

基于动态分解多目标粒子群优化的城市污水处理过程优化控制

张璐^{1,2}, 张嘉成^{1,2}, 韩红桂^{1,2}, 乔俊飞^{1,2}

(1. 北京工业大学信息学部, 北京 100124; 2. 计算智能与智能系统北京市重点实验室, 北京 100124)

摘要: 为了实现城市污水处理过程各性能指标的优化运行, 提出了一种动态分解多目标粒子群优化控制 (optimal control based on dynamic decomposed multiobjective particle swarm optimization, OC-DDMOPSO) 策略. 首先, 构建了基于自适应核函数的运行性能指标模型, 确定了优化运行目标. 其次, 设计了基于档案库动态分解的多目标粒子群优化算法, 实时获取操作变量的优化设定值. 最后, 利用预测控制策略跟踪优化设定值, 完成了城市污水处理过程优化控制. 将提出的 OC-DDMOPSO 应用于基准仿真平台 BSM1, 实验结果显示, OC-DDMOPSO 能够实现城市污水处理过程稳定运行, 保证出水水质达标排放和降低运行成本.

关键词: 城市污水处理过程; 优化控制; 动态分解; 多目标粒子群优化; 优化设定值; 预测控制

中图分类号: TP 173

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2021)03-0239-07

doi: 10.11936/bjtxb2019120023

Optimal Control for Municipal Wastewater Treatment Process Based on Dynamic Decomposed Multiobjective Particle Swarm Optimization

ZHANG Lu^{1,2}, ZHANG Jiacheng^{1,2}, HAN Honggui^{1,2}, QIAO Junfei^{1,2}

(1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing 100124, China)

Abstract: To realize the optimal operation of the performance indices in municipal wastewater treatment process (MWWTP), an optimal control based on dynamic decomposed multiobjective particle swarm optimization (OC-DDMOPSO) was proposed in this paper. First, the dynamic performance models were formulated by using the adaptive kernel functions, and the optimization objectives could be then obtained. Second, multiobjective particle swarm optimization algorithm based on the dynamic decomposed archive was developed, and the optimal set-points could be then derived. Third, a predictive control strategy was designed to trace the obtained optimal set-points, and the optimal control of MWWTP could be then realized. Finally, the proposed OC-DDMOPSO strategy was tested on the benchmark simulation model No. 1. Results show that OC-DDMOPSO can not only facilitate the stable operation of MWWTP, but also guarantee the effluent qualities, as well as reduce the operation cost.

Key words: municipal wastewater treatment process (MWWTP); optimal control; dynamic decomposed; multiobjective particle optimization; optimal set-points; predictive control

收稿日期: 2019-12-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61890930-5, 61622301, 61903010); 国家重点研发计划资助项目(2018YFC1900800-5)

作者简介: 张璐(1990—), 女, 博士研究生, 主要从事城市污水处理过程智能建模、多目标优化控制方面的研究, E-mail: zhlulu1991@163.com

城市污水处理过程主要通过持续曝气促进微生物分解来去除污水中可溶性有机物及部分不溶性无机物^[1]. 该过程同时包含生物反应、化学反应等,各反应过程运行机理异常复杂^[2]. 此外,城市污水处理过程同时包含多种运行性能指标,各指标之间相互影响、相互耦合^[3]. 由于复杂的运行机理和耦合的性能指标,城市污水处理过程难以实现优化运行^[4]. 究其根本原因,主要难点在于性能指标模型的构建和优化方法的设计.

为了构建城市污水处理过程性能指标模型, van Staden 等^[5]设计了一种基于动力学特性的泵送能耗模型,该模型能够描述泵送能耗指标与硝态氮等过程变量的关系,实验结果表明所提出的泵送能耗模型能够完成对城市污水处理过程泵送指标动态特性的表达. 为了同时考虑城市污水处理过程的曝气和泵送能耗, Ashrafi 等^[6]提出了一种基于硝化和反硝化机理模型的曝气和泵送能耗模型,该模型能够描述能耗与溶解氧、硝态氮等过程变量的关系,实验结果表明该模型能够实现对能耗动态特性的获取. 此外,随着城市污水处理过程出水水质的排放要求越来越严格,出水水质也成为城市污水处理过程的重要性能指标^[7]. 为了实现对城市污水处理过程曝气能耗、泵送能耗和出水水质指标动态特性的获取, Alsina 等^[8]提出了一种基于机理模型的城市污水处理过程性能指标综合评价模型,用于描述曝气能耗、泵送能耗、出水水质与溶解氧等过程变量之间的关系,结果显示所提出的性能指标综合评价模型能够实时获取城市污水处理过程的动态特性. 但是,由于城市污水处理是典型的复杂非线性过程,上述基于机理模型的性能指标模型参数较多,难以根据动态的运行过程进行自适应调整,无法保证性能指标模型的精度^[9].

为了解决基于机理模型的污水处理过程性能指标模型的不足,数据驱动的性能指标模型得到了广泛的关注^[10]. Zeng 等^[11]提出了一种数据驱动的泵送能耗模型,通过非线性规划模型建立泵送能耗与溶解氧、硝态氮等过程变量的关系,利用贪婪算法对模型参数进行调整,提高泵送能耗模型的自适应能力,实验结果表明所提出的数据驱动的泵送能耗模型能够实现泵送过程动态特性的描述. Huang 等^[12]提出了一种基于扩展 Elman 神经网络的城市污水处理过程性能评价模型,该性能评价模型能够描述城市污水处理过程能耗和出水水质之间的关系,利用梯度下降算法对模型参数进行自适应调整,保证性

能评价模型的有效性. 此外,为了实现对能耗和出水水质动态特性的准确描述, Durrenmatt^[13]提出了一种基于自组织映射的污水处理过程能耗和出水水质评价模型,实验结果表明所提出的能耗和出水水质评价模型能够对城市污水处理过程运行状态的准确描述. 然而,由于城市污水处理过程复杂,各性能指标具有强非线性等特点,如何根据运行特点建立准确的性能指标模型仍是一个亟待解决的难题^[14].

有效的优化方法也是保证城市污水处理稳定优化运行的关键^[15]. Duzinkiewicz 等^[16]设计了一种基于遗传算法的优化控制策略,利用遗传算法对能耗模型进行优化,获得溶解氧质量浓度的优化设定值,并通过预测控制策略实现溶解氧质量浓度的跟踪控制,降低城市污水处理过程的操作能耗. 此外, Guerrero 等^[17]提出了一种基于模式搜索算法的优化控制策略,实现城市污水处理过程氨氮和硝态氮质量浓度优化设定值的实时获取和跟踪控制. 该策略通过模式搜索算法最小化能耗模型获得控制变量优化设定值,利用比例-积分-微分 (proportional-integral-derivative, PID) 控制策略实现对氨氮和硝态氮质量浓度优化设定值的跟踪控制,结果表明所提出的方法能够保证城市污水处理过程稳定运行. 考虑到城市污水处理过程的动态特性, Sweetapple 等^[18]设计了一种基于动态遗传算法的优化控制策略,用于同时优化运行成本、污泥排放质量浓度等指标模型,获取总氮和氨氮质量浓度的优化设定值. 实验结果表明,所提出的方法不仅能够降低运行成本,而且可以保证出水水质达标排放. 然而,由于城市污水处理是一个动态的复杂非线性过程,如何设计一种有效的动态优化方法来获取有效的控制变量优化设定值仍然是一个挑战性问题^[19].

为了实现城市污水处理过程的优化运行,文中提出了一种动态分解多目标粒子群优化控制 (optimal control based on dynamic decomposed multiobjective particle swarm optimization, OC-DDMOPSO) 策略. 相比其他的优化控制策略,所提出的 OC-DDMOPSO 具有以下优势:

- 1) 构建了一种基于自适应核函数的性能指标模型,实现对城市污水处理过程动态特性的描述,完成 OC-DDMOPSO 目标函数的构建.
- 2) 设计了一种基于档案库动态分解的多目标粒子群优化算法,完成对 OC-DDMOPSO 目标函数的优化,获得优化设定值.

3) 利用预测控制策略实现对优化设定值的跟踪控制,保证城市污水处理过程稳定优化运行。

1 城市污水处理过程特性分析

城市污水处理过程常采用厌氧-缺氧-好氧(A²/O)处理工艺实现污水的净化处理。污水通过粗格栅和细格栅去除大的悬浮物及漂浮物后,利用生化反应池进行硝化和反硝化处理去除污水中的有机污染物,生化反应池出水进入到生化沉淀池完成泥水分离,污水上清液达到排放标准后直接排放,部分污泥通过污泥回流泵回流到生化反应池前端,其他污泥则排入污泥贮存池。因此,城市污水处理是一个复杂的动态非线性过程,其运行特点可总结如下:

1) 非线性特性 城市污水处理过程是一个典型的非线性过程,生物反应、化学反应等同时发生,各反应过程运行机理复杂,具有强非线性特点。

2) 多指标特性 城市污水处理过程同时包含多种性能操作指标,如曝气能耗、泵送能耗、出水水质等,各性能指标之间相互影响、相互耦合,难以获取多指标之间的平衡关系。

3) 时变特性 城市污水处理过程是一个时变的操作系统,其入水水质、水量等被动接受,其微生物活性随着曝气过程、生物反应、化学反应等的影响进行动态变化。固定的控制变量优化设定值难以保证污水处理效果。

因此,基于城市污水处理过程的运行特性,设计OC-DDMOPSO策略,保证城市污水处理过程的稳定优化运行。

2 OC-DDMOPSO策略设计

OC-DDMOPSO策略通过优化构建的性能指标模型获取控制变量优化设定值,实现城市污水处理过程的优化运行。OC-DDMOPSO策略主要包含3个部分:动态性能指标模型构建、控制变量设定值动态优化和控制变量优化设定值跟踪控制。

2.1 动态性能指标模型构建

城市污水处理过程的主要操作目标是保证出水水质达到排放标准的同时尽最大可能降低操作成本。为了实现城市污水处理过程操作目标的动态优化,首先要准确获取操作过程相关性能指标动态特性。城市污水处理过程关键性能指标包括泵送能耗(pumping energy, PE) E_{PE} 、曝气能耗(aeration energy, AE) E_{AE} 和出水水质(effluent quality, EQ)

ρ_{EQ} 。 E_{PE} 主要指由内回流量、外回流量等引起的能耗; E_{AE} 主要是由不同分区氧传递系数引起的能耗; ρ_{EQ} 主要指向接纳水体中排放的污染物的质量浓度之和。通过机理特性获取影响性能指标的变量,影响 E_{PE} 的变量主要有入水流量(influent quality, IQ) Q_{in} 、硝态氮(nitrate nitrogen, NN)质量浓度 ρ_{NN} 、混合悬浮物固体(mixed liquor suspended solids, MLSS)质量浓度 ρ_{MLSS} ;影响 E_{AE} 的变量主要有 Q_{in} 、溶解氧(dissolved oxygen, DO)质量浓度 ρ_{DO} 、 ρ_{NN} ;影响 ρ_{EQ} 的变量主要有 Q_{in} 、 ρ_{DO} 、 ρ_{NN} 、氨氮(ammonia nitrogen, AN)质量浓度 ρ_{AN} 和 ρ_{MLSS} 。基于自适应核函数建立出水水质指标与主要变量之间的关系模型,其表达式为

$$\begin{cases} E_{PE}(t) = f_1(Q_{in}(t), \rho_{NN}(t), \rho_{MLSS}(t)) \\ E_{AE}(t) = f_2(Q_{in}(t), \rho_{DO}(t), \rho_{NN}(t)) \\ \rho_{EQ}(t) = f_3(Q_{in}(t), \rho_{DO}(t), \rho_{NN}(t), \rho_{AN}(t), \rho_{MLSS}(t)) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f_1(\cdot)$ 为 t 时刻 PE 模型表达式; $f_2(\cdot)$ 为 t 时刻 AE 模型表达式; $f_3(\cdot)$ 为 t 时刻 EQ 模型表达式。具体可表示为

$$\begin{cases} f_1(t) = \sum_{r=1}^R w_{1r}(t) \times e^{-\|x_1(t) - c_{1r}(t)\|^2 / (2b_{1r}(t)^2)} + w_1(t) \\ f_2(t) = \sum_{r=1}^R w_{2r}(t) \times e^{-\|x_2(t) - c_{2r}(t)\|^2 / (2b_{2r}(t)^2)} + w_2(t) \\ f_3(t) = \sum_{r=1}^R w_{3r}(t) \times e^{-\|x_3(t) - c_{3r}(t)\|^2 / (2b_{3r}(t)^2)} + w_3(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $x_1(t)$ 为 PE 模型输入, $x_1(t) = [Q_{in}(t), \rho_{NN}(t), \rho_{MLSS}(t)]$; $x_2(t)$ 为 AE 模型输入, $x_2(t) = [Q_{in}(t), \rho_{NN}(t), \rho_{DO}(t)]$; $x_3(t)$ 为 EQ 模型输入, $x_3(t) = [Q_{in}(t), \rho_{DO}(t), \rho_{NN}(t), \rho_{AN}(t), \rho_{MLSS}(t)]$; $c_{1r}(t)$ 、 $c_{2r}(t)$ 和 $c_{3r}(t)$ 分别为 PE、AE 和 EQ 模型在 t 时刻第 r 个核函数的中心; $b_{1r}(t)$ 、 $b_{2r}(t)$ 和 $b_{3r}(t)$ 分别为 PE、AE 和 EQ 模型在 t 时刻第 r 个核函数的宽度; $w_{1r}(t)$ 、 $w_{2r}(t)$ 和 $w_{3r}(t)$ 分别为 PE、AE 和 EQ 模型在 t 时刻第 r 个核函数的连接权值; $r = 1, 2, \dots, R$, R 为核函数的个数。

基于自适应核函数的 PE、AE 和 EQ 模型能够建立性能指标与过程变量的关系,完成对城市污水处理过程动态特性的准确描述。此外,为了提高性能指标模型的有效性,计算模型实际输出与预测输出之间的误差,采用自适应二阶 L-M 算法对性能指标模型参数进行实时校正,其更新过程可描

述为

$$\Phi(t+1) = \Phi(t) + (\Psi(t) + \lambda(t) \times I)^{-1} \times \Omega(t) \quad (3)$$

式中: $\Phi(t)$ 为包含所有核函数模型的参数; $\Psi(t)$ 为拟海瑟矩阵; $\Omega(t)$ 为梯度向量; I 为单位矩阵; $\lambda(t)$ 为自适应学习率,其更新过程为

$$\lambda(t) = \mu(t) \lambda(t-1) \quad (4)$$

$$\mu(t) = \frac{\tau^{\min}(t) + \lambda(t-1)}{\tau^{\max}(t) + 1} \quad (5)$$

式中: $\tau^{\max}(t)$ 和 $\tau^{\min}(t)$ 分别为 $\Psi_1(t)$ 的最大和最小特征值; $0 < \tau^{\min}(t) < \tau^{\max}(t)$, $0 < \lambda(t) < 1$.

2.2 控制变量设定值动态优化

有效地控制变量优化设定值能够保证城市污水处理过程的稳定运行,改善系统性能.为了获取控制变量优化设定值,文中设计了基于档案库动态分解的多目标粒子群优化算法.

基于已建立的出水水质性能指标模型设计优化目标,其优化目标函数可表示为

$$F(t) = \min \{l_1(t), l_2(t), l_3(t)\} \quad (6)$$

式中

$$\begin{cases} l_1(t) = E_{PE}(\rho_{NN}(t)) \\ l_2(t) = E_{AE}(\rho_{DO}(t), \rho_{NN}(t)) \\ l_3(t) = \rho_{EQ}(\rho_{DO}(t), \rho_{NN}(t)) \end{cases} \quad (7)$$

利用基于档案库动态分解的多目标粒子群优化算法对优化目标进行优化.为了保证更新过程中优化解信息的有效性,设计了一种动态分解的档案库更新策略.在更新过程中,计算新产生的优化解与参考方向向量的夹角,将夹角最小的方向向量所对应的子空间作为归属空间,对所有的优化解进行归属分配,对任意一个子空间 α ,其包含的优化解集可表示为

$$c_\alpha(t) = \{s_i(t) \mid \langle \lambda(s_i(t)), v_\alpha \rangle \leq \langle \lambda(s_i(t)), v_j \rangle, s_i(t) \in S(t), i=1,2,\dots, |S(t)|\} \quad (8)$$

式中: $c_\alpha(t)$ 为优化解集; $s_i(t)$ 为优化解; v_α 为子空间 α 的方向向量; v_j 为任意方向向量, $j=1,2,\dots,J$.其中, $j \neq \alpha$, $S(t)$ 为更新之前外部档案中的优化解集.

为了减少档案库中由于优化解聚集程度不同导致的搜索能力差的问题,设计一种空间优化解筛选策略,定义每个子空间优化解的数量上限

$$\eta(t) = \left\lfloor \frac{O}{H(t)} \right\rfloor \quad (9)$$

式中: O 为档案库优化解数量的设定值; $H(t)$ 为第 t 次迭代时包含优化解的子空间数量.当 $H(t)$ 较小时,应保留足够多的优化解以保证粒子在目标空间

上的探索能力;当 $H(t)$ 逐渐变大时,应保留收敛性较好的优化解来加速算法的收敛.因此,子空间内优化解选择策略可设计为:

1) 当 $c_\alpha(t) > \eta(t)$ 时,通过 Pareto 支配策略判断子空间中解的支配能力,获取非支配解,更新后的子空间优化解集为 $c'_\alpha(t)$.若 $c'_\alpha(t) > \eta(t)$,则比较 $c'_\alpha(t)$ 中优化解的位置向量与给定方向向量的夹角大小,保留具有最小夹角的非支配解;若 $c'_\alpha(t) \leq \eta(t)$,则保留子空间解集中所有的优化解.

2) 当 $c_\alpha(t) \leq \eta(t)$ 时,保留子空间中所有的优化解,增强算法在子空间中的搜索能力.

最后,合并所有子空间中的优化解集,保存到档案库中.基于上述子空间分配策略和优化解选择策略以及出水水质中能耗最小准则(ρ_{NH} 和 ρ_{SS} 达标时能耗最小)选择一组最优解 g_{Best}

$$g_{Best} = [\rho_{DO}^*, \rho_{NN}^*]$$

实现性能指标 PE、AE 和 EQ 间的平衡.

2.3 控制变量设定值跟踪控制

为了实现对控制变量优化设定值 ρ_{DO}^* 和 ρ_{NN}^* 的快速准确跟踪控制,设计一种模型预测控制方法,实现对优化设定值的准确跟踪.在模型预测控制方法中,其控制率更新方式可表示为

$$u(t+1) = u(t) + \Delta u(t) \quad (10)$$

式中: $u(t+1)$ 为 $t+1$ 时刻控制率; $\Delta u(t)$ 为控制率变化量, $\Delta u(t) = [\Delta u_1(t), \Delta u_2(t)]^T$, $\Delta u_1(t)$ 为氧传递系数 $K_L a$ 的变化量, $\Delta u_2(t)$ 为内回流 Q_a 的变化量, $\Delta u_1(t) = [\Delta u_1(t), \Delta u_1(t+1), \dots, \Delta u_1(t+H_u-1)]$, H_u 为控制时域,其计算过程为

$$\begin{aligned} \Delta u(t) = & \frac{\partial [y^*(t+1) - \check{y}(t+1)]^T [y^*(t+1) - \check{y}(t+1)]}{\partial u(t)} + \\ & \frac{1}{2} \frac{\partial [u(t) - u(t-1)]^T [u(t) - u(t-1)]}{\partial u(t)} \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $y^*(t+1) = [y_1^*(t+1), y_2^*(t+1)]^T = [\rho_{DO}^*(t+1), \rho_{NN}^*(t+1)]^T$; $\check{y}(t+1) = [\check{y}_1(t+1), \check{y}_2(t+1)]$, $\check{y}_1(t+1) = [y_1(t), y_1(t+1), \dots, y_1(t+H_p)]$, H_p 为预测时域, $\check{y}_1(t+1)$ 为预测的 $(t+1)$ 时刻的控制变量 ρ_{DO} , $\check{y}_2(t+1)$ 为预测的 $(t+1)$ 时刻的控制变量 ρ_{NN} ,其预测结果是通过模糊神经网络实现的.根据式(10)(11),可实现对 ρ_{DO}^* 和 ρ_{NN}^* 的跟踪控制.

城市污水处理过程优化控制架构见图1.

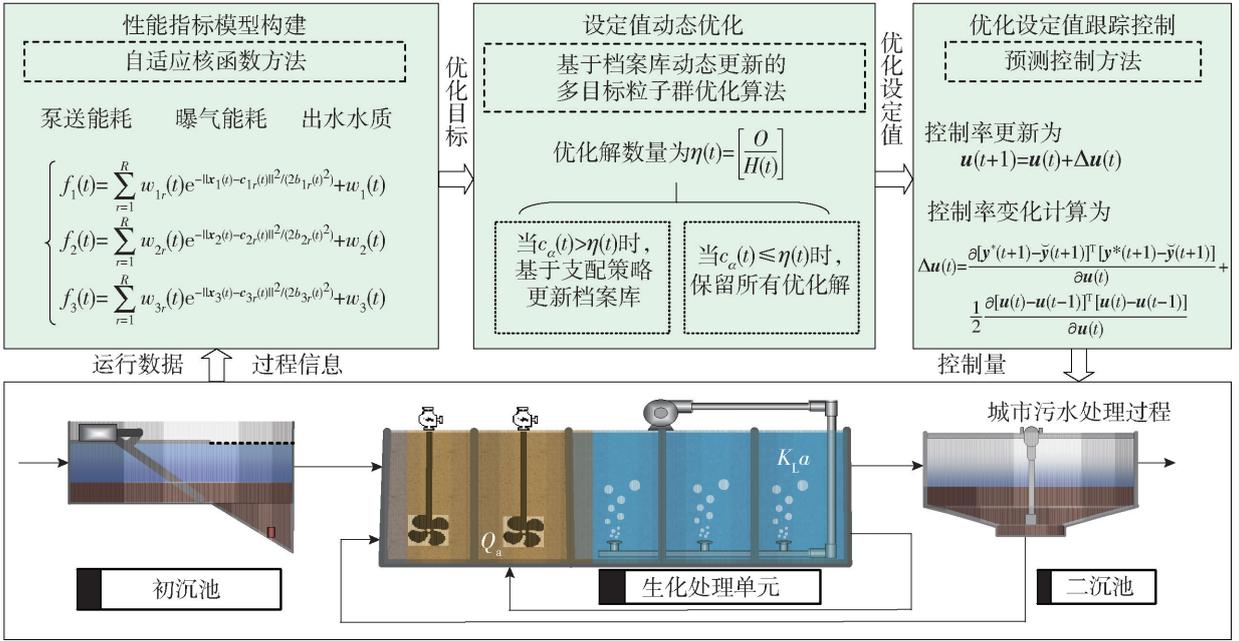


图1 城市污水处理过程优化控制架构

Fig. 1 Scheme of the optimal control for municipal wastewater treatment process

3 实验结果及分析

为了验证所提出的 OC-DDMOPSO 方法的有效性,将该方法应用于基准仿真平台 BSM1 进行测试应用. 通过平均泵送能耗 \bar{E}_{PE} 、平均曝气能耗 \bar{E}_{AE} 和平均出水水质值 $\bar{\rho}_{EQ}$ 及控制指标绝对误差积分 (integral of absolute error, IAE) I_{AE} 验证所提出的模型预测控制方法的性能.

$$I_{AE} = \sum_{b=1}^2 \int_{t_0}^{t_f} |y'_b(t) - y_b(t)| dt \quad (12)$$

式中: $y'_1(t)$ 和 $y'_2(t)$ 分别为 t 时刻 ρ_{DO} 和 ρ_{NN} 的优化设定值; $y_1(t)$ 和 $y_2(t)$ 分别为 t 时刻 ρ_{DO} 和 ρ_{NN} 的控制输出值; t_0 为积分下限, $t_0 = 0$; t_f 为积分上限, $t_f = 14$.

3.1 实验参数设置

将设计的 OC-DDMOPSO 方法应用于基准仿真平台 BSM1 晴天天气下进行验证,总体优化时间为 14 d,性能指标优化周期为 2 h. 核函数的个数 R 为 10,核函数的初始中心、宽度、权值随机给定;档案库中 $S(t)$ 的最大容量设置为 100,方向向量个数为 100. 预测控制策略预测时域 $H_p = 5$,控制时域 $H_u = 1$. 为了验证方法的有效性,将所提出的 OC-DDMOPSO 方法与动态多目标优化控制策略 DMOOC^[4]、实时优化控制策略 RTOC^[18] 和基于自适应多目标差分进化的优化控制策略 AMODE-OC^[20] 进行对比,证明所提出的方法能够改善城市污水处

理过程性能.

3.2 实验结果及分析

基于 OC-DDMOPSO 所获得的优化控制结果如图 2~4 所示. 图 2 给出了平均性能指标值 \bar{E}_{PE} 、 \bar{E}_{AE} 和 $\bar{\rho}_{EQ}$,图 3、4 分别给出了控制变量 ρ_{DO} 和 ρ_{NN} 的优化设定值、优化设定值跟踪效果以及跟踪控制误差.

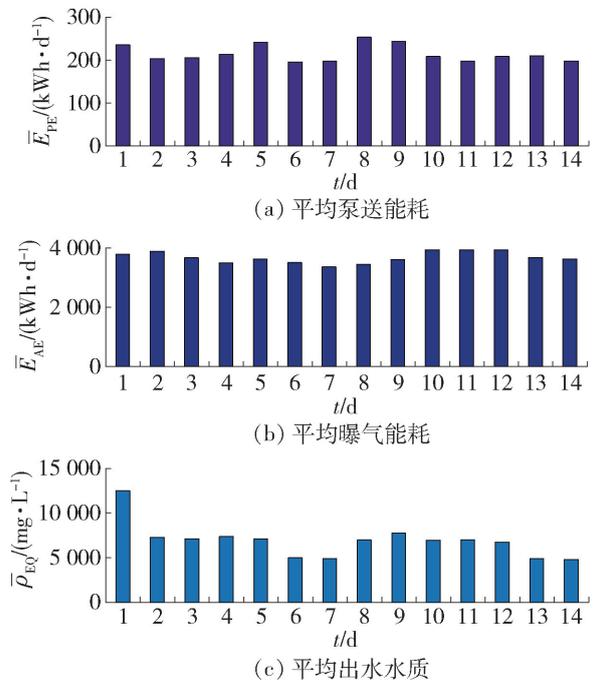


图2 平均性能指标

Fig. 2 Average performance indices

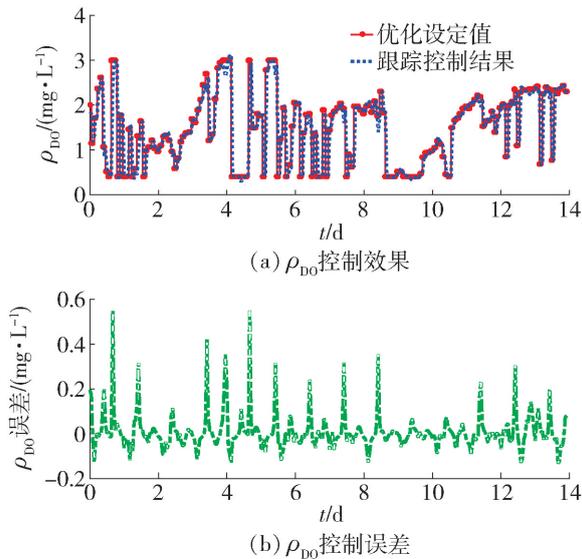
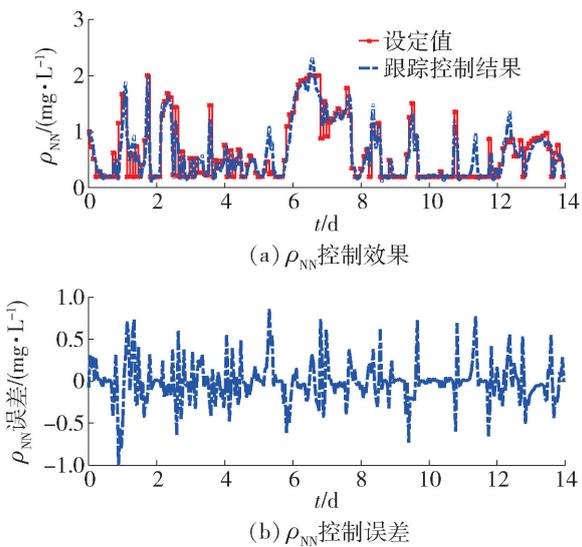
图3 ρ_{D0} 控制效果Fig. 3 Control effects of ρ_{D0} 图4 ρ_{NN} 控制效果Fig. 4 Control effects of ρ_{NN}

图2给出了基于OC-DDMOPSO策略获得的 \bar{E}_{PE} 、 \bar{E}_{AE} 和 $\bar{\rho}_{EQ}$ 。从图中可以看出， \bar{E}_{PE} 、 \bar{E}_{AE} 和 $\bar{\rho}_{EQ}$ 会根据反应过程进行动态调整。为了突出所设计的基于OC-DDMOPSO算法的优势，将其与其他优化控制算法进行对比，对比结果如表1所示。从表中可以看出，所设计的OC-DDMOPSO算法能够获得最小的 \bar{E}_{PE} 和 $\bar{\rho}_{EQ}$ 值，有效平衡多个指标间的关系，具有较好的优化效果。

图3、4分别给出了 ρ_{D0} 和 ρ_{NN} 的跟踪控制效果。从图中可以看出，所设计的OC-DDMOPSO策略能够实现动态优化设定值的准确跟踪控制， ρ_{D0} 控制误

差可以保持在 $[-0.2, 0.6]$ mg/L，同时， ρ_{NN} 控制误差可以维持在 $[-1.0, 1.0]$ mg/L，其结果再次验证了所设计的OC-DDMOPSO策略能够实现动态控制变量的高精度跟踪控制。具体的跟踪控制对比结果如表2所示，其中，OC-DDMOPSO策略的 I_{AE} 为0.084，低于其他对比的优化控制方法，其出水平均氨氮 $\bar{\rho}_{AN}$ 和出水平均总氮 $\bar{\rho}_{TN}$ 分别为3.12、12.49 mg/L，均小于其他优化控制算法。表2中的结果再次验证了所提出的优化控制算法的性能。

表1 不同优化控制方法性能指标对比

Table 1 Comparison of the performance indices with different optimal control strategies

| 优化控制方法 | $\bar{E}_{PE}/$ (kWh·d ⁻¹) | $\bar{E}_{AE}/$ (kWh·d ⁻¹) | $\bar{\rho}_{EQ}/$ (mg·L ⁻¹) |
|--------------------------|---|---|---|
| OC-DDMOPSO | 214.95 | 3 687.78 | 6 881.63 |
| DMOOC ^[4] | 388.16 | 3 341.26 | 8 147.34 |
| RTOC ^[18] | 254.61 | 4 949.71 | 7 734.80 |
| AMODE-OC ^[20] | 420.00 | 3 935.29 | 6 048.25 |

表2 不同优化控制方法控制性能比较

Table 2 Comparison of control performance of different optimal control methods

| 优化控制方法 | $I_{AE}/$ (mg·L ⁻¹) | $\bar{\rho}_{AN}/$ (mg·L ⁻¹) | $\bar{\rho}_{TN}/$ (mg·L ⁻¹) |
|--------------------------|------------------------------------|---|---|
| OC-DDMOPSO | 0.084 | 3.12 | 12.49 |
| DMOOC ^[4] | 0.122 | 3.70 | 17.07 |
| RTOC ^[18] | 0.146 | 3.28 | 14.05 |
| AMODE-OC ^[20] | 0.106 | 3.46 | 13.44 |

4 结论与展望

1) 针对城市污水处理过程动态优化设定值难以实时获取的问题，本文提出了一种基于动态分解多目标粒子群优化算法的优化控制策略。在该策略中，通过自适应核函数建立城市污水处理过程性能指标优化模型，利用基于档案库动态分解的多目标粒子群优化算法获取优化设定值。结果表明，所提出的OC-DDMOPSO策略能够提高污水处理过程运行性能，降低操作能耗，改善出水水质。

2) 提出的OC-DDMOPSO策略能够取得较好的运行效果，但是由于城市污水处理过程是一个具有多时间尺度操作特点的过程，其性能指标模型具有多时间尺度特点，如何根据不同操作时间的性能指标模型设计多时间尺度优化控制策略仍然是未来需要解决的难题。

参考文献:

- [1] HAN H G, QIAO J F. Nonlinear model-predictive control for industrial processes: an application to wastewater treatment process [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 61(4): 1970-1982.
- [2] 乔俊飞, 鞠岩, 韩红桂. 基于自组织随机权神经网络的 BOD 软测量 [J]. *北京工业大学学报*, 2016, 42(10): 1451-1460.
QIAO J F, JU Y, HAN H G. BOD Soft-sensing based on SONNRW [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2016, 42(10): 1451-1460. (in Chinese)
- [3] 韩红桂, 伍小龙, 张璐, 等. 城市污水处理过程异常工况识别和抑制研究 [J]. *自动化学报*, 2018, 44(11): 1971-1984.
HAN H G, WU X L, ZHANG L, et al. Identification and suppression of abnormal conditions in municipal wastewater treatment process [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(11): 1971-1984. (in Chinese)
- [4] QIAO J F, ZHANG W. Dynamic multi-objective optimization control for wastewater treatment process [J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 29(11): 1261-1271.
- [5] VAN STADEN A J, ZHANG J F, XIA X H. A model predictive control strategy for load shifting in a water pumping scheme with maximum demand charges [J]. *Applied Energy*, 2011, 88(12): 4785-4794.
- [6] ASHRAFI O, YERUSHALMI L, HAGHIGHAT F. Greenhouse gas emission and energy consumption in wastewater treatment plants: impact of operating parameters [J]. *Clean-Soil, Air, Water*, 2014, 42(3): 207-220.
- [7] ZHAO L J, CHAI T Y, YUAN D C. Selective ensemble extreme learning machine modeling of effluent quality in wastewater treatment plants [J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2012, 9(6): 627-633.
- [8] FLORES-ALSINA X, ARNELL M, AMERLINCK Y, et al. Balancing effluent quality, economic cost and greenhouse gas emissions during the evaluation of (plant-wide) control/operational strategies in WWTPs [J]. *Science of the Total Environment*, 2014, 466/467: 616-624.
- [9] AMAND L, CARLSSON B. Optimal aeration control in a nitrifying activated sludge process [J]. *Water Research*, 2012, 46(7): 2101-2110.
- [10] ZHAN J X, IKEHATA M, MAYUZUMI M, et al. An aeration control strategy for oxidation ditch processes based on online oxygen requirement estimation [J]. *Water Science and Technology: a Journal of the International Association on Water Pollution Research*, 2013, 68(1): 76-82.
- [11] ZENG Y H, ZHANG Z J, KUSIAK A, et al. Optimizing wastewater pumping system with data-driven models and a greedy electromagnetism-like algorithm [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2016, 30(4): 1263-1275.
- [12] HUANG X Q, HAN H G, QIAO J F. Energy consumption model for wastewater treatment process control [J]. *Water Science and Technology*, 2013, 67(3): 667-674.
- [13] DURRENMATT D J. Data mining and data-driven modeling approaches to support wastewater treatment plant operation [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2011, 30(5): 47-56.
- [14] YANG Y, YANG J, ZUO J, 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 [J]. *Water Research*, 2011, 45(11): 3439-3452.
- [15] 乔俊飞, 王亚清, 柴伟. 基于迭代 ADP 算法的污水处理过程最优控制 [J]. *北京工业大学学报*, 2018, 44(2): 200-206.
QIAO J F, WANG Y Q, CHAI W. Optimal control based on iterative ADP for wastewater treatment process [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2018, 44(2): 200-206. (in Chinese)
- [16] DUZINKIEWICZ K, BRDYS M A, KUREK W, et al. Genetic hybrid predictive controller for optimized dissolved-oxygen tracking at lower control level [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2009, 17(5): 1183-1192.
- [17] GUERRERO J, GUIASOLA A, VILANOVA R, et al. Improving the performance of a WWTP control system by model-based setpoint optimisation [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2011, 26(4): 492-497.
- [18] SWEETAPPLE C, FU G, BUTLER D. Multi-objective optimisation of wastewater treatment plant control to reduce greenhouse gas emissions [J]. *Water Research*, 2014, 55: 52-62.
- [19] ARAUJO C B, GALLANI S, MULAS M, et al. Sensitivity analysis of optimal operation of an activated sludge process model for economic controlled variable selection [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2013, 52(29): 9908-9921.
- [20] QIAO J F, HOU Y, HAN H G. Optimal control for wastewater treatment process based on an adaptive multi-objective differential evolution algorithm [J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31(7): 2537-2550.