

基于人工神经网络的反硝化滤池外碳源投加控制

刘圣誉^{1,2}, 李彭^{1,2}, 何义亮^{1,2}, 邵嘉慧², 任龙飞²

(1. 上海交通大学 中英国际低碳学院, 上海 201306; 2. 上海交通大学 环境科学与工程学院, 上海 201100)

摘要: 针对反硝化滤池外碳源过量投加导致的出水总碳超标与碳源浪费问题, 利用实际污水与小试装置研究了最适外碳源投加量的影响因素, 并应用人工神经网络建立了外碳源投加模型与脱氮效果预测模型。结果表明, 基于进水总氮负荷与碳氮生化反应计量守恒而进行的外碳源投加可缓解碳源浪费与污染问题, 但脱氮效果缺乏稳定性, 可考虑通过进水 ORP、pH 值、DO 与温度的综合影响来进行改进。应用自适应学习速率动量梯度下降法建立了输入为 5 项进水指标、输出为最适投加量的外碳源投加模型, 相关系数为 0.964 8, 表明模型中进水参数与最适投加量具有很好的相关性, 外碳源投加模型的改进具有可行性。应用贝叶斯正则化法建立了输入为 5 项进水指标、输出为 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 与 $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 浓度的脱氮效果预测模型, 相关系数为 0.908 5, 表明预测反硝化滤池的脱氮效果具有一定可行性。外碳源投加模型可配合脱氮效果预测模型构建反硝化滤池外碳源投加控制系统, 完善污水厂的自动化控制。

关键词: 反硝化滤池; 深度脱氮; 外碳源; 人工神经网络

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2020)07-0019-07

External Carbon Source Dosage Control in Denitrification Biofilter Based on Artificial Neural Network

LIU Sheng-yu^{1,2}, LI Peng^{1,2}, HE Yi-liang^{1,2}, SHAO Jia-hui², REN Long-fei²

(1. China-UK Low Carbon College, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 201306, China;

2. School of Environment Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 201100, China)

Abstract: Excessive dosage of carbon source in the denitrification biofilter will result in total carbon over set standard in the effluent and waste of carbon source. Therefore, factors influencing the optimal dosage of external carbon source were explored in the laboratory test device feeding actual sewage, and the models of external carbon source dosage and denitrification performance prediction were built by applying artificial neural network. The problem of waste and pollution of carbon source could be alleviated by adding external carbon sources based on the total nitrogen load of influent and the conservation of carbon nitrogen biochemical reaction. However, the denitrification performance was not stable, and it could be improved by the combined effects of ORP, pH, DO and temperature. The adaptive learning rate momentum gradient descent algorithm was used to establish a carbon source dosage

model with input of five influent indexes and output of an optimal dosage of external carbon source. The correlation coefficient was 0.964 8, indicating that there was a good correlation between the influent parameters and the optimal carbon dosage and the improvement of the model was feasible. The Bayesian-regularization algorithm was used to establish the denitrification performance prediction model with input of five influent indexes and output of $\text{NO}_3^- - \text{N}$ and $\text{NO}_2^- - \text{N}$ concentration. The correlation coefficient was 0.908 5, indicating that it was feasible to predict the performance of the denitrification biofilter. The external carbon source dosage control system of denitrification biofilter could be established by cooperation of the carbon source dosage model and the denitrification performance prediction model, in order to improve the automatic control of the sewage treatment plant.

Key words: denitrification biofilter; advanced nitrogen removal; external carbon source; artificial neural network

城镇污水处理厂的出水总氮排放标准日益严格,后置反硝化滤池是解决深度脱氮问题的常用工艺,滤池常需要外加碳源以确保反应所需的有机物充足,目前国内对强化脱氮中碳源投加模式的研究较少^[1],投加量常基于调试经验确定^[2-3],为应对处理单元的进水水量和水质的实时变化,通常采用过量投加的策略。而碳源的过量投加不仅会造成碳源的浪费,同时也容易导致出水有机物浓度超标的问题^[3-4],因此,确定反硝化滤池的最适外碳源投加量尤为重要。

外碳源的最适投加量不仅与标准状态的反硝化过程中生化反应计量守恒关系有关,还受到环境条件如溶解氧(DO)、温度和pH值等的影响,故笔者通过反硝化滤池小试,研究外碳源理论需求量和环境条件的影响规律,并根据试验结果构建最适投加量模型。投加模型的构建需要参考多种水质信息的影响,但污水处理是一个时变性强、高非线性的过程,进行精准建模较为困难^[5-6]。神经网络方法能够较好地进行任意非线性的逼近以及复杂过程的建模^[7-8],目前在污水脱氮领域主要应用于生物段的脱氮效果预测^[9-10],其研究对象是发生在生物处理段的脱氮过程,而本研究的对象为生物处理段后的强化处理段的反硝化滤池脱氮过程,反硝化滤池目前的碳源投加方式存在基于调试法和经验法的过量投加问题^[2-4],本研究采用神经网络方法对精准投加过程进行优化,在基于生化反应计量守恒进行理论投加的试验数据基础上,以便于在线监测的水质指标为输入参数,采用人工神经网络拟合方法,进行从理论投加量到最适投加量的优化,建立外碳源最适投加量预测模型,可用于外碳源投加的自动控制

系统;同时采用神经网络方法建立出水 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 与 $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 浓度的预测模型,可进一步为进行外碳源投加量微调的前馈控制系统提供基础数据。

1 材料与方法

1.1 试验装置

小试采用升流式反硝化滤池,装置由进水系统、反冲洗系统与滤柱主体构成,如图1所示,人工陶粒填充厚度为1 350 mm,外加碳源为乙酸钠。运行分为过滤过程与反冲洗过程。过滤过程:污水处理厂二沉池出水与硝酸钾溶液混合,再与外碳源经由管道混合后进入滤柱,滤柱内的反硝化菌利用外加碳源对 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 进行还原后完成反硝化过程。反冲洗过程:滤柱接种第3天后开始反冲洗,反冲洗周期为24 h,采用气-水联合反冲洗,气冲强度为 $15 \text{ L}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$,水洗强度为 $10 \text{ L}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 。

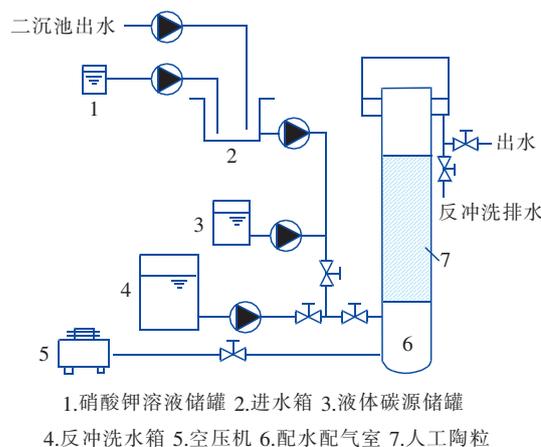


图1 试验装置

Fig.1 Schematic diagram of experimental setup

1.2 试验水质与接种污泥

试验接种污泥取自某城镇污水处理厂曝气池,

污泥浓度为 3 500 mg/L, MLVSS/MLSS 值为 0.67; 同时,采用该污水厂的二沉池出水作为反硝化滤池小试装置的进水,考虑到实际出水中的极端情况以及扩展技术的适用范围,本研究还将考察反硝化滤池对于较高 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 浓度的二级出水的处理效果,在二沉池出水中添加适量硝酸钾调节 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 浓度至 9.1 ~ 38.7 mg/L。试验采用的二级出水水质如下:COD 为 25.0 ~ 30.0 mg/L, $\text{NH}_4^+ - \text{N}$ 为 0.5 ~ 1.0 mg/L, $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 为 0.05 ~ 0.1 mg/L, $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 为 10.0 ~ 15.0 mg/L, SS 为 10.0 ~ 20.0 mg/L, TOC 为 4.6 ~ 9.2 mg/L, DO 为 6.2 ~ 7.7 mg/L, pH 值为 7.4 ~ 8.2。

1.3 检测项目与方法

$\text{NO}_3^- - \text{N}$: 紫外分光光度法, $\text{NO}_2^- - \text{N}$: N-(1-萘基)-乙二胺分光光度法, DO: LDO 荧光法, pH 值: 玻璃电极法, ORP: 电极法, TOC: 燃烧氧化-非分散红外吸收法。

1.4 模型的建立

通过检测获取 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 、 $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 、DO、ORP、pH 值、温度以及外碳源投加量的数据信息,为降低试验检测方法与设备的误差,以假设检验莱特准则剔除异常值:

$$|x_i - \bar{x}| \geq 3 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (1)$$

式中: \bar{x} 为数据样本的平均值。

为平衡神经网络中各权值与阈值的波动性,对不同数量级间的变量进行归一化处理:

$$x_i' = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: x_{\min} 与 x_{\max} 分别为数据样本的最小值与最大值; x_i' 为 x_i 的归一化值。

建立模型的数据来自稳定的系统,其中反冲洗过程通过强度控制保证系统前后反硝化速率不发生显著变化。

神经网络模型分为外碳源投加与脱氮效果预测两部分,见图 2。根据分析,模型选择进水 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 浓度、DO 浓度、ORP、pH 值、温度作为输入参数,外碳源投加模型的输出参数为投加量,用到的数据为预处理后脱氮率 > 70% 的 69 组数据,脱氮效果预测模型的输出参数为 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 和 $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 浓度,用到的数据为预处理后的 100 组数据。

网络结构根据万能近似定理采用 3 层结构,隐

含层节点个数遵循常规取值方法:

$$L = \sqrt{m+n} + c \quad (3)$$

式中: m 与 n 分别为输入层与输出层的神经元个数; c 为 0 ~ 10 的常数。根据测试,碳源投加模型选择节点数为 11,脱氮效果预测模型选择节点数为 6。两个模型中学习函数均选用 learnGDM 函数,传递函数选用 tansig 函数,训练次数与目标最小误差等常规项均选择默认值。外碳源投加模型的训练函数选用 traingdx 函数,自适应学习速率动量梯度下降法适用于绝大多数非线性拟合问题,且可以得到较快速度的拟合, max_fail 参数值为 6, lr 值为 0.01, 相关参数选用默认值,数据用作训练、验证、测试的分布为 70%、15%、15%; 脱氮效果预测模型的训练函数选用 trainbr 函数,贝叶斯正则化法在非线性函数拟合时泛化能力更好, mu_max 参数值为 10^{10} , 相关参数选用默认值,数据用作训练、测试的分布为 85%、15%。

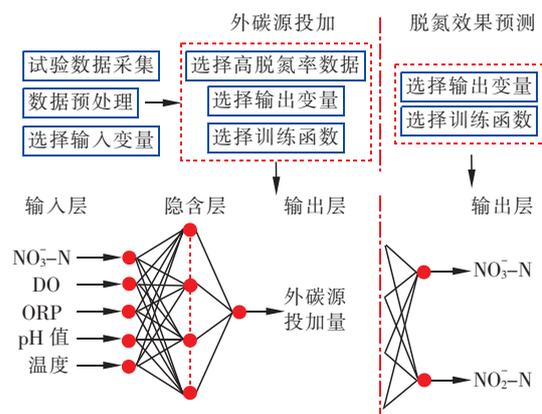


图 2 神经网络结构

Fig. 2 Structure of neural network

2 结果与讨论

2.1 工艺参数对脱氮效果的影响

试验进行了基于碳氮生化反应计量守恒的理论投加,以及低于或高于理论值的投加来作对比参考,结果如图 3 所示。当 COD/N 值为 2.3 ~ 3.6 时,外碳源投加量低于理论值,总氮去除率较低,大部分处于 70% 左右,且伴有亚硝酸盐的积累;当 COD/N 值达到 4.9 ~ 6.3 时,总氮去除率较高且均值达到 80% 以上,但此时会出现出水有机物超标问题,这也与相关研究结果相符^[3,11];当 COD/N 值为 3.6 ~ 4.9 时,外碳源投加量接近理论投加值,此时总氮去除率的均值在 80% 左右,亚硝酸盐积累与出水有机物超标不明显,但是总氮去除率波动较大,脱氮效果

不够稳定,这说明仅按照碳氮生化反应计量守恒进行碳源投加,依然会有碳源不足的情况,无法保证稳定的脱氮效果,污水中还存在其他条件因素影响脱氮过程。

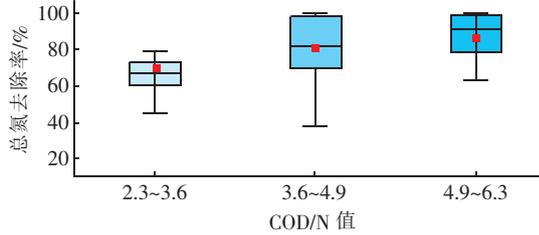


图3 脱氮过程中 COD/N 值与总氮去除率的关系

Fig. 3 Relationship between COD/N ratio and TN removal rate in nitrogen removal process

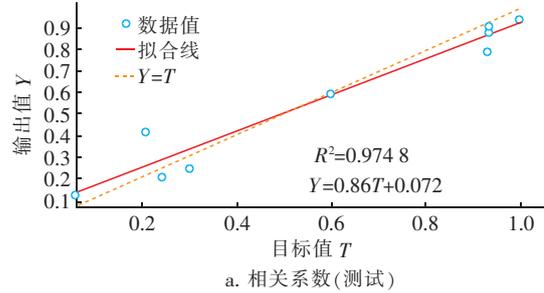
$\text{NO}_3^- - \text{N}$ 还原为 N_2 通常伴随着碱度的产生,所以 pH 值的变化与脱氮过程相关,且已有研究表明 pH 值可作为反硝化过程的控制参数^[12],除此以外,当水中同时存在 DO 与 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 时,微生物会优先被 DO 消耗从而影响反硝化脱氮效果^[13],相关研究也有将 DO 的一阶导数作为反硝化控制指导参数的尝试^[14],同时也提到了 ORP 值对于控制反硝化过程的参考作用^[12,14],而当反应温度降低时,反硝化脱氮效率也会受影响而降低^[11],所以通过分析发现,ORP、pH 值、DO 与温度都会影响脱氮效果,除了考虑碳氮生化反应计量守恒以外,还需要补充考虑这 4 项水质指标完善反硝化过程建模的参考因素。

2.2 外碳源投加模型

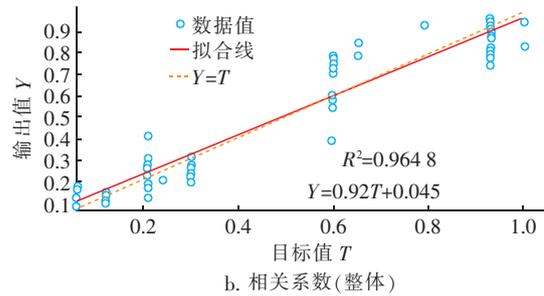
① 训练结果及分析

外碳源投加模型选择了总氮去除率 >70% 的试验数据集,以进水 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 浓度、ORP、pH 值、DO、温度作为模型的输入,以相应的外碳源投加量作为模型的输出,进行基于自适应学习速率动量梯度下降法的神经网络训练,训练结果如图 4 所示。由图 4(a) 和(b)可知,拟合整体的相关系数为 0.964 8,测试集中的相关系数也达到了 0.974 8,拟合结果较理想,模型相关性较好,说明进水水质参数值与相应的最适投加量可以通过模型建立较好的联系。均方误差(MSE)反映了数据与其真值之间的偏离程度,是衡量网络性能的评价指标,如图 4(c)所示,MSE 值随着训练步数快速下降,模型设定 max_fail 参数为 6,验证曲线的误差精度在连续 6 次迭代不提高时会结束迭代以防止过拟合,最终迭代在 187 次时

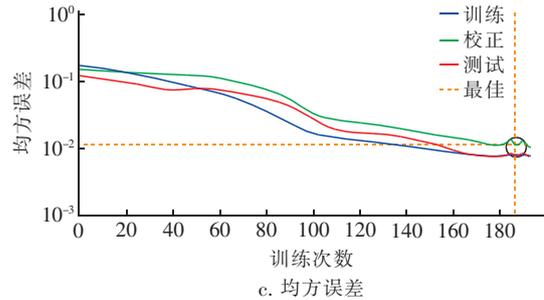
结束,此时模型的最佳校正均方误差为 0.010 5,表明模型对数据有较好精准度的描述,且训练与测试曲线的均方误差也随训练步数下降到了稳定的低值,说明模型拥有较好的精度。



a. 相关系数(测试)



b. 相关系数(整体)



c. 均方误差

图4 基于进水水质的外碳源投加预测模型的训练结果

Fig. 4 Train results of external carbon source dosing prediction model based on influent quality

模型使用到的 ORP、pH 值、DO 与温度等水质指标都有技术成熟的快速检测工具,提高了工程实践的可行性,可在污水厂大规模数据中选取高脱氮率数据,通过实时水质参数与投加量的再训练,获得精度更高、泛化能力更好的外碳源投加模型。

② 仿真结果及分析

为进一步分析模型,取样本集中 10 组数据的输入通过训练完成的神经网络模型获得预测值,预测值与实际值的拟合曲线如图 5 所示。可知,外碳源投加量的预测值与实际值的变化趋势基本一致,数值也比较接近,除了相对误差为 9.02% 和 6.06% 的第 4 组和第 6 组,其余各组数据的误差值均低于 5%,其中第 2 组数据中的实际投加量为 208 g,对应

的预测投加量为 206.9 g, 相对误差值最低为 0.53%, 模型在这组数据上获得了较高的精准率, 说明所构建的外碳源投加模型在预测最适投加量方面具有一定的可行性。

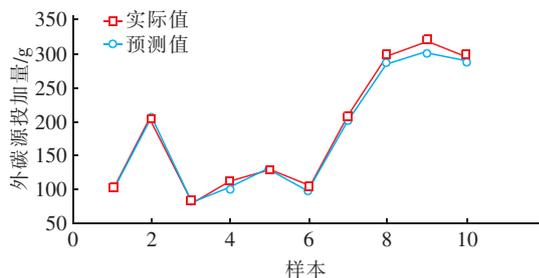


图5 预测值与实际值的拟合曲线

Fig. 5 Fitting curves of predicted values and actual values

2.3 脱氮效果预测模型

① 训练结果及分析

预测模型以进水 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 浓度、ORP、pH 值、DO、温度作为模型的输入, 以相应的出水 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 与 $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 浓度作为模型的输出, 进行基于贝叶斯正则化法的神经网络训练, 训练结果见图 6。由图 6 (a) 和 (b) 可知, 模型整体相关系数为 0.908 5, 测试集中的相关系数为 0.760 6, 出水浓度预测对数据量要求较高, 模型精度有所下降, 但整体仍有较好的拟合结果以及一定的预测能力。如图 6 (c) 所示, 模型在 μ_{\max} 参数值为 10^{10} 的设置下进行训练, 最终在第 276 次取得最佳校正均方误差值为 0.007 2, 且测试曲线误差也随迭代过程下降到了稳定值, 说明模型具有一定的预测能力。

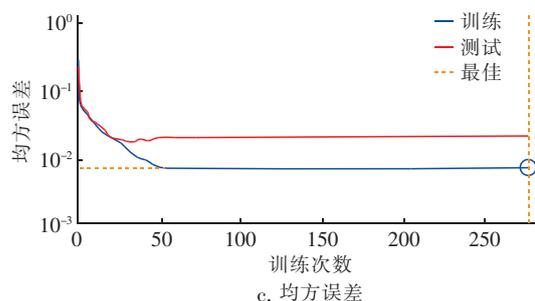
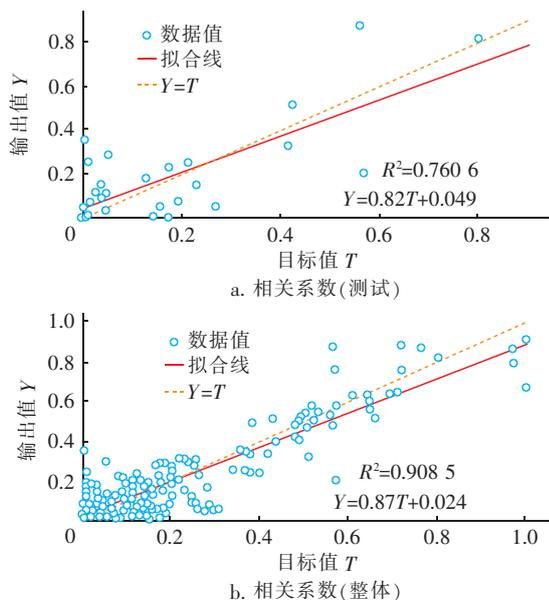


图6 基于进水水质的出水水质预测模型的训练结果
Fig. 6 Train results of effluent quality prediction model based on influent quality

在小试数据量的限制下模型保持了一定的精度和预测能力, 为在实际污水厂数据上训练模型提供了参考。实际污水厂运行中常会有未知、突发的水质波动, 影响最终的脱氮效果, 为降低波动的影响, 一般会相应地对投加量进行修正, 修正采用前馈控制可以避免控制的时滞性, 脱氮效果预测模型可以根据实时的进水信息预测脱氮效果, 为修正投加量的前馈控制提供了参考基础。

② 仿真结果及分析

为进一步分析模型, 取样本集中的 10 组数据通过模型获得出水 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 与 $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 预测值, 预测值与实际值的对比如图 7 所示。

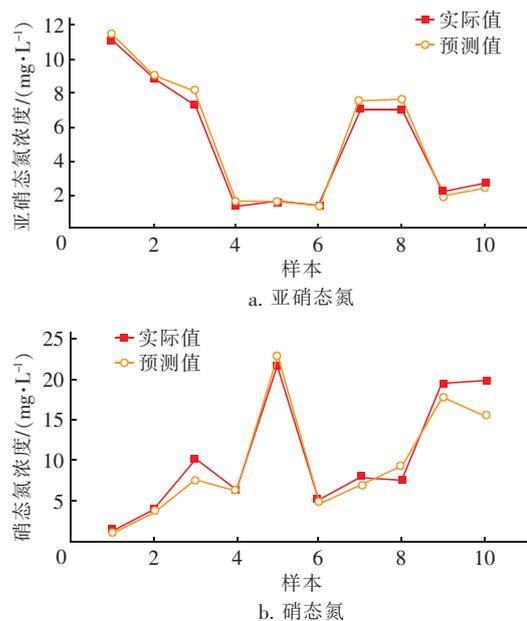


图7 预测值与实际值的拟合曲线

Fig. 7 Fitting curves of predicted values and actual values

模型预测的出水 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 和 $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 值与实际值变化趋势一致, 个别样本预测值与实际值比较

接近, $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 预测值与实际值的相对误差最高为 18.03%、最低为 0.46%、大都在 6% ~ 14% 之间, $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 预测值与实际值的相对误差都在 25% 以下, 其中第 4 ~ 6 组的相对误差均低于 10%, 模型在此组数据上仍有不错的预测精度。从整体结果上看, 模型具备一定的预测精度和潜力, 在更大规模数据下可获得更高的精度。

2.4 模型的应用

外碳源投加模型与脱氮效果预测模型可运用于污水厂的反硝化滤池控制系统, 控制流程如图 8 所示。投加量控制系统的工作间隔为周期 T , 在一个周期 T 开始时, 进水位置的水质检测仪器检测出水中 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 浓度、ORP、pH 值、DO 与温度信息传入系统, 系统基于外碳源投加模型计算出所需投加量, 再进一步换算为投加量的控制指令传入变频投加系统, 变频投加系统对反硝化滤池进行投药, 从而完成一次外碳源的投加控制; 投加量修正系统的工作间隔为周期 t , 一个 T 中包含若干个 t , 在一个周期 t 开始时, 水质信息被传入投加量修正系统, 系统基于脱氮效果预测模型计算出 $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 与 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 浓度的预测值, 再进一步换算为投加量的增量或减量的控制指令传入变频投加系统, 系统再根据此信号对变频器进行相应控制, 实现对投加量的微调, 从而完成一次对外碳源投加量修正的前馈控制。

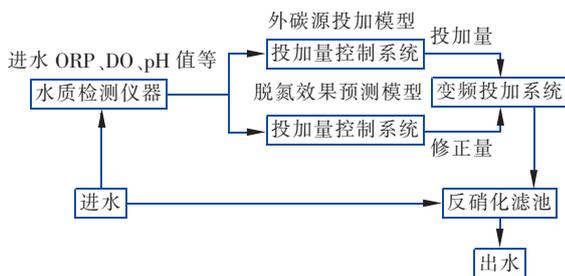


图 8 反硝化滤池控制系统

Fig. 8 Denitrification biofilter control system

3 结论

① 以碳氮生化反应计量守恒进行外碳源的精准投加可缓解碳源浪费与二次污染问题, 但根据试验结果发现, 以理论计量比投加外碳源时总氮去除率仍存在较大波动, 脱氮效果缺乏稳定性, 通过分析发现, ORP、DO、pH 值与温度都对外碳源投加量存在非线性的影响, 故从补充考虑 ORP、DO、pH 值与温度对反硝化过程综合影响的角度对外碳源的投加

进行改进。

② 围绕进水参数与外碳源最适投加量的关系建立了基于神经网络方法的外碳源投加模型, 模型相关系数高, 最终的最佳校正均方误差较小且均方误差随训练步数稳定下降, 表明模型拟合性较好且对数据有较精准的描述, 预测值与实际值的变化趋势一致, 且相对误差较低, 模型可用于反硝化滤池外碳源投加量的控制。

③ 影响外碳源投加量的因素包括: 一, 对进水总氮负荷的影响, 如进水水质的波动, 本研究中进水氮浓度与流量的测定以及实际工程中在线监测仪表的测定都实现了对这一影响因素的把控; 二, 对碳氮生化反应计量比的影响, 如 ORP、DO、pH 值与温度, 本研究构建的模型实现了对这一因素的把控。

④ 以神经网络方法预测出水 $\text{NO}_3^- - \text{N}$ 与 $\text{NO}_2^- - \text{N}$ 浓度, 建立了脱氮效果预测模型, 模型在小试数据量限制下仍保持了一定的精度, 相关系数较好且均方误差随训练步数下降到了稳定值, 预测值与实际值的变化趋势一致, 数据较接近, 表明模型具备一定的预测能力, 可作为对外碳源投加量进行修正的前馈控制的基础参数。

⑤ 应用外碳源投加模型与脱氮效果预测模型建立了反硝化滤池的控制系统, 为反硝化滤池的自动化控制提供了思路与方法。

参考文献:

- [1] 魏楠, 赵思东, 孙雁, 等. 污水处理厂强化脱氮过程中碳源投加策略研究[J]. 中国给水排水, 2017, 33(1): 71-75, 79.
Wei Nan, Zhao Sidong, Sun Yan, et al. Strategies for dosing carbon source for enhanced nitrogen removal in wastewater treatment plant [J]. China Water & Wastewater, 2017, 33(1): 71-75, 79 (in Chinese).
- [2] 袁敏, 周琪, 杨殿海, 等. 乙酸钠为碳源时缺氧生物滤池深度脱氮研究[J]. 水处理技术, 2008, 34(6): 23-25.
Yuan Min, Zhou Qi, Yang Dianhai, et al. Acetate sodium as external carbon source for nitrogen removal in anoxic biological filter [J]. Technology of Water Treatment, 2008, 34(6): 23-25 (in Chinese).
- [3] 石东, 丁磊, 董良飞. 反硝化生物滤池脱氮的中试研究[J]. 中国给水排水, 2017, 33(1): 43-47.
Shi Dong, Ding Lei, Dong Liangfei. Pilot study on

- denitrification biofilter for nitrogen removal [J]. *China Water & Wastewater*, 2017, 33 (1): 43 - 47 (in Chinese).
- [4] 张千,吉芳英,徐璇. 后置固相反硝化滤池工艺沿程微生物特性[J]. *环境科学*, 2018, 39 (4): 1673 - 1772.
Zhang Qian, Ji Fangying, Xu Xuan. Microbiological characteristics of a post solid-phase denitrification biofilter process [J]. *Environmental Science*, 2018, 39 (4): 1673 - 1772 (in Chinese).
- [5] 管秋,王万良,徐新黎,等. 基于神经网络的污水处理指标软测量研究[J]. *环境污染与防治*, 2006, 28(2): 156 - 158.
Guan Qiu, Wang Wanliang, Xu Xinli, *et al.* Soft-sensing method development based on neural network for wastewater treatment [J]. *Environmental Pollution & Control*, 2006, 28(2): 156 - 158 (in Chinese).
- [6] Petre E, Selisteanu D, Sendrescu D. Adaptive and robust-adaptive control strategies for anaerobic wastewater treatment bioprocesses [J]. *Chem Eng J*, 2013, 217: 363 - 378.
- [7] 黄明智,马邕文,万金泉,等. 污水处理中人工神经网络应用研究的探讨[J]. *环境科学与技术*, 2008, 31 (3): 131 - 135.
Huang Mingzhi, Ma Yongwen, Wan Jinqian, *et al.* An approach to artificial neural network and its application to wastewater treatment [J]. *Environmental Science & Technology*, 2008, 31 (3): 131 - 135 (in Chinese).
- [8] Bagheri M, Mirbagheri S A, Ehteshami M, *et al.* Modeling of a sequencing batch reactor treating municipal wastewater using multi-layer perceptron and radial basis function artificial neural networks [J]. *Process Saf Environ Prot*, 2015, 93(1): 111 - 123.
- [9] 谢彬,马邕文,万金泉,等. 基于混合智能算法的多目标优化在厌氧氨氧化与反硝化协同脱氮除碳中的应用[J]. *环境科学学报*, 2018, 38(4): 1467 - 1473.
Xie Bin, Ma Yongwen, Wan Jinqian, *et al.* Application research of multi-objective optimization in carbon and nitrogen removal by anaerobic ammonia oxidation and denitrification based on multi-intelligence-algorithm [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2018, 38 (4): 1467 - 1473 (in Chinese).
- [10] Huang J, Huang S, Zhang H, *et al.* Near infrared spectroscopy study on nitrogen in shortcut nitrification and denitrification using principal component analysis combined with BP neural networks [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(10): 3399 - 3403.
- [11] 蒋柱武,张仲航,陈礼洪,等. 反硝化生物膜滤池脱氮影响因素分析[J]. *中国给水排水*, 2019, 35(7): 101 - 106.
Jiang Zhuwu, Zhang Zhonghang, Chen Lihong, *et al.* Analysis of influencing factors of nitrogen removal in a denitrification biological filter [J]. *China Water & Wastewater*, 2019, 35(7): 101 - 106 (in Chinese).
- [12] 高景峰,彭永臻,王淑莹. SBR法反硝化模糊控制参数pH和ORP的变化规律[J]. *环境科学*, 2002, 23 (1): 39 - 44.
Gao Jingfeng, Peng Yongzhen, Wang Shuying. Characters of fuzzy control parameters pH and ORP of denitrification in SBR process [J]. *Environmental Science*, 2002, 23(1): 39 - 44 (in Chinese).
- [13] 胡香,张辉,许光远,等. 反硝化深床滤池深度脱氮效果研究[J]. *中国给水排水*, 2017, 33(21): 13 - 17.
Hu Xiang, Zhang Hui, Xu Guangyuan, *et al.* Performance of advanced denitrification in deep bed denitrification filter [J]. *China Water & Wastewater*, 2017, 33(21): 13 - 17 (in Chinese).
- [14] 吴朕君,穆剑楠,刘铭雪,等. 基于DO和ORP一阶导数的短程硝化SBR实时控制研究[J]. *环境科学学报*, 2018, 39(5): 1544 - 1553.
Wu Zhenjun, Mu Jiannan, Liu Mingxue, *et al.* The study on real-time control of nitrification SBR based on the first-derivative of DO and ORP [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2018, 39 (5): 1544 - 1553 (in Chinese).



作者简介:刘圣誉(1994 -),男,江苏启东人,硕士研究生,研究方向为污水处理技术及污水厂设备控制。

E-mail: liushengyu@sjtu.edu.cn

收稿日期:2019-09-25