

论述与研究

DOI: 10. 19853/j. zgjsps. 1000-4602. 2026. 07. 001

基于卷积网络分析和定量氮去除的智能加药研究

胡金财¹, 丁涛¹, 施昱¹, 支丽玲¹, 刘雅菲¹, 陈诺¹,
郑凯凯², 谢海强³, 沈知章³, 李激³

(1. 无锡市水务集团有限公司, 江苏 无锡 214031; 2. 无锡普汇环保科技有限公司,
江苏 无锡 214125; 3. 江南大学 环境与生态学院, 江苏 无锡 214122)

摘要: 针对人工经验型碳源投加导致的浪费问题,设计开发了碳源投加智能控制系统,考察了碳源投加量与氮负荷变化及脱氮效果的关系。结果表明,改进型时间卷积网络能够有效捕捉变量间以及时间维度上的依赖关系,筛选出了以出水总氮、水温和过程硝态氮为主的关键因素,以此为框架构建了耦合“前馈补偿+定量核算+反馈调节”等过程的智能控制系统。在碳源投加智能控制系统应用后,达到了碳源投加泵流量与氮负荷呈正相关的目的,在出水总氮平均削减量同比提高15.7%、出水总氮浓度控制在7 mg/L以下概率达到96.7%的情况下,碳源平均投加量从218.4 g/m³下降至142.2 g/m³,降幅为34.9%。该碳源投加智能控制系统综合了进水、过程参数和出水水质,考虑了脱氮过程的各个阶段,克服了单一过程调控难以应对水质变化的难题,显著降低了运行药耗。

关键词: 碳源投加智能控制; 卷积网络; 氮负荷; 前馈补偿; 反馈调节

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2026)07-0001-07

Intelligent Carbon Source Addition Control Based on Convolutional Neural Network Analysis and Quantitative Nitrate Removal

HU Jincai¹, DING Tao¹, SHI Yu¹, ZHI Liling¹, LIU Yafei¹, CHEN Nuo¹,
ZHENG Kaikai², XIE Haiqiang³, SHEN Zhizhang³, LI Ji³

(1. Wuxi Water Group Co. Ltd., Wuxi 214031, China; 2. Wuxi Puhui Environmental Protection Technology Co. Ltd., Wuxi 214125, China; 3. School of Environment and Ecology, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Addressing the waste carbon source addition issue caused by manual and empirical control, an intelligent control system had been designed and developed. Research had been conducted on the relationship between carbon source addition quantity and changes in nitrogen loading, denitrification efficiency. The results indicated that the improved convolution network could effectively capture the dependencies between variables and on the time dimension, and identified the main influencing factors as total nitrogen of effluent, water temperature, and process nitrate. Based on this framework, an intelligent control system centered around “feedforward compensation + quantitative accounting + feedback regulation” was constructed. After application of the intelligent control system, the objective of achieving a positive correlation between the flow rate of the carbon source pump and nitrogen loading was met. With

基金项目: 无锡市水务集团2024年度科研项目(KY202415)

通信作者: 郑凯凯 E-mail: zkk1022@126.com

a increase of 15.7% in the average reduction of total nitrogen in effluent and a probability of 96.7% for the total nitrogen in effluent to be controlled below 7 mg/L, the average carbon source dosage decreased from 218.4 g/m³ to 142.2 g/m³, with a decrease of 34.9%. The intelligent carbon source addition system established in this study integrates the influent, process parameters, and effluent, comprehensively considers the various stages of denitrification process, and overcomes the difficulty of single process regulation in dealing with water quality changes, which significantly reduces carbon source consumption.

Keywords: intelligent carbon source addition control; convolutional neural network; nitrate loading; feedforward compensation; feedback regulation

在“双碳”战略背景下,依赖高物耗与高碳排放的污染物削减模式已难以适应新时期治水需求,城镇污水处理厂亟须向低物耗、精细化运行模式转型^[1]。我国城镇污水处理厂进水碳氮比普遍较低^[2],随着出水总氮标准日趋严格,碳源已成为污水处理厂不可缺少的药剂,占全厂药剂投加总量的30%~40%。然而,由于水质、水量波动,为了实现稳定达标排放并留有一定的冗余量,人工经验型控制一般会过量投加碳源^[3],导致污水处理的碳排放增加。

针对碳源投加过量及滞后等问题,前馈-反馈控制、模型预测控制(MPC)等新技术成为研究热点。Isaacs等^[4]基于反硝化动力学,利用碳源投加速度与反硝化速率间的关系,提出了一种新型的碳源投加策略。安泳等^[5]通过开发PID控制的自动加药系统,以进水流量为前馈、出水总氮为反馈,实现碳源投加的精准优化。然而,考虑到污水处理厂进水的复杂性和过程反应的不确定性,前馈-反馈控制很难达到理想效果,仍需进行进一步的优化控制。因此,也有研究人员利用MPC实现更为精确的碳源投加。Liu等^[6]设计了新型MPC-PI控制器,用于调节出水硝态氮及氨氮浓度,该控制器在仿真平台取得了较好效果。然而在实际工程中,模型的准确性仍有待进一步验证。由于污水处理具有时间滞后性和反应非线性的特点,应用生化反应的机理模型很难精准解析各反应过程之间的复杂关系,因此通过机器学习模型来辅助构建智能加药模型成为了研究方向。其中,时间卷积网络模型(TCN)由于具有捕获时间序列数据间依赖关系的特点,成为了目前的研究热点^[7]。然而,传统TCN在提取污水处理厂进出水数据和过程变量特征间相关性方面存在缺陷,导致分析能力有限^[8]。

鉴于此,本研究构建了改进型时间卷积网络

(ModernTCN),相较于之前的时间序列模型,该架构在效率与性能之间达到了更优的平衡关系。此外,ModernTCN能够独立捕捉跨变量依赖性,可以有效构建污水处理厂全过程参数间的相关性,大大提升了预测的准确性。本文采用ModernTCN进行脱氮影响因素分析,耦合硝态氮定量去除的碳源投加智能控制系统,在解析生化系统脱氮过程关键参数的基础上,构建多变量动态预测模型,结合实时反馈修正机制,在实现出水总氮稳定达标的前提下,进行碳源按需智能投加,旨在为污水处理厂精细化管控与低碳运行提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 污水处理厂概况

应用碳源投加智能控制系统的污水处理厂位于安徽省,处理规模为 5×10^4 m³/d,进水以生活污水为主(>90%),采用“预处理(格栅+沉砂池)+A²O(厌氧-缺氧-好氧)+活性砂滤池”为主的处理工艺,其中污泥浓度控制在3 500~4 500 mg/L,污泥龄约为20 d,设计进出水水质指标如表1所示。碳源投加在缺氧池,共两组生化池,每组生化池使用1台碳源投加泵。碳源为液态乙酸钠,采用储罐存储的方式,COD当量为300 g/L。

表1 设计进出水水质

Tab.1 Design influent and effluent quality mg/L

项目	COD	BOD ₅	SS	NH ₃ -N	TP	TN
进水	320	160	200	35	4.0	40
出水	40	10	10	2	0.3	10

碳源投加智能控制系统相关的在线仪表包括三种类型:进水水质在线仪表,用于测定COD、TN、氨氮和流量,均为一台,安装在进水仪表间;过程硝态氮在线仪表,2台,分别安装在缺氧和好氧池末端;出水在线仪表,用于测定COD、氨氮和TN,均为

1台,安装在出水仪表间。所有仪表的维护管理由厂里统一委托第三方开展。

1.2 算法模型构建

1.2.1 改进型时间卷积网络

本研究采用改进型时间卷积网络(ModernTCN)作为核心建模架构,针对多变量时间序列数据进行建模与预测。该模型结合了局部时序特征提取能力与高效的残差建模机制,能够在保持较低计算复杂度的同时,有效捕捉变量间以及时间维度上的依赖关系。

ModernTCN通过使用大的卷积核并结合空洞卷积技术来扩大模型的应用范围,使其能够有效捕捉时间序列中长距离的依赖关系。此外,为了克服传统模型在处理多变量时间序列时“通道独立”的局限,ModernTCN采用深度分离卷积(DWConv)与逐点卷积(PWConv)相结合的方式。这种结构能分别高效地学习时间维度模式和多变量之间的特征交互,从而出色地捕获跨变量的依赖性。

在架构层面,ModernTCN借鉴了Transformer的成功经验,模型中的深度分离卷积模块在功能上对应于Transformer中的自注意力模块,负责捕捉序列内部复杂的依赖关系。同时,引入了ConvFFN模块,该模块由两个逐点卷积和一个GeLU激活函数构成,其设计等价于Transformer中的前馈神经网络,用于学习每个时间点新的特征表示。

1.2.2 评价指标

模型采用均方误差(MSE)作为损失函数,通过反向传播进行端到端训练。训练过程采用固定随机种子以确保结果的复现性,并在训练完成后对模型进行性能评估,评价指标包括:均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、决定系数(R^2)、平均绝对百分比误差(MAPE)^[9]。

1.3 数据采集与收集

以3 min为采样间隔持续获取运行参数,最终形成包含46 431条时序记录的数据集。为保障模型验证的可靠性,采用时间序列保持策略将数据集按7:3的比例划分为训练集(32 501条)和测试集(13 930条),有效避免时间维度上的数据泄露问题。

针对数据缺失问题,采用基于链式方程的多重插补法(MICE)的改进算法MiceForest进行迭代填补。该树状集成插补方法通过构建随机森林模型,在保持变量间非线性关系的基础上,生成5个插补

数据集并通过聚合优化最终填补值。

在数据预处理阶段,各参数变量均采用动态Min-Max标准化方法^[9],其归一化范围基于各时间点的历史滑动极值确定,避免了单个数据突变影响模型分析结果等情况的发生。

这种时序感知的归一化策略有效避免了未来信息泄露,确保模型训练的时序合理性。模型建立所需的服务器配置:CPU为Intel i9 24核,内存为32 GB,显卡为RTX4070,显存为12 GB,硬盘为1 TB。PLC编程软件采用Studio 5000 V35。

2 结果与分析

2.1 工艺分析及关键参数获取

2.1.1 工艺分析

为了解污水处理厂活性污泥系统的反硝化性能,进行了全流程氮组分分析,结果见图1。进水 $\text{NH}_3\text{-N}$ 浓度为25.8 mg/L, TN浓度为29.9 mg/L,溶解性TN(STN)浓度为27.2 mg/L, $\text{NH}_3\text{-N}$ /STN和STN/TN分别为95%和91%,表明TN以 $\text{NH}_3\text{-N}$ 为主。沉砂池出水TN、STN、 $\text{NH}_3\text{-N}$ 、 $\text{NO}_3\text{-N}$ 浓度分别为19.6、18.1、16.9、0.2 mg/L,氮的组分与进水类似。

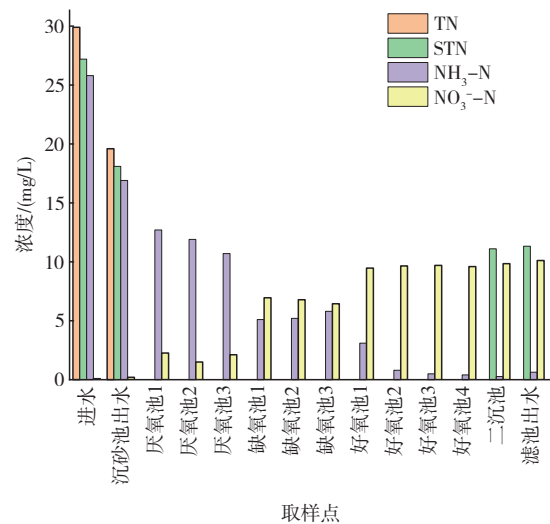


图1 污水处理厂全流程氮分布

Fig.1 Nitrogen distribution throughout entire process of WWTP

进入厌氧池后, $\text{NO}_3\text{-N}$ 浓度在2.7 mg/L左右,主要是外回流携带的,这部分 $\text{NO}_3\text{-N}$ 浓度较高,会抑制厌氧释磷反应。进入缺氧池后,因为内回流作用, $\text{NO}_3\text{-N}$ 浓度上升至7.16 mg/L,缺氧池内 $\text{NO}_3\text{-N}$ 浓度保持在7 mg/L左右,降幅小于1 mg/L,反硝化菌可以利用的碳源较少,反硝化效果较差。进入好氧

池后,在硝化菌作用下, $\text{NH}_3\text{-N}$ 逐步转化为 $\text{NO}_3\text{-N}$,其出水 $\text{NO}_3\text{-N}$ 浓度上升至9.61 mg/L。

厌氧池 $\text{NH}_3\text{-N}$ 浓度在12.6 mg/L左右,厌氧池出水和内回流进入缺氧池, $\text{NH}_3\text{-N}$ 浓度降低至5.8 mg/L左右。在好氧池中硝化菌的作用下, $\text{NH}_3\text{-N}$ 被转化为 $\text{NO}_3\text{-N}$,其浓度从6.34 mg/L降至0.5 mg/L左右,硝化效果较好。

2.1.2 关键参数获取

为进一步验证碳源投加对脱氮性能的影响,进行了反硝化速率及潜力试验,结果见图2。

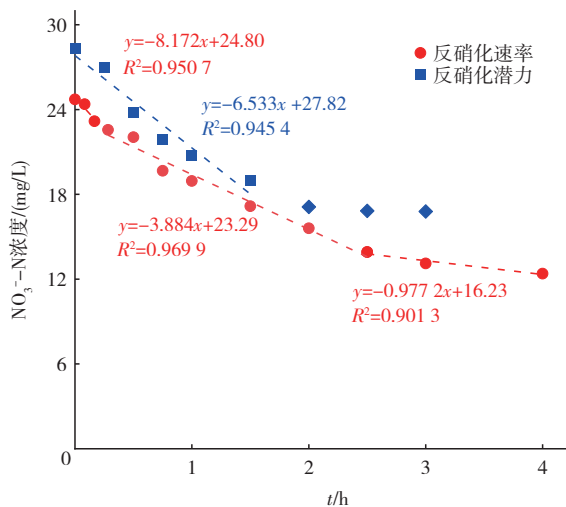


图2 反硝化速率及潜力

Fig.2 Denitrification rate and potential

测定反硝化速率时,MLSS和MLVSS分别为5 550、2 720 mg/L;进行反硝化潜力试验时,MLSS和MLVSS分别为5 890、2 910 mg/L。反硝化速率曲线第一段反应时间为17 min, $\text{NO}_3\text{-N}$ 浓度降低了1.8 mg/L,反硝化速率为3.01 mg/(gVSS·h),这段时间内反硝化菌利用进水中的碳源快速进行反硝化;反应时间为17~150 min时, $\text{NO}_3\text{-N}$ 浓度降低了8.64 mg/L,反硝化速率为1.43 mg/(gVSS·h),主要依靠进水中慢速/悬浮性碳源进行反硝化反应;在第三阶段 $\text{NO}_3\text{-N}$ 浓度缓慢下降,持续约90 min,反硝化速率仅为0.36 mg/(gVSS·h)。当利用乙酸钠作为外加碳源且投加量不足时(0.5 g/L), $\text{NO}_3\text{-N}$ 去除量为11.5 mg/L,反硝化潜力为2.24 mg/(gVSS·h),反应时间约90 min。此时外加碳源进行脱氮反应的C/N为4.24,该参数是碳源智能投加的关键参数。

2.2 数据模型预测结果分析

为精准捕捉污水处理过程中碳源需求的动态

变化,构建了碳源投加预测模型,以ModernTCN(mTCN)为核心,精心设计各模块架构与参数。筛选进水流量、进水COD、外回流比、内回流比、出水COD、好氧末硝态氮、好氧末溶解氧、缺氧末硝态氮、水温、出水总氮等与反硝化脱氮效果相关性较强的参数,经预处理后作为模型输入。

本研究选取长短期记忆网络(LSTM)、门控循环单元(GRU)、Informer、XGBoost模型作为基线模型进行对比,结果如图3所示。在碳源流量拟合折线图中,“True”(黑色)代表实际的碳源流量数据,作为基准参照,预测值与实际值(True)的接近程度反映了各模型预测的准确性和表现。由图3可以直观地看到,相对其他模型,mTCN(绿色折线)在多数样本点上与真实值更为贴近,曲线平滑且响应迅速,预测效果较好。

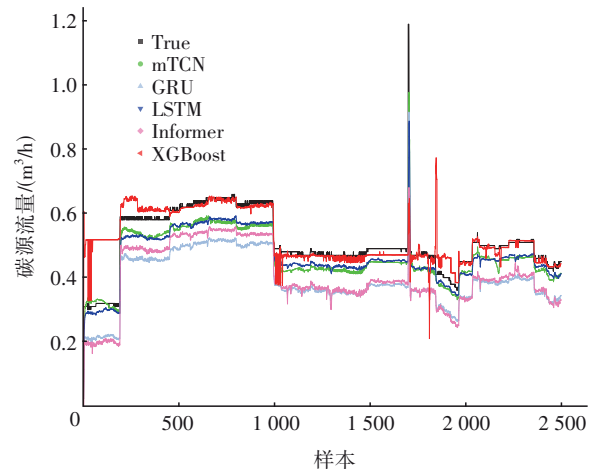


图3 碳源投加模型预测效果

Fig.3 Prediction effect of carbon source addition model

各模型的 R^2 、RMSE、MAE、MAPE见表2,可知mTCN适合高精度碳源投加预测: R^2 为0.978,表明预测结果与真实值高度吻合;RMSE=0.038、MAE=0.031,两者均为最低,说明预测误差极小;MAPE=59.9%,尽管在5个模型中最低,但仍较高,可能因数据中存在极端值或非线性关系复杂。LSTM在各方面表现尚可,但均差于mTCN。XGBoost模型对极端值敏感,其MAPE达到了112.1%,显著高于其他模型,可能因模型对低值样本的预测误差较大(如接近零的碳源投加量)。GRU和Informer从各个方面而言表现均较为不足,原因是模型复杂度不足或数据特征未被充分捕捉。

在确认了所建立模型的预测准确性后,采用

SHAP分析量化每个特征对模型输出的影响,结果见图4。SHAP分析用于解释机器学习模型预测结果的方法,其核心思想是将模型的预测结果拆解为各个特征的贡献之和,每个特征的贡献(即SHAP值)衡量了该特征对预测结果与基准值(如所有样本的平均预测值)之间差异的影响程度。

表2 碳源投加模型预测效果

Tab.2 Prediction effect of carbon source addition model

模型	R ²	RMSE	MAE	MAPE/%
mTCN	0.978	0.038	0.031	59.9
GRU	0.880	0.089	0.078	71.4
LSTM	0.974	0.041	0.033	60.4
Informer	0.900	0.082	0.063	70.6
XGBoost	0.970	0.045	0.018	112.1

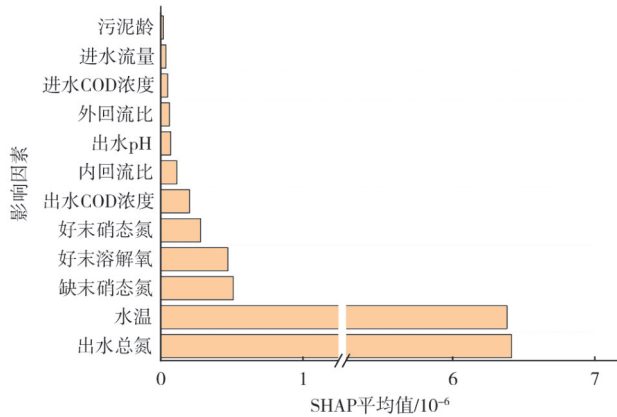


图4 碳源投加模型影响因素SHAP分析

Fig.4 SHAP analysis of influencing factors of carbon source addition model

由图4可知,出水总氮浓度与污水脱氮效果直接相关,碳源作为反硝化过程的电子供体,对控制总氮排放至关重要。因此,模型合理地将出水总氮反馈识别为主要影响因素,表明系统投加碳源在很大程度上是为保证出水达标而服务。水温是影响微生物活性及反应速率的核心环境参数,尤其在低温条件下,去除单位硝态氮所需的COD增加,导致碳源的需求上升。模型识别其为高度相关特征,符合生物处理的经验规律。缺氧末和好氧末硝态氮

$$C = \frac{[(TN_{in} - TN_c - BOD_5/6) \sim (TN_{in} - TN_c - BOD_5/3)] \times L_x \times Q}{L_y \times N_c} \quad (1)$$

$$L_x = 9 - 0.1624T \quad (2)$$

式中:C为碳源投加流量,L/h;TN_{in}为进水总氮浓度,mg/L;TN_c为总氮控制浓度,设置为7 mg/L;

浓度表征脱氮效果,模型识别为其重要影响因素,表明模型在决策中考虑了不同阶段硝酸盐负荷的变化趋势。好氧末溶解氧同样为高相关特征,好氧末的溶解氧通过内回流转移至缺氧池,反硝化菌属于兼性异养菌,这类菌会优先利用氧气而非硝态氮进行呼吸作用,从而影响脱氮反应。

2.3 机理模型构建

在上述研究工作的基础上,本研究制定了“前馈补偿+定量核算+反馈调节”的碳源投加智能控制系统,包括前馈负荷补偿判断、硝态氮定量去除核算和总氮反馈修正三个过程,其核心逻辑为根据水质、水量的变化,动态调整碳源投加量,在确保出水总氮稳定达标的基础上,实现按需投加,避免浪费。控制逻辑如图5所示,前馈补偿根据进水量、总氮、COD浓度等参数,提供碳源投加量范围;定量核算环节输出的碳源投加量作为主要的控制模式,控制加药泵的运行;当出水总氮超过内控值时,执行出水总氮反馈调节模式输出的加药量,以调整碳源投加量,确保出水总氮稳定达标排放。

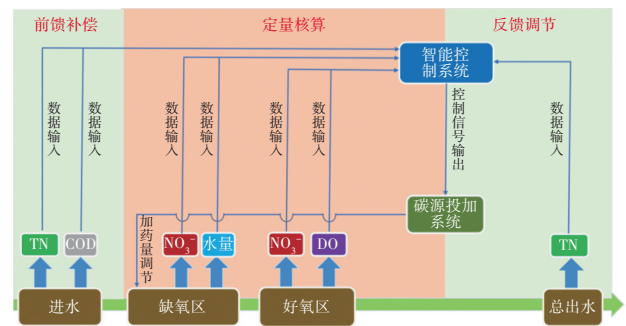


图5 碳源投加智能控制系统逻辑

Fig.5 Intelligent control system logic for carbon source addition

前馈负荷判断是利用进水总氮和有机物浓度,以出水总氮控制值为目标,评估利用进水自持碳源的脱氮情况,为外碳源的投加提供范围。其中,去除单位硝态氮所需COD量根据温度进行调整,构建数据模型,以适应不同温度对反硝化菌群的影响。其算法如下:

BOD₅为进水BOD₅浓度,由于无法实时获取其数值,因此根据该污水处理厂进水中有机物特性,采用0.35COD进行近似表征,mg/L;L_y为碳源的COD当

量,该厂使用的碳源为300 g/L; Q 为进水流量,L/h;3和6是利用进水自持碳源脱氮的碳氮比,经验值; N_c 为碳源投加泵运行数量,台; L_x 为利用外加碳源脱氮的碳氮比; T 为水温, $^{\circ}\text{C}$ 。

硝态氮定量核算是根据生化系统好氧池的硝态氮浓度,以定量硝态氮负荷削减为控制手段,实现碳源的按需投加,其算法如下:

$$C = \frac{(\text{NO}_{\text{好}} - \text{NO}_c) \times L_x \times Q}{L_y \times N_c} \quad (3)$$

式中: $\text{NO}_{\text{好}}$ 为好氧池末端的硝态氮浓度,mg/L; NO_c 为硝态氮控制值,mg/L。

出水总氮反馈根据出水总氮浓度进行碳源投加量的优化修正,避免过程仪表故障导致的失准,确保稳定运行,其算法如下:

$$C = \frac{(\text{TN}_{\text{Ef}} - \text{TN}_c) \times L_x \times Q}{L_y \times N_c} \quad (4)$$

式中: TN_{Ef} 为出水总氮浓度,mg/L。

2.4 应用效果分析

2.4.1 氮负荷与碳源投加

生化池中的硝态氮浓度对于碳源投加具有显著的影响。在碳源投加智能控制逻辑中,根据好氧池硝态氮浓度的变化进行碳源调整是关键。因此,为更好地实现碳源智能投加,综合考虑好氧池硝态氮浓度与水量两个因素,以氮负荷变化的形式表征所需去除的硝态氮量,结果如图6所示。

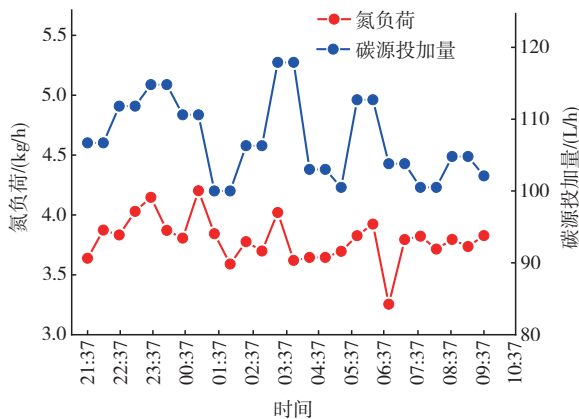


图6 2025年5月20日—21日碳源投加与氮负荷变化
Fig.6 Changes in carbon source addition and nitrogen load from May 20 to 21, 2025

碳源投加智能控制系统运行后,碳源投加量随着氮负荷的变化而波动,整体呈现出正相关关系:当氮负荷升高、影响出水总氮达标时,提高碳源投

加量;当氮负荷下降、稳定达标容错空间较大时,降低碳源投加量,实现按需供给,表明所建立的碳源投加智能控制系统具备良好的水质波动调节能力。

2.4.2 水质稳定达标

在智能控制模式下,出水总氮控制良好,未发生超标现象,且在出水总氮控制上限为7 mg/L的情况下,实际出水总氮 ≤ 7 mg/L的概率为96.7%,控制精度较高,极少部分时段出水超过8 mg/L(叠加在线仪表校准原因),没有超过9 mg/L的现象,留有足够的容错余地,体现出碳源投加智能控制对于出水总氮稳定达标的保障作用(见图7)。

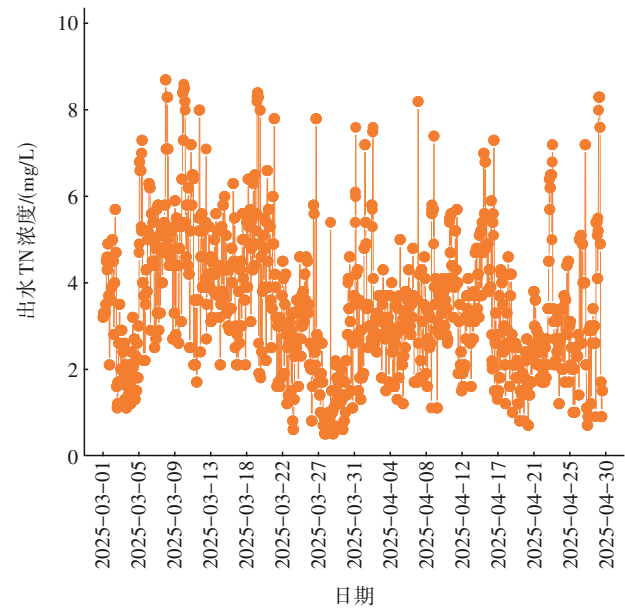


图7 出水总氮波动情况

Fig.7 Fluctuation of total nitrogen in effluent

为进一步分析碳源投加智能控制系统的稳定性,以总氮日均削减浓度作为衡量标准,对比分析了采用智能控制系统前后(2024年4月和2025年4月)同期的数据。结果表明,2024年4月的总氮日平均削减浓度为32.2 mg/L,而2025年4月的总氮日平均削减浓度为37.3 mg/L,同比提高了15.7%。表明碳源投加智能控制系统不仅没有降低处理效果,而且强化了脱氮作用,确保出水总氮稳定达标。

2.4.3 碳源消耗分析

该污水处理厂在实施碳源投加智能控制前以传统经验型控制为主,在出水总氮浓度与排放标准相比留有一定冗余的情况下,设置好碳源投加量,之后的运行中并不会频繁地调整加药量。在这种运行模式下,水量一直在变化,因此导致单耗(碳源

量/水量)较高,且波动较大,平均投加量达到218.4 g/m³;实施智能控制以后,由于可以根据水质、水量的波动情况及时进行调整,减少了浪费,因此药耗下降明显,而且单耗相对平稳,波动较小,平均值降低至142.2 g/m³,下降幅度为34.9%,显著降低了碳源投加量,符合当前城镇污水处理厂低碳运行的发展理念。

3 结论

① 以污水处理厂活性污泥系统的脱氮性能为核心,通过现场实测反硝化速率/潜力等关键二次参数,采用改进型时间卷积网络(ModernTCN)作为核心建模架构,针对多变量时间序列数据进行建模与分析,解析了出水总氮控制目标、水温、生化池硝态氮等因素对反硝化过程的影响,构建了以“前馈补偿+定量核算+反馈调节”为核心的智能控制系统,全面考虑了脱氮过程的各个阶段,克服了单一过程调控难以应对水质变化的难题。

② 应用碳源投加智能控制系统后,达到了碳源投加与氮负荷呈正相关匹配的目的,在出水总氮削减量优于同期水平15.7%的情况下,碳源单耗从218.4 g/m³下降至142.2 g/m³,降幅达34.9%,大幅节约了碳源投加费用。

参考文献:

- [1] 王湘,徐菡玲,陈积义,等. 双碳视阈下城镇污水厂协同减污降碳数学模拟分析[J]. 中国给水排水, 2025, 41(13):49-55.
WANG X, XU H L, CHEN J Y, et al. Mathematical simulation and case analysis of collaborative reduction of pollution and carbon emissions in urban wastewater treatment plants under perspective of carbon neutrality [J]. China Water & Wastewater, 2025, 41(13): 49-55 (in Chinese).
- [2] 景香顺,李鑫玮,张晓红,等. 低碳源市政污水处理优化运行的研究与工程应用[J]. 给水排水, 2019, 45(11): 33-37.
JING X S, LI X W, ZHANG X H, et al. Research and engineering application of optimized operation of municipal wastewater treatment with low carbon source

[J]. Water & Wastewater Engineering, 2019, 45(11): 33-37 (in Chinese).

- [3] NYBERG U, ANDERSSON B, ASPEGREN H. Long-term experiences with external carbon sources for nitrogen removal [J]. Water Science and Technology, 1996, 33(12): 109-116.
- [4] ISAACS S H, HENZE M, SØEBERG H, et al. External carbon source addition as a means to control an activated sludge nutrient removal process [J]. Water Research, 1994, 28(3): 511-520.
- [5] 安泳,柯崇宜,陈飞. 青岛娄山河污水处理厂自动加药系统研究[J]. 工业水处理, 2018, 38(2):102-105.
AN Y, KE C Y, CHEN F. Research on the automatic dosing control system in Qingdao Loushanhe Sewage Treatment Plant [J]. Industrial Water Treatment, 2018, 38(2): 102-105 (in Chinese).
- [6] LIU H, YOO C. Cascade control of effluent nitrate and ammonium in an activated sludge process [J]. Desalination and Water Treatment, 2016, 57(45): 21253-21263.
- [7] LIU W, LIU T, LIU Z, et al. A novel deep learning ensemble model based on two-stage feature selection and intelligent optimization for water quality prediction [J]. Environmental Research, 2023, 224: 115560.
- [8] HU Z, SUN R, SHAO F, et al. An efficient short-term traffic speed prediction model based on improved TCN and GCN [J]. Sensors, 2021, 21(20):6735.
- [9] 王坤,孙新洋,黄显怀,等. 基于BP神经网络的给水厂混凝剂投加量预测[J]. 中国给水排水, 2025, 41(9): 53-58.
WANG K, SUN X Y, HUANG X H, et al. Prediction of coagulant dosage in water supply plants using back propagation neural network [J]. China Water & Wastewater, 2025, 41(9): 53-58 (in Chinese).

作者简介:胡金财(1978—),男,江苏江阴人,本科,高级工程师,研究方向为污水处理厂运行与管理。

E-mail:hujincai1978@126.com

收稿日期:2025-09-01

修回日期:2025-11-12

(编辑:李德强)