

基于 PSO-DE 算法的污水处理优化控制研究

叶永伟, 葛沈浩, 任设东, 钱志勤

(浙江工业大学 特种装备制造与先进加工技术教育部 浙江省重点实验室, 杭州 310014)

摘要: 针对目前污水处理系统能耗过大, 处理效果差等问题, 提出了基于改进型粒子群算法的优化控制; 采用粒子群差分进化算法 (PSO-DE) 可以提高粒子全局搜索能力与收敛速度, 克服粒子早熟现象; 在实际应用中建立以溶解氧浓度 (DO) 与污泥排放量 (Q_w) 为变量, 以能耗与出水水质为约束条件的数学模型, 通过算法全局寻优求解, 验证结果表明该算法能保证出水水质前提下降低污水处理能耗。

关键词: 污水处理; 优化控制; 改进粒子群算法

Optimal Control for Wastewater Treatment Process Based on Mixed POS-DE Algorithm

Ye Yongwei, Ge Shenhao, Ren Shedong, Qian Zhiqin

(Ministerial and Provincial Key Laboratory of E & M, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: The characteristics of the sewage treatment process are higher energy consumption, poor treatment effect. To solve these problems the optimization control based on improved PSO algorithm is proposed. The new hybrid algorithm (PSO-DE) is designed to enhance the speed of particle and overcome prematurity. By establishing a corresponding model, taking dissolved oxygen concentration and sludge emissions as control variable, operating costs as performance index and outlet water quality as constraint conditions. The results show that the proposed algorithm can reduce the consumption of sewage treatment and keep the outlet water quality.

Keywords: sewage treatment process; optimization control; improved PSO algorithm

0 引言

随着现在工业生产与城市化进程加快, 环境污染日益加重, 其中水污染问题给社会生产与人们生活带来很大影响。如何有效, 快速, 经济, 合理地解决污水问题引起了社会关注。造成目前污水处理能耗过大, 处理效果不理想的原因主要有: 1) 涉及到多变量的生化处理过程; 2) 系统中的变量不仅包括物理单位, 生物单位, 还有化学单位; 3) 出水水质参数仪器仪表无法实时检测, 数据处理需要一定时间, 导致出水水质难以保证; 4) 处理工艺中药剂的使用费用以及大功率设备运行费用高等难题。为了尽可能在保证水质的前期下降低运行费用, 优化控制成为国内外学者研究重点。污水处理中电能约占能耗 90%^[1]。例如污水处理曝气系统中电机功率较大, 动力消耗约占总电量消耗的 40%~50%, 普遍采用的传统 PID 控制效果差, 通过仿人智能 PID 的使用能减少能耗 10%~20%, 但该算法只能解决单局部优化。叶洪涛等人^[2]采取免疫算法对污水处理运行费用优化控制取得一定效果。郑光勇等人^[3]建立基于粒子群的污水水质预测模型。采用遗传算法研究污水运行费用最优控制, 都只能在局部有明显效果, 泛化能力差。粒子群算法 (PSO) 作为一种群体智能算法, 具有操作简单, 自适应控制, 全局搜索等特点, 广泛应用于系统的优化控制, 并且在污水处理中的优化研究也取得一定效果。但算法存在的问题

前期有较快的收敛速度, 进化代数增加后期收敛速度变慢^[4], 这样对于复杂的多维度的污水处理控制系统而言用基础的 PSO 就无法满足应用。差分进化算 (DE) 在初期收敛速度较慢, 但随着进化代数的增加, 收敛速度相比粒子群算法有了明显的加快。通过结合各自算法的优点, 设计出一种基于粒子群与差分进化算法的交替混合算法。在前期利用 PSO 自身的快速收敛优势, 到了后期结合 DE 的收敛优势, 从而避免了 PSO 容易早熟缺点, 提高算法全局的寻优能力。

1 污水处理数学模型

1.1 污水处理工艺路线

对一般的城市污水处理主要分为三级, 第一级的处理主要包括污水提取, 粗格栅过滤, 曝气沉淀; 第二级处理根据实际情况来选择合适的工艺主要包括生化处理, 二次沉淀, 污泥处理; 第三级处理包括絮凝沉淀, 杀菌消毒等流程。具体工艺分布如图 1 所示。

根据对污水处理实际生产与应用中分析得出, 在工程规模一定的情况下, 从装机容量, 技术成熟性, 主要参数性能达标能力分析。采用了比较主流的 AA/O 工艺路线, 该工艺特色是典型的除磷脱氮工艺, 关键在于生化池由厌氧 (ANAERO-BIC)、缺氧 (ANOXIC) 耗氧 (OXIC) 三部分组成, 通过在回流与进水分配上合理的控制能更好的脱氮除磷, 适合城市生活污水含氮含磷比例较高下使用。

1.2 污水处理状态方程

主要对污水处理中其关键作用的生化池进行建模, 活性污泥法系统如图 2 所示。通过简单假设曝气池主要可以分为微生

收稿日期: 2015-07-30; 修回日期: 2015-09-21。

作者简介: 叶永伟 (1964-), 男, 浙江义乌人, 副教授、硕导, 主要从事机电系统智能控制与制造业信息化方向的研究。

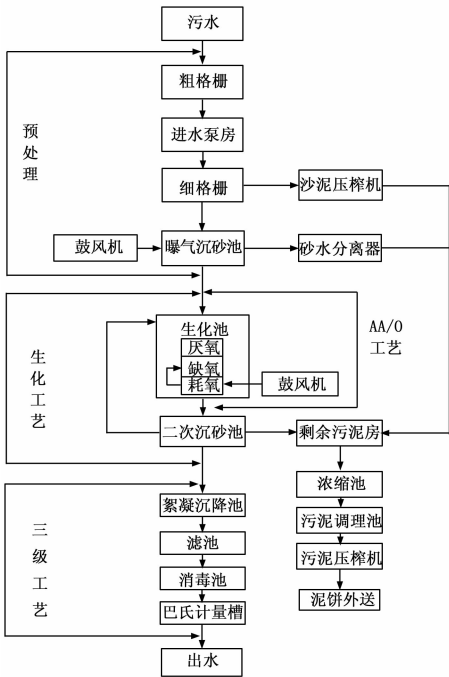


图 1 污水处理工艺路线示意图

物和有机物底物, 忽略进水中的微生物浓度, 二沉池中没有生物代谢^[6]。

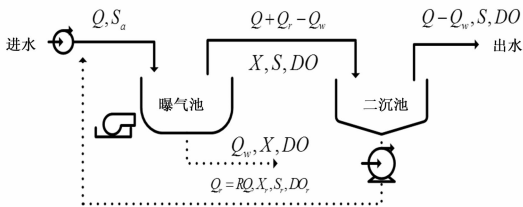


图 2 AA/O 工艺示意图

图中的系统参数意义如下:

Q, Q_r, Q_w 分别表示进水, 污泥回流和污泥排放流量 (m^3/d);

X, X_r 为曝气池微生物浓度和回流污泥微生物浓度 (mg/L);

S_a, S, S_r 为进水与出水和回流污泥的底物浓度 (mg/L);

DO 为溶解氧浓度 (mg/L);

V 为生化池容积 (m^3);

R 为污泥回流比。

对图中的系统的底物无知平衡以及微生物物质平衡可得活性污泥系统基本状态方程

$$V \frac{ds}{dt} = QS_a - VX \frac{k_{\max} S}{k_s + S} \frac{DO}{K_o + DO} - (Q - Q_w)S \quad (1)$$

$$V \frac{dX}{dt} = VX \left(Y \frac{k_{\max} S}{k_s + S} - k_d \right) \frac{DO}{K_o + DO} - Q_w X \quad (2)$$

其中: K_{\max} 为底层物最大比利用速度常数; k_d 为微生物的衰减率; K_s 为饱和常数; K_o 为氧的开关常数, 它的取值反映了 DO 对 K_{\max} 和 k_d 的影响; Y 为产率系数。联立式 (1) 和 (2), 即为图 2 所示的以 DO 和 Q_w 为控制变量, 以 S 和 X 为状态变量的活性污泥系统的状态方程。

1.3 污水处理优化函数建立

污水处理每日运行费用 J , 主要由剩余污泥处理费 J_1 , 回流污泥费用 J_2 和曝气池供养费用 J_3 组成:

$$J = J_1 + J_2 + J_3 \quad (3)$$

一日内所需运行费用表示为 $J_1 = (\text{单位污泥的处理费 } A) * (\text{排放的污泥量})$ 即

$$J_1 = \int_0^1 AQ_w X dt \quad (4)$$

回流污泥费用 $J_2 = (\text{单位污泥回流量所需费用 } B) * (\text{污泥回流量 } Q_r)$ 即

$$J_2 = \int_0^1 \frac{BX(Q - Q_w)}{X_r - X} dt \quad (5)$$

曝气池供养费用 $J_3 = (\text{转移单位质量氧所需费用 } C) * (\text{总耗氧速度})$ 即

$$J_3 = \int_0^1 \frac{C_1(D_s - D_o)}{D_s - D_o} \left[\frac{VXD_o}{K_o + D_o} \left(\frac{akY}{K_s + Y} + 1.42K_d \right) + QD_o \right] dt \quad (6)$$

其中: a 为利用单位底物的需氧系数; D_s 为溶解氧的饱和浓度最终建立的模型是以污泥排放量 Q_w 和溶解氧浓度 DO 为控制变量, 以污水处理每日运行费用 J 作为性能指标, 并且把出水水质作为约束条件的系统。主要目的在于满足水质要求前提下减少运行成本为目的。根据污水厂实际运行情况分析, 控制变量取值范围条件: 其中每日有机物排放总量为 Z (1), 对方程约束条件为:

$$\begin{cases} Z_s - Z(1) \geq 0 \\ 0 < DO \leq D_s \\ 0 < Q_w < Q \end{cases} \quad (8)$$

Z_s 为每日允许排放有机物总量, 单位为 $\text{mg}(\text{BOD})/\text{L}$, D_s 为溶解氧浓度最大值单位为 mg/L 。

2 PSO-DE 算法

2.1 PSO 算法描述

关于粒子运动轨迹的理论研究^[7-8], PSO 算法描述设搜索空间为 D 维, 粒子的数量为 M , 第 i 个粒子的位置表示为: $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$; 第 i 个粒子速度表示为: $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$;

本粒子的历史最优优点表示为: $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$, 所有粒子的历史最优优点 (全局最优优点) 表示为: $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 则第 i 个粒子的速度和位置变化由下式进行更新:

$$v_{id}(t+1) = wv_{id}(t) + c_1 R(p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 R(p_{gd}(t) - x_{id}(t))$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (7)$$

粒子在通过以上运动方程作用运动, 不断改变搜索轨迹, 其运动速度增量与历史运动轨迹与群体运动轨迹相关, 并且受到最大运动速度制约, 从而在全局展开进行系统最优求解。但是随着进化代数的增加, 粒子都向最优的方向发展, 群体的多样性遭到破坏, 这样就无法避免地产生了早熟收敛现象。

2.2 避免粒子早熟方法

引入了 DE 算法, 通过算法中的变异操作与交叉操作, 使粒子多了一种对比与改变了最优粒子寻找轨迹^[5]。

DE 算法变异操作: 对于个体 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, 变异后个体设为 $Y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{id})$, 本文中采用优化性能

最好的 $rand/1$ 变异策略, 通过变异策略后的公式即 $rand/1$: $y_{ij} = x_{r1,j} + F(x_{r2,j} - x_{r3,j})$, 在研究与实际应用的被采用的也比较多。

DE 算法交叉操作: 对于变异个体 $Y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{id})$, 操作如下: 其中 $rand$ 为 $[0, 1]$ 随机数, 交叉概率 CR , 如果 $rand \leq CR$, 则新变异个体 $z_{ij} = x_{ij}$, 否则 $z_{ij} = y_{ij}$ 。通过变异交叉的过程进行全局搜索求解, 但前期的收敛速度缓慢, 搜索效率低。

2.3 改进型粒子群算法 (PSD-DE) 实现

新算法机理主要是利用了两者算法在前后期收敛速度上的表现, 采用优势互补原理。对 PSO 的理论分析可以看出在进化初期有较好的收敛速度, 随着进化代数增加, 后期乏力收敛速度较缓, 而对 DE 的理论分析可以看出进化初期收敛速度较慢, 随着进化代数增加, 后期收敛速度比 PSO 有明显优势。对于新混合算法通过利用算法自适应交替优势进行, 从而保证了在全局收敛速度。

新算法基本步骤:

Step1 初始化: 设置惯性权重 ω , 种群规模 M , 加速因子 C_1 和 C_2 最大进化代数 T_{\max} , 步长因子 F , 交叉概率 CR , 随机初始化种群每个个体位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 和每个个体的 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。

Step2 计算每个个体的适应值, 当前最优个体 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$, 全局搜索最优个体为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 。

Step3 判断算法的终止条件 (最大进化代数), 如果满足则停止, 输出最优个体为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 。

Step4 如果 $rand \leq \alpha(t)$, 根据 PSO 算法更新个体位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, 否则, 根据 DE 算法更新个体位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 。

Step5 如果产生新的个体 $X_i^{t+1} = (x_{i1}^{t+1}, x_{i2}^{t+1}, \dots, x_{id}^{t+1})$ 的适应值 $F(X_i^{t+1}) \leq F(P_i)$, 则 $P_i = X_i^{t+1}$; 如果 $F(X_i^{t+1}) \leq F(P_g)$, 则 $P_g = X_i^{t+1}$, 重新进入 Step3。

其中 t 为当前进化代数, $rand$ 为区间 $[0, 1]$ 随机数, F 为适应值函数。

3 仿真结果

首先为了测试 PSO-DE 的算法性能, 通过 3 个典型优化测试函数来检验算法改进前后收敛性的变化, 测试函数为: Sphere 函数、Rosenbrock 函数、Rastrigin 函数。

对参数的设定为: 50 维空间, 种群个数 40, 最大迭代次数限定为 1000。测试结果如图 3 所示。

从图 5 看出 PSO-DE 能够做到全局优化, 而其它 3 种函数存在过早收敛或者收敛速度缓慢, 存在陷入局部优化情况。

在实际污水处理验证中选取了溶解氧浓度 DO 与污泥排放量 Q_w 作为主要的控制变量, 在算法中设定每个个体有两个参数构成, 即由一个 2 维向量来表示, 分别为 X^{DO} 与 X^{Q_w} 中 m 个的粒子求解对应 S^{ij}, X^{ij} 的解集, 然后带入式 (1) 和 (2) 并在式 (8) 约束条件下求解 J_{\min} 问题。优化算法计算结果与未优化算法实际采集参数 Q, X, S, DO 进行比较。并计算了其中 30 天 DO, Q_w 的运行情况并与优化后的数据进行对比, 优化曲线如图 4 所示。在使用优化控制溶解氧的控制相比与未优化控制有了明显的改善, 虽然在某几个阶段出现反常, 可能算法陷入局部优化的情

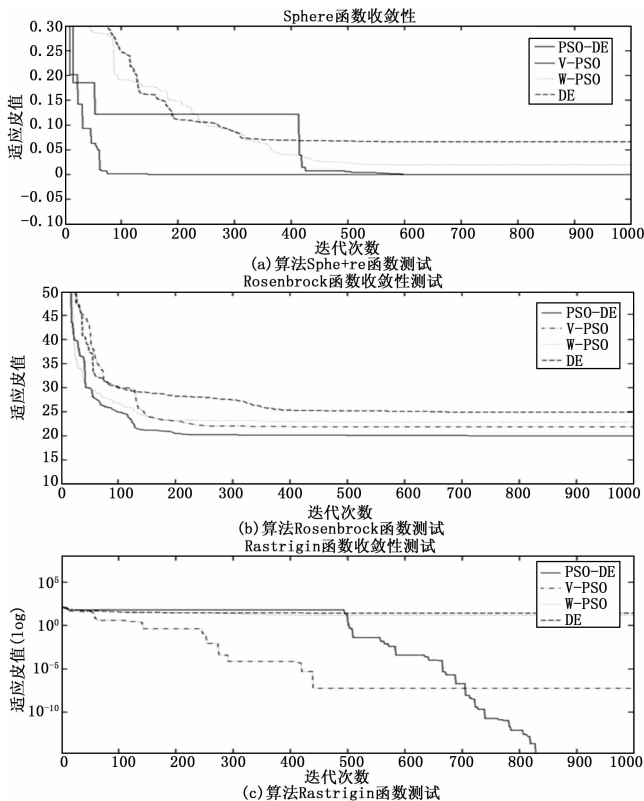


图 3 4 种算法在 3 种函数收敛性测试

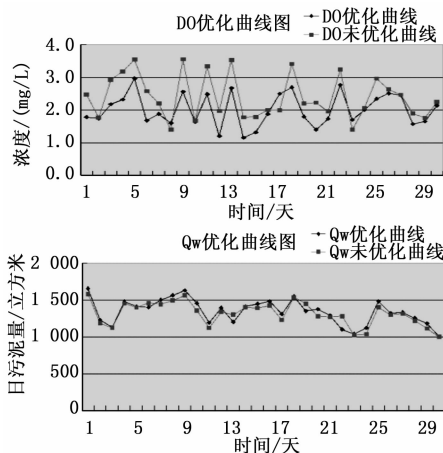


图 4 溶解氧与污泥排放量优化曲线

况, 也可能外界干扰造成, 但总体效果相比于未优化控制有了很大的提升, 效率基本在 90% 以上。同样在排泥量方面优化后的情况出泥量有了明显提升, 主要原因是在算法对工艺上的控制以及在回流污泥量方面有了优化改进, 导致总的污泥排放量有了增加, 但同样存在问题, 在某几个阶段出现的下降, 说明算法存在一定的缺陷, 但总体效率控制在 90% 以上, 运行 30 天结果优化后比未优化大幅度提升了出泥量。通过这两个主要控制变量的验证说明了算法的有效性。

4 总结

本文通过对改进型混合粒子群算法 PSO-DE 理论分析, 建模, 仿真, 在污水处理中的工艺分析与能耗分析结合实际情况

(下转第 76 页)