

## 基于 Hopfield 神经网络的污水处理过程优化控制

韩 广, 乔俊飞, 韩红桂, 柴 伟

(北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

**摘 要:** 针对前置反硝化污水处理过程的优化控制问题, 提出一种基于拉格朗日乘子法的 Hopfield 神经网络优化方法. 构造了污水处理过程约束优化问题的数学表达式, 通过 Hopfield 神经网络优化计算生化池第5分区溶解氧浓度和第2分区硝态氮浓度的设定值, 并采用 PID 控制器实现底层的跟踪控制. 基于国际标准的 Benchmark 基准仿真平台进行仿真实验, 结果表明污水处理系统在出水关键水质达标的基础上, 能够显著降低能耗.

**关键词:** Hopfield 神经网络; 约束优化; 能量消耗; 出水水质

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## Optimal control for wastewater treatment process based on Hopfield neural network

HAN Guang, QIAO Jun-fei, HAN Hong-gui, CHAI Wei

(College of Electronic Information and Control, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China.  
Correspondent: QIAO Jun-fei, E-mail: Junfeiq@bjut.edu.com)

**Abstract:** For the optimal control problem of predenitrification wastewater treatment process, a Hopfield neural network optimization method based on the Lagrange multiplier is proposed. Firstly, under the constrain of some key effluent pollutant qualities, a wastewater treatment optimization objective function is constructed to minimise the energy consumption. Then, the set points in bioreactor of both dissolved oxygen concentration in the 5th compartment and nitrate concentration in the 2nd compartment are optimized by Hopfield neural network, respectively. Both concentrations are controlled by PID controller. Finally, based on the international standard benchmark, the simulation results show that through the optimization of Lagrange multiplier Hopfield neural network, the energy consumption of wastewater treatment process is reduced obviously under constraints of effluent pollutant qualities.

**Key words:** Hopfield neural network; constraint optimization; energy consumption; effluent quality

### 0 引 言

污水处理系统是大型的非线性系统, 受进水流量、进流污水中不确定的混合成分以及污泥负荷中大的扰动影响<sup>[1]</sup>; 同时, 污水处理是一种高能耗产业, 广泛存在着能量消耗大、运行成本高的现象<sup>[2]</sup>. 污水处理过程的优化控制问题已经成为污水处理研究的热点, 国内外学者针对这一问题展开了广泛的研究<sup>[3-7]</sup>. Piotrowski 等<sup>[3]</sup>通过对曝气能耗的约束实现了溶解氧浓度的单变量优化; Beraud 等<sup>[4]</sup>采用多目标遗传算法, 以曝气能耗和泵送能耗最小为目标, 对污水处理过程进行优化; 张平等<sup>[5]</sup>以出水水质中的总氮和氨氮浓度为约束条件, 通过混合遗传算法优化出污泥浓度

和溶解氧浓度的设定值, 取得了不错的效果; 史雄伟等<sup>[6]</sup>和乔俊飞等<sup>[7]</sup>通过构造优化目标函数, 分别采用两种改进粒子群优化算法对污水处理过程中不同控制量的设定值进行优化, 取得了很好的节能降耗效果. 目前, 污水处理过程优化问题的目标函数仍存在着很多不合理的构造方式, 且优化控制问题解决方式多为智能搜索算法, 更精确的优化方法亟需探索.

自 1985 年 Hopfield 等<sup>[8]</sup>将 Hopfield 神经网络应用于旅行商问题的优化以来, 神经网络优化方法已越来越多地应用在约束优化问题中. 基于 Hopfield 神经网络所具有的较强的解决优化问题的能力, Walsh 等<sup>[9]</sup>将增广型的 Hopfield 神经网络应用到基于数学模

收稿日期: 2013-07-11; 修回日期: 2013-10-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61034008, 61225016); 北京市自然科学基金项目(4122006); 教育部博士点新教师基金项目(20121103120020).

作者简介: 韩广(1987-), 男, 博士生, 从事神经网络算法与污水处理过程智能优化控制的研究; 乔俊飞(1968-), 男, 教授, 博士生导师, 从事神经网络与污水处理过程建模与优化控制等研究.

型的组合优化和经济调度问题中; Dieu 等<sup>[10]</sup>基于拉格朗日乘子法构造 Hopfield 神经网络, 同样成功地解决了组合优化问题. 基于 Hopfield 神经网络的优化研究表明其在优化方法领域具有广阔的应用前景.

本文以出水水质达标为约束条件, 能耗最小为目标, 将污水处理优化问题转化为约束优化问题, 并采用 Hopfield 神经网络进行在线优化.

## 1 污水处理过程节能优化问题

### 1.1 前置反硝化污水处理工艺基准模型

前置反硝化活性污泥工艺(A/O工艺)是一种目前应用广泛的污水处理脱氮工艺. 国际水质协会与欧盟科学技术合作组织合作开发了前置反硝化工艺污水处理基准仿真模型 Benchmark Simulation Model No.1(下面简称 Benchmark 基准)<sup>[1,11]</sup>, 基准的总体布局如图 1 所示.

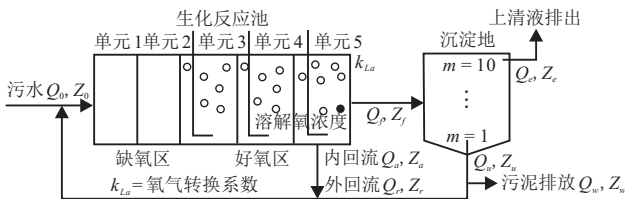


图 1 BSM1 布局结构

Benchmark 基准通过对曝气量和内回流量的控制, 实现对生化池中溶解氧浓度和硝态氮浓度的控制, 根据入水水质水量的变化动态调整溶解氧浓度和硝态氮浓度的设定值, 是提高污水处理系统处理效果、降低运行成本的一种可行方法, 也是当前解决污水处理优化问题的有效手段之一.

### 1.2 污水处理过程节能优化问题的构造

一般的约束优化问题可以描述为

$$\min f(x); \text{ s.t. } h_i(x) = 0, g_i(x) \leq 0. \quad (1)$$

其中:  $f(x)$  为优化目标函数;  $h_i(x) = 0 (i \in E)$  和  $g_i(x) \leq 0 (i \in I)$  分别为约束条件,  $E$  为等式约束指标集,  $I$  为不等式约束指标集. 污水处理过程优化问题的目标是污水处理厂能耗最小. 污水处理的能耗包括曝气能耗  $f_{AE}$  (Aeration Energy, 简称 AE) 和泵送能耗  $f_{PE}$  (Pumping Energy, 简称 PE), 分别表示为

$$f_{AE} = \frac{S_o^{\text{sat}}}{T \times 1.8 \times 1000} \int_{t=1\text{days}}^{t=14\text{days}} \sum_{i=1}^5 V_i \cdot K_{Lai}(t) dt, \quad (2)$$

$$f_{PE} = \frac{1}{1000T} \int_{t=1\text{days}}^{t=14\text{days}} (4Q_a(t) + 8Q_r(t) + 50Q_w(t)) dt. \quad (3)$$

其中:  $S_o^{\text{sat}} = 8 \text{ g} \cdot \text{m}^{-3}$  为氧气饱和浓度,  $V_1 = V_2 = 1000 \text{ m}^3$  和  $V_3 = V_4 = V_5 = 1333 \text{ m}^3$  分别为生化池的各分区体积,  $K_{Lai}$  为生化池各分区的氧气传输系数,

$Q_a$  为内回流量,  $Q_r$  为外回流量,  $Q_w$  为污泥排出量. 污水处理过程优化问题的约束是出水关键水质参数达标. Benchmark 基准对前置反硝化工艺的几个重要出水水质浓度做出了如下界定:  $N_{\text{tot}} < 18 \text{ g} \cdot \text{m}^{-3}$ , 表示出水的总氮浓度;  $\text{COD}_t < 100 \text{ g} \cdot \text{m}^{-3}$ , 表示出水的化学需氧量浓度;  $S_{\text{NH}} < 4 \text{ g} \cdot \text{m}^{-3}$ , 表示出水的氨氮浓度;  $\text{TSS} < 30 \text{ g} \cdot \text{m}^{-3}$ , 表示出水的固体悬浮物浓度;  $\text{BOD}_5 < 10 \text{ g} \cdot \text{m}^{-3}$ , 表示出水的生化需氧量浓度. 取生化池第 5 分区的溶液氧浓度  $x_1$  和第 2 分区的硝态氮浓度  $x_2$  为优化变量, 记为  $x = (x_1, x_2)$ . 优化变量  $x$  与曝气能耗 AE 和泵送能耗 PE 的函数关系分别设为  $f_{AE}$  和  $f_{PE}$ . 同时, 出水水质约束条件与优化变量的关系设为  $g_i(x) < a_i$ . 构造的污水处理过程优化问题表示为

$$\begin{aligned} \min f(x) &= f_{AE}(x_1) + f_{PE}(x_2); \\ \text{s.t. } g_1(x) &= g_{N_{\text{tot}}}(x) < 18, \\ g_2(x) &= g_{\text{COD}}(x) < 100, \\ g_3(x) &= g_{\text{NH}}(x) < 4, \\ g_4(x) &= g_{\text{TSS}}(x) < 30, \\ g_5(x) &= g_{\text{BOD}}(x) < 10. \end{aligned} \quad (4)$$

式 (4) 采用不等式约束优化问题的形式表示了污水处理过程优化问题.

## 2 基于拉格朗日乘子法的 Hopfield 神经网络优化方法

### 2.1 拉格朗日乘子法求解优化问题

拉格朗日乘子法是解决约束优化问题最有效的方法之一. 拉格朗日乘子法通过把约束合并到一个修正目标函数中来处理约束. 针对式 (4) 所描述的污水处理过程约束优化问题的不等式约束条件, 构造拉格朗日乘子法的修正目标函数为

$$f_L(x, \lambda) = f(x) + \sum_{j=1}^5 \lambda_j \max\{0, g_j(x)\}. \quad (5)$$

其中:  $\lambda_j$  表示拉格朗日乘子,  $j = 1, 2, \dots, 5$ ; 采用最大函数  $\max\{\cdot\}$  对不等式约束条件进行修正. 为了表示更加直观, 引入定义的  $S$  函数对式 (5) 进行变形, 得

$$f_L(x, \lambda) = f(x) + \sum_{j=1}^5 S_j \lambda_j g_j(x), \quad (6)$$

其中

$$S_j = \begin{cases} 0, & g_j(x) \leq 0; \\ 1, & g_j(x) > 0. \end{cases} \quad (7)$$

通过式 (6) 和 (7), 可将污水处理过程的最优化问题转化为求解具有拉格朗日形式的能量函数的极小点问题.

### 2.2 基于拉格朗日乘子法的 Hopfield 神经网络

由式 (6) 和 (7), 构造极小化能量函数的 Hopfield 神经网络微分方程组, 如下所示:

$$\frac{\partial x_i}{\partial t} = \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} + \sum_{j=1}^5 S_j \lambda_j \frac{\partial g_j(x)}{\partial x_i}, \quad (8)$$

$$\frac{\partial \lambda_i}{\partial t} = \sum_{j=1}^5 S_j g_j(x). \quad (9)$$

基于式 (8) 和 (9) 的 Hopfield 神经网络结构如图 2 所示。

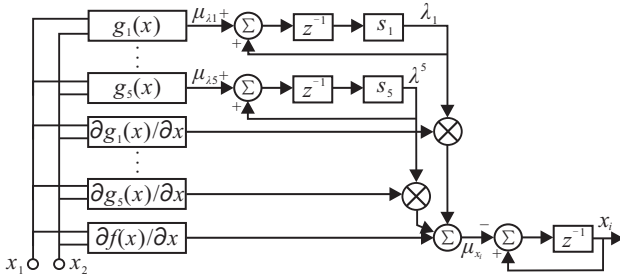


图 2 基于拉格朗日乘子法的 Hopfield 神经网络

针对污水处理过程的特点, 基于拉格朗日乘子法的 Hopfield 神经网络对所构造的约束优化问题进行在线优化, 更新公式如下:

$$x_i(k+1) = x_i(k) - \mu_{x_i} \frac{\partial x_i}{\partial t}. \quad (10)$$

展开式 (8), 有

$$\frac{\partial x_1}{\partial t} = \frac{\partial f_{AE}(x_1)}{\partial x_1} + \sum_{j=1}^5 S_j \lambda_j \frac{\partial g_j(x)}{\partial x_1}. \quad (11)$$

将式 (11) 代入 (10), 得出第 5 分区溶解氧浓度设定值的优化更新公式, 表示为

$$x_1(k+1) = x_1(k) - \mu_{x_1} \frac{\partial f_{AE}(x_1)}{\partial x_1} + \sum_{j=1}^m S_j \lambda_j \frac{\partial g_j(x)}{\partial x_1}. \quad (12)$$

同理, 第 2 分区硝态氮浓度设定值的优化更新公式表示为

$$x_2(k+1) = x_2(k) - \mu_{x_2} \left( \frac{\partial f_{PE}(x_2)}{\partial x_2} + \sum_{j=1}^5 S_j \lambda_j \frac{\partial g_j(x)}{\partial x_2} \right). \quad (13)$$

优化计算中, 拉格朗日乘子的更新公式为

$$\lambda_i(k+1) = \lambda_i(k) - \mu_{\lambda_i} \frac{\partial \lambda_i}{\partial t}, \quad i = 1, 2, \dots, 5. \quad (14)$$

将式 (9) 带入 (14) 中, 得出拉格朗日乘子的优化更新公式, 表示为

$$\lambda_i(k+1) = \lambda_i(k) - \mu_{\lambda_i} \sum_{j=1}^5 S_j g_j(x), \quad i = 1, 2, \dots, 5. \quad (15)$$

### 3 仿真实验

#### 3.1 实验设计

仿真实验的机理模型平台采用 Benchmark 基准。仿真工况选取 Benchmark 基准中的晴好天气, 包括两周共 14 天的晴好天气, 每周末 (周六、周日) 的进水数据与周中 (周一~周五) 有较大变化 (进水和组分浓度均减小, 范围在 20% 左右)。仿真数据选取时间均为

14 天, 样本选取的间隔时间为 15 min。优化控制与闭环 PID 控制的仿真实验均基于如上所述的同等仿真环境<sup>[1]</sup>, 采用增量式 PID 控制器, 其中 PID 控制器参数设定为:  $K_{p,do} = 20, K_{i,do} = 1, K_{d,do} = 0.5;$   $K_{p,no} = 10000, K_{i,no} = 3000, K_{d,no} = 100$ 。以上控制参数是基于稳态情况下经验 PID 控制参数进行设定的。实验表明, 在 PID 参数取得这些数值时, 溶解氧和硝态氮浓度达到了较优的控制效果<sup>[11-12]</sup>。在 Benchmark 基准中, 闭环控制策略设定第 5 分区溶解氧浓度为 2 mg/L, 第 2 分区硝态氮浓度为 1 mg/L。在污水处理能耗计算中, 通过比较式 (2) 和 (3) 可知, 第 5 分区的曝气能耗占总能耗的比重约是泵送能耗的 5 倍, 所以在优化参数的选择中, 也遵循这个 5 倍原则。

设定值学习率为  $\mu_{x_1} = 5\mu_{x_2} = 0.05$ ; 拉格朗日乘子学习率为  $\mu_{\lambda_1} = 5\mu_{\lambda_2} = 0.05$ ; 拉格朗日乘子初始值为  $\lambda_1 = 5\lambda_2 = 0.05$ ; 溶解氧浓度设定值优化范围为 0.5 ~ 2 mg/L; 硝态氮浓度设定值优化范围为 0.8 ~ 1.2 mg/L。

#### 3.2 实验结果及分析

通过实验设计, 仿真实验在 Benchmark 基准的晴好天气下分别运行基于拉格朗日乘子法的 Hopfield 神经网络优化方法和传统的 PID 闭环控制策略。图 3 和图 4 分别为优化的溶解氧浓度设定值和硝态氮浓度设定值曲线; 表 1 和表 2 分别对优化前后的出水水质和系统能耗进行了量化比较。

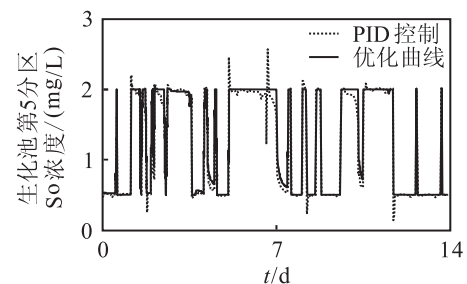


图 3 生化池第 5 分区溶解氧浓度设定值优化曲线

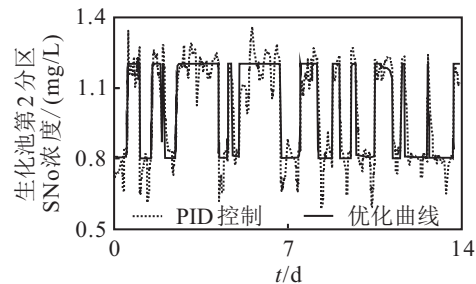


图 4 生化池第 2 分区硝态氮浓度设定值优化曲线

图 3 和图 4 分别给出了生化池第 5 分区溶解氧浓度和第 2 分区硝态氮浓度的优化设定值 (实线) 及跟踪控制曲线 (虚线)。两幅图展示了 Hopfield 神经网络的优化效果, 同时表明了底层的 PID 控制器具有较好

表 1 两种控制策略的出水水质比较

控制策略	BOD <sub>5</sub>	COD	N <sub>tot</sub>	S <sub>NH</sub>	TSS
开环控制	2.70	47.59	13.51	4.45	12.62
闭环控制	2.68	47.51	16.88	2.30	12.62
优化控制	2.69	47.55	14.92	3.24	12.62

注:各水质参数单位均为  $g \cdot m^{-3}$ 。

表 2 两种控制策略的系统能耗比较

控制策略	AE/(kWh/d)	PE/(kWh/d)	Energy/(kWh/d)
开环控制	3 341.4	388.1	3 729.5
闭环控制	3 677.0	232.5	3 909.5
优化控制	3 435.1	267.2	3 702.3

的跟踪控制精度.结合图3和图4所示的进水污染物浓度曲线,当进水污染物浓度高时,相应的溶解氧和硝态氮浓度优化设定值上升,通过提高曝气量和内回流量提升污水中污染物的去除力度;当进水污染物浓度低时,相应的溶解氧和硝态氮优化设定值降低,这时较低的污染物去除力度能满足出水水质要求,故采用较低的曝气量和内回流量,从而降低系统的能耗.

表1所示为开环控制、闭环控制和Hopfield神经网络优化控制3种策略的出水水质比较.采用开环控制策略时,出水的氨氮浓度是超标的,说明开环控制策略是不适合污水处理过程的;采用闭环控制和优化控制两种策略时,出水的几个关键水质指标均满足要求.其中优化控制策略相比闭环控制策略,出水氨氮浓度有所上升,出水总氮浓度有所下降.

表2显示了3种策略在系统运行能耗方面的比较.相比闭环控制策略,优化控制策略显著降低了系统的曝气能耗AE,泵送能耗PE略有提升,总能耗降低了5.30%,节能效果显著.

## 4 结 论

本文针对前置反硝化污水处理工艺过程中能耗优化问题,在出水水质达标的基础上,构造了关于污水处理过程能耗和生化池第5分区溶解氧浓度、第2分区硝态氮浓度的约束优化数学模型;采用Hopfield神经网络解决对所构造的优化问题,并基于国际基准的Benchmark仿真平台进行仿真.仿真结果显示,基于拉格朗日乘子法的Hopfield神经网络优化策略能够保证出水水质达标,同时有效地降低了污水处理系统的总能耗.

## 参考文献(References)

- [1] Copp J. The cost simulation benchmark: Description and simulator manual[M]. Luxembourg: Office for Publications of the European Community, 2002: 3-4.
- [2] 史雄伟. 污水处理过程的智能优化控制方法研究[D]. 北京: 北京工业大学电子信息与控制工程学院, 2011: 43-45.  
(Shi X W. Research on intelligent optimal control method for wastewater treatment process[M]. Beijing: College of

- Electronic Information and Control, Beijing University of Technology, 2011: 43-45.)
- [3] Piotrowski R, Brdys M A, Konarczak K, et al. Hierarchical dissolved oxygen control for activated sludge processes[J]. Control Engineering Practice, 2008, 16(1): 114-131.
- [4] Beraud B, Steyer J P. Towards a global multi objective optimization of wastewater treatment plant based on modeling and genetic algorithms[J]. Water Science & Technology, 2007, 56(9): 109-116.
- [5] 张平, 苑明哲, 王宏. 前置反硝化污水生化处理过程优化控制[J]. 信息与控制, 2008, 37(1): 112-118.  
(Zhang P, Yuan M Z, Wang H. Optimization Control for Pre-denitrification Type of Biological Treatment Process for Wastewater[J]. Information and Control, 2008, 37(1): 112-118)
- [6] 史雄伟, 乔俊飞, 苑明哲. 基于改进粒子群算法的污水处理过程优化控制[J]. 信息与控制, 2011, 40(5): 698-703.  
(Shi X W, Qiao J F, Yuan M Z. Optimal Control for Wastewater Treatment Process Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Information and Control, 2011, 40(5): 698-703.)
- [7] 乔俊飞, 逢泽芳, 韩红桂. 基于改进粒子群算法的污水处理过程神经网络优化控制[J]. 智能系统学报, 2012, 7(5): 429-436.  
(Qiao J F, Pang Z F, Han H G. Neural network optimal control for wastewater treatment process based on APSO[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2012, 7(5): 429-436.)
- [8] Hopfield J, Tank D. Neural computation of decisions in optimization problems[J]. Biological Cybernetics, 1985, 52: 141-152.
- [9] Walsh M, Malley M. Augmented Hopfield network for unit commitment and economic dispatch[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12(4): 1765-1774.
- [10] Dieu V, Ongsakul W. Enhanced augmented Lagrangian Hopfield network for unit commitment[J]. IEEE Proc of Generation, Transmission and Distribution, 2006, 153(6): 624-632.
- [11] Ayesa E, Sota A, Grau P, et al. Supervisory control strategies for the new WWTP of Galindo-Bilbao: The long run from the conceptual design to the full-scale experimental validation[J]. Water Science and Technology, 2006, 53(4/5): 193-201.
- [12] 韩广, 乔俊飞, 薄迎春. 溶解氧浓度的前馈神经网络建模控制方法[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(5): 585-591.  
(Han G, Qiao J F, Bo Y C. Research on Feedforward Neural Network Modeling and Controlling Method for Dissolved Oxygen Concentration[J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(5): 585-591.)

(责任编辑: 齐 霁)