

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2025.19.016

基于机器学习的污水厂总氮超标预警及风险控制

白雨鑫, 田丽, 王庆娇, 李长芳
(深圳市水务<集团>有限公司, 广东深圳 518000)

摘要: 总氮是衡量河流水质的关键指标之一,控制污水处理厂出水总氮对确保河道水质具有重要意义。为准确预测污水厂出水总氮,首先收集了深圳市某污水厂5 108条在线监测运行数据,采用灰色关联度分析法选取7项关联度 ≥ 0.5 的指标;然后利用支持向量机、XGBoost和LightGBM三种机器学习模型预测出水总氮,其中LightGBM为拟合优度最好、预测精度最高的算法;最后通过分析生产数据,找出影响总氮超标关键指标预警值,即进水 $C/N \leq 6$ 、 $DO \leq 1.6$ mg/L或 $DO > 2.2$ mg/L、 $MLSS \leq 4\ 500$ mg/L,将其与预测模型结合,助力出水总氮稳定达标。

关键词: 污水处理厂; 灰色关联度分析; 机器学习; 超标临界值; 出水总氮预测

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2025)19-0109-07

Early Warning and Risk Control for Total Nitrogen Exceeding Discharge Standard in Wastewater Treatment Plants Based on Machine Learning

BAI Yu-xin, TIAN Li, WANG Qing-jiao, LI Chang-fang
(Shenzhen Water <Group> Co. Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: Total nitrogen (TN) is a critical parameter for assessing river water quality. Regulating the TN in the effluent from wastewater treatment plants is of significant importance for effective river water quality management. This study collected a dataset comprising 5 108 instances of online monitoring operational data from a wastewater treatment plant in Shenzhen, and selected seven indicators with a correlation degree equal or greater than 0.5 using grey correlation analysis, to accurately predict the TN in the effluent of a wastewater treatment plant. Subsequently, three machine learning models—specifically, the support vector machine (SVM), XGBoost, and LightGBM—were employed to predict the TN in the effluent. Among these models, LightGBM demonstrated the best goodness of fit and achieved the highest prediction accuracy. Finally, key indicator warning values affecting the TN exceeding the discharge standard were identified through the analysis of production data. These included an influent C/N ratio equal or lesser than 6, dissolved oxygen equal or lesser than 1.6 mg/L or DO greater 2.2 mg/L, and mixed liquor suspended solids (MLSS) equal or lesser than 4 500 mg/L. The effluent TN was effectively controlled and maintained within the limit specified in the discharge standard by integrating these parameters with the prediction model.

Key words: wastewater treatment plant; grey correlation analysis; machine learning; critical value exceeding the discharge standard; prediction of effluent total nitrogen

污水处理过程涵盖物理、生物、化学反应,处理过程复杂,如何对各工艺环节进行有效优化控制一直是国内外研究的热点。近年来,随着国家水污染治理工作的不断深入,对污水厂出厂水水质提出了越来越严格的排放要求。为落实《深圳市2021年近岸海域污染防治工作方案》中深圳河“降总氮”的要求,深圳市政府出台治水提质行动计划和水污染防治工作方案,明确深圳市某污水厂出水总氮执行《水质净化厂出水水质规范》(DB4403/T 64—2020)的相关要求($TN \leq 8 \text{ mg/L}$),但多数污水厂均按照《城镇污水处理厂污染物排放标准》(GB 18918—2002)设计建设($TN \leq 15 \text{ mg/L}$),现行的工艺难以实现出水总氮稳定达标。因此,分析各工艺运行参数对出水总氮的影响程度,进而预测出厂水水质,并提前应对干预,这对确保水质达标尤为重要。

水质预测,即在针对目标水体建立基于水动力的机理模型或基于历史数据分析的数理模型基础上,对未来一段时间的水质情况进行预测。机理模型由于复杂性高、参数不确定性等原因,其推广性较差,而数理模型将影响因子作为输入变量,被预测指标作为输出变量,具有适应性强、容错率高和预测精度高等优点。此外,除了预测外,还可以进行特征分析以评估影响因子的重要性程度,例如纪广月^[1]利用灰色关联度与BP神经网络联合对碳排放进行预测;姚怡帆等^[2]通过基、元学习器的组合模型对污水厂的出水总氮进行预测;谢勇等^[3]应用GBDT、XGBoost和LightGBM机器模型对月租金进行预测;刘杰等^[4]对传统支持向量回归机进行改进,并应用至污水厂出水总氮浓度预测上;成浩科等^[5]利用随机森林算法,对河流中总磷浓度进行预测,并对重要特征参数进行分析。

以上研究均利用数理模型进行预测,在此基础上,笔者进一步通过数据分析并结合理论研究双重手段,找出引起出水TN超标的特征指标临界阈值,并提出对应解决方案,形成了一套模型与数理分析相结合的总氮控制闭环管理流程,助力出水总氮稳定达标。

1 数据处理

1.1 数据获取

数据来源于某AAO工艺污水厂在线数据采集系统,采集时间为2021年9月—2022年9月,采集频

率为1次/h。数据集包括进水流量 Q 、COD、 $\text{NH}_3\text{-N}$ 、TN、进水COD/TN(C/N)和生化池溶解氧(DO)、污泥浓度(MLSS)。另外,污水从进水到出水整个过程持续约20 h,故将20 h后的时移出水TN(简称出水TN)纳入数据集中。

1.2 数据预处理

由于在线仪表故障或数据上传问题,会出现较多空值、重复值、异常值,而数理模型预测对原始数据的完整性要求较高,为获得可靠的预测结果,需针对异常数据按照以下几种情况进行处理:①当有3个及以上特征指标为空值或重复值时,认为此条为无效数据,直接将其过滤删除;②当仅有1~2个特征指标空缺或重复时,认为此条数据仍可用,可将前后平均值填充缺失值,重复值则保留;③观察发现,均方特征值基本满足正态分布,故将超过2.5倍标准差 σ 的值视为异常值,需要进行平滑处理,即使用条件平均值代替。经过以上处理,本次共剩余5 108条有效样本数据。

1.3 数据归一化

由于不同特征数据存在较大差异,为消除量纲对出水TN预测模型的影响,需对数据进行归一化处理,使其映射到 $[0, 1]$ 区间。设有 m 个待评对象、 n 个影响因素,可构成数据矩阵 $X = (x_{ij})_{m \times n}$,矩阵内元素标准化处理后元素为 x'_{ij} ,具体见式(1)。

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (1)$$

式中: $i \in [1, m]$, $j \in [1, n]$; x'_{ij} 为第 i 个待评对象、第 j 个影响因素归一化处理后的数值; x_{ij} 为第 i 个待评对象、第 j 个影响因素原始数值; $\min(x_j)$ 为第 j 个影响因素在所有待评对象中的最小值; $\max(x_j)$ 为第 j 个影响因素在所有待评对象中的最大值。

2 灰色关联度分析

灰色关联度是指事物之间的不确定性关联或系统因子之间、因子对主行为之间的不确定性关联。即通过系统分析,判断影响系统发展因素的重要性,在系统发展过程中,若两个因素的变化趋势具有一致性,即同步变化程度较高。

通常将能够反映系统行为特性的序列称为参考序列(母序列),对系统行为产生影响的序列称为比较序列(子序列)。通过分析参考序列与比较序列之间的曲线形状相似程度,判断两序列之间的联

系紧密度。

关联系数的计算见式(2)。

$$\xi_j(i) = \frac{\min_i \min_j |x_1(i) - x_j(i)| + \rho \max_i \max_j |x_1(i) - x_j(i)|}{|x_1(i) - x_j(i)| + \rho \max_i \max_j |x_1(i) - x_j(i)|} \quad (2)$$

式中: $i \in [1, m], j \in [1, n]$; $\xi_j(i)$ 为 $x_1(i)$ 与 $x_j(i)$ 在第 j 点的关联系数; $x_1(i)$ 为参考序列; ρ 为分辨系数, 在 0~1 之间; $\min_i \min_j |x_1(i) - x_j(i)|$ 为所有待评对象及所有影响因素中与参考序列最接近的距离; $\max_i \max_j |x_1(i) - x_j(i)|$ 为所有待评对象及所有影响因素中与参考序列最远的距离。

关联度按式(3)计算。

$$\xi_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \xi_j(i) \quad (3)$$

本研究针对出水总氮进行预测, 因此将出水 TN 作为参考序列, 其余 7 项指标作为比较序列。通过灰色关联度计算, 剔除相关性较小的因素, 本案例分辨系数取 0.5, 关联度计算结果见表 1。

表 1 灰色关联度计算结果

Tab.1 Calculation results of grey correlation degree

序号	特征因素	关联度
1	进水 COD	0.82
2	进水 C/N	0.74
3	平均 MLSS	0.69
4	进水 TN	0.64
5	平均 DO	0.63
6	进水 Q	0.61
7	进水 NH ₃ -N	0.58

经过关联度计算, 7 项指标的关联度均不小于 0.5, 说明以上指标与出水 TN 具有较强的相关性。因此, 保留 7 项指标用于模型训练。

3 模型构建

3.1 算法选择

3.1.1 支持向量机回归算法

支持向量机(SVM)的算法思想是, 先将较低维空间中的原始数据映射到近似线性可分的一个高维空间中, 然后在高维空间中进行基于最大间隔原则的线性学习。支持向量机预测技术是基于已知数据, 通过算法来解析训练数据集进行训练学习, 从而获得认可的模型, 并利用该模型对测试数据进行分析^[6]。它通过决策超平面, 将已有训练数据集进行划分, 根据数据位于超平面的哪一侧完成判断, 得到新数据的分类。因此, 基础的 SVM 算法是一个二分类算法, 对于多分类任务, 可通过多次使

用 SVM 解决。它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势, 并能够推广应用到函数拟合等其他问题中。

3.1.2 XGBoost 回归算法

XGBoost 是基于梯度增强回归算法(GBR)发展而来的一种将多个弱学习器集成形成的强学习器监督式算法。它采用回归分类树解决问题, 其核心在于通过迭代生成新树来拟合前一棵树的残差, 从而不断提高回归精度, 具有训练速度快、适用性广和容错率高的优点^[7]。假设数据集 D 有 n 个样本和 m 个特征, 树集成算法使用加法模型对 K 个基学习器进行合成, 并作为最终的预测输出。为了使预测结果尽可能接近实际, 首先定义模型的优化目标函数, 见式(4)、(5)。

$$L(\phi) = \sum_{i=1}^n l(\bar{y}_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k) \quad (4)$$

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|\omega\|^2 \quad (5)$$

式中: L 是一个可微的凸损失函数, 它表示预测 $\bar{y}_i$ 和目标 y_i 之间的差值; T 为每棵树叶子的数量; ω 为模型对叶子节点的预测数值; 第二项 $\sum_k \Omega(f_k)$ 为惩罚项, 限制回归树模型的复杂度。正则化项有助于使最终学习到的权值更加平滑, 避免过拟合。直观地说, 带有正则化的目标函数倾向于选择简单的预测模型。

3.1.3 LightGBM 回归算法

LightGBM 是一种梯度提升框架, 可以说是在 XGBoost 上的进一步优化, 它的基学习器基于直方图算法, 其有更快的训练速度、更低的内存使用、更高的计算效率, 即使处理特征维度高、数据量大的样本计算耗时也很短。LightGBM 是按叶子生长(leaf-wise)的算法, 每次从当前所有叶子中找到分裂增益最大的一个叶子, 然后分裂, 如此循环。相比 XGBoost 的 level-wise 算法, 在分裂次数相同的情况下, leaf-wise 可以降低更多误差, 得到更好的精度。但其缺点是可能长出比较深的决策树, 产生过拟合。因此 LightGBM 在 leaf-wise 之上增加了最大深度的限制, 在保证高效的同时防止过拟合。

3.2 评估指标

本次模型评估指标主要采用拟合优度(R^2)和均方根误差 RMSE,以及平均绝对误差(MAE)。用 R^2 整体评价回归模型的拟合优度,其值越接近1,说明回归方程对实测值的拟合程度越好。RMSE是指预测值与实测值偏差的平方和与观察次数比值的平方根,该值越小越好。MAE反映误差与原始数据值相比较的过程,结果越趋向于0则模型越完美。

各评价指标的计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

$$\text{RMSE} = \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2 \right]^{1/2} \quad (7)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \bar{y}| \quad (8)$$

式中: y_i 为实测值; $\bar{y}_i$ 为预测值; $\bar{y}$ 为实测值的平均值; m 为样本数。

3.3 模型训练

首先将数据按8:2的比例拆分成训练集与预测集,然后使用支持向量机、XGBoost、LightGBM三种算法分别进行模型训练。经过多次调参验证,得到了三种算法各自最优的评估指标,见表2。使用测试数据集,进一步对三种已训练好的模型预测值和实测值进行趋势对比,结果如图1所示。

表2 模型评估指标对比

Tab.2 Comparison of model evaluation indicators

模型	R^2	RMSE	MAE
支持向量机	0.741 0	0.744 7	0.427 8
XGBoost	0.802 4	0.650 4	0.430 6
LightGBM	0.826 6	0.609 3	0.395 3

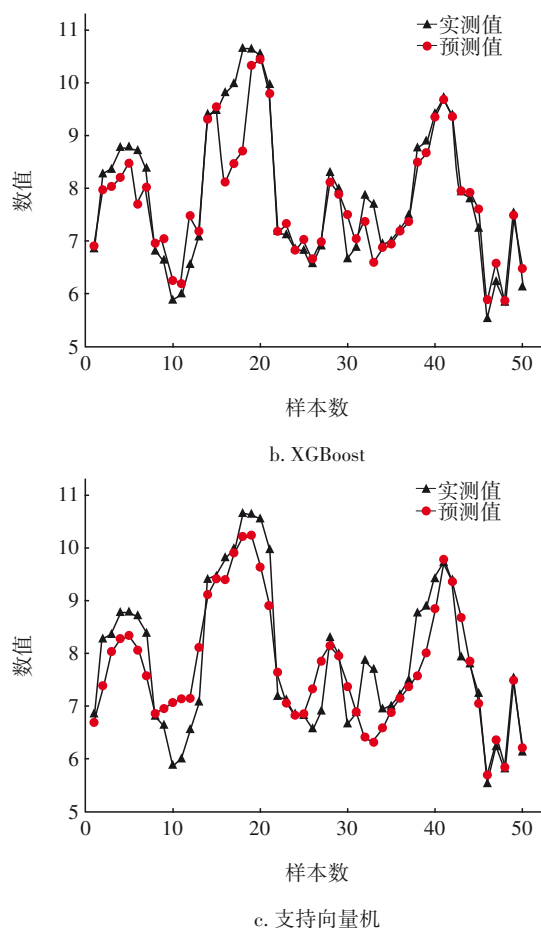
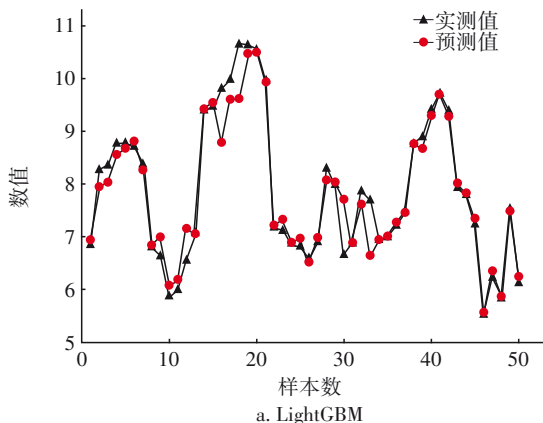


图1 三种算法模型预测值与实测值对比

Fig.1 Comparison of predicted values and actual values of three algorithm models

由表2可以看出,LightGBM的拟合优度 R^2 最高,表明其拟合效果较好,同时均方根误差RMSE和平均绝对误差MAE最小,预测精度较高。再由图1直观对比各算法的预测情况,相比于支持向量机,LightGBM在出水水质波动幅度较大的第5~15数据区间和发生波动频率较高的第25~40数据区间,感知变化的敏感性更高,拟合优度更好;XGBoost则与LightGBM趋势走向相似,但LightGBM在整个数据区段的稳定性更佳,预测误差明显更小。以上评估指标和预测对比结果一致,说明LightGBM是其中最好的算法模型。

4 数据分析与模型应用

按照深圳市的考核要求,该厂在运行中对出水 $\text{TN} > 8 \text{ mg/L}$ 的水质更为关注,故可将已训练好的模型嵌入在线数据监测系统,一旦模型预测出水 $\text{TN} > 8 \text{ mg/L}$,就向运行人员发送预警信息。但若只通过模型预测进行预警而不知引起本次数据超标的原

因,运行人员就很难对症下药采取措施。为此,进一步分析影响总氮的特征指标,尝试开展可能引起 $TN > 8 \text{ mg/L}$ 的数值定量分析。

基于活性污泥脱氮原理,同时考虑工艺运行参数调节的可行性,在用于模型训练的特征中,选取 C/N 、 DO 和 $MLSS$ 作为预警特征指标进行定量分析。主要从以下两个维度展开:一是以每增加 0.5 mg/L 细分出水 TN 区段,统计各特征的平均值,关注 $TN > 8 \text{ mg/L}$ 时对应的特征数值;二是细分某个具体影响特征的区段,观察各区段内出水 TN 平均值的变化,并统计 $TN > 8 \text{ mg/L}$ 的数据个数占该区段总数的百分比,关注占比显著偏高的特征区段。

4.1 进水 C/N 与出水 TN 的关系

以 TN 分区段统计,总体而言,较低出水 TN 对应的平均 C/N 稳定分布在 $7.5 \sim 8.0$,而当出水 $TN > 10.5 \text{ mg/L}$ 时,对应的平均 C/N 降至 6.5 左右。以进水 C/N 分区段统计,随着 C/N 从 4.0 升高到 8.0 ,平均出水 TN 从 8.5 mg/L 降至 7.5 mg/L ,而后逐渐趋于平稳,如图2所示;且当进水 $C/N \leq 6$ 时,出水 TN 超过 8 mg/L 的占比在 40% 以上。取二者交集,可以认为 $C/N \leq 6$ 时发生 $TN > 8 \text{ mg/L}$ 的概率较大。

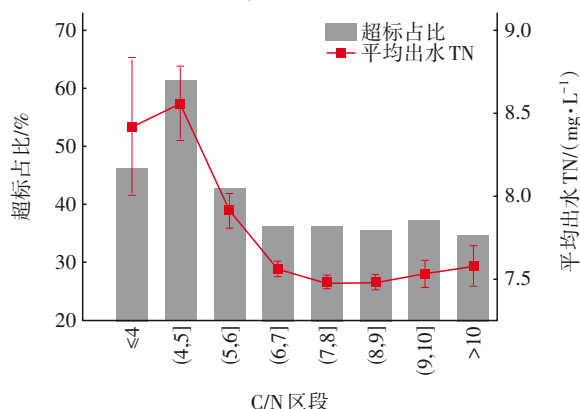


图2 不同 C/N 区段出水 $TN > 8 \text{ mg/L}$ 占比及出水 TN 均值

Fig.2 Proportion of effluent $TN > 8 \text{ mg/L}$ and average effluent TN in different C/N sections

上述分析结果与顾学林^[8]的研究结论一致,即随着 C/N 的上升, TN 去除率也升高,在 $C/N > 6$ 时,就可获得 60% 以上的 TN 去除率;当 C/N 在 8 左右时, TN 去除率上升至 80% 以上,但后续对 TN 去除的提高有限。其主要原因是过低的 C/N 值导致碳源不足,无法给硝态氮提供足量的电子,导致反硝化不完全,出水硝态氮浓度偏高,造成出水 TN 浓度偏高;而后出水 TN 不再随着 C/N 值的增大而降低,分

析可能是此时 C/N 不再是脱氮的主要限制因子。综上可将分析结论中 $C/N \leq 6$ 设定为预警值予以关注,从而采取投加碳源、分段进水等措施来提高缺氧段可利用的有机物浓度,控制 C/N 在 8 左右可达到最好的处理效果。

4.2 生化池 DO 与出水 TN 的关系

以 TN 分区段统计,总体而言,较低出水 TN 对应的平均 DO 多分布在 $1.8 \sim 1.9 \text{ mg/L}$,当出水 $TN > 10 \text{ mg/L}$ 时,对应的 DO 浓度发生较大幅度的振荡,其值或大于 1.9 mg/L ,或小于 1.8 mg/L 。以生化池 DO 分区段统计,平均出水 TN 与 TN 超标占比均呈现中间低两边高的分布态势,如图3所示,随着 DO 从 1.0 mg/L 升高至 1.6 mg/L ,平均出水 TN 从 7.7 mg/L 降至 7.5 mg/L ,而后又在 DO 大于 2.2 mg/L 后,逐步攀升到 8.2 mg/L ;且当进水 $DO \leq 1.6 \text{ mg/L}$ 或 $DO > 2.2 \text{ mg/L}$ 时,出水 TN 超过 8 mg/L 的占比均在 38% 以上。取二者交集,可认为 $DO \leq 1.6 \text{ mg/L}$ 或 $DO > 2.2 \text{ mg/L}$ 时,发生 $TN > 8 \text{ mg/L}$ 的概率较大。

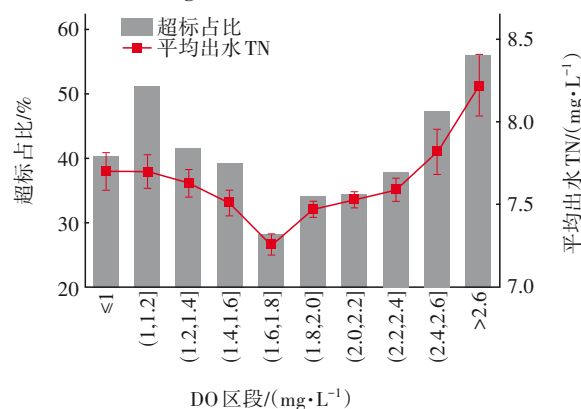


图3 不同 DO 区段出水 $TN > 8 \text{ mg/L}$ 占比及出水 TN 均值

Fig.3 Proportion of effluent $TN > 8 \text{ mg/L}$ and average effluent TN in different DO concentration sections

此分析结果与李航等^[9]、王逸飞等^[10]的结论基本一致,即出水总氮浓度随着 DO 的增大呈现先下降后上升的趋势,将好氧段溶解氧由最高的 2.5 mg/L 逐渐降低, TN 去除率在溶解氧为 1.5 mg/L 时达到最高值,随后又出现了小幅下降。分析原因可能是根据城镇污水处理厂实际运行的特征,缺氧池的溶解氧主要来源于内回流混合液挟带,因此过高的 DO 浓度会随回流硝化液进入缺氧区,从而打破缺氧区 DO 状态,此时缺氧段有限的碳源都会在一定程度上被溶解氧消耗掉^[11],对反硝化造成严重影响;同时,溶解氧过低会导致硝化反应不完全,氨氮

无法完全氧化为硝态氮,导致对总氮的去除效果受到影响。综上,可将以上分析结论中 $DO \leq 1.6$ mg/L或 $DO > 2.2$ mg/L设定为预警值予以关注,从而采取调节好氧段曝气量、曝气方式及内回流比等措施来降低出水TN。

4.3 生化池MLSS与出水TN的关系

以TN分区段统计,该厂平均运行MLSS基本分布在5 600~6 100 mg/L之间,当出水TN在10.0~10.5 mg/L时,对应的平均MLSS浓度最大为6 350 mg/L。以生化池MLSS分区段统计,平均出水TN与TN超标占比均未体现明显的规律性,如图4所示,但当 $MLSS \leq 4 500$ mg/L时,出水TN超标占比高达43%,且平均值均达到最大;当MLSS在6 000~7 000 mg/L时又出现两次占比超过40%的小高峰,分析可能此时是污泥停留时间(SRT)过长导致的MLSS增加,其主要是惰性固体增加,活性微生物占比降低^[12]。

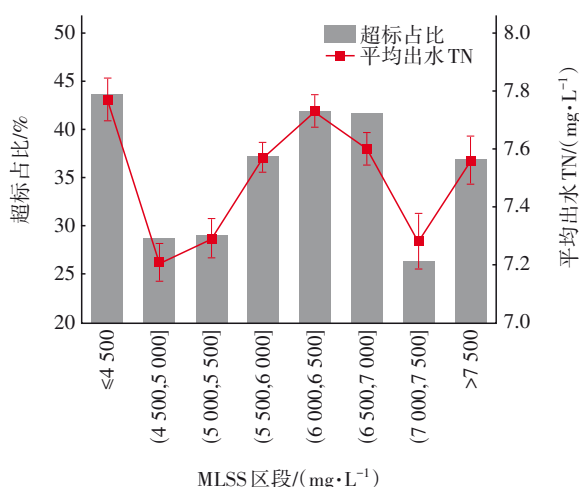


图4 不同MLSS区段中出水TN>8 mg/L占比及出水TN均值

Fig.4 Proportion of effluent TN>8 mg/L and average effluent TN in different MLSS concentration sections

李柏林等^[12]发现,反应器内MLSS升高,TN去除率也随之提高。匡科等^[13]认为,由于硝化细菌世代周期长,当过低的MLSS导致SRT过短时,自养菌累积率较低,不利于脱氮,出水TN浓度随着MLSS的升高呈现先上升后缓慢下降的趋势,应将MLSS控制在3 000~4 000 mg/L。综上分析,可将 $MLSS \leq 4 500$ mg/L设定为预警值予以关注,同时综合考虑节能降耗及MLSS对TP等其他出水指标的影响,控制该污水厂MLSS在4 500~5 500 mg/L为宜。

基于上述分析,该污水厂出现总氮超标风险概

率大于38%的运行边界值为:进水 $C/N \leq 6$ 、 $DO \leq 1.6$ mg/L或 $DO > 2.2$ mg/L、 $MLSS \leq 4 500$ mg/L。当模型预测发生超标预警时,运行人员首先观测各实时监测的特征数据是否达到以上数据分析结论中的边界值,大致判断超标原因;再根据原因对应调整模型中的特征数值,直至得到出水TN达标的预测数据;最后运用模型试验得出的特征值优化真正的生产运行参数。依此过程充分利用模型预警和模型试验指导生产运行,助力出水TN稳定达标。

5 结论

① 通过灰色关联度理论,得出该污水厂各特征因素与出水TN的关联度,表明所选的7项特征因素均与之有较强的相关性,尤其是进水COD和C/N。

② 通过模型训练、调参和比较,获得了拟合优度和预测精度较好的LightGBM出水总氮预测模型,其 R^2 达到0.826 6, RMSE为0.609 3, MAE为0.395 3。

③ 通过数据分析定量得出容易造成出水TN超标的特征预警值,即进水 $C/N \leq 6$ 、 $DO \leq 1.6$ mg/L或 $DO > 2.2$ mg/L、 $MLSS \leq 4 500$ mg/L,将模型预测结果和数据分析结论相结合,可以更科学地指导实际生产运营,实现“由模型预测发预警,从运行数据找原因,据具体原因调特征,按模型特征管生产”的闭环管理流程,为污水厂总氮控制提供了一种新的管理模式,从而避免盲目调整运行参数导致的人力和物力浪费。

参考文献:

- [1] 纪广月. 基于灰色关联分析的BP神经网络模型在中国碳排放预测中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2014, 44(14): 243-249.
JI Guangyue. Application of BP neural network model in the prediction of China's carbon emissions based on grey correlation analysis [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2014, 44(14): 243-249(in Chinese).
- [2] 姚怡帆, 荆玉姝, 王丽艳, 等. 基于集成模型的污水处理厂出水总氮预测方法[J]. 工业水处理, 2023, 43(9): 187-194.
YAO Yifan, JING Yushu, WANG Liyan, et al. Prediction method of total nitrogen in wastewater treatment plant based on integrated model [J]. Industrial Water Treatment, 2023, 43(9): 187-194(in Chinese).
- [3] 谢勇, 项薇, 季孟忠, 等. 基于Xgboost和LightGBM算

- 法预测住房月租金的应用分析[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(9): 151-155, 191.
- XIE Yong, XIANG Wei, JI Mengzhong, *et al.* An application and analysis of forecast housing rental based on XGBoost and LightGBM algorithms [J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(9): 151-155, 191 (in Chinese).
- [4] 刘杰, 李佟, 李军. 基于改进支持向量回归机的污水处理厂出水总氮预测模型[J]. 环境工程学报, 2018, 12(1): 119-126.
- LIU Jie, LI Tong, LI Jun. Prediction of effluent total nitrogen concentration in a wastewater treatment plant using a particles swarm optimization-support vector regression model [J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2018, 12(1): 119-126 (in Chinese).
- [5] 成浩科, 沈菲. 基于随机森林的河流总磷预测模型及影响因素分析[J]. 环境保护科学, 2021, 47(3): 62-67, 117.
- CHENG Haoke, SHEN Fei. Prediction model and influencing factors of total phosphorus concentration in river based on random forest method [J]. Environmental Protection Science, 2021, 47(3): 62-67, 117 (in Chinese).
- [6] 韩成阳, 邹冠贵, 薛静雯. 夏店煤矿断层的支持向量机预测研究[J]. 地质论评, 2023, 69(S1): 119-120.
- HAN Chengyang, ZOU Guangui, XUE Jingwen. Study on fault prediction of Xiadian Coal Mine by SVM [J]. Geological Review, 2023, 69 (S1): 119-120 (in Chinese).
- [7] 刘瑶, 金吉良, 李明乐, 等. 基于XGBoost算法的电力系统运行方式自动调整[J]. 电工电能新技术, 2023, 42(8): 69-78.
- LIU Yao, JIN Jiliang, LI Mingle, *et al.* Automatic power system operation mode adjustment method based on XGBoost model [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2023, 42(8): 69-78 (in Chinese).
- [8] 顾学林. 低C/N值污水处理的总氮达标研究[J]. 中国给水排水, 2019, 35(9): 96-99.
- GU Xuelin. Discharge standard achievement of TN in treatment of sewage with low C/N ratio [J]. China Water & Wastewater, 2019, 35(9): 96-99 (in Chinese).
- [9] 李航, 董立春, 吕利平. 低C/N值污水强化生物脱氮性能研究[J]. 中国给水排水, 2022, 38(7): 80-85.
- LI Hang, DONG Lichun, LÜ Liping. Enhanced biological nitrogen removal performance of low carbon to nitrogen ratio wastewater [J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(7): 80-85 (in Chinese).
- [10] 王逸飞, 吉芳英, 许晓毅, 等. 重庆城镇污水处理厂生物脱氮优化调控措施[J]. 中国给水排水, 2019, 35(15): 1-6.
- WANG Yifei, JI Fangying, XU Xiaoyi, *et al.* Optimization and control measures for biological nitrogen removal in Chongqing urban wastewater treatment plant [J]. China Water & Wastewater, 2019, 35(15): 1-6 (in Chinese).
- [11] 郭耀, 李志华, 李黔花, 等. 消除内回流液中溶解氧对反硝化过程影响的对策[J]. 中国给水排水, 2020, 36(1): 1-6.
- GUO Yao, LI Zhihua, LI Qianhua, *et al.* Countermeasures for eliminating influence of dissolved oxygen in internal reflux liquid on denitrification process [J]. China Water & Wastewater, 2020, 36(1): 1-6 (in Chinese).
- [12] 李柏林, 章文琴, 张智, 等. 污泥运行指标对A/A/O氧化沟生物脱氮的影响研究[J]. 工业水处理, 2014, 34(5): 28-32.
- LI Bolin, ZHANG Wenqin, ZHANG Zhi, *et al.* Research on the influence of sludge running indexes on the biological denitrification by A/A/O oxidation ditch process [J]. Industrial Water Treatment, 2014, 34(5): 28-32 (in Chinese).
- [13] 匡科, 常颖, 孙伟, 等. 基于仿真模拟的污水厂工艺优化及运行管理[J]. 中国给水排水, 2023, 39(19): 69-74.
- KUANG Ke, CHANG Ying, SUN Wei, *et al.* Process optimization and operation management of wastewater treatment plant based on numerical simulation [J]. China Water & Wastewater, 2023, 39(19): 69-74 (in Chinese).

作者简介: 白雨鑫(1995-), 女, 陕西西安人, 本科, 给排水工程师, 主要研究方向为供排水管网运维管理及污水厂工艺。

E-mail: 542462330@qq.com

收稿日期: 2024-06-22

修回日期: 2024-08-03

(编辑: 任莹莹)