

城市污水处理过程自适应滑模控制

韩红桂¹ 秦晨辉¹ 孙浩源¹ 乔俊飞¹

摘 要 针对城市污水处理过程时滞导致难以稳定控制的问题, 提出一种自适应滑模控制方法 (Adaptive sliding mode control, ASMC). 首先, 分析推流时滞对城市污水处理生化反应过程的影响, 建立时滞影响下的城市污水处理运行控制模型; 其次, 设计一种基于模糊神经网络的预估补偿模型, 完成滞后变量的准确预测, 实现控制模型中变量时刻的统一; 最后, 设计一种具有自适应开关增益系数的滑模控制器 (Sliding mode control, SMC), 实现溶解氧和硝态氮的稳定控制. 将提出的自适应滑模控制方法应用于城市污水处理过程基准仿真平台, 实验结果显示该方法能够实现城市污水处理运行过程稳定控制.

关键词 城市污水处理过程, 时滞, 滑模控制, 模糊神经网络

引用格式 韩红桂, 秦晨辉, 孙浩源, 乔俊飞. 城市污水处理过程自适应滑模控制. 自动化学报, 2023, 49(5): 1010–1018

DOI 10.16383/j.aas.c210798

Adaptive Sliding Mode Control for Municipal Wastewater Treatment Process

HAN Hong-Gui¹ QIN Chen-Hui¹ SUN Hao-Yuan¹ QIAO Jun-Fei¹

Abstract Aiming at the problem of time delay affecting stable control in municipal wastewater treatment processes, an adaptive sliding mode control (ASMC) method is proposed in this paper. First, the influence of push-flow time delay on biochemical reaction process of wastewater treatment processes is analyzed. Then, an operating control model of wastewater treatment processes is established. Second, an estimated compensation model, based on fuzzy neural network, is designed. Then, it can complete the accurate prediction of delay variables and realize the moment unification of variables in the control model. Finally, a sliding mode controller (SMC) with adaptive switching gain coefficient is designed. Then, it can realize stable control of dissolved oxygen and nitrate nitrogen. The proposed method is applied to the benchmark simulation model. Experimental results show it can realize stable control of wastewater treatment operating process.

Key words Municipal wastewater treatment process, time delay, sliding mode control (SMC), fuzzy neural network

Citation Han Hong-Gui, Qin Chen-Hui, Sun Hao-Yuan, Qiao Jun-Fei. Adaptive sliding mode control for municipal wastewater treatment process. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(5): 1010–1018

随着中国城市化进程的加快, 污水排放量逐年增加, 城市水污染问题日渐突出^[1–2]. 为了提高污水利用率, 实现水资源的良性循环, 中国积极建设城市污水处理厂^[3–4]. 城市污水处理过程主要包括沉砂池、初沉池、生化反应池、二沉池以及过滤池等多个

环节, 其中生化反应池存在复杂的生物化学反应, 具有时滞、非线性等特性, 其稳定控制面临着极大挑战^[5–7].

为了实现城市污水处理过程稳定控制, 国内外学者提出了多种控制方法^[8–11]. 例如, Flores 等^[12]提出了一种改进型比例积分微分 (Proportional integral differential, PID) 控制方法, 用于城市污水处理过程好氧区溶解氧的稳定控制. 该方法基于机理模型自适应调整控制器的参数, 能够达到期望的控制效果. Samsudin 等^[13]针对污水处理过程提出了一种增强型比例积分 (Proportional integral, PI) 控制方法, 该方法可以快速响应溶解氧的浓度并降低响应过程的超调. 虽然 PI/PID 控制方法设计简单, 但这类控制方法依赖被控对象的模型, 模型的优劣在很大程度上会影响控制过程的稳定性. 为此, Cristea 等^[14]提出了一种模型预测控制方法用于曝气过程, 该方法能够放宽对模型的限制, 提高系统的稳定性. Belchior 等^[15]设计了一种自适应模糊控制方法, 用

收稿日期 2021-08-24 录用日期 2022-03-01

Manuscript received August 24, 2021; accepted March 1, 2022

国家重点研发项目 (2022YFB3305800-5), 国家自然科学基金 (62125301, 61890930-5, 61903010, 62021003), 北京市卓越青年科学家计划项目 (BJJWZYJH01201910005020), 北京市教育委员会科技计划重点项目 (KZ202110005009), 青年北京学者项目 (037) 资助

Supported by National Key Research and Development Project (2022YFB3305800-5), National Natural Science Foundation of China (62125301, 61890930-5, 61903010, 62021003), Beijing Outstanding Young Scientist Program (BJJWZYJH01201910005020), Key Project of Science and Technology Plan of Beijing Municipal Education Commission (KZ202110005009), and Youth Beijing Scholars Program (037)

本文责任编辑 贺威

Recommended by Associate Editor HE Wei

1. 北京工业大学计算智能与智能系统北京市重点实验室 北京 100124

1. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing University of Technology, Beijing 100124

于稳定生化反应池好氧区的溶解氧浓度, 该方法可以根据污水处理过程的变量数据和工况条件在线更新控制器的参数, 使响应结果快速稳定在设定值附近. 以上控制方法在城市污水处理的控制过程均取得了一定的进展, 但这些方法均未考虑时滞对控制过程的影响. 事实上, 城市污水处理过程内部存在推流现象, 这种现象导致污水处理的控制过程表现出时滞特性. 时滞会导致原有系统控制性能的衰落, 甚至影响控制过程的稳定性.

近年来, 滑模控制方法因其具有动态响应快、稳定性好且设计过程简单等优点受到学者们的广泛关注^[16-18]. 例如, Han 等^[19]针对具有时变时滞和外部干扰的不确定离散奇异系统, 提出了一种鲁棒滑模控制方法, 该方法通过自由加权矩阵和 Lyapunov-Krasovskii 泛函可以保证系统轨迹在有限时间内驱动到平衡点附近, 实现稳定控制. Munoz 等^[20]基于溶解氧的一阶模型改进了滑模控制方法, 并将其应用于序批式反应器的脱氮过程, 实验结果表明该方法能够提升控制性能. Xu 等^[21]提出了一种基于自适应多项式前馈预测算法的滑模控制器, 该控制器通过设计时滞补偿器抑制实时混合仿真系统中存在的时滞, 仿真实验结果表明该方法能够降低时滞影响, 提高系统的稳定裕度. 但是以上方法的控制结构相对固定, 当外界出现剧烈波动时, 会导致抑制时滞的过程变慢, 造成较大的稳态误差. 为此, Ali-pouri 等^[22]针对四容水箱设计了一种基于多步预测的高阶离散滑模控制器. 该控制器采用分布式的前向预测算法, 能够有效抑制通信时滞产生的噪声, 实现水位的稳定控制. Shah 等^[23]针对多入多出的非线性系统设计了一种滑模控制器, 该控制器通过帕德近似方法补偿过程时滞导致的数据不匹配问题, 实验结果表明, 该控制器能够克服过程时滞的影响, 使系统具有较好的响应性能. 尽管上述滑模控制方法在非线性的稳定控制方面均取得了良好的控制效果, 但这些方法针对的系统时滞相对较小. 然而, 实际污水处理过程一般每 15 分钟对数据进行一次存储, 致使数据库中两个相邻分区的变量数据间隔差一般在 15 分钟到 45 分钟之间, 故城市污水处理的控制过程是一种时滞较大的复杂工业过程, 上述控制方法难以直接应用.

为此, 本文分析了推流时滞的成因及其对生化反应过程造成的影响, 建立了受推流时滞影响的污水处理运行控制模型, 并结合滑模控制稳定性好的优点, 提出了一种自适应滑模控制 (Adaptive sliding model control, ASMC) 方法, 以削弱城市污水处理过程推流时滞对控制过程的影响. 该方法主要有以下两点优势:

1) 受城市污水处理过程非线性特点的影响, 本

文通过模糊神经网络预估运行控制模型中的滞后变量, 能够将运行控制模型中的变量时刻统一到当前时刻, 削弱时滞的影响;

2) 基于模糊神经网络补偿后的运行控制模型, 设计了一种基于自适应开关增益系数的滑模控制器, 以增强控制系统的稳定性.

1 城市污水处理过程运行特性分析

城市污水处理过程是一种具有非线性、时滞特性的复杂工业过程^[24-27]. 下面对城市污水处理过程存在的非线性和时滞两种特性分别进行分析.

1.1 非线性

城市污水处理过程的非线性特性主要体现在^[28-29]:

1) 城市污水处理生化反应池中的微生物活性是时变的, 导致涉及的生化反应过程具有非线性特性.

2) 受入水流量、进水负荷等因素的影响, 城市污水处理过程各个水质参数之间呈非线性变化.

基于基准仿真模型 1 (Benchmark simulation model 1, BSM1) 机理^[5], 城市污水处理过程生化反应池溶解氧和硝态氮的动力学方程可描述为:

$$\begin{cases} \frac{dS_{O,5}(t)}{dt} = \frac{Q_4 S_{O,4}(t) - Q_5 S_{O,5}(t)}{V_5} + r_5(t) + \\ \quad (K_L a_5(t))(S_{O,sat} - S_{O,5}(t)) \\ \frac{dS_{NO,2}(t)}{dt} = Q_1 \frac{S_{NO,1}(t)}{V_2} + r_2(t) - \\ \quad (Q_a(t) + Q_A(t)) \frac{S_{NO,2}(t)}{V_2} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $S_{O,4}(t)$ 和 $S_{O,5}(t)$ 分别表示当前时刻生化反应池第 4 分区和第 5 分区的溶解氧浓度, $S_{O,sat}$ 表示溶解氧的饱和浓度, $S_{NO,1}(t)$ 和 $S_{NO,2}(t)$ 分别表示当前时刻生化反应池第 1 分区和第 2 分区的硝态氮浓度, $K_L a_5(t)$ 表示当前时刻第 5 分区的氧传递系数, $Q_a(t)$ 表示当前时刻的内回流流量, $Q_A(t)$ 表示当前时刻第 1 分区流向第 2 分区的流量, $r_2(t)$ 和 $r_5(t)$ 分别表示当前时刻第 2 分区和第 5 分区的微生物反应速率, Q_1 、 Q_4 和 Q_5 分别表示第 1 分区、第 4 分区和第 5 分区的流量, V_2 和 V_5 分别表示第 2 分区和第 5 分区的体积.

1.2 时滞

城市污水处理过程的时滞主要体现在推流时滞^[30]. 污水进入生化反应池后, 会持续地从上一分区流向下一分区, 引起推流时滞, 导致安装在不同分区的传感器所采集的水质数据存在时间上的滞后, 即不同分区的传感器在同一时刻采集到的数据

对应的并非同一个入水时刻. 例如: 传感器 A 和传感器 B 分别用于检测生化反应池第 4 分区和第 5 分区的溶解氧浓度, 假设传感器 A 和 B 在时刻 t_0 下均采集到数据, 分别记为 $S_{O,4}(t_0)$ 和 $S_{O,5}(t_0)$. 然而, 由于推流的存在, 两个传感器采集的数据反映的并非同一批污水, 传感器 A 对应的污水需要经过一段时间才可以流到传感器 B 的位置. 因此, 传感器 A 在时刻 t_0 下采集到数据对应的实际时刻为 $t_0 - \tau_1$, 其中 τ_1 表示污水流经两个溶解氧传感器需要的时间, 该时间反映到控制过程称为滞后时间.

滞后时间 τ_1 通过推流公式计算^[31]:

$$\tau_1 = \frac{V}{Q} \quad (2)$$

式中, V 表示污水流过两个传感器安装点之间的体积, Q 表示单位时间内污水的流量. 由于实际污水处理过程处于半封闭状态, Q 的波动很小, 且 V 一般是 Q 的 1 ~ 3 倍, 故 τ_1 可以近似认为是介于 1 ~ 3 之间固定的常数. 同理, $S_{NO,1}$ 和 $S_{NO,2}$ 的数据之间也存在滞后时间.

2 自适应滑模控制

针对城市污水处理过程时滞导致难以稳定控制的问题, 本文设计了一种自适应滑模控制方法, 该方法的总体结构如图 1 所示. 图 1 包括溶解氧和硝态氮两个独立的控制回路, 每个控制回路有预估补偿和控制律求解两个主要环节, 其中预估补偿环节是利用滞后变量 $S_{O,4}$ 和 $S_{NO,1}$ 的历史数据, 通过模

糊神经网络模型预测当前控制时刻的数据, 对运行控制模型中的滞后项进行替代; 控制律求解环节是根据补偿后的控制模型计算控制律, 实现溶解氧和硝态氮的稳定跟踪.

2.1 城市污水处理运行控制模型

根据第 1.2 节对城市污水处理过程推流作用的描述, 位于不同采样位置的变量在同一时刻下检测的数据对应的并非同一批污水, 即式 (1) 中 $S_{O,4}$ 较 $S_{O,5}$ 存在时间上的滞后, $S_{NO,1}$ 较 $S_{NO,2}$ 存在时间上的滞后, 其中滞后时间为污水流经两个传感器所需的时间. 故在式 (1) 的基础上, 考虑推流时滞影响后的运行控制模型可以表述为:

$$\begin{cases} \frac{dS_{O,5}(t)}{dt} = \frac{Q_4 S_{O,4}(t - \tau_1) - Q_5 S_{O,5}(t)}{V_5} + \\ \quad r_5(t) + K_L a_5(t)(S_{O,sat} - S_{O,5}(t)) \\ \frac{dS_{NO,2}(t)}{dt} = Q_1 \frac{S_{NO,1}(t - \tau_2)}{V_2} + r_2(t) - \\ \quad (Q_a(t) + Q_A(t)) \frac{S_{NO,2}(t)}{V_2} \end{cases} \quad (3)$$

式中, τ_1 和 τ_2 分别表示溶解氧和硝态氮的滞后时间常数, $S_{O,4}(t - \tau_1)$ 表示滞后时刻 $t - \tau_1$ 生化反应池第 4 分区的溶解氧浓度, $S_{NO,1}(t - \tau_2)$ 表示滞后时刻 $t - \tau_2$ 生化反应池第 1 分区的硝态氮浓度. 根据式 (3) 可知, 当前时刻溶解氧和硝态氮浓度的变化不仅取决于当前采集的数据, 还受到历史时刻数据

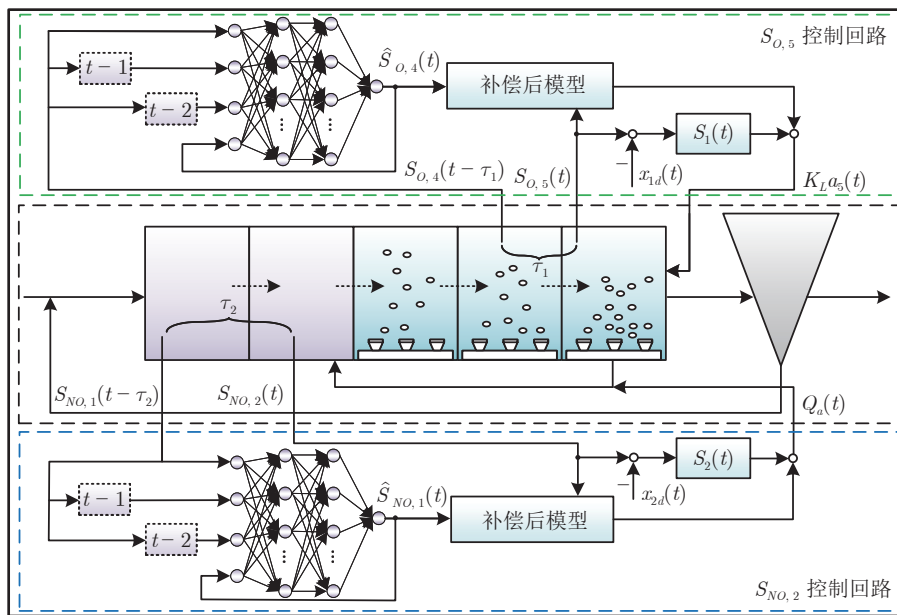


图 1 自适应滑模控制器结构

Fig.1 Schematic diagram of adaptive sliding mode control

的影响, 这会导致污水处理控制过程的精度不高甚至影响其稳定性.

注 1. 式 (3) 是以 A/O 工艺为例得到的时滞模型. 由于 A^2/O 工艺和膜工艺也存在推流现象, 故该模型可在上述工艺中进行推广.

2.2 预估补偿模型

为了降低时滞对控制过程的影响, 本文设计了一种基于模糊神经网络的预估补偿模型, 获得滞后变量的当前数据, 用于统一控制模型的变量时刻. 下述预估补偿模型的设计以滞后变量 $S_{O,4}$ 为例进行描述, 具体为:

本文基于 $S_{O,4}$ 的历史数据预测该变量当前时刻的数据, $S_{O,4}$ 的预估补偿模型可以表示为:

$$\hat{S}_{O,4}(t) = g(\hat{S}_{O,4}(t-1), \dots, S_{O,4}(t-\tau_1), \dots) \quad (4)$$

式中, $\hat{S}_{O,4}(t)$ 表示 t 时刻的预估值, $g(\cdot)$ 表示同一变量不同时刻数据之间的映射关系.

由于城市污水处理过程具有非线性特性, 本文采用模糊神经网络逼近 $g(\cdot)$. 模糊神经网络包括 4 层, 第 1 层为输入层, 用来接收输入数据, 包括 L 个神经元:

$$\alpha(t) = [\alpha_1(t), \alpha_2(t), \dots, \alpha_L(t)]^T \quad (5)$$

第 2 层为径向基层, 包括 K 个径向基神经元, 每个径向基神经元的输出为:

$$\beta_k(t) = \exp \left(- \sum_{l=1}^L \frac{(\alpha_l(t) - c_{lk}(t))^2}{2\sigma_{lk}^2(t)} \right) \quad (6)$$

式中, $c_{lk}(t)$ 表示 t 时刻第 l 个输入神经元和第 k 个径向基神经元的中心值, $\sigma_{lk}(t)$ 表示 t 时刻第 l 个输入神经元和第 k 个径向基神经元的宽度值, $l = 1, 2, \dots, L, k = 1, 2, \dots, K$.

第 3 层为归一化层, 每个神经元的输出为:

$$\eta_k(t) = \frac{\beta_k(t)}{\sum_{k=1}^K \beta_k(t)} \quad (7)$$

第 4 层为输出层, 输出为:

$$g(t) = \mathbf{w}(t)\boldsymbol{\eta}(t) \quad (8)$$

式中, $\mathbf{w}(t) = [w_1(t), w_2(t), \dots, w_K(t)]$ 是输出权重行向量, $\boldsymbol{\eta}(t) = [\eta_1(t), \eta_2(t), \dots, \eta_K(t)]^T$ 是归一化神经元的输出列向量.

预估补偿模型经过多次迭代获得 $\hat{S}_{O,4}(t)$ 的具体过程可以表述为: 首先, 通过随机赋值的方式对模糊神经网络的各项参数进行初始化, 并固定滑窗长度 h ; 然后, 以 $S_{O,4}(t-\tau_1-h)$ 到 $S_{O,4}(t-\tau_1-1)$ 的数据作为网络的输入, 以 $S_{O,4}(t-\tau_1)$ 作为网络的输出, 基于梯度算法对神经网络进行训练; 最后, 训练结束后, 滑窗向下平移一个数据段, 并以递归的

方式对 $S_{O,4}$ 进行预估, 直到预估出 $\hat{S}_{O,4}(t)$ 为止. 为了防止误差增大, 在每个控制作用时刻都通过历史数据对模糊神经网络进行校正. 同理, 以同样的方式预估得到 $\hat{S}_{NO,1}(t)$.

注 2. 由于模糊神经网络的参数在训练充分的情况下会朝着最优的方向进行更新, 因此初始参数的选择对最终结果影响较小.

基于预估补偿模型, 本文完成了式 (3) 滞后数据的补偿, 即将式 (3) 中的滞后数据转换为当前数据, 能够降低时滞对控制过程的影响.

$$\begin{cases} \frac{dS_{O,5}(t)}{dt} = \frac{Q_4\hat{S}_{O,4}(t) - Q_5S_{O,5}(t)}{V_5} + r_5(t) + K_La_5(t)(S_{O,sat} - S_{O,5}(t)) \\ \frac{dS_{NO,2}(t)}{dt} = \frac{Q_1\hat{S}_{NO,1}(t)}{V_2} + r_2(t) - \frac{(Q_a(t) + Q_A(t))S_{NO,2}(t)}{V_2} \end{cases} \quad (9)$$

式 (9) 为基于模糊神经网络预估补偿后的控制模型, 其中 $\hat{S}_{O,4}(t)$ 和 $\hat{S}_{NO,1}(t)$ 分别表示 t 时刻生化反应池第 4 分区溶解氧浓度和第 1 分区硝态氮浓度的预估数据.

2.3 控制律求解

针对模糊神经网络预估补偿后的控制模型, 本文设计了一种具有自适应开关增益系数的滑模控制器, 实现受推流时滞影响的溶解氧和硝态氮的稳定控制.

为了便于表述滑模控制器的设计过程, 式 (9) 可以抽象为式 (10) 所示的非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = f_1(x_1(t)) + b_1(x_1(t))u_1(t) \\ \dot{x}_2(t) = f_2(x_2(t)) + b_2(x_2(t))u_2(t) \end{cases} \quad (10)$$

式中, x_1 和 x_2 是被控变量, 分别表示生化反应池第 5 分区的溶解氧浓度 $S_{O,5}$ 和第 2 分区的硝态氮浓度 $S_{NO,2}$, u_1 和 u_2 是操作变量, 分别表示氧传递系数 K_La_5 和内回流 Q_a . 本文假设被控变量 $S_{O,5}$ 和 $S_{NO,2}$ 之间不存在耦合关系^[32], 下述滑模控制律的求解过程以 $S_{O,5}$ 为例进行描述.

基于式 (10), 积分滑模函数 $S_1(t)$ 可表示为:

$$S_1(t) = e_1(t) + \varsigma_1 \int_0^t e_1(t) dt \quad (11)$$

式中, $e_1(t) = x_1(t) - x_{1d}(t)$ 表示 t 时刻溶解氧浓度的跟踪误差, $x_{1d}(t)$ 表示 t 时刻溶解氧浓度的设定值, ς_1 是大于 0 的常数.

控制律的开关分量 $u_{1s}(t)$ 可表示为:

$$u_{1s}(t) = -\frac{1}{b_1(x_1(t))} j_1(t) \operatorname{sgn}(S_1(t)) \quad (12)$$

式中, $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数, $j_1(t)$ 为 t 时刻自适应开关增益系数.

基于式 (10), 控制律的等效分量 $u_{1eq}(t)$ 计算方式为:

$$u_{1eq}(t) = \frac{1}{b_1(x_1(t))} (-f_1(x_1(t)) + \dot{x}_{1d} - \varsigma_1 e_1(t)) \quad (13)$$

控制律的输出 $u_1(t)$ 可表示为:

$$u_1(t) = u_{1eq}(t) + u_{1s}(t) \quad (14)$$

最后, 自适应开关增益变化率 $\dot{j}_1(t)$ 可设计为:

$$\dot{j}_1(t) = \rho e_1(t) \left(\frac{de_1(t)}{du_1(t)} \right) \text{sgn}(S_1(t)) \quad (15)$$

式中, $\dot{j}_1(t)$ 用于更新下一个控制时刻的自适应开关增益系数, ρ 是大于 0 的常数.

基于以上分析, 自适应滑模控制方法的整体求解过程可以概括为图 2, 其中 $t_{\max}$ 是最大控制时间. 同理, 本文能够以同样的方式求解硝态氮的控制输出 u_2 , 此处不再赘述.

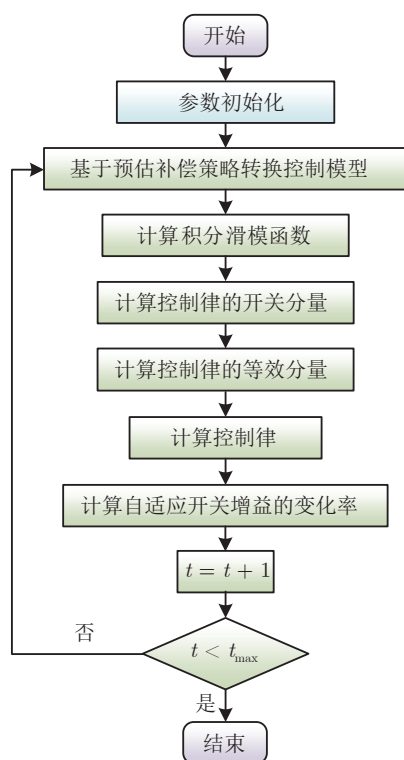


图 2 自适应滑模控制求解过程

Fig. 2 The calculation process of adaptive sliding mode control

3 仿真实验研究

城市污水处理过程基准仿真平台 BSM1 是由国际水协提出的一种基准仿真模型, 包含了实际污水处理过程的基本流程, 能够作为验证控制算法的

公正平台^[33]. 本文通过 BSM1 验证自适应滑模控制算法的有效性, 并与其他几种控制算法进行了比较.

3.1 实验设置

1) 实验种类

- 晴天天气且设定值恒定.
- 雨天天气且设定值恒定.
- 晴天天气且设定值在一定范围变化.

上述 3 种实验种类分别是为了模拟控制系统在常规情况、在外界条件发生变化以及在内部状态发生变化的情况下能否达到稳定. 其中雨天天气水流量较晴天天气水流量大, 对应的滞后时间较小.

2) 评价指标

- 平方误差积分 (Integral square error, ISE):

$$\text{ISE} = \frac{1}{T} \int_0^T (x(t) - x_d(t))^2 dt \quad (16)$$

- 绝对误差积分 (Integral absolute error, IAE):

$$\text{IAE} = \frac{1}{T} \int_0^T |x(t) - x_d(t)| dt \quad (17)$$

- 最大偏差 (Maximal deviation, $\text{Dev}^{\max}$):

$$\text{Dev}^{\max} = \max |x(t) - x_d(t)| \quad (18)$$

式中, $x(t)$ 表示 t 时刻被控变量的实际值, $x_d(t)$ 表示 t 时刻被控变量的设定值, T 是控制的总时长.

3.2 实验及结果分析

1) 晴天天气且设定值恒定

生化反应池第 5 分区的溶解氧浓度被设定为 2.0 mg/L, 生化反应池第 2 分区的硝态氮浓度被设定为 1.0 mg/L. 根据式 (2) 可知, 水流量越大, 滞后时间常数会越小. 晴天天气入水流量相对雨天流量小, 滞后时间较雨天天气大. 为了验证方法的有效性, 本文对预估补偿前后进行了对比. 图 3 是溶解氧和硝态氮的控制效果. 图 4 是溶解氧和硝态氮的控制误差. 图 5 展示了操作变量第 5 分区氧传递系数 $K_L a_5$ 和内回流 Q_a 的输出变化曲线.

图 3 和图 4 的结果表明, 增加预估补偿后的控制器能够降低推流时滞对控制过程的不利影响, 其控制结果优于未进行补偿的结果, 未补偿时控制过程会存在较大的跟踪误差和波动.

2) 雨天天气且设定值恒定

该部分测试污水处理过程在外界环境发生波动的情况下, 控制器能否使系统稳定. 生化反应池第 5 分区的溶解氧浓度被设定为 2.0 mg/L, 生化反应池第 2 分区的硝态氮浓度被设定为 1.0 mg/L. 图 6 是溶解氧和硝态氮的控制效果, 图 7 是溶解氧和硝态氮的控制误差. 在雨天天气下, 外界进水波动较

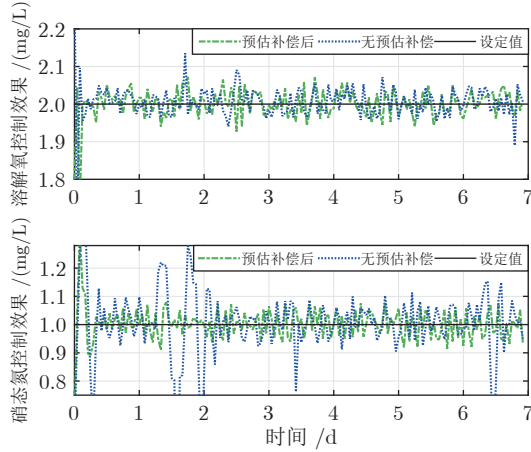


图3 溶解氧和硝态氮控制效果
(晴天天气且设定值恒定)

Fig.3 The control results of $SO_{0.5}$ and $SN_{O,2}$
(dry weather with constant settings)

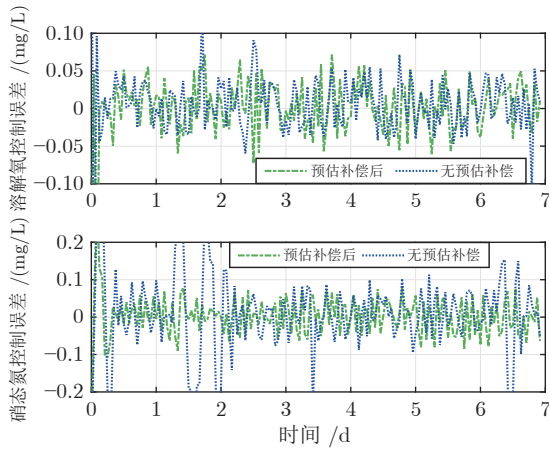


图4 溶解氧和硝态氮控制误差
(晴天天气且设定值恒定)

Fig.4 The error results of $SO_{0.5}$ and $SN_{O,2}$
(dry weather with constant settings)

大, 溶解氧和硝态氮同样能够稳定在设定值附近。[图8](#)是雨天天气下对应操作变量的变化曲线。

此外, [表1](#)展示了雨天天气情况下, ASMC 与滑模控制器 (Sliding mode control, SMC)^[20]、模糊神经网络控制器 (Fuzzy neural network control, FNNC)^[34] 以及 PID 控制器^[12] 的对比结果。在该情况下, ASMC 在控制生化反应池第 5 分区溶解氧时, ISE、IAE 和 Dev^{max} 分别为 4.930×10^{-3} 、0.035 和 0.490, 在控制生化反应池第 2 分区硝态氮时 ISE、IAE 和 Dev^{max} 分别为 5.270×10^{-3} 、0.046 和 0.420。对比结果表明, ASMC 能够获得满意的控制效果。

3) 晴天天气且设定值变化

该部分测试污水处理过程在内部设定值发生变

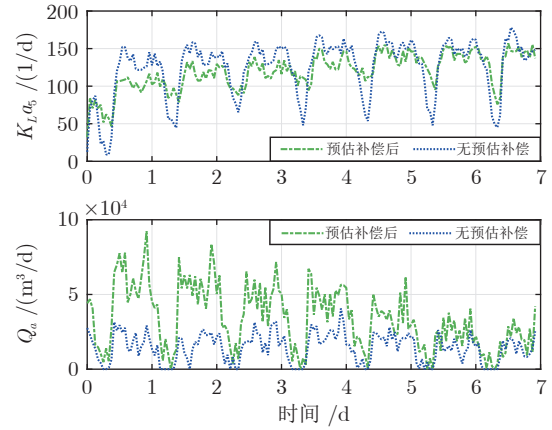


图5 氧传递系数和内回流变化曲线
(晴天天气且设定值恒定)

Fig.5 The results of KLa_5 and Q_a
(dry weather with constant settings)

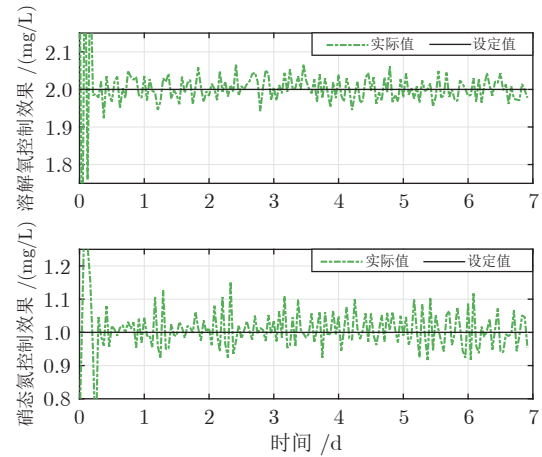


图6 溶解氧和硝态氮控制效果
(雨天天气且设定值恒定)

Fig.6 The control results of $SO_{0.5}$ and $SN_{O,2}$
(rain weather with constant settings)

化的情况下, 控制器能否使系统稳定。生化反应池第 5 分区的溶解氧浓度被设定在 1.8 ~ 2.2 mg/L 变化, 生化反应池第 2 分区的硝态氮浓度被设定在 0.8 ~ 1.2 mg/L 变化。[图9](#)是溶解氧和硝态氮的控制效果, [图10](#)是溶解氧和硝态氮的控制误差。

[图9](#)的仿真结果表明, 在设定值变化时, 溶解氧和硝态氮均能够在给定范围内保持稳定。[图11](#)是操作变量第 5 分区氧传递系数 KLa_5 和内回流 Q_a 的变化曲线。

此外, [表2](#)展示了该情况下, ASMC、SMC^[20]、FNNC^[34] 和 PID 控制器^[12] 的对比结果。在该情况下, ASMC 在控制生化反应池第 5 分区溶解氧时, ISE、IAE 和 Dev^{max} 分别为 2.120×10^{-3} 、0.030 和 0.340。在控制生化反应池第 2 分区硝态氮时,

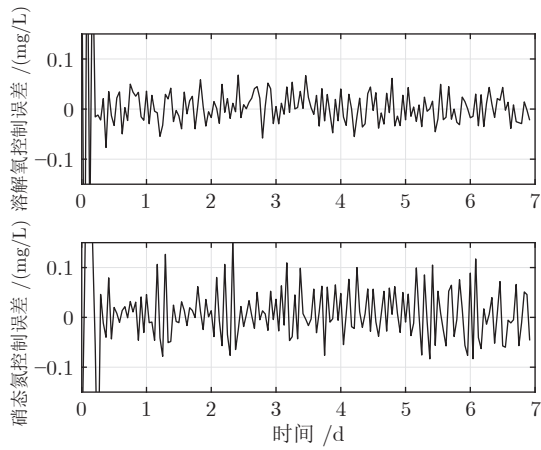


图 7 溶解氧和硝态氮控制误差
(雨天天气且设定值恒定)
Fig.7 The error results of $SO_{,5}$ and $SNO_{,2}$
(rain weather with constant settings)

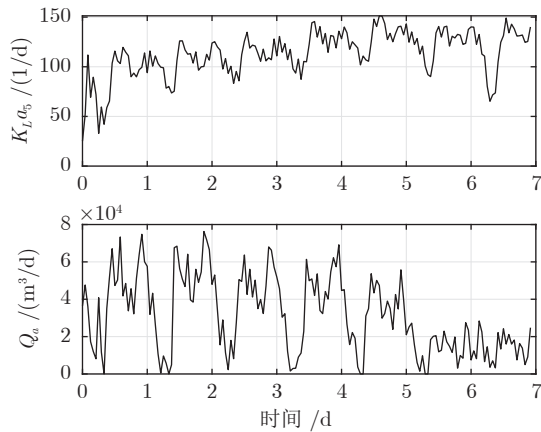


图 8 氧传递系数和内回流变化曲线
(雨天天气且设定值恒定)
Fig.8 The results of KLa_5 and Q_a
(rain weather with constant settings)

表 1 不同控制器性能比较 (雨天天气且设定值恒定)
Table 1 The comparison results of different controllers
(rain weather with constant settings)

控制策略	溶解氧			硝态氮		
	ISE	IAE	Dev ^{max}	ISE	IAE	Dev ^{max}
ASMC	4.930×10^{-3}	0.035	0.490	5.270×10^{-3}	0.046	0.420
SMC ^[20]	5.520×10^{-3}	0.030	0.610	5.620×10^{-3}	0.046	0.440
FNNC ^[34]	1.060×10^{-2}	0.075	0.560	9.950×10^{-3}	0.076	0.560
PID ^[12]	1.430×10^{-2}	0.072	0.740	8.100×10^{-3}	0.056	0.530

ISE、IAE 和 Dev^{max} 分别为 3.310×10^{-3} 、0.043 和 0.330. 对比结果表明, ASMC 能够有效抑制时滞对控制过程造成的影响, 增强系统的稳定性.

综上所述, 实验设计分别模拟了城市污水处理

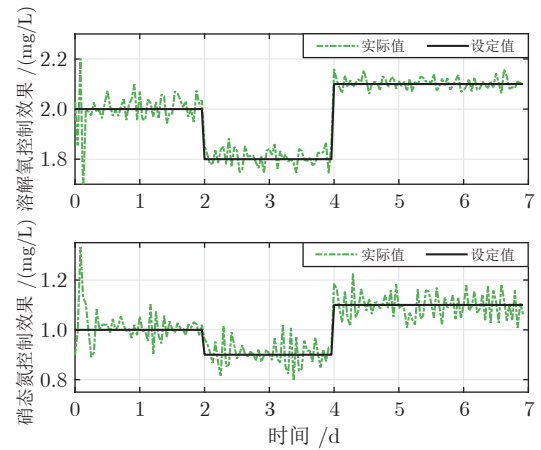


图 9 溶解氧和硝态氮控制效果
(晴天天气且设定值变化)
Fig.9 The control results of $SO_{,5}$ and $SNO_{,2}$
(dry weather with changing settings)

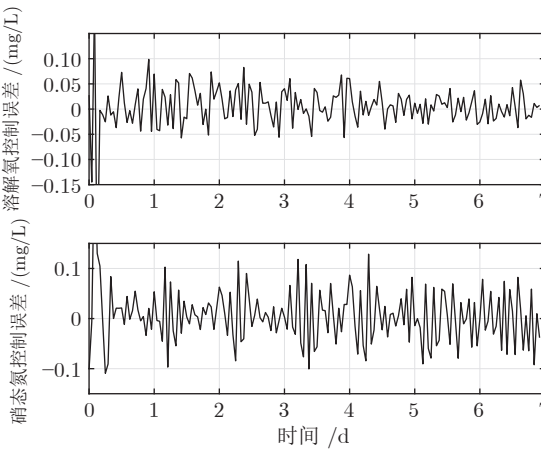


图 10 溶解氧和硝态氮控制误差
(晴天天气且设定值变化)
Fig.10 The error results of $SO_{,5}$ and $SNO_{,2}$
(dry weather with changing settings)

过程在常规 (晴天天气且设定值恒定)、外界条件发生变化 (雨天天气且设定值恒定) 以及内部状态发生变化 (晴天天气且设定值变化) 3 种情况, 本文提出的控制方法均能实现溶解氧和硝态氮的稳定控制. 其中晴天天气下时滞较雨天天气大, 第一种情况增加了预估补偿前后的对比, 结果显示该方法能够削弱时滞的影响; 后两种情况增加了该方法与其他控制方法的对比, 结果显示该方法能够获得更好的控制效果.

4 结束语

针对时滞影响城市污水处理过程稳定控制的问题, 本文提出了一种自适应滑模控制方法. 本文的

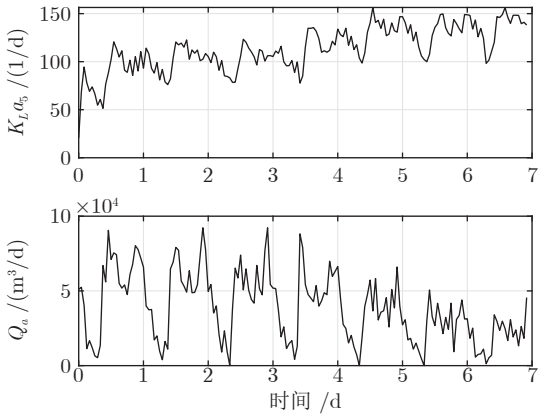


图 11 氧传递系数和内回流变化曲线
(晴天天气且设定值变化)

Fig.11 The results of K_La_5 and Q_a
(dry weather with changing settings)

表 2 不同控制器性能比较 (晴天天气且设定值变化)

Table 2 The comparison results of different controllers
(dry weather with changing settings)

控制策略	溶解氧			硝态氮		
	ISE	IAE	Dev ^{max}	ISE	IAE	Dev ^{max}
ASMC	2.120×10^{-3}	0.030	0.340	3.310×10^{-3}	0.043	0.330
SMC ^[20]	3.640×10^{-3}	0.032	0.360	3.870×10^{-3}	0.044	0.390
FNNC ^[34]	7.750×10^{-3}	0.061	0.480	9.900×10^{-3}	0.075	0.500
PID ^[12]	7.930×10^{-3}	0.045	0.850	4.780×10^{-3}	0.047	0.490

主要工作可以概括为以下四点:

1) 针对城市污水处理过程的关键被控变量溶解氧和硝态氮, 本文分析了时滞的成因以及对生化反应过程造成的影响, 建立了受推流时滞影响的运行控制模型.

2) 由于城市污水处理过程具有非线性的特性, 本文设计了一种基于模糊神经网络的预估补偿模型, 该模型能够统一控制模型中的变量时刻, 降低时滞的影响.

3) 本文设计了一种基于自适应开关增益系数的滑模控制器, 实现了溶解氧和硝态氮的稳定控制.

4) 通过 BSM1 仿真平台, 验证本文提出的控制方法, 并设置了对比实验, 实验结果显示了本文方法的有效性.

然而, 本文方法尚存在一定的局限性需要进一步的探索, 例如本文基于国际水协会提出的 BSM1 模型建立了推流时滞影响下的运行控制模型. 由于实际污水处理过程运行环境复杂, 该模型可能不能完全反映实际污水处理过程的真实情况. 因此, 如何仅依靠过程数据辨识推流时滞影响下的运行控制模型仍是一个待解决的问题.

References

1 Han Hong-Gui, Zhang Lin-Lin, Wu Xiao-Long, Qiao Jun-Fei. Data-knowledge driven multi-objective optimal control for municipal wastewater treatment process. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(11): 2538–2546
(韩红桂, 张琳琳, 伍小龙, 乔俊飞. 数据和知识驱动的城市污水处理过程多目标优化控制. *自动化学报*, 2021, **47**(11): 2538–2546)

2 Huang Jun-Xi, Cen Yu-Ming, Guan Yu-Ting, Zhang Wei-Long. Application of intelligent control system for chemical phosphorus removal in wastewater treatment process. *China Water & Wastewater*, 2022, **38**(1): 104–107
(黄俊熙, 岑玉铭, 关宇霆, 张伟龙. 污水处理过程中除磷加药智能控制系统及应用研究. *中国给水排水*, 2022, **38**(1): 104–107)

3 Yang Cui-Li, Wu Zhan-Hong, Han Hong-Gui, Qiao Jun-Fei. Perspectives on optimal setting methods for municipal wastewater treatment processes. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(10): 2092–2108
(杨翠丽, 武战红, 韩红桂, 乔俊飞. 城市污水处理过程优化设定方法研究进展. *自动化学报*, 2020, **46**(10): 2092–2108)

4 Li Yong-Ming, Shi Xu-Dong, Xiong Wei-Li. Condition recognition based intelligent multi-objective optimal control for wastewater treatment. *CIESC Journal*, 2019, **70**(11): 4325–4336
(李永明, 史旭东, 熊伟丽. 基于工况识别的污水处理过程多目标优化控制. *化工学报*, 2019, **70**(11): 4325–4336)

5 Qiao Jun-Fei, Lu Chao, Wang Lei, Han Hong-Gui. Models of urban wastewater treatment process: An overview. *Information and Control*, 2018, **47**(2): 129–139
(乔俊飞, 卢超, 王磊, 韩红桂. 城市污水处理过程模型研究综述. *信息与控制*, 2018, **47**(2): 129–139)

6 Zhang Shuai, Zhou Ping. Recursive bilinear subspace modeling and model-free adaptive control of wastewater treatment. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(7): 1747–1759
(张帅, 周平. 污水处理过程递推双线性子空间建模及无模型自适应控制. *自动化学报*, 2022, **48**(7): 1747–1759)

7 Quan Li-Min, Yang Cui-Li, Qiao Jun-Fei. Data-driven online self-organizing control for dissolved oxygen concentration, *Acta Automatica Sinica*, DOI: 10.16383/j.aas.c210041
(权利敏, 杨翠丽, 乔俊飞. 数据驱动的溶解氧浓度在线自组织控制方法. *自动化学报*, DOI: 10.16383/j.aas.c210041)

8 Han H G, Liu Z, Lu W, Hou Y, Qiao J F. Dynamic MOPSO-based optimal control for wastewater treatment process. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, **51**(5): 2518–2528

9 Chistiakova T, Wigren T, Carlsson B. Combined L2-stable feed-back and feed forward aeration control in a wastewater treatment plant. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2020, **28**(3): 1017–1024

10 Iratni A, Chang N. Advances in control technologies for wastewater treatment processes: Status, challenges, and perspectives. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2019, **6**(2): 337–363

11 Du Sheng-Li, Zhang Qing-Da, Cao Bo-Qi, Qiao Jun-Fei. A review of model predictive control for urban wastewater treatment process. *Information and Control*, 2022, **51**(1): 41–53
(杜胜利, 张庆达, 曹博琦, 乔俊飞. 城市污水处理过程模型预测控制研究综述. *信息与控制*, 2022, **51**(1): 41–53)

12 Flores V R, Sanchez E N, Béteau J F, Hernandez S C. Dissolved oxygen regulation by logarithmic/antilogarithmic control to improve a wastewater treatment process. *Environmental Technology*, 2013, **34**(23): 3103–3116

13 Samsudin S I, Rahmat M F, Wahab N A, Razali M C, Gaya M S, Salim S N S. Improvement of activated sludge process using enhanced nonlinear PI controller. *Arabian Journal for Science & Engineering*, 2014, **39**(8): 6575–6586

14 Cristea S, Prada C D, Sarabia D, Gutierrez G. Aeration control of a wastewater treatment plant using hybrid NMPC. *Computers Chemical Engineering*, 2011, **35**(4): 638–650

15 Belchior C A C, Araújo R A M, Landeck J A C. Dissolved oxygen control of the activated sludge wastewater treatment process

- using stable adaptive fuzzy control. *Computers & Chemical Engineering*, 2012, **37**(1): 152–162
- 16 Xu J, Niu Y G, Lam H K. Event-triggered sliding mode control of fuzzy systems via artificial time-delay estimation. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2021, **29**(9): 2467–2478
 - 17 Xie M Y, Yu S D, Lin H P, Ma J Y, Wu H T. Improved sliding mode control with time delay estimation for motion tracking of cell puncture mechanism. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2020, **67**(9): 3199–3210
 - 18 Yan H C, Zhou X P, Zhang H, Yang F W, Wu Z G. A novel sliding mode estimation for micro-grid control with communication time delays. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, **10**(2): 1509–1520
 - 19 Han Y Q, Kao Y G, Gao C C. Robust sliding mode control for uncertain discrete singular systems with time-varying delays and external disturbances. *Automatica*, 2017, **75**(1): 210–216
 - 20 Munoz C, Young H, Antileo C, Bornhardt C. Sliding mode control of dissolved oxygen in an integrated nitrogen removal process in a sequencing batch reactor. *Water Science & Technology*, 2009, **60**(10): 2545–2553
 - 21 Xu D, Zhou H M, Shao X Y, Wang T. Performance study of sliding mode controller with improved adaptive polynomial-based forward prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, **133**(1): 1–18
 - 22 Alipouri Y, Alipour H, Huang B. Multiple step ahead prediction based high order discrete-time sliding mode control design with actuator and communication delays. *Journal of the Franklin Institute*, 2020, **357**(12): 7845–7863
 - 23 Shah D H, Patel D M. Design of sliding mode control for quadruple-tank MIMO process with time delay compensation. *Journal of Process Control*, 2019, **76**(1): 46–61
 - 24 Ozturk M C, Serrat F M, Teymour F. Optimization of aeration profiles in the activated sludge process. *Chemical Engineering Science*, 2016, **139**(1): 1–14
 - 25 Huang Can, Gui Wei-Hua, Yang Chun-Hua, Jiang Zhao-Hui, Xie Yong-Fang. Decoupling Smith control for multi-variable system with time-delays. *Control Theory & Applications*, 2010, **27**(10): 1393–1398
(黄灿, 桂卫华, 阳春华, 蒋朝辉, 谢永芳. 多变量时滞过程解耦 Smith 控制. 控制理论与应用, 2010, **27**(10): 1393–1398)
 - 26 Xie S, Wang H Z, Peng J C, Liu X L, Yuan X F. A hierarchical data reconciliation based on multiple time-delay interval estimation for industrial processes. *ISA Transactions*, 2020, **105**(1): 198–209
 - 27 Li Xu-Guang, Zhang Ying-Wei, Feng Lin. Survey on complete stability study for time-delay systems. *Control and Decision*, 2018, **33**(7): 1153–1170
(李旭光, 张颖伟, 冯琳. 时滞系统的完全稳定性研究综述. 控制与决策, 2018, **33**(7): 1153–1170)
 - 28 Canete J F, Saz-Orozco P, Gabriel J G, Baratti R, Ruano A, Rivas-Blanco I. Control and soft sensing strategies for a wastewater treatment plant using a neuro-genetic approach. *Computers Chemical Engineering*, 2021, **144**(1): 1–14
 - 29 Asadi A, Verma A, Yang K. Wastewater treatment aeration process optimization: A data mining approach. *Journal of Environmental Management*, 2016, **203**(2): 630–639
 - 30 Santin I, Pedret C, Vilanova R. Applying variable dissolved oxygen set point in a two level hierarchical control structure to a wastewater treatment process. *Journal of Process Control*, 2015, **28**(1): 40–55
 - 31 Carpenter C M G, Helbling D E. Removal of micro-pollutants in biofilters: Hydrodynamic effects on biofilm assembly and functioning. *Water Research*, 2017, **120**(1): 211–221
 - 32 Liu H B, Yoo C K. Cascade control of effluent nitrate and ammonium in an activated sludge process. *Desalination and Water Treatment*, 2015, **57**(45): 21253–21263

- 33 Wu Jing, Liu Yi-Qi, Liu Jian, Huang Dao-Ping, Qiu Yu, Yu Guang-Ping. Study on the soft sensor of multi-kernel relevance vector machine based on time difference. *CIESC Journal*, 2019, **70**(4): 1472–1484
(吴菁, 刘乙奇, 刘坚, 黄道平, 邱禹, 于广平. 基于动态多核相关向量机的软测量建模研究. 化工学报, 2019, **70**(4): 1472–1484)
- 34 Qiao J F, Hou Y, Zhang L, Han H G. Adaptive fuzzy neural network control of wastewater treatment process with multi-objective operation. *Neurocomputing*, 2018, **275**(1): 383–393



韩红桂 北京工业大学信息学部教授. 主要研究方向为城市污水处理过程智能优化控制, 神经网络结构设计与优化. 本文通信作者.

E-mail: rechardhan@bjut.edu.cn

(**HAN Hong-Gui** Professor at the Faculty of Information Technology,

Beijing University of Technology. His research interest covers intelligent optimal control of municipal wastewater treatment process, structure design and optimization of neural networks. Corresponding author of this paper.)



秦晨辉 北京工业大学信息学部硕士研究生. 主要研究方向为城市污水处理过程智能控制.

E-mail: qinchengqinchen123@163.com

(**QIN Chen-Hui** Master student at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Techno-

logy. His main research interest is intelligent control of municipal wastewater treatment process.)



孙浩源 北京工业大学信息学部讲师. 主要研究方向为城市污水处理网络化控制, 随机采样控制.

E-mail: sunhaoyuan@bjut.edu.cn

(**SUN Hao-Yuan** Lecturer at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology.

His research interest covers networked control of municipal wastewater treatment process and stochastic sampled-data control.)



乔俊飞 北京工业大学信息学部教授. 主要研究方向为城市污水处理过程智能优化控制, 神经网络结构设计与优化. E-mail: adqiao@bjut.edu.cn

(**QIAO Jun-Fei** Professor at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology. His

research interest covers intelligent optimal control of municipal wastewater treatment process, structure design and optimization of neural networks.)