

城市污水处理过程优化设定方法研究进展

杨翠丽¹ 武战红¹ 韩红桂¹ 乔俊飞¹

摘 要 城市污水处理过程优化运行的目标是保证出水水质达标, 降低运行成本. 为了实现该目标, 需要动态更新污水处理过程操作变量的最优设定值. 由于城市污水处理过程具有多变量、多冲突、多目标、多约束、动态、时变等特点, 如何设计精确的污水处理过程运行指标模型, 如何优化过程操作变量的最优设定值, 是实现城市污水处理过程优化运行亟待解决的难题. 本文梳理了城市污水处理过程优化设定方法的研究进展. 首先, 介绍了城市污水处理过程特性和过程优化设定问题; 其次, 分别概述了基于机理和基于数据驱动的城市污水处理过程运行指标建模方法; 然后, 分别讨论了城市污水处理过程单运行指标和多运行指标的操作变量设定值寻优算法; 最后, 展望了城市污水处理过程优化设定问题的未来研究方向.

关键词 城市污水处理过程, 优化设定, 运行指标模型, 设定值寻优算法

引用格式 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

DOI 10.16383/j.aas.c200294

Perspectives on Optimal Setting Methods for Municipal Wastewater Treatment Processes

YANG Cui-Li¹ WU Zhan-Hong¹ HAN Hong-Gui¹ QIAO Jun-Fei¹

Abstract In municipal wastewater treatment processes (MWWTPs), the object of optimal operation is to guarantee water quality standard and reduce operation cost. To achieve these goals, it is necessary to update the optimal set-point values of operation variables in MWWTPs in real time. However, the MWWTP is a complex system, which has multi-variables, multi-conflicts, multi-objectives, multi-constraints, dynamics and time-varying delays. Therefore, to realize the optimal operation of MWWTPs, two important problems are how to design the accurate operation indices models of MWWTPs and how to optimize the set-point values of operation variables. In this paper, some existing optimal setting methods of MWWTPs are reviewed. Firstly, the characteristics of MWWTPs and the optimal setting problem are introduced. Secondly, the mechanism-based and data-driven operation indices modeling methods of MWWTPs are described, respectively. Then, the optimization algorithms for single operation variables and multiple operation variables are given, respectively. Finally, some future work about the optimal setting methods of MWWTPs are discussed.

Key words Municipal wastewater treatment processes (MWWTPs), optimal setting methods, operation indices models, optimization algorithm of operation variables

Citation 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

随着我国城市化建设的高速发展, 排放的工业、生活污水也急剧增长^[1]. 因此, 建设城市污水处理厂是预防水体污染、保护水环境的重要举措. 至

2017 年底, 我国共计建成 5 000 多座城镇污水处理厂^[2], 污水处理能力大大提高. 但是, 我国城市污水处理厂运行状况不容乐观. 首先, 城市污水处理过程水质超标现象很频繁^[3], 我国一半以上的城市污水处理厂都存在水质超标问题^[4]. 此外, 城市污水处理面临能耗大、运行成本高的难题^[5]. 以电能消耗为例, 我国平均吨水耗电量约为 0.24 千瓦时, 是发达国家吨水耗电量的 2 倍^[6]. 高能耗导致部分污水处理厂面临“建的起, 养不起”的困难^[7]. 因此, 实现城市污水处理过程的优化运行已经迫在眉睫.

城市污水处理过程优化运行的目标是“保质降耗”, 即保证出水水质, 同时降低系统能耗^[8]. 为实现该目标, 多位专家学者提出了污水处理过程优化控制技术, 其不仅要求被控对象输出稳定、精准跟踪设定值, 同时在保证出水水质达标排放的条件下, 尽

收稿日期 2020-05-09 录用日期 2020-08-05

Manuscript received May 9, 2020; accepted August 5, 2020

国家自然科学基金 (61973010, 61890930-5), 北京市自然科学基金资助项目 (4202006), 水体污染控制与治理科技重大专项项目 (2018ZX07111005), 国家重点研发计划项目 (2018YFC1900800-5) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61973010, 61890930-5), National Natural Science Foundation of Beijing (4202006), Major Science and Technology Program for Water Pollution Control and Treatment of China (2018ZX07111005), and National Key Research and Development Project (2018YFC1900800-5)

本文责任编辑 杨涛

Recommended by Associate Editor YANG Tao

1. 北京工业大学信息学部, 计算智能与智能系统北京市重点实验室, 智能感知与自主控制教育部工程研究中心 北京 100124

1. Beijing University of Technology, Faculty of Information Technology, Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Engineering Research Center of Intelligent Perception and Autonomous Control Ministry of Education, Beijing 100124

可能降低系统能耗。目前, 污水处理过程优化控制技术已经在美国、加拿大、芬兰等国家的部分城市污水处理厂获得成功应用^[9-11]。但是, 我国城市污水处理厂自动化水平普遍不高, 部分影响污水处理效果的过程操作变量设定值往往依赖人工经验设定。当工况发生改变时, 设定值会偏离理想值, 即使精准的回路跟踪控制也不可能实现运行指标的最优化。因此, 城市污水处理过程操作变量的优化设定是实施过程优化控制的关键环节。

城市污水处理过程优化设定问题的求解过程, 本质上是基于过程运行指标模型, 优化过程操作变量设定值的过程。城市污水处理过程具有多变量、多冲突、多目标、多约束、动态、时变等特点, 其导致过程运行指标模型设计和操作变量设定值寻优算法设计极其困难。近年来, 多位专家学者对城市污水处理过程优化设定问题投入了大量研究^[12-13], 并取得了一系列重要进展, 先进的过程优化设定技术已经在污水处理厂成功应用, 实现了污水处理的优化运行^[14]。论文首先概述城市污水处理过程及主要特性, 阐述过程优化设定问题及其难点。其次, 围绕城市污水处理过程运行指标模型设计问题, 分别描述了基于机理和基于数据驱动的过程运行指标建模方法。然后, 从保质降耗的需求出发, 分别阐述了城市污水处理过程单运行指标和多运行指标的操作变量设定值寻优算法。最后, 针对污水处理过程优化设定方法在实际应用中存在的问题, 对污水处理过程优化设定问题未来研究方向进行了展望和总结。

1 城市污水处理过程及优化设定问题描述

本节首先概述城市污水处理过程及其特性。然后, 描述城市污水处理过程优化设定问题, 并对其难点展开分析。

1.1 城市污水处理过程描述

活性污泥法在城市污水处理厂的应用很广泛^[15], 其利用活性污泥中的微生物群体, 吸附、氧化、分解污水中有机物, 经过硝化、反硝化、释磷和吸磷等生化反应去除氮磷污染物。以应用最广泛的 A²O 为例 (如图 1 所示) 进行说明, 城市污水处理过程主要包括 4 个阶段。首先是一级处理, 污水经过格栅、沉砂池和初次沉淀池进行初步净化, 通过筛选法、沉淀法、上浮法等物理方法筛除大颗粒的悬浮物^[16-17]。其次, 二级处理利用生化反应去除可溶性的有机污染物、硫化物等物质。然后, 三级处理利用活性炭过滤法等净化有机污染物、氮磷等无机物, 达到饮用水水质标准。最后, 利用浓缩、硝化、脱水等操作处置剩余污泥, 避免水环境二次污染。

1.2 城市污水处理过程动态特性分析

基于活性污泥法的城市污水处理过程具有如下特性:

1) 城市污水处理过程包含多个操作环节和操作变量^[18]。例如, 提升泵房需要设定提升泵流量, 曝气单元需要设定曝气量, 内回流和外回流环节需要设定内回流量和外回流量。

2) 城市污水处理过程是一个复杂的生化反应过程, 包含物理、生物、化学等过程。例如, 模拟污水处理过程的活性污泥模型 2 (Activated Sludge Model 2, ASM2) 包含 2 个沉淀过程, 19 个生物反应, 涉及硝化、反硝化、释磷和吸磷等过程, 22 个化学计量参数和 45 个动力学参数^[19]。

3) 城市污水处理过程包含多个出水水质变量和过程变量, 部分变量很难在线实时测量, 例如出水化学需氧量 (Chemical oxygen demand, COD)、出水生物需氧量 (Biochemical oxygen demand, BOD)、出水总悬浮固体浓度 (Total suspended solid, TSS)、污

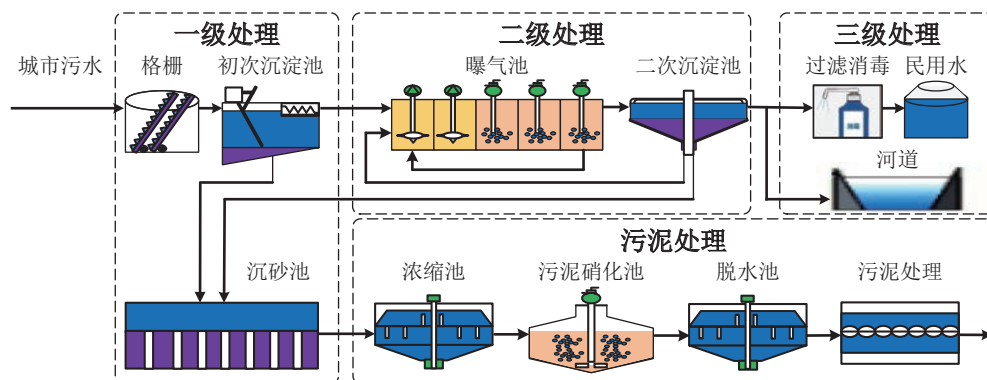


图 1 城市污水处理过程简图

Fig.1 Schematic of MWWTPs

染物去除率等. 基于实验室的测量方法普遍面临测量频次少、过程繁琐、历时长的缺点. 例如, BOD 的实验室测量周期为 5 天^[20].

4) 脱氮和除磷工艺对操作变量的要求互相矛盾^[21]. 例如, 好氧池内过低的溶解氧浓度会抑制硝化反应, 混合液中过高的溶解氧浓度会降低反硝化反应.

5) 城市污水处理过程涉及多个互相冲突的过程运行指标^[22]. 例如, 为了改善出水水质, 污水处理厂往往采取增大曝气量、延长水力停留时间、增加硝化液回流比等措施, 这些措施同时增加运行成本.

6) 城市污水处理系统工况多变, 进水流量、进水组分、污染物种类、有机物浓度等被动接受^[23]. 同时, 城市污水处理过程具有动态、时变特点, 其变化过程难以量化计算.

1.3 城市污水处理过程优化设定问题描述及难点分析

城市污水处理过程优化运行的目标是在满足众多等式约束 $h_i(t, \mathbf{x})$ 条件 (物料平衡、执行器饱和等) 和不等式约束 $g_j(t, \mathbf{x})$ 条件 (出水达标等) 下,

$$\begin{cases} h_i(t, \mathbf{x}) = 0 \\ g_j(t, \mathbf{x}) \geq 0 \end{cases}, \quad i = 1, 2, \dots, j = 1, 2, \dots \quad (1)$$

$\mathbf{x}$ 为过程操作变量设定值, t 为环境 (时间) 变量, 实现出水水质 (出水 BOD、出水 COD、出水氨氮、出水总氮、出水总磷等) 达标排放,

$$\min F_{1m}(t, \mathbf{x}), \quad m = 1, 2, \dots \quad (2)$$

降低系统能耗或者能源需求 (曝气能耗、泵送能耗、药耗等),

$$\min F_{2n}(t, \mathbf{x}), \quad n = 1, 2, \dots \quad (3)$$

并优化其他运行指标 (温室气体排放量、过程安全运行等),

$$\min F_{3l}(t, \mathbf{x}), \quad l = 1, 2, \dots \quad (4)$$

综上, 城市污水处理过程优化设定问题数学描述为:

$$\begin{aligned} \min \quad & F(t, \mathbf{x}) = [F_{1m}(t, \mathbf{x}), F_{2n}(t, \mathbf{x}), F_{3l}(t, \mathbf{x})] \\ & m = 1, 2, \dots, n = 1, 2, \dots, l = 1, 2, \dots \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} g_i(t, \mathbf{x}) \geq 0 \\ h_j(t, \mathbf{x}) = 0 \end{cases}, \\ & i = 1, 2, \dots, j = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (5)$$

该问题的求解目标是搜索过程操作变量设定值 $\mathbf{x}$.

城市污水处理过程优化设定问题的求解过程, 本质上是根据入水负荷、操作条件等环境变化和运

行要求建立过程运行指标模型, 并设计过程操作变量设定值寻优算法, 实现运行指标动态平衡的过程. 但是, 城市污水处理过程包含多个操作单元, 受到多个性能指标、约束条件的影响, 导致过程优化设定问题的求解面临一些难题:

1) 难以设计精确的城市污水处理过程运行指标模型. 城市污水处理过程同时包含物理、生物、化学反应, 涉及多个过程运行指标, 部分出水水质指标或者过程变量无法在线精确测量, 过程运行指标和操作变量之间关系具有强非线性、机理不清的特点, 如何精准描述过程运行指标的变化过程是亟待解决的一个难题.

2) 难以实现多个过程操作变量设定值的动态优化. 城市污水处理过程流程长、工况变化频繁, 过程运行指标众多且关联冲突, 约束条件随进水负荷、系统运行工况动态改变. 如何设计合适的过程操作变量设定值寻优算法, 平衡众多运行指标之间动态关系, 该问题亟待解决.

为解决城市污水处理过程优化设定问题, 需要综合建模技术、优化技术和人工智能技术, 分析污水处理过程特性, 挖掘过程操作变量、过程变量和出水水质指标、能耗指标之间关系, 建立过程变量模型、出水水质指标模型、能耗指标模型等. 同时, 需要研究多冲突目标优化方法, 结合过程运行指标模型, 在满足众多约束条件下, 根据运行工况搜索过程操作变量最优设定值, 最大程度降低操作能耗或成本.

2 城市污水处理过程运行指标模型

城市污水处理过程运行指标模型是表征过程运行指标和操作变量、过程变量之间关系的数学描述, 为设计操作变量设定值寻优算法提供评价依据, 也是求解过程优化设定问题的基础^[24]. 从研究方法角度划分, 现有的城市污水处理过程运行指标模型主要分为两大类: 基于机理和基于数据驱动的污水处理过程运行指标模型.

2.1 基于机理的城市污水处理过程运行指标模型

机理建模主要是基于过程机理认知, 利用物料平衡、微生物成长衰亡过程、流体动力学等理论建立表征污水处理生化反应过程的类似方程式的模型. 现有的污水处理过程机理模型主要包括 ASM_s 系列模型^[25]、BSMs (Benchmark Sludge Models) 系列模型^[26] 和其他机理模型^[27].

基于活性污泥稳态和微生物成长衰亡过程, 国际水质协会先后推出了活性污泥数学模型 ASM1^[28]、

ASM2^[29]、ASM3^[30] 等系列模型。其中, ASM1 能够评价碳化、硝化和反硝化过程的动态特性, ASM2 中首次引入除磷过程, ASM3 增加了有机物储存过程。基于 ASM1, Pallavhee 等^[31] 建立了出水 COD、出水氨氮模型, 获得了出水 COD、出水氨氮与供氧速率和外加碳源之间的非线性关系, 仿真结果表明该水质模型可以有效提高优化控制策略性能。基于 ASM1 和 ASM2, Mannina 等^[32] 建立了基于组分微分速率方程的出水水质指标 (出水 COD、出水 TSS、出水总氮) 模型, 同时利用广义似然不确定估计算法 (Generalised likelihood uncertainty estimation methodology, GLUE) 研究了入水水质和水量的不确定性对出水水质指标的影响。基于活性污泥反应机理, 彭永臻等^[33] 首次建立了污水处理过程运行费用与污泥排放量、溶解氧浓度关系的泛函表达式, 为研究污水处理过程多变量最优控制奠定了基础。基于 ASM1, Walid 等^[34] 建立了脱氮过程能耗模型, 该模型表征了出水水质、微生物活性、非生物因素对系统操作成本、运行成本的影响。基于 ASM2, Sun 等^[35] 建立了好氧池曝气能耗模型, 其描述了曝气能耗与出水 BOD、出水 COD、出水氨氮、出水总氮等出水水质参数之间的数学关系。该能耗模型能够通过出水氨氮浓度的反馈实现曝气量的实时调节, 并成功应用于某大型污水处理厂的运行。基于 ASM2d, Chen 等^[36] 提出了包含出水水质 (出水氨氮、出水总氮、出水总磷) 和能耗 (曝气能耗、泵送能耗、污泥处理费用) 的过程综合运行指标模型, 该模型能够准确描述城市污水处理过程的动态特性。目前, ASMs 系列模型在工程设计、工艺改造、在线监测方面有着广泛应用。但是, ASMs 模型涉及的反应过程复杂、参数众多且辨识困难^[37], 同时模型阶次较高^[38], 不易直接进行污水处理过程运行指标的设计、优化和控制^[39-42]。

为了评价污水处理过程控制策略的性能, 欧盟科学技术与合作组织和国际水质协会联合开发了 BSM1^[43]、BSM2^[44] 等模型。其中, BSM1 利用相同的进水数据、模型参数、性能评价标准, 实现了不同优化方法及控制策略的公平比较。BSM1 中曝气能耗、泵送能耗和出水水质评价标准如下所示^[45]。

$$AE = \frac{S_{\text{sat}}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_t^{t+T} \sum_{i=1}^{i=5} V_i \cdot k_L a_i(t) \cdot dt \quad (6)$$

$$PE = \frac{1}{T} \int_t^{t+T} (0.004Q_a(t) + 0.008Q_r(t) + 0.05Q_w(t)) \cdot dt \quad (7)$$

$$EQ = \frac{1}{T \cdot 1000} \int_t^{t+T} (B_{SS} \cdot SS(t) + B_{\text{COD}} \cdot \text{COD}(t) + B_{NK} \cdot S_{NK}(t) + B_{\text{NO}} \cdot S_{\text{NO}}(t) + B_{\text{BOD}} \cdot \text{BOD}(t)) Q_e(t) dt \quad (8)$$

其中, AE 、 PE 和 EQ 分别为曝气能耗、泵送能耗和出水水质, V_i 为体积, $k_L a_i$ 为氧气转化系数, Q_a 、 Q_r 、 Q_w 分别为内循环流速、外循环流速和污泥流速, SS 和 B_{SS} 为出水固体悬浮物浓度及其权重, COD 和 B_{COD} 为出水化学需氧量浓度及其权重, S_{NK} 和 B_{NK} 为出水凯式氮浓度及其权重, S_{NO} 和 B_{NO} 为出水硝态氮浓度及其权重, BOD 和 B_{BOD} 为出水生物需氧量浓度及其权重, T 为观测周期。与 BSM1 相比, BSM2 中增加了污泥处置过程的能耗评价方程, 因此其评价标准更全面。随后, 国内外学者先后提出了多个基于 BSMs 的修正模型或者改进模型^[46-48]。

基于 BSM1, Shen 等^[49] 建立了基于加权求和法的出水水质模型, 包含了国标规定的 5 类出水水质, 每类水质的权重取决于对环境的污染程度, 该水质模型能够实现操作变量溶解氧、硝态氮设定值的优化。Nopens 等^[50] 建立了基于 BSM2 的出水水质模型, 与基于 BSM1 的出水水质模型比较, 该模型不仅能够提高出水水质, 同时减少了出水氨氮超标现象。基于 BSM1, Maere 等^[51] 建立了膜生物反应器的曝气能耗模型, 该模型能够准确描述膜装置中气泡曝气能耗与出水 TSS、出水 COD 以及操作变量溶解氧、硝态氮之间的动态关系, 为制定污水处理过程开环控制和闭环控制提供了理论指导。基于 BSM1, 王藩等^[52] 设计了包含水质指标和能耗指标的过程混合指标模型, 水质指标包含了出水水质和出水 BOD、出水 COD、出水 TSS、出水总氮和出水氨氮之间的关系, 能耗指标包含了污泥处理能耗、曝气能耗、水泵能耗和污水组分之间关系, 该混合模型能够验证不同控制方案的性能。基于 BSM2, Sweetapple 等^[53] 提出了包含出水水质、操作成本、温室气体排放的多准则过程运行指标模型, 表征了温室气体排放量、操作能耗、污水处理罚款、微生物活性和污水出水含碳、氮、磷污染物浓度之间的关系, 该模型不仅有利于实现污水处理过程优化运行, 而且利于降低二氧化氮气体的排放。目前, BSMs 系列模型对优化算法及控制策略的评价标准越来越全面。但是 BSMs 系列模型仅仅模拟理想状况下的污水处理过程, 忽略外界干扰因素, 难以准确反映真实污水处理过程。

除了 ASMs 和 BSMs 系列模型, 多位学者还研究了基于动力学、物料守恒定理等理论的过程运行指标模型。针对反硝化过程温室气体排放问题, Plósz^[54] 建立了基于反硝化过程动力学特性的出水水质模

型,准确表达了出水水质、反硝化区氧气量、内回流比之间关系,该模型可以有效优化溶解氧浓度和内回流比的设定值.针对曝气池内微生物活性问题,De Gussem 等^[55]建立了基于流体动力学和 ASM2d 的能耗模型,描述了系统曝气量变化和微生物活性之间复杂关系,该模型成功应用于安特卫普南部的一个污水处理厂.针对脱氮过程运行效率问题,Yang 等^[56]建立了基于流体动力学的污水处理过程多运行指标模型,描述了曝气能耗、出水水质和操作变量溶解氧之间的非线性关系,该模型成功应用于河南平顶山的一个污水处理厂.上述机理模型对污水处理过程化学、物理、生化机理进行了描述.但是,目前人们对污水处理过程机理方面的认知很有限^[57],基于动力学特性的过程运行指标模型仅仅简单刻画过程运行指标、操作变量、影响因素之间关联关系,难以保证模型准确性.

表 1 对比了部分基于机理的城市污水处理过程运行指标建模方法.基于机理的污水处理过程运行指标模型具有一定的理论支撑,能够反映污水处理系统的主要规律.但是,机理模型普遍参数众多,校正过程繁琐,很难设计便于操作的过程运行指标优化及控制算法.另外,污水处理过程机理异常复杂,同时具有不确定性、非线性、动态等特性,单纯基于机理的污水处理过程运行指标模型难以保证准确性和可靠性.

2.2 基于数据驱动的城市污水处理过程运行指标模型

城市污水处理过程的首要目标是保证出水水质

达标排放,即“保质”.但是,污水处理过程部分关键出水水质指标不能在线准确测量^[58-59],影响出水水质的部分关键过程变量也难以在线测量^[60].另一方面,随着污水监控与数据采集系统(Supervisory control and data acquisition, SCADA)的广泛应用,污水处理厂获取了大量离线、在线数据,其蕴含设备状态、过程运行指标相关的信息.因此,基于数据驱动的过程运行指标建模方法逐渐兴起^[61-62],其基于污水处理过程数据,分析影响难测变量的主要因素,挖掘特征变量,建立蕴含特征变量和难测变量特定关系的过程运行指标模型,如图 2 所示.

基于多元统计分析的建模方法能够从对象过程的采样数据出发,利用多元统计方法建立输入数据和输出数据之间映射关系的模型.鉴于城市污水处理过程具有数据高维度、强耦合、多变量等特点,以主成分分析、回归分析、聚类分析等为核心技术的多元统计建模方法成为了重要的污水处理过程水质组分分析和在线监测工具.基于实际污水处理厂数据集,Yoo 等^[63]建立了基于主元分析方法的出水 BOD 预测模型,通过压缩多维污水运行数据减少输入数据维度,该模型能够预测不同工况下的出水 BOD 浓度.基于 SCADA 采集的过程数据,Dürrenmatt 等^[64]利用最小二乘回归分析和随机树算法建立了关键出水水质(出水氨氮、出水总磷、出水总氮)的动态预测模型,该模型能够准确预测不同工况下的水质浓度,并且成功应用于瑞士一座中型城市污水处理厂.Zeng 等^[65]设计了基于混合整数非线性回归方程的泵送能耗模型和泵送系统流量模

表 1 基于机理的城市污水处理过程运行指标建模方法比较
Table 1 Comparison of mechanism-based operation indices modeling methods in MWWTPs

文献	过程运行指标	建模方法	是否实际应用	优缺点
Pallavhee等 ^[31]	出水 COD、出水氨氮	ASM1	否	在工程设计、工艺改造、在线监测方面有着广泛应用.但是涉及反应过程复杂、参数众多且辨识困难、模型阶次较高,不易直接进行污水处理过程运行指标的设计、优化和控制.
Mannina等 ^[32]	出水 COD、出水 TSS、出水总氮	ASM1、ASM2、GIUE	是	
彭永臻等 ^[33]	过程运行费用	活性污泥反应机理	否	
El Shorbagy等 ^[34]	脱氮过程能耗	ASM1	否	
Sun等 ^[35]	好氧池曝气能耗	ASM2	是	
Chen等 ^[36]	出水水质、能耗	ASM2d	否	适应于评价优化算法及控制策略.但是忽略外界干扰因素,难以准确反映真实污水处理过程.
Shen等 ^[49]	出水水质	BSM1	否	
Nopens等 ^[50]	出水水质	BSM2	否	
Maere等 ^[51]	曝气能耗	BSM1	是	
王藩等 ^[52]	出水水质、能耗	BSM1	否	
Sweetapple等 ^[53]	出水水质、操作成本、温室气体排放	BSM2	否	能够简单描述污水处理过程化学、物理、生化机理,但是难以保证模型准确性.
Plósz ^[54]	出水水质	反硝化过程动力学	否	
De Gussem等 ^[55]	曝气能耗	流体动力学、ASM2d	是	
Yang等 ^[56]	出水水质、曝气能耗	流体动力学	是	

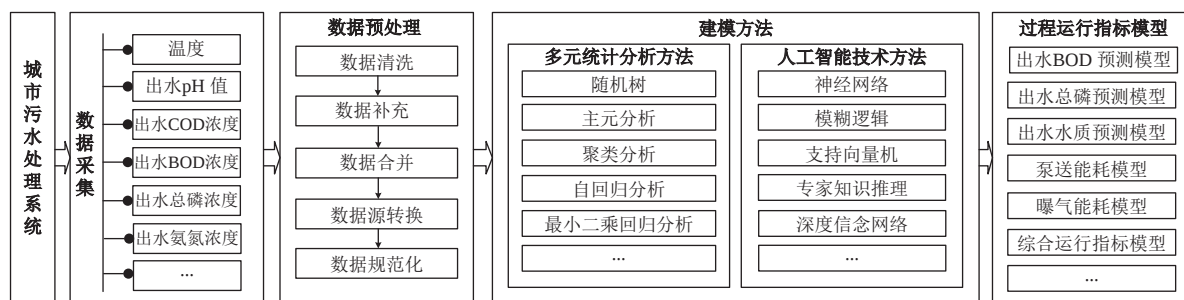


图2 基于数据驱动的城市污水处理过程运行指标模型设计框架

Fig.2 Data-driven based operation indices modeling framework of MWWTPs

型, 利用贪婪电磁像算法 (Greedy electromagnetism-like algorithm) 求解模型, 获取泵送系统转速, 仿真结果表明该模型在保证所需泵送负荷前提下, 最大限度降低了泵送系统能耗. 基于传感器收集的水泵速率信息, Filipe 等^[66] 设计了基于自回归分析方法的废水变速泵能耗模型, 提取了与泵送能耗密切相关的特征参量, 同时基于该能耗模型设计了废水变频预测控制策略, 最大限度减少电能消耗和水箱液位限值报警. 基于水厂实际数据, Asadi 等^[67] 建立了基于聚类分析、多元自适应回归分析等方法的曝气过程多运行指标模型, 描述了出水水质、曝气能耗和溶解氧之间的复杂关系. 基于多元统计分析的过程运行指标模型具有计算简单、快速的优点. 但是, 该类建模方法需要建立表征因果关系的准确模型. 污水处理过程具有不确定性、非线性、时变性的特点, 多元统计分析方法难以适应动态变化的非线性过程, 因此基于多元统计分析的过程运行指标模型精度不够理想.

人工智能领域的神经网络、模糊逻辑、专家推理等技术或方法, 具有逼近非线性、不确定性系统的能力^[68-72]. 因此, 基于人工智能技术的城市污水处理过程运行指标建模方法比较流行^[73-74]. Manu 等^[75] 提出了基于支持向量机和自适应模糊推理的出水水质建模方法, 描述了氨氮去除效率与出水 pH、出水 BOD、出水总固体、出水游离氨、出水氨氮和凯氏氮等水质变量之间的关系, 实验结果表明该水质模型能够有效提高污水处理厂好氧生物工艺效率. Qiao 等^[76] 设计了基于深度信念网络的出水总磷预测模型, 该模型反映了出水总磷和温度、溶解氧、pH 等参数之间的非线性关系. Chen 等^[77] 设计了基于专家知识推理和反向传播 (Back propagation) 神经网络的出水水质模型, 不仅根据水质模型中出水 COD、出水氨氮、出水总氮浓度调节操作变量溶解氧浓度, 而且制定了污泥停留时间、水力停留时间的操作策略. 蒙西等^[78] 设计了基于类脑模块化神经

网络的出水 BOD 模型, 采用改进的误差补偿算法改进模型结构和参数, 既保证了模型结构的简洁性, 又实现了出水 BOD 实时测量. 王丽娟^[79] 基于主元分析方法和神经网络建立了污水处理过程曝气能耗监测模型, 其利用污水处理在线数据进行网络结构和参数学习, 实现了曝气能耗的动态预测. Zhang 等^[80] 利用神经网络建立了包含水泵转速、数量、污水处理出水流速的能耗模型, 引入拉格朗日乘子调整模型权值系数, 利用人工免疫算法进行了模型求解, 获取了最优的泵送系统配置方案. 利用传感器历史和在线数据, Torregrossa 等^[81] 提出一种基于模糊逻辑的泵送系统能耗模型, 不仅有利于分析和评估泵送系统运行性能, 而且为水厂制定节能管理决策提供了理论指导, 该能耗模型在德国一座城市污水处理厂成功应用. 基于人工智能技术的过程指标建模方法具有较强的非线性系统拟合能力, 无需关注系统内部反应机理, 适用性较强. 但是, 上述模型仅仅包含单个过程运行指标, 难以反映城市污水处理全流程的动态特性.

城市污水处理过程复杂, 需要优化或者检测的参数众多且互相耦合, 一个过程运行指标的改变会影响其他指标, 继而影响污水处理整体运行状态. 为了包含多个过程运行指标之间内在关联耦合信息, 过程综合运行指标建模方法的研究逐渐增多. Qiao 等^[82] 根据城市污水处理过程运行数据特点, 设计基于模糊神经网络的过程综合运行指标模型, 建立了曝气能耗、出水氨氮、出水总氮和操作变量溶解氧、硝态氮之间的非线性关系, 仿真结果表明该模型能够准确反映污水处理系统运行状态. Zhang 等^[83] 设定系统每日能耗和出水 BOD、出水氨氮、出水磷酸盐浓度为过程运行目标, 建立了包含系统能耗、出水水质和操作变量的过程综合运行指标模型, 设计了反向传播算法优化了模型参数, 该模型可以有效提高污水处理效果. 韩红桂等^[84] 设计了基于自适应

回归核函数的过程混合运行指标模型, 模型输入变量为入水流量、氨氮浓度和悬浮物固体浓度等, 输出变量为曝气能耗、泵送能耗和出水水质, 利用模型实际输出和期望输出之间的误差实现模型参数的自适应调整, 提高了模型准确性. 污水处理过程综合运行指标模型利于评价全流程的污水处理过程, 便于优化多个操作变量的设定值, 为实现污水处理过程的优化控制、节能降耗提供了基础.

表 2 对比了部分基于数据驱动的城市污水处理过程运行指标建模方法. 与机理建模方法相比较, 基于数据驱动的过程运行指标建模方法能够避免依赖复杂的数学模型, 在描述污水处理过程动态、非线性、复杂性方面凸显优势. 但是, 基于数据驱动的过程运行指标建模方法对数据的依赖性很强, 而污水处理过程数据又存在数据采样规则差异大、过程数据和运行指标存在多时空时间序列相关关系、数据集存在离群点、缺失点等特点. 同时, 城市污水处理过程本身反应复杂、变量繁多, 基于数据驱动的过程运行指标建模方法在模型精度、经验知识处理、模型泛化能力等方面存在局限性. 因此, 如何设计高精度、动态、自适应的城市污水处理过程运行指标模型依旧任重而道远.

3 城市污水处理过程操作变量设定值寻优算法

城市污水处理过程操作变量设定值寻优求解的目的是在满足众多约束的前提下, 实现出水水质达

标、运行成本最低和其他运行指标最优^[85]. 因此, 城市污水处理过程操作变量设定值寻优问题可视为一个带约束条件的函数求极值问题. 为解决该问题, 首先需要选择反映城市污水处理过程优化设定问题客观性质的目标函数、约束条件和操作变量, 然后设计与优化问题相匹配的操作变量设定值寻优算法. 与传统基于人工经验的设定方法比较, 基于优化算法的设定值求解方式可以有效避免人为主观性和随意性的影响. 操作变量设定值寻优算法的解集搜索评价依据是目标函数和约束条件, 不同形式的目标函数和约束条件会导致不同的寻优结果. 根据目标函数是否同时满足保质降耗需求, 现有城市污水处理过程操作变量设定值寻优算法主要分为过程单运行指标和过程多运行指标的操作变量设定值寻优算法.

3.1 过程单运行指标的操作变量设定值寻优算法

高能耗是导致城市污水处理过程运行成本居高不下的主要原因. 围绕城市污水处理过程节能降耗问题, 国内外学者提出了多个以降低能耗为唯一目的的过程单运行指标的操作变量设定值寻优算法. 根据问题求解过程是否考虑约束条件, 过程单运行指标的操作变量设定值寻优算法又可以分为两类: 不带约束条件和带约束条件的操作变量设定值寻优算法.

3.1.1 不带约束条件的操作变量设定值寻优算法

不带约束条件的城市污水处理过程单运行指标优化设定问题本质上是一个简单的单目标优化问

表 2 基于数据驱动的城市污水处理过程运行指标建模方法比较
Table 2 Comparison of data-driven based operation indices modeling methods of MWWTPs

文献	过程运行指标	建模方法	是否实际应用	优缺点
Yoo等 ^[63]	出水 BOD	主元分析方法	是	具有计算简单、快速的优点, 但是要建立表征因果关系的准确模型, 模型精度不够理想.
Dürrenmatt等 ^[64]	出水水质	最小二乘回归分析、随机树	是	
Zeng等 ^[65]	泵送能耗、泵送系统流量	混合整数非线性回归、贪婪电磁像算法	否	
Filipe等 ^[66]	泵送能耗	自回归分析	是	
Asadi等 ^[67]	出水水质、曝气能耗	聚类分析、多元自适应回归分析	是	有较强的非线性系统拟合能力, 但是仅包含单个过程运行指标, 难以反映污水处理全流程动态特性.
Manu等 ^[75]	出水水质	支持向量机、自适应模糊推理	否	
Qiao等 ^[76]	出水总磷	深度信念网络	否	
Chen等 ^[77]	出水水质	专家知识推理、反向传播神经网络	是	
蒙西等 ^[78]	出水 BOD	类脑模块化神经网络	否	
王丽娟 ^[79]	曝气能耗	神经网络、主元分析	否	
Zhang等 ^[80]	泵送能耗	神经网络	是	
Torregrossa等 ^[81]	泵送能耗	模糊逻辑	是	
Qiao等 ^[82]	曝气能耗、出水水质	模糊神经网络	否	
Zhang等 ^[83]	每日能耗、出水水质	支持向量机、反向传播算法	否	
韩红桂等 ^[84]	曝气能耗、泵送能耗、出水水质	自适应回归核函数	否	利于评价全流程的污水处理过程, 便于优化多个操作变量的设定值.

题,可以直接利用现有的线性规划、进化算法等进行求解.为了实现节能降耗的目标,Amand等^[86]利用线性规划算法最小化氧传递系数,实现了硝态氮平均日流量的动态优化设定,该方法使得曝气能耗降低了14%.但是,使用操作变量设定值寻优算法前,需要对能耗模型进行线性化处理.为了降低序批式污水处理过程能耗,Martin等^[87]利用进化算法对硝态氮浓度进行优化设定,同时通过最优控制方法实现设定值的回路跟踪控制,该方法能够使得泵送能耗降低75%.针对脱氮过程能耗高的问题,Duzinkiewicz等^[88]设计了基于BSM1模型的污水处理过程双层优化控制方法,上层利用遗传算法优化能耗模型,获得第五分区溶解氧的最优设定值,下层利用模型预测控制实现溶解氧优化设定值的跟踪控制,该方法能够实现脱氮过程能耗最小化.为了降低搅拌机产生的能耗,Sharma等^[89]利用进化算法优化搅拌机的转速,实际污水处理厂的数据表明该方法可以节省大量的电能.不考虑约束条件的操作变量设定值寻优算法计算过程简单,容易实现.但是上述研究成果仅仅涉及城市污水处理过程单个操作变量,适应于污水处理过程底层基础回路优化与控制,难以应用于污水处理全流程优化运行^[90].

3.1.2 带约束条件的操作变量设定值寻优算法

实际城市污水处理过程优化运行受到国家出水水质排放标准、生产技术规范 and 操作规范、设备能力以及安全性等多个条件制约.为了保证污水处理过程优化设定问题解的可行性,污水处理过程设定值寻优算法的设计过程需要综合考虑各项约束条件的影响.而如何处理约束条件,直接影响寻优算法的性能.常见的约束条件处理方式是通过引入惩罚函数,将带约束条件的优化问题转化为无约束优化问题,然后借助优化方法进行问题求解.为了降低曝气过程能耗,张平等^[91]设定物料平衡方程为等式约束条件、出水氨氮和总氮排放上限为不等式约束条件,结合惩罚函数法和乘子法处理约束条件,减少不可行解的产生,同时设计了混合遗传算法优化溶解氧浓度和污泥浓度设定值,仿真结果表明所提算法具有较好的节能效果.为了降低系统能耗,韩广等^[92]将国标规定的5项出水水质排放限制设定为约束条件,应用拉格朗日乘子法处理等式约束,利用最大最小函数法处理不等式约束,同时设计了梯度下降法求解溶解氧和硝态氮的设定值,该方法显著降低曝气能耗,但是泵送能耗优化效果不明显.基于惩罚函数的约束条件处理方法一般要求惩罚因子趋于无穷,容易导致病态解.为了避免直接处理约束条件,部分专家学者利用进化算法、模糊逻辑方法等求解

了带约束条件的污水处理过程单运行指标优化设定问题.该类方法只需要目标函数值,不需要导数信息.为了降低鼓风能耗和泵送能耗,许玉格等^[93]、刘载文等^[94]将出水达标排放设定为约束条件,并分别提出人工免疫算法、遗传算法等求解操作变量溶解氧和硝态氮设定值,该类方法通过优先淘汰水质超标的解,从而有效避免出水浓度越限情况.为了降低反硝化过程泵送能耗,Ruano等^[95]设定污水处理过程pH值和出水氨氮为约束条件,利用采集到的温度、pH、氧化还原电位等在线数据信息,设计模糊逻辑推理方法实现曝气流量和内循环流量的优化设定,同时根据设定值对底层控制回路实施模糊控制,该方法能够有效改善出水水质,同时减少了曝气能耗.

表3对比了部分城市污水处理过程单运行指标优化设定问题的求解方法.与不带约束条件的污水处理过程单运行指标优化设定问题比较,约束条件的引入能够避免产生脱离现实的解,有利于实现污水处理过程操作变量精准调控.但是,约束条件的存在使得优化设定问题的求解更复杂、更困难.另外,无论污水处理过程单运行指标优化设定问题是否考虑约束条件,都已经存在多种成熟的算法进行问题求解.由于相关操作变量寻优机制主要用于优化能耗指标,在实际污水处理过程中容易导致出水水质超标现象,从而增加系统水质超标罚款,变相提高系统总运行成本^[96].

3.2 过程多运行指标的操作变量设定值寻优算法

城市污水处理过程中包含多个水质变量和过程变量,能耗、水质、工况相互制约,甚至对操作变量的要求相互矛盾,需要同时满足出水达标排放、安全性等条件.因此,城市污水处理过程优化设定问题可视为一个多变量、多约束、多冲突的多目标优化问题.从目标函数的处理方式角度划分,现有的城市污水处理过程多运行指标优化设定问题的求解算法主要分为两类:基于加权求和的操作变量设定值寻优算法和多目标智能寻优算法.城市污水处理过程操作变量设定值寻优算法设计框架如图3所示.

3.2.1 基于加权求和的操作变量设定值寻优算法

基于加权求和的操作变量设定值寻优算法首先通过引入加权函数将多个过程运行指标合并为单一目标函数,即把多目标优化问题转化为单目标优化问题,然后借助优化工具进行问题求解.Qiao等^[97]引入权重系数对能耗和出水水质进行加权求和,并设定为目标函数,同时应用基于梯度的自适应动态规划算法(Adaptive dynamical programming)动态调

表 3 城市污水处理过程单运行指标的操作变量设定值寻优算法比较

Table 3 Comparison of optimization algorithms for set-point values of operation variables with single operation indices in MWWTPs

文献	目标函数	约束条件	操作变量	优化方法	是否实际应用	优缺点
Amand等 ^[86]	曝气能耗	无	硝态氮平均日流量	线性规划算法	否	算法计算过程简单,容易实现,但是仅涉及单个操作变量,难以用于全流程优化运行.
Martin等 ^[87]	过程能耗	无	硝态氮	进化算法	否	
Duzinkiewicz等 ^[88]	曝气能耗、泵送能耗	无	溶解氧	遗传算法	否	
Sharma等 ^[89]	搅拌机能耗	无	搅拌机转速	进化算法	是	
张平等 ^[91]	曝气能耗	物料平衡方程、出水氨氮、出水总氮	溶解氧浓度、污泥浓度	混合遗传算法、惩罚函数法、乘法子法	否	能够避免产生脱离现实的解.但是带约束条件的优化设定问题的求解更复杂、更困难.
韩广等 ^[92]	曝气能耗、泵送能耗	出水达标排放	溶解氧、硝态氮	梯度下降法、格朗日乘法子法、最大最小函数法	否	
许玉格等 ^[93]	鼓风机能耗、泵送能耗	出水达标排放	溶解氧、硝态氮	人工免疫算法	否	
刘载文等 ^[94]	鼓风机能耗、泵送能耗	出水达标排放	溶解氧、硝态氮	遗传算法	否	
Ruano等 ^[95]	泵送能耗	出水 pH 值和出水氨氮	曝气流量、内循环流量	模糊逻辑推理	是	

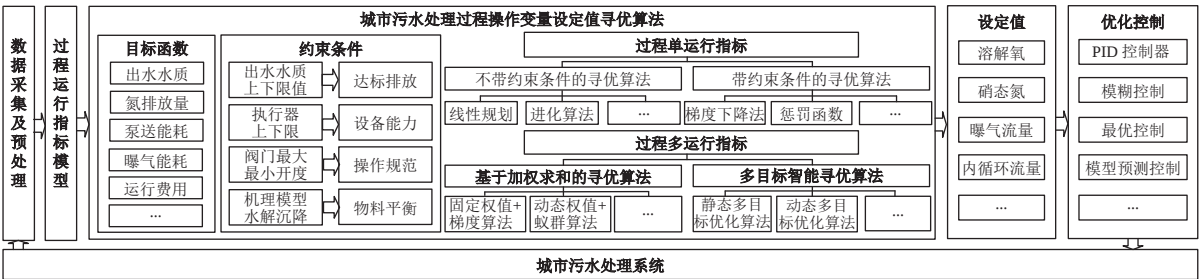


图 3 城市污水处理过程操作变量设定值寻优算法设计框架

Fig.3 Optimization algorithms designing framework for set-point values of operation variables in MWWTPs

整溶解氧和硝态氮的最优设定值,该方法使得系统能耗降低 5.3%。Vega 等^[98] 设计了污水处理过程分层优化控制结构,上层通过引入权重系数将曝气能耗、泵送能耗和出水水质评价集合到同一个目标函数中,应用序列二次规划算法实时优化操作变量溶解氧和硝态氮的设定值,下层利用非线性模型预测控制方法跟踪操作变量设定值,实验结果表明该方法能够有效降低脱氮过程的能耗,并同时保证出水水质达标。史雄伟等^[99] 设计了基于出水氨氮、出水 BOD、出水 COD 和运行成本加权求和的单一目标函数,同时利用粒子群优化算法确定溶解氧和硝态氮的最优设定值,该方法能够达到保质降耗的目的。上述算法都采用了固定权值的加权函数,权值设计过多依赖人工经验。为了深入掌握污水处理过程不同运行指标对操作变量设定值的影响,Schlüter等^[100] 通过改变权值调整污水处理过程操作性能和经济成本的影响力,针对运行指标模型非凸的特点,引入蚁群算法计算冷凝器冷却流量、外回流量等操作变量的优化设定值,实现了能耗和水质的同步优化。Yetilmezsoy^[101] 设计了包含甲烷速率、出水基质浓

度、净运营成本的目标函数,通过引入可调节的权重系数调整甲烷速率、出水基质浓度、净运营成本的重要性,同时设计了非线性规划算法设定底物利用率,该方法能够实现降低出水 COD、增加甲烷气体产量、降低运行成本的目的。综上,基于加权求和的设定值寻优算法本质上是调整权重将多冲突优化问题转化为单目标优化问题,便于利用现有的成熟优化方法进行问题求解。但是加权求和方法难以实现多个互相矛盾的过程运行指标之间的折衷,同时权重设计过程涉及了过多随机和主观因素^[102],难以实现城市污水处理过程的最优运行。

3.2.2 多目标智能寻优算法

城市污水处理过程能耗、水质、工况相互制约、相互耦合,很难找到一个使得各项运行指标最优化的可行解^[103-104]。同时,城市污水处理过程运行指标、过程变量和操作变量关系复杂,过程运行指标函数难以表示为以操作变量为自变量的数学表达式,传统基于导数的优化方法难以发挥用武之地。多目标智能优化方法能够同时产生多个 Pareto 最优解或

者非支配解, 同时具有不受问题性质限制、实用性广、鲁棒性强的优点. 因此, 多目标智能寻优算法已经成为当前的研究焦点. 为达到能耗降低和优化水质的目的, Hakanen 等^[105] 设计了一种交互式软件, 比较了单目标和多目标优化算法的性能, 结果表明多目标优化算法在能耗降低和水质达标方面更有优势. Reifsnyder 等^[106] 设计了基于生物动力学和水质净化理论的过程综合运行指标模型, 设计了多准则优化算法 (Multi-criteria optimization algorithm) 优化手动阀开度的设定值. 该方法在实际污水处理厂推广使用, 运行成本节约了 1.28 万美元, 出水氨氮改善了 68.5%. 杨壮等^[107] 设定系统能耗、超标罚款和出水水质为优化目标, 提出了一种改进的基于分解的多目标进化算法 (Multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition), 该方法能够利用较少的迭代次数搜索溶解氧和硝态氮的最优设定值. Hreiz 等^[108] 将运行成本和氮排放量设定为目标函数, 设定出水 BOD、出水 COD 和出水 TSS 为约束条件, 应用基于精英选择的多目标遗传算法 (Elitist multi-objective genetic algorithm) 优化操作变量溶解氧和硝态氮, 该方法可以平衡运行成本和出水水质之间关系, 并且在一座小型污水处理厂内成功应用. 上述文献假设污水处理过程运行指标、约束条件及参数固定不变, 所设计的寻优算法属于静态多目标智能优化算法. 当污水处理过程入水负荷、入水组分浓度、微生物活性等发生波动时, 静态多目标智能优化算法的搜索性能降低.

城市污水处理过程工况复杂多变, 入水污水流量和污染物组分具有时变性, 众多操作变量的设定值需要依据工况变化而自动更新. 针对污水处理过程多冲突、动态、时变的特点, 部分学者提出了动态多目标智能寻优算法, 其不仅能够优化多冲突的过程运行指标, 而且能够应对过程运行指标和约束条件的动态变化. Zhang 等^[83] 利用反向传播算法动态调整出水水质、系统能耗和操作变量之间的关系, 同时直接利用现有的多目标优化方法平衡出水水质和运行成本, 仿真结果表明算法优化效果有限. Egea 等^[109] 建立了包含多模态和噪声的能耗指标和出水水质指标模型, 设计了基于散点搜索 (Scatter search) 的多目标优化方法解决多模态和噪声问题, 该算法能够动态优化曝气罐曝气系数和内循环流量的设定值. Qiao 等^[110] 搭建了包含时间常数的曝气能耗、泵送能耗、出水水质动态模型, 提出了自适应多目标差分进化 (Adaptive multi-objective differential evolution) 算法, 其根据进化过程信息自适应调整交叉

算子、变异算子的系数数值, 该方法不仅能够获得溶解氧浓度和硝态氮浓度的动态最优设定值, 同时实现了能耗和出水水质之间的动态平衡. De Faria 等^[111] 建立了基于生命周期评估理论的污水处理过程综合运行指标模型, 其包含出水质量指数、运营成本指数和环境影响指数三个过程动态运行指标, 同时设计了包含多种群搜索策略的多目标进化算法, 仿真结果表明该方法能够有效跟踪变化的 Pareto 最优前沿. 与静态多目标智能寻优算法比较, 动态多目标智能寻优算法提供的解集能够及时逼近变化的 Pareto 最优前沿, 实现操作变量设定值的动态寻优. 但是上述动态多目标智能寻优算法往往采用单一、简单的环境变化应答机制, 在工况稳定或者污水处理过程环境改变较小时, 算法能够有效求解设定值, 当环境剧烈变化时, 算法寻优结果不理想.

表 4 对比了部分城市污水处理过程多运行指标优化设定问题的求解方法. 与城市污水处理过程单运行指标和基于加权求和的操作变量设定值寻优算法比较, 多目标智能寻优算法可以兼顾多个过程运行目标, 有利于实现污水处理过程保质降耗的目标. 但是, 多目标智能寻优算法会产生多组不同性能的最优设定值, 过程运行指标之间的相互矛盾导致最优设定值难以选取. 目前, 最优解的选取多采用随机、均值或者人工经验的方法, 缺乏理论依据. 另外, 当前的城市污水处理过程操作变量设定值寻优算法缺少设定值合理性评价, 导致大多数算法仍处于实验室模拟仿真阶段 (如表 4 所示).

4 研究展望

近年来, 多个城市污水处理过程优化设定方法已经应用于过程优化控制策略的制定, 成为实现城市污水处理过程保质降耗目标的有效途径, 并已经成为城市污水处理自动化发展水平的重要标志. 应当指出, 城市污水处理过程多目标、多约束、多变量、多冲突、动态、时变等特点, 制约了过程优化设定方法的进一步发展, 导致了一些重要但尚未解决的问题以及未来值得探索的研究方向:

1) 部分城市污水处理过程操作变量设定值寻优算法依赖于过程静态运行指标模型. 城市污水处理过程外界环境复杂多变、脱氮和除磷过程交替进行, 动态和时变特性对过程运行指标模型的精度影响甚大. 若过程运行模型精度不高, 其会影响过程操作变量设定值寻优算法设计, 无法搜索最优操作变量的设定值. 同时, 静态模型无法在进水负荷、污染物组分发生波动时及时预测系统运行结果. 如何根

表 4 城市污水处理过程多运行指标的操作变量设定值寻优算法比较

Table 4 Comparison of optimization algorithms for set-point values of operation variables with multiple operation indices in MWWTPs

文献	目标函数	操作变量	优化方法	是否实际应用	优缺点
Qiao等 ^[97]	系统能耗、出水水质	溶解氧、硝态氮	加权求和法、基于梯度的自适应动态规划算法	否	便于利用现有的成熟的优化方法进行问题求解,但是难以实现多个互相矛盾的过程运行指标之间的折衷.
Vega等 ^[98]	曝气能耗、泵送能耗、出水水质	溶解氧、硝态氮	加权求和法、序列二次规划算法	否	
史雄伟等 ^[99]	出水氨氮、出水BOD、出水COD和运行成本	溶解氧、硝态氮	加权求和法、粒子群算法	否	
Schlüter等 ^[100]	过程操作性能、经济成本	冷凝器冷却流量、外回流量	动态加权求和、蚁群算法	否	
Yetilmeszooy等 ^[101]	甲烷速率、出水基质浓度、净运营成本	底物利用率	动态加权求和、非线性规划算法	是	
Hakanen等 ^[105]	系统能耗、出水水质	溶解氧、硝态氮	多目标优化算法	是	能够实现操作变量设定值的动态寻优.但是环境剧烈变化时,算法寻优结果不理想.
Reifsnnyder等 ^[106]	曝气能耗、出水水质	手动阀开度	多准则优化算法	是	
杨壮等 ^[107]	系统能耗、出水水质	溶解氧、硝态氮	基于分解的多目标进化算法	否	
Hreiz等 ^[108]	运行成本、氮排放量	溶解氧、硝态氮	基于精英选择的多目标遗传算法	是	
Zhang等 ^[83]	出水水质、系统能耗	溶解氧、硝态氮	反向传播算法、多目标优化方法	否	
Egea等 ^[109]	系统能耗、出水水质	曝气罐曝气系数、内循环流量	基于散点搜索的多目标优化	否	
Qiao等 ^[110]	曝气能耗、泵送能耗、出水水质	溶解氧、硝态氮	自适应多目标差分进化算法	否	
De Faria等 ^[111]	出水质量、运营成本、环境影响	外加碳源、外加药品	多目标进化算法	否	

据城市污水处理动态变化的入水负荷和操作条件,设计高精度的过程动态运行指标模型已经成为亟待解决的难题.

针对该问题,应当提高城市污水处理过程运行指标模型的自适应能力,即根据出水负荷、工况等变化实现污水处理过程运行指标模型结构和参数的自动调整以及约束条件的动态改变.目前,多数过程运行指标自组织模型利用神经网络、模糊逻辑、专家推理等智能建模方法逼近非线性模型,同时辅以自组织学习算法,例如贡献度分析^[112-113]、敏感度分析^[114]、相关性分析^[115-116]等,实现过程运行指标模型结构和参数的自动更新.这些自适应学习算法普遍存在预设参数多、计算复杂度高、算法收敛困难等问题.当出现外界强干扰或污水处理运行工况剧烈改变时,模型精度下降明显.因此,基于污水处理特性设计模型自组织学习算法,提高过程运行指标模型精度,是当前污水处理过程运行指标模型设计的重要研究方向.

2) 单纯基于机理或者基于数据的城市污水处理过程运行指标模型完备性不足.基于机理的过程运行指标模型重点描述污水处理生化反应过程,基于数据的过程运行指标模型重点挖掘入水组分和出水组分之间关系.对于实际运行的污水处理系统,操作人员参与度很高,操作经验在污水处理过程运行

中发挥着不可替代的作用.因此,在过程运行指标模型中引入经验知识至关重要.而如何建立包含机理、数据、知识的过程运行指标模型也是困扰污水处理领域的难题之一.

针对该问题,应当将操作人员知识经验融入污水处理过程运行指标模型,集合机理、数据、知识建模方法优势,设计包含污水处理过程反应机理、不要求精确的动力学方程、包含过程经验知识的建模方法.但是经验知识难以通过机理或者数据形式表达,如何进行经验知识提取和表达仍然是一个瓶颈问题.目前已经存在多个基于机理和知识^[117-118]、基于数据和知识的建模方法^[119-120],这些基于经验知识的建模方法普遍具有不同流程经验知识没有关联、知识提取方法不灵活、经验知识规则表述简单等问题^[119, 121-122].关于经验知识的理论和方法研究尚处于起步阶段,缺少理论成果可以借鉴.因此,深度挖掘污水处理过程隐含知识,进行经验知识增殖和自主推理,实现过程机理、数据、知识融合,是目前污水处理过程运行指标模型设计的重点研究方向.

3) 现有的城市污水处理过程优化设定问题普遍缺乏多时间尺度的描述,难以实现全流程协同优化运行.城市污水处理过程操作变量的优化时间不同,例如加药的优化时间为秒级,曝气的优化时间为分钟级,内循环的优化时间为小时级.同时,操作变

量的执行优先级不同. 例如, 操作人员需要在确定污泥总量的前提下, 才能对溶解氧浓度、外加碳源等进行优化. 如何确定不同时间尺度操作变量对过程运行指标的影响, 如何分析不同操作变量之间的时间关联关系, 是实现污水处理全流程协同优化的基础.

针对该问题, 应当在现有城市污水处理过程运行指标模型的基础上增加操作变量时间尺度分析, 建立多时间尺度过程运行指标模型, 设计基于周期滚动的分层优化机制. Han 等^[123]建立了过程双层运行指标模型, 上层运行指标为泵送能耗, 操作变量为硝态氮, 操作时间为 2 小时, 下层运行指标为水质和曝气能耗, 操作变量为溶解氧, 操作时间为 30 分钟. 仿真结果表明, 该方法能够实现多时间尺度情况下出水水质和能耗指标的动态平衡. 但是, 该方法仅仅只能适用于出水达标排放的正常工况. 为了实现污水处理全流程协同优化运行, 还需要进一步研究时间多尺度分析方法, 确定不同异常工况下操作变量的优先级、时间关系等.

4) 城市污水处理过程操作变量最佳设定值的动态寻优困难. 城市污水处理过程工况复杂多变, 操作变量设定值需要根据具体工况动态改变. 污水处理过程动态、时变的特点导致过程优化设定问题的运行指标及约束条件动态改变, 其不仅改变 Pareto 最优前沿形状, 也会增加或减少非支配解集的维度. 因此, 城市污水处理过程优化设定问题本质上是带有不确定性的动态多目标优化问题.

针对该问题, 应当利用动态多目标优化的相关理论设计动态多目标智能寻优算法. 污水处理过程优化设定问题的目标函数和约束条件具有多种变化强度和变化类型, 导致变化应答机制难以设计. 现有的动态多目标智能优化算法多采用自适应机制^[124]、多样性引入和保持机制^[125]、预测机制^[126]、记忆机制^[127-128]等适应目标函数和约束条件的改变. 这些变化应答机制简单、单一, 普遍针对目标函数和约束条件的复杂变化进行粗暴简化, 适合求解污水处理过程单一工况的设定值寻优问题. 一旦工况剧烈变化, 算法搜索效率大大降低. 因此, 制定和划分优化设定问题的目标函数和约束条件的变化类别、类型、强度等, 设计有效、快速适应特定环境变化、复杂混合环境变化的变化应答机制, 已经成为动态多目标智能寻优算法的重点研究方向.

综上, 城市污水处理过程优化设定问题仍然存在诸多挑战和难题, 需要尽快推动研究, 获取有效的解决方法.

针对城市污水处理出水氨氮浓度在线测量困难的问题, Yang 等^[129]设计了基于软测量技术和在线回声状态网络 (Echo state network) 的出水氨氮预测模型, 利用正则化方法和递归最小二乘算法在线更新模型结构和参数, 模型自组织调整过程中避免了参数预设, 同时保证了算法收敛性, 该方法能够实现出水氨氮浓度的在线预测. 乔俊飞等^[130]建立了基于机理和知识的污水处理过程运行指标模型, 利用 BSM1 模型表征曝气能耗、泵送能耗、出水水质和操作变量溶解氧、硝态氮之间关系, 同时建立了工况知识库, 补充不同工况下出水总氮、出水氨氮和操作变量溶解氧、硝态氮之间关系, 设计了多目标粒子群算法搜索溶解氧和硝态氮的最优设定值, 所提方法实现了出水水质与运行能耗的同步优化. 针对污水处理过程多冲突、多工况的特点, Han 等^[123]通过设计弹性多目标函数解析运行指标和工况关系, 提出了动态多目标粒子群算法搜索不同工况下操作变量设定值, 引入虚拟空间概念解决目标函数个数动态改变的问题, 该方法在保证出水水质的情况下获得了更优的节能效果. 可以预期, 这些方法为解决城市污水处理过程优化设定技术实施中的难题开辟了新思路.

5 结论

随着大数据、人工智能时代的到来, 石油化工^[131]、有色冶金^[132]、赤铁矿磨矿^[133]等复杂流程工业都在向着信息化、智能化的方向发展, 污水处理过程也致力于提高自动化和智能化水平. 日益增加的污水排放量和日益短缺的水资源对污水处理过程出水水质标准和节能降耗提出了更高的要求, 因此需要设计高效能的污水处理过程工艺设计、高质量的检测设备仪表、高水平的优化控制系统. 伴随智能检测和人工智能技术的快速发展, 未来污水处理过程优化设定技术的自动化、智能化水平将会大幅提高, 并且逐步从单目标优化向多目标优化发展, 从静态优化向动态优化发展, 从开环优化向闭环优化发展, 从底层回路优化向全流程优化发展, 同时促进在线水质检测、优化控制、工况识别、故障诊断技术的发展. 先进的城市污水处理过程优化设定技术也会逐步投入实际应用, 解决污水处理过程优化运行所面临的难题, 提升现代污水处理工艺, 引领污水处理发展潮流, 创造污水处理行业更大的经济效益.

References

- 1 Habib R Z, Thiemann T, Al Kendi R. Microplastics and wastewater treatment plants—A review. *Journal of Water Resource and Protection*,

- 2020, **12**(1): 1–35
- 2 生态环境部. 2017 中国生态环境状况公报 [Online], 获取自: http://www.mee.gov.cn/xxgk/xxgk15/201912/t20191231_754132.html, 2020 年 7 月 10 日
- 3 Lu J Y, Wang X M, Liu H Q, Yu H Q, Li W W. Optimizing operation of municipal wastewater treatment plants in China: The remaining barriers and future implications. *Environment International*, 2019, **129**: 273–278
- 4 Ben W W, Zhu B, Yuan X J, Zhang Y, Yang M, Qiang Z M. Occurrence, removal and risk of organic micropollutants in wastewater treatment plants across China: Comparison of wastewater treatment processes. *Water Research*, 2018, **130**: 38–46
- 5 He Y, Zhu Y S, Chen J H, Huang M S, Wang P, Wang G H, et al. Assessment of energy consumption of municipal wastewater treatment plants in China. *Journal of Cleaner Production*, 2019, **228**: 399–404
- 6 Zhang An-Long, Xie Fei, Luo Qing, Wang Xian-Bao, Ma Rui, Cheng Bing-Jun, et al. Research progress on energy saving and consumption reduction of urban sewage treatment plant in China. *Environmental Science & Technology*, 2018, **41**(S1): 116–119 (张安龙, 谢飞, 罗清, 王先宝, 马蕊, 程丙军, 等. 中国城镇污水处理厂节能降耗研究进展. *环境科学与技术*, 2018, **41**(S1): 116–119)
- 7 Qiao Jun-Fei, Bo Ying-Chun, Han Guang. Application of ESN-based multi indices dual heuristic dynamic programming on wastewater treatment process. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(7): 1146–1151 (乔俊飞, 薄迎春, 韩广. 基于 ESN 的多指标 DHP 控制策略在污水处理过程中的应用. *自动化学报*, 2013, **39**(7): 1146–1151)
- 8 Longo S, Hospido A, Lema J M, Mauricio-Iglesias M. A systematic methodology for the robust quantification of energy efficiency at wastewater treatment plants featuring data envelopment analysis. *Water Research*, 2018, **141**: 317–328
- 9 水资源-能源关系: 机遇与挑战 [Online], 获取自: <http://www.tan-paifang.com/tanguwen/2014/0619/33887.html>, 2020 年 7 月 10 日
- 10 能源战略 2050. [Online], 获取自: <https://www.docin.com/p-1690461385.html>, 2020 年 7 月 10 日
- 11 Rivera-Jaimes J A, Postigo C, Melgoza-Alemán R M, Aceña J, Barceló D, de Alda M L. Study of pharmaceuticals in surface and wastewater from Cuernavaca, Morelos, Mexico: Occurrence and environmental risk assessment. *Science of the Total Environment*, 2018, **613–614**: 1263–1274
- 12 Hreiz R, Latifi M A, Roche N. Optimal design and operation of activated sludge processes: State-of-the-art. *Chemical Engineering Journal*, 2015, **281**: 900–920
- 13 Ostace G S, Baeza J A, Guerrero J, Guisasaola A, Cristea V M, Agachi P S, et al. Development and economic assessment of different WWTP control strategies for optimal simultaneous removal of carbon, nitrogen and phosphorus. *Computers & Chemical Engineering*, 2013, **53**: 164–177
- 14 Han H G, Liu Z, Hou Y, Qiao J F. Data-driven multiobjective predictive control for wastewater treatment process. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, **16**(4): 2767–2775
- 15 Peng Yong-Zhen, Guo Jian-Hua. *Mechanism, Cause and Control of Activated Sludge Bulking*. Beijing: Science Press, 2012. 62–73 (彭永臻, 郭建华. 活性污泥膨胀机理、成因及控制. 北京: 科学出版社, 2012. 62–73)
- 16 Gómez-Brandón M, Podmirseg S M. Biological waste treatment. *Waste Management & Research: The Journal for A Sustainable Circular Economy*, 2013, **31**(8): 773–774
- 17 Balakrishnan S, Eckenfelder W W. Nitrogen relationships in biological treatment processes-III. Denitrification in the modified activated sludge process. *Water Research*, 1969, **3**(3): 177–178, IN1, 179–188
- 18 Rosen C, Lennox J A. Multivariate and multiscale monitoring of wastewater treatment operation. *Water Research*, 2001, **35**(14): 3402–3410
- 19 Henze M, Gujer W, Mino T, Matsuo T, Wentzel M C, Marais G R, et al. Activated sludge model no.2D, ASM2D. *Water Science and Technology*, 1999, **39**(1): 165–182
- 20 Jordan M A, Welsh D T, Teasdale P R, Catterall K, John R. A ferricyanide-mediated activated sludge bioassay for fast determination of the biochemical oxygen demand of wastewaters. *Water Research*, 2010, **44**(20): 5981–5988
- 21 Gustaf O, Bob N. Wastewater treatment systems: Modelling diagnosis and control. *Magazine of the International Water Association*, 1999, **2**: 43–44
- 22 Lin C K, Katayama Y, Hosomi M, Murakami A, Okada M. The characteristics of the bacterial community structure and population dynamics for phosphorus removal in SBR activated sludge processes. *Water Research*, 2003, **37**(12): 2944–2952
- 23 Ni B J, Yuan Z G. Recent advances in mathematical modeling of nitrous oxides emissions from wastewater treatment processes. *Water Research*, 2015, **87**: 336–346
- 24 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)
- 25 Yu Guang-Ping, Fan Ming-Zhe, Wang Hong. Development and application of activated sludge mathematical models for wastewater treatment process. *Information and Control*, 2006, **35**(5): 614–618, 623 (于广平, 苑明哲, 王宏. 活性污泥法污水处理数学模型的发展和应用. *信息与控制*, 2006, **35**(5): 614–618, 623)
- 26 Germaey K V, Rosen C, Jeppsson U. WWTP dynamic disturbance modelling - an essential module for long-term benchmarking development. *Water Science and Technology*, 2006, **53**(4–5): 225–234
- 27 Phuc B D H, You S S, Hung B M, Kim H S. Robust control synthesis for the activated sludge process. *Environmental Science: Water Research & Technology*, 2018, **4**(7): 992–1001
- 28 Henze M, Grady C P L, Gujer W, Marais G V R, Matsuo T. Activated Sludge Model No. 1, Technical Report No. 1, IAWPRC, 1987. 195–214
- 29 Henze M, Gujer W, Mino T. Activated Sludge Model No. 2. *International Association on Water Pollution Research and Control Scientific and Technical Reports*, 1995, **31**(2): 1–11
- 30 Gujer W, Henze M, Mino T, van Loosdrecht M. Activated sludge model no. 3. *Water Science & Technology*, 1999, **39**(1): 183–193
- 31 Pallavhee T, Sundaramoorthy S, Sivasankaran M A. Optimal control of small size single tank activated sludge process with regulated aeration and external carbon addition. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2018, **57**(46): 15811–15823
- 32 Mannina G, Cosenza A, Viviani G. Uncertainty assessment of a model for biological nitrogen and phosphorus removal: Application to a large wastewater treatment plant. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2012, **42–44**: 61–69
- 33 Peng Yong-Zhen, Wang Bao-Zhen, Wang Shu-Ying. Multivariable optimal control of activated sludge process: I. Basic theory and effect of DO on operational cost. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 1998, **18**(1): 11–19 (彭永臻, 王宝贞, 王淑莹. 活性污泥法的多变量最优控制 I. 基础理论与 DO 浓度对运行费用的影响. *环境科学学报*, 1998, **18**(1): 11–19)
- 34 El Shorbagy W E, Radif N N, Droste R L. Optimization of A2O BNR processes using ASM and EAWAG Bio-P models: Model performance. *Water Environment Research*, 2013, **85**(12): 2271–2284
- 35 Sun J Y, Liang P, Yan X X, Zuo K C, Xiao K, Xia J L, et al. Reducing aeration energy consumption in a large-scale membrane bioreactor: Process simulation and engineering application. *Water Research*, 2016, **93**: 205–213
- 36 Chen W L, Lu X W, Yao C H. Optimal strategies evaluated by multi-objective optimization method for improving the performance of a novel cycle operating activated sludge process. *Chemical Engineering Journal*, 2015, **260**: 492–502
- 37 Du Shu-Xin. Modeling and control of biological wastewater treatment processes. *Control Theory & Applications*, 2002, **19**(5): 660–666 (杜树新. 污水生化处理过程建模与控制. *控制理论与应用*, 2002,

- 19(5): 660–666)
- 38 Dong Shan-Yan, Li Yong-Mei, Chi Chun-Rong, Liu Zu-Wen. Research and development on uncertainty analysis in wastewater treatment system based on activated sludge model(ASMs). *Chemical Industry and Engineering Progress*, 2017, **36**(12): 4651–4657 (董姗姗, 李咏梅, 池春榕, 刘祖文. 基于活性污泥数学模型(ASMs)的污水处理系统不确定性分析研究进展. *化工进展*, 2017, **36**(12): 4651–4657)
- 39 Spinelli M, Eusebi A L, Vasilaki V, Katsou E, Frison N, Cingolani D, et al. Critical analyses of nitrous oxide emissions in a full scale activated sludge system treating low carbon-to-nitrogen ratio wastewater. *Journal of Cleaner Production*, 2018, **190**: 517–524
- 40 Iacopozzi I, Innocenti V, Marsili-Libelli S, Giusti E. A modified activated sludge model no. 3 (ASM3) with two-step nitrification- denitrification. *Environmental Modelling & Software*, 2007, **22**(6): 847–861
- 41 Rieger L, Koch G, Kühni M, Gujer W, Siegrist H. The eawag Bio-P module for activated sludge model no. 3. *Water Research*, 2001, **35**(16): 3887–3903
- 42 Zhao H, Hao O J, McAvoy T J. Approaches to modeling nutrient dynamics: ASM2, simplified model and neural nets. *Water Science and Technology*, 1999, **39**(1): 227–234
- 43 Jeppsson U, Alex J, Batstone D J, Benedetti L, Comas J, Copp J B, et al. Benchmark simulation models, *quo vadis*. *Water Science & Technology*, 2013, **68**(1): 1–15
- 44 Jeppsson U, Pons M N, Nopens I, Alex J, Copp J B, Gernaey K V, et al. Benchmark simulation model no 2: General protocol and exploratory case studies. *Water Science & Technology*, 2007, **56**(8): 67–78
- 45 Jeppsson U, Rosen C, Alex J, Copp J, Gernaey K V, Pons M N, et al. Towards a benchmark simulation model for plant-wide control strategy performance evaluation of WWTPs. *Water Science & Technology*, 2006, **53**(1): 287–295
- 46 Saagi R, Flores-Alsina X, Kroll S, Gernaey K V, Jeppsson U. A model library for simulation and benchmarking of integrated urban wastewater systems. *Environmental Modelling & Software*, 2017, **93**: 282–295
- 47 Rosen C, Jeppsson U, Vanrolleghem P A. Towards a common benchmark for long-term process control and monitoring performance evaluation. *Water Science Technology*, 2004, **50**(11): 41–49
- 48 Gernaey K V, Jørgensen S B. Benchmarking combined biological phosphorus and nitrogen removal wastewater treatment processes. *Control Engineering Practice*, 2004, **12**(3): 357–373
- 49 Shen W H, Chen X Q, Corriou J P. Application of model predictive control to the BSM1 benchmark of wastewater treatment process. *Computers & Chemical Engineering*, 2008, **32**(12): 2849–2856
- 50 Nopens I, Benedetti L, Jeppsson U, Pons M N, Alex J, Copp J B, et al. Benchmark simulation model no 2: Finalisation of plant layout and default control strategy. *Water Science & Technology*, 2010, **62**(9): 1967–1974
- 51 Maere T, Verrecht B, Moerenhout S, Judd S, Nopens I. BSM-MBR: A benchmark simulation model to compare control and operational strategies for membrane bioreactors. *Water Research*, 2011, **45**(6): 2181–2190
- 52 Wang Pan, Wang Xiao-Yi, Wei Wei, Xu Ji-Ping, Jiang Yun-Wei, Wang Ling-Yu. Optimal solution to wastewater treatment process control strategy based on benchmark model no. 1. *Control Engineering of China*, 2015, **22**(6): 1224–1229 (王藩, 王小艺, 魏伟, 许继平, 蒋耘伟, 王灵宇. 基于 BSM1 的城市污水处理优化控制方案研究. *控制工程*, 2015, **22**(6): 1224–1229)
- 53 Sweetapple C, Fu G T, Butler D. Multi-objective optimisation of wastewater treatment plant control to reduce greenhouse gas emissions. *Water Research*, 2014, **55**: 52–62
- 54 Plósz B G. Optimization of the activated sludge anoxic reactor configuration as a means to control nutrient removal kinetically. *Water Research*, 2007, **41**(8): 1763–1773
- 55 De Gussem K, Fenu A, Wambecq T, Weemaes M. Energy saving on wastewater treatment plants through improved online control: Case study wastewater treatment plant antwerp-south. *Water Science & Technology*, 2014, **69**(5): 1074–1079
- 56 Yang Y, Yang J K, Zuo J L, Li Y, He S, Yang X, et al. Study on two operating conditions of a full-scale oxidation ditch for optimization of energy consumption and effluent quality by using CFD model. *Water Research*, 2011, **45**(11): 3439–3452
- 57 Andraka D. Reliability analysis of activated sludge process by means of biokinetic modelling and simulation results. *Water*, 2020, **12**(1): Article No. 291
- 58 Yang C L, Qiao J F, Wang L, Zhu X X. Dynamical regularized echo state network for time series prediction. *Neural Computing and Applications*, 2019, **31**(10): 6781–6794
- 59 Corominas L, Garrido-Baserba M, Villez K, Olsson G, Cortés U, Poch M. Transforming data into knowledge for improved wastewater treatment operation: A critical review of techniques. *Environmental Modelling & Software*, 2018, **106**: 89–103
- 60 Lou I, Zhao Y C. Sludge bulking prediction using principle component regression and artificial neural network. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012, **2012**: Article No. 237693
- 61 Newhart K B, Holloway R W, Hering A S, Cath T Y. Data-driven performance analyses of wastewater treatment plants: A review. *Water Research*, 2019, **157**: 498–513
- 62 Han H G, Zhu S G, Qiao J F, Guo M. Data-driven intelligent monitoring system for key variables in wastewater treatment process. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2018, **26**(10): 2093–2101
- 63 Yoo C K, Vanrolleghem P A, Lee I B. Nonlinear modeling and adaptive monitoring with fuzzy and multivariate statistical methods in biological wastewater treatment plants. *Journal of Biotechnology*, 2003, **105**(1–2): 135–163
- 64 Dürrenmatt D J, Gujer W. Data-driven modeling approaches to support wastewater treatment plant operation. *Environmental Modelling & Software*, 2012, **30**: 47–56
- 65 Zeng Y H, Zhang Z J, Kusiak A, Tang F, Wei X P. Optimizing wastewater pumping system with data-driven models and a greedy electromagnetism-like algorithm. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2016, **30**(4): 1263–1275
- 66 Filipe J, Bessa R J, Reis M, Alves R, Póvoa P. Data-driven predictive energy optimization in a wastewater pumping station. *Applied Energy*, 2019, **252**: Article No. 113423
- 67 Asadi A, Verma A, Yang K, Mejabi B. Wastewater treatment aeration process optimization: A data mining approach. *Journal of Environmental Management*, 2017, **203**: 630–639
- 68 Huang W, Oh S K, Pedrycz W. Hybrid fuzzy wavelet neural networks architecture based on polynomial neural networks and fuzzy set/relation inference-based wavelet neurons. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, **29**(8): 3452–3462
- 69 Kobayashi M. Decomposition of rotor hopfield neural networks using complex numbers. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, **29**(4): 1366–1370
- 70 Kang Q, Shi L, Zhou M C, Wang X S, Wu Q D, Wei Z. A distance-based weighted undersampling scheme for support vector machines and its application to imbalanced classification. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, **29**(9): 4152–4165
- 71 Gangopadhyay A, Chatterjee O, Chakrabarty S. Extended polynomial growth transforms for design and training of generalized support vector machines. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, **29**(5): 1961–1974
- 72 Tanaka G, Nakane R, Takeuchi T, Yamane T, Nakano D, Katayama Y, et al. Spatially arranged sparse recurrent neural networks for energy efficient associative memory. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, **31**(1): 24–38
- 73 Miller M W, Elliott M, DeArmond J, Kinyua M, Wett B, Murthy S, et al. Controlling the COD removal of an a-stage pilot study with instrumentation and automatic process control. *Water Science & Technology*, 2017, **75**(11): 2669–2679
- 74 Chen W C, Chang N B, Shieh W K. Advanced hybrid fuzzy-neural

- controller for industrial wastewater treatment. *Journal of Environmental Engineering*, 2001, **127**(11): 1048–1059
- 75 Manu D S, Thalla A K. Artificial intelligence models for predicting the performance of biological wastewater treatment plant in the removal of kjeldahl nitrogen from wastewater. *Applied Water Science*, 2017, **7**(7): 3783–3791
- 76 Qiao J F, Wang G M, Li W J, Li X L. A deep belief network with PLSR for nonlinear system modeling. *Neural Networks*, 2018, **104**: 68–79
- 77 Chen Z B, Nie S K, Ren N Q, Chen Z Q, Wang H C, Cui M H. Improving the efficiencies of simultaneous organic substance and nitrogen removal in a multi-stage loop membrane bioreactor-based PWWTP using an on-line knowledge-based expert system. *Water Research*, 2011, **45**(16): 5266–5278
- 78 Meng Xi, Qiao Jun-Fei, Han Hong-Gui. Soft measurement of key effluent parameters in wastewater treatment process usings brain-like modular neural networks. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(5): 906–919 (蒙西, 乔俊飞, 韩红桂. 基于类脑模块化神经网络的污水处理过程关键出水参数软测量. 自动化学报, 2019, **45**(5): 906–919)
- 79 Wang Li-Juan. Analysis of sewage treatment aeration energy consumption based on PCA and BP networks. *Computer Technology and Development*, 2011, **21**(3): 243–245 (王丽娟. 基于主元分析和神经网络的污水处理能耗分析. 计算机技术与发展, 2011, **21**(3): 243–245)
- 80 Zhang Z J, Kusiak A, Zeng Y H, Wei X P. Modeling and optimization of a wastewater pumping system with data-mining methods. *Applied Energy*, 2016, **164**: 303–311
- 81 Torregrossa D, Hansen J, Hernández-Sancho F, Cornelissen A, Schutz G, Leopold U. A data-driven methodology to support pump performance analysis and energy efficiency optimization in waste water treatment plants. *Applied Energy*, 2017, **208**: 1430–1440
- 82 Qiao J F, Zhang W. Dynamic multi-objective optimization control for wastewater treatment process. *Neural Computing and Applications*, 2018, **29**(11): 1261–1271
- 83 Zhang R, Xie W M, Yu H Q, Li W W. Optimizing municipal wastewater treatment plants using an improved multi-objective optimization method. *Bioresource Technology*, 2014, **157**: 161–165
- 84 Han Hong-Gui, Zhang Lu, Qiao Jun-Fei. Intelligent optimal control for wastewater treatment based on multi-objective particle swarm algorithm. *CIESC Journal*, 2017, **68**(4): 1474–1481 (韩红桂, 张璐, 乔俊飞. 基于多目标粒子群算法的污水处理智能优化控制. 化工学报, 2017, **68**(4): 1474–1481)
- 85 Santín 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**: 40–55
- 86 Amand L, Carlsson B. Optimal aeration control in a nitrifying activated sludge process. *Water Research*, 2012, **46**(7): 2101–2110
- 87 Martín J M, Vega P, Revollar S. Set-point optimization for enhancing the MPC control of the n-removal process in WWTP's. In: Proceedings of the 2012 World Automation Congress 2012. Puerto Vallarta, Mexico: IEEE, 2012. 1–6
- 88 Duzinkiewicz K, Brdys M A, Kurek W, Piotrowski R. Genetic hybrid predictive controller for optimized dissolved-oxygen tracking at lower control level. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2009, **17**(5): 1183–1192
- 89 Sharma A K, Guildal T, Thomsen H R, Jacobsen B N. Energy savings by reduced mixing in aeration tanks: Results from a full scale investigation and long term implementation at avedøre wastewater treatment plant. *Water Science & Technology*, 2011, **64**(5): 1089–1095
- 90 Chachuat B, Roche N, Latifi M A. Optimal aeration control of industrial alternating activated sludge plants. *Biochemical Engineering Journal*, 2005, **23**(3): 277–289
- 91 Zhang Ping, Yuan Ming-Zhe, Wang Hong. Optimization control for pre-denitrification type of biological treatment process for wastewater. *Information and Control*, 2008, **37**(1): 113–118 (张平, 苑明哲, 王宏. 前置反硝化污水生化处理过程优化控制. 信息与控制, 2008, **37**(1): 113–118)
- 92 Han Guang, Qiao Jun-Fei, Han Hong-Gui, Chai Wei. Optimal control for wastewater treatment process based on Hopfield neural network. *Control and Decision*, 2014, **29**(11): 2085–2088 (韩广, 乔俊飞, 韩红桂, 柴伟. 基于 Hopfield 神经网络的污水处理过程优化控制. 控制与决策, 2014, **29**(11): 2085–2088)
- 93 Xu Yu-Ge, Song Ya-Ling, Luo Fei, Zhang Yong-Tao, Cao Tao. Energy-saving optimization of wastewater treatment system based on artificial immune algorithm. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2013, **41**(8): 34–40 (许玉格, 宋亚龄, 罗飞, 张雍涛, 曹涛. 基于人工免疫算法的污水处理系统节能优化. 华南理工大学学报(自然科学版), 2013, **41**(8): 34–40)
- 94 Liu Zai-Wen, Zhang Chun-Zhi, Wang Xiao-Yi, Xue Fu-Xia, Cheng Zhi-Qiang. Method of optimal control for wastewater treatment process based on genetic algorithms. *Computers and Applied Chemistry*, 2007, **24**(7): 959–962 (刘载文, 张春芝, 王小艺, 薛福霞, 程志强. 基于遗传算法的污水处理过程优化控制方法. 计算机与应用化学, 2007, **24**(7): 959–962)
- 95 Ruano M V, Ribes J, Seco A, Ferrer J. An advanced control strategy for biological nutrient removal in continuous systems based on pH and ORP sensors. *Chemical Engineering Journal*, 2012, **183**: 212–221
- 96 Sadeghassadi M, Macnab C J B, Gopaluni B, Westwick D. Application of neural networks for optimal-setpoint design and MPC control in biological wastewater treatment. *Computers & Chemical Engineering*, 2018, **115**: 150–160
- 97 Qiao J F, Bo Y C, Chai W, Han H G. Adaptive optimal control for a wastewater treatment plant based on a data-driven method. *Water Science & Technology*, 2013, **67**(10): 2314–2320
- 98 Vega P, Revollar S, Francisco M, Martín J M. Integration of set point optimization techniques into nonlinear MPC for improving the operation of WWTPs. *Computers & Chemical Engineering*, 2014, **68**: 78–95
- 99 Shi Xiong-Wei, Qiao Jun-Fei, Yuan Ming-Zhe. Optimal control for wastewater treatment process based on improved particle swarm optimization algorithm. *Information and Control*, 2011, **40**(5): 698–703 (史雄伟, 乔俊飞, 苑明哲. 基于改进粒子群优化算法的污水处理过程优化控制. 信息与控制, 2011, **40**(5): 698–703)
- 100 Schlüter M, Egea J A, Antelo L T, Alonso A A, Banga J R. An extended ant colony optimization algorithm for integrated process and control system design. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2009, **48**(14): 6723–6738
- 101 Yetilmmezsoy K. Integration of kinetic modeling and desirability function approach for multi-objective optimization of UASB reactor treating poultry manure wastewater. *Bioresource Technology*, 2012, **118**: 89–101
- 102 Wu M Y, Li K, Kwong S, Zhang Q F, Zhang J. Learning to decompose: A paradigm for decomposition-based multiobjective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2019, **23**(3): 376–390
- 103 Flores-Alsina X, Arnell M, Amerlinck Y, Corominas L, Gernaey K V, Guo L S, et al. Balancing effluent quality, economic cost and green-

- house gas emissions during the evaluation of (plant-wide) control/operational strategies in WWTPs. *Science of the Total Environment*, 2014, **466–467**: 616–624
- 104 Cadet C, Béteau J F, Hernandez S C. Multicriteria control strategy for cost/quality compromise in wastewater treatment plants. *Control Engineering Practice*, 2004, **12**(3): 335–347
- 105 Hakanen J, Sahlstedt K, Miettinen K. Wastewater treatment plant design and operation under multiple conflicting objective functions. *Environmental Modelling & Software*, 2013, **46**: 240–249
- 106 Reifsnnyder S, Garrido-Baserba M, Cecconi F, Wong L, Ackman P, Melitas N, et al. Relationship between manual air valve positioning, water quality and energy usage in activated sludge processes. *Water Research*, 2020, **173**: Article No. 115537
- 107 Yang Zhuang, Yang Cui-Li, Gu Ke, Qiao Jun-Fei. Multi-objective evolutionary algorithm for wastewater treatment process optimization control. *Control Theory & Applications*, 2020, **37**(1): 169–175 (杨壮, 杨翠丽, 顾锬, 乔俊飞. 多目标进化算法的污水处理过程优化控制. 控制理论与应用, 2020, **37**(1): 169–175)
- 108 Hreiz R, Roche N, Benyahia B, Latifi M A. Multi-objective optimal control of small-size wastewater treatment plants. *Chemical Engineering Research and Design*, 2015, **102**: 345–353
- 109 Egea J A, Gracia I. Dynamic multiobjective global optimization of a waste water treatment plant for nitrogen removal. *IFAC Proceedings Volumes*, 2012, **45**(2): 374–379
- 110 Qiao J F, Hou Y, Han H G. Optimal control for wastewater treatment process based on an adaptive multi-objective differential evolution algorithm. *Neural Computing and Applications*, 2017, **31**(7): 2537–2550
- 111 De Faria A B B, Ahmadi A, Tiruta-Barna L, Sperandio M. Feasibility of rigorous multi-objective optimization of wastewater management and treatment plants. *Chemical Engineering Research and Design*, 2016, **115**: 394–406
- 112 Han H G, Wu X L, Zhang L, Tian Y, Qiao J F. Self-organizing RBF neural network using an adaptive gradient multiobjective particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, **49**(1): 69–82
- 113 Li F J, Qiao J F, Han H G, Yang C L. A self-organizing cascade neural network with random weights for nonlinear system modeling. *Applied Soft Computing*, 2016, **42**: 184–193
- 114 Han H G, Qiao J F. A structure optimisation algorithm for feedforward neural network construction. *Neurocomputing*, 2013, **99**: 347–357
- 115 Poch M, Comas J, Porro J, Garrido-Baserba M, Corominas L, Pijuan M. Where are we in wastewater treatment plants data management? A review and a proposal. In: Proceedings of the 7th International Congress on Environmental Modelling and Software: Bold Visions for Environmental Modeling. San Diego, USA: iEMSs, 2014. 221–234
- 116 Li Wen-Jing, Li Meng, Qiao Jun-Fei. Effluent BOD soft measurement based on mutual information and self-organizing RBF neural network. *CIESC Journal*, 2019, **70**(2): 687–695 (李文静, 李萌, 乔俊飞. 基于互信息和自组织 RBF 神经网络的出水 BOD 软测量方法. 化工学报, 2019, **70**(2): 687–695)
- 117 Wilén B M, Liebana R, Persson F, Modin O, Hermansson M. The mechanisms of granulation of activated sludge in wastewater treatment, its optimization, and impact on effluent quality. *Applied Microbiology and Biotechnology*, 2018, **102**(12): 5005–5020
- 118 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)
- 119 Aulinas M, Nieves J C, Cortés U, Poch M. Supporting decision making in urban wastewater systems using a knowledge-based approach. *Environmental Modelling & Software*, 2011, **26**(5): 562–572
- 120 Castillo A, Cheali P, Gómez V, Comas J, Poch M, S in, G. An integrated knowledge-based and optimization tool for the sustainable selection of wastewater treatment process concepts. *Environmental Modelling & Software*, 2016, **84**: 177–192
- 121 Rizzo D B, Blackburn M R. Harnessing expert knowledge: Defining Bayesian network model priors from expert knowledge only—prior elicitation for the vibration qualification problem. *IEEE Systems Journal*, 2019, **13**(2): 1895–1905
- 122 Garrido-Baserba M, Reif R, Hernández F, Poch M. Implementation of a knowledge-based methodology in a decision support system for the design of suitable wastewater treatment process flow diagrams. *Journal of Environmental Management*, 2012, **112**: 384–391
- 123 Han H G, Zhang L, Liu H X, Yang C L, Qiao J F. Intelligent optimal control system with flexible objective functions and its applications in wastewater treatment process. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019. DOI: 10.1109/TSMC.2019.2927631
- 124 Azzouz R, Bechikh S, Said L B. A dynamic multi-objective evolutionary algorithm using a change severity-based adaptive population management strategy. *Soft Computing*, 2017, **21**(4): 885–906
- 125 Chen G Y, Li J H. A diversity ranking based evolutionary algorithm for multi-objective and many-objective optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, **48**: 274–287
- 126 Zhang S H, Wang J Y, Guo Z H. Research on combined model based on multi-objective optimization and application in time series forecast. *Soft Computing*, 2019, **23**(22): 11493–11521
- 127 Barabasz B, Barrett S, Siwik L, Łoś M, Podsiadło K, Woźniak M. Speeding up multi-objective optimization of liquid fossil fuel reserve exploitation with parallel hybrid memory integration. *Journal of Computational Science*, 2019, **31**: 126–136
- 128 Singh H K, Isaacs A, Ray T. A Pareto corner search evolutionary algorithm and dimensionality reduction in many-objective optimization problems. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, **15**(4): 539–556
- 129 Yang C L, Qiao J F, Ahmad Z, Nie K Z, Wang L. Online sequential echo state network with sparse RLS algorithm for time series prediction. *Neural Networks*, 2019, **118**: 32–42
- 130 Qiao Jun-Fei, Han Gai-Tang, Zhou Hong-Biao. Knowledge-based intelligent optimal control for wastewater biochemical treatment process. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(6): 1038–1046 (乔俊飞, 韩改堂, 周红标. 基于知识的污水生化处理过程智能优化方法. 自动化学报, 2017, **43**(6): 1038–1046)
- 131 Qian Feng, Du Wen-Li, Zhong Wei-Min, Tang Yang. Problems and challenges of smart optimization manufacturing in petrochemical industries. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(6): 893–901 (钱锋, 杜文莉, 钟伟民, 唐漾. 石油和化工行业智能优化制造若干问题及挑战. 自动化学报, 2017, **43**(6): 893–901)
- 132 Gui Wei-Hua, Yang Chun-Hua, Chen Xiao-Fang, Wang Ya-Lin. Modeling and optimization problems and challenges arising in nonferrous metallurgical processes. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(3): 197–207 (桂卫华, 阳春华, 陈晓方, 王雅琳. 有色冶金过程建模与优化的若干问题及挑战. 自动化学报, 2013, **39**(3): 197–207)
- 133 Chai Tian-You. Operational optimization and feedback control for

complex industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(11): 1744–1757
(柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制. 自动化学报, 2013, **39**(11): 1744–1757)



杨翠丽 北京工业大学副教授. 主要研究方向为神经网络和智能优化算法.
E-mail: clyang5@bjut.edu.cn

(**YANG Cui-Li** Associate professor at Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology. Her research interest covers neural network

and intelligent optimization algorithm.)



武战红 北京工业大学硕士研究生. 主要研究方向为多目标优化算法.
E-mail: wuzh@emails.bjut.edu.cn

(**WU Zhan-Hong** Master student at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology. Her main research interest is multi-objective optimization algorithm.)



韩红桂 北京工业大学教授. 主要研究方向为污水处理工艺复杂建模与控制, 神经网络分析与设计.

E-mail: rechardhan@sina.com

(**HAN Hong-Gui** Professor at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology. His

research interest covers modelling and control in waste water treatment process, analysis and design of neural networks.)



乔俊飞 北京工业大学信息学部教授. 主要研究方向为污水处理过程智能控制, 神经网络结构设计与优化. 本文通信作者.

E-mail: junfeq@bjut.edu.cn

(**QIAO Jun-Fei** Professor at the Faculty of Information Technology,

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