

基于性能协调的溶解氧复合控制方法

张 伟^{1,2}, 乔俊飞¹, 韩红桂¹

(1. 北京工业大学 电子信息与控制工程学院 智能系统研究所, 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)

摘要: 针对常规比例积分微分 (proportion-integral-derivative, PID) 控制存在精度不高, 在线自适应差的缺点, 提出了一种在线 PID-TS 模糊神经网络复合控制方法. 该方法利用 TS 模糊神经网络的自学习能力提高溶解氧的控制精度, 并通过构造的性能协调因子在线调整两者权重. 将提出的控制方法应用于国际基准仿真平台. 结果表明: 所提方法能有效控制污水中的溶解氧参数, 与常规 PID 和 BP (back-propagation) 神经网络控制器相比, 该方法具有更优的动态性能.

关键词: 溶解氧; 复合控制; TS 模糊神经网络; 性能协调

中图分类号: TP 273

文献标志码: A

文章编号: 0254 - 0037(2014)09 - 1302 - 06

Composite Control of Dissolved Oxygen Concentration Based on Performance Coordination

ZHANG Wei^{1,2}, QIAO Jun-fei¹, HAN Hong-gui¹

(1. College of Electronic Information and Control, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;
2. School of Electrical Engineering & Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, Henan, China)

Abstract: Because the conventional proportion-integral-derivative (PID) algorithm has the shortcomings of low accuracy and poor adaptability, a composite method, which includes the TS fuzzy neural network (TS-FNN) and PID controller, is proposed. This control strategy can improve the accuracy of dissolved oxygen (DO) concentration by the self-learning ability of TS-FNN. Meanwhile, the parameters of the controller can be adjusted on-line by constructing performance coordination factor. Then, this method is tested based on the international benchmark simulation platform. Results show that the proposed method can achieve better dynamic performance, compared with the conventional back-propagation (BP) controller and PID controller.

Key words: dissolved oxygen; composite control; TS fuzzy neural network; performance coordination

活性污泥法是目前污水处理系统中广泛采用的方法,然而,基于活性污泥法的污水处理过程是一个复杂、动态的生化反应过程,具有明显的非线性、时变及干扰严重等特征,其控制比较困难. 溶解氧(dissolved oxygen, DO)质量浓度是污水处理系统中重要的运行参

数,能否对其进行有效的控制是污水处理正常运行的前提,同时也直接影响出水水质和系统能耗.

针对污水处理系统 DO 的控制问题, Ayesa 等^[1]和 Carlsson 等^[2]将经典的 PID 方法应用于实际污水处理系统中 DO 的控制,取得了一定效果. 到目前

收稿日期: 2013-10-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61034008); 北京市自然科学基金资助项目(4122006)

作者简介: 张 伟(1978—), 女, 博士研究生, 从事污水处理系统智能控制与优化方面的研究, E-mail: zwei1563@126.com

通信作者: 乔俊飞(1968—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、神经网络设计方面的研究, E-mail: junfeiq@bjut.edu.cn

为止,工业过程控制中 95% 以上仍然采用 PID 控制^[3]。但是,由于污水处理系统的复杂性,单一 PID 控制器较难在整个过程控制中获得好的控制效果。王等^[4]提出一种模糊 PID 加 Smith 预估器的组合控制方法对 DO 实现控制,整个控制器包括模糊控制、PID 控制和预估控制器 3 部分,但存在计算量大且控制精度不高的缺点。Liu 等^[5]提出一种模型预测控制(model predictive control, MPC)与 PID 串级的控制方法。但 MPC 需要被控对象的解析模型,而污水处理过程中复杂的非线性和不确定性等因素,使得建立精确模型较为困难。将智能控制方法应用于污水处理系统是提高控制效果的有效手段,一些学者已将神经网络技术用于污水处理 DO 的控制^[6-7]。利用神经网络强大的在线学习能力,结合 PID 算法简单、稳定性高的优点,其思想符合实际应用和提高 DO 控制精度的需求。史等^[8]利用单个神经元动态调整 PID 参数实现了 DO 的在线控制,取得了比常规 PID 控制更好的控制效果,但只是针对变化缓慢的入水流量情况进行了研究。

本文针对污水处理系统 DO 浓度的控制问题,利用模糊神经网络强大的在线学习能力,提出一种基于 TS 模糊神经网络(TS fuzzy neural network, TS-FNN)和 PID 相结合的 DO 在线协调控制方法。通过构造的性能协调因子在线调整 2 种控制器的权重,经加权后给出较优输出,由 PID 算法进行底层稳定控制,通过国际基准仿真平台 BSM1 (benchmark simulation model No. 1)上的仿真研究验证了所提方法的有效性。

1 溶解氧复合控制器设计

溶解氧复合控制器由 TS-FNN 控制器和 PID 控制器 2 部分组成,输入均为误差 $e(k)$ 和误差变化率 $\Delta e(k)$,并由构造的性能协调因子 α_1 和 α_2 在线调整两者权重。图 1 给出了控制系统整体框图。BSM1 为污水处理系统国际基准仿真模型。 y 和 y_r 分别为系统实际输出和期望输出。

PID 控制器采用增量式控制算法^[8],控制率为

$$\Delta u_1 = K_p(e(k) - e(k-1)) + K_i e(k) + K_d[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (1)$$

式中: K_p 为比例系数; K_i 为积分系数; K_d 为微分系数; $e(k) = y_r(k) - y(k)$ 。

传统的 PID 控制器参数固定,因而不具有在线自学习和自适应性,但 PID 仍具有算法简单、稳定性

和可靠性高的优点,易于工程实现。文中将其与 TS-FNN 控制器组合成复合控制。

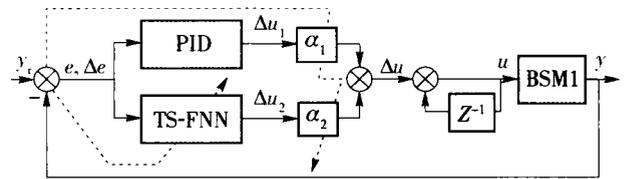


图 1 控制系统结构

Fig. 1 Structure of the control system

1.1 TS-FNN 及在线学习算法

TS-FNN 融合了模糊逻辑和神经网络的优点,具有强大的函数逼近和在线学习能力,易于表达复杂的动态特性,因而相比常规前馈网络更适宜污水处理这类复杂的动态系统。文中采用 TS-FNN 作为在线控制器。不失一般性,以 MISO (multi-input single-output) 系统进行说明,图 2 给出了 m 个输入单输出模糊神经网络的拓扑结构。

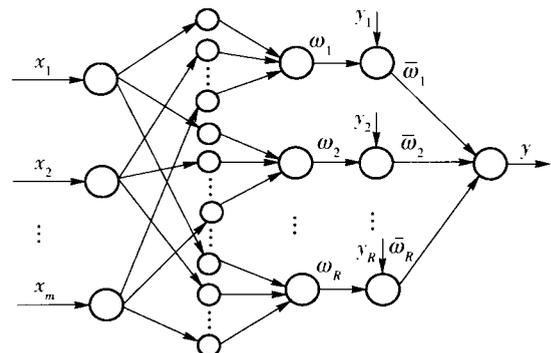


图 2 TS-FNN 拓扑结构

Fig. 2 Topology of the TS-FNN

一阶 TS-FNN 第 i 条规则^[9]可描述为

R^i : if x_1 is A_{i1} and x_2 is A_{i2} and ... and x_m is A_{im}

$$\text{Then } y_i = p_{i0} + p_{i1}x_1 + p_{i2}x_2 \cdots + p_{im}x_m \quad (2)$$

式中: R^i 表示第 i 条模糊规则, $i = 1, 2, \dots, R$; x_j 为系统第 j 个输入变量, $j = 1, 2, \dots, m$ 。 A_{ij} 为输入论域上的模糊集,选用高斯型隶属度函数,可描述为

$$A_{ij} = \mu A_{ij}(x_j) = \exp\left(-\frac{(x_j - c_{ij})^2}{b_{ij}^2}\right) \quad (3)$$

式中: c_{ij} 、 b_{ij} 分别为隶属度函数中心和宽度; y_i 为第 i 条规则输出; p_{ij} 为结论参数。

采用乘法推理规则计算每条规则适应度

$$\omega_i = \prod_{j=1}^m \mu A_{ij}(x_j) \quad (4)$$

利用重心反模糊化运算,则 TS-FNN 输出可表示为

$$y = \frac{\sum_{i=1}^R y_i \omega_i}{\sum_{i=1}^R \omega_i} = \sum_{i=1}^R y_i \bar{\omega}_i \quad (5)$$

为便于推导,记

$$y = \frac{z_1}{z_2}, z_1 = \sum_{i=1}^R \omega_i y_i$$

$$z_2 = \sum_{i=1}^R \omega_i, \Delta u_2 = y = y_{ts}$$

神经网络控制器参数的在线学习包括前件参数学习和后件参数学习,这里均采用带有动量项的梯度下降算法.定义系统性能指标为

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

则有

$$\left\{ \begin{array}{l} c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial c_{ij}(k)} + \\ \delta(c_{ij}(k) - c_{ij}(k-1)) \\ b_{ij}(k+1) = b_{ij}(k) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial b_{ij}(k)} + \\ \delta(b_{ij}(k) - b_{ij}(k-1)) \\ p_{ij}(k+1) = p_{ij}(k) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial p_{ij}(k)} + \\ \delta(p_{ij}(k) - p_{ij}(k-1)) \end{array} \right. \quad (7)$$

式中: $\eta \in (0,1)$ 为学习率; $\delta \in (0,1)$ 为动量因子.根据链式求导法则,有

$$\frac{\partial J}{\partial c_{ij}} = \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y_{ts}} \frac{\partial y_{ts}}{\partial \omega_i} \frac{\partial \omega_i}{\partial \mu_{ij}} \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial c_{ij}}$$

$$\frac{\partial J}{\partial b_{ij}} = \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y_{ts}} \frac{\partial y_{ts}}{\partial \omega_i} \frac{\partial \omega_i}{\partial \mu_{ij}} \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial b_{ij}}$$

$$\frac{\partial J}{\partial p_{ij}} = \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y_{ts}} \frac{\partial y_{ts}}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial p_{ij}}$$

应用式(2)~(6),可得 $\frac{\partial J}{\partial e} = e; \frac{\partial y_{ts}}{\partial \omega_i} = \frac{1}{z_2} (y_i - y_{ts});$

$$\frac{\partial \omega_i}{\partial c_{ij}} = \omega_i \frac{(x - c_{ij})}{b_{ij}^2} \frac{\partial \omega_i}{\partial b_{ij}} = \omega_i \frac{(x - c_{ij})^2}{b_{ij}^3}; \frac{\partial y_{ts}}{\partial p_{ij}} = \frac{\omega_i}{\sum_{i=1}^R \omega_i} x_i;$$

$$\frac{\partial e}{\partial y_{ts}} = -\frac{\partial y}{\partial y_{ts}} = -\frac{\Delta y(k) - \Delta y(k-1)}{\Delta y_{ts}(k) - \Delta y_{ts}(k-1)} = \xi$$

则有

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial J}{\partial c_{ij}} = \frac{e \omega_i}{z_2} (y_i - y_{ts}) \frac{(x - c_{ij})}{b_{ij}^2} \xi \\ \frac{\partial J}{\partial b_{ij}} = \frac{e \omega_i}{z_2} (y_i - y_{ts}) \frac{(x - c_{ij})^2}{b_{ij}^3} \xi \\ \frac{\partial J}{\partial p_{ij}} = e \delta \bar{\omega}_i x_i \end{array} \right. \quad (8)$$

由式(2)~(5)计算得出 TS-FNN 的控制输出,并通过式(7)~(8)实现参数在线调整.

1.2 性能协调因子及其在线学习

文中基于复合控制的思想,结合 PID 控制和神经网络控制的优点,提出利用协调因子平衡 2 部分的控制作用.构造协调因子

$$\alpha_1 = 1 - a \exp(-e^2), \alpha_2 = a \exp(-e^2) \quad (9)$$

则有

$$\Delta u = \alpha_1 \Delta u_1 + \alpha_2 \Delta u_2$$

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

式中: α_1 对应 PID 控制系数; α_2 对应神经网络控制系数.

调节系数 a 的引入,使得协调因子除与误差有直接对应关系外,可通过最优化梯度下降算法,对系数 a 进行优化,从而得到优化的 α_1 和 α_2 ,使其调整有利于性能指标 J 最小化.调节系数 a 计算式为

$$a(k+1) = a(k) + \Delta a \quad (11)$$

式中

$$\Delta a = \frac{\partial J}{\partial a} = \frac{\partial J}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial a} =$$

$$-e\beta[\Delta u_2 \exp(-e^2) - \Delta u_1 \exp(-e^2)]$$

其中

$$\beta = \frac{\partial y}{\partial u} = \frac{\Delta y(k) - \Delta y(k-1)}{\Delta u(k) - \Delta u(k-1)}$$

2 污水处理系统 BSM1 模型

基于活性污泥法的污水处理系统基准仿真模型 BSM1^[7]是国际水协与欧盟科学技术与合作组织合作开发的用于测试污水处理过程控制策略的标准模型.其整体布局如图 3 所示,是一个典型的前置反硝化污水处理脱氮工艺,主要包括含 5 个单元的生化反应池(前 2 个单元为缺氧区,后 3 个单元为好氧区)和 1 个二沉池.生化反应池部分应用活性污泥模型(active sludge model1, ASM1)模拟整个生化反应过程,二沉池部分采用二次指数沉淀速率模型来模拟沉淀过程,分为 10 层结构^[9].

根据物料平衡关系,整个生化反应过程中各单元的物料平衡方程可表示为

第 1 单元: $l=1$

$$\frac{dz_l}{dt} = \frac{1}{V_l} (Q_a Z_a + Q_l Z_l + Q_0 Z_0 + r_l V_l - Q_l Z_l) \quad (12)$$

第 2~5 单元: $l=2-5$

$$\frac{dz_l}{dt} = \frac{1}{V_l} (Q_{l-1} Z_l + r_l V_l - Q_l Z_l) \quad (13)$$

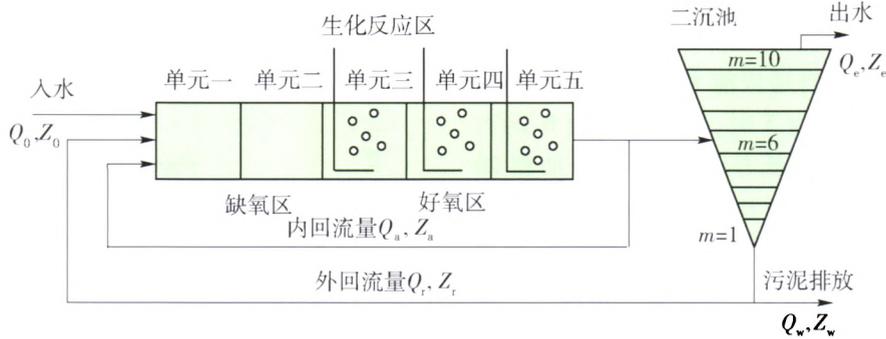


图 3 BSM1 的布局示意

Fig. 3 Layout of the BSM1

DO 对出水总氮 (N_{tot})、硝态氮 (S_{NO}) 和氨氮 (S_{NH}) 质量浓度有直接影响, 通过氧气转换系数 K_{La} 进行控制, 其组分质量浓度平衡方程稍有特殊, 描述为

$$\frac{dS_{o,t}}{dt} = \frac{1}{V_i}(Q_{i-1}S_{o,t-1} - Q_iS_{o,t}) + (K_{La})_i(S_{o,sat} - S_{o,t}) + r_i \quad (14)$$

式中: Z_i 表示组分质量浓度; Q_i 表示流量; r_i 表示组分反映率; V_i 表示相应单元的容积; K_{La} 表示溶解氧氧气转换系数. 其他相关参数及说明参见文献[10].

3 仿真研究

为验证所提方法的有效性, 基于 BSM1 模型对溶解氧进行仿真研究. BSM1 中包含了晴好、阴雨和暴雨天气下的 3 种工况, 分别给出了 14 d 的污水入水数据, 采样间隔为 15 min. 本研究中采用前 7 d 晴天工况下数据作为污水入水数据, 图 4、5 分别给出了污水入水流量和入水中几种重要组分浓度的变化曲线.

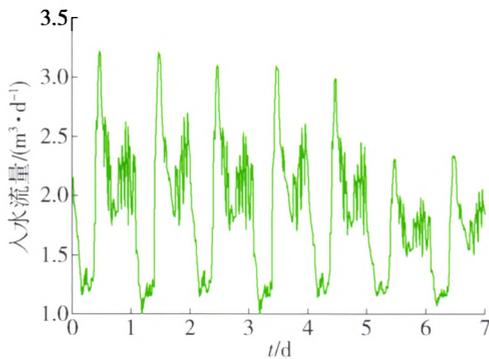


图 4 入水流量变化曲线

Fig. 4 Flow variation of the influent network

仿真研究分 2 个阶段, 首先将 PID 控制器、BP 控制器和带有协调因子的 BP-PID 3 种控制器进行比较, 验证所提复合方法的有效性, 然后将带有协调

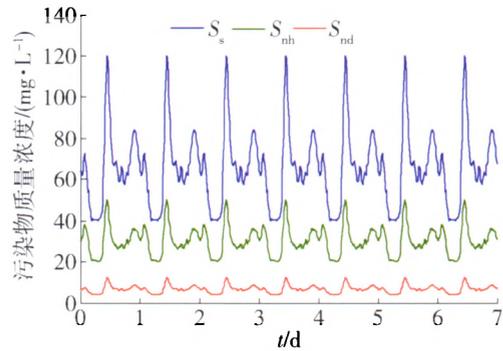


图 5 部分入水污染物浓度变化曲线

Fig. 5 Concentration of some influent pollutants network

因子的 TS-PID 控制器与带有协调因子的 BP-PID 控制器做性能比较.

第 1 阶段仿真研究中参数设置如下: 控制周期取 45 s, PID 控制器参数选定: $K_p = 10, K_i = 5, K_d = 1$, BP 神经网络采用 2-5-1 结构, 初始权值取 0~1 的随机数, 学习算法采用带动量项的梯度下降算法, 学习率 $\eta = 0.1$, 动量系数 $\delta = 0.1$. 为检验控制方法的适应性, 将溶解氧设定值分别在第 2 天、第 4 天和第 6 天发生改变. 图 6 给出了 PID、BP 和带协调因子的 BP-PID 三种控制方法的跟踪曲线.

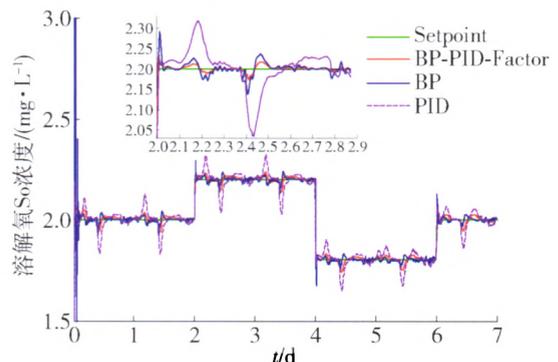


图 6 3 种控制方法下的跟踪曲线

Fig. 6 Tracking curve under three controllers

从仿真结果可看出:当取定 PID 控制系数为 10、5、1 时,PID 控制器能实现对 DO 的基本控制,但跟踪误差较大,不具有自适应能力. BP 控制器作用于系统时,隐节点个数为 5 时,最大误差为 0.247,增加隐节点个数,误差降低并不明显,当增加到 20 个隐节点时,最大误差降至 0.186 5;在设定值突然变化时误差较大,但 BP 神经网络控制器在参数自适应调整后控制精度仍高于 PID 控制. 相比 PID 和 BP 控制,带协调因子的复合控制方法具有更好的适应性,跟踪误差减小,在设定值跃变处出现较小的超调现象. 图 7 给出了 BP-PID 控制下调节系数 a 和协调因子的变化曲线. 可看出,调节系数 a 在控制过程中不断调整,使其更利于性能指标优化. 协调因子随之变化,整体的变化趋势是神经网络控制的协调系数增大,PID 控制部分系数减小. 此外,由于 a 是动态调整量,设定初值 $a = 0$,可得 $\alpha_1(0) = 1$, $\alpha_2(0) = 0$,相比定值 $a = 1$ 的初值设定,更利于最初系统稳定,减小振荡.

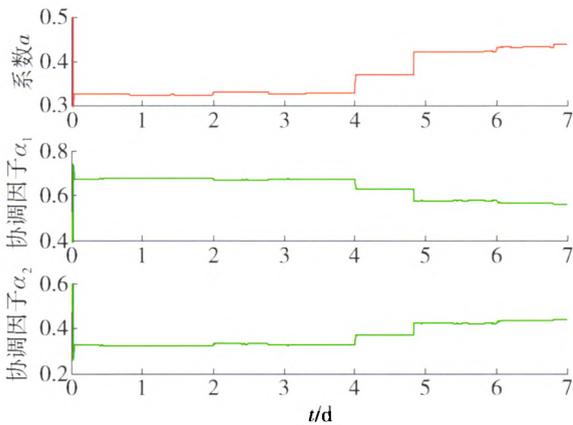


图 7 BP-PID 控制下协调因子及调节系数变化曲线
Fig. 7 Parameters' variation under BP-PID controller

第 2 阶段仿真研究中,带有协调因子的 BP-PID 复合控制方法仿真参数与第 1 阶段相同,TS-FNN 选定 2 个输入 1 个输出和 5 条规则,学习率和动量项参数同上述 BP 网络.

图 8 给出了带有协调因子的 BP-PID 复合控制方法与带有协调因子的 TS-PID 控制方法的跟踪曲线对比. 图 9 给出了 TS-PID 控制下协调因子和调节系数的变化情况.

由仿真曲线可看出,TS-PID 控制方法在线适应后具有更优的跟踪效果,主要原因是理论上 TS-FNN 具有多模型思想,能更好地适应不同工况,因此较 BP 网络具有更好的网络性能. TS-PID 控制下协调因子和调节系数的变化也体现了动态调整特性. 当

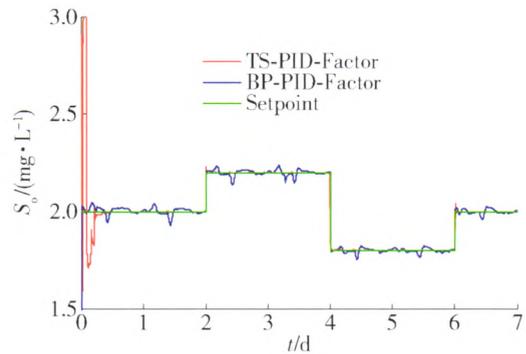


图 8 带协调因子的 BP-PID 与 TS-PID 控制曲线对比
Fig. 8 Comparison of the control performance

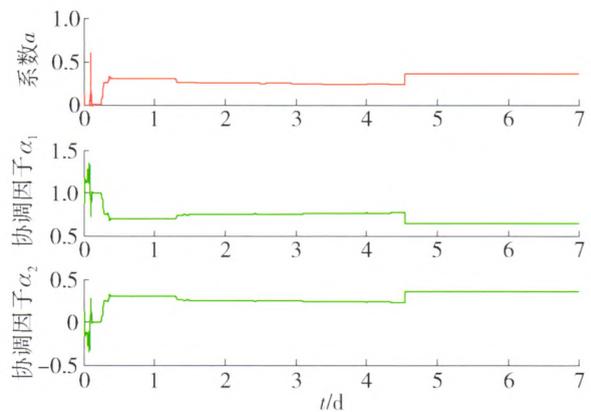


图 9 TS-PID 控制下协调因子及调节系数变化曲线
Fig. 9 Parameters' variation under TS-PID controller

误差发生改变时,2 种控制器系数向优化方向调整,变化趋势与 BP-PID 复合控制下类似.

图 10 给出带协调因子的 TS-PID 复合控制方法下 DO 控制量 ($K_{L,a5}$) 的变化曲线,可看出,整个过程控制量变化较为平滑. 表 1 给出了 4 种控制方法下的性能参数对比.

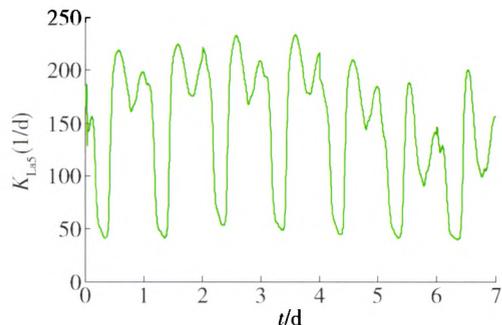


图 10 溶解氧控制量 ($K_{L,a5}$) 变化曲线
Fig. 10 Curve of manipulated variable $K_{L,a5}$

Max error 表示控制量最大偏差,ISE 和 IAE 分别表示控制量的平方积分误差 (integral of the squared error, ISE) 和绝对积分误差 (integral of the

absolute error, IAE)^[10]. 从表1可看出,相比其他3种控制方法,TS-PID协调控制方法中3个性能指标数值均最小,而较小的ISE值和IAE值说明系统有较好的动态特性,较小的偏差值则表示系统有更好的稳定性,虽然在运行时间上比PID方法多0.54s,但整体动态性能得到了明显改善.带协调因子的复合控制方法能有效地利用神经网络的自学习能力提高了控制精度,又通过PID的稳定控制作用减少了系统适应时间,且有效抑制了过程振荡.

表1 性能比较

Table 1 Performance comparisons

控制方法	Max error	ISE	IAE	运行时间/s
PID	0.229	2.381	36.12	6.84
BP	0.247	0.341	11.45	9.70
BP-PID	0.072	0.212	10.12	10.04
TS-PID	0.031	0.033	3.76	7.38

4 结论

1) 所提控制方法利用TS-FNN的强大在线学习能力,结合工业控制中广泛采用的PID控制算法,有效提高了系统在线控制精度.

2) 由构造的性能协调因子决定2种控制器的权重,协调因子通过极小化性能指标在线调整,实时调整分配权重,提高了系统在线适应能力.

3) 通过与常规增量式PID控制器和BP神经网络控制器的控制效果比较,表明TS-FNN与PID组成的复合控制方法对污水处理系统中溶解氧的控制具有更优的动态性能.

参考文献:

[1] AYESA E, DE L S, 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.

[2] CARLSSON B, REHNSTROM A. Control of an activated sludge process with nitrogen removal—a benchmark study [J]. *Water Science and Technology*, 2002, 45(4/5): 135-142.

[3] SILVA G J, DATTA A, BHATTACHARYYA S P. New results on the synthesis of PID controls [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2002, 47(2): 241-252.

[4] 王小艺,李万东,刘载文,等.一种模糊PID-Smith污水处理的控制方法[J].*计算机应用化学*,2010,27(6):801-803.
WANG Xiao-yi, LI Wan-dong, LIU Zai-wen, et al. A control method of dissolved oxygen in sewage treatment based on fuzz-y PID-smith [J]. *Computers and Applied Chemistry*, 2010, 27(6): 801-803. (in Chinese)

[5] LIU H, YOO C K. Performance assessment of cascade controllers for nitrate control in a wastewater treatment process [J]. *Korean Journal of Chemical Engineering*, 2012, 28(3): 667-673.

[6] 韩红桂,甄博然,乔俊飞.动态结构优化神经网络及其在溶解氧控制中的应用[J].*信息与控制*,2010(3):354-360.
HAN Hong-gui, ZHEN Bo-ran, QIAO Jun-fei. Dynamic structure optimization neural network and its applications to dissolved oxygenic (DO) control [J]. *Information and Control*, 2010(3): 354-360. (in Chinese)

[7] 胡玉玲,乔俊飞.变参数活性污泥系统溶解氧的模糊神经网络控制[J].*电工技术学报*,2004,19(3):36-40.
HU Yu-ling, QIAO Jun-fei. Fuzzy neural network control of DO in activated sludge system based on uncertain parameter [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2004, 19(3): 36-40. (in Chinese)

[8] 史雄伟,陈启丽,张以骞,等.基于神经元自适应PID的污水处理溶解氧控制系统[J].*计算机测量与控制*,2010,18(11):2527-2529,2532.
SHI Xiong-wei, CHEN Qi-li, ZHANG Yi-qian, et al. Dissolved oxygen control system in wastewater treatment based on neuron self-adaptive PID [J]. *Computer Measurement & Control*, 2010, 18(11): 2527-2529, 2532. (in Chinese)

[9] 刘瑞兰,苏宏业,褚健.模糊神经网络的混合学习算法及其软测量建模[J].*系统仿真学报*,2005(12):2878-2881.
LIU Rui-lan, SU Hong-ye, CHU Jian. Fuzzy neural network based on hybrid learning algorithm and its application to soft sensor [J]. *Journal of System Simulation*, 2005(12): 2878-2881. (in Chinese)

[10] ALEX J, BETEAU J F, COPP J B, et al. The COST simulation benchmark description and simulator manual [M]. Luxembourg: Office for Publications of the European Community, 2002.

(责任编辑 杨开英)