

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.

基于串级 LSTM 深度学习模型的二次供水余氯预测方法

肖磊^{1,2,*}, 李中伟², 刘书明¹, 陈春芳², 吴雪¹, 伍丽燕²

(1. 清华大学环境学院, 北京 100084; 2. 常州通用自来水有限公司, 江苏常州 213003)

摘要 伴随着城市高层住宅的增多, 住宅区内二次供水泵房数量迅速增加。由于二次供水水箱位于城市供水系统末端, 水质安全引起社会广泛关注。为提升水箱水质, 一些泵房引入自动补氯装置, 然而传统自动控制方法在应对二次供水系统中长时间延迟和非线性特性的补氯系统时存在局限性, 仅能在线监测水箱余氯水平, 过多的余氯可能对人体健康有害, 因此, 确保自动补氯系统安全运行成为亟待解决的问题。研究提出基于串级 LSTM 深度学习的神经网络模型, 用于分析水箱余氯数据、准确预测水箱出水余氯浓度, 并制定相应监测和控制策略。试验验证和实际应用结果表明, 该深度学习模型能有效智能预测水箱余氯, 为自动补氯系统提供重要的智能控制手段, 具有实用意义。

关键词 二次供水 水箱补氯 LSTM 深度学习 余氯预测 时间序列 串级网络模型

中图分类号: TU991 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-0177(2024)08-0160-07

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2024.08.022

Prediction Method of Residual Chlorine in Secondary Water Supply Based on Cascaded LSTM Deep Learning Model

XIAO Lei^{1,2,*}, LI Zhongwei², LIU Shuming¹, CHEN Chunfang², WU Xue¹, WU Liyan²

(1. School of Environment, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

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

Abstract With the increase of high-rise residential buildings in urban areas, the number of secondary water supply pump rooms in residential areas is rapidly increasing. As the secondary water supply tank is located at the end of the urban water supply system, water quality safety has attracted widespread attention from society. To improve the water quality in tanks, some pump rooms have introduced automatic chlorination devices. However, traditional automatic control methods have limitations in dealing with the long time delay and non-linear characteristics of chlorination systems in secondary water supply systems, as they can only monitor the residual chlorine level in tanks. Excessive residual chlorine may be harmful to human health, making it imperative to ensure the safe operation of automatic chlorination systems. This study proposed a neural network model based on cascaded LSTM deep learning to analyze residual chlorine data in tanks, accurately predict the residual chlorine concentration in tank water, and formulate corresponding monitoring and control strategies. Experimental validation and practical application results demonstrated that this deep learning model could effectively intelligently predict residual chlorine levels in tanks, providing important intelligent control means for automatic chlorination systems and holding practical significance.

Keywords secondary water supply water tank chlorination LSTM deep learning residual chlorine prediction time series cascade network model

城镇二次供水作为居民日常生活的重要水源, 其水质安全问题关乎居民健康和城镇供水系统整体

安全。余氯是判断二次供水消毒效果的关键参数。随着水力停留时间的延长, 二次供水水箱内的余氯

[收稿日期] 2024-05-10

[基金项目] 国家水体污染控制与治理科技重大专项(2017ZX07201002)

[通信作者] 肖磊(1968—), 男, 博士, 研究方向为二次供水优化运行与管理、水质保障与消毒技术, E-mail: larry.xiao@czcgwater.com。

浓度逐渐降低,可能导致对微生物的杀灭作用降低,使得细菌、病毒等微生物生长。目前,二次供水消毒方面问题未得到妥善解决,余氯含量过低会对水质安全造成风险,潜在威胁居民健康和供水系统整体安全。为维护城市二次供水用户的水质安全,供水管理部门应重视卫生部门的建议,结合实际运行情况,配置二次供水泵房在线水质监测系统和自动消毒设备。此外,需要特别关注自动补氯装置的安全运行,加强监控,降低运行问题发生率,以确保城市二次供水水质的安全。

本研究基于实际二次供水补氯设备的运行数据与余氯传感器监测原理,对余氯监测数据的波动特征进行分析,探讨与补氯响应机制的关系。通过应用深度学习模型中的人工智能神经网络,处理余氯数据并研究其潜在运行规律,以探究余氯控制策略^[1]。运用时间序列的长短期记忆(LSTM)神经网络对二次供水水箱历史余氯数据进行分析,自动预测补氯设备的控制参数。同时,监测余氯传感器性能,对控制运行进行实时监督与优化。将基于余氯传感器检测数据驱动的自动控制转变为基于 LSTM 神经网络预测数据的智能控制,提出基于余氯传感器历史数据的智能分析方法框架。该框架包括数据清洗、数据模型构建、数据训练、控制参数预测 4 个阶段,提供标准化的数据分析与挖掘流程,可用于各类时间序列预测控制系统开发。

1 LSTM 深度学习网络模型

深度学习算法模拟人类大脑的数据处理机制,通过设计精细的神经元来调整数据、权重和偏差,实现对数据的准确识别、分类和描述^[2]。每个神经元在深度学习系统的构建中扮演重要角色,共同组成一个强大而灵活的人工智能系统,有助于人们理解数据的本质、预测未来趋势,并为决策提供支持。时间序列数据按照时间顺序排列,是深度学习中的重要应用之一。深度学习通过对时间序列数据的分析和处理,揭示其中复杂规律,预测未来趋势和制定决策策略。时间序列预测是利用历史数据来准确预测未来数值走势的方法,循环神经网络(RNN)和 LSTM 网络在该领域表现突出^[3]。这些网络结构具备记忆能力,有助于捕捉时间序列数据中的动态模式和复杂关联^[4]。时间序列预测有助于揭示事物发展的趋势,为决策提供数据支持。高效的预测模

型类似智能顾问,提供依据并帮助规避风险。

LSTM 是深度学习领域的重要模型,自 2006 年被提出后便引领了机器学习的发展。LSTM 模拟了人类大脑学习的方式,构建了无监督网络模型,有着强大的数据聚类 and 预测能力,能够发现海量数据中的潜在规律。LSTM 引入了门控机制,通过 3 个门来控制数据的信息流动,解决了 RNN 中的梯度消失问题^[5]。LSTM 在时间序列预测中扮演着关键角色,其设计的长短时记忆单元能够更好地处理长序列数据,避免了梯度消失问题,有助于保留更多有用信息,提高了对未来数据走势的准确性和稳定性。

1.1 LSTM 网络结构

LSTM 的结构如图 1 所示,引入了门控机制的 LSTM 成功地解决了网络结构中梯度爆炸和梯度消失等问题^[6-7]。其核心包括记忆门、更新门和输出门,共同维护和控制细胞状态,确保信息的稳定传递。每个独立的 LSTM 神经元包含记忆细胞和 3 个门控单元,细胞体类似于存储器,是核心记忆单元,彼此以精细的方式相互作用,使 LSTM 在处理复杂时间序列数据时具有卓越的性能和稳定性。LSTM 的独特结构在实际应用中较多,主要应用于需要捕捉时间序列下长期依赖关系的任务中。

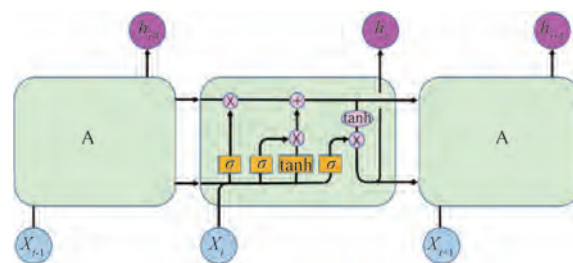


图 1 LSTM 结构

Fig. 1 LSTM Structure

1.2 串联 LSTM 网络模型设计

本研究引入了图 2 的两层 LSTM 模型串联网路结构,用于以不同尺度对历史时间序列数据进行学习和分析。在前级 LSTM 中,构建输入数据的初始特征轮廓,初步挖掘数据的周期性规律,并准确学习余氯的长期演变趋势,以捕捉余氯变化规律;后级 LSTM 进一步提炼余氯值的波动性特征,探索其时间相关性特征。通过这种层次化处理方法,有助于更好地理解余氯数据的本质特征,并显著提高预测的准确性。

串联 LSTM 深度神经网络通过建立多个 LSTM



图 2 串联 LSTM 结构

Fig. 2 Series LSTM Structure

网络之间的层次关系,增强模型表达能力。每个 LSTM 单元内部包含输入门、遗忘门和输出门,用于控制和更新输入数据的流动和状态信息^[8]。串联 LSTM 网络通过插入额外的 LSTM 层,构建了多个层次的 LSTM 单元结构,使信息能够在不同层之间传递和相互影响。上一个 LSTM 层的输出作为下一层的输入,引入非线性映射和抽象能力,提高网络模型的泛化能力。在串联 LSTM 网络中,每层具有不同的隐藏单元数和参数,以捕捉不同层次的特征和模式。通过增加网络深度,有利于串联 LSTM 网络更好地建模和学习复杂的时间序列模式,具有更强的学习能力。串联 LSTM 网络的处理流程包括数据准备预处理、周期性网络训练、数据处理、波动性模型训练、测试和输出控制阶段(图 3)。

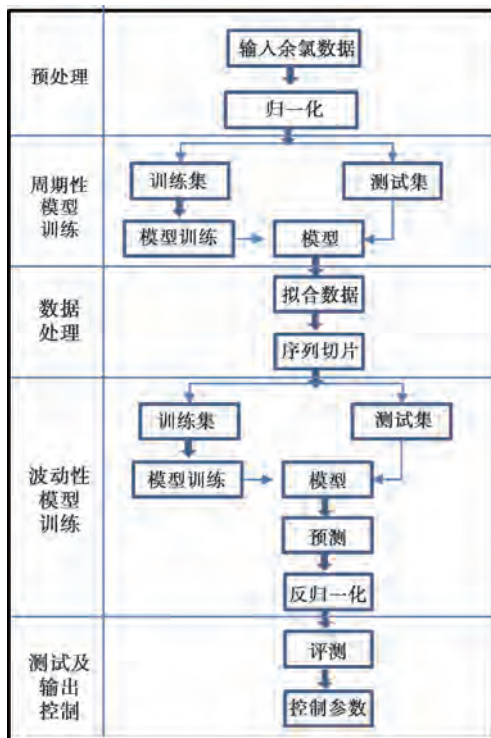


图 3 串联 LSTM 模型流程

Fig. 3 Flow of Series LSTM Model

1.2.1 数据预处理

数据预处理是时间序列数据分析中的重要步骤,包括确保数据完整性和进行数据归一化。在时

间序列预测中,递归预测法预测未来的 M 步,该方法预测完第一步,采用滑动窗口的方式,将第一步的预测结果引入,再进行第二步的预测,按照这个过程持续进行,直至预测到第 M 步为止。这种逐步迭代方法有助于预测未来趋势,并在预测序列中不断进行调整和修正,以提高预测的准确性和稳定性。滑动窗口示意图如图 4 所示。

第 1 步如式(1),预测 X_{n+1} 。

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_n] \quad (1)$$

第 2 步如式(2),预测 X_{n+2} 。

$$X = [X_2, \dots, X_{n+1}] \quad (2)$$

第 M 步如式(3),预测 X_m 。

$$X = [X_{m-3}, X_{m-2}, X_{m-1}] \quad (3)$$

利用前 n 个数据预测未来 1 个数据,即使用时间序列 X_n 预测未来 X_{n+1} ,可用式(4)描述。

$$X_n = (X_{-n}, \dots, X_{-1}, X_0) \quad (4)$$

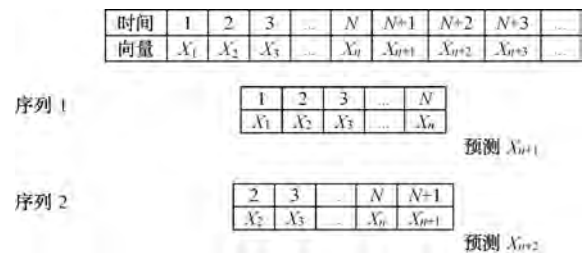


图 4 滑动窗口

Fig. 4 Sliding Window

1.2.2 周期性模型训练及数据拟合

前级 LSTM 网络由 5 个隐藏层组成,每层包含 64 个 LSTM 神经元,包含一个全连接的线性层,用于构建网络模型。较低 LSTM 层主要用于分析输入数据的低频特征,学习长时间跨度内的周期性规律。该层在进行滤波平滑功能时整合原始数据,去除绝大部分余氯信号中的高频抖动,并输出经过处理的代表余氯信号的数据。通过该处理方式,能够更准确地捕捉数据中的周期性特征和规律,为后续的预测和分析工作提供更稳定准确的输入^[9]。

综合考虑现场部署的边缘计算单元的计算能力和预测精度,采用时间序列切片技术将参与训练的数据规模缩小 1/2。利用时间序列切片技术,有效减少了训练数据的规模,降低了计算复杂度,提高了

训练效率,并在一定程度上控制了模型预测的准确性。

1.2.3 波动性模型训练及数据预测

后级 LSTM 网络由 5 个隐藏层组成,每层包含 68 个 LSTM 神经元,包含一个全连接的线性层,用于分析输入数据的局部特征。受益于前级整理数据的辅助,该级能够以较低的学习率进行训练,进一步提升预测的准确性。采用带有 L2 正则化和权重衰减的 AdamW 优化函数。在网络模型训练过程中,引入由模型所有权重的平方和构成的惩罚项到损失函数中,通过调整特定超参数,可以精确控制惩罚的强度,有效抑制过拟合现象的出现,增强网络模型的泛化能力,提高在实际应用中的鲁棒性。该级 LSTM 网络模型需要定期采集历史数据进行模型训练,消除季节和用水量不同所带来的余氯浓度变化的影响,以提高网络模型对实际补氯系统的适应度,提高预测精度。

1.2.4 串级 LSTM 模型应用

前级 LSTM 重复训练模型,后级 LSTM 定期训练模型,可排除因季节变化导致的水温、用水流量、进水余氯浓度等变化的影响。以当前时刻前 24 h 作为输入数据,通过串级 LSTM 深度学习模型来预测未来 4 h 的余氯浓度,余氯衰减到一定值时进行下一次预测。因此,该串级 LSTM 神经网络预测出的数据准确率高。串级 LSTM 模型应用如图 5 所示。



图 5 串级 LSTM 模型应用系统

Fig. 5 Application System for Cascade LSTM Model

1.2.5 测试及输出预测控制参数阶段

通过分析预测数据,可确定预测余氯达到最低值和最高值的时间点,从而计算余氯衰减至最低点所需的时间和补氯后余氯上升至最高点所需的时间。通过比较这两个预测时间点的时间差,可以得出预测补氯所需的时间。这一方法既便捷又有效,有助于优化补氯计划,确保水质保持在适宜的余氯浓度范围内。

2 数据收集与处理

2.1 数据集

本研究基于 PyTorch 神经网络框架,使用 Python3.9 编程语言,并在 PyCharm 社区版编辑器下开发。现场边缘计算单元小主机配置:CPU 为 N95,存储器为 16 G+512 G,数据库采用 MySQL。试验数据来源于常州某小区二次供水水箱的自动补氯装置水质自动监测系统,通过现场工业以太网通信,数据通过 4GDTU 传输至远程数据监控云平台。

监测数据包含水温、传感器余氯、比色法余氯、浑浊度、水位 5 项指标,数据采集频率为 1 min/次。图 6 展示了一周的历史监测数据,时间跨度为 2023 年 6 月 6 日 07:56—2023 年 6 月 13 日 07:56,共计 9 258 个数据点。由图 6 可知,余氯浓度变化曲线与时间序列之间存在密切关系,水箱中余氯浓度随时间顺序排列,呈现出明显的时序性。这是因为每个小区内用户构成及日常用水模式相对稳定,导致水箱中余氯浓度的时间序列呈现出明显的周期性。将一个完整用水周期内的余氯浓度变化序列称为“余氯波动曲线”,以突出其随时间变化的波动特性。

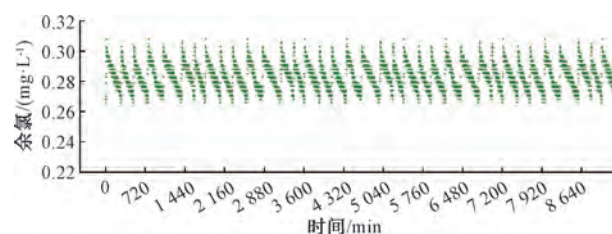


图 6 7 d 内的余氯数据散点

Fig. 6 Scatter Plot of Residual Chlorine Data in 7 Days

图 7 展示了 1 d 内的余氯监测数据,时间间隔精确到 1 min。余氯随时间变化的趋势,不同时间点的分段序列呈现一致的增减趋势,为研究和精准预测余氯波动提供了基础。

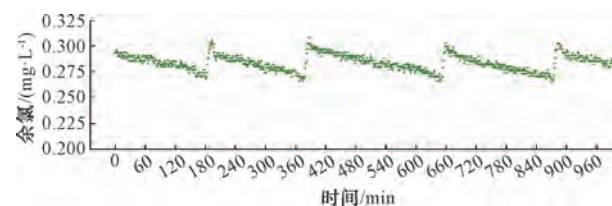


图 7 1 d 余氯数据散点

Fig. 7 Scatter Plot of 1-Day Residual Chlorine Data

2.2 数据集选取和预处理

实际工程中水箱余氯浓度的波动幅值较大,无法通过数据的平稳性进行滤波处理,因此,本研究采用卡尔曼滤波方法进行数据预处理。卡尔曼滤波是一种利用线性系统状态方程,通过系统输入输出观测数据对系统状态进行最优估计的算法。在观测数据中存在系统噪声和干扰的情况下,最优估计可以视作滤波过程^[10]。当测量方差已知时,卡尔曼滤波可以估计动态系统状态,即使在存有测量噪声的数据序列中也能有效估计系统状态。该算法易于编程实现,并能够实时更新和处理现场采集的数据,卡尔曼滤波器对余氯浓度进行预处理,消除其高频数据波动。图 8 展示了余氯浓度测试值与经卡尔曼滤波处理后的余氯浓度的对比。卡尔曼滤波后的余氯浓度与余氯测试值较为一致,余氯浓度的高频波动得到了衰减。

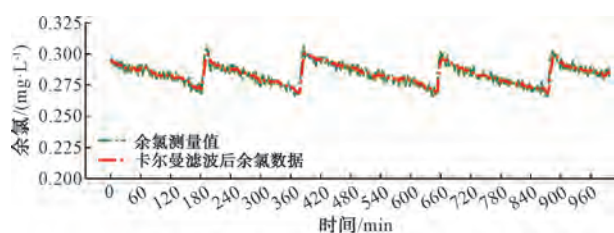


图 8 卡尔曼滤波预处理数据

Fig. 8 Pre-Processed Data by Kalman Filter

2.3 LSTM 网络数据模型预处理

利用 Python 编程语言的 Modbus TCP 模块,实现 PLC 数据的实时采集,并将其存储到 MySQL 数据库中。当网络模型需要训练数据时,从数据库中查询所需长度的历史数据进行训练。控制系统定时从现场部署的边缘处理单元数据库中读取设定的原始余氯浓度,数据形状为(9 258, 1)。为分割数据的训练集和测试集,定义了一个名为 split 的函数,该函数接收数据输入并返回构造好的元组列表,每个元组中包含 64 个项目构成的新列表,对应于 64 个历史余氯值,以及第 65 个点的余氯浓度。经分割后,获得的数据形状为(9 194, 64, 1)和(9 194, 1),共有 9 194 条记录,90%为训练集,10%为测试集,训练集的数据形状为(8 274, 64, 1),测试集的数据形状为(920, 64, 1)。前级 LSTM 在训练集上进行数据训练,并检测训练效果,将预测结果与测试集中的实际值进行比较,来评估已训练模型的性能。

3 数据训练与分析

3.1 特征选择与模型参数设置

为获得最佳的试验效果,将具有较高关联度的指标参数进行组合,并通过大量试验来筛选出最优的输入特征数量和组合。确定最佳输入特征后,根据训练误差情况来调整时间步长、批量大小和训练轮数等模型参数。时间步长过短会导致历史信息不充分使训练效果受到影响,过长不仅无法提高训练效果反而增加了训练时间;训练轮数对训练效果影响较大,过小导致较大误差和未收敛现象,过大会导致过拟合振荡。目前,模型参数通过经验值设置,缺乏相关理论支持,需通过大量试验不断调整和优化。

3.2 LSTM 网络模型训练

在基于串联 LSTM 网络预处理模型的基础上,将训练集和测试集数据整合,以余氯浓度的最后一个值作为基准,模拟生成 128 个预测数据并追加到队列末尾,形成新的数据,总长度为 9 322 个。为降低 LSTM 神经网络的训练计算量,采用间隔 2 min 的方式对数据序列进行切片,总长度为 4 661 个,训练集数据为 4 533 个,测试集数据为 128 个。试验中,以 2 min 为单位进行余氯浓度采集,使用 2 个补氯周期的时间序列进行训练,通过滑动窗口函数生成了 4 533 个短序列;利用训练数据的最后 64 个数据预测第一个预测数据,依次预测出 128 个预测值,其中前 64 个为测试数据,后 64 个为预测数据。图 9 展示了余氯拟合数据、训练集拟合数据以及未来余氯预测值。在神经网络的设计和调优过程中,参数的配置对模型的整体性能和运行效率具有重要影响。在前级 LSTM 网络中,进行了 2 000 次迭代训练,学习率为 0.000 1,在 2.03 min 内完成训练,拟合后的余氯数据共有 9 194 条,与原始数据对比的均方误差(MSE)为 0.000 1、平均绝对误差(MAE)为 0.006 2、平均绝对百分比误差(MAPE)为 0.02、确

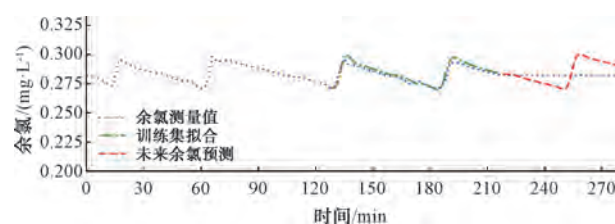


图 9 余氯数据预测

Fig. 9 Prediction of Residual Chlorine Data

定系数(R^2)为 0.89。在后级 LSTM 网络中,进行了 800 次迭代训练,学习率为 0.000 05,在 67.51 min 内完成训练。训练集的 MSE 为 0.001 8,测试集的 MSE 为 0.001 4。

3.3 模型预测数据分析

图 10 展示了余氯预测控制图,根据该图可计算未来余氯预测数据中的补氯时刻,通过最近的余氯最低点和最高点时间点来确定补氯开始和停止时刻,得出补氯时长。根据预测,余氯最低点将在 28 min 后出现,余氯最高点在 44 min 后出现,因此,预测的补氯时长为 16 min。同时,通过最近的第 2 个余氯最低点时间点,可以计算出两次计量泵运行的时间间隔,即余氯衰减的时间。

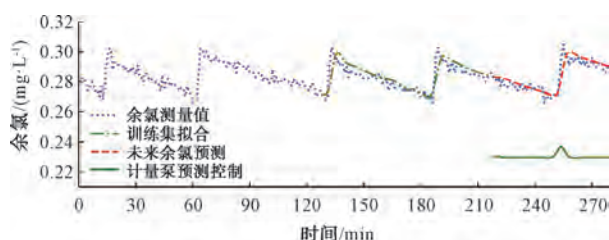


图 10 余氯预测控制

Fig. 10 Predictive Control for Residual Chlorine

基于对未来指定时间段内余氯数据的预测,传感器数据偏移报警系统绘制了余氯数据趋势图,并根据余氯传感器的预期发展规律进行监控。当传感器数据偏离了设定的余氯趋势线路并超过设定的最大偏差值时,系统立即触发报警,实现对补氯过程的智能监控。预测神经网络能够准确检测到补氯过程中余氯传感器数据的偏差,触发余氯高报警,及时提醒运营人员进行处理。预测系统能够及时停止计量泵的加药操作,防止余氯值过高情况的发生,使余氯传感器读数重新回到余氯预测趋势线路上。实践证明,补氯控制系统能够可靠地保障补氯过程中余氯水平的稳定,发挥重要的水质安全保障作用。

3.4 模型预测应用效果分析

设备安装投入运行后,对设备进行连续监测,定期采集水样进行水质指标检测,以评估设备应用效果。自设备投入运行以来,一直保持正常运行,未发生异常情况。从远程在线监控数据中得知,二次供水水箱出水口余氯质量浓度始终在 0.25~0.35 mg/L,符合卫生部门对自来水水质标准的要求。二次供水系统的水质得到显著改善,有效抑制细菌繁殖,为生

活饮用水安全提供有力保障。此外,通过设备的智能控制保障了氯剂的精准投加和安全性,避免浪费和环境污染的发生。

4 结论与展望

城镇二次供水水箱中余氯浓度表现出复杂多变、不规则和不稳定的特性,受到用水量、进水量、水温波动以及日常和节假日用水模式差异等多种因素的影响。因此,亟需采用科学、智能且高度精确的研究方法,以降低误差,实现对水箱余氯数据合理精确预测分析。

本研究以 LSTM 网络模型为基础,构建了基于串级 LSTM 深度学习模型的二次供水余氯预测模型组合框架。建立前级 LSTM 模型,处理余氯时间序列数据,快速提取特征,分析数据的周期性规律,学习余氯的长期变化趋势,并获取各个时段的变化规律;建立后级 LSTM 模型,提取处理后的余氯波动性特征,学习前后时段余氯的相关性特征,对总体趋势进行修正,进一步提升预测的准确性。与其他模型相比,该模型预测结果整体误差小、稳定性好,网络训练速度更快,更适合于在边缘计算单元进行现场部署和运行。研究结果表明,二次供水水箱余氯监测数据与补氯装置的运行呈现出时间维度周期性变化和空间维度协同变化的关联特征,基于 LSTM 神经网络模型在二次供水余氯预测方面具有明显的优势。

通过对常州某小区二次供水水箱的余氯控制数据进行稳定性分析后发现,串级 LSTM 网络模型的确定系数(R^2)均高于 0.85,验证了该模型在二次供水水箱余氯预测领域的可行性,可广泛应用于水箱补氯系统中,对优化水箱补氯控制、规避水质风险具有重要作用。此外,余氯预测还可用于实时监测和检测传感器异常数据,预测结果可作为数据漂移和失效判定的依据。实践验证,基于串级 LSTM 深度学习模型的二次供水余氯预测方法在智能监督二次供水补氯装置方面具有实际应用价值,可有效保障水箱余氯的安全。

参考文献

- [1] 唐良树. 人工智能的“意识”困境[N]. 中国社会科学报, 2017-01-25.
TANG L S. The "Consciousness" dilemma of artificial intelligence[N]. Chinese Journal of Social Sciences, 2017-01-25.

- [2] 杨孔威. 以 AIGC 为代表的人工智能在传媒领域的发展和应
用[J]. 中国传媒科技, 2023(5): 76-80.
YANG K W. Development and application of artificial
Intelligence represented by AIGC in media field [J]. Media
Science and Technology of China, 2023(5): 76-80.
- [3] 程远虎. 支持向量机回归在短期电力负荷预测中的应用研究
[D]. 苏州: 苏州大学, 2011.
CHENG Y H. Research on support vector regression in prediction
of the short-term load of power system [D]. Suzhou: Soochow
University, 2011.
- [4] 吴颖涛. 基于改进神经网络的短期风电功率预测[D]. 广
州: 广东工业大学, 2023.
WU Y T. Short term prediction for wind power based on improved
neural network [D]. Guangzhou: Guangdong University of
Technology, 2023.
- [5] GREFF K, SRIVASTAVA R K, KOUTNÍK J, et al. LSTM: A
search space odyssey[J]. IEEE Transactions on Neural Networks &
Learning Systems, 2016, 28(10): 2222-2232.
- [6] 王子乐, 王子谋, 蔡莹, 等. 基于长短期记忆神经网络组合
算法的短期电力负荷预测[J]. 现代电力, 2021, 40(2):
201-209.
WANG Z L, WANG Z M, CAI Y, et al. Short-term load
forecasting based on long short-term memory network combination
algorithm[J]. Modern Electric Power, 2021, 40(2): 201-
209.
- [7] MALAKOUTI S M, GHIASI A R, GHAVIFEKR A A, et al.
Predicting wind power generation using machine learning and
CNN-LSTM approaches [J]. Wind Engineering, 2022, 46(6):
1853-1869.
- [8] 陈哲. 基于无线体域网的多体征监测分析系统设计与实现
[D]. 南宁: 广西大学, 2019.
CHEN Z. Design and realization of physical sign monitoring and
analysis system based on wireless body area network [D].
Nanning: Guangxi University, 2019.
- [9] 邓樾. 深度学习辅助诊断阻塞性睡眠呼吸暂停研究[D]. 广
州: 广州大学, 2023.
DENG Y. Research on the deep learning assisted diagnosis of
obstructive sleep apnea [D]. Guangzhou: Guangzhou University,
2023.
- [10] 古新. 基于物联网的泰山茶环境控制系统设计与实现[D].
泰安: 山东农业大学, 2020.
GU X. Design and implementation of Taishan tea environmental
control system based on internet of things [D]. Tai'an: Shandong
Agricultural University, 2020.

(上接第 69 页)

- PENG J, WANG Y N, HUANG H T, et al. Simultaneous
determination of 10 perfluoroalkyl substances in surface water of
karst terrain by ultra performance chromatography-tandem mass
spectrometry[J]. Modern Preventive Medicine, 2018, 45(16):
2997-3001.
- [19] PEPPER I L, BRUSSEAU M L, PREVATT F J, et al.
Incidence of Pfas in soil following long-term application of class B
biosolids [J]. Science of the Total Environment, 2021, 793:
148449. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.148449.
- [20] CHEN M, WANG Q, SHAN G Q, et al. Occurrence,
partitioning and bioaccumulation of emerging and legacy per-and
polyfluoroalkyl substances in Taihu Lake, China[J]. Science of
the Total Environment, 2018, 634: 251-259. DOI: 10.1016/
j.scitotenv.2018.03.301.
- [21] 范雨晴, 王雄, 陈铭杰, 等. 全氟和多氟烷基物质在北部湾
海域表层沉积物中的污染特征及风险评估[J]. 环境化学,
2023, 42(3): 873-883.
FAN Y Q, WANG X, CHEN M J, et al. Pollution
characteristics and risk assessment of perfluoroalkyl substances in
surface sediments of the Beibu Gulf [J]. Environmental
Chemistry, 2023, 42(3): 873-883.
- [22] 温祥洁, 陈朝辉, 徐维新, 等. 青藏高原东北部地区表层土
壤中全氟化合物的分布特征及来源解析[J]. 环境科学,
2022, 43(6): 3253-3261.
WEN X J, CHEN Z H, XU W X, et al. Distribution
characteristics and source apportionment of perfluoroalkyl
substances in surface soils of the northeast Tibetan Plateau[J].
Environmental Science, 2022, 43(6): 3253-3261.
- [23] 王杰, 甘晓娟, 贾海舰. 吹扫捕集-三重四级杆气质联用测
定生活饮用水中 9 种含氮消毒副产物[J]. 净水技术, 2024,
43(5): 198-203.
WANG J, GAN X J, JIA H J. Determination of 9 nitrogen-
containing DBPs in drinking water by purge and trap-gas
chromatography-triple quadrupole mass spectrometry [J]. Water
Purification Technology, 2024, 43(5): 198-203.
- [24] 彭鹭, 杨创涛, 杨颖, 等. 超高效液相色谱-串联质谱法同时
检测水中 7 种农药[J]. 净水技术, 2021, 40(6): 57-61.
PENG L, YANG C T, YANG Y, et al. Simultaneous
determination of seven pesticides in water by ultra-performance
liquid chromatography with tandem mass spectrometry [J]. Water
Purification Technology 2021, 40(6): 57-61.