

DOI:10.11992/tis.201512022

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20160718.1521.002.html>

神经网络的污水处理过程多目标优化控制方法

张伟^{1,2,3}, 乔俊飞^{1,3}

(1. 北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124; 2. 河南理工大学 电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000; 3. 计算智能与智能系统北京市重点实验室, 北京 100124)

摘要:针对污水处理过程能耗过高问题, 提出一种基于神经网络的动态多目标优化控制方法。该方法对污水处理过程中的曝气能耗和泵送能耗同时优化, 通过 NSGA-II 进化算法实现溶解氧浓度和硝态氮浓度设定值的动态寻优, 由 PID 控制实现底层跟踪。采用神经网络在线建模方法构造污水处理过程多目标优化模型, 解决了优化变量与性能指标间没有精确数学描述的问题。基于国际基准仿真平台 BSM1 的实验表明, 与 PID 控制、单目标优化控制方法相比, 多目标优化控制在保证出水水质达标的前提下可以获得更优的节能效果。

关键词:多目标优化; 神经网络; 能量消耗; 污水处理; 基准仿真模型 BSM1

中图分类号:TP18 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2016)05-0594-06

中文引用格式: 张伟, 乔俊飞. 神经网络的污水处理过程多目标优化控制方法[J]. 智能系统学报, 2016, 11(5): 594-599.

英文引用格式: ZHANG Wei, QIAO Junfei. Multi-objective optimization control for wastewater treatment processing based on neural network[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2016, 11(5): 594-599.

Multi-objective optimization control for wastewater treatment processing based on neural network

ZHANG Wei^{1,2,3}, QIAO Junfei^{1,3}

(1. College of Electronic and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China; 2. School of Electrical Engineering & Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China; 3. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligence System, Beijing 100124, China)

Abstract: To solve the energy-extensive consumption problem of the wastewater treatment process (WWTP), a dynamic multi-objective optimization control strategy is proposed in this paper. The proposed method simultaneously optimizes the aerate energy and pumped energy consumption of WWTP, and the set-points of dissolved oxygen concentration and nitrate level can be optimized dynamically using the NSGA-II evolutionary algorithm. The proportion-integral-derivative (PID) is chosen to realize the tracking control task for the low layer. To overcome the difficulty of establishing an optimal model for WWTP, an online neural network modeling method was proposed for constructing the multi-objective optimization model, which solves the problem that there is no accurate mathematical description with the optimization variables and performance indexes. The simulation results, based on the international benchmark simulation model No. 1, demonstrate that compared with the PID and the single-objective optimization methods, energy consumption can be significantly reduced by using the proposed method while still assuring water quality.

Keywords: multi-objective optimization; neural network; energy consumption; wastewater treatment; benchmark simulation model

污水处理是高能耗的复杂流程工业系统, 其操

作连续运行且需要保证出水水质达标^[1]。对污水处理过程实施优化控制, 不仅可以优化微生物生长环境, 提高系统性能, 而且可以降低污水处理运行成本, 保证出水水质达标^[2]。因此, 从节能降耗和保护环境角度, 实施污水处理过程优化控制具有重要意义^[3]。

收稿日期: 2015-12-12. 网络出版日期: 2016-07-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(615330021203099); 北京市自然科学基金项目(4122006).

通信作者: 张伟. E-mail: zwei1563@126.com.

模型预测控制(model predictive control, MPC)是污水处理过程广泛应用的优化控制方法。Holenda等^[4]在ASM(activated sludge model)模型基础上,采用MPC实现溶解氧浓度控制,与PID控制相比,MPC的控制精度提高了40.5%。然而,基于MPC的优化控制需要对象的数学模型,对于污水处理过程,其数学模型较难建立,因此,现有MPC控制策略多采用简化或改进的机理模型^[4-5]。而且,MPC控制主要以提高系统控制性能和系统平稳性为目标。为了实现节能降耗为目标的污水处理过程优化控制,各种智能优化控制方法近年来成为研究热点,并取得一些研究成果^[6-10]。Duzinkiewicz等^[6]提出一种分层的两级控制策略,在非线性预测控制框架下,上层利用遗传算法产生溶解氧浓度的优化设定值,底层实现溶解氧跟踪控制。但是,优化仅为溶解氧浓度的单变量单目标优化。Qiao等^[7]提出一种基于数据驱动的污水处理过程自适应优化控制方案,动态实现污水处理过程溶解氧浓度和硝态氮浓度的设定值优化。仿真结果表明所提方法能有效降低系统能耗。但是,污水处理过程被视为单目标优化问题。Guerrero等^[8]为了优化污水处理过程中的C、N和P去除过程,通过设定值优化的方式提高系统的控制性能,并考虑了多个目标的优化问题,提出一种基于多准则的优化方法。韩广等^[9]通过Hopfield网络构造污水处理过程能耗优化模型,采用拉格朗日乘子法对溶解氧浓度和硝态氮浓度设定值进行优化,研究表明能耗成本得到降低。所提方法为污水处理优化模型建立提供了有益参考,但优化依然为单目标优化问题。Beraud等^[10]采用多目标遗传算法对污水处理过程水质和能耗进行优化,并基于BSM1(benchmark simulation model No.1)平

台进行了实验研究。但是,其优化为一种离线处理方式,不适合在线控制。

污水处理过程智能优化控制的难点在于优化模型难以建立^[7, 9, 11],优化性能指标间具有矛盾特性^[8, 10, 12-14],且优化是一个动态过程。污水处理优化控制的目标是在满足出水水质达标的前提下,获得能耗和运行成本的降低。由于污水处理过程中复杂的物理及生化反应特性,优化控制实施所需的能耗分析、水质预测等模型难以从机理分析角度获取。待优化性能指标间的矛盾特性使得单目标优化难以实现各性能指标间的协调。同时,污水处理系统常工作在非平衡状态,如进水流量、污染物负荷等众多影响因素存在。

针对污水处理过程能耗过高的优化问题,提出一种基于神经网络的动态多目标优化控制方法,以污水处理过程曝气能耗和泵送能耗为优化性能指标,实现溶解氧浓度和硝态氮浓度设定值在线优化。利用神经网络建立污水处理过程带有约束的多目标优化模型,解决了优化控制中优化设定值与性能指标间没有精确数学描述的难点问题。

1 污水处理过程多目标优化模型构建

1.1 污水处理过程分析及BSM1

活性污泥法是污水处理过程中广泛采用的污水处理技术,其主要原理是利用微生物的生物活性吸附和分解水中的有机物质,其生化反应过程复杂,机理模型难以精确描述。为了公正评价污水处理过程各种控制策略的优劣,国际水质协会与欧盟科学技术合作组织合作开发了污水处理基准仿真模型(BSM1)^[1],是当前国际上公认的测试平台,其整体布局如图1所示。

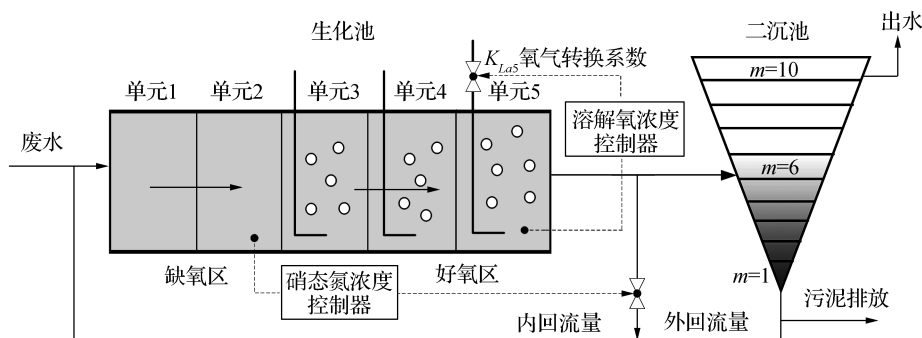


图1 BSM1布局

Fig.1 Layout of the BSM1

BSM1是一个典型的前置反硝化污水处理脱氮A/O工艺,主要包括生化反应池和二沉池两部分。生化反应池共分为5个单元,前2个单元为缺氧区,

后3个单元为好氧区,生化反应池部分采用活性污泥ASM1模型来模拟整个生化反应过程,而二沉池部分则采用二次指数沉淀速率模型来模拟沉淀过程。

生化反应池第 5 分区溶解氧浓度 (S_0) 和第 2 分区硝态氮浓度 (S_{NO}) 是活性污泥法污水处理过程中最为重要的控制变量,影响污水处理过程硝化和反硝化水平,同时也是曝气能耗 (AE) 和泵送能耗 (PE) 高低的直接影响参数。因此,对溶解氧浓度和硝态氮浓度设定值进行优化是提高污水处理过程优化性能的重要手段^[6-7, 9]。

1.2 污水处理过程多目标优化模型构造

污水处理过程能耗成本主要包括曝气能耗和泵送能耗。为了实现污水处理过程优化控制,需要获得性能指标与优化设定值间数学表达,然而,从机理模型难以推导出曝气能耗、泵送能耗与溶解氧浓度和硝态氮浓度设定值间的明确数学表达。

令 $x_1(k)$ 为溶解氧浓度设定值, $x_2(k)$ 为硝态氮浓度设定值, $\mathbf{x}(k) = [x_1(k) \ x_2(k)]^T$ 为设定值组成的优化向量。 $f_{AE}(\mathbf{x})$ 为优化变量与曝气能耗间的函数表达, $f_{PE}(\mathbf{x})$ 为优化变量与泵送能耗间的函数表达, $g_1(\mathbf{x})$ 为出水氨氮浓度与优化设定值间的函数关系, $g_2(\mathbf{x})$ 为出水总氮浓度与优化设定值间的函数关系。5 种出水浓度指标中,出水总氮和出水氨氮浓度最易出现超标现象,因此模型构建中将其作为出水水质约束条件。构建如下多目标优化模型:

$$\min F(\mathbf{x}) = \{f_{AE}(\mathbf{x}), f_{PE}(\mathbf{x})\} \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} g_1(\mathbf{x}) - 4 \leq 0 \\ g_2(\mathbf{x}) - 18 \leq 0 \\ x_1^l < x_1(k) < x_1^u \\ x_2^l < x_2(k) < x_2^u \end{cases} \quad (2)$$

式中: x_1^l, x_1^u 与 x_2^l, x_2^u 分别为溶解氧浓度和硝态氮浓度优化设定值的下限和上限值。建立优化设定值与优化性能指标间的函数关系,其实是建立能耗、出水水质与优化设定值间的代理模型,实现对性能指标的预测和评价。

1.3 神经网络在线建模

优化设定值与曝气能耗、泵送能耗、出水水质间的函数关系,采用 TS-FNN (Takagi-Sugeno fuzzy neural network) 模糊神经网络在线建模方法获得。TS-FNN 的网络结构如图 2 所示。

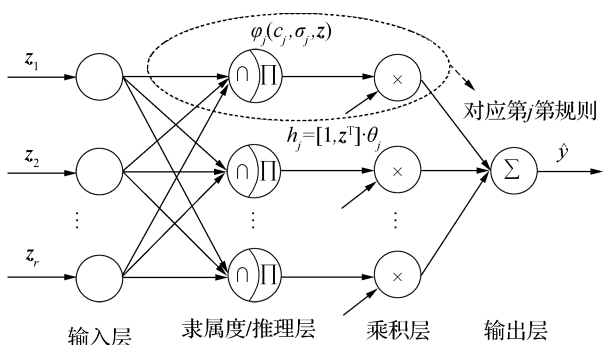


图 2 TS-FNN 网络结构

Fig.2 Topology of TS-FNN

其中 $\mathbf{z} = [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_r]^T$ 为神经网络输入, r 为神经网络输入变量个数, \hat{y} 为网络输出, φ_j 为第 j 条规则对应的推理层输出, h_j 为对应第 j 条规则的后件输出, c_j 和 σ_j 为隶属度函数的中心和宽度, θ_j 为网络的后件参数, $j=1, 2, \dots, n$, n 为模糊规则数。

网络的输入输出关系由式 (3) ~ (5) 给出:

$$\hat{y}(\mathbf{z}) = \sum_{j=1}^n \varphi_j(\mathbf{z}) h_j(\mathbf{z}, \theta_j) \quad (3)$$

$$\varphi_j(\mathbf{z}) = \frac{\prod_{k=1}^r A_{jk}(\mathbf{z}_k)}{\sum_{j=1}^n \prod_{k=1}^r A_{jk}(\mathbf{z}_k)} \quad (4)$$

$$h_j(\mathbf{z}, \theta_j) = [1 \ \mathbf{z}^T] \cdot \theta_j \quad (5)$$

隶属度函数 $A(\cdot)$ 采用高斯函数,对于曝气能耗模型、泵送能耗模型,网络输入为 $\mathbf{z}(k) = [x_1(k) \ x_2(k)]^T$;对于出水氨氮;出水总氮函数模型,网络输入为 $\mathbf{z}(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ Q(k)]^T$ 。

设 k 时刻网络调整的目标函数为

$$J(k) = \frac{1}{2} e(k)^2 = \frac{1}{2} (\hat{y}(k) - y(k))^2 \quad (6)$$

采用梯度下降算法,权值的更新公式为

$$\boldsymbol{\alpha}(k+1) = \boldsymbol{\alpha}(k) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial \boldsymbol{\alpha}(k)} \quad (7)$$

式中: $\boldsymbol{\alpha} = [\boldsymbol{\theta}^T \ \mathbf{c}^T \ \boldsymbol{\sigma}^T]^T$ 为网络的学习参数向量; $\eta \in (0, 1)$ 为网络学习率; y 为污水处理系统实际物理量输出,基于 BSM1 模型数据产生。

2 基于 NSGA-II 的污水处理多目标优化

2.1 出水水质的约束处理

构建的污水处理优化模型为带有出水水质约束的多目标优化模型,采用惩罚函数法对优化模型中的约束进行处理。

定义约束惩罚项为

$$f_{\text{penalty}}(\mathbf{x}) = \max\{g_1(\mathbf{x}) - 4, 0\} + \max\{g_2(\mathbf{x}) - 18, 0\} \quad (8)$$

加入惩罚项的曝气能耗和泵送能耗指标为

$$\begin{cases} f'_{AE}(\mathbf{x}) = f_{AE}(\mathbf{x}) + C \cdot f_{\text{penalty}}(\mathbf{x}) \\ f'_{PE}(\mathbf{x}) = f_{PE}(\mathbf{x}) + C \cdot f_{\text{penalty}}(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (9)$$

即将建立的污水处理过程约束优化问题转化为无约束多目标优化问题。其中, C 为惩罚因子,选定为较大正实数。

2.2 NSGA-II 进化算法

为了求解所建立的污水处理过程多目标优化问题,采用 NSGA-II^[15] 进化算法获得优化问题的 Pareto 最优解。污水处理过程 NSGA-II 的优化求解过程可描述如下:

1) 初始化种群 $P(0)$, 设定种群规模 N , 最大进化代数 M , 优化变量维度 D ;

2) 计算初始种群 $P(0)$ 中每个个体的各性能指标值(即利用由神经网络建立的性能指标与优化变量间函数关系), 计算式(9)的曝气能耗和泵送能耗性能指标; 计算个体拥挤距离指标;

3) 对初始种群 $P(0)$ 进行快速非占优排序; 令进化代数 $t=1$;

4) 重复以下步骤, 直至进化代数 t 达到最大进化代数 M ;

a) 利用二值轮盘赌方法从种群 $P(t)$ 中选出父代种群 $P_p(t)$;

b) 对父代种群 $P_p(t)$ 进行交叉和变异操作, 产生子代种群 $P_c(t)$;

c) 合并父代种群 $P_p(t)$ 和子代种群 $P_c(t)$ 为新的临时种群 $P_i(t)$;

d) 计算种群 $P_i(t)$ 中个体的各性能指标值和拥挤距离指标;

e) 对种群 $P_i(t)$ 进行快速非占优排序;

f) 从种群 $P_i(t)$ 选择最好的 N 个个体作为下一代进化种群 $P(t+1)$

g) $t=t+1$;

优化求解过程的核心是种群个体的快速非占优排序。排序准则依据非占优等级和拥挤距离指标。非占优等级根据优化性能指标间的 Pareto 占优支配情况进行划分。Pareto 占优定义为^[15]: 对于可行域内的解向量 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$, 若 \mathbf{x}_1 是 Pareto 占优或 \mathbf{x}_1 支配 \mathbf{x}_2 , 记为 $\mathbf{x}_1 > \mathbf{x}_2$, 当且仅当式(10)成立

$$\begin{aligned} f_i(\mathbf{x}_1) &\leq f_i(\mathbf{x}_2), \forall i \in (1, 2) \wedge \\ f_j(\mathbf{x}_1) &\leq f_j(\mathbf{x}_2), \exists j \in (1, 2) \end{aligned} \quad (10)$$

基于式(10)得到 Pareto 占优等级排序, 并计算出种群个体的拥挤距离, 按如下准则选取 Pareto 最优解: 排序等级小的个体优先; 具有相同排序等级的个体, 拥挤距离大的个体优先。污水处理过程多目标优化模型的求解过程中, 其优化性能指标为式(9)带有惩罚项的曝气能耗和泵送能耗函数表达。

2.3 智能决策

为了实现污水处理过程的闭环控制, 需要从多目标优化求解算法获得的一组 Pareto 最优解中, 找出当前状态下的一个满意优化解作为底层控制器的优化设定值。

定义 Pareto 解集中解的效用函数为

$$d_{\text{utility}}(\mathbf{x}^p) = \sum_{i=1}^2 \omega_i f_i(\mathbf{x}^p) \quad (11)$$

式中: f_i 为待优化性能指标函数, ω_i 为根据决策偏好

确定的性能指标权重值, 且满足 $\sum_{i=1}^2 \omega_i = 1$ 。

取效用函数最小值时对应的解 \mathbf{x}^K 为最优满意解

$$K = \arg \min_{p=1,2,\dots,m} \{d_{\text{utility}}(\mathbf{x}^p)\} \quad (12)$$

式中 m 为 Pareto 解集中解的个数。

整个污水处理过程优化控制系统构架, 如图3所示。主要包括神经网络在线建模、多目标优化计算、智能决策和多变量控制4个部分。

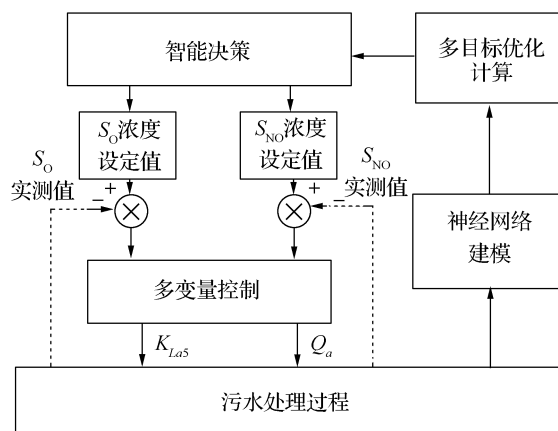


图3 系统整体构架

Fig.3 Scheme of the control system

优化控制过程描述如下, 通过神经网络在线建立优化性能指标、出水水质与优化设定值间的函数关系, 构造污水处理过程多目标优化模型; 在建立的优化模型基础上, 对出水水质约束条件进行处理, 并由多目标优化算法获得当前优化问题的一组 Pareto 最优解; 智能决策则根据当前决策者的决策行为, 从提供的 Pareto 解集中选出一个满意优化解, 作为溶解氧浓度和硝态氮浓度的优化设定值; 多变量控制部分则完成溶解氧浓度和硝酸氮浓度优化设定值的底层跟踪任务。为方便比较, 底层采用 PID 控制策略, 溶解氧浓度和硝态氮浓度分别通过曝气池第5分区氧气转换系数 K_{La5} 和内回流量 Q_a 进行调节。

3 仿真实验研究

3.1 实验设计

实验研究基于国际基准 BSM1 平台, 该平台已被公认为测试污水处理过程各种控制性能的基础^[10]。BSM1 采集实际污水处理系统的运行数据, 将运行工况分为晴天、阴雨和暴雨3种天气情况, 仿真数据均为14d, 采样间隔为15min。本实验选取晴好天气工况进行仿真, 其进水流量和主要进水污染物浓度变化曲线如图4和图5所示。可见, 进水流量与组分浓度变化较大, 且进水流量反映出周一至

周五和周末的水量差异。

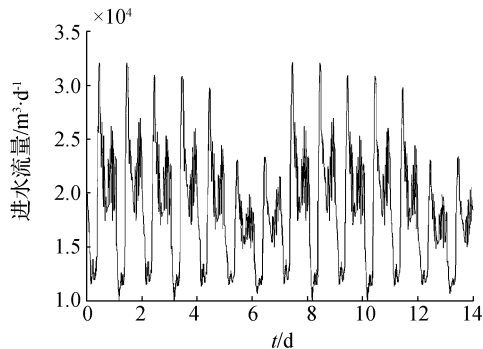


图 4 晴天工况下进水流量变化

Fig.4 Influent flow in the dry weather

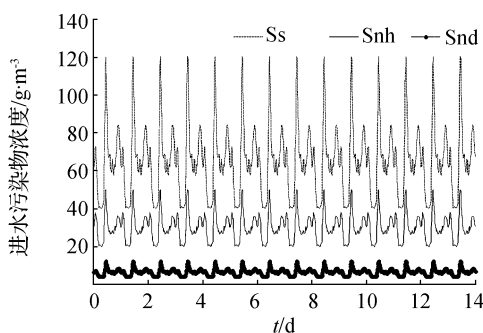


图 5 晴天工况下重要污染物浓度

Fig.5 Several key pollutants concentration in the dry weather

对于曝气能耗和泵送能耗模型,网络结构选为 2-10-1,2 代表网络输入神经元的个数,1 为输出神经元的个数,10 为中间隐含层神经元的个数;对于出水氨氮和出水总氮模型,网络结构选为 3-20-1,学习速率 $\eta=0.01$;多目标优化算法参数设置如下:维度 $D=2$,种群规模 $N=40$,最大进化代数 $M=30$ 。溶解氧浓度和硝态氮浓度优化设定值范围^[7]取为 $0.4 < x_1 < 3$, $0.5 < x_2 < 2$,优化周期为 2 h。PID 控制器参数设置为: $K_{p,1}=200$, $K_{i,1}=15$, $K_{d,1}=2$ 和 $K_{p,2}=20\ 000$, $K_{i,2}=5\ 000$, $K_{d,2}=400$ 。为了与所提多目标优化控制方法的运行结果相比较,在相同仿真环境下,引入闭环 PID 控制和单目标优化控制^[9]。闭环 PID 控制是指溶解氧浓度和硝态氮浓度设定值在控制过程中分别保持为固定值 2 mg/L 和 1 mg/L 不变。

3.2 实验结果及分析

多目标优化控制方案下,溶解氧浓度和硝态氮浓度优化设定值及 PID 跟踪控制结果,如图 6、图 7 所示,其中实线为优化设定值,虚线为 PID 跟踪控制曲线。表 1 给出了不同控制策略下 5 种关键出水水质的平均浓度对比,表 2 展示了污水处理系统曝气能耗、泵送能耗和总能耗在不同控制策略下的数据结果对比。

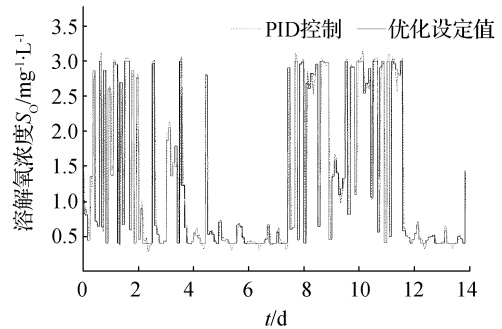


图 6 溶解氧浓度优化设定值及跟踪曲线

Fig.6 Optimal set-point values of dissolved oxygen concentration and tracking control performance

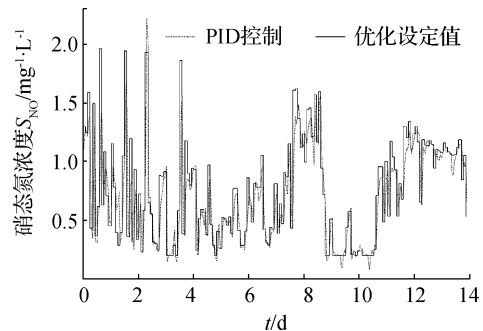


图 7 硝态氮浓度优化设定值及跟踪曲线

Fig.7 Optimal set-point values of nitrate concentration and tracking control performance

由图 6 和图 7 的优化设定值曲线可以看出,溶解氧浓度和硝态氮浓度的设定值可以依据污水处理过程的系统运行情况不断调整,如周末进水流量较小,优化设定值也相应调整到较低值以降低能量消耗。同时,底层 PID 控制实现了较好的跟踪控制。表 1 给出了闭环控制、单目标优化控制和所提多目标优化控制策略下平均出水水质浓度比较。可见,3 种控制策略下,5 种关键出水水质均达到排放标准。出水 5 日生物需氧量 BOD_5 浓度、出水化学需氧量 COD 浓度、出水固体悬浮物 TSS 浓度在不同控制策略下没有明显的变化,出水氨氮 S_{NH} 和总氮 N_{tot} 在优化前后变化较为明显,且直观表现出出水氨氮和出水总氮的相互冲突特性,即出水总氮浓度下降,则出水氨氮浓度上升,反之亦然。

表 1 不同控制策略下平均出水水质比较

Table 1 A comparison of mean effluent qualities g/m³

控制策略	生物需氧量 BOD_5	化学需氧量 COD	固体悬浮物 TSS	总氮 N_{tot}	氨氮 S_{NH}
指标限值	10	100	30	18	4
闭环控制	2.68	47.51	12.62	16.88	2.30
优化控制 ^[9]	2.69	47.55	12.62	14.92	3.24
本文优化方法	2.68	47.51	12.61	15.17	2.95

表 2 展示了不同控制策略下系统能耗的对比结果。与闭环控制相比,多目标优化控制方案中曝气能耗减少 4.84%,泵送能耗增加 1.78%,总能耗降低 5.51%,节能效果显著,与单目标优化相比,总能耗也有所下降。此外,由 3 种控制策略下获得的曝气能耗和泵送能耗的性能指标可以看出,曝气能耗与泵送能耗具有明显的冲突特性。对于污水处理过程的能耗优化问题,需要综合考虑曝气能耗和泵送能耗,多目标优化方案更符合污水处理过程特点,可以获得更优的节能效果。

表 2 不同控制策略下系统能耗比较

Table 2 Energy comparisons under different control strategies			
kWh/d			
控制策略	曝气能耗	泵送能耗	总能耗
闭环控制	3 677.0	232.5	3 909.5
优化控制 ^[9]	3 435.1	267.2	3 702.3
本文优化方法	3 419.9	273.8	3 693.7

4 结论

针对活性污泥法污水处理过程能耗优化问题,提出一种基于模糊神经网络在线建模的污水处理过程多目标优化控制方法。构建了以关键出水水质为约束,曝气能耗和泵送能耗为优化性能指标的约束多目标优化模型,实现了溶解氧浓度和硝态氮浓度设定值在线优化。得出的主要结论有:

- 1)将污水处理过程能耗成本优化视为本质多目标优化问题更符合污水处理过程运行特性;
- 2)利用神经网络在线建立污水处理过程带有出水约束的多目标优化模型,解决了优化控制中优化设定值与性能指标间没有精确数学描述的难点问题,为污水处理过程能耗优化提供了模型基础;
- 3)基于国际基准 BSM1 仿真平台的实验表明,多目标优化控制能够保证出水水质达标前提下,有效降低污水处理过程能耗成本。

参考文献:

[1] ALEX J, BENEDETTI L, COPP J, et al. Benchmark simulation model No.1[R]. London: Lund University, 2008.

[2] OLSSON G. ICA and me- a subjective review[J]. Water research, 2012, 46(6): 1585-1624.

[3] HAMITLON R, BRAUN B, DARE R, et al. Control issues and challenges in wastewater treatment plants[J]. IEEE control systems magazine, 2006, 26(4): 63-69.

[4] HOLENDA B, DOMOKOS E, R DEY  , et al. Dissolved oxygen control of the activated sludge wastewater treatment process using model predictive control[J]. Computers & chemical engineering, 2008, 32(6): 1270-1278.

[5] O'BRIEN M, MACK J, LENNOX B, et al. Model predictive control of an activated sludge process: A case study[J]. Control engineering practice, 2011, 19(1): 54-61.

[6] 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.

[7] QIAO Junfei, BO Yingchun, CHAI Wei, 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.

[8] GUERRERO J, GUIASOLA A, COMAS J, et al. Multi-criteria selection of optimum WWTP control setpoints based on microbiology-related failures, effluent quality and operating costs[J]. Chemical engineering journal, 2012, 188: 23-29.

[9] 韩广, 乔俊飞, 韩红桂, 等. 基于 Hopfield 神经网络的污水处理过程优化控制[J]. 控制与决策, 2014, 29(11): 2085-2088.

HAN Guang, QIAO Junfei, HAN Honggui, et al. Optimal control for wastewater treatment process based on Hopfield neural network[J]. Control and decision, 2014, 29(11): 2085-2088.

[10] B RAUD B, STEYER J P, LEMOINE C, et al. Towards a global multi objective optimization of wastewater treatment plant based on modeling and genetic algorithms[J]. Water science and technology, 2007, 56(9): 109-116.

[11] VRECKO D, HVALA N, KOCIJAN J, et al. System analysis for optimal control of a wastewater treatment benchmark[J]. Water science and technology, 2001, 43(7): 199-206.

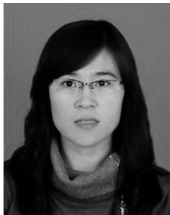
[12] CADET C, B TEAU J F, HERNANDEZ S C. Multicriteria control strategy for cost/quality compromise in wastewater treatment plants[J]. Control engineering practice, 2004, 12(3): 335-347.

[13] HAKANEN J, SAHLSTEDT K, MIETTINEN K. Wastewater treatment plant design and operation under multiple conflicting objective functions[J]. Environmental modelling & software, 2013, 46: 240-249.

[14] ZHANG Rui, XIE Wenming, YU Hanqing, et al. Optimizing municipal wastewater treatment plants using an improved multi-objective optimization method[J]. Bioresource technology, 2014, 157: 161-165.

[15] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, 6(2): 182-197.

作者简介:



张伟,女,1978 年生,副教授,主要研究方向为污水处理系统的智能控制与优化控制。



乔俊飞,男,1968 年生,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理、智能控制理论与应用。获教育部科技进步奖一等奖和北京市科学技术奖三等奖各 1 项。发表学术论文近 100 篇,其中被 SCI 检索 18 篇,EI 检索 60 篇,获得授权

发明专利 20 项。