

基于改进型模糊神经网络的污水处理溶解氧内模控制

马海涛¹ 宁楠¹ 陈兆波^{2*}

¹(长春工业大学电气与电子工程学院 吉林 长春 130012)

²(大连民族大学环境与资源学院 辽宁 大连 116600)

摘 要 污水处理过程中溶解氧浓度是重要的控制参数,控制过程受各种不可测扰动的影响,传统控制方法很难达到理想的控制效果。针对此问题,提出一种改进型模糊神经网络二自由度内模控制溶解氧策略。利用神经网络整定二自由度内模控制器滤波器参数,并采用神经元活跃度与激活强度在线动态增减规则层神经元,实现规则层神经元动态优化,克服了参数变化和入水干扰对系统的影响,进而实现溶解氧浓度对设定值的完全跟踪以及对不可测扰动的抑制作用。仿真结果表明:该控制器有效解决了非线性对象难以控制的问题,可获得较好的溶解氧浓度控制效果。

关键词 污水处理过程 溶解氧 内模控制 模糊神经网络

中图分类号 TP273 文献标志码 A DOI: 10.3969/j.issn.1000-386x.2020.10.007

INTERNAL MODEL CONTROL OF DISSOLVED OXYGEN IN WASTEWATER TREATMENT BASED ON IMPROVED FUZZY NEURAL NETWORK

Ma Haitao¹ Ning Nan¹ Chen Zhaobo^{2*}

¹(School of Electrical and Electronic Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, Jilin, China)

²(School of Environment and Bioresources, Dalian Minzu University, Dalian 116600, Liaoning, China)

Abstract The dissolved oxygen concentration in the sewage treatment process is an important control parameter. The control process is affected by various unmeasurable disturbances. The traditional control method is difficult to achieve the desired control effect. For the above problems, an improved fuzzy neural network two degree of freedom internal model control strategy for dissolved oxygen is proposed. It used the neural network to modulate the two degree of freedom internal model controller filter parameters, and used the neuron activity and activation intensity to dynamically increase and decrease the regular layer neurons online to achieve dynamic optimization of the regular layer neurons, overcoming the parameter changes and water ingress interference. Furthermore, the dissolved oxygen concentration could completely track the set value and restrain the unmeasurable disturbances. The simulation results show that the controller effectively solves the problem that the nonlinear object is difficult to control, and can obtain better dissolved oxygen concentration control effect.

Keywords Sewage treatment process Dissolved oxygen Internal model control Fuzzy neural network

0 引 言

污水生化处理过程中,溶解氧(Dissolved Oxygen, DO)浓度是较为重要的控制参数^[1],其控制难点在于污水处理过程涉及机理繁琐的生化反应,导致溶解氧

控制具有大时变和非线性特性^[2-3],并且由于实际运行工况多,进水流量、污染物浓度等干扰组分无法准确测量,增加了系统的不确定性,使污水处理过程处于非稳定状态^[4-6]。

传统内模控制方法(Internal Model Control, IMC)^[7]拥有结构简单、易于在线调节等优点,但只有一个可

收稿日期:2019-07-15。国家自然科学基金项目(51778114)。马海涛,副教授,主研领域:先进过程控制。宁楠,硕士生。陈兆波,教授。

调参数,是一种一自由度控制器,参数整定时一般要在系统的干扰抑制性能和设定值跟踪性能之间折中选择,导致此方法较难获得理想的控制效果^[8-9]。利用神经网络强大的非线性逼近特性,文献[10-11]采用模糊神经网络(Fuzzy Neural Network, FNN)对生物膜污水处理过程的曝气量进行控制,取得了良好的控制效果。但由于网络结构固定,导致其很难适应复杂多变的环境,进而影响学习收敛速度与自适应能力^[12]。

为了确保污水处理系统的线性控制,本文采用一种改进模糊神经网络的二自由度内模控制策略,通过模糊控制器的输出在线修正反馈滤波器参数,并利用结构增减算法优化网络结构,实现规则层神经元动态优化,在线获取一个结构紧凑、泛化性能好的网络。由于实际的污水处理过程始终处于动态变化之中,出水水质受多源干扰影响,如异养微生物、氨氮等,实时、高效地对干扰进行抑制,从而使被控量不受扰动的影响,是工程控制的核心问题。因此,本文采用针对不可测干扰的内模控制器,并结合自适应模糊神经网络算法,实现复杂工况下溶解氧浓度目标值的精确跟踪控制,克服了由于参数变化和入水干扰对系统产生的影响,保证出水水质,节约运行成本。

1 污水处理溶解氧浓度建模

本文选择模拟效果预测能力强的活性污泥 1 号模型(Activated Sludge Model1, ASM1)来模拟生物反应过程,依据 ASM1 模型机理方程、溶解氧物料平衡公式,选取控制量为曝气电压量,被控量为溶解氧浓度,得到变参数数学模型为:

$$\begin{cases} \frac{dX}{dt} = \left(\mu_H - k_d - \frac{CQ_w}{V} \right) X + \delta Q \\ \frac{dS}{dt} = \frac{\mu_H}{Y_{NH}} X - \frac{Q}{V} S + \frac{Q}{V} S_i \\ \frac{dO}{dt} = \frac{\mu_H (1 - \eta f_x Y_{NH}) - \eta f_x Y_{NH} k_d}{\eta Y_{NH}} X - \delta O + u \end{cases} \quad (1)$$

式中: X 为混合液中微生物浓度; S 为出水底物浓度; S_i 是流入污水中的有机物浓度; O 为溶解氧浓度; Y_{NH} 为产率; Q 是流入量; Q_w 是污质的流量; C 是二沉池浓度因子; η 是联系有机物与需氧量的一个因子; f_x 是消耗因子; l_d 是自衰减系数; μ_H 是异养菌增长速度; δ 是对溶解氧设置的冲量系数。

根据某污水处理厂的水质特点及 ASM1 模型参数选取的参考范围,得出本文研究对象的数学模型如下:

$$\begin{cases} \dot{\begin{bmatrix} X(t) \\ S(t) \\ O(t) \end{bmatrix}} = \begin{bmatrix} 3.5 & 0 & 1 \\ 15 & -7.4 & 0 \\ 7.2 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(t) \\ S(t) \\ O(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot u(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \bar{q} \\ y(t) = [0 \ 0 \ 1] \cdot \begin{bmatrix} X(t) \\ S(t) \\ O(t) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\bar{q} = QS_i/V$ 。

对式(2)进行拉普拉斯变换得出数学模型的传递函数为:

$$\hat{G}_p(s) = \frac{s^2 + 3.9s - 25.9}{s^3 + 4.9s^2 - 29.2s - 79.18} \quad (3)$$

2 系统设计

2.1 系统结构

针对污水处理过程具有非线性、干扰不可测等特性,设计一种改进型模糊神经网络的二自由度内模控制器。将控制量偏差和偏差变化率作为网络输入,利用网络的输出在线整定滤波器参数 α_1 和 α_2 ,并利用结构增减算法优化网络结构,通过引入动量项的梯度下降法逐步对误差进行消除,既增强了干扰抑制特性,也实现了溶解氧目标值追踪。图 1 为污水处理控制系统结构图。

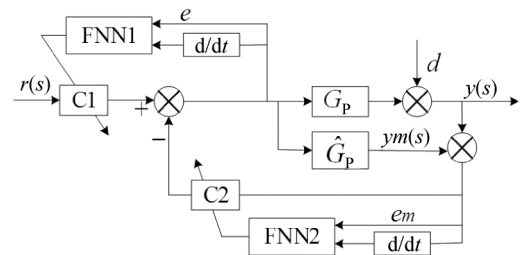


图 1 基于 FNN 的污水处理内模控制系统

图 1 中 G_p 、 \hat{G}_p 分别为被控对象和内部模型; $C1$ 、 $C2$ 为内模控制器; $FNN1$ 、 $FNN2$ 为模糊神经网络控制器; $r(s)$ 为 DO 参考输入量; $y(s)$ 为 DO 浓度实际输出值; $y_m(s)$ 为内部模型的输出量; e 表示溶解氧浓度的期望值与实际值的误差量; e_m 为过程输出与模型输出之差; d 为进水流量干扰。

2.2 IMC 控制器设计

在图 1 中,控制器 $C1$ 的作用是调整系统的目标值跟踪特性, $C2$ 的作用是调整干扰抑制特性和鲁棒性,使系统达到稳定状态,实现最优化。根据内模控制器结构可得:

$$y(s) = \frac{Q_1(s) G_p(s)}{1 + Q_2(s) [G_p(s) - \hat{G}_p(s)]} r(s) + \frac{1 - Q_2(s) G_p(s)}{1 + Q_2(s) [G_p(s) - \hat{G}_p(s)]} d(s) \quad (4)$$

若 $G_p(s) = \hat{G}_p(s)$ 式(4)可写为:

$$y(s) = Q_1(s) G_p(s) r(s) + [1 - Q_2(s) G_p(s)] d(s) \quad (5)$$

上述公式显示:系统数学模型完全无误时,C1、C2单独进行控制。

(1) 控制器 C1 设计。为使系统具有较好的动态跟踪特性和稳定性,针对系统数学模型准确以及无干扰作用下设计 C1。基于内模控制的基本原理,对 $\hat{G}_p(s)$ 进行分解处理: $\hat{G}_p(s) = \hat{G}_{p-}(s) \hat{G}_{p+}(s)$, $\hat{G}_{p-}(s)$ 代表具有最小相位传递函数, $\hat{G}_{p+}(s)$ 代表时滞与非最小相位环节。控制器设计如下:

$$Q_1(s) = F_1(s) \hat{G}_{p-}(s) \quad (6)$$

$$F_1(s) = 1/(\alpha_1 ns + 1)^n \quad (7)$$

式中: α_1 代表滤波器参数,对其进行整定以使系统稳定性与跟踪效果达到最优; $F_1(s)$ 为一阶低通滤波器。

(2) 控制器 C2 设计。为使系统具有较强的抗干扰特性与鲁棒性,在加入干扰和数学模型失配情况下设计 C2。假如系统存在扰动与模型失配,则控制系统可能导致稳态性能较差,无法达到预期效果。因此,为使系统能够同时实现抗干扰性能与设定输出值跟踪性能,在反馈回路中增加内模控制器 C2:

$$Q_2(s) = F_2(s) \hat{G}_{p-}(s) \quad (8)$$

$$F_2(s) = 1/(\alpha_2 ns + 1)^n \quad (9)$$

式中: α_2 为滤波器参数,对其进行整定以使系统鲁棒性与抗干扰性能实现最优化; $F_2(s)$ 代表一阶反馈滤波器。

2.3 改进型模糊神经网络

本文采用的模糊神经网络包括输入层、推理层、规则层和输出层,其网络结构如图2所示。

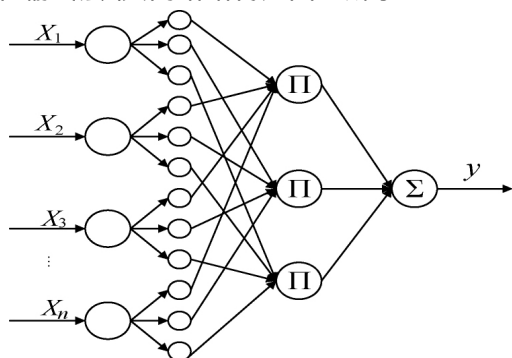


图2 模糊神经网络结构

输入层:将 $x = [e \text{ } ec]^T$ 作为输入值直接传递给下一层。

推理层:选用高斯型函数。

$$\mu_{ij} = \exp[-(x_i - c_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2] \quad (10)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, m$, m 为隶属度函数层神经元个数; σ_{ij} 和 c_{ij} 分别代表对应的隶属度函数的宽度和中心。

规则层:该层的每一节点的输出可以表示为模糊规则的激活强度。

$$a_j = \sum_{i=1}^n \mu_{ij} x(n) \quad (11)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, p$, p 代表规则层神经元数,即模糊规则数。

输出层:其功能是去模糊化,实现清晰化计算。

$$y = \sum_{j=1}^r w_j (\alpha_j / \sum_{j=1}^r \alpha_j) \quad (12)$$

式中: w_j 代表规则层和输出层之间的连接权值; y 代表模糊神经网络输出值。

2.3.1 结构修剪算法

为防止网络结构过度增长导致学习收敛速度与能力下降,本文根据神经元活跃强度,采取一种在线修剪网络结构方法。修剪评价指标定义如下:

$$I_s(t+1) = I_s(t) \exp(-\tau) \quad (13)$$

式中: I_s 代表神经元的激活强度; τ 表示衰减常数。

若当前规则层神经元的激活强度 I_s 小于预设的修剪阈值 I_{sth} ,则对神经元进行删减,参数更新如下:

$$c'_v = c_v \quad (14)$$

$$\sigma'_v = \sigma_v \quad (15)$$

$$w'_v = \frac{w_v \exp\{\sum_{i=1}^n -[x_i(t) - c_{iv}]^2 / \sigma_{iv}^2\} + w_s \exp\{\sum_{i=1}^n -[x_i(t) - c_{is}]^2 / \sigma_{is}^2\}}{\exp\{\sum_{i=1}^n -[x_i(t) - c_{iv}]^2 / \sigma_{iv}^2\}} \quad (16)$$

$$c'_s = \sigma'_s = w'_s = 0 \quad (17)$$

式中: v 为距神经元 s 欧氏距离最小的神经元; c'_s 、 σ'_s 、 w'_s 代表被修剪神经元调整后的参数; c_v 、 σ_v 、 w_v 为神经元 v 调整前的参数; c'_v 、 σ'_v 、 w'_v 为神经元 v 调整后的参数。

2.3.2 结构增长算法

采用激活强度作为结构增长的判断准则,若输入数据难以被当前规则完全高效覆盖时,即拟定的增长临界值大于全部数据对神经元的激活强度,此时为满足环境变化需要增添规则。增长评价指标定义为:

$$I_g = \max\{\prod_{i=1}^n \exp[-(x_i - c_{ij})^2 / \delta_{ij}^2]\} \quad (18)$$

式中: I_g 为增长指标; $j = 1, 2, \dots, r$ 。

若满足增长条件,即增长指标 I_g 小于 I_{gth} 预设的增长临界值时,新增神经元参数如下:

$$\sigma_{new} = \sigma_g \quad (19)$$

$$c_{new} = \frac{1}{2} [c_g + x(t)] \quad (20)$$

$$w_{new} = \frac{y_r - y}{\exp\{\sum_{i=1}^n -(x_i - c_{ij})^2 / \delta_{ij}^2\}} \quad (21)$$

式中: σ_g 、 c_g 分别为更新后神经元的宽度与中心; y_r 和 y 分别表示当前训练样本的期望输出和网络输出; 增加神经元的参数为 σ_{new} 、 c_{new} 、 w_{new} , 与当前欧氏距离最小的神经元为 g ; $x(t)$ 为当前输入样本。

2.4 控制器参数优化

模糊神经网络运用引入动量项的梯度下降法,使系统获得拥有较优参数的模糊神经网络模型。网络学习的目标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2} [y(k) - y_m(k)]^2 \quad (22)$$

运用梯度下降法建立内部模型网络权值系数及形状参数,各参数更新公式如下:

$$c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial c_{ij}(k)} \quad (23)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial \sigma_{ij}(k)} \quad (24)$$

$$w_j(k+1) = w_j(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_j(k)} \quad (25)$$

α_1 和 α_2 在线整定过程为: 依据 e 、 e_c 数值大小整定滤波器参数。当 e 较大时,为使系统溶解氧输出快速跟踪目标值,此时取较小参数值; 当 e 较小时,为避免系统产生震荡以及超调等现象,参数应取较大值。若系统响应跟踪目标值迟缓,取适中参数值以提升响应速度。

根据上述分析, FNN 规则自适应调整流程为:

1) 将推理层宽度、中心和输出权值参数初始化, 设置初始 DO 设定值、学习率 η 、修剪阈值 I_{sth} 、增长阈值 I_{gth} , 规则层神经元数初始值为 3。

2) 利用基准仿真模型 1 号 (BSM1) 的持续 14 天仿真数据对神经网络进行训练, 并依据式 (22) - 式 (25) 更新推理层参数值。网络输入为设定值和系统输出间的误差与误差变化率, 运用式 (10) - 式 (12) 计算此刻网络输出。

3) 利用式 (13) 计算神经元最大激活强度, 从而判定该神经元是否满足增长指标, 若满足, 则增长神经元个数, 根据式 (19) - 式 (21) 设置新增神经元的宽度、中心与权值参数; 否则, 前往步骤 4)。

4) 依据修剪指标判断规则层神经元是否满足删减条件, 若满足, 则删除当前规则。神经元参数更新如式 (14) - 式 (17)。

5) 若数据训练完毕, 则结束循环; 否则, 前往步骤 2) 进行重复训练。

2.5 控制器性能评估

本文利用平方偏差积分 ISE、绝对偏差积分 IAE 与最大绝对偏差 DEV^{\max} 指标评估控制器的系统性能, 分别体现了控制系统的瞬态响应、平稳性和抗干扰能力。定义如下:

$$IAE = \int_{t=1}^{t=609} |e_i| dt \quad (26)$$

$$ISE = \int_{t=1}^{t=609} e_i^2 dt \quad (27)$$

$$DEV^{\max} = \max |e_i| \quad (28)$$

3 系统仿真

3.1 仿真平台

本文选择基准仿真模型 1 号 (BSM1) 作为仿真平台, 该模型由欧盟科学技术合作组织 (COST) 和国际水协 (IWA) 合作共同提出, 图 3 为 BSM1 总体结构图。

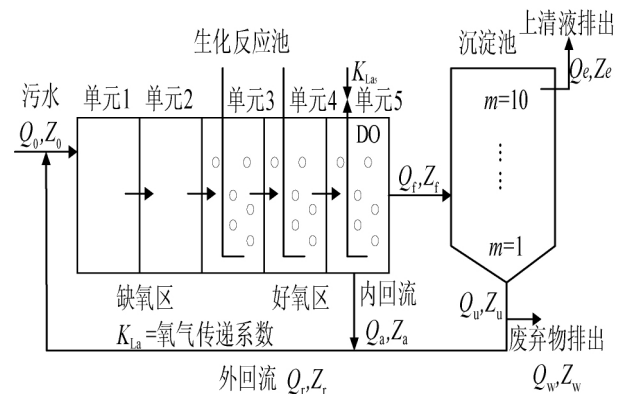


图3 BSM1 总体结构

该模型为检测污水处理过程控制方法与策略提供了一个验证平台。生化反应池包含 5 个单元, 二沉池为十级分层结构。在 BSM1 中, 通过调节生化反应池第 5 分区 K_{La} 来实现 DO 浓度的精确控制。

3.2 仿真结果分析

为验证改进型模糊神经网络内模控制策略对 DO 控制的有效性, 选取 BSM1 中的数据文件进行仿真。针对前 7 天的数据建立数学模型, 在 7 ~ 14 天进行仿真研究, 采样时间为 14 天, DO 浓度目标值为 2 mg/L。进水流量如图 4 所示, 进水中异养微生物 X_{bh} 、氨氮 S_{nh}

和易降解悬浮颗粒物 S_s 如图 5 所示。可以看出污水处理过程具有非线性、大时变特征。

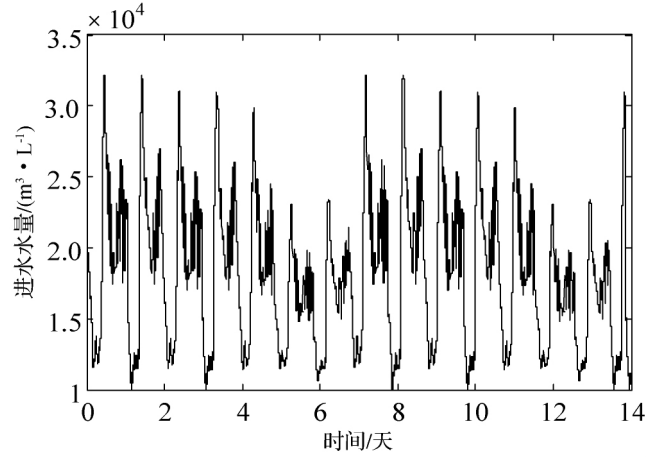


图 4 进水流量

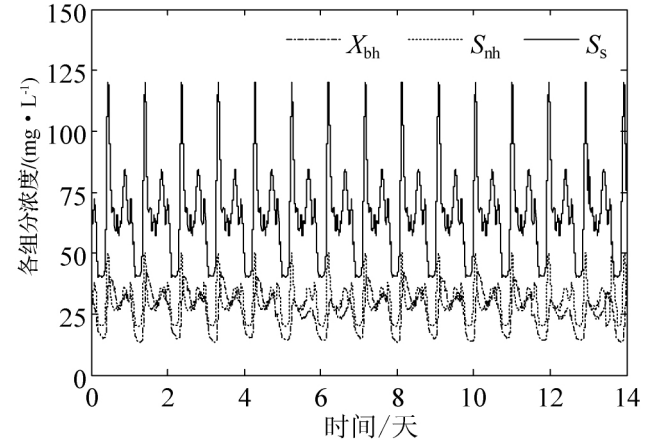


图 5 进水污染物浓度

本文分别对设定值跟踪的内模控制、传统 PID 控制与模糊神经网络内模控制 (FNN-IMC) 进行系统仿真分析与比较, FNN 参数采用试错法确定如下: $\eta = 0.01$ $I_{\text{gth}} = 0.8$ $I_{\text{sth}} = 0.1$, PID 的比例、积分和微分系数分别为 180、13 和 2, 仿真结果如图 6 所示。图 7 为 FNN-IMC 控制器的跟踪误差。图 8 给出了在控制过程中规则层神经元数的变化情况。

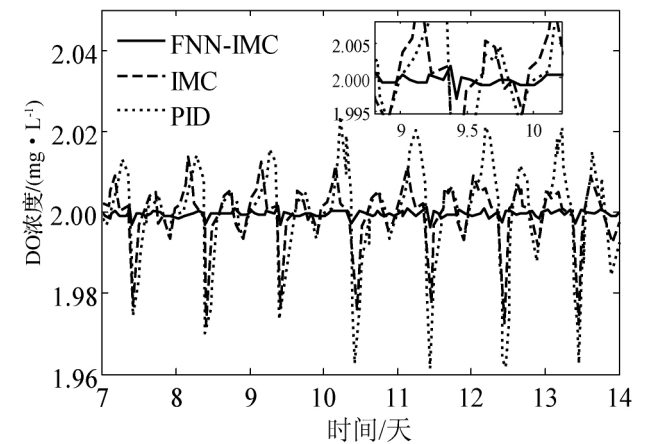


图 6 不同控制器仿真曲线对比图

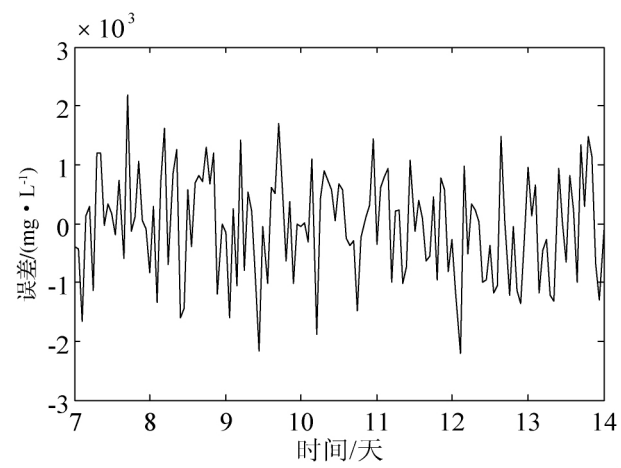


图 7 FNN-IMC 误差曲线

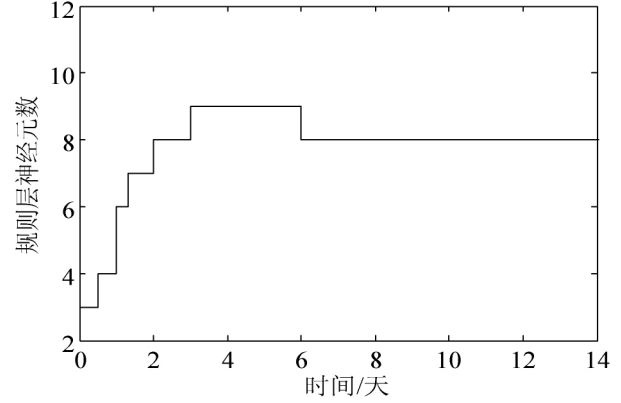


图 8 规则层神经元变化情况

设定值跟踪仿真曲线表明, FNN-IMC 控制器稳定性好、抗干扰性强, 控制效果明显优于 IMC 和 PID 控制策略。由图 7 可以看出, 控制器误差主要在 $\pm 1 \times 10^{-3} \text{ mg/L}^{-1}$ 上下波动, 控制器精准度较强。在神经元变化趋势曲线中, 控制器网络结构数量保持在 8 个, 体现了结构增减算法的有效性, 使网络结构更加紧凑、精确。

表 1 给出了 FNN-IMC、IMC、PID 控制策略下的控制性能对比。通过与其他 2 种控制器的性能指标比较, 可以看出 FNN-IMC 控制对 DO 浓度的控制效果显著。

表 1 不同控制策略性能比较

控制策略	IAE	ISE	DEVmax
FNN-IMC	0.026	1.61×10^{-4}	8.64×10^{-3}
IMC	0.028	3.63×10^{-3}	3.45×10^{-2}
PID	0.208	6.88×10^{-3}	6.98×10^{-3}

当系统模型失配时, 为验证 FNN-IMC 的抗干扰能力与稳定性, 在 9~13 天给出暴雨干扰, 图 9 为在干扰作用下不同控制器设定值跟踪效果对比图。可以看出, 在模型失配以及暴雨强干扰复杂工况下, FNN-IMC 控制器对于溶解氧控制鲁棒性强, 超调量小, 抗扰性能

更好,具有较强的跟踪效果。

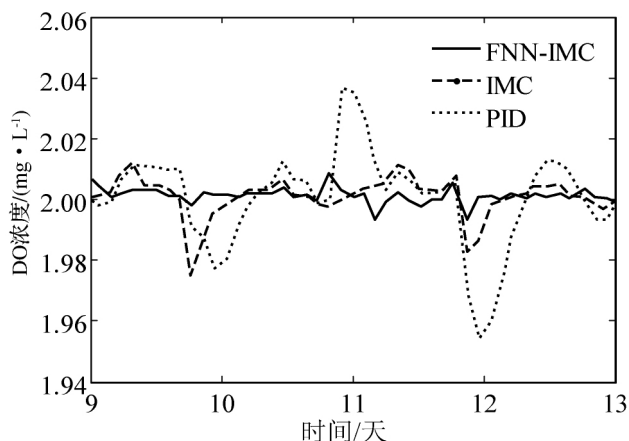


图9 溶解氧控制效果

为检验控制器应对突发状况时的跟踪能力以及稳态性能,将 DO 浓度设定在 1.8 ~ 2.2 mg/L 范围内阶跃变化,控制效果如图 10 所示。规则层神经元数变化曲线如图 11 所示。

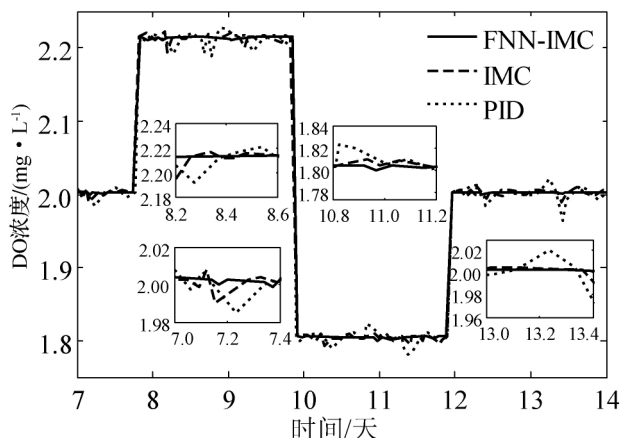


图10 阶跃变化下稳定性测试

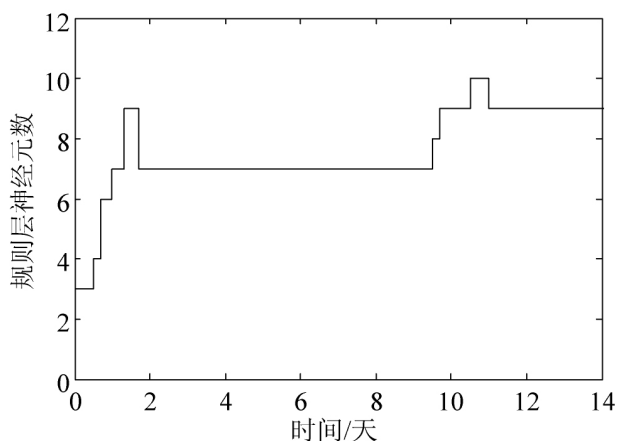


图11 输出阶跃变化下规则层神经元变化情况

可以看出,当改变 DO 期望目标值时,FNN-IMC 控制器仍然具有精确跟踪 DO 浓度的能力,稳态性能较好。神经元变化趋势曲线说明,在系统阶跃下,FNN-IMC 控制器仍具有自适应调整网络结构的能力。

表 2 给出了输出阶跃变化下不同控制器性能比较

结果 相比常规控制器,FNN-IMC 的 3 个指标提升了近 1 个数量级,说明通过在线调节规则层结构,FNN-IMC 控制器能够满足大时变系统的高需求,具有较强的控制精度与自适应能力。

表 2 不同控制策略性能比较

控制策略	IAE	ISE	DEV _{max}
FNN-IMC	0.035	1.61×10^{-4}	8.64×10^{-3}
IMC	0.028	3.63×10^{-3}	3.45×10^{-2}
PID	0.208	6.88×10^{-3}	6.98×10^{-3}

4 结 语

由于污水处理过程中 DO 浓度受各种组分干扰导致其浓度无法准确测量,本文采用一种改进型模糊神经网络二自由度内模控制方法,通过改进型模糊神经网络实时在线调节滤波器参数,并运用结构增减算法在线动态增减规则层神经元,改善了控制系统的控制效果。在国际基准仿真平台 BSM1 的仿真结果表明,对于 DO 浓度跟踪控制,FNN-IMC 控制系统具有良好的目标值跟踪特性和干扰抑制特性,能够满足复杂工况下实现高效稳定工作的需求。

参 考 文 献

- [1] 魏伟,左敏,李伟,等. 污水处理过程溶解氧浓度的自抗扰控制[J]. 控制理论与应用 2018,35(1):24-30.
- [2] Liu G Q, Wang J M, Campbell K. Formation of filamentous microorganisms impedes oxygen transfer and decreases aeration efficiency for wastewater treatment [J]. Journal of Cleaner Production 2018,189:502-509.
- [3] Ruan J J, Zhang C, Li Y, et al. Improving the efficiency of dissolved oxygen control using an on-line control system based on a genetic algorithm evolving FWNN software sensor [J]. Journal of Environmental Management 2017,187:550-559.
- [4] Meng F, Yang A Q, Zhang G M, et al. Effects of dissolved oxygen concentration on photosynthetic bacteria wastewater treatment: Pollutants removal, cell growth and pigments production [J]. Bioresource Technology 2017,241:993-997.
- [5] 由文超,张曦煌. 基于 SaaS 模式的污水处理监控系统 [J]. 计算机应用与软件 2015,32(2):18-23.
- [6] Shen W H, Chen X Q, Corriou J P. Application of model predictive control to the BSM1 benchmark of wastewater treatment process [J]. Computers & Chemical Engineering, 2008,32(12):2849-2856.

(下转第 90 页)

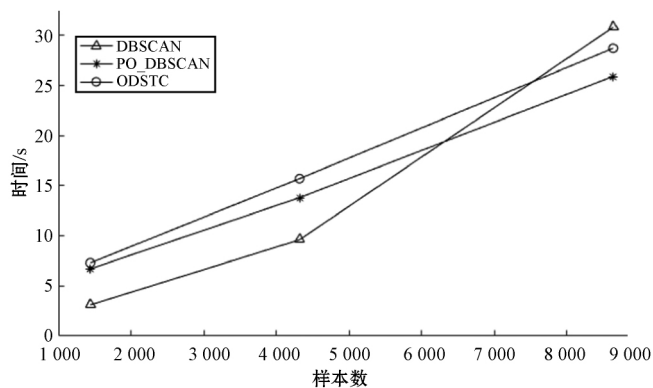


图4 异常检测算法时间效率对比

4 结 语

本文提出的时空相关性数据异常检测算法 (ODSTC) 结合了最近邻算法与聚类算法的思想, 针对环境数据的特点对算法的参数进行优化, 克服了最近邻距离阈值固定与聚类参数全局性及收敛速度慢等问题, 提高了异常检测的效率。实验结果表明, ODSTC 算法对多传感器数据流的检测准确率更高, 算法的时间效率也会随着样本量的增加而提高。针对具有相关性的多传感器数据流, 其效果满足现行环境的使用。从实验结果同样也可看出, 当相关性较低的数据属性加入后, 算法的效率有所降低, 今后研究将进一步考虑不相关数据流的特征, 提取频域特征, 结合当地气候变化特征, 从不同维度进行对照分析。

参 考 文 献

- [1] 李道亮, 杨昊. 农业物联网技术研究进展与发展趋势分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 8-27.
- [2] Gil P, Martins H, Januário F. Outliers detection methods in wireless sensor networks[J]. Artificial Intelligence Review, 2019, 52: 2411-2436.
- [3] Aggarwal CC. Proximity-based outlier detection[M]//Outlier Analysis. Springer International Publishing, 2017: 111-147.
- [4] Pan D W, Liu D T, Zhou J, et al. Anomaly detection for satellite power subsystem with associated rules based on kernel principal component analysis[J]. Microelectronics and Reliability, 2015, 55(9/10): 2082-2086.
- [5] 余立苹, 李云飞, 朱世行. 基于高维数据流的异常检测算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(1): 51-55.
- [6] 段青玲, 肖晓琰, 刘怡然, 等. 基于 SW-SVR 的畜禽养殖物联网异常数据实时检测方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(8): 159-165.
- [7] 苑进, 胡敏, Wang K S, 等. 基于高斯过程建模的物联网数据不确定性度量与预测[J]. 农业机械学报, 2015, 46(5): 265-272.
- [8] Sarvani A, Venugopal B, Devarakonda N. Anomaly detection using K-means approach and outliers detection technique[C]//Soft Computing: Theories and Applications, 2018, 375-385.
- [9] Yan M Y, Tong Q Y, Wang R M, et al. Outliers detection of cultivated land quality grade results based on spatial autocorrelation[C]//2016 fifth International Conference on Agro-Geoinformatics, 2016, 1-5.
- [10] Shukla D S, Pandey A C, Kulhari A. Outlier detection: A survey on techniques of WSNs involving event and error based outliers[C]//2014 International Conference on Innovative Applications of Computational Intelligence on Power, Energy and Controls with their Impact on Humanity. IEEE, 2014: 113-116.
- [11] 冯振华, 钱雪忠, 赵娜娜. Greedy DBSCAN: 一种针对多密度聚类的 DBSCAN 改进算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(9): 2693-2696, 2700.
- [12] 侯晓晶, 王会青, 陈俊杰, 等. 基于最近邻距离差的改进孤立点检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(4): 1265-1269.
- [13] Diao K J, Liang Y Q, Fan J C. An improved DBSCAN algorithm using local parameters[C]//2018 First CCF International Conference on Artificial Intelligence. Springer, 2018, 3-12.
- [14] Tian H X, Liu X J, Han M. An outliers detection method of time series data for soft sensor modeling[C]//2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC), 2016: 3918-3922.

(上接第 46 页)

- [7] Leitner S, Yazdani M, Ziaeiinejad S, et al. Internal model-based active resonance damping current control of a grid-connected voltage-sourced converter with an LCL filter[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 6025-6036.
- [8] 王华秋. 自构建小波神经网络的内模控制在深度脱硅中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2015, 32(2): 69-71.
- [9] Singh J, Chatterjee K, Vishwakarma C B. Two degree of freedom internal model control-PID design for LFC of power systems via logarithmic approximations[J]. ISA Transactions, 2017, 72: 185-196.
- [10] 曹渝昆, 李云峰. 结合模糊神经网络和粒子群优化的复杂装备关键备件用量预测[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(10): 167-171.
- [11] 唐辉军, 杨志民. 一种模糊最小二乘孪生支持向量回归机的改进算法[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(4): 281-286.
- [12] Dogdu G, Yalcuk A, Postalcioglu S. Application of the removal of pollutants from textile industry wastewater in constructed wetlands using fuzzy logic[J]. Environmental Technology, 2017, 38(4): 443-455.