

研究论文

DOI: 10.11949/j.issn.0438-1157.20161390

基于多目标粒子群算法的污水处理智能优化控制

韩红桂, 张璐, 乔俊飞

(北京工业大学信息学部, 北京 100124)

摘要: 为了满足污水处理过程出水水质排放达标的同时降低运行能耗, 提出了一种基于多目标粒子群的污水处理多目标智能优化控制方法。首先, 通过分析污水处理运行数据, 建立了基于自适应回归核函数的污水处理能耗和出水水质模型; 其次, 设计出一种污水处理多目标优化方法, 利用多目标粒子群优化算法同时对污水处理自适应能耗和出水水质模型进行优化, 获得溶解氧和硝态氮浓度的优化设定值; 最后, 利用 PID 控制器对溶解氧和硝态氮浓度优化设定值进行跟踪控制, 实现了污水处理过程的多目标优化控制。基于污水处理基准仿真平台 BSM1 的实验结果显示, 该多目标优化控制方法不但能够保证出水水质达标, 而且能有效降低污水处理过程的能耗。

关键词: 污水处理过程; 智能优化控制; 多目标粒子群; 能耗模型; 出水水质模型

中图分类号: TQ 028.8

文献标志码: A

文章编号: 0438—1157 (2017) 04—1474—08

Intelligent optimal control for wastewater treatment based on multi-objective particle swarm algorithm

HAN Honggui, ZHANG Lu, QIAO Junfei

(Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: To meet effluent quality (EQ) standard and reduce energy consumption (EC) of wastewater treatment process (WWTP), a multi-objective optimal control method was developed based on multi-objective particle swarm optimization (MOPSO). First, EC and EQ models from adaptive regressive kernel functions were established by analysis of operation data. Then, MOPSO was designed to optimize EC and EQ models and to reach optimal set-points of dissolved oxygen (S_O) and nitrate (S_{NO}) simultaneously. Finally, PID controller was used to trace the optimal set-points of S_O and S_{NO} so as to achieve multi-objective optimal control of WWTP. The experimental results from Benchmark Simulation Model 1 (BSM1) for wastewater treatment demonstrated that the proposed multi-objective optimal control method could assuredly meet effluent quality standard as well as effectively reduce energy consumption.

Key words: wastewater treatment process; intelligent optimal control; multi-objective particle swarm; energy consumption model; effluent quality model

引 言

污水处理是通过生物化学应对污水中的污

染物进行吸附、分解、氧化等, 使污染物得到降解并从污水中分离出来, 从而实现污水的净化^[1-3]。污水处理过程必须能够保证出水水质如化学需氧量,

2016-10-07 收到初稿, 2016-11-29 收到修改稿。

联系人及第一作者: 韩红桂 (1983—), 男, 教授。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61622301, 61533002); 北京市教育委员会科研计划项目(KZ201410005002, km201410005001)。

Received date: 2016-10-07.

Corresponding author: Prof. HAN Honggui, rehardhan@bjut.edu.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (61622301, 61533002) and Beijing Municipal Education Commission Science and Technology Development Program (KZ201410005002, km201410005001).

生化需氧量及氨氮等达标^[4-6]。近年来,随着污水处理排放量的增加以及对出水水质的严格要求,使得污水处理运行成本不断增加^[7-9]。为了保证处理过程中出水水质达标排放的同时降低运行成本,实现污水处理过程优化控制迫在眉睫^[10-12]。

为实现污水处理过程优化运行控制,在保证出水水质达标的同时降低运行成本,Hreiz 等^[13]针对污水处理过程出水水质和操作费用的问题,通过 ASM1 模型与动态多目标优化相结合的方法获得了能耗和出水水质之间的平衡关系。Martin 等^[14]提出了一种混合整数非线性最优控制方法,解决了污水处理过程中序批式生物反应器(SBR)曝气量浓度的优化控制问题,结果显示该最优控制方法在保证出水水质的前提下降低了运行能耗。针对污水处理过程经济和生态的多目标优化问题,Alvarez 等^[15]设计了一种离散化权值优化控制方法,获得了运行成本和出水水质之间的最优解。然而,以上几种优化方法都是基于数学模型,而污水处理过程出水水质参数如化学需氧量等不能在线测量^[16-17],操作变量与能耗和水质间没有确切的数学模型^[18-19],通过数学模型对污水处理过程进行优化控制易导致操作变量的最佳设定值难以获取,进而影响其全流程优化控制。

为了克服过程模型对优化控制方法的制约,实现污水处理过程优化控制,基于数据驱动的优化控制方法得到了学者广泛的关注和研究^[20-24]。Syafie 等^[25]针对污水处理运行过程的特点,提出了一种基于强化学习算法的优化控制策略,利用强化学习算法获得最优的控制策略,该方法可以保证污染物排放标准的同时降低污水处理运行能耗。Belchior 等^[26]提出一种自适应模糊控制器,应用于基准仿真平台 BSM1 的运行结果显示,该自适应模糊控制方法能够实现溶解氧优化设定值的求解和跟踪控制。实验结果表明该控制方法不仅能够准确跟踪溶解氧浓度,保证控制器稳定性,而且能够降低能耗。Han 等^[27]设计了一种非线性模型预测控制方法,利用自组织径向基神经网络作为模型辨识器,完成系统的参数辨识,实验结果表明非线性模型预测控制可使曝气能耗得到明显降低,解决污水处理过程能耗较大的问题。整体看来,以上几种优化控制方法能够根据实际污水处理情况进行模型调整,使自适应模型具有更高的精度,但这些模型优化都属于稳态优化,不能根据污水进水水质和流量的变化动态调整优化设定值,实现污水处理过程的实时优化控制。

Qiao 等^[28]针对污水处理过程溶解氧和硝态氮实时优化操作值的问题,提出了一种自适应动态规划优化控制器(ADPOC),该控制器包含评价模块和优化模块两部分,评价模块用于估计能耗和出水水质的值,优化模块则根据评价模块实时调整优化操作值。实验结果表明该自适应优化控制器能够保证出水水质达标的同时有效降低运行能耗。为了使污水处理过程处于优化运行状态,Vega 等^[29]将静态实时优化和动态实时优化与非线性模型预测控制(RO-NMPC)结合,实验结果表明 RO-NMPC 可以在保证出水水质达标的基础上减少能耗 20%。然而,以上几种优化控制方法通常利用权值系数法将多目标优化转换为单目标优化,实际优化效果并不理想。

针对以上问题,文中提出了一种基于多目标粒子群的污水处理智能优化控制。首先,通过分析污水处理运行特点及运行数据,建立了基于自适应回归核函数的污水处理能耗和出水水质参数模型;其次,为权衡能耗和出水水质间的问题,设计了一种多目标优化方法,利用多目标粒子群算法对污水处理能耗和出水水质模型进行同时优化,获得了溶解氧和硝态氮浓度的优化设定值;最后,利用 PID 控制器对溶解氧和硝态氮浓度优化设定值进行跟踪控制,完成污水处理过程的多目标优化控制。

1 污水处理过程分析

为合理评价控制策略在污水处理系统中的性能,文中利用国际水协与欧盟科学技术和合作组织(COST)联合开发的活性污泥污水处理基准仿真平台 BSM1 对控制方法进行评价。

1.1 污水处理过程模型 BSM1

BSM1 是用来评价控制策略在污水处理过程中性能好坏的基准仿真平台,BSM1 总体布局如图 1 所示。BSM1 主要由生化反应池和二沉池组成,其中生化反应池包含两个非曝气区(每部分体积为 1000 m³)和 3 个曝气区(每部分体积为 1333 m³),二沉池分为 10 层,处理后的水,一部分从第 6 层进入沉淀池,另一部分则回流到第 1 个生物处理单元,进行循环处理。进入沉淀池的水,经过处理后,达到排放标准的那部分水由上部排出,另一部分则回流到第 1 个生物处理单元进行循环处理。

1.2 能耗和出水水质

为了使污水处理过程处于优化运行状态,从能耗和出水水质机理模型开始分析,能耗和出水水质机理模型表达式为

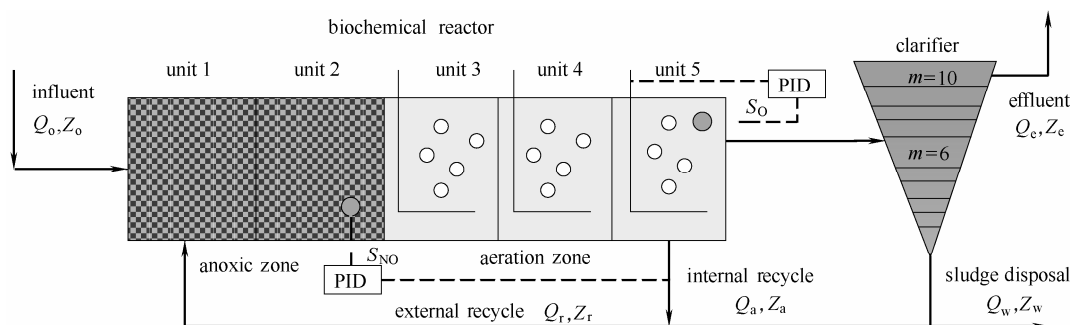


图 1 BSM1 布局图

Fig.1 Layout of the BSM1

$$EC = \frac{1}{T} \times \int_{t_0}^{t_f} \left[\frac{S_{O, sat}}{1800} \sum_{k=1}^{k=5} V_k K_L a_k(t) + 0.004 Q_a(t) + 0.008 Q_r(t) + 0.05 Q_w(t) \right] dt \quad (1)$$

$$EQ = \frac{1}{T} \times \int_{t_0}^{t_f} [2SS(t) + COD(t) + 30S_{Nkj}(t) + 10S_{NO}(t) + 2BOD_5(t)] \times Q_e dt \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} N_{tot} < 18 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}, COD < 100 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1} \\ S_{NH} < 4 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}, SS < 30 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1} \\ BOD_5 < 100 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1} \end{cases} \quad (3)$$

其中, EC 为能耗; EQ 为出水水质; V_k 为第 k 个反应池的体积; $K_L a$ 为氧传递系数, 用于控制溶解氧(S_O)浓度; $S_{O, sat}$ 为溶解氧设定值; Q_a 为内回流, 用于控制硝态氮(S_{NO})浓度; Q_r 为外回流, 用于控制混合悬浮液固体(MLSS)浓度; Q_w 为污泥排放量; Q_e 为出水流量; SS 为固体悬浮物浓度; COD 为化学需氧量; S_{Nkj} 为凯氏氮浓度; N_{tot} 为总氮浓度; S_{NH} 为氨氮浓度; BOD_5 为 5 日生化需氧量。

污水处理过程不仅需要满足出水水质排放达标, 而且需要降低运行成本, 如何在满足出水水质的同时降低运行成本是污水处理过程面临的一个关键问题, 实时优化控制思想为解决污水处理过程关键问题提供了解决方法。

2 污水处理过程实时优化控制

污水处理过程实时优化控制是将控制回路与实时优化相结合, 采用层级结构方式, 上层通过优化目标函数产生控制变量的优化设定值, 底层通过控制器跟踪优化设定值。主要包括: 建立基于自适应回归核函数的能耗和出水水质模型; 研究关于能耗和出水水质的多目标优化方法; 利用 PID 控制器

对优化设定值进行跟踪控制等。

2.1 自适应能耗和出水水质模型

污水处理过程具有强非线性和时变特性, 而能耗和出水水质机理模型, 其模型参数固定不变, 无法根据污水处理过程的工况进行自适应变化。为了应对污水处理过程中的动态特性, 提出一种基于自适应回归核函数的方法, 首先根据污水处理运行特点及运行数据分析与能耗和出水水质相关的过程变量, 其次利用自适应回归核函数方法建立能耗和出水水质与过程变量之间的模型。

通过分析式(1)、式(2)可知, S_O 、 S_{NO} 、MLSS 等变量影响 EC, EQ 主要与 S_O 、 S_{NO} 、SS、 S_{NH} 等变量相关^[30], MLSS 为混合悬浮液固体颗粒浓度, SS 为固体悬浮物浓度, MLSS 在线测量相比 SS 更容易, 因此选择 S_O 、 S_{NO} 、MLSS、 S_{NH} 作为模型输入变量。为探究 EC 和 EQ 与 S_O 、 S_{NO} 、 S_{NH} 、MLSS 之间的关系, 选择 EC 和 EQ 作为输出变量, S_O 、 S_{NO} 、 S_{NH} 、MLSS 作为输入变量, 自适应回归核函数模型用于建立输入变量与输出变量之间的关系。自适应回归核函数模型表达为

$$y(t) = \sum_{n=1}^N W_n(t) K_n(t) + W_0(t) \quad (4)$$

其中, $y(t)$ 为 t 时刻模型输出, $y(t) = [y_1(t), y_2(t)]$

$$y_1(t) = w_{10}(t) + \sum_{n=1}^N w_{1n}(t) K_{1n}(t) \quad (5)$$

$$y_2(t) = w_{20}(t) + \sum_{n=1}^N w_{2n}(t) K_{2n}(t) \quad (6)$$

$y_1(t)$ 为自适应回归核函数能耗模型, $y_2(t)$ 为自适应回归核函数出水水质模型, $W_n(t)$ 为第 n 个核函数连接权值, $W_0(t) = [w_{10}(t), w_{20}(t)]^T$, $W(t) = [W_1(t), W_2(t)]^T$, $W_1(t) = [w_{11}(t), w_{12}(t), \dots, w_{1N}(t)]$, $W_2(t) = [w_{21}(t), w_{22}(t), \dots, w_{2N}(t)]$, N 为核函数个数, $K_n(t)$ 为 t 时刻第 n 个核函数, 选择具有强非线性表达能力的径向基

核函数

$$K_n(t) = e^{-\|x(t) - c_n(t)\|^2 / 2b_n(t)^2} \quad (7)$$

其中, $x(t)=[S_{NH}(t), MLSS(t), S_O(t), S_{NO}(t)]$ 为 t 时刻核函数输入, 也是自适应回归核函数模型输入, $c_n(t)$ 为 t 时刻第 n 个核函数中心, $b_n(t)$ 为 t 时刻第 n 个核函数宽度。

基于自适应回归核函数的污水处理过程能耗和出水水质模型不仅可以实际输出与期望输出之间的误差进行参数自适应调整, 而且与控制变量 S_O 、 S_{NO} 之间建立了直接的关系, 可通过控制量的变化直接调节能耗和出水水质。

2.2 污水处理过程多目标优化控制

能耗和出水水质是污水处理过程中两个重要的评价指标, 用于表征污水处理过程运行成本及向受纳水体排放污染物引起的罚款。而污水处理过程中能耗和出水水质是处于相互约束的关系, 为了获取约束关系间的权衡问题, 提出了基于多目标粒子群的优化方法。

多目标优化控制方法首先需建立优化目标函数, 然后利用多目标优化算法对目标函数同时进行优化。文中将建立的自适应能耗和水质模型作为优化目标函数, 利用多目标粒子群优化算法对目标函数进行优化获得控制变量的优化设定值, 然后将控制变量优化设定值传送给控制器用于跟踪控制。

自适应出水水质模型成立具有约束条件, 如式(3)所示, 为了解约束问题, 利用罚函数思想将有约束出水水质模型转化为无约束模型。由于出水水质中有机物浓度越接近约束的最大值, 污水处理过程能耗越低, 且出水水质中只有 S_{NH} 和 N_{tot} 容易超标, 因此设计约束转化模型时只考虑 S_{NH} 和 N_{tot} 。

通过分析, 污水处理过程多目标优化方法中优化目标函数为

$$\min H(t) = \{h_1(t), h_2(t), h_3(t)\} \quad (8)$$

其中

$$h_1(t) = \sum_{n=1}^N W_{1n}(t) \times e^{-\|q^*(t) - c_{1n}(t)\|^2 / 2b_{1n}(t)^2} + W_{10}(t) \quad (9)$$

$$h_2(t) = \sum_{n=1}^N W_{2n}(t) \times e^{-\|q^*(t) - c_{2n}(t)\|^2 / 2b_{2n}(t)^2} + W_{20}(t) \quad (9)$$

$$h_3(t) = e^{4-q_1(t)} + e^{x_1(t)(q_1(t)-4)} \times A + e^{18-q_5(t)} + e^{x_2(t)(q_5(t)-18)} \times B \quad (10)$$

$h_1(t)$ 代表所建立的自适应能耗模型, $h_2(t)$ 代表所建立的出水水质模型, $h_3(t)$ 代表出水水质约束量, $q(t)=[S_{NH}(t), MLSS(t), S_O(t), S_{NO}(t), N_{tot}(t)]$,

$q^*(t)=[S_{NH}(t), MLSS(t), S_O(t), S_{NO}(t)]$, $q_1(t)=[S_{NH}(t)]$, $q_5(t)=[N_{tot}(t)]$, 多目标优化算法通过最小化式(8)得到 S_O 和 S_{NO} 的优化设定值。其中 N 取 15, W_{1n} , W_{2n} , c_{1n} , c_{2n} , b_{1n} , b_{2n} 等参数通过自适应回归核函数能耗和出水水质模型训练所得。为了最小化多目标函数 $H(t)$, 多目标粒子群优化算法被用来寻找各目标函数间的 Pareto 最优解。

在多目标粒子群优化算法中, 一方面要求算法得到的解尽量均匀, 另一方面要求保持解的多样性。在污水处理过程中, 为了使多目标优化算法得到的解在 Pareto 前沿尽量均匀分布, 基于自适应栅格的粒子群优化算法被应用。

在多目标粒子群优化算法中, 通过不断调整粒子群算法位置和速度更新公式来寻找个体最优位置和全局最优位置, 速度和位置更新公式为

$$v_{(k+1)} = \chi[v_{(k)} + a_1\gamma_1(p_{(k)} - m_{(k)}) + a_2\gamma_2(g_{(k)} - m_{(k)})] \quad (11)$$

$$m_{(k+1)} = m_{(k)} + v_{(k)} \quad (12)$$

$$\chi = 2 / \left[2 - l - \sqrt{l^2 - 4l} \right], l = a_1 + a_2, l > 4 \quad (13)$$

其中, $v_{(k+1)}$ 为第 $(k+1)$ 次迭代时的速度; $m_{(k)}$ 为第 k 次迭代的位置; χ 为全局收缩因子, 用于加快粒子群算法的收敛速度; a_1 、 a_2 为加速因子, 使粒子具有学习能力; γ_1 、 γ_2 为随机生成数; $p_{(k)}$ 为第 k 步迭代的个体最优位置; $g_{(k)}$ 为第 k 步迭代的全局最优位置。

在选择全局最优解即 Pareto 解时, 首先为每个栅格设计一个适值 F_i

$$F_i = \begin{cases} 1, & \text{if } n_i = 1 \\ n_i / M, & \text{others} \end{cases} \quad (14)$$

其中, n_i 为第 i 个栅格中解的个数, M 是常数, 在实验中取 15。根据适值的大小选择栅格, 从而在对应的栅格中根据最近邻密度法选择一个解, 作为全局最优解。最近邻密度法计算在目标空间中该粒子与最近相邻两个粒子的密度, 密度越小, 表明该粒子附近越稀疏, 从而被选择为全局最优的优先级越高。同时将得到的全局最优解保存在存储器中, 存储器填满后, 就会依照栅格中解的个数计算各个栅格的适值, 通过适值大小删除一个历史解, 存入新的解, 这样有利于保持解的均匀分布性。

格栅自适应调整机制通过不断调整栅格的分布完成, 最初的栅格数是不变的, 但是栅格单位刻度随着解的变化而变化, 其多目标优化过程如图 2 所示。

基于自适应格栅机制的多目标优化算法不仅

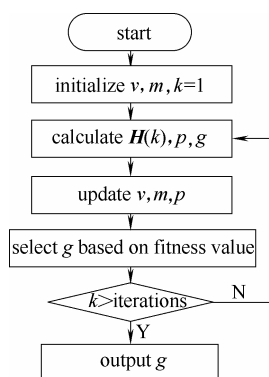


图 2 多目标优化过程

Fig.2 Multi-objective optimization diagram

可以使解的分布更均匀, 解的多样性得到增加, 其最大的优点是计算复杂度小。

优化设定值跟踪控制通过 PID 控制器完成, PID 控制器采用传统的增量式 PID 控制算法

$$\Delta u(g) = k_p[e(g) - e(g-1)] + k_i e(g) + k_d[e(g) - 2e(g-1) + e(g-2)] \quad (15)$$

其中, $\Delta u(g)$ 为第 g 步操作量的变化量, k_p 为比例系数, k_i 为积分系数, k_d 为微分系数, $e(g)$ 为第 g 步期望输出与实际输出的误差。

本文通过基于自适应核函数的能耗和出水水质模型, 多目标粒子群优化算法和 PID 跟踪控制算法共同完成污水处理过程的多目标实时优化控制, 用来提高污水处理性能。

3 仿真研究及结果分析

针对晴好天气下的污水流量和组份变化, 在基准仿真平台 BSM1 基础上进行仿真实验, 采样间隔为 15 min, 仿真时间为 7 d, 优化周期为 2 h。

图 3 和图 4 分别给出基于自适应核函数的 EC 和

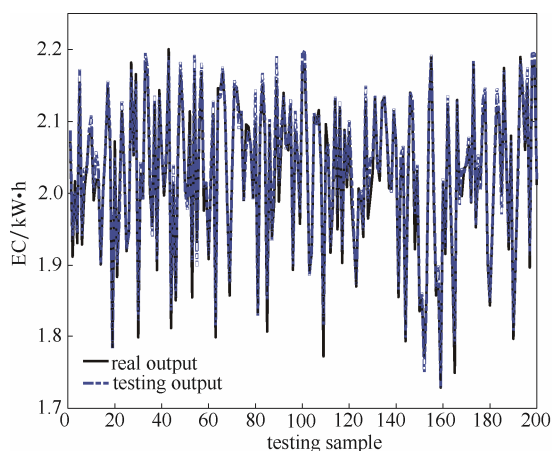


图 3 EC 预测效果

Fig. Predicting results of EC

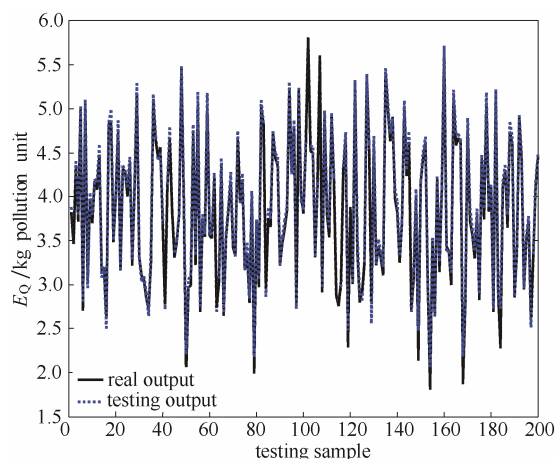
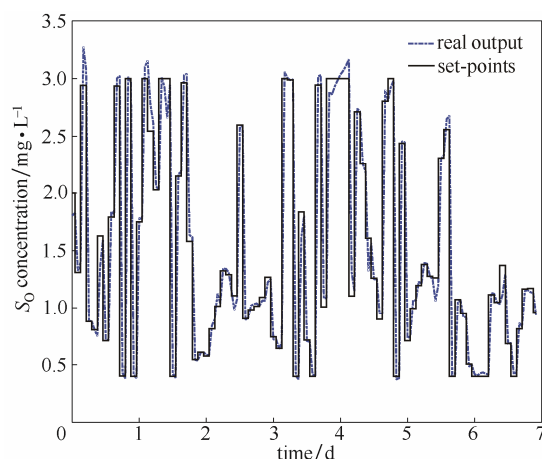


图 4 EQ 预测效果

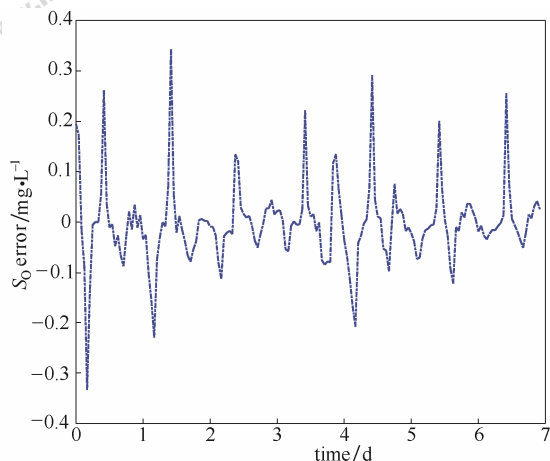
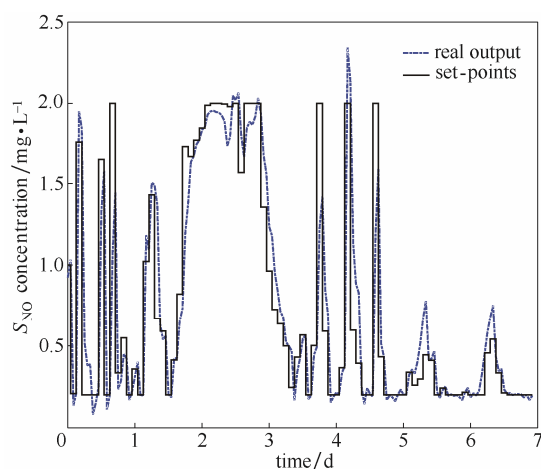
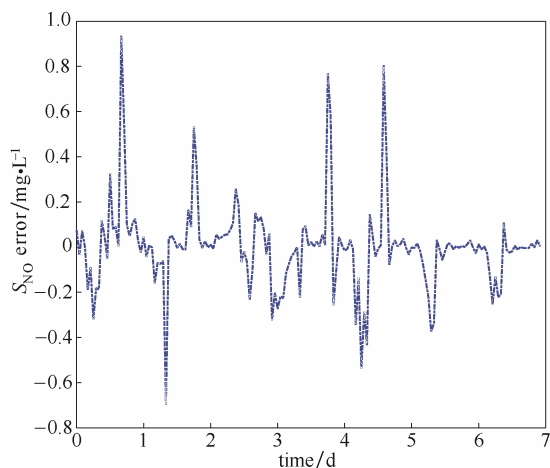
Fig.4 Predicting results of EQ

EQ 预测效果。从图 3 中可以看出该模型可较好地预测 EC, 预测误差较小, 其预测误差范围是 $\pm 0.05 \text{ kW} \cdot \text{h}$ 。图 4 给出 EQ 预测效果, 其预测误差是 $\pm 0.2 \text{ kg pollution unit}$, 预测误差较小。实验结果表明自适应核函数模型能较好地预测能耗和出水水质输出值, 具有较高的精度。

图 5 和图 6 分别给出 PID 控制器跟踪优化设定值 S_O 的效果及相应的误差, 图 7 给出 PID 控制器跟踪优化设定值 S_{NO} 的效果, 图 8 为其对应的误差。由于污水处理过程中入水流量的动态变化、工况的非线性变化以及生化反应, 硝化反应等的影响, 引起控制变量 S_O 和 S_{NO} 实时变化以满足 EQ 达标的同时降低 EQ。

图 5 S_O 跟踪控制Fig.5 Tracking control effects of S_O

从图 5 可以看出 PID 控制器能以较高的精度跟踪实时变化的 S_O 优化设定值, 跟踪误差如图 6 所示, S_O 实际输出值与优化设定值的误差始终保持在 $\pm 0.35 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$ 范围内。实验结果表明 PID 控制器

图6 S_O 跟踪控制误差Fig.6 Tracking control errors of S_O 图7 S_{NO} 跟踪控制Fig.7 Tracking control effects of S_{NO} 图8 S_{NO} 跟踪控制误差Fig.8 Tracking control errors of S_{NO}

能以较小的跟踪误差实现优化控制。

图8所示误差范围始终保持在 $\pm 0.9 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$ 内,结果表明PID控制器可有效地跟踪 S_{NO} 优化设

定值,证明了所提出的优化控制方法的有效性。

在污水处理过程中,主要通过 $K_L a$ 的变化控制 S_O 的浓度, Q_a 的变化控制 S_{NO} 的浓度,因此 S_O 和 S_{NO} 的跟踪控制效果与 $K_L a$ 和 Q_a 的变化密切相关,其 $K_L a$ 和 Q_a 的变化如图9和图10所示。图11和图12给出约束变量 S_{NH} 和 N_{tot} 的变化, S_{NH} 和 N_{tot} 虽然有一些尖峰超过约束范围,但整体平均取值保持在约束范围内。

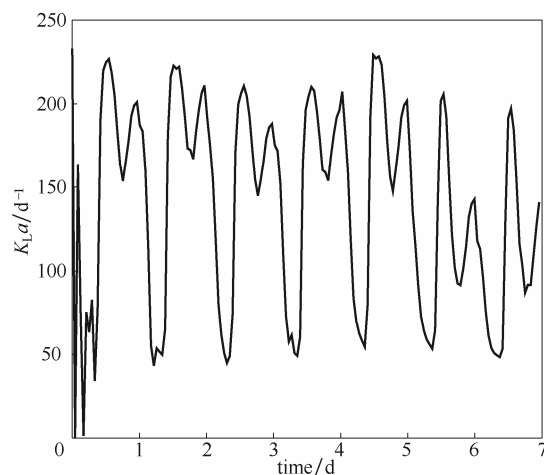
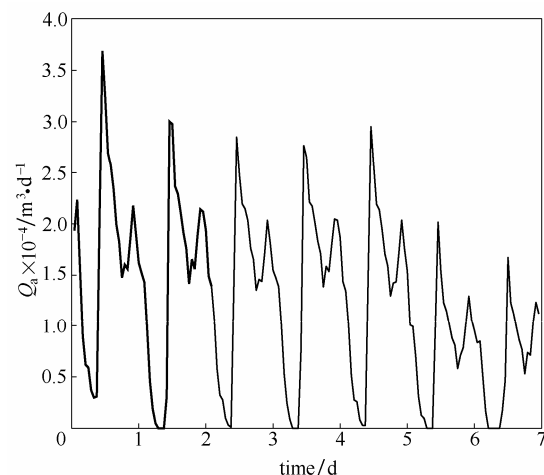
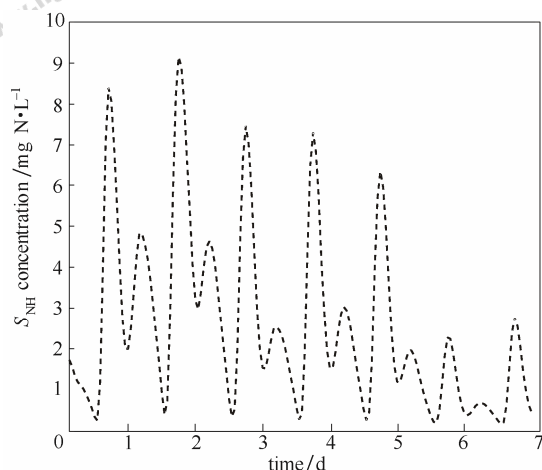
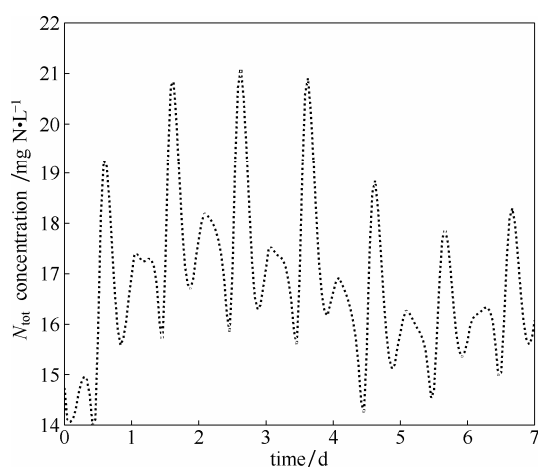
图9 $K_L a$ 变化Fig.9 Variations of $K_L a$ 图10 Q_a 变化Fig.10 Variations of Q_a

表1给出不同优化控制策略的能耗以及出水水质约束量的平均值,将文中提出的基于多目标粒子群优化算法的PID控制(MOPSO-PID)分别与PID控制器、自适应动态规划优化控制器(ADPOC)、神经网络在线建模与控制(NNOMC)、实时非线性模型预测控制(RO-NMPC)做对比。从表1可以看出MOPSO-PID方法相对其他优化控制方法得到的能耗明显地降低,能耗为 $3256.16 \text{ kW} \cdot \text{h}$,出水水质

图 11 S_{NH} 变化图Fig.11 Variations of S_{NH} 图 12 N_{tot} 变化Fig.12 Variations of N_{tot}

为 7394.9 kg pollution unit, 能耗相比原始 PID 控制方法, 降低 12.82%, 虽然出水水质与其他方法比较略有升高, 但出水水质约束变化量都在标准范围内, 实验结果验证了所提出的基于多目标粒子群的污水处理优化控制方法。

文中所提出的基于多目标粒子群的污水处理智能优化控制通过实验验证了该方法的有效性, 不仅可以

过控制器实现优化设定值的追踪控制(图 5~图 8), 同时能够明显降低能耗, 提高了出水水质(表 1), 因此验证了文中所提出的基于多目标粒子群的智能优化控制方法的有效性。

4 结 论

为了实现污水处理过程出水水质达标的同时降低运行能耗, 文中提出了一种基于多目标粒子群的污水处理过程智能优化控制方法。根据理论分析及仿真结果得到以下结论。

(1) 通过机理模型以及动力学特性分析, 选择 S_O 、 S_{NO} 、 S_{NH} 、MLSS 作为输入变量, 选择能耗 EC 和出水水质 EQ 作为输出变量, 利用自适应回归核函数建立输出变量与输入变量之间的关系, 自适应回归核函数能高精度地逼近实际输出值。

(2) 将自适应回归核函数能耗和出水水质模型作为优化目标函数, 通过多目标粒子群算法优化目标函数, 得到 S_O 和 S_{NO} 的优化设定值, 并通过 PID 控制器对优化设定值进行跟踪控制。基于多目标粒子群的优化控制算法可以在保证出水水质的基础上达到能耗最小的目的, 能耗相比其他优化控制方法得到明显的降低, 相比原始 PID 控制方法能耗降低 12.82%。

(3) 基于多目标粒子群算法的污水处理过程优化控制不仅可成功应用于基准仿真平台 BSM1 上, 而且具有一定的实际工程应用参考价值, 可以为决策者提供污水处理过程优化控制设计方面的参考。

References

- [1] HAI R, HE Y, WANG X, *et al.* Simultaneous removal of nitrogen and phosphorus from swine wastewater in a sequencing batch biofilm reactor[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2015, 23: 303-308.
- [2] SKOUTERIS G, SAROJ D, MELIDIS P, *et al.* The effect of activated carbon addition on membrane bioreactor processes for wastewater

表 1 不同优化控制方法能耗和出水水质约束量对比

Table 1 Energy consumption and effluent constraints comparison of different optimal control methods

Optimal control strategy	$S_O/\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$	$S_{NO}/\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$	$SS/\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$	$S_{NH}/\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$	$BOD_5/\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$	$COD/\text{mg} \cdot \text{L}^{-1}$	EC/kW · h	EQ/kg pollution unit
MOPSO-PID	1.6947	1.1329	12.6108	2.8156	2.6816	47.5183	3256.16	7394.9
influent	7.58	0.23	198.57	30.14	183.49	167.31	—	—
PID	2	1	11.2149	10.2328	2.5683	45.2938	3763.70	7115.98
ADPOC ^[28]	1.5799	1.087	—	2.7230	3.1103	44.8962	3676.28	7409.84
NNOMC ^[31]	1.8	1.4	12.72	3.41	2.71	47.68	3782.44	6334.90
RO-NMPC ^[29]	1.01	0.94	—	2.23	—	—	3232.99	8102.9

- treatment and reclamation — a critical review[J]. *Bioresource Technology*, 2015, **185**: 399-410.
- [3] LU Q, WU H, LI H, *et al.* Enhanced biological nutrient removal in modified carbon source division anaerobic anoxic oxic process with return activated sludge pre-concentration[J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2015, **23**: 1027-1034.
- [4] GIANNAKIS S, VOUMARD M, GRANDJEAN D, *et al.* Micropollutant degradation, bacterial inactivation and regrowth risk in wastewater effluents: influence of the secondary (pre)treatment on the efficiency of advanced oxidation processes[J]. *Water Research*, 2016, **102**: 505-515.
- [5] JUDD S J. The status of industrial and municipal effluent treatment with membrane bioreactor technology[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2016, **305**: 37-45.
- [6] SANTIN I, PEDRET C, VILANOVA R, *et al.* Removing violations of the effluent pollution in a wastewater treatment process[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2015, **279**: 207-219.
- [7] MEHRJOUEI M, MULLER S, MOLLER D. A review on photocatalytic ozonation used for the treatment of water and wastewater[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2015, **263**: 209-219.
- [8] TIAN Y, HE W, ZHU X, *et al.* Energy efficient electrocoagulation using an air-breathing cathode to remove nutrients from wastewater[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2016, **292**: 308-314.
- [9] HAKANEN J, MIETTINEN K, SAHLSTEDT K. Wastewater treatment: new insight provided by interactive multiobjective optimization[J]. *Decision Support Systems*, 2011, **51**(2): 328-337.
- [10] FATONE F, DI F S, BOLZONELLA D, *et al.* Fate of aromatic hydrocarbons in Italian municipal wastewater systems: an overview of wastewater treatment using conventional activated-sludge processes (CASP) and membrane bioreactors (MBRs)[J]. *Water Research*, 2011, **45**: 93-104.
- [11] LIBRALATO G, GHIRARDINI A V, AVEZZU F. To centralise or to decentralise: an overview of the most recent trends in wastewater treatment management[J]. *Journal of Environmental Management*, 2012, **94**: 61-68.
- [12] JIMENEZ J, LATRILLE E, HARMAND J, *et al.* Instrumentation and control of anaerobic digestion processes: a review and some research challenges[J]. *Reviews in Environmental Science and Bio/Technology*, 2015, **14**: 615-648.
- [13] HREIZ R, ROCHE N, BENYAHIA B, *et al.* Multi-objective optimal control of small-size wastewater treatment plants[J]. *Chemical Engineering Research and Design*, 2015, **102**: 345-353.
- [14] SAN J A D, BOURNAZOU M N C, NEUBAUER P, *et al.* Mixed integer optimal control of an intermittently aerated sequencing batch reactor for wastewater treatment[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2014, **71**: 298-306.
- [15] ALVAREZ L J, GARCIA N, MARTINEZ A, *et al.* Multi-objective pareto-optimal control: an application to wastewater management[J]. *Computational Optimization and Applications*, 2010, **46**: 135-157.
- [16] JOUANNEAU S, RECOULES L, DURAND M J, *et al.* Methods for assessing biochemical oxygen demand (BOD): a review[J]. *Water Research*, 2014, **49**: 62-82.
- [17] QIAO J, LI W, HAN H. Soft computing of biochemical oxygen demand using an improved T-S fuzzy neural network[J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2014, **22**: 1254-1259.
- [18] ZHANG W, ZHU Z, JAFFRIN M Y, *et al.* Effects of hydraulic conditions on effluent quality, flux behavior, and energy consumption in a shear-enhanced membrane filtration using Box-Behnken response surface methodology[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2014, **53**: 7176-7185.
- [19] MATOS C, PEREIRA S, AMORIM E V, *et al.* Wastewater and greywater reuse on irrigation in centralized and decentralized systems—an integrated approach on water quality, energy consumption and CO₂ emissions[J]. *Science of the Total Environment*, 2014, **493**: 463-471.
- [20] SUN P, XIE L, CHEN J. Spatial batch optimal design based on self-learning Gaussian process models for LPCVD processes[J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2015, **23**: 1958-1964.
- [21] SJERPS R M A, VUGHS D, LEERDAM J A, *et al.* Data-driven prioritization of chemicals for various water types using suspect screening LC-HRMS[J]. *Water Research*, 2016, **93**: 254-264.
- [22] YIN S, DING S X, XIE X, *et al.* A review on basic data-driven approaches for industrial process monitoring[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, **61**: 6418-6428.
- [23] MORO S, CORTEZ P, RITA P. A data-driven approach to predict the success of bank telemarketing[J]. *Decision Support Systems*, 2014, **62**: 22-31.
- [24] FEI Z, LIU K, HU B, *et al.* An efficient latent variable optimization approach with stochastic constraints for complex industrial process[J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2015, **23**: 1670-1678.
- [25] SYAFIIE S, TADEO F, MARTINEZ E, *et al.* Model-free control based on reinforcement learning for a wastewater treatment problem[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, **11**: 73-82.
- [26] BELCHIOR C A C, ARAUJO R A M, LANDECK J A C. Dissolved oxygen control of the activated sludge wastewater treatment process using stable adaptive fuzzy control[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2012, **37**: 152-162.
- [27] HAN H G, ZHANG L, HOU Y, *et al.* Nonlinear model predictive control based on a self-organizing recurrent neural network[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, **27**(2): 402-415.
- [28] QIAO J F, BO Y C, CHAI W, *et al.* Adaptive optimal control for a wastewater treatment plant based on a data-driven method[J]. *Water Science and Technology*, 2013, **67**(10): 2314-2320.
- [29] VEGA P, REVOLLAR S, FRANCISCO M, *et al.* Integration of set point optimization techniques into nonlinear MPC for improving the operation of WWTPs[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2014, **68**: 78-95.
- [30] 韩红桂, 张璐, 乔俊飞. 一种基于自适应回归核函数污水处理能耗模型[J]. *化工学报*, 2016, **67**(3): 947-953.
- HAN H G, ZHANG L, QIAO J F. An energy consumption model of wastewater treatment process based on adaptive regressive kernel function[J]. *CIESC Journal*, 2016, **67**(3): 947-953.
- [31] QIAO J F, HAN G, HAN H G. Neural network on line modeling and controlling method for multi variable control of wastewater treatment processes[J]. *Asian Journal of Control*, 2014, **16**(4): 1213-1223.