

doi:10.11835/j.issn.1000.582X.2023.12.006

基于神经网络逆模型的污水 pH 值内模控制策略

王 胜, 鲍立昌, 章家岩, 冯旭刚, 徐 帅, 王正兵, 魏新源

(安徽工业大学 电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘要: 针对污水处理中和反应过程 pH 值控制具有强干扰和模型参数易变等特点, 利用内模控制方法的设定值响应和干扰响应之间相互独立的优点, 提出一种基于内模控制和神经网络逆模型相结合的 pH 值优化控制策略。通过在系统中插入低通滤波器, 并采用 RBF 神经网络在线辨识被控对象的逆模型, 提高污水处理 pH 值控制的鲁棒性和抗干扰能力, 有效解决中和反应 pH 值控制过程中模型参数易变的问题。MATLAB 仿真结果表明: 与常规 PID 控制和不带滤波器的神经内模控制策略相比, 提出的优化控制策略超调量最多降低 17.4%, 调节时间最多减少 113.6 s, 有效提高了系统鲁棒性和抗干扰能力。工程应用表明: 使用所提策略后, pH 值控制偏差在 ± 0.2 以内, 系统的控制精度和稳定性显著提高。

关键词: pH 值; 神经网络; 内模控制; 滤波器; 污水处理

中图分类号: R318

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2023)12-055-11

Internal model control strategy for pH value of sewage based on neural network inverse model

WANG Sheng, BAO Lichang, ZHANG Jiayan, FENG Xugang, XU Shuai,
WANG Zhengbing, WEI Xinyuan

(College of Electrical Engineering and Information, Anhui University of Technology,
Maanshan, Anhui 243032, P. R. China)

Abstract: Given the significant interference and the variable model parameters encountered in pH value control in the sewage treatment reaction process, this study capitalizes on the independence between the set value response and the interference response of the internal model control to proposed a pH optimization control strategy, integrating internal model control and a neural network inverse model. By incorporating a low-pass filter into the system and using the RBF neural network for online identification of the inverse model of the controlled object, the robustness and anti-interference capability of pH value control in the sewage treatment are improved. This approach effectively addresses the challenge of varying model parameters in the neutralization reaction pH value control process. MATLAB simulation results show that compared with conventional PID control and neural internal model control strategies without a filter, the proposed optimal control strategy reduces overshoot by up to 17.4% and shortens the adjustment time by up to 113.6 s. These improvements effectively improve the system's robustness and anti-interference capabilities. Engineering applications validate the effectiveness of the proposed

收稿日期: 2020-05-18 网络出版日期: 2021-07-19

基金项目: 安徽省自然科学基金资助项目(1908085ME134)。

Supported by the Natural Science Foundation of Anhui Province(1908085ME134).

作者简介: 王胜(1995-), 男, 硕士, 主要从事污水处理及控制方向研究, (E-mail) 2868965092@qq.com。

strategy, ensuring pH value control deviation within ± 0.2 . Consequently, the control accuracy and system stability are significantly improved.

Keywords: pH value; neural networks; internal model control; filter; sewage treatment

中国水资源严重短缺,人均水资源占有量仅为世界平均水平的1/4,因此,加强污水治理和循环利用对于保护水资源和实现可持续发展具有重要意义^[1-3]。在工业污水处理过程中,酸碱度(pH值)的控制是非常重要的环节,保证精准控制,是污水处理后续工艺流程安全可靠运行以及水质达标的前提条件。然而在污水处理过程中,当pH值在中和点附近时,中和反应呈现高度敏感性,加入微量的中和剂就会引起pH值的大幅跳变,且中和反应过程易受环境、温度、生物发酵等多方面不确定因素的干扰^[4-5],所以对pH值进行控制是污水处理行业的一项技术难题^[6]。

pH值调节过程涉及的化学反应机理主要是酸碱中和反应。近些年对酸碱中和反应pH值控制的研究引起了学者关注。Mota等^[6-7]提出了应用自适应神经模糊推理系统架构建立代表酸碱中和过程的预测模型,并根据神经网络准确性和复杂性相互矛盾的准则,将pH中和过程表示为多目标优化问题。但由于神经网络输出和节点权值映射间存在非线性,导致系统局部极小值问题未得到解决。Zhang等^[8]将未建模动态的数据驱动补偿与多步超前最优控制相结合,采用了一种新的PID控制方案应用于纸浆中和过程的pH值控制。在这种新的PID控制方法中,中和过程的实时测量数据和历史数据得到了充分应用。但是动态历史数据库的更新存在一定滞后,使系统很难达到实时在线控制的要求。Vatankhah等^[9-11]将非线性预测控制应用于pH的中和过程研究中,在数学模型的基础上搭建了神经网络预测模型并融入粒子群算法,解决了BP神经网络局部最优的难题。但由于该神经网络的训练样本数据量较大,待寻优参数多,导致系统的收敛速度较慢。

综上所述,虽然已有一些方法对中和反应的pH值控制进行研究,但未能有效解决系统的强干扰和模型参数易变问题。为此,笔者提出基于内模控制和神经网络逆模型相结合的优化控制策略,设计滤波器提高系统鲁棒性,在MATLAB仿真验证的基础上,以火力发电锅炉冲渣除灰循环水处理系统为对象进行实际应用,达到了较好应用效果。

1 pH中和反应机理建模

工业污水处理过程中,中和剂的添加量是控制pH值的关键因素。工程上通常依据物质守恒定律和化学平衡定律,采用连续搅拌反应釜系统(continuously stirred tank reactor, CSTR)的pH中和过程作为研究对象的动态模型^[12-13]。

连续搅拌反应釜系统如图1所示,当流入反应池的污水呈酸性时,用碱性中和剂调节其pH值;当流入反应池的污水呈碱性时,用酸性中和剂调节其pH值。为方便阐述pH中和反应机理,设流入反应池的污水呈碱性,对应去用酸性中和剂调节其pH值。图中 F_1 、 F_2 分别为酸性中和剂的流量和碱性污水的流量,其浓度分别为 C_1 、 C_2 , X_a 为流出酸的总浓度, X_b 为流出碱的总浓度, V 为连续搅拌反应釜中溶液的体积, n 为搅拌机转速。

设定的CSTR中处处等温且物料完全混合,排除其他生物或物理化学作用对pH的影响,则整个反应釜系统中碱的变化量等于污水流入反应釜中碱的总量和反应釜中流出的碱的总量之差,酸的变化量等于向反应釜中所添加的中和剂中的酸总量与反应釜中流出的酸总量之差。即有

$$F_1(t)C_1 - [F_1(t) + F_2(t)]X_a = V \frac{dX_a}{dt}, \quad (1)$$

$$F_2(t)C_2 - [F_1(t) + F_2(t)]X_b = V \frac{dX_b}{dt}, \quad (2)$$

整个系统中,酸性中和剂的流量 F_1 即为操纵量 u ,污水pH值作为系统的输出(即被控变量),中和剂的浓度 C_1 为系统的扰动量,结合式(1)和式(2)可得出系统的动态控制模型如下

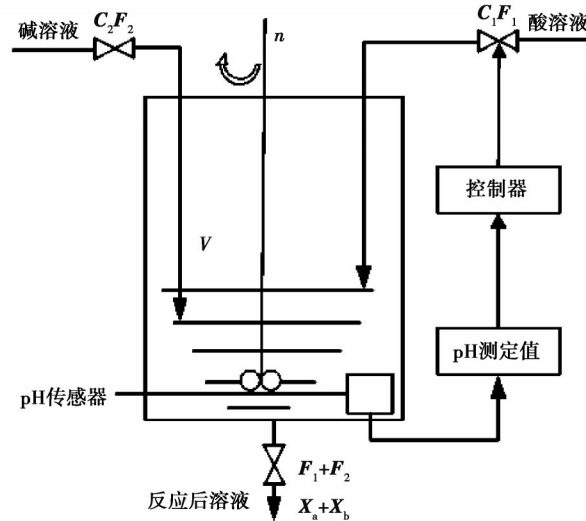


图 1 连续搅拌反应釜系统

Fig. 1 Continuous Stirred Reactor System

$$\begin{cases} u(t)C_1 - V \frac{dX_a}{dt} = [u(t) + F_2(t)]X_a \\ F_2(t)C_2 - V \frac{dX_b}{dt} = [u(t) + F_2(t)]X_b \end{cases}, \quad (3)$$

令 $y = X_a - X_b$, 可以将式(3)简化为

$$V \frac{dy}{dt} = (C_1 - y)u(t) - (C_2 + y)F_2(t), \quad (4)$$

被控对象的模型可以近似离散化为

$$y(k+1) = \left(1 - \frac{T}{V}u(k)\right)y(k) - \frac{C_2T}{V}F_2(k) - \frac{T}{V}y(k)F_2(k) + \frac{C_1T}{V}u(k) + d(k), \quad (5)$$

至此可得处理后污水 pH 值

$$\text{pH}(k) = \lg \frac{-y(k) + \left[y(k)^2 + 4K_w\right]^{\frac{1}{2}}}{2K_w}, \quad (6)$$

式(5)、(6)中: T 为采样周期(s); $d(k)$ 为系统干扰; $K_w = 10^{-14}$ 为纯水在 25 °C 下的电离平衡常数。

2 神经网络内模控制方案设计

根据污水处理系统 pH 值的控制要求,设计了图 2 所示的控制方案。基本环节由正向模型、逆向模型、滤波器和时延模块等部分组成。其中,正向模型和逆向模型由 RBF 神经网络辨识实现,逆向模型通过内模控制器来实现 pH 值被控对象的逆,有效解决 pH 值控制系统的强干扰问题。图中选择中和剂的流量 u 作为操作变量,反应釜对象的 pH 值变量作为被控变量 y , TDL 为神经网络采集数据的时延模块,滤波器能提高控制系统的鲁棒性。下面将分别对 RBF 神经网络正、逆向模型辨识和内模控制器进行设计,并将二者有机结合,实现污水处理 pH 值的优化控制策略^[4]。

2.1 正、逆向模型的建立

模型辨识是识别被控对象输入输出之间关系的动态特性^[4],为了提高内模控制系统中正向模型的精确度,并使内模控制器尽可能接近正向模型的逆模型,采用神经网络的方法对内模控制系统的正向模型和控制器模型进行正、逆模型辨识。模型辨识的结构如图 3 所示。

神经网络辨识的 pH 值非线性被控对象用非线性离散差分方程可以表示为

$$y(k+1) = f\left[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)\right], \quad (7)$$

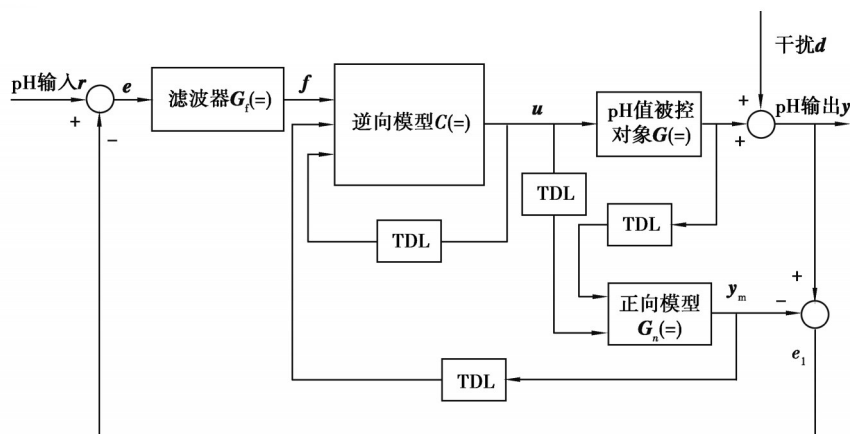


图2 系统 pH 值控制方案

Fig. 2 pH control scheme of the system

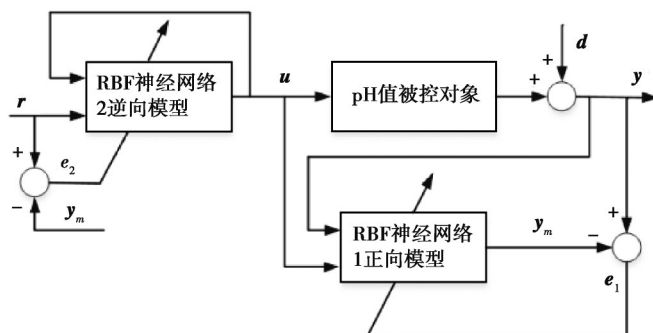


图3 正、逆向模型辨识结构

Fig. 3 Identification structure of forward and reverse models

式中： n 是输出时滞； m 是输入时滞； u 是对象输入； y 是对象输出。假设RBF的多输入向量为

$$\mathbf{X}(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_N(k)]^T = [y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m)]^T. \quad (8)$$

则RBF网络中高斯基函数 z_i (第 i 个隐节点的输出)为

$$z_i = \exp \left\{ -\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_i\|^2 / 2r_i^2 \right\}, i = 1, 2, \dots, p, \quad (9)$$

式中： \mathbf{C}_i 为网络第 i 个节点的中心向量； r_i 为网络基宽向量中的第 i 个值； p 为隐节点个数。

RBF网络的输出为

$$y_m = \sum_{i=1}^p z_i w_i, m = 1, 2, \dots, M, \quad (10)$$

其中： w_i 是网络隐层到输出层的权值； M 是网络输出节点的个数。

并定义目标函数

$$E = \frac{1}{2} [\mathbf{y}(k) - \mathbf{y}_m(k)]^2. \quad (11)$$

在内模控制正向模型的建立过程中,采用 $u(k-2), u(k-3), u(k-4), y(k-1)$ 和 $y(k-2)$ 作为RBF神经网络的输入, $y_m(k)$ 作为RBF神经网络的输出。通过最小化目标函数来不断修正RBF网络中的连接权值,使得正向模型的输出 y_m 不断逼近实际输出 y ,从而实现正向模型的辨识。

逆向模型的训练结构除输入输出外,其余和正向模型相同。在逆向模型的建立过程中,采用 $u(k-4), u(k-3), r(k-1), r(k-2)$ 和 $r(k-3)$ 作为RBF神经网络的输入, $\hat{u}(k)$ 作为RBF神经网络的输出。利用设定值 $r(k)$ 和正向模型输出 $y_m(k)$ 的差值 e_2 来修正RBF网络的连接权值,使得逆向模型的输出 $\hat{u}(k)$ 逐渐逼近被控对象的实际输入 $u(k)$,实现逆向模型的动态辨识。

2.2 pH 值内模控制架构

内模控制建立在被控对象正、逆向模型的基础上,把被控对象和它的近似数学模型并联,取数学模型输出与实际对象输出的差值作为误差信号,反馈到内模控制器的输入端,并通过滤波器来抑制控制系统受到干扰或模型参数变化时出现的反馈量波动。内模控制架构框图如图 4 所示。

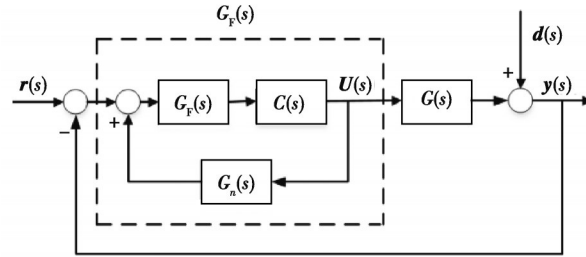


图 4 内模控制架构

Fig. 4 Internal Mode Control Architecture

图 4 中, $r(s)$ 为系统的输入(污水处理设定的 pH 值), $y(s)$ 为系统的输出, $G(s)$ 为污水 pH 值被控对象, $C(s)$ 是内模控制器, $G_n(s)$ 是被控对象模型, $d(s)$ 为干扰, $G_f(s)$ 为滤波器。

图 4 虚线框内结构的传递函数简记为 $G_F(s)$

$$G_F(s) = \frac{C(s)G_f(s)}{1 - C(s)G_f(s)G_n(s)}, \quad (12)$$

则整个系统中输入 $r(s)$ 与输出, 干扰 $d(s)$ 与输出之间相互独立, 传递函数如下

$$\frac{y(s)}{r(s)} = \frac{G_F(s)G(s)}{1 + G_F(s)G(s)},$$

$$\frac{y(s)}{d(s)} = \frac{1}{1 + G_F(s)G(s)},$$

通过内模控制架构可以得出系统的输出 $y(s)$ 为

$$y(s) = \frac{G(s)C(s)G_f(s)}{1 + C(s)G_f(s)[G(s) - G_n(s)]} r(s) + \frac{1 - G_n(s)C(s)G_f(s)}{1 + C(s)G_f(s)[G(s) - G_n(s)]} d(s). \quad (13)$$

由式(13)可知, 在 pH 值被控对象数学模型精确且存在逆模型的情况下, 即

$$G(s) = G_n(s), C(s) = G^{-1}(s).$$

此时系统的输出能够跟随系统的输入值, 且不受任何干扰的影响

$$y(s) = r(s). \quad (14)$$

2.3 基于 RBF 神经网络的内模控制器设计

针对图 2, 由式(4)和 pH 中和反应的大滞后性可知被控对象 G 为 1 阶时延的非线性系统, 将式(5)被控对象的离散化模型简写成

$$y(k+1) = g[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m); d(k)], \quad (15)$$

式中: y 为系统的输出; u 为系统的输入; n 和 m 分别是输出时滞和输入时滞。

1) G 的模型 G_n

G 的模型 G_n 由 RBF 神经网络采用并联结构辨识得到

$$y_m(k) = Ng[y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-1-m); d(k)], \quad (16)$$

2) 神经网络内模控制器设计

由逆向模型辨识可知, 可逆且为 1 阶时延的非线性系统 G , 它的逆模型 G_n^{-1} 由 RBF 神经网络的串-并联结构实现。根据式(15), 逆模型 G_n^{-1} 的输出为

$$\hat{u}(k) = Ng^{-1}[y(k+1), y(k+1-1), \dots, y(k+1-n), u(k-1), \dots, u(k-m); d(k)], \quad (17)$$

此时, 内模控制器 C 是对象 G 的逆模型 G_n^{-1} , 滤波器 G_f 的输出 f 即为 C 的输入, 将

$$f(k) = y_m(k+1), \quad (18)$$

代入,可得到内模控制器 C 为

$$u(k) = N[f(k), f(k-1), \dots, f(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m); d(k)]. \quad (19)$$

3) 滤波器设计

虽然希望设计控制器的被控对象模型与实际对象模型尽可能相似,但实际情况中系统运行时模型不匹配和扰动往往是存在的,从而导致正向模型和实际对象模型存在一定误差。考虑到内模控制器的可实现性,在进行控制器设计时内模控制器 C 则是被控对象 G 的最小相位特征部分的逆模型^[5]。为了提高系统鲁棒性,可在控制器前端加入低通滤波器 G_f , 选取简单有效的一阶滤波器

$$G_f(s) = \frac{1}{hs+1}. \quad (20)$$

其离散形式为

$$G_f(z) = \frac{1-h}{1-hz^{-1}}, \quad (21)$$

式中, h 为滤波器的可调时间常数,也是内模控制器的唯一参数,可以通过调节 h 增强控制系统的稳定性和鲁棒性, h 越大,系统鲁棒性和稳定性越好,但是系统响应会减慢。

4) 系统分析

理想情况下, $C = G_n^{-1}$, 则 $GG = z$ 且 $G = G_n$, 图2所示系统 pH 值控制方案的闭环 z 传递函数为

$$\frac{y(z)}{r(z)} = G_f(z) z^{-1} = \frac{1-h}{1-hz^{-1}} z^{-1}, \quad (22)$$

此时系统相当于开环。

滤波器输出为

$$f(k) = hf(k-1) + (1-h)e(k) = hf(k-1) + (1-h)[r(k) - e_1(k)] = f(k-1) + (1-h)\{[r(k) - e_1(k)] - f(k-1)\}, \quad (23)$$

把式(18)代入上式可得

$$f(k) = f(k-1) + (1-h)\{[r(k) - e_1(k)] - y_m(k)\}, \quad (24)$$

至此,滤波器的输出 f 所对应的 z 变换为

$$f(z) = \frac{1-h}{1-z^{-1}} \{[r(z) - e_1(z)] - y_m(z)\}, \quad (25)$$

其中, $y_m(z)$ 表示 pH 值被控对象 G 输出上一步的预报值,从而对象的输出时滞得到了一定的补偿。

3 仿真分析

污水处理中和反应过程类似于强酸强碱反应系统,采用式(5)的近似化离散模型作为被控对象的模型,利用 MATLAB 软件进行运算仿真,系统参数值的选择如表1所示, pH 设定值为 7.5。

表1 过程对象模型参数

Tab.1 Process object model parameters

参数	数值	参数	数值
C_1	0.02 mol/L	C_2	0.4 mol/L
$F_2(t)$	0.5 L/min	V	1000 L
K_w	10^{-14}	T	1 s
环境温度 t	25 °C	环境相对湿度 RH	50%
反应釜转速 n	120 r/min	pH 测量精度	±0.02

1) RBF 神经网络训练仿真。在确定对象模型基础上首先对正向模型进行 RBF 训练,要求训练精度达到 0.000 1,然后再进行逆向模型训练。RBF 网络权值及高斯函数参数权值的初始值均取 [-1,1] 间的随机值,学

习速率为 0.1,加载样本数据后,正向和逆向模型的网络训练误差如图 5 所示。从图中可以看出,正向模型和逆向模型分别在训练到第 135 次和第 98 次时误差达到了 0.000 1 级别精度,说明设计的 RBF 正向模型和逆向模型的训练效果和收敛效果都很好,误差下降也很快。

2)内模控制器选取参数仿真。神经网络内模控制采用一阶滤波器 $G_f(s)$, h 是内模控制的唯一参数,分别取 $h = 0.6, h = 0.8, h = 1.0$,控制系统的阶跃响应如图 6 所示。

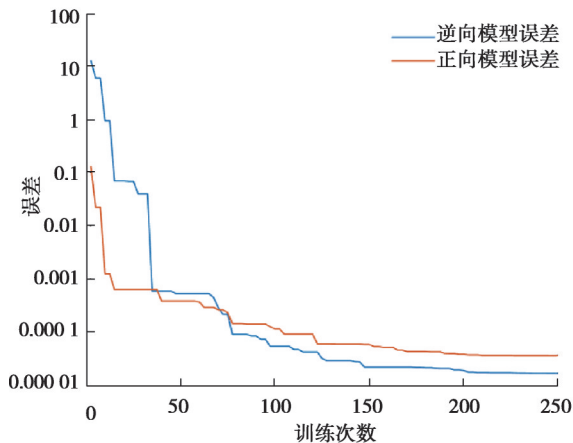


图 5 正向和逆向模型训练误差图

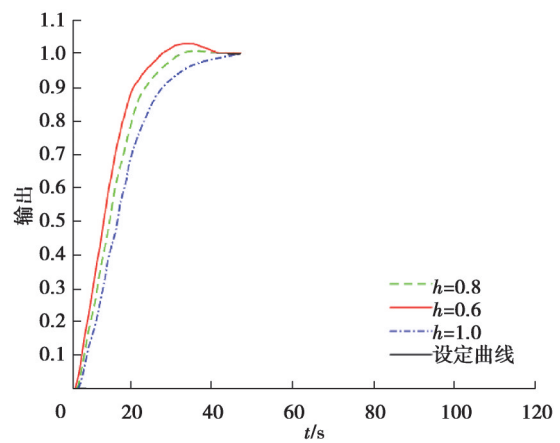


图 6 不同滤波器参数下系统响应

Fig. 5 Training Error Diagram of Forward and Reverse Models Fig. 6 System response under different filter parameters

从图中可以看出, h 越大,系统稳定性越好,但是响应越慢, h 过小,易引起模型参数变化时系统超调过大,在系统稳定性和响应速度之间做折中,设计取 $h = 0.8$ 。

3)优化控制策略抗干扰仿真。在常规 PID 控制系统中,根据工程经验值以及多次调参可得 PID 参数为 $K_p=0.56, K_i=248, K_d=74$ 。为验证优化控制策略的抗干扰效果,在系统运行到 180 s 时加入幅值为 20% 的阶跃扰动信号,比较带滤波器的神经内模控制策略、不带滤波器的神经内模控制策略和常规 PID 控制策略的抗干扰性能,其中,3 种控制策略下阶跃扰动信号的时长均取 30 s,结果如图 7 所示。从图 7 可看出:扰动信号加入后,带滤波器的神经内模控制策略超调量为 14.7%,调节时间为 70.2 s;不带滤波器的神经内模控制策略超调量为 22.7%,调节时间为 88.3 s;常规 PID 控制策略超调量为 28.5%,调节时间为 86.1s。由此可知,带滤波器的神经内模控制策略抗干扰能力明显优于不带滤波器的神经内模控制策略和常规 PID 控制策略。

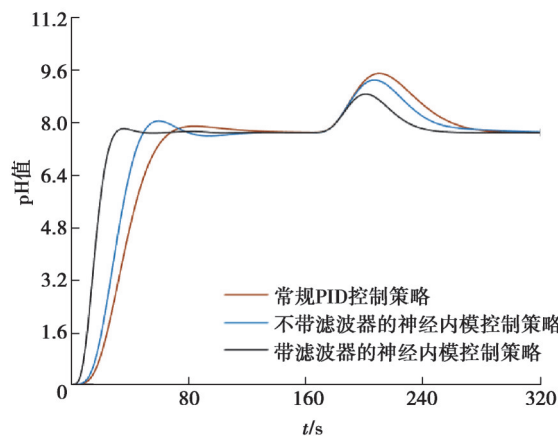


图 7 3 种控制策略扰动仿真波形

Fig. 7 3 kinds of control strategy disturbance simulation waveform

4)多设定值仿真。污水处理pH值控制要求系统在不同设定值下都具有良好的控制性能,将系统设定值分别取为7.5、6和9,比较常规PID控制策略、不带滤波器的神经内模控制策略和带滤波器的神经内模控制策略的动态响应特性,结果如图8所示。从图8可以看出:当设定值为7.5时,3种控制策略下超调量分别为21.3%、12.1%和3.3%,调节时间分别为70.2 s、67.3 s和54.7 s;设定值从7.5跳变为6时,3种控制策略下的超调量分别为5.8%、3.2%和0.8%,调节时间分别为49.4 s、44.3 s和40.7 s;设定值从6跳变为9时,3种控制策略下的超调量分别为7.8%、3.9%和1.7%,调节时间分别为59.6 s、50.1 s和42.5 s。上述分析说明带滤波器的神经内模控制策略在不同设定值下的动态响应性能均优于不带滤波器的神经内模控制策略和常规PID控制策略。

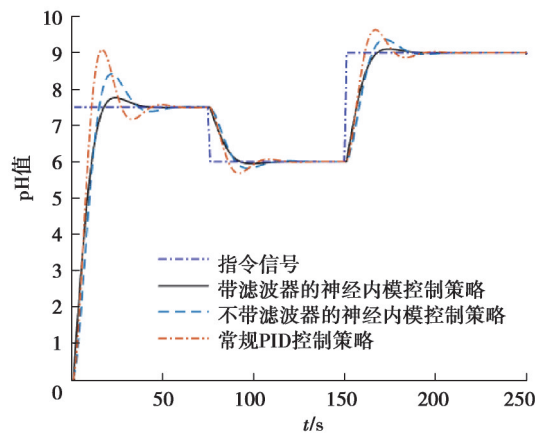


图8 3种控制策略多设定值仿真波形

Fig. 8 multi-setting value simulation waveform under 3 kinds of control strategies

5)系统鲁棒性仿真。在表1对象模型参数(实验参数一)仿真的基础上,将 C_1 和 C_2 分为调整为0.04 mol/L和0.8 mol/L(实验参数二)进行仿真以验证模型参数变化时系统的鲁棒性,如图9-10所示。从图9可看出:在实验参数一下,带滤波器的神经内模控制策略超调量为9.3%,调节时间为51.6 s;不带滤波器的神经内模控制策略超调量为14.7%,调节时间为129.1 s;常规PID控制策略超调量为26.7%,调节时间为165.2 s。从图10可看出:在实验参数二下,带滤波器的神经内模控制策略超调量为9.1%,调节时间为54.2 s;不带滤波器的神经内模控制策略超调量为17.3%,调节时间为200.3 s;常规PID控制策略超调量为26.4%,调节时间为218.9 s。以上分析表明带滤波器的神经内模控制策略在模型参数变化时具有更强的鲁棒性。

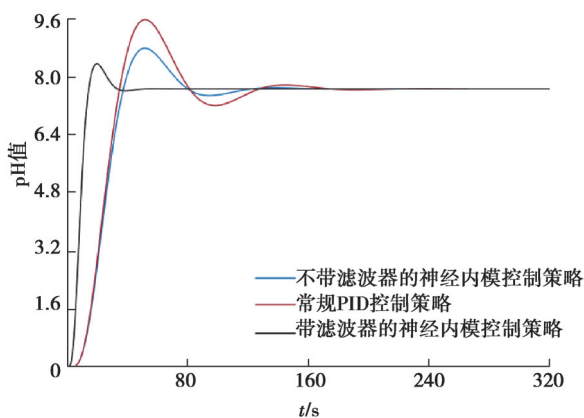


图9 实验参数一下的3种控制策略仿真波形

Fig. 9 3 kinds of control strategy simulation waveforms

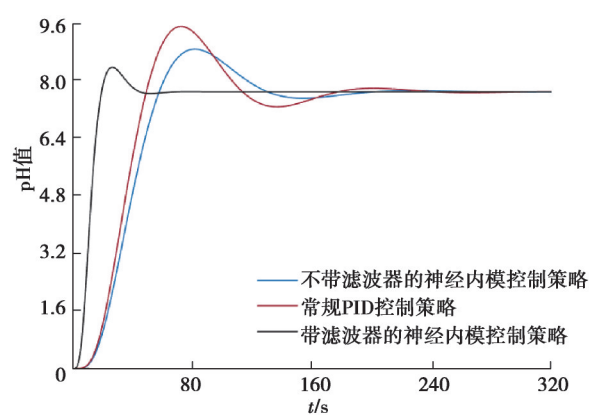


图10 实验参数二下的3种控制策略仿真波形

Fig. 10 3 kinds of control strategy simulation waveforms

4 工程应用

为检验系统实际应用效果,将研究提出的神经网络内模控制策略应用于某电厂 300 MW 火电机组燃煤发电锅炉冲渣除灰循环水处理系统。在该处理系统中,碱性冲灰水经过初步过滤净化后流入灰坝房的反应池内进行中和反应,反应池内 pH 计实时检测污水的 pH 值,神经网络内模控制器利用检测到的 pH 值及污水流量计算出中和剂酸的流量,进而控制中和剂的流量阀。系统设计以生产管理层作为中央操作站,逻辑控制层采用 s7-300PLC 作为控制器,对现场采集到的数据进行处理,生产现场层负责污水处理过程中现场信号的采集和输出,操作监控层则负责整个系统运行状况的监控、控制参数的给定或调整以及系统运行信息的记录等功能。整个控制系统拓扑结构如图 11 所示。

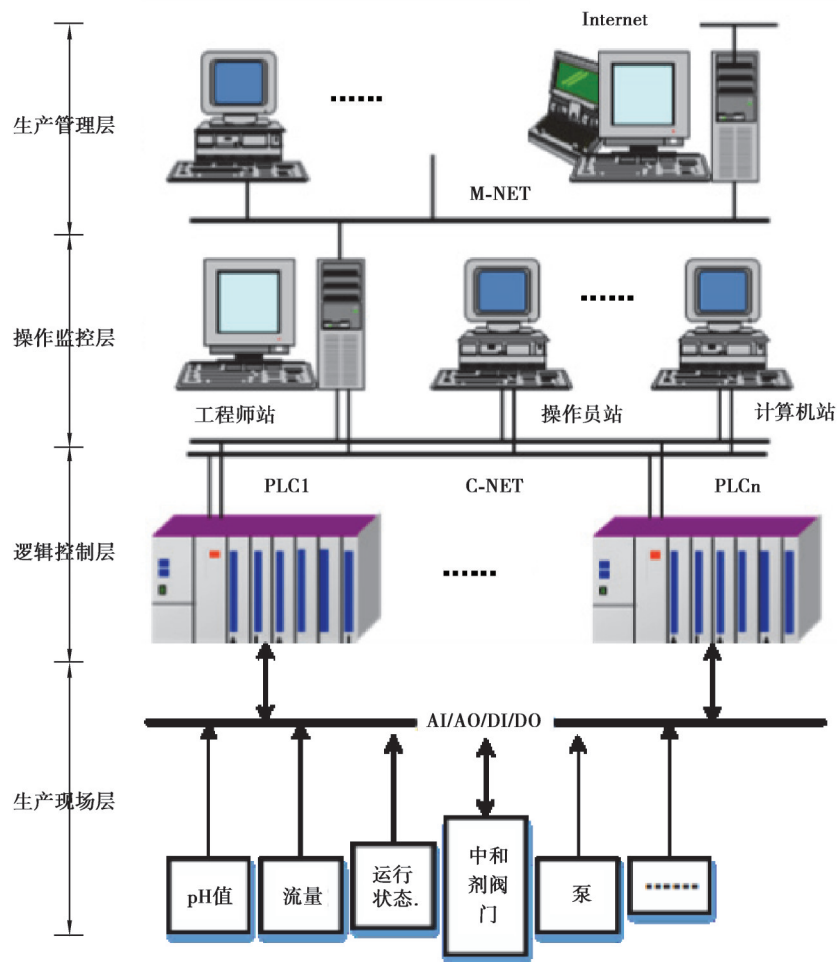


图 11 控制系统结构图

Fig. 11 Control System Structure Diagram

图 12、13 是 1 h 内分别采用常规 PID 控制策略和神经网络内模控制策略的 pH 值实时曲线。由图 12、13 可以看出,采用常规 PID 控制的 pH 值大致稳定在 7.5 左右,波动范围在[-0.3 0.3]之间。而采用神经网络内模控制策略的 pH 值波动范围在[-0.2 0.2]之间,系统稳态特性得到较大改善。为验证神经网络内模控制策略的抗干扰性能,分别在 2 种控制策略下人为施加 10% 的阶跃干扰,由曲线图可知,当系统受到干扰时,常规 PID 控制系统的超调量为 14.2%,神经网络内模控制系统的超调量为 9.3%,系统波动所带来的超调量比常规 PID 控制方式小。由上述分析可以得出,采用神经网络内模控制可以提高 pH 值的控制精度,并具有较强抑制干扰能力,可进一步提高发电锅炉工业污水 pH 值控制的准确性和抗干扰性。

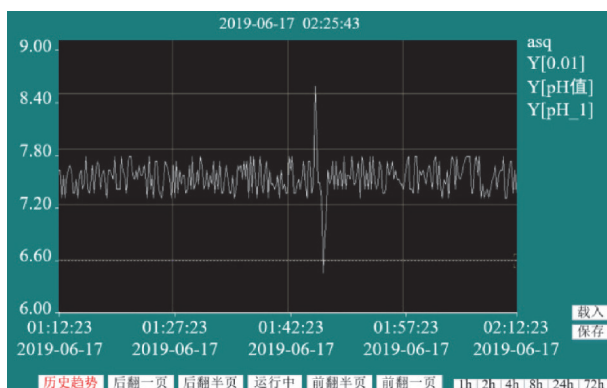


图12 pH值的PID控制实时曲线

Fig. 12 pH value real-time curve of PID control

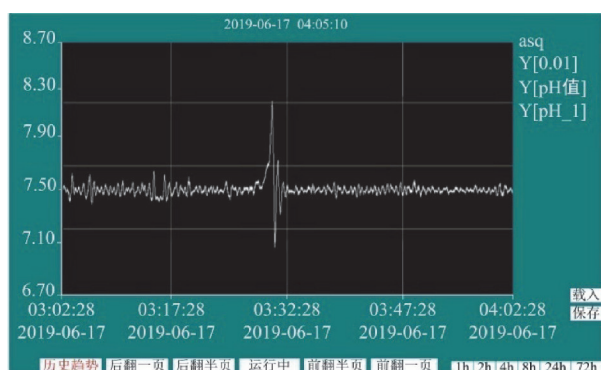


图13 pH值的神经网络内模控制实时曲线

Fig. 13 Real-time curve of pH value neural network internal model control

5 结论

针对污水处理过程中pH值控制的强干扰、模型参数易变等问题,设计了基于神经网络逆模型的内模控制优化方案。该方案采用RBF神经网络实现对被控对象正向模型和逆向模型的辨识,此时内模控制策略的输出紧跟系统的输入,不受任何干扰影响,通过在系统中插入低通滤波器来提高对象模型参数变化时系统的鲁棒性。仿真结果表明:和常规PID控制及不带滤波器的神经内模控制策略相比,研究所提出的控制策略具有更强的鲁棒性和抗干扰能力。工程应用表明:采用研究控制策略后,pH值控制偏差在 ± 0.2 以内,有效提高污水处理过程中pH值控制的精度和系统稳定性。

参考文献

- [1] 姜秋香,王天,王子龙,等.基于EBM的水资源失衡风险导致的社会经济损失模型及应用[J].农业工程学报,2018,34(19):104-113.
Jiang Q X, Wang T, Wang Z L, et al. EBM-based social economic loss model of water resources imbalance risk and its application[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(19): 104-113.(in Chinese)
- [2] 于会彬,宋永会,常昕,等.中国城市化进程中的可持续城市水环境系统方案[J].Engineering,2018,4(02):59-67.
Yu H B, Song Y H, Chang X, et al. A scheme for a sustainable urban water environmental system during the urbanization process in China[J]. Engineering, 2018, 4(2): 59-67.
- [3] Zhou L P, Jin Z C, Fan X X, et al. Synthesis of 1, 8-naphthalimide-based fluorescent nano-probes and their application in pH detection[J]. Chinese Chemical Letters, 2018, 29(10): 1500-1502.
- [4] Xu H, Liu S Q, Zhou S, et al. Morphology and photocatalytic performance of nano-sized TiO_2 prepared by simple hydrothermal method with different pH values[J]. Rare Metals, 2018, 37(9): 750-758.

- [5] Law J Y, Mohammad A W. Osmotic concentration of succinic acid by forward osmosis: influence of feed solution pH and evaluation of seawater as draw solution[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2018, 26(5): 976-983.
- [6] Mota A S, Menezes M R, Schmitz J E, et al. Identification and online validation of a pH neutralization process using an adaptive network-based fuzzy inference system[J]. Chemical Engineering Communications, 2016, 203(4): 516-526.
- [7] Chen X, Xue A K, Peng D L, et al. Modeling of pH neutralization process using fuzzy recurrent neural network and DNA based NSGA-II[J]. Journal of the Franklin Institute, 2014, 351(7): 3847-3864.
- [8] Zhang Y J, Jia Y, Chai T Y, et al. Data-driven PID controller and its application to pulp neutralization process[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(3): 828-841.
- [9] Vatankhah B, Farrokhi M. Nonlinear model-predictive control with disturbance rejection property using adaptive neural networks[J]. Journal of the Franklin Institute, 2017, 354(13): 5201-5220.
- [10] 张宏伟, 张九根. 智能预测算法在污水处理 pH 值控制中的应用[J]. 工业安全与环保, 2018, 44(5): 49-52.
Zhang H W, Zhang J G. Application of intelligent prediction algorithm in pH value control of wastewater treatment[J]. Industrial Safety and Environmental Protection, 2018, 44(5): 49-52, 64.(in Chinese)
- [11] 肖永丽, 李国勇. 模糊预测控制及在 pH 控制过程中的应用[J]. 仪表技术与传感器, 2015(5): 69-72.
Xiao Y L, Li G Y. Fuzzy predictive control and its application to PH control process[J]. Instrument Technique and Sensor, 2015(5): 69-72.(in Chinese)
- [12] 王志甄, 邹志云. 基于神经网络的 pH 中和过程非线性预测控制[J]. 化工学报, 2019, 70(2): 678-686.
Wang Z Z, Zou Z Y. Nonlinear predictive control strategies of pH neutralization process based on neural networks[J]. CIESC Journal, 2019, 70(2): 678-686.(in Chinese)
- [13] 谢国, 金永泽, 黑新宏, 等. 列车动力学模型时变环境参数自适应辨识[J]. 自动化学报, 2019, 45(12): 2268-2280.
Xie G, Jin Y Z, Hei X H, et al. Adaptive identification of time-varying environmental parameters in train dynamics model[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(12): 2268-2280.(in Chinese)
- [14] Li Y, Liu M Y, Zhang X J, et al. Global approximation based adaptive RBF neural network control for supercavitating vehicles [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(4): 797-804.

(编辑 侯 湘)