

李中伟, 肖磊, 陆晶莹, 等. 基于 XGBoost-LSTM 模型的供水管网余氯预测及预警方法[J]. 净水技术, 2026, 45(7): 182-189.

Li Z W, Xiao L, Lu J Y, et al. XGBoost-LSTM model based approach for residual chlorine prediction and early warning in water supply pipelines network [J]. Water Purification Technology, 2026, 45(7): 182-189.

基于 XGBoost-LSTM 模型的供水管网余氯预测及预警方法

李中伟*, 肖磊, 陆晶莹, 陈春芳, 李高程

(常州通用自来水有限公司, 江苏常州 213003)

摘要 【目的】供水管网是城市运行的命脉,保障其水质安全至关重要。随着智慧水务的深入推进,在线监测仪器正逐步取代传统人工检测,成为水质监控的主要方式。在这一体系中,余氯在线监测尤为关键,是城市管网水质安全的第一道防线。而电极式余氯传感器在使用中会产生信号衰减影响监测数据。本文旨在解决供水管网安培法余氯电极信号衰减导致的测量偏差问题,并推动水质监测向“主动预测预警”转型。【方法】本文部署比色法与电极法并行监测系统,构建融合数据驱动的极端梯度提升和长短期记忆网络(XGBoost-LSTM)混合模型。其中,XGBoost 算法用于校正电极信号以获得高精度余氯序列,LSTM 模型实现余氯时间序列多步预测,据此搭建具备故障自诊断与异常识别功能的预警系统,形成智能预测预警方法。【结果】XGBoost 补偿模型将电极测量 34 d 的平均绝对误差由 0.252 6 mg/L 降至 0.110 2 mg/L,降幅达 56.37%;LSTM 预测模型在前 2 h 内的预测偏差为 0.016 6~0.026 4 mg/L,相对误差为 3.5%~5.7%。并构建了基于预测值的三级动态阈值水质预警机制。在多次真实管网异常事件中,本系统成功实现余氯在线预测预警,验证了其有效性与可靠性。【结论】本文构建“精准补偿-智能预测-超前预警”的一体化技术闭环,既为攻克电极信号衰减难题提供创新性解决方案,也为保障城市供水水质安全提供智能化的技术支撑。

关键词 城市生命线;余氯监测;XGBoost 算法;LSTM 神经网络;智能预测

中图分类号: TU991 文献标志码: A 文章编号: 1009-0177(2026)07-0182-08

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2026.07.021

XGBoost-LSTM Model Based Approach for Residual Chlorine Prediction and Early Warning in Water Supply Pipelines Network

Li Zhongwei*, Xiao Lei, Lu Jingying, Chen Chunfang, Li Gaocheng

(Changzhou CGE Water Co., Ltd., Changzhou 213003, China)

Abstract [Objective] Water supply pipeline networks are the lifeblood of urban operations, and ensuring their water quality safety is of paramount importance. With the deepening advancement of smart water utilities, online monitoring instruments are gradually replacing traditional manual testing and have become the primary means of water quality monitoring. Within this system, online residual chlorine monitoring is particularly critical, serving as the first line of defense for the safety of urban pipeline network water quality. However, electrode-type residual chlorine sensors are subject to signal attenuation during use, which affects the monitoring data. This paper aims to address the measurement deviation caused by signal attenuation in amperometric free chlorine electrodes within water supply networks and to promote the transformation of water quality monitoring from passive monitoring to "active prediction and early warning". [Methods] A parallel monitoring system combining colorimetric and electrode method was deployed, and a data-driven hybrid eXtreme gradient boosting-long short-term memory (XGBoost-LSTM) model was constructed. Specifically, the XGBoost algorithm was applied to correct the electrode signals for acquiring high-precision free chlorine sequences, while the LSTM model was adopted to implement multi-step time series prediction of free chlorine. On this basis, an early warning system with functions of fault self-diagnosis and anomaly identification was established, forming an intelligent prediction and early warning method. [Results] The XGBoost compensation model reduced the mean absolute error of electrode measurements over 34 days from 0.252 6 mg/L to 0.110 2

[收稿日期] 2025-11-05

[通信作者] 李中伟(1975—),男,工程师,主要从事二次供水设备管理及智能控制技术研发等工作,E-mail:zhongwei.li@czcwater.com。

mg/L, with a reduction rate of 56.37%. For the LSTM prediction model, the prediction deviation within the first 2 hours ranged from 0.016 6 mg/L to 0.026 4 mg/L, with a relative error from 3.5% to 5.7%. And it had established a three-tier dynamic threshold water quality early warning mechanism based on predicted values. During multiple actual water supply network anomaly events, this system successfully realized online free chlorine prediction and early warning, which verified its effectiveness and reliability.

[**Conclusion**] This paper establishes an integrated technical closed-loop of "precision compensation-intelligent prediction-advanced early warning". It not only provides an innovative solution to the problem of electrode signal attenuation, but also offers intelligent technical support for ensuring the safety of urban water supply quality.

Keywords urban lifeline; residual chlorine monitoring; XGBoost algorithm; LSTM neural network; intelligent prediction

城市供水管网是国计民生的关键基础设施,水质安全直接影响公众健康。余氯是抑制微生物再生、保障输配水安全的核心指标,因此设置水质在线监测系统^[1]已成为智慧水务建设的重要需求。安培法电极凭借响应快、成本低、集成易等优势被广泛应用,但其长期运行存在固有缺陷:为维持测量状态需施加恒定极化电压,易导致电极表面氧化污染并形成绝缘覆盖层,引发信号持续衰减和测量值负向漂移,严重影响数据可靠性并提高了维护成本。

当前行业主要采用定期人工清洗、机械刮擦等硬件维护方式,这些方法虽能使电极短期恢复性能,但属被动应对,易造成监测中断,且难以适配复杂水质环境,高昂成本也制约城市生命线水质监测工程规模化应用。随着智慧水务的发展,数据驱动的软测量与智能补偿技术提供了新的思路,机器学习能挖掘历史数据中的复杂非线性关系,为构建传感器补偿模型奠定基础;极端梯度提升(XGBoost)算法凭借强大泛化能力、特征兼容性及抗过拟合性能,在回归预测中表现优异;长短期记忆(LSTM)网络则通过门控机制有效捕捉时间序列的长期依赖关系,特别适用于余氯含量这类时序动态特征的预测。

基于此,本文创新性地提出 XGBoost-LSTM 混合模型概念,旨在系统性地解决从数据校正到前瞻预警的全链条问题:利用 XGBoost 对衰减信号实施高精度实时补偿;将校正后的高质量时序数据输入 LSTM 模型,深度挖掘动态规律以实现余氯含量的超前预测;构建集电极故障自诊断与水质异常早期识别于一体的动态预警系统。本文将从系统架构与核心算法层面详细阐述,并通过实际案例验证方案的有效性,为加强管网水质监测^[2],提升水质监测智能化水平提供新的技术路径。

1 余氯电极信号衰减机理与补偿策略分析

1.1 电极污染形成与信号衰减路径

安培法余氯检测基于三电极体系的电化原

理,通过施加恒定电位使次氯酸在工作电极上被还原后产生电流信号,其电流强度与游离余氯含量成正比,通过测量电流值,可确定被测水体中的游离余氯含量^[3]。同时因在电极上产生氧化反应,在长期连续检测过程中,水体中的无机离子、有机物和微生物在电极表面形成复合污染层,主要表现为产生无机盐沉积、形成有机物聚合膜和生物膜。这些污染物通过覆盖活性位点、阻碍反应物扩散和增加电子传输阻抗 3 种途径引发信号衰减,导致电极灵敏度下降、响应时间延长和测量误差增大,严重影响监测数据的准确性。

1.2 传统补偿策略的技术瓶颈

现有针对电极污染的物理-化学补偿方法可归纳为 3 类:物理清洗通过外力清除污染物;化学清洗利用特定反应分解污染物;电化学清洗通过反向电位产生冲刷和分解作用。上述方法均属“事后补救”机制,存在监测中断、响应滞后、维护成本高和可能损伤电极等局限性,难以满足长期连续监测的需求。

1.3 软件算法补偿的技术价值与优势

软件算法补偿技术通过构建信号衰减模型,对测量值进行实时动态校正,具备突出的技术优势与显著的应用价值。该技术能够在无需中断监测的情况下保障数据的连续性和完整性,基于水质参数建立自适应预测模型,实现在线测量并自动进行数据补偿,有效提升监测数据的准确性。此外,软件补偿可覆盖硬件清洗及维护间歇期,在电极性能逐步衰减过程中保持测量准确度,该技术不仅能大幅降低维护频率及成本,对需要长期连续获取高精度数据的饮用水管网监测场景具有重要意义,也是实现余氯电极智能化、长效化监测的核心技术途径。

2 XGBoost-LSTM 智能预警系统构建

2.1 基于 XGBoost 的补偿模型

针对余氯电极测量信号因长期运行而产生的衰

减问题,本文提出一种基于 XGBoost 的智能补偿算法。XGBoost 通过逐步构建决策树来优化预测模型^[4],并使用了集成学习与正则化技术,能够有效捕捉传感器信号与真实值之间的复杂非线性映射关系。

算法开发基于一套为期 34 d 的并行监测数据集,试验组采用商用余氯电极,实时输出原始测量值(记为电极测量值);对照组采用高精度比色法余氯分析仪,同步获得余氯真实值(记为真实余氯值)。算法以衰减偏差(即真实余氯值减去电极测量值)作为核心学习目标,采用“离线训练-在线应用”两阶段执行流程:离线阶段,基于历史数据集完成模型参数训练;在线应用阶段,将实时采集到的电极测量值输入算法模型,生成衰减偏差预测值,最终通过补偿公式——即补偿后余氯值等于电极测量值加上衰减偏差预测值——实现余氯含量的动态校正,有效抑制传感器衰减带来的系统检测误差。

2.2 基于 LSTM 的时序预测模型

为实现余氯含量变化趋势的前瞻性感知,构建基于 LSTM 网络的时序预测模型^[5],利用其独特的输入门、遗忘门、输出门及细胞状态的协同机制,突破传统时序模型的短期依赖局限,精准捕捉余氯含量序列中的长期动态关联特征,提高预测精度。

LSTM 模型采用滑动窗口技术,以补偿后余氯含量序列为数据源,采用过去 24 h 的时序数据作为输入特征,通过层级特征提取强化时间维度信息挖掘,经全连接层输出单步预测结果,预测未来 1 h 的余氯含量,并滚动预测未来多小时余氯值。网络结

构包含 4 个 LSTM 层(每层神经元数量均为 160),模型训练过程采用 AdamW 优化器进行梯度更新,以均方误差(MSE)为损失函数,通过反向传播迭代优化网络参数,确保预测值与真实值的逼近度。该模型为水质监测数据调控的预判性决策提供了量化依据,符合智慧水务系统中预测性维护的核心需求。

2.3 基于预测值的三级动态阈值预警机制

利用水质在线仪表监测供水水质已成为智慧水务中的重要一环^[6],为实现余氯异常态势的精准识别与分级管控,本文构建基于模型预测值的三级动态阈值预警机制,替代传统固定阈值模式,提升预警响应的时效性与准确性。该机制通过实时比对当前监测值与模型预测值的偏差度,结合动态更新的基准阈值,触发三级递进式预警响应。

一级提醒级:当监测值与预测值出现轻微偏离(± 0.02 mg/L)波动时自动触发,主要用于提示运维人员关注设备运行状态,排查潜在干扰因素。

二级警告级:当偏差持续扩大并超出正常波动(± 0.03 mg/L)范围时启动,系统自动标记异常数据段,推送初步排查建议,启动增强监测频次模式。

三级报警级:当偏差达到临界阈值水质安全标准上限(± 0.05 mg/L)时激活,同步触发声光报警、移动端推送等多渠道通知,联动预设应急响应流程。

该机制通过动态基准设定与分级响应策略,实现了对异常态势的早期识别与分级管控,显著提升预测预警^[7]准确性和运维效率。

2.4 系统总体架构

系统构建了智能预测预警架构,如图 1 所示。



图 1 XGBoost-LSTM 混合预警模型流程

Fig. 1 Procedure of XGBoost-LSTM Hybrid Early Warning Model

3 XGBoost 算法模型分析

3.1 数据源及预处理

本文的试验数据来源于常州某小区供水管网的余氯在线监测系统,采集时段为 2024 年 9 月 10 日—10 月 14 日,数据采样频率约为 30 s/次,累计共获取 92 195 组连续监测数据。

为降低数据波动性并凸显变化趋势,采用时间窗口重采样方法对原始数据进行预处理:以 60 min 为间隔进行滑动聚合,最终得到 816 组包含标准余

氯值与传感器原始测量值的规整化数据集。数据集划分遵循时间序列连续性原则,将前 30 d 共 720 组数据设为训练集,用于特征构建与模型训练;最后 4 d 共 96 组数据设为验证集,用于模型评估。数据整体时序分布特征如图 2 所示。

模型目标变量的构建过程是通过真实余氯值减去电极测量值得到余氯测量误差序列,以量化传感器衰减导致的偏差,并通过对误差序列进行一阶差分 $\Delta't = \Delta_t - \Delta_{t-1}$,来评估时序数据的数据平稳性。

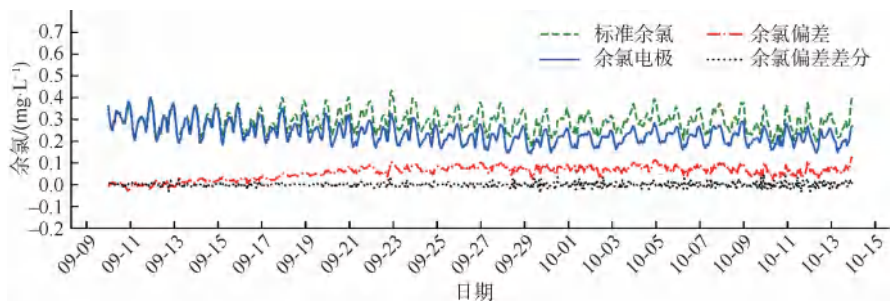


图 2 XGBoost 模型数据

Fig. 2 XGBoost Model Data

特征工程阶段采用滑动窗口技术构建多维度输入特征集,具体生成 1~9 阶的滞后特征,作为预测模型的关键输入变量,相关特征定义如表 1 所示。

表 1 添加滞后特征

Tab. 1 Incorporating Lag Features

日期	时间	值/(mg·L ⁻¹)	标签_1/(mg·L ⁻¹)	...	标签_7/(mg·L ⁻¹)	标签_8/(mg·L ⁻¹)	标签_9/(mg·L ⁻¹)
09-23	15:00:00	0.090 815	0.068 703	...	0.058 348	0.060 405	0.069 011
09-23	16:00:00	0.079 678	0.090 815	...	0.053 701	0.058 348	0.060 405
09-23	17:00:00	0.069 965	0.079 678	...	0.058 111	0.053 701	0.058 348
09-23	18:00:00	0.061 363	0.069 965	...	0.066 046	0.058 111	0.053 701

3.2 模型训练

为精准捕捉余氯误差序列生成滞后相关性特征,构建基于 XGBoost 算法的回归预测模型,以实现余氯误差的时序预测。模型输入变量选取序列前 9 个时间步的余氯误差数据,以第 10 个时间步的余氯误差为预测目标,采用平方误差损失函数,估计器数量设置为

120、学习率取 0.5、最大树深度设定为 10,并将数据的前 90%划分为训练集,后 10%划分为测试集。

训练数据拟合曲线如图 3 所示,模型训练数据拟合结果显示:平均绝对误差 (MAE) 为 0.019 233 mg/L,判定系数 R^2 达 0.999 7,各项指标均表明模型在训练集上具有卓越的拟合精度。

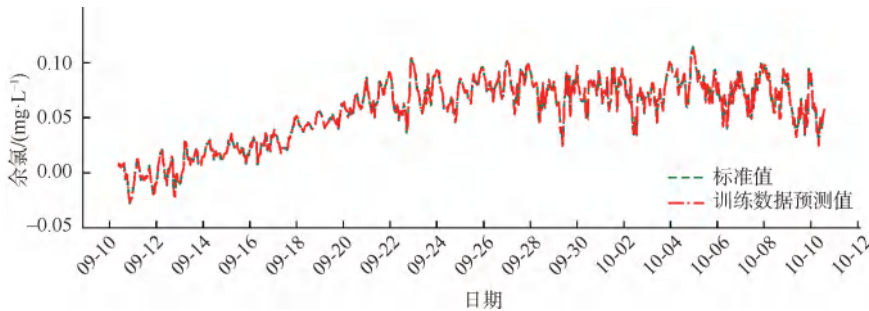


图 3 XGBoost 模型训练数据拟合曲线

Fig. 3 Fitting Curves of XGBoost Model on Training Data

3.3 模型预测

为验证所构建模型的预测能力,采用基于滞后特征的多步时间序列预测框架开展验证,预测过程通过自回归滑动窗口机制实现动态迭代。具体流程为:每次将滞后特征窗口沿时间轴右移一个步长,并将上一轮次的最新预测值嵌入滞后特征序列的标

签_1 位置,通过该动态更新机制逐次完成余氯衰减连续预测,XGBoost 模型预测曲线如图 4 所示,测试集上的 MAE 为 0.110 203 mg/L。

以上结果证实,经过训练后的模型具备可靠的长期预测能力,可实现对余氯电极衰减提前 1 h 的预测。为突破余氯电极信号衰减这一行业共性技

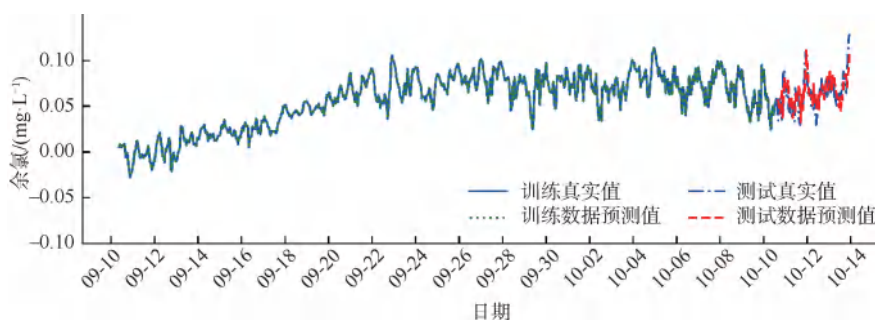


图 4 XGBoost 模型预测

Fig. 4 Prediction of XGBoost Model

术瓶颈提供了解决方案,更关键在于为运维模式从传统“定期清洗”向智能化“精准预测-补偿”的转型升级提供了技术支撑,对提升余氯监测的稳定性与运维效率具有重要实践价值。

3.4 补偿模型性能评估

由表 2 可知,相对于未补偿的电极原始测量结果,补偿模型在测试集上展现出显著的修正效能,其中,补偿前 MAE 为原始余氯检测值与余氯标准的差值,补偿后 MAE 为经 XGBoost 模型补偿后的余氯值与余氯标准的差值。MAE 从补偿前的 0.252 6 mg/L 降低到补偿后的 0.110 2 mg/L,降低幅度达 56.37%, R^2 提升至 0.890 65。结果显示,补偿模型可有效修正余氯电极的信号衰减偏差,显著提升测量数据的准确性与可靠性。

表 2 电极补偿前后性能对比

Tab. 2 Performance Comparison before and after Electrode Compensation

性能指标	补偿前	补偿后	降低幅度
MAE/(mg·L ⁻¹)	0.252 6	0.110 2	56.37%
R^2	-1.135 39	0.890 65	—

图 5 为补偿模型修正前后的性能对比曲线,结果表明,经补偿后的数据曲线与标准测量方法的结果吻合较好,成功校准了原始电极信号随时间累计

的衰减偏差,XGBoost 算法模型能够生成高质量的余氯测量数据,为后续 LSTM 余氯预测模型的可靠构建与精准预测提供了关键数据支撑。

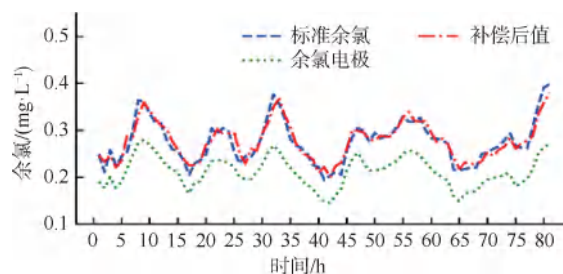


图 5 补偿模型修正前后的性能对比

Fig. 5 Performance Comparison of the Model before and after Compensation Adjustment

4 LSTM 算法模型分析

4.1 余氯数据时序关联性分析

为挖掘供水管网余氯含量的时间演化规律,本文以常州某小区供水管网 2025 年 4 月的余氯监测数据为分析基础。初步分析结果显示,余氯含量序列具有显著的周期性波动规律,且在不同周期内变化模式具有高度一致性,凸显出强时序依赖性。

图 6 为连续 30 d 的余氯质量浓度历史监测曲线,数据清晰呈现出稳定的波动趋势,为构建预测模型奠定了良好基础。基于此,本文拟深度挖掘余氯

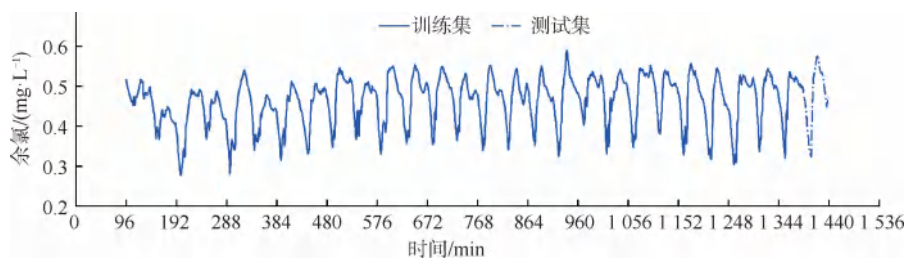


图 6 30 d 管网余氯

Fig. 6 Residual Chlorine in 30-Day Pipeline

含量时序数据中的周期演化规律与动态关联特征,构建能够准确反映其变化机制的预测模型,进而为供水管网水质精细化监测提供有效技术支撑。

4.2 LSTM 模型构建与训练

本文的模型开发与训练环境配置如下:操作系统为 Windows 11,编程语言及版本为 Python 3.10,深度学习框架采用 PyTorch;硬件配置为 AMD Ryzen™ 9 7945HX 处理器、16GB 内存及 NVIDIA GeForce RTX 4060 显卡(8 GB 显存),为深度学习模型训练提供算力支撑。

4.2.1 模型架构与训练参数配置

LSTM 余氯预测模型具体架构设计如下:采用 4 层 LSTM 隐藏层堆叠结构,每层设置 160 个隐藏单元,末端连接线性输出层进行回归预测。训练过程以 MSE 作为损失函数,采用 AdamW 优化器进行 1 500 轮训练,初始学习率设为 0.000 1 并配合动态调度机制。训练过程中实时监控损失变化并自动保存最优权重,确保模型获得最佳预测性能。

4.2.2 数据预处理与样本构建

数据预处理阶段以原始余氯数据(采样频率约

为 30 s/次,共 82 730 个数据点)为基础,通过重采样转化为 30 min/次平均值序列,最终得到 1 440 个有效样本。样本划分采用时间顺序法:前 29 d 数据(1 392 个样本)作为训练集,第 30 d 数据(48 个样本)作为测试集。为优化训练效果,对训练集进行三阶段处理:先以每小时间隔提取 696 个样本捕捉瞬时波动特征;再进行归一化处理;最后通过 24 h 滑动窗口技术生成 672 个时序样本,构建满足 LSTM 输入格式的训练数据集。

4.2.3 训练结果与性能分析

模型经 1 500 轮训练(56.47 min)后,损失值收敛至 1.18×10^{-6} 。由图 7(训练数据拟合效果图)可知,模型在 672 个样本上表现优异:MAE 为 0.000 036 mg/L, R^2 达 0.999 992,平均绝对百分比误差(MAPE)为 0.007 353%;最大相对误差为 0.42%,平均相对误差为 0.01%,且误差分布对称无系统性偏差。该 LSTM 模型具备强非线性拟合能力,可有效学习余氯变化的动态特征,各项指标均满足工业级应用标准,为后续预测预警提供可靠技术基础。

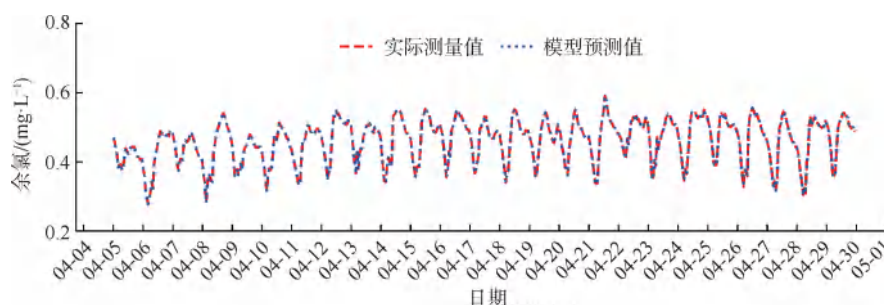


图 7 训练数据拟合效果

Fig. 7 Fitting Performance on the Training Data

4.3 LSTM 模型预测

考虑到工程应用,试验现场部署的机器不同于模型开发与训练时采用的环境配置,构建的 LSTM 预测模型基于 Python 3.10 与 PyTorch 框架,部署于 Intel N95 处理器^[8]、16 GB 内存的边缘计算设备上。预测模型通过工业以太网从 MySQL 数据库获取余氯监测数据,采用滑动窗口实现多步预测:以过去 24 h 数据预测未来 1 h 质量浓度,滚动生成 4 h 及 6 h 预测结果(图 8),6 h 预测结果偏差开始增大。本文采取 4 h 预测结果进行分析,自动计算 MAE、MAPE 与 R^2 等精度指标。系统集成数据预处理、模型推理与可视化模块,形成“采集-输出”完整闭环,

为管网水质预警与加氯调控提供技术支持。

4.4 LSTM 预测模型性能评估

基于补偿后数据构建的 LSTM 模型在测试集上表现出良好的预测性能。模型以 24 h 历史数据为输入,滚动预测未来 4 h 余氯含量变化。余氯质量浓度逐小时评估结果如表 3 所示,MAE 为 0.034 6 mg/L,平均相对误差为 8.03%, R^2 为 0.812。该结果证实模型可有效捕捉余氯时序变化规律,具备可靠的预测能力。

基于逐小时预测精度的分析结果表明,该模型在工程应用中展现出三方面显著优势:其一,对每日余氯含量下降时段的预测精度突出;其二,短期预测

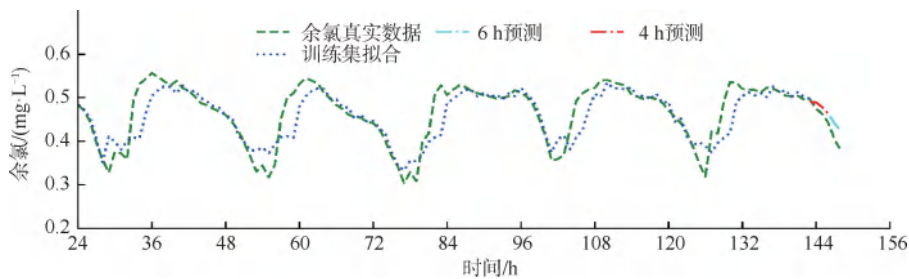


图 8 余氯预测

Fig. 8 Prediction of Residual Chlorine

表 3 模型预测值与实际值逐小时误差

Tab. 3 Hourly Prediction Error of the Model

时间	实际余氯质量浓度/($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	预测余氯质量浓度/($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	MAE/($\text{mg}\cdot\text{L}^{-1}$)	相对误差
00:00	0.474 2	0.490 9	+0.016 6	3.5%
01:00	0.462 8	0.489 2	+0.026 4	5.7%
02:00	0.441 9	0.478 0	+0.036 1	8.2%
03:00	0.403 5	0.462 8	+0.059 3	14.7%

性能优异,第 1 h 和第 2 h 相对误差分别为 3.5% 和 5.7%,虽随预测时长延长误差呈梯度上升,但整体处于工程可接受范围;其三,时序规律学习能力稳定,能够准确捕捉 4 h 内的整体变化趋势,且预测稳定性表现良好 ($\text{MAE}=0.034\ 6\ \text{mg/L}$),输出结果一致性较强,达到了对管网余氯监测的要求。

预测精度随时间延长的衰减规律具有可量化特征,这为模型工程应用明确了使用边界——前 2 h 的预测结果可直接服务于水质预警与加氯工艺调控。为验证系统实用性,在常州市区供水管网 13 个监测节点开展为期 6 个月连续运行测试,结果进一步证实了其有效性与稳定性,表明该模型可为供水管网水质智能化管理提供可靠技术支撑。

5 水质预警系统分析

5.1 动态阈值预警机制

本系统通过实时比对补偿后监测数据与模型预测值,构建基于绝对偏差与相对偏差率的智能预警体系。预警阈值依据历史正常期数据统计分析设定,并引入三级动态响应机制:相对偏差超过 $\pm 0.02\ \text{mg/L}$ 时触发一级预警;相对偏差超过 $\pm 0.03\ \text{mg/L}$ 时启动二级预警;相对偏差超过 $\pm 0.05\ \text{mg/L}$ 时发布三级预警。系统实时监测上述指标,阈值突破即激活对应预警并自动记录事件,实现水质异常精准识别与分级管控,为城市生命线水质工程海量传感器后期维护提供支持。

5.2 典型案例验证

系统经 6 个月试运行,成功识别多起潜在水质异常,选取 2 个典型案例说明预警效能。

(1)案例一:电极信号缓变衰减——传感器性能退化早期识别

2025 年 5 月,系统监测到某小区管网节点电极原始信号持续缓降。模型持续校正信号以维持数据准确,未触发水质警报,故障诊断模块依据信号衰减特征,预警系统于 6 月 3 日生成传感器性能退化提示。维护人员据此保养,发现电极表面形成致密氧化膜。本案例体现系统在保障数据可靠性的同时,实现从“事后维修”向“预测性维护”的转变^[9]。

(2)案例二:余氯骤降伴浑浊度微升——疑似局部污染入侵

2025 年 7 月 15 日 14:30,某小区入口节点余氯质量浓度 30 min 内由 $0.35\ \text{mg/L}$ 骤降至 $0.18\ \text{mg/L}$,同期浑浊度由 $0.12\ \text{NTU}$ 升至 $0.28\ \text{NTU}$ 。LSTM 模型预测 2 h 后余氯质量浓度将降至 $0.05\ \text{mg/L}$,系统于 15:00 触发三级预警。运维团队结合管网末梢特征,判断为水力条件突变致局部污染,现场冲洗后 40 min 内水质恢复。本案例中系统为应急处置争取关键窗口,有助于缩短事件处理时间^[10],有效避免用户投诉。

6 结论与展望

6.1 结论

本文提出了一种基于 XGBoost 和 LSTM 的组合

模型,用于预测短期余氯含量,并构建了融合XGBoost-LSTM算法智能监测预警系统,有效解决了在线余氯电极信号衰减与水质异常预警两大核心难题。该系统采用“实时补偿-时序预测-动态阈值预警”的三级架构,通过各模块协同作用显著提升余氯监测数据准确性与水质预警时效性。

(1)信号补偿模块将电极测量误差降低,使电极法精度接近比色法测余氯的标准,保障了数据可靠性。

(2)时序预测与预警模块结合,实现水质异常提前预警,推动水质安全管理从传统被动响应向主动干预的转型。

从工程应用角度看,该方案仅通过软件算法升级即可落地,无需改造现有硬件,具备成本低、见效快、推广易的应用优势,为供水管网水质智能化监测提供了可行路径。

6.2 未来展望

基于现有研究成果,未来将从以下2个方面深化研究。

(1)推进多源信息融合,引入pH、浑浊度、管网水量等多维监测参数,构建多变量预测模型,提高模型对复杂水质特征变化的适应能力,同时探索模型跨监测点的快速部署方法,扩大应用范围。

(2)加强系统与水务管控环节的联动,推动水质监测预警系统与补氯调控、管网调度等控制环节的深度联动,构建“监测-预警-调控”一体化的智慧水务闭环管理体系,大大提高了供水水质精细化管理水平,进一步提升城市生命线工程管网水质保障能力。

参考文献

- [1] 尧桂龙. 居民小区高品质饮用水入户建设与改造策略探讨[J]. 净水技术, 2024, 43(3): 1-6, 38.
Yao G L. Discussion on the construction and renovation strategies of high-quality drinking water for residential areas[J]. Water Purification Technology, 2024, 43(3): 1-6, 38.
- [2] 侯宝芹, 童佳佳, 郭梦缘, 等. 基于杭州亚运会重大赛事期间的城市水质提升与保障对策[J]. 净水技术, 2024, 43(3): 76-80, 186.
Hou B Q, Tong J J, Wu M Y, et al. Based on urban water quality improvement and security countermeasures during major events of Hangzhou Asian games[J]. Water Purification Technology, 2024, 43(3): 76-80, 186.
- [3] 刘升, 石松, 包新月, 等. 基于敞开式传感器的余氯测控系统设计研究[J]. 传感技术学报, 2017, 30(8): 1299-1304.
Liu S, Shi S, Bao X Y, et al. Research on the design of measurement and control of ResidualChlorine based on non-membrane sensor[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2017, 30(8): 1299-1304.
- [4] 李明轩, 黎雷. 机器学习在水环境典型水质参数遥感反演中的应用[J]. 净水技术, 2024, 43(8): 45-53.
Li M X, Li L. Application of machine learning in remote sensing retrieval of typical water quality parameters in aquatic environments[J]. Water Purification Technology, 2024, 43(8): 45-53.
- [5] 曾波, 何春祥. 基于人工智能的滑坡识别预警技术应用[J]. 今日自动化, 2025(5): 106-108.
Zeng B, He C X. Application of landslide recognition and warning technology based on artificial intelligence[J]. Automation Today, 2025(5): 106-108.
- [6] 朱礼鑫, 张士涛, 何苗, 等. 基于Modbus TCP的临时水质在线监测系统于供水管网上的应用[J]. 净水技术, 2024, 43(8): 167-174.
Zhu L X, Zhang S T, He M, et al. Application of temporary water quality online monitoring system based on modbus TCP in water supply network[J]. Water Purification Technology, 2024, 43(8): 167-174.
- [7] 李鑫玮, 刘伟岩. 《城镇水务信息在线采集技术标准》解读[J]. 净水技术, 2024, 43(8): 26-30, 103.
Li X W, Liu W Y. Interpretation of technical standard for online acquisition of urban water information[J]. Water Purification Technology, 2024, 43(8): 26-30, 103.
- [8] 肖磊, 李中伟, 刘书明, 等. 基于串级LSTM深度学习模型的二次供水余氯预测方法[J]. 净水技术, 2024, 43(8): 160-166.
Xiao L, Li Z W, Liu S M, et al. Prediction method of residual chlorine in secondary water supply based on cascaded LSTM deep learning model[J]. Water Purification Technology, 2024, 43(8): 160-166.
- [9] 杨永建. GIS技术在船舶轮机设备安全管理中的应用[J]. 珠江水运, 2024(22): 136-138.
Yang Y J. Application of GIS technology in safety management of marine engine equipment[J]. 2024(22): 136-138.
- [10] 肖作为, 万文娇, 刘佳, 等. 基于车载大型设备的水质移动监测车快速检测技术在突发性水质事件中的应用及展望[J]. 净水技术, 2024, 43(8): 175-180.
Xiao Z W, Wan W J, Liu J, et al. Application and prospect of rapid detection technology of water quality mobile monitoring vehicle based on large vehicle-mounted equipment in water quality emergencies[J]. Water Purification Technology, 2024, 43(8): 175-180.