



基于感知-决策-评估的污水处理智能曝气方法

袁沐坤^{1,2,3}, 于广平^{1,2}, 刘 坚², 李 健²

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁沈阳 110016;

2. 广州工业智能研究院, 广东广州 511458;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

[摘要] 作为污水处理的核心工艺, 生物曝气环节的稳定性受进水水质、水量等因素的影响较大, 且电能消耗高。对曝气过程进行优化控制有利于提高污水处理系统的性能。提出一种基于工况感知-自主决策-性能评估方法的污水处理曝气优化控制策略。将 K-means 聚类算法与注水原理相结合, 对入水数据进行入水工况感知; 采用最小二乘支持向量机(LS-SVM)与神经网络反向传播算法(BPNN)建立软测量模型, 并结合 PSO 全局寻优算法求解当前入水的溶解氧浓度优化设定值; 将所得曝气池溶解氧浓度优化设定值输入仿真模型中进行性能评估, 由仿真评估的结果优化更新工况感知与决策控制部分。经仿真验证, 优化系统在出水达标且出水水质与原系统相差不到 2% 的情况下, 经济指标下降 10%~15%, 节能效果显著。

[关键词] 污水处理; 曝气; 工况感知; 决策控制; 性能评估; 算法; 模型预测控制

[中图分类号] TP183; X703.1 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1005-829X(2022)04-0065-08

Intelligent aeration method for wastewater treatment based on perception-decision-evaluation

YUAN Mukun^{1,2,3}, YU Guangping^{1,2}, LIU Jian², LI Jian²

(1. *Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;*

2. *Guangzhou Industrial Intelligence Research Institute, Guangzhou 511458, China;*

3. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: As core process of wastewater treatment, the stability of biological aeration is greatly influenced by influent quality and quantity, and the power consumption is high. The optimal control of the aeration process is beneficial to improve wastewater treatment performance. A sewage treatment aeration optimization control strategy based on condition perception- autonomous decision-performance evaluation method was proposed. The K-means clustering algorithm and the principle of water injection were used to perceive the water ingress conditions for the water inlet data. The fitness function and constraint function of the global optimization algorithm PSO were established using LS-SVM and BPNN. The obtained optimized dissolved oxygen set value in the aeration tank was input to the simulation model for performance evaluation. The results of the simulation evaluation were used to optimize and update the working condition perception and decision control section. The simulation verification showed that the energy consumption was reduced by 10%-15% with significant energy saving effect, when the effluent composition met the standard, and the difference between optimized system and original system was less than 2%.

Key words: wastewater treatment; aeration; condition perception; decision control; performance evaluation; algorithm; model-predictive control

污水处理的曝气过程通过风机将空气压缩鼓入污水处理生化池, 使生化池的溶解氧浓度(DO)维持

在合适水平, 创造有利于微生物好氧降解污染物的有氧条件, 提高微生物的活性和污染物去除能力。

[基金项目] 国家自然科学基金重大项目(61890935, 61533002); 广东省科技项目(2020A0505100024); 广州市岭南英杰工程人才项目

进水工况对生物曝气工艺的稳定性影响较大。此外,曝气过程能耗高,风机的电能消耗占污水处理工艺总能耗的40%以上^[1-2]。采取合理有效的曝气控制策略能够提升污水处理系统的整体运行性能和节能效果。

曝气过程为典型的高非线性、大滞后性的复杂过程,其参数优化设定与控制一直是研究的热点。丛秋梅等^[3]提出基于带有工况中心修正的污水处理多模型等在线建模方案,提高了对处理过程COD、氨氮浓度等关键参数预测的准确性,但因缺乏控制策略的进一步优化,仅能为操作人员提供决策参考,节能降耗性能有所限制。栗三一等^[4]采用多目标进化算法寻找溶解氧优化设定值,抑制了出水氨氮及总氮的峰值,同时减少超标率。Honggui HAN等^[5-7]采用全局优化算法寻找溶解氧浓度优化设定值,并对溶解氧控制器进行优化分析,提高了污水处理能力,但缺乏对入水周期性的考虑,一定程度上增加了优化运算成本。Jianhui WANG等^[8]基于污水厂真实历史数据,采用新型混合神经网络模型等智能回归预测算法预测出水参数,同时结合遗传算法等寻优算法降低处理过程的总能耗与总物耗。N. KSHETRY等^[9]基于算法融合思想搭建了污水处理过程稳定性及安全性的决策控制系统。S. SARAVANA KUMAR等^[10]基于试错法的模糊逻辑控制对污水处理过程控制策略进行综合优化,一定程度保证了系统出水的达标稳定性,但处理能耗成本增加。P. MAHESWARI等^[11]基于实际污水厂校正BSM1模型中的硝酸盐浓度和溶解氧浓度进行嵌套回路控制,在处理效果与节能降耗方面有一定改善,但该模型具有较强的针对性,适用性较低。

为实现曝气过程的优化控制,达到保质降耗的目的,笔者基于污水处理过程,将入水情况的周期性进行入水工况感知划分,以入水工况为单位对处理过程的操作策略进行优化,提高决策响应速度,降低运算成本,并通过搭建系统运行评估体系反映系统的处理能力及优化性能。“工况感知-自主决策-性能评估”多层次污水处理智能曝气优化方案的工况感知层将采用K-means聚类算法建立初始工况库,结合注水原理^[12]实现工况库的自主更新。在工况感知基础上,自主决策层将采用最小二乘支持向量机(LS-SVM)与神经网络反向传播算法(BPNN)建

立系统的软测量模型,结合粒子群全局寻优算法(PSO)求解当前入水工况生化池溶解氧的最优设定值(DO_{set})。性能评估模块将依据系统运行的经济效益、出水水质与出水成分等建立评估数据库,评估系统优化决策性能。系统流程如图1所示。

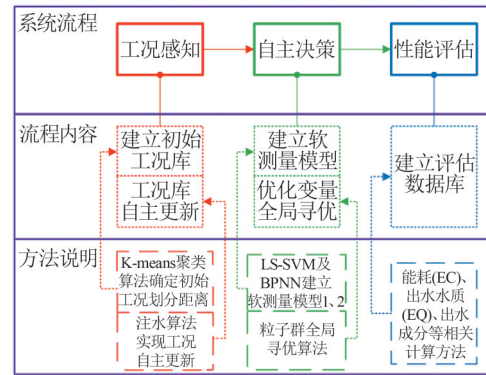


图1 感知-决策-评估智能曝气系统流程

Fig. 1 Intelligent aeration process of perception-decision-evaluation

1 实验方法理论

1.1 优化系统综述

污水处理曝气智能优化系统由工况感知、自主决策与性能评估3部分组成,其结构如图2所示。

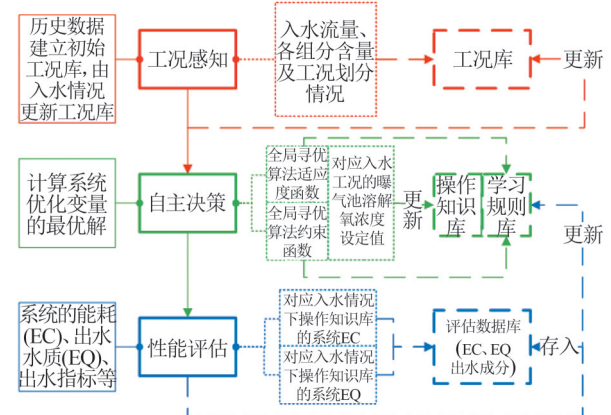


图2 感知-决策-评估智能曝气系统框架

Fig. 2 Framework of perception-decision-evaluation intelligent aeration strategy

工况感知部分主要包含入水工况库,用于存放历史数据的工况感知情况,该部分将根据历史数据建立初始工况库,并根据新入水与历史工况库的匹配情况实现入水工况的感知与更新;自主决策部分包含操作知识库和学习规则库,其中操作知识库存放历史工况对应的 DO_{set} ,学习规则库存放污水处理

过程中入水、出水及评估数据间的机理关系,以工况感知结果为依据,求解新入水下生化反应池曝气过程的 DO_{set} ,同时更新操作知识库;性能评估部分包含评估数据库,用以记录系统优化运行过程的能耗经济指标(EC)与出水水质指标(EQ),并作为入水工况库和学习规则库的更新依据。

为验证系统的优化性能,在国际水协会(IWA)发布的基于污水生化处理典型过程国际评价基准(Benchmark)的基础上搭建污水处理仿真平台(BSM1)^[13]并完成优化仿真验证。仿真模型BSM1参考的实际污水处理厂设计流量为20 000 m³/d,入水平均BOD为300 g/m³,水力停留时间为14.4 h,生化反应池容积5 999 m³(厌氧生化反应池1、2各占1 000 m³,好氧生化反应池3、4、5各占1 333 m³),物理沉降池容积6 000 m³,属典型中等规模城镇污水处理厂。模型仿真输入为Benchmark给出的基于实际工厂的晴天、雨天、暴雨天3种天气各2周的入水数据,采样间隔为15 min,入水数据由入水流量和入水组分构成,其中入水组分以活性污泥1号模型(ASM1)为基准,包含溶解性惰性有机物(S_I)、易生物降解有机物(S_S)、颗粒性惰性有机物(X_I)、难生物降解有机物(X_S)、活性异养菌生物固体($X_{B,H}$)、活性自养菌生物固体($X_{B,A}$)、生物固体衰减产生的惰性有机物(X_P)、溶解氧(S_O)、硝态氮(S_{NO})、氨氮(S_{NH})、可生物降解溶解性有机氮(S_{ND})、可生物降解颗粒性有机氮(X_{ND})、碱度(S_{ALK})13种成分。Benchmark在全球范围内具有较高的权威性和广泛的认可度,为该优化系统提供了较高可信度的优化性能验证平台。

1.2 工况感知

工况感知流程如图3所示,首先根据历史数据建立初始入水工况库,采用K-means聚类算法将其划分为工况1、2、……、 n 。当新入水数据 X 输入系统,计算其与历史工况1、2、……、 n 的全局相似度,取最大值作为新入水数据 X 与历史工况库的匹配度,当匹配度大于入水工况划分阈值(取0.92)时,说明新入水 X 与历史工况库匹配程度高,将其存放于相似度最大的工况 i 中;否则,将新入水数据 X 作为新工况 $n+1$ 存入到工况库中。

1.2.1 基于K-means聚类算法建立初始工况库

K-means聚类算法将根据给定的样本集,按照

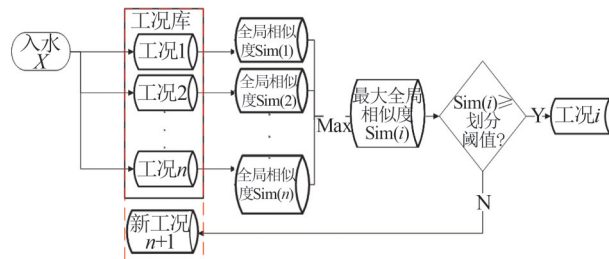


图3 工况感知流程

Fig. 3 Process of operation condition perception

样本之间的距离大小将样本划分为 K 簇,并保证簇内尽可能紧凑,簇间尽可能远离。K-means聚类算法的优化目标是最小化平方误差 E ,如式(1)所示。

$$E = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|_2^2 \quad (1)$$

式中: x ——样本集中单个样本;

μ_i ——簇 C_i 的质心,其表达式见式(2)。

$$\mu_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x \quad (2)$$

初始入水工况库的划分在一定程度上将影响入水工况库后续自主更新的能力,因此划分初始入水工况库时需保证合适的簇间距离。从晴天、雨天、暴雨天3种天气入水数据中随机选取200组作为初始数据,作其肘部图,如图4所示,根据肘部法可得出初始入水工况库的划分 K 值为22。

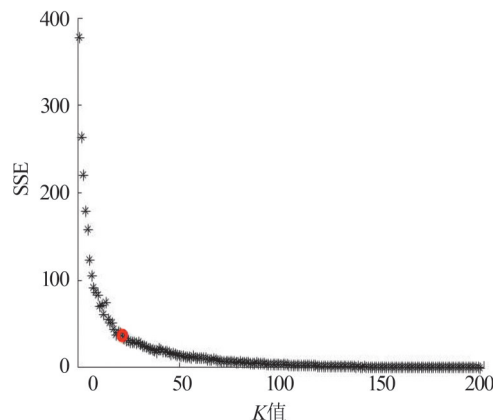


图4 200组历史数据K-means聚类算法肘部图

Fig. 4 K-means algorithm elbow method of 200 sets of historical data

1.2.2 基于注水原理自主更新工况库

注水原理常用于通信领域^[14],根据子信道信噪比的好坏优化分配载波功率,以达到总信道容量的最大化。针对入水数据各组分对优化系统影响的差异性,采用注水原理计算入水各组分所占的属性权

重,根据属性权重计算新入水数据与历史数据的相似度,并将同工况内历史数据的平均相似度用于该组数据与该工况的相似度对比,以此作为工况自主更新的依据。

为保证入水工况库的自主更新能力,根据注水原理,应使属性总容量 C_w 达到最大值,而各组分的属性权重表示该组分的重要度,属性权重越大则说明该组分的重要度越高,其应当满足一定约束,见式(3)~式(4)。

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^m w_j = 1 \\ 0 \leq w_j \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

$$C_w = \sum_{j=1}^m \log_2(1 + \frac{u_j w_j}{\sigma_j}) \quad (4)$$

式中: m ——入水数据的组分种类数(在BSM1中,包含流量在内 $m=14$);

w_j ——第 j 种组分的属性权重;

u_j ——第 j 种组分特征的均值;

σ_j ——第 j 种组分特征的标准差。

结合约束条件构造拉格朗日函数,求解,见式(5)、式(6)。

$$L(w, \lambda) = \sum_{j=1}^m \log_2(1 + \frac{u_j w_j}{\sigma_j}) + \lambda(1 - \sum_{j=1}^m w_j) \quad (5)$$

$$w_j = \frac{1}{\lambda \ln 2} - \frac{\sigma_j}{u_j} \quad (6)$$

同时由约束条件[式(3)、式(4)]对 w_j 限幅,令

$\frac{1}{\lambda \ln 2} = \varepsilon$,得到:

$$w_j = \max(0, (\varepsilon - \frac{\sigma_j}{u_j})) \quad (7)$$

$$\varepsilon = \frac{1 + \sum_{j=1}^m \frac{\sigma_j}{u_j}}{m} \quad (8)$$

计算新入水数据与工况库中历史数据在各组分上的局部相似度,见式(9)。

$$\text{sim}(L_j, X_j) = 1 - \frac{|L_j - X_j|}{\max(L_j, X_j)} \quad (9)$$

式中: X_j ——新入水数据 X 的第 j 种组分;

L_j ——工况库中历史数据 L 的第 j 种组分。

对各属性的局部相似度进行加权求和以得到新入水数据与工况库中历史数据的全局相似度,见式(10)。

$$\text{sim}(L, X) = \frac{\sum_{j=1}^m [w_j \text{sim}(L_j, X_j)]}{\sum_{j=1}^m w_j} \quad (10)$$

然后计算入水数据与相同工况下历史数据的全局相似度的平均值,取最大平均值作为入水数据与工况库的匹配依据;当该值大于某一阈值 η 时(阈值取0.92),将入水数据划分到最大平均值所在的工况中,否则将入水数据作为新的工况存入工况库中,如式(11)所示。

$$C_X = \begin{cases} C_i, \max_{C_i \in C} (\frac{\sum_{L \in C_i} \text{sim}(L, x)}{h}) \geq \eta \\ n+1, \max_{C_i \in C} (\frac{\sum_{L \in C_i} \text{sim}(L, x)}{h}) < \eta \end{cases} \quad (11)$$

式中: C_X ——入水数据 X 的工况划分结果;

C ——现有入水工况库;

C_i ——现有工况库中某一工况;

h ——工况 C_i 所含历史入水数据条数。

得到晴天、雨天、暴雨天的工况划分情况,如图5所示,可知3种天气在第1周的工况感知结果基本一致,到第2周只有晴天数据的工况数不再增加,符合BSM1入水数据特征。

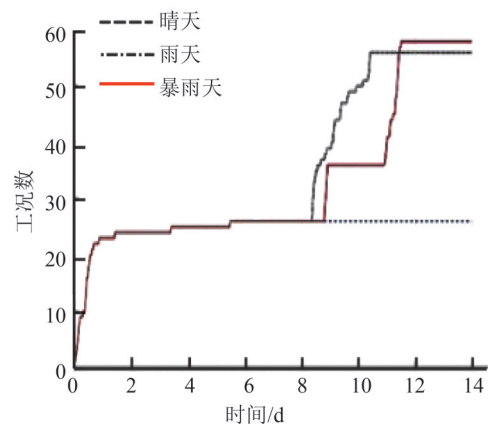


图5 工况划分情况

Fig. 5 Case of condition division

1.3 自主决策

1.3.1 建立学习规则库

污水处理过程的高度复杂性和大滞后性会导致全局寻优过程的时间复杂度与空间复杂度过于庞大,因此,引入软测量模型代替污水处理系统对EC与EQ的计算,提高了算法的寻优性能与收敛速度。其中,软测量模型1用于计算全局寻优算法的个体

适应度及确定个体所在的约束空间,以系统EC和EQ为主导变量,以流量、入水组分和曝气池溶解氧浓度为辅助变量,基于BSM1上仿真所得数据建立软测量模型1,用BPNN、SVM、LS-SVM智能算法进行学习预测,结果如图6所示。

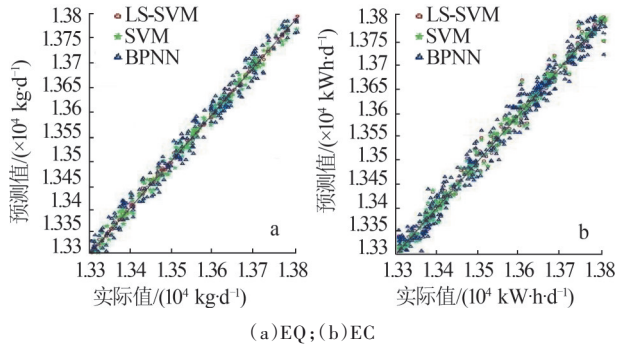


图6 软测量模型1的预测结果

Fig. 6 Predicted results of soft sensor model 1

由图6可见,LS-SVM算法对EC和EQ的跟踪性能较好,如式(12)所示。

$$F(\text{LS-SVM}): \text{EQ}(\text{LS-SVM}) = F_1(Q, X, \text{DO});$$

$$\text{EC}(\text{LS-SVM}) = F_2(Q, X, \text{DO}) \quad (12)$$

曝气池溶解氧达到一定浓度后,出水水质对溶解氧浓度的敏感性降低。由于系统在全局寻优简化了机理过程,将得到与污水处理特性相悖的解集,为此需要约束粒子的求解寻优空间。以入水所属工况的EQ均值作为主导变量,流量及入水组分作为辅助变量,于BSM1上仿真所得数据建立软测量模型2,同样采用BPNN、SVM、LS-SVM智能算法进行学习预测,结果如图7所示,可得BPNN对于EQ工况均值的跟踪性能较好,如式(13)所示。

$$F(\text{BPNN}): \text{EQ}(\text{BPNN}) = F_3(Q, X) \quad (13)$$

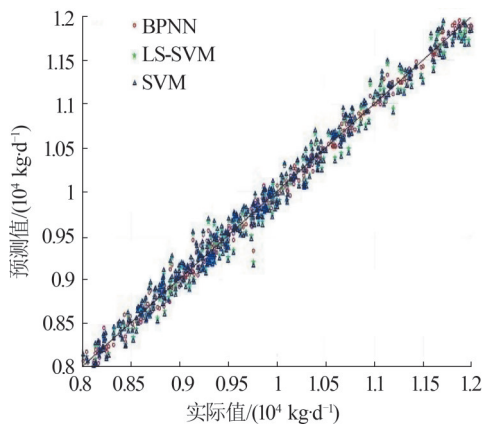


图7 软测量模型2预测结果

Fig. 7 Predicted results of soft sensor model 2

1.3.2 学习规则库的自主决策应用

粒子群优化算法(PSO)是一种概率型的全局优化算法,首先在可行解空间中初始化一群粒子,每个粒子代表一组溶解氧浓度优化设定值(DO_{set}),用位置、速度、适应度与惩罚值作为该粒子特征。迭代过程中,粒子以个体最优解(P_{best})和集体最优解(G_{best})为指引更新自身位置。个体最优解是指个体的最优位置,集体最优解是种群所有粒子的最优位置。每次迭代粒子都将计算1次适应度与惩罚值,并更新个体最优解和集体最优解。各粒子的适应度是将入水数据和粒子对应的 DO_{set} 输入到软测量模型1计算出来的EC,同时利用入水数据作为软测量模型2的输入得到约束值。将粒子于软测量模型1得到的EQ预测惩罚值与约束值进行比较,若粒子EQ预测惩罚值大于约束值,则将该粒子的适应度值置为无穷大,在迭代中舍弃该粒子位置。每次迭代中,粒子的位置及速度计算公式如式(14)~式(16)所示。

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 r_1 (P_i^k - X_i^k) + c_2 r_2 (P_g^k - X_i^k) \quad (14)$$

$$F(X_i^k) = \begin{cases} F(X_i^k), & \text{COST}_i^k < \text{COST} \\ \text{Inf}, & \text{COST}_i^k \geq \text{COST} \end{cases} \quad (15)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (16)$$

式中: ω ——动量因子;

c_1, c_2 ——学习因子;

r_1, r_2 ——区间 $[0, 1]$ 的随机数;

X_i^k —— k 代粒子 i 所在位置;

P_i^k —— k 代粒子 i 的个体历史最优解;

P_g^k ——第 k 代的全局最优解;

V_i^k —— k 代粒子 i 的位移;

$F(X_i^k)$ ——粒子 X_i^k 的适应度值,当粒子超出约束空间则取无穷大;

COST_i^k ——根据入水数据和粒子 X_i^k ,通过软测量模型1计算出的该粒子EQ惩罚值;

COST ——根据入水数据通过软测量模型2计算出的同工况EQ均值(COST_i^k 和 COST 一同限制粒子的求解空间)。

1.4 性能评估

性能评估主要根据Benchmark列出的EQ和EC。EQ按式(17)计算(T 为7 d)。

$$\text{EQ} = \frac{1}{1000T} \int_{t_0}^{t_f} [2\text{SS}_e(t) + \text{COD}_e(t) + 20S_{\text{Nk},e}(t) + 20S_{\text{NO},e}(t) + 2\text{BOD}_{5,e}(t)] Q_e(t) dt \quad (17)$$

EC按式(18)计算(T 为7 d)。

$$EC = \frac{0.04}{T} \int_{t_0}^{t_f} (Q_a(t) + Q_r(t) + Q_w(t)) dt + \frac{24}{T} \int_{t_0}^{t_f} \sum_{i=3}^5 (0.403 2 (K_{La})_i^2 + 7.840 8 (K_{La})_i) dt \quad (18)$$

式中: Q_a ——内回流流量, m^3/d ;

Q_r ——外回流流量, m^3/d ;

Q_w ——污泥排放量, m^3/d ;

K_{La} ——氧转移速率, 表征好氧池的曝气情况, h^{-1} 。

此外, Benchmark中规定出水总悬浮物(TSS) < 30 g/m^3 、COD < 100 g/m^3 、 BOD_5 < 10 g/m^3 、总氮(TN) < 18 g/m^3 , 其计算式见式(19)~式(22)。

$$TSS = 0.75 (X_s + X_1 + X_{B,H} + X_{B,A} + X_P) \quad (19)$$

$$COD = S_s + S_1 + X_s + X_1 + X_{B,H} + X_{B,A} + X_P \quad (20)$$

$$BOD_5 = 0.25 [S_s + X_s + (1 - f_p)(X_P + X_I)] \quad (21)$$

$$TN = S_{NO} + S_{NK,j} \quad (22)$$

$$S_{NK,j} = S_{NH} + S_{ND} + X_{NH} + i_{XB} (X_{B,H} + X_{B,A}) + i_{XP} (X_P + X_I)$$

2 仿真验证

2.1 仿真模型及相关参数说明

BSM1为典型污水生化处理过程, 结构如图8所示。其中1、2池为缺氧池, 3~5池为好氧池, 虚线部分为优化系统曝气控制策略。

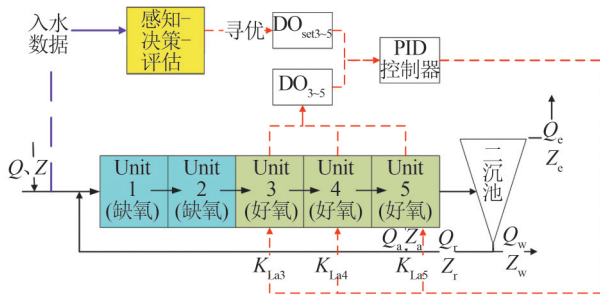


图8 BSM1系统

Fig. 8 System of BSM1

BSM1主要通过好氧生化池中的氧总转移系数(K_{La3-5})表征生化反应曝气过程, 因此影响系统EC的主要因素为3~5池的溶解氧浓度设定值^[15]。将入水数据输入系统, 由感知-决策-评估优化算法得出该入水情况下的 DO_{set3-5} , 将其作为设定值输入PID控制器中, 并以3~5池的溶解氧浓度(DO_{3-5})作为PID控制器的反馈输入值, K_{La3-5} 作为被控对象, 调节3~5池中的实时溶解氧浓度。BSM1的默认控制策略为 $K_{La3}=K_{La4}=10 h^{-1}$, $K_{La5}=3.5 h^{-1}$ 。

系统其他相关参数如表1所示。

表1 系统相关参数

| Table 1 System parameters | |
|----------------------------|----------------------------------|
| 参数 | 说明 |
| 工况感知 | |
| 初始工况数 K | 22 |
| 工况划分阈值 η | 0.92 |
| 自主决策 | |
| 软测量模型1(EC) | $Gam_1=1\ 380$, $Sig2_1=20$ |
| 软测量模型1(EQ) | $Gam_2=6\ 230$, $Sig2_2=24$ |
| 软测量模型2 | $H=2$, $N_1=21$, $N_2=8$ |
| 粒子群寻优算法 | $P=60$, $C=0.5$, $\alpha=0.56$ |
| 性能评估 | |
| EQ、EC、TSS、COD、 BOD_5 、TN | |

表1中, 初始工况数 K 表示工况感知中采用K-means聚类算法对晴天前200组数据的初步划分结果; 工况划分阈值 η 表示工况感知中新入水数据与工况库的匹配判断阈值; Gam 、 $Sig2$ 分别为工况决策中EC、EQ关于入水数据和曝气池溶解氧的LS-SVM软测量模型的正则常数与平方带宽; N_i 为工况决策中EQ关于入水数据的BPNN软测量模型的隐含层 i 所含神经元个数, 隐含层层数用 H 表示; 种群个体数 P 、惯性权重 α 及学习因子 C 均为工况决策中全局寻优算法自适应粒子群寻优算法的相关参数, 其中学习因子 C 分为 c_1 、 c_2 , 取值相同; EQ、EC、TSS、COD、 BOD_5 、TN是基于Benchmark用于验证控制方法有效性的评估参数。

2.2 仿真结果

将Benchmark给定数据作为系统输入, 随机从晴天、雨天、暴雨天气情况取200组数据作为初始工况历史数据, 每次新入水经过工况感知-决策-评估过程求得 DO_{set} , 并根据系统运行性能评估结果更新入水工况库、操作知识库和学习规则库, 得出3~5池的溶解氧浓度最优设定值, 如图9所示。

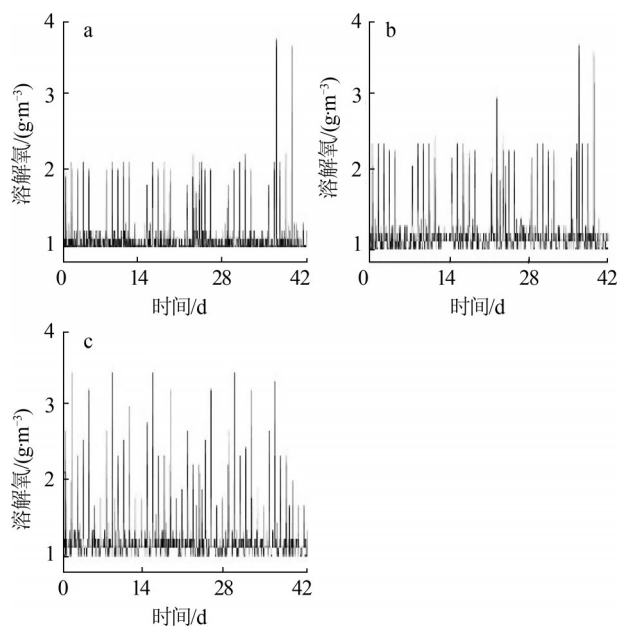
仿真验证系统的3~5池实时溶解氧浓度如图10所示。可见PID控制器对好氧生化池溶解氧浓度的跟踪性能良好, 由控制器对系统仿真结果造成的干扰可忽略不计。

优化系统与原始系统的出水水质如图11所示。

由图11可见, 2种系统的出水TSS、COD基本一致; 出水 BOD_5 两者相差<3%; 优化系统出水TN整体优于原始系统1%~2%。

2.3 结果分析

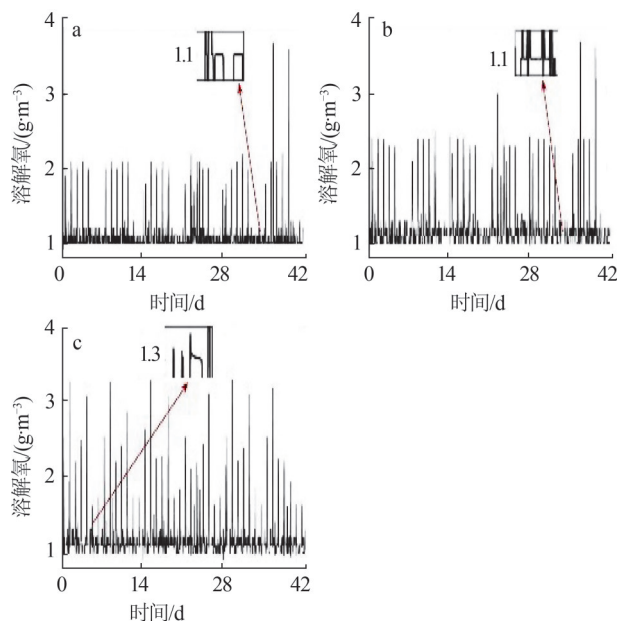
对优化系统和BSM1原始系统的最终出水情况



注:0~13 d 对应 BSM1 模型晴天入水情况;14~27 d 对应 BSM1 模型雨天入水情况;28~42 d 对应 BSM1 模型暴雨天入水情况。

图9 3~5池(a-c)溶解氧浓度最优设定值

Fig. 9 DO_{set} in 3-5 unit pools



注:0~13 d 对应 BSM1 模型晴天入水情况;14~27 d 对应 BSM1 模型雨天入水情况;28~42 d 对应 BSM1 模型暴雨天入水情况。

图10 3~5池(a-c)实时溶解氧浓度

Fig. 10 DO in 3-5 unit pools

及处理性能进行对比,结果如表2所示。

由表2可见,优化系统最终出水的COD、TSS、BOD₅、日均TN与原系统的差异<1%,EQ低于原系统1%~2%,EC较原系统降低了10%~15%。

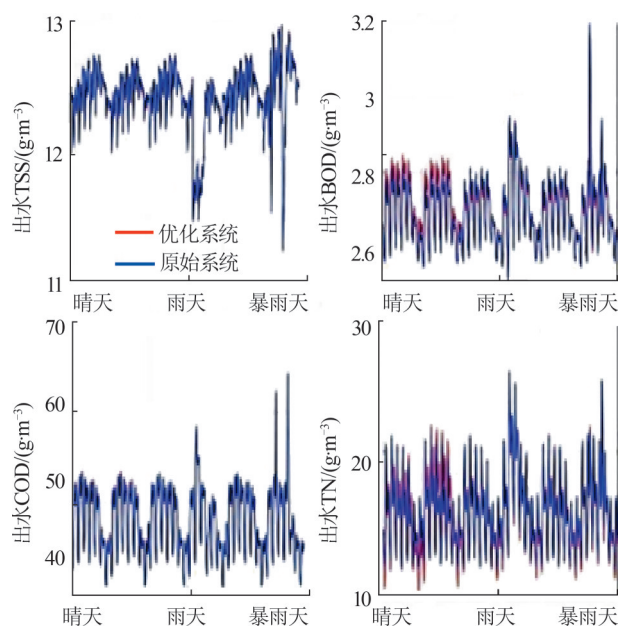


图11 优化系统与原始系统的出水水质

Fig. 11 Effluent quality of optimized system and original system

3 结论

(1)基于感知-决策-评估的污水处理曝气智能优化方法结合K-means聚类算法与注水原理,对入水数据进行感知,能够支持入水工况库的自主更新,提高了系统稳定性。采用LS-SVM与BPNN建立计算全局寻优过程个体适应度的软测量模型1及用于约束全局寻优求解空间的软测量模型2,采用PSO对当前工况进行曝气优化自主决策;输入溶解氧浓度优化设定值,针对系统运行情况进行性能评估,并由评估结果对决策系统进行优化更新。

(2)在优化系统出水达标且出水水质(EQ)优于原系统1%~2%的情况下,经济指标(EC)相比原系统下降了10%~15%,节能效果显著。该智能曝气优化方法可作为国内中等规模城镇污水处理厂节能减排的优化参考。

(3)由于污水处理环境具有差异性,BSM1的仿真数据在国内中等规模城镇污水处理厂中的适用性较低,故BSM1仿真模型仅作为所述感知-决策-评估智能曝气优化系统的仿真验证平台。完成优化性能的仿真验证后,后续研究将进一步结合国内中等规模城镇污水处理厂的入水特性建立针对性入水工况感知模块,根据污水厂实际运行数据构建自主决策预测与全局寻优模块,最后针对实际污水厂的处理需求搭建符合国内处理要求的性能评估机制,完

表2 优化系统和原始系统的出水情况及处理性能对比

Table 2 Comparison of effluent quality and treatment performance between optimized system and original system

| 项目 | COD/(g·m ⁻³) | TSS/(g·m ⁻³) | BOD ₅ /(g·m ⁻³) | TN/(g·m ⁻³) | S _{NH} /(g·m ⁻³) | EQ/(kg·d ⁻¹) | EC/(kW·h·d ⁻¹) |
|----------|--------------------------|--------------------------|--|-------------------------|---------------------------------------|--------------------------|----------------------------|
| 原始系统(晴) | 45.34 | 12.41 | 2.60 | 15.2 | 4.40 | 6 942 | 9 443 |
| 原始系统(雨) | 45.16 | 12.28 | 2.61 | 15.88 | 4.97 | 10 200 | 9 443 |
| 原始系统(暴雨) | 45.48 | 12.56 | 2.61 | 15.59 | 4.92 | 8 471 | 9 443 |
| 优化系统(晴) | 45.36 | 12.42 | 2.61 | 15.07 | 3.49 | 6 869(↓1.05%) | 8 377(↓12.73%) |
| 优化系统(雨) | 45.17 | 12.28 | 2.61 | 15.74 | 4.05 | 10 090(↓1.07%) | 8 103(↓14.1%) |
| 优化系统(暴雨) | 45.49 | 12.57 | 2.61 | 15.4 | 3.99 | 8 325(↓1.72%) | 8 416(↓10.88%) |

注:TN、S_{NH}为日均出水质量浓度。

成该优化方法在国内中型城镇污水厂的落地应用,达到节能减排的目的。

参考文献

- [1] 张安龙, 谢飞, 罗清, 等. 中国城镇污水处理厂节能降耗研究进展[J]. 环境科学与技术, 2018, 41(增刊): 116-119.
ZHANG Anlong, XIE Fei, LUO Qing, et al. Research progress on energy saving and consumption reduction of urban sewage treatment plant in China [J]. Environmental Science & Technology, 2018, 41(S1): 116-119.
- [2] 李亚峰, 李慧, 王允妹. 曝气方式对SBR法去除效果和能耗影响的研究[J]. 工业水处理, 2017, 37(1): 30-33.
LI Yafeng, LI Hui, WANG Yunmei. Research on the influences of aeration method on SBR removing effect and energy consumption [J]. Industrial Water Treatment, 2017, 37(1): 30-33.
- [3] 丛秋梅, 苑明哲, 柴天佑, 等. 带有工况中心修正的多模型在线建模[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(6): 773-780.
CONG Qiumei, YUAN Mingzhe, CHAI Tianyou, et al. Online modeling for multi-model by adjusting the centers of operating ranges [J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(6): 773-780.
- [4] 栗三一, 乔俊飞, 李文静, 等. 污水处理决策优化控制[J]. 自动化学报, 2018, 44(12): 2198-2209.
LI Sanyi, QIAO Junfei, LI Wenjing, et al. Advanced decision and optimization control for wastewater treatment plants [J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(12): 2198-2209.
- [5] HAN Honggui, LIU Zheng, LU Wei, et al. Dynamic MOPSO-based optimal control for wastewater treatment process [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 51(5): 2518-2528.
- [6] HAN Honggui, ZHANG Lu, QIAO Junfei. Data-based predictive control for wastewater treatment process [J]. IEEE Access, 2018, 6: 1498-1512.
- [7] HAN Honggui, ZHANG Jiacheng, DU Shengli, et al. Robust optimal control for anaerobic-anoxic-oxic reactors [J]. Science China Technological Sciences, 2021, 64(7): 1485-1499.
- [8] WANG Jianhui, WAN Keyi, GAO Xu, et al. Energy and materials-saving management via deep learning for wastewater treatment plants [J]. IEEE Access, 2020, 8: 191694-191705.
- [9] KSHETRY N, VARSHNEY L R. Safety in the face of unknown unknowns: algorithm fusion in data-driven engineering systems [C]// 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Brighton: IEEE Press, 2019: 8162-8166.
- [10] SARAVANA KUMAR S, LATHA K. A supervisory fuzzy logic control scheme to improve effluent quality of a wastewater treatment plant [J]. Water Science and Technology, 2021, 84(10/11): 3415-3424.
- [11] MAHESWARI P, SHEIK A G, TEJASWINI E S S, et al. Nested control loop configuration for a three stage biological wastewater treatment process [J]. Chemical Product and Process Modeling, 2021, 16(2): 87-100.
- [12] 赵辉, 严爱军, 王普. 提高案例推理分类器的可靠性研究[J]. 自动化学报, 2014, 40(9): 2029-2036.
ZHAO Hui, YAN Aijun, WANG Pu. On improving reliability of case-based reasoning classifier [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(9): 2029-2036.
- [13] PONS M N, SPANJERS H, JEPSSON U. Towards a benchmark for evaluating control strategies in wastewater treatment plants by simulation [J]. Computers & Chemical Engineering, 1999, 23: 403-406.
- [14] 于迎新, 王钢. 协作分集系统中基于注水算法的功率分配方案研究[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(12): 2830-2836.
YU Yingxin, WANG Gang. Research on power allocation scheme based on water-filling algorithm in cooperative diversity system [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(12): 2830-2836.
- [15] 程丹丹, 庞维亮, 冯丽霞, 等. 城镇污水处理厂鼓风机曝气系统节能分析[J]. 资源节约与环保, 2015(5): 19-20.
CHENG Dandan, PANG Weiliang, FENG Lixia, et al. Energy saving analysis of blast aeration system in urban wastewater treatment plant [J]. Resources Economization & Environmental Protection, 2015(5): 19-20.

[作者简介] 袁沐坤(1997—), 博士研究生。电话: 17551028797, E-mail: yuanmukun@gz.sia.cn。

[收稿日期] 2022-03-09(修改稿)