d 时，PSO-LSTM 模型的水位预测效果优于 PSO-LSTM2 模型，水利工程的人工调控作用对于平原河网中心区水位影响显著，充分考虑对预测站有影响的因素，选择影响显著的因子作为模型输入，有助于提升水位预测精度。

表 5 PSO-LSTM2 和 PSO-LSTM 模型评价指标

预见期/d	模型	RMSE/m	NSE	MAE/m	MAPE/%
1	PSO-LSTM	0.062	0.947	0.038	1.121
	PSO-LSTM2	0.064	0.942	0.040	1.160
2	PSO-LSTM	0.076	0.918	0.048	1.419
	PSO-LSTM2	0.087	0.893	0.064	1.563
3	PSO-LSTM	0.087	0.893	0.059	1.700
	PSO-LSTM2	0.105	0.844	0.090	2.016

4 结 语

本文基于 LSTM 神经网络，建立了预见期为 1~3 d 的河网中心站点（平望站）水位与周边站点水位、太浦闸流量及区域降雨的预测模型，对平望站汛期水位进行短期预报。采用 PSO 算法对 LSTM 模型进行寻优以获得最优组合的超参数，并与基于 PSO 算法的 SVM、RF、CNN 和 GRU 水位模型进行对比，同时探究了水利工程对水位预报精度的影响，以 RMSE、NSE、MAE 和 MAPE 作为评价指标对模型性能进行评价。研究结果表明，将已获得的预测值替换相应步长位置的观测值能够对更长预见期进行水位预测，且水位预测效果较好。对于预见期为 1~3 d 的短期预报，PSO-LSTM 模型具有较高的预测精度，但随着预见期的增长，预测精度下降；相较于 PSO-SVM、PSO-RF、PSO-CNN 和 PSO-GRU 模型，PSO-LSTM 模型的 RMSE、MAE 和 MAPE 更低、NSE 更高，PSO-LSTM 模型在水位预测方面更具优势；加入水利工程等人工调控影响因素有助于提升水位预

测效果,特别是对于较长的预见期,水利工程调控的影响更加明显。

参考文献:

[1] 水利部太湖流域管理局. 太湖健康状况报告 (2018) [R]. 上海:水利部太湖流域管理局,2018.

[2] 王强,许有鹏,杨龙,等. 太湖平原地区洪水特征变化及驱动机理 [J]. 地理学报, 2023, 78 (5) : 1088-1103. (WANG Qiang,XU Youpeng,YANG Long,et al. Changes in flood characteristics and their driving mechanisms in the Taihu Plain region [J]. Acta Geographica Sinica, 2023,78(5):1088-1103. (in Chinese))

[3] YUAN Jia, XU Youpeng, WU Lei, et al. Variability of precipitation extremes over the Yangtze River Delta, eastern China, during 1960-2016 [J]. Theoretical and Applied Climatology,2019,138(1/2):305-319.

[4] SAHOO S,JHA M K. Groundwater-level prediction using multiple linear regression and artificial neural network techniques: a comparative assessment [J]. Hydrogeology Journal,2013,21(8):1865-1887.

[5] SURYANARAYANA C,SUDHEER C,MAHAMMOOD V, et al. An integrated wavelet-support vector machine for groundwater level prediction in Visakhapatnam,India[J]. Neurocomputing,2014,145:324-335.

[6] 胡军,邱俊博. 多策略灰狼算法优化 SVM 的尾矿坝地下水水位预测 [J]. 矿冶工程,2021,41(3):24-27. (HU Jun,QIU Junbo. Prediction of groundwater level of tailings dam based on MGWO-SVM[J]. Mining and Metallurgical Engineering,2021,41(3):24-27. (in Chinese))

[7] 冯羽,马凤山,魏爱华,等. 灰色系统与神经网络组合模型在地下水水位预测中的应用 [J]. 中国地质灾害与防治学报,2011,22(3):119-124. (FENG Yu,MA Fengshan,WEI Aihua,et al. The prediction of groundwater level based on the combined model of grey system and neural network [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control,2011,22(3):119-124. (in Chinese))

[8] 胡腾飞,施勇,毛劲乔,等. 基于结构-参数同步优化的河湖水位模型及应用 [J]. 排灌机械工程学报,2022,40(5):461-466. (HU Tengfei,SHI Yong,MAO Jingqiao,et al. River/lake water level model based on structure-parameter synchronized optimization and its application [J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2022, 40(5): 461-466. (in Chinese))

[9] PAN Mingyang, ZHOU Hainan, CAO Jiayi, et al. Water level prediction model based on GRU and CNN[J]. IEEE Access, 2020,8:60090-60100.

[10] 刘艳,张婷,康爱卿,等. Seq2Seq 模型的短期水位预测 [J]. 水利水电科技进展, 2022, 42 (3) : 57-63. (LIU Yan,ZHANG Ting,KANG Aiqing,et al. Short-term water level prediction based on Seq2Seq model[J]. Advances in

Science and Technology of Water Resources, 2022, 42 (3) :57-63. (in Chinese))

[11] 陈珺,黄燕华,洪朋,等. 基于机器学习模型的河道水位预测 [J]. 水利水电科技进展, 2023, 43 (3) : 9-14. (CHEN Jun, HUANG Yanhua, HONG Peng, et al. Prediction of river water level based on machine learning model[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2023,43(3):9-14. (in Chinese))

[12] CHANG F J,CHANG Y T. Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir [J]. Advances in Water Resources,2006,29(1):1-10.

[13] 刘威,尹飞. 一种基于 LSTM 模型的水库水位预测方法 [J]. 无线电工程,2022,52(1):83-87. (LIU Wei,YIN Fei. A reservoir water level prediction method based on LSTM model[J]. Radio Engineering,2022,52(1):83-87. (in Chinese))

[14] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation,1997,9(8):1735-1780.

[15] KRATZERT F,KLOTZ D,BRENNER C,et al. Rainfall-runoff modelling using Long Short-Term Memory (LSTM) networks [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2018,22(11):6005-6022.

[16] 王亦斌,孙涛,梁雪春,等. 基于 EMD-LSTM 模型的河流水量水位预测 [J]. 水利水电科技进展, 2020, 40 (6) : 40-47. (WANG Yibin,SUN Tao,LIANG Xuechun,et al. Prediction of river water flow and water level based on EMD-LSTM model [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2020,40(6):40-47. (in Chinese))

[17] ZHANG Jianfeng, YAN Zhu, ZHANG Xiaoping, et al. Developing a Long Short-Term Memory (LSTM) based model for predicting water table depth in agricultural areas [J]. Journal of Hydrology,2018,561:918-929.

[18] HU Caihong,WU Qiang,LI Hui,et al. Deep learning with a long short-term memory networks approach for rainfall-runoff simulation[J]. Water,2018,10(11):1543.

[19] 刘亚新,樊启祥,尚毅梓,等. 基于 LSTM 神经网络的水电站短期水位预测方法 [J]. 水利水电科技进展,2019,39(2):56-60. (LIU Yaxin,FAN Qixiang,SHANG Yizi,et al. Short-term water level prediction method for hydropower station based on LSTM neural network [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2019,39(2):56-60. (in Chinese))

[20] 郭燕,赖锡军. 基于长短时记忆神经网络的鄱阳湖水位预测 [J]. 湖泊科学,2020,32(3):865-876. (GUO Yan,LAI Xijun. Water level prediction of Lake Poyang based on long short-term memory neural network[J]. Journal of Lake Sciences,2020,32(3):865-876. (in Chinese))

[21] KENNEDY J,EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth:IEEE,1995:1942-1948.

[22] 连晓晗,马永强,刘真,等. 基于 PSO-GRU 神经网络的青椒生长期需水预测[J]. 水利信息化,2023(1):33-39. (LIAN Xiaohan, MA Yongqiang, LIU Zhen, et al. Prediction of water demand in green pepper growth period based on PSO-GRU neural network[J]. Water Resources Informatization,2023(1):33-39. (in Chinese))

[23] 赵乃刚,邓景顺. 粒子群优化算法综述[J]. 科技创新导报,2015,12(26):216-217. (ZHAO Naigang, DENG Jingshun. Overview of particle swarm optimization algorithms [J]. Science and Technology Innovation Herald,2015,12(26):216-217. (in Chinese))

[24] ANSARI S, AYOB A, HOSSAIN L M S, et al. Particle swarm optimized data-driven model for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries by systematic sampling [J]. Journal of Energy Storage,2022,56:106050.

[25] FIELDING B, ZHANG Li. Evolving image classification architectures with enhanced particle swarm optimisation [J]. IEEE Access,2018,6:68560-68575.

[26] 唐晓灵,刘嘉敏. 基于 PSO-LSTM 网络模型的建筑碳排放峰值预测[J]. 科技管理研究,2023,43(1):191-198. (TANG Xiaoling, LIU Jiamin. Forecast of peak carbon emissions of buildings based on PSO-LSTM model [J]. Science and Technology Management Research,2023,43(1):191-198. (in Chinese))

[27] 徐嘉远,邹磊,夏军,等. TVGM-LSTM 耦合模型及其径流模拟效果分析[J]. 水资源保护,2023,39(6):104-110. (XU Jiayuan,ZOU Lei,XIA Jun,et al. TVGM-LSTM coupling model and its runoff simulation effect analysis [J]. Water Resources Protection,2023,39(6):104-110. (in Chinese))

[28] 田焯,谭伟丽,王国庆,等. LSTM 变体模型在径流预测中的性能及其可解释性[J]. 水资源保护,2023,39(3):188-194. (TIAN Ye,TAN Weili,WANG Guoqing,et al. Performance of variant LSTM models in runoff prediction and their interpretability [J]. Water Resources Protection,2023,39(3):188-194. (in Chinese))

[29] 石卓,史东华,姚成,等. 基于径流模数的 LSTM 模型在无资料嵌套流域的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2024,52(3):51-57. (SHI Zhuo,SHI Donghua,YAO Cheng,et al. Application of runoff modulus-based LSTM in ungauged nested watersheds [J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2024,52(3):51-57. (in Chinese))

[30] 温惠英,张东冉,陆思园. GA-LSTM 模型在高速公路交通流预测中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报,2019,51(9):81-87. (WEN Huiying, ZHANG Dongran, LU Siyuan. Application of GA-LSTM model in highway traffic flow prediction [J]. Journal of Harbin Institute of Technology,2019,51(9):81-87. (in Chinese))

[31] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Unsupervised coding with Lococode [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Artificial Neural Networks. Lausanne:Springer,1997:655.

(收稿日期:2023-11-31 编辑:俞云利)

(上接第 47 页)

[13] 林欢,钟平安,刘冠华,等. 水库汛限水位动态控制回蓄时机的确定方法研究[J]. 中国农村水利水电,2019(9):157-161. (LIN Huan, ZHONG Pingan, LIU Guanhua,et al. A method of determining the timing of water storage during dynamic control of flood limited water level in the reservoir [J]. China Rural Water and Hydropower,2019(9):157-161. (in Chinese))

[14] LIAO Daiqiang,ZHANG Qiang,WANG Ying,et al. Study of four rainstorm design methods in Chongqing [J]. Frontiers in Environmental Science,2021,9(1):639931.

[15] ZHANG Zongjia, ZENG Yiping, HUANG Zhejun,et al. Multi-Source data fusion and hydrodynamics for urban waterlogging risk identification[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health,2023,20(3):2528.

[16] 鲁芳. 基于 Mike Flood 模型的杭州市典型城区城市内涝管理模拟研究[D]. 宜昌:三峡大学,2022.

[17] 刘发欣,程文,刘昕,等. 海绵城市建设中低影响开发的应用及研究进展[J]. 净水技术,2022,41(9):18-25. (LIU Faxin, CHENG Wen, LIU Xin, et al. Research progress and application of low impact development in sponge city construction [J]. Water Purification Technology,2022,41(9):18-25. (in Chinese))

[18] 谢鹏,宫永伟,仇志铭,等. 多孔纤维棉在绿色屋顶中的适配性试验研究[J]. 水资源保护,2023,39(3):237-245. (XIE Peng, GONG Yongwei, QIU Zhiming, et al. Experimental study on suitability of porous fiber cotton in green roofs [J]. Water Resources Protection,2023,39(3):237-245. (in Chinese))

[19] 叶陈雷,徐宗学,雷晓辉,等. 福州晋安河片区海绵改造对城市内涝的影响[J]. 水资源保护,2023,39(1):83-92. (YE Chenlei, XU Zongxue, LEI Xiaohui, et al. Influences of sponge reconstruction of Jin ' an River drainage district in Fuzhou City on urban flooding/ waterlogging [J]. Water Resources Protection,2023,39(1):83-92. (in Chinese))

[20] 傅春,付耀宗,肖存艳,等. 基于 MIKE FLOOD 模型的鹰潭市内涝弹性分析[J]. 水利水电科技进展,2022,42(1):33-39. (FU Chun, FU Yaozong, XIAO Cunyan, et al. Analysis of urban waterlogging resilience based on MIKE FLOOD Model in Yingtan City [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2022,42(1):33-39. (in Chinese))

(收稿日期:2023-10-27 编辑:熊水斌)