

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2026.13.008

数据-模型驱动下污水处理厂进水数据预测与分析

杨浩^{1,2,3}, 杨彪龙¹, 刘海清⁴, 王宝山^{1,2,3}, 周添红^{1,2,3},
吴楠^{1,2,3}, 张婷婷¹

(1. 兰州交通大学 环境与市政工程学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 兰州交通大学 寒旱地区水资源综合利用教育部工程研究中心, 甘肃 兰州 730070; 3. 甘肃省黄河水环境重点实验室, 甘肃 兰州 730070; 4. 甘肃水投庄浪环保有限责任公司, 甘肃 平凉 744000)

摘要: 对西北某县城污水处理厂2020年3月—2023年8月的原始进水数据进行预处理及探索性分析,并以此数据为训练集,基于R语言的开源Prophet模型对该污水厂的进水数据进行预测,再将预测结果与实际进水数据进行对比验证。结果表明,原始进水量与水质数据自相关检验结果显著,数据间存在自相关性,进水量和水质数据总体呈正态分布;Prophet模型在进水数据解释和预测中具有一定的有效性和准确性,尤其对进水量的预测效果优异,平均绝对百分比误差(MAPE)为4.55%。预测结果显示,该污水厂进水量具有显著的多重季节性变化特征,节假日效应显著,整体呈增长趋势;进水COD和TP总体呈下降趋势,而NH₃-N和TN总体呈上升趋势,COD和TN季节性变化显著、在冬季达到浓度峰值,而NH₃-N和TP波动较小、周期性特征不明显。预测该污水厂2027年9月—2028年9月的平均进水量将达到18 541 m³/d,进水COD、TN、NH₃-N、TP分别为1 334.4、184.6、146.6、15.7 mg/L,该数据可为污水厂的进一步投资规划提供重要依据。

关键词: 城镇污水处理厂; 进水数据预测; Prophet模型; 节能减排

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2026)13-0055-08

Data-Model Driven Forecasting and Analysis of Influent Data in Wastewater Treatment Plant

Yang Hao^{1,2,3}, Yang Biaolong¹, Liu Haiqing⁴, Wang Baoshan^{1,2,3}, Zhou Tianhong^{1,2,3},
Wu Nan^{1,2,3}, Zhang Tingting¹

(1. School of Environmental and Municipal Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. Ministry of Education Engineering Research Center of Water Resource Comprehensive Utilization in Cold and Arid Regions, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 3. Key Laboratory of Yellow River Water Environment in Gansu Province, Lanzhou 730070, China; 4. Gansu Water Investment Zhuanglang Environmental Protection Limited Liability Company, Pingliang 744000, China)

Abstract: The raw influent data from March 2020 to August 2023 of a county-level wastewater treatment plant (WWTP) in Northwest China were preprocessed and subjected to exploratory analysis. Using this dataset as the training set, the influent data of the plant were forecasted with the open-source

基金项目: 省级生态文明建设重点研发专项(25YFFA014); 高校科研创新平台重大培育项目(2024CXPT-14)

通信作者: 杨浩 E-mail: haoyang7614236@163.com

Prophet model based on R language. The predicted results were then compared and validated against the actual influent data. The results showed that the raw influent quantity and quality data exhibited significant autocorrelation, indicating the presence of temporal dependencies, and the overall distributions influent quantity and quality data approximate normality. The Prophet model demonstrated a certain level of validity and accuracy in interpreting and forecasting influent data, with particularly excellent performance in predicting influent quantity achieving a mean absolute percentage error (MAPE) of 4.55%. The prediction results revealed that the influent quantity of the WWTP had significant multi-seasonal variation characteristics and a notable holiday effect, with an overall increasing trend. Influent COD and TP showed a general decreasing trend, whereas $\text{NH}_3\text{-N}$ and TN displayed an overall increasing trend. COD and TN exhibited significant seasonal variations, peaking in winter, while $\text{NH}_3\text{-N}$ and TP showed smaller fluctuations and less obvious periodic patterns. The forecast indicates that from September 2027 to September 2028, the average influent quantity of the plant will reach $18\,541\text{ m}^3/\text{d}$, with influent COD, TN, $\text{NH}_3\text{-N}$, and TP concentrations of $1\,334.4\text{ mg/L}$, 184.6 mg/L , 146.6 mg/L , and 15.7 mg/L , respectively. These data can provide an important basis for further investment planning of the plant.

Keywords: urban wastewater treatment plant; influent data forecasting; Prophet model; energy saving and emission reduction

进水数据的准确性和城市排水体制对整个污水系统的布局规划,以及污水处理厂的建设规模、工艺选择、设备选型、运行管理等各个环节都具有重要影响^[1]。但中小型城镇由于经济和历史等诸多因素,相关水量和水质资料匮乏,在进行污水处理厂规划设计时,只能参考《室外排水设计标准》(GB 50014—2021),而相关设计参数的单一和滞后给污水处理厂后期运营带来了极大的挑战。因此,通过模型方法定量分析污水处理厂进水特征具有实际意义。

水质预测模型的建立需要深入理解污水系统的特征与运行机制,同时结合地域特征和人口流动趋势,并运用适当的统计分析与机器学习方法进行构建和优化^[2]。污水水质预测模型可分为机理式和非机理式两类^[3]。机理式水质预测模型相对复杂,且普适性较弱,目前普遍采用非机理式水质预测模型^[4-5]。Prophet模型在环境预测中具有较高的准确度,能够有效识别和分析时间序列数据中的周期性和季节性特征^[6]。因此,本研究选用数据分析和Prophet时序预测模型,对污水处理厂的进水数据进行预处理、可视化分析和建模,并在R平台对模型进行二次开发和优化。预测结果不仅可为污水处理厂的工艺优化运行与精细化管理提供支撑,还可为

污水厂扩建及水质水量设计提供新思路,避免设计与实际脱节;同时,基于污水厂进水时序变化的周期性和长期趋势,可及时评估和预测进水水质与水量的变化趋势及波动幅度,从而制定预防和应对措施,增强污水厂的抗冲击能力。

1 研究方法

1.1 数据收集和预处理

1.1.1 数据来源和采集

本研究的数据来源于西北某污水处理厂的在线监测设备与实验室测样。采集的进水数据包括进水量、COD、 $\text{NH}_3\text{-N}$ 、TN和TP,共收集到运营期内1 401 d的进水数据。其中,日均水量数据1 401个,含异常值21个;COD和 $\text{NH}_3\text{-N}$ 数据各1 397个,缺失值4个;TN数据1 384个,缺失值17个;TP数据1 381个,缺失值17个、异常值2个、错误值1个。

1.1.2 数据预处理

进水数据在采集、传输、存储等处理过程中,由于日常运行管理的疏忽,经常会出现空值、错误值、离群值等,因此,需要对原始数据进行清洗、补缺及异常值检测等预处理,以确保数据的准确性和完整性,避免对模型拟合结果产生影响。同时,删除重复观测值可避免在计算与分析过程中产生偏差;校正数据的格式,确保数据的一致性和可分析性。识

别数据中的缺失值,并采用前后值补全的方法进行填充;识别数据中的异常值,采用Box-Cox变换剔除3倍标准差外的离群值,通过数据复检查是否有错乱数据,进行数据的调换。本研究采用R语言中的库函数`adf.test()`进行数据的平稳性分析,采用“urca”“stats”程辑包进行自相关性检验和正态分布假设检验。

1.2 Prophet模型建立和参数调整

本研究在Rstudio开发环境中进行数据分析与预测,调整Prophet模型的内部函数,使其更适用于水质预测模型。模型将时间序列分解为季节项、趋势项、节假日和误差项。使用Prophet时序模型对进水数据进行分析 and 预测时,软件平台采用R 4.2.3版本,调用R语言内部Prophet库函数实现数据输入、计算和可视化功能。将污水厂2020年3月—2023年8月的进水数据作为基础数据,对各水质指标、水量数据逐一进行分析拟合,进行模型校正。

1.3 Prophet模型训练与优化

Prophet模型以时间为回归变量,拟合线性与非线性时间函数,并采用Holt-Winters指数平滑方法,将季节性建模为附加成分。本研究将水质和水量预测类比为曲线拟合问题,并使用该污水厂3年5个月的进水数据进行模型训练,以优化模型。

Prophet包提供了易于调整的变量参数,通过对各变量的调整可提高模型与数据的拟合度。时间序列模型可分解为以下公式组合:

$$E(y_t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon \quad (1)$$

式中: $g(t)$ 用于拟合时间序列中的分段线性增长或逻辑增长等非周期变化; $s(t)$ 为周期变化(如:每周/每年的季节性); $h(t)$ 为非规律性的节假日效应(用户造成); ε 为误差项,用来反映未在模型中体现的异常变动。

Prophet模型中的趋势项 $g(t)$ 和周期变化项 $s(t)$ 根据拟合结果进行调整,而非规律性的节假日效应项 $h(t)$ 则反映了节假日和特殊事件引发的可预测波动,Prophet允许使用自定义事件列表来模拟这些特定日期的影响,通过拟合附加的参数提升模型拟合度。

1.4 水质预测和模型评估

选取该污水厂近4年的进水数据进行模拟分析,确定Prophet模型为逻辑增长模型。通过时间序

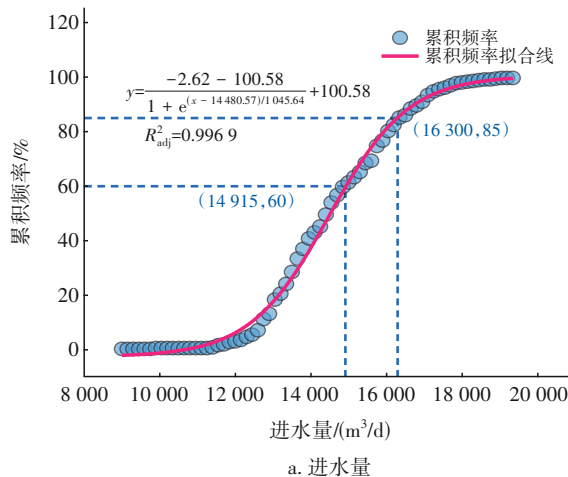
列整理与分析,确保数据包含时间戳和目标变量(预测值),并将处理后的数据分为训练集和测试集。在本研究中,将2020年3月—2023年8月的进水数据作为训练集,将2023年9—12月的进水数据作为测试集,利用训练集数据的迭代模型对污水厂进水量和水质进行预测。

Prophet模型自动适应数据的季节性和趋势,生成相应预测模型及数据组件,以解释各成分对整体预测的影响和水质数据的小周期变化规律。通过预测数据与测试集进水数据的对比分析,调整Prophet模型组件参数,进一步提高模型准确性。采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)等评估指标来判断模型的预测效果,并结合ggplot2、plotly等绘图程辑包实现结果可视化。

2 结果与分析

2.1 污水处理厂进水现状特征

通过对现状进水数据的统计分析,评估污水厂相关设计参数取值的合理性,结果见图1(限于篇幅,水质数据仅展示COD指标,对 $\text{NH}_3\text{-N}$ 、TN、TP指标进行同理分析,下同)。取不同累积频率对应的数据作为平均(60%)和最大负荷(85%)的设计参数,与污水厂原设计进水量($12\,750\text{ m}^3/\text{d}$)及设计进水指标(COD、 $\text{NH}_3\text{-N}$ 、TN、TP分别为580、40、60、5 mg/L)相比,存在显著差异。而采用城市扩张面积和人口预测设计规模的方法准确度更低,对比该污水处理厂的实际进水参数,累积频率下的日均进水量 $14\,915\text{ m}^3/\text{d}$ 远超设计负荷,进水COD、TN也显著高于设计值,存在较大偏差。



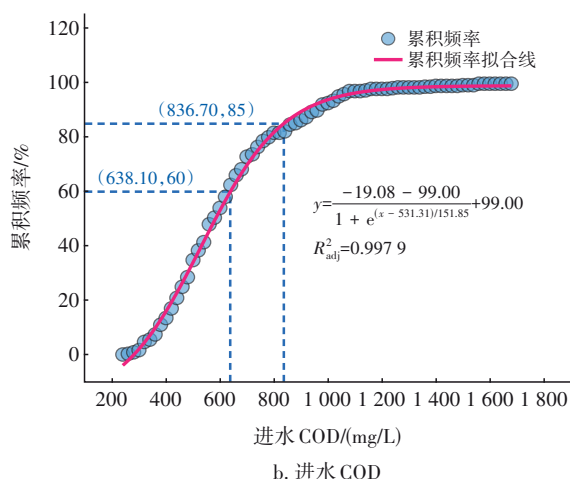


图1 进水量和COD指标监测频率统计

Fig.1 Statistics on monitoring frequency of influent quantity and COD

2.2 基于Prophet模型的进水数据识别与预测

2.2.1 进水数据特征识别

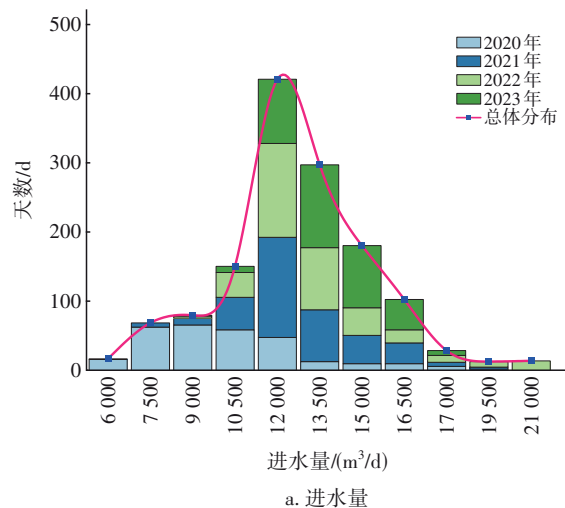
进水数据的检验结果如表1所示,进水量和水质数据均拒绝原假设,说明数据之间存在自相关性;而K-S检验结果显示,除TP外,其余进水数据均接受原假设,符合正态分布特征。这种规律性分析有助于优化模型参数,提高数据拟合度,同时增强预测的可靠性和精度。

表1 进水数据检验结果

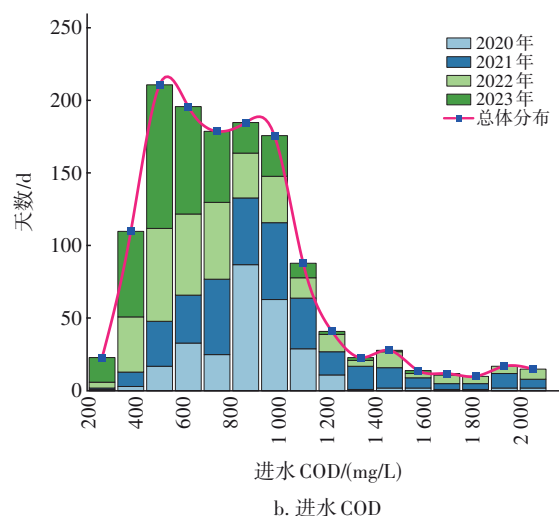
Tab.1 Influent data verification results

项目	进水量	COD	NH ₃ -N	TN	TP
自相关性检验(LB检验)	显著	显著	显著	显著	显著
正态分布检验(K-S检验)	服从	服从	服从	服从	拒绝

该污水处理厂进水数据的探索性分析结果如图2所示。



a. 进水量



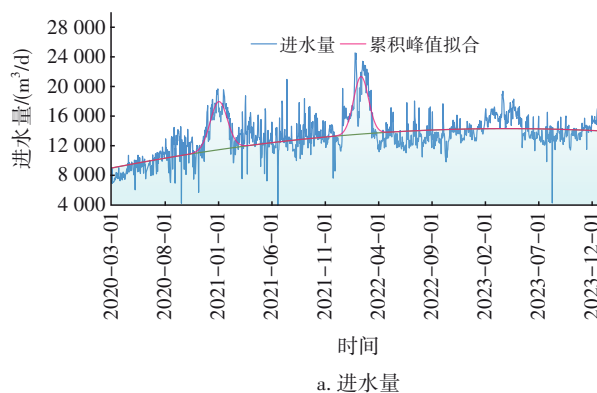
b. 进水COD

图2 进水量和水质数据探索性分析

Fig.2 Exploratory analysis of influent quantity and quality data

从图2(a)可以看出,进水量总体呈正态分布,而且在统计周期内每年进水数据也基本符合正态分布,与K-S检验结果相符。进水水质的探索性分析结果表明,进水COD、NH₃-N、TN浓度总体均呈正态分布,所有进水数据之间存在自相关性。基于进水COD浓度和进水量相似的数据分布,对两者进行双样本K-S检验以探究其内在联系,结果显示两者分布相似,但D值为0.39,表明两数据分布特征存在显著差异。

该污水处理厂进水量和水质数据变化见图3。由图3(a)可知,进水量波动明显但总体趋于稳定,主要集中在10 500~18 000 m³/d,已超出设计负荷。依据峰值拟合线,进水量呈现年周期变化,尤其在每年12月一次年2月明显增加,达到全年最高点,呈显著季节性变化。进水量在春、夏、秋季无显著上升趋势,在冬季大幅增加,导致整个年度周期内冬季的进水量最高。



a. 进水量

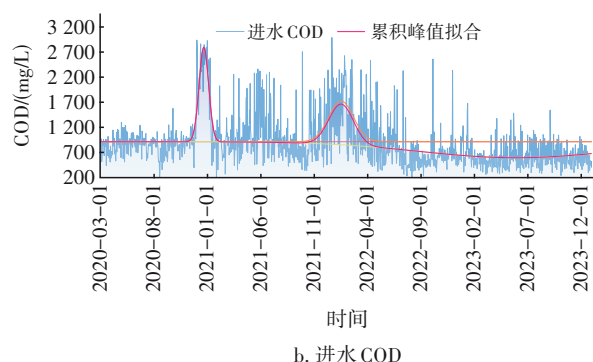


图3 污水厂进水量和水质数据变化

Fig.3 Change in influent quantity and quality data of WWTP

2022年5月是进水水质数据趋势变化的分割点,在此时间点前,进水水质数据表现出显著的趋势性和周期性特征。累积峰值拟合曲线显示,COD与TN具有明显的季节性变化特征,其中冬季进水COD浓度显著升高,超出生活污水的正常范围,而其他季节COD浓度则较低,总体呈现年周期性波动。通过Mann-Kendall趋势分析,检验结果显示 P 值显著低于0.05,表明进水COD数据存在趋势性,并且不具平稳性。2022年5月之后,进水COD的波动范围逐渐趋于稳定,这也反映出新建污水厂初期进水水质可能面临的不稳定性问题。相比之下, $\text{NH}_3\text{-N}$ 和TP的变化幅度较小,没有明显的季节性和周期性波动,表现出相对稳定的特征。

2.2.2 进水量预测与分析

Prophet模型对进水量的预测结果见图4。图4(b)的预测组件显示,在统计周期内进水量呈明显上升趋势,与Mann-Kendall统计检验结果一致,长期预测亦显示稳定增长趋势;年周期内进水量季节性变化显著,冬季进水量最高,与进水特性分析结果一致。根据趋势分解结果,图4(b1)显示,2024年后进水量将继续上升,且置信区间扩大。图4(b3)显示,整体呈周末进水量较高、周中进水量较低的趋势。月度进水量变化趋势及节假日效应显著,如图4(b2)所示,春节、国庆和劳动节期间进水量显著波动;图4(b4)显示,1—3月进水量较高,4—12月进水量相对较低。

污水厂进水量的周期变化和长期趋势受多种因素影响,进水量的季节性波动可能缘于冬季西北小城镇劳务人员的回流,导致人口增加,从而增加了用水量和污水量;此外,北方冬季供暖使居民和

企业用水量增加,污水厂进水量相应升高;同时,冬季作为该县薯业加工生产的旺季,生产用水的增加进一步导致污水厂进水量的季节性波动。

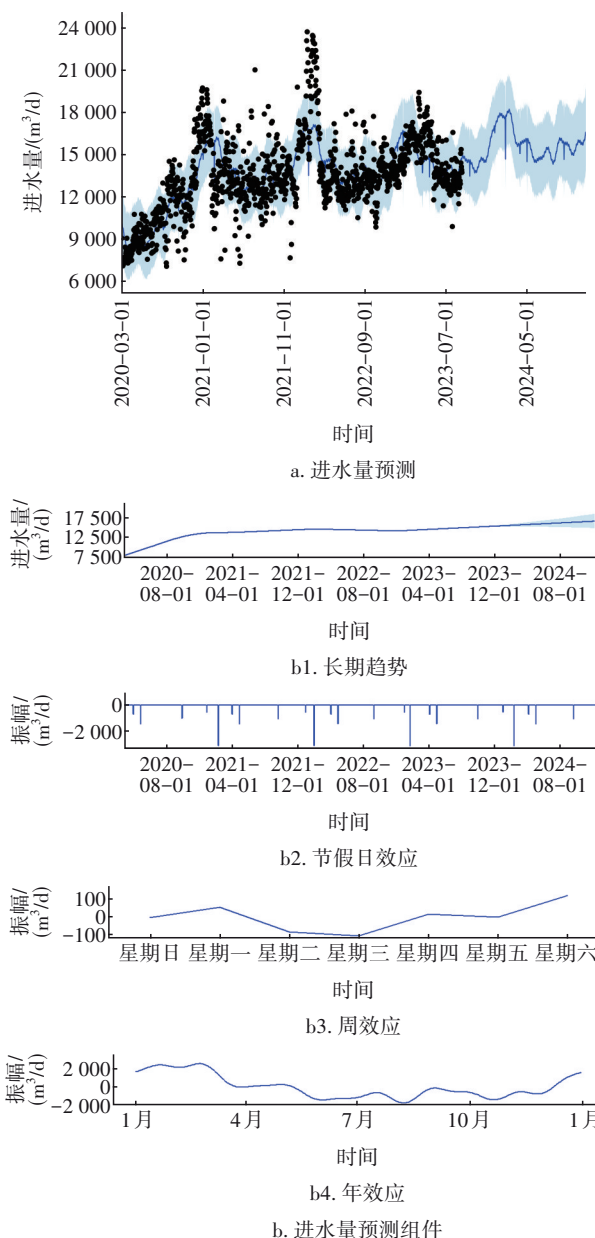


图4 进水量预测结果分析

Fig.4 Influent quantity prediction result analysis

预测结果显示,污水厂进水量呈持续上升趋势。分析原因,该县的城镇化率呈升高趋势,城区人口的增长直接带动了用水需求,从而导致污水量增加;此外,该县第一产业和第二产业比例有所上升,第三产业比例下降,由于农业和工业生产通常需要大量用水,而服务业用水需求相对较少,产业结构的调整也导致污水量增加。

2.2.3 水质预测与分析

污水厂进水水质的预测结果见图5(限于篇幅,仅展示COD指标)。

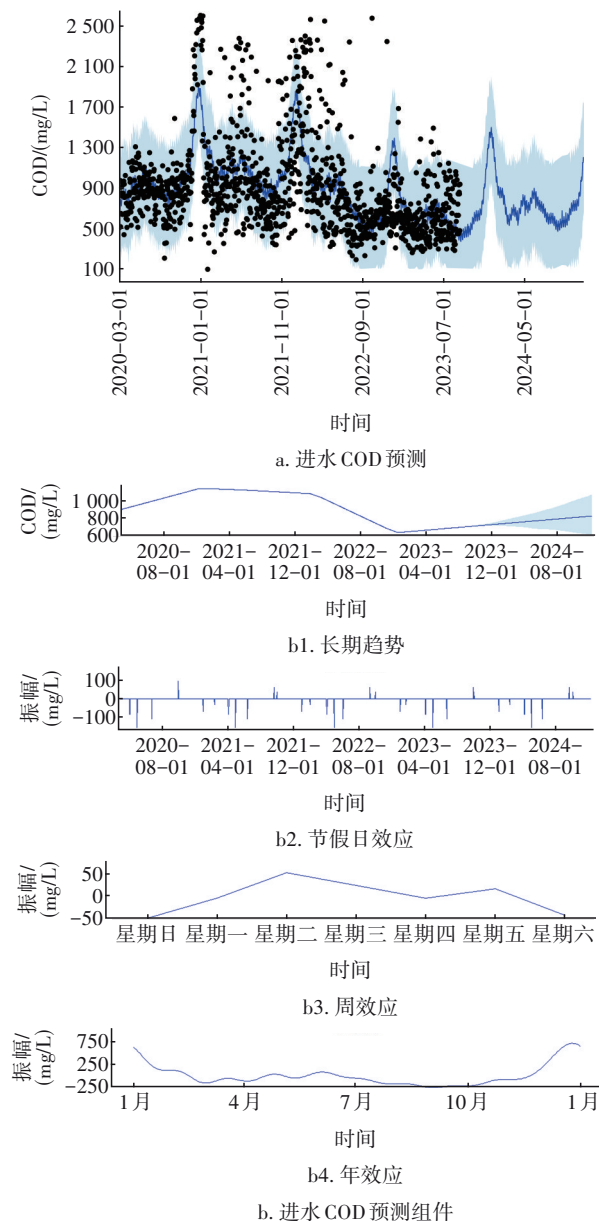


图5 进水COD预测结果分析

Fig.5 Influent COD prediction result analysis

自统计周期起,进水COD和TP总体呈现下降趋势,而 $\text{NH}_3\text{-N}$ 和TN则呈上升趋势;在预测后期,进水COD出现缓慢增长趋势。进水水质预测组件表明,COD、 $\text{NH}_3\text{-N}$ 、TN和TP有着相似的周、年、节假日变化规律,但是变化幅度差异明显。在年周期变化中,COD和TP浓度的季节性变化特征显著,冬季浓度最高,其他季节相对较低; $\text{NH}_3\text{-N}$ 和TN浓度的季节性特征不明显。

该污水厂进水COD呈现季节性变化大的特点,COD浓度冬季高的原因,一方面是西北地区冬季气温较低,微生物活动受到抑制,导致有机物在污水管道中的降解速率减慢^[7],使得污水中的COD浓度相对较高;另一方面,夏、秋季降雨在一定程度上会稀释污水浓度,使得夏、秋季污水的COD浓度相对冬季要低;还有,通过对细格栅中滤渣种类的分析发现,冬季污水中含重油食物残渣的比例增加,冬季的饮食习惯也在一定程度上影响了COD浓度。

2.2.4 预测效果检验

采用2023年9—12月的进水数据检验模型预测效果,并依据误差进行修正,结果见图6。

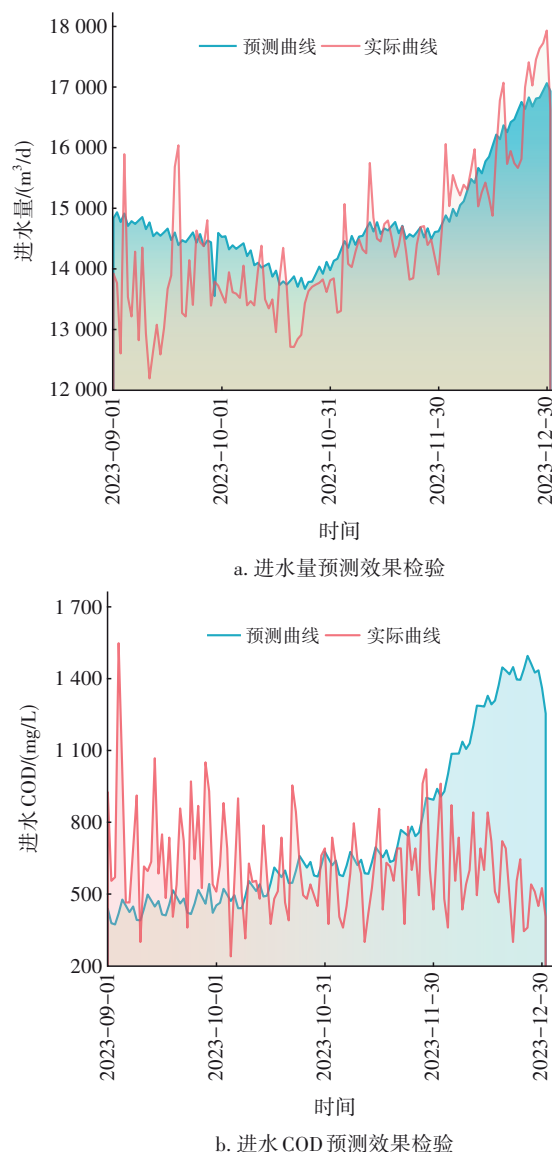


图6 实际预测效果检验

Fig.6 Validation of actual predictive performance

预测结果显示,预测曲线波动范围较小,水量和水质(除 COD)的总体趋势预测准确。其中,对水量的预测效果优异,与实际进水数据偏差较小,整体预测拟合度高,个别突变点的预测值也接近实际值。实际进水 COD 浓度波动较大且呈缓慢下降趋势,不符合 Prophet 内置的增长型函数模型,导致对其预测效果相对较差,但短期的预测结果依旧可以作为污水厂小周期参数调控的参考。

另外,水量和水质数据的 RMSE、MAE 均显示出较好的预测效果(见表 2)。进水量的 MAPE 为 4.55%,显著低于水质预测的 MAPE 值(17.29%~57.88%),表明了 Prophet 的水量预测模型在实际应用中的准确性。Prophet 模型在处理季节性、趋势性和非线性特征的数据时,内置特征提取算法能自动识别周期性、趋势性和假日效应等因素,在多模式水质数据建模中具有出色的解释性能^[8]。

表 2 误差计算结果

Tab.2 Error calculation results

项目	进水量/ (m ³ /d)	COD/ (mg/L)	NH ₃ -N/ (mg/L)	TN/ (mg/L)	TP/ (mg/L)
RMSE	815.02	434.74	18.67	16.10	3.07
MAE	637.82	316.66	12.33	12.33	2.60

Prophet 模型预测结果表明,其适用的数据类型为时间序列的增长型数据,在进行模型构建时将参数 $g(t)$ 项设置为分段线性增长或逻辑增长的函数模型,决定了模型预测的基本趋势为增长型,这也是导致 COD 与 TP 指标预测效果不佳的原因之一。另一方面,对比实际曲线与预测曲线发现,实际进水水质数据的波动范围较大,振幅显著且时间周期不规律,这种特性导致 Prophet 模型难以全面捕捉数据的潜在规律,从而在水质预测中表现出效果欠佳的情况,而 TP 数据的不平稳性和 COD 数据的季节性规律都会影响模型后续的拟合效果。另外,水量和水质的预测是一个需要长期迭代的过程,随着预测时间的延长,会导致预测效果下降。为更准确地捕捉进水特征,可考虑提高模型的学习时间,例如使用一年以上的数据训练模型,预测未来一周的变化趋势,以便获得更加准确的预测结果。

3 讨论

3.1 水量的调度与优化

该污水厂的进水量波动范围较大,呈现冬高夏

低,的季节特征,可采用 Prophet 预测模型对污水厂进水量进行长期预测分析,通过设置水量阈值(设计负荷的 90%)实时监控进水量变化,在日进水量超过设计负荷时,协调邻近污水厂进行调度,解决城镇污水厂间负荷分配不均的问题,最大化区域污水厂群的综合效益。Prophet 的模拟结果可进一步为厂网一体化提供数据支持,使运营人员能实时获取最新数据,快速识别潜在问题并及时控制。另外,在春夏季进水量较小时,可通过调整曝气量降低运维成本,同时合理安排设备运作和维护,降低设备故障风险,从而确保污水处理厂的稳定运行。

3.2 节能降耗

Prophet 模型的短期预测结果可为污水处理厂的精准曝气和碳源投加提供数据支持。短期预测可帮助污水厂在进水水质、水量波动时及时调整曝气量,适应不同的有机负荷需求,从而避免因过度曝气而产生的能源浪费;在有机污染物浓度较高的情况下,预测数据还可指导碳源的合理投加,确保微生物活性并维持稳定的处理效果。这种数据驱动的精确定制使污水厂在节能降耗的同时,确保出水水质达标,为管理和运行提供技术支撑。

3.3 周期变化与长期趋势

通过 Prophet 模型的周期预测分析,可充分了解污水厂水质和水量在周、月、季度周期中的变化规律,进而及时调整、优化运行参数,保证处理效果。例如,依据进水量的周期性变化规律,可及时调整设备运行数量与时间,以节约能耗和维护成本;根据水质的周期性变化规律,则可精准识别环境和季节性污染对进水的影响,在确保出水水质稳定的同时,还可及时发现设备异常。

水量和水质的长期趋势预测有利于污水处理厂更精准地规划处理能力,确保设备和基础设施具备足够的容量以应对未来污水负荷增长。基于当前数据以及模型预测的准确性,数据-Prophet 模型耦合预测该县城污水处理厂 2027 年 9 月—2028 年 9 月平均进水量为 18 541 m³/d,进水 COD、TN、NH₃-N、TP 分别为 1 334.4、184.6、146.6、15.7 mg/L。该数据可为污水厂的投资规划提供依据,同时为该区域内同规模城镇污水处理厂的设计和运营提供重要的数据参考。另外,通过长期趋势研究,能够识别影响污水厂能耗的关键因素,并据此优化工艺流程和选择节能设备,从而有效降低长期运营成本。

4 结论

① 进水量和水质预测结果表明,该县城污水处理厂进水量和水质具有显著的多重季节性变化特征,节假日效应显著,水量明显呈稳定增长趋势。进水COD和TP总体呈现下降趋势,而 $\text{NH}_3\text{-N}$ 和TN则呈上升趋势;另外,COD和TN的季节性变化显著,冬季达到浓度峰值,而 $\text{NH}_3\text{-N}$ 和TP波动较小,周期性特征不明显。

② 数据-Prophet模型耦合预测该县城污水处理厂2027年9月—2028年9月平均进水量为18 541 m^3/d ,进水COD、TN、 $\text{NH}_3\text{-N}$ 、TP分别为1 334.4、184.6、146.6、15.7 mg/L 。该数据可为污水厂的投资规划提供依据,同时为该区域内同规模污水厂的设计和运营提供重要的数据参考。

③ 数据-Prophet模型在进水数据解释和预测中具有一定的有效性和准确性,而Prophet模型可依据数据特点和实际需求进行参数调整。研究结果可为同等规模污水处理厂提标扩容与改建、污水处理工艺参数调整和优化、行业减污降碳协同增效提供技术支撑。

参考文献:

- [1] 冯威. 水资源开发利用及水环境保护问题研究[J]. 资源节约与环保, 2022, 37(4): 27-30.
Feng Wei. Study on water resources development and utilization and water environment protection [J]. Resources Economization & Environmental Protection, 2022, 37(4): 27-30 (in Chinese).
- [2] Liang Z H, Zou R, Chen, X, et al. Simulate the forecast capacity of a complicated water quality model using the long short-term memory approach[J]. Journal of Hydrology, 2020, 581: 124432.
- [3] 李小芳, 孙宝盛, 司志娟. 基于灰色马尔可夫模型的城市污水量预测[J]. 环境工程学报, 2013, 7(1): 237-241.
Li Xiaofang, Sun Baosheng, Si Zhijuan. Forecasting of urban wastewater discharge based on Gray-Markov model [J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2013, 7(1): 237-241 (in Chinese).
- [4] 胡衍坤, 王宁, 刘枢, 等. 时间序列模型和LSTM模型在水质预测中的应用研究[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(8): 1569-1573.
Hu Yankun, Wang Ning, Liu Shu, et al. Research on application of time series model and LSTM model in water quality prediction [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2021, 42 (8) : 1569-1573 (in Chinese).
- [5] Ning Y R, Kazemi H, Tahmasebi P. A comparative machine learning study for time series oil production forecasting: ARIMA, LSTM, and Prophet [J]. Computers & Geosciences, 2022, 164: 105126.
- [6] 邱勇, 毕怀斌, 田宇心, 等. 污水处理厂进水数据特征识别与案例分析[J]. 环境科学学报, 2022, 42(4): 44-52.
Qiu Yong, Bi Huaibin, Tian Yuxin, et al. Characterization model of influent data for wastewater treatment plants and its application in case studies [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2022, 42 (4) : 44-52 (in Chinese).
- [7] Wang Z Y, Dai H L, Chen B Y, et al. Effluent quality prediction of the sewage treatment based on a hybrid neural network model: comparison and application [J]. Journal of Environmental Management, 2024, 351: 119900.
- [8] 嵇晓燕, 杨凯, 陈亚男, 等. 基于ARIMA和Prophet的水质预测集成学习模型[J]. 水资源保护, 2022, 38(6): 111-115.
Ji Xiaoyan, Yang Kai, Chen Yanan, et al. An ensemble learning model for water quality forecast based on ARIMA and Prophet [J]. Water Resources Protection, 2022, 38(6): 111-115 (in Chinese).

作者简介:杨浩(1980—),男,甘肃兰州人,博士,副教授,主要研究方向为水源水体水质修复和水污染防治理论与技术。

E-mail:haoyang7614236@163.com

收稿日期:2025-02-20

修回日期:2025-04-24

(编辑:刘贵春)