

基于自适应神经网络模糊PID的磨煤机控制研究

郭佳跃, 韦根原

(华北电力大学自动化系, 河北保定 071003)

摘要:以衡丰发电厂钢球磨煤机辨识结果为研究对象,基于MATLAB/Simulink平台搭建自适应神经网络模糊PID的磨煤机控制系统仿真模型,通过自适应神经网络对模糊规则进行训练和学习,改进磨煤机出口温度控制、入口负压控制以及负荷控制策略。仿真结果表明:自适应神经网络模糊PID控制优化效果明显,在磨煤机50%工况下,相比传统PID调节和模糊PID调节系统,稳定性分别提高57.96%和33.70%;调节速度分别提高43.88%和31.38%;稳态误差分别减少95.41%和89.33%。

关键词:模糊控制;自适应;神经网络;PID;磨煤机控制

中图分类号:TP273+.4 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2022.02.020

[引用本文格式]郭佳跃,韦根原.基于自适应神经网络模糊PID的磨煤机控制研究[J].热能动力工程,2022,37(2):148-154. GUO Jia-yue, WEI Gen-yuan. Research on coal mill control based on adaptive neural network fuzzy PID[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37(2): 148-154.

Research on Coal Mill Control based on Adaptive Neural Network Fuzzy PID

GUO Jia-yue, WEI Gen-yuan

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding, China, Post Code: 071003)

Abstract: Taking the identification results of the steel ball coal mill in Heng-feng Power Plant as the research object, a simulation model of the coal mill control system of the adaptive neural network fuzzy PID was built based on the MATLAB/Simulink platform, and the fuzzy rules were trained and learned through the adaptive neural network to improve the coal mill outlet temperature control, inlet negative pressure control and load control strategies. The simulation results show that the adaptive neural network fuzzy PID control optimization effect is obvious. Under 50% working conditions of the coal mill, compared with the traditional PID regulation and fuzzy PID regulation systems, the stabilities are increased by 57.96% and 33.70% respectively; the adjustment speeds are increased by 43.88% and 31.38% respectively; the steady-state errors are reduced by 95.41% and 89.33% respectively.

Key words: fuzzy control, adaptive, neural network, PID, coal mill control

引言

磨煤机控制系统作为火力发电厂燃料控制系统的重要组成部分,其运行状态是否稳定对于火电机组的影响很大,因此研究和改善磨煤机控制系统对

于火力发电厂的发展至关重要^[1]。

磨煤机具有惯性大、纯迟延、参数变化非线性、回路耦合性强的特点,分析其动态特性十分困难,无法构建精准的数学模型。传统单一的比例积分微分(PID)调节器控制方案不仅受操作经验、调节方式及执行标准是否严格等因素的影响,而且需要准确

获得磨煤机物料的存量。目前该控制方式应用效果不理想,无法达到良好的控制效果,且经济投入较大^[2-5]。

非线性模糊控制方法逐渐得到应用,该方法采用定量化模糊数学的方式,通过定义特性的、不准确的控制规则将人工经验进行总结,并运用衍生,具有比传统控制系统更好的稳定性和鲁棒性^[6]。

模糊 PID 控制方法是模糊控制理论在传统 PID 调节基础上的运用^[7],但并不能满足磨煤机控制要求,适应环境的能力较差。神经网络 PID 通过 PID 与前向 BP 神经网络共同调节的方式,使调节器适应控制系统的扰动^[8-9]。BP 神经网络的学习规则是梯度下降法,但按照梯度下降法进行学习易陷入局部最优,闭环系统容易失去稳定性,也无法完全满足磨煤机的控制要求。

因磨煤机的复杂控制特征,本文提出自适应神经网络模糊 PID 的控制方法,将人工智能与非线性模糊控制方法引入传统 PID 调节器中,以衡丰发电厂钢球磨煤机辨识结果为研究对象,基于 MATLAB/Simulink 平台搭建自适应神经网络模糊 PID 的磨煤机控制系统仿真模型,通过自适应神经网络对模糊规则进行训练和学习,改进磨煤机出口温度控制、入口负压控制以及负荷控制策略,自动改善系统组织及结构来适应不断变化的控制环境。

1 磨煤机控制特性

磨煤机控制系统由以下具有耦合特性的单回路系统构成:

- (1) 出口温度控制系统:调整热风门的挡板开启角度,改变热风量,控制出口温度。
- (2) 入口负压控制系统:改变冷风挡板开启角度,保证系统各个位置压力为负,并维持系统通风量稳定。
- (3) 负荷控制系统:在不同工况下,磨煤机耗电量变化较小,所以通常工作在最高负荷,磨煤机的前后压差可以间接表示负荷控制指标变化^[10]。

1.1 磨煤机控制系统数学模型

磨煤机控制系统的被控变量为磨出口温度、磨入口负压和差压信号,控制变量为热风量(磨一次风量)、冷风量(磨二次风量)和给煤量。

以衡丰发电厂钢球磨煤机 50% 工况下辨识结

果为例,出口温度控制对象为三阶惯性环节,入口负压控制对象为一阶惯性环节,负荷控制对象为大迟延二阶惯性环节^[11]。式(1)为该磨煤机阶跃响应传递函数矩阵,其具有两组耦合关系:热风量与给煤量影响磨出口温度、出口温度控制回路与负荷控制回路耦合;热风量与冷风量影响磨入口负压、磨入口负压回路与出口温度控制回路耦合。

$$\begin{bmatrix} Q \\ p \\ H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{3.5}{(80s+1)^3} & 0 & \frac{-1.05e^{-20s}}{(60s+1)} \\ \frac{2}{(8s+1)} & \frac{0.18}{(10s+1)} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1.05e^{-30s}}{(20s+1)^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ U_3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: Q —磨出口温度; p —磨入口负压; H —差压信号; U_1 —热风量; U_2 —冷风量; U_3 —给煤量; s —复变量。

1.2 解耦控制方案

为解决多变量耦合带来的控制难题,采用单位矩阵法对衡丰发电厂钢球磨煤机控制系统进行动态解耦。单位矩阵法解耦原理如图 1 所示, $R_i(S)$ 为系统的输入信号, $Y_i(S)$ 为系统的输出信号, $G_{ij}(S)$ 为系统的传递函数, $D_{ij}(S)$ 为补偿器传递函数($i, j = 1, 2, 3, 4$)。补偿器消除耦合参数的影响,可得到两个独立的回路系统,如图 2 所示。

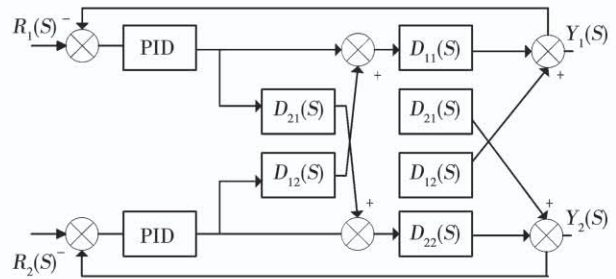


图 1 单位矩阵法解耦控制原理图

Fig. 1 The principle diagram of decoupling control of unit matrix method

将磨煤机控制系统的单位矩阵法解析方程(式(2)、式(3))代入传递函数 $G_{ij}(S)$,得到补偿器传递函数 $D_{ij}(S)$ 。

$$\begin{bmatrix} G_{11}(S) & 0 \\ G_{21}(S) & G_{22}(S) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_{11}(S) & D_{12}(S) \\ D_{21}(S) & D_{22}(S) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

代表当前参数低于目标值; E 为正时,代表当前参数高于目标值。构建 3 组二维模糊控制器,能够较严谨地表现磨煤机控制系统输出的动态特性。

设定 E 和 EC 的论域为 $[-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3]$, K_p 的论域为 $1/10 \times [-6, -4, -2, 0, 2, 4, 6]$, K_i 的论域为 $1/100 \times [-6, -4, -2, 0, 2, 4, 6]$, K_d 的论域为 $[-1, 0, 1, 2, 3, 4, 5]$ 。模糊集划分为 7 项:负大(NB)、负中(NM)、负小(NS)、零(Z)、正小(PS)、正中(PM)和正大(PB)。

模糊规则可以实时更新调节器的比例系数 K_p 、积分系数 K_i 和微分系数 K_d 。整定规则为:响应上升的过程,增大 K_p ,当超调时降低 K_p ;采用积分分离法对 K_i 进行调节,误差距零值较远且不接近零时, K_i 取零,其他情况 K_i 取正;微分环节的调节随误差变化率变动。

编制 49 条模糊控制规则,如表 1 所示。根据模糊规则表推算比例系数、积分系数和微分系数,并与参数整定初始值求和,即为模糊控制 PID 输出的修正数值。

表 1 模糊控制规则表

Tab.1 Fuzzy control rule table

E	EC	K_p	K_i	K_d
1	1	1	4	5
1	2	1	4	3
1	3	1	4	1
1	4	2	4	1
1	5	3	4	1
1	7	4	4	5
...
7	1	4	4	7
7	2	5	4	6
7	3	6	4	6
7	4	6	4	6
7	5	6	4	5
7	6	6	4	5
7	7	7	4	7

2.3 自适应神经网络模糊 PID 系统

自适应神经网络模糊推理系统将自适应神经网络与模糊推理联结到一起,将模糊 PID 调节器

内部、外部的信息进行学习和训练,从而构建神经网络结构,并建立推理模型、隶属度函数与模糊规则表^[13]。

自适应神经网络学习算法以最小二乘法及梯度下降法为基础,其结构包含无参数的圆形节点和有参数的方形节点,所有节点参数集合即为神经网络参数集。节点的定向链路与节点结合形成的多层前馈网络即为自适应网络。神经网络的节点函数由接受信号的节点及其参数组运算。学习规则指定更改参数的方法,输出依赖于该相关节点的参数。自适应网络结构如图 5 所示, X_1, X_2 为输入信号, Y_1, Y_2 为输出信号。

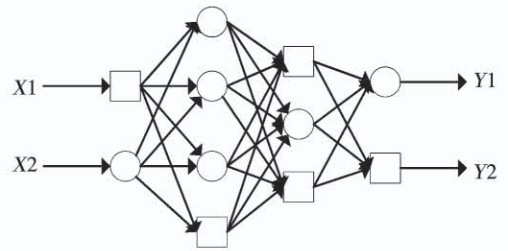


图 5 自适应神经网络结构

Fig.5 Structure of adaptive neural network

图 6 为自适应神经网络模糊推演系统结构图,输入 X, Y 在第一层做模糊处理,用隶属函数(MFs,通常为钟形函数,其参数是前向参数)处理后,隶属度为 $[0, 1]$ 。

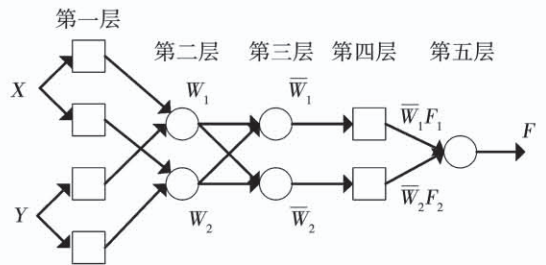


图 6 自适应神经网络模糊推演系统结构图

Fig.6 Structure diagram of adaptive neural network fuzzy inference system

将各个特征对应隶属度在第二层做乘法,求得各个规则的触发强度 W_1, W_2 。在第三层将前步骤触发各条规则的强度做无量纲处理(\bar{W}_1, \bar{W}_2),导出触发本规则库中的各个规则的强度百分比。第四层

的运算规则 $F_i = c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2 + \dots + c_n x_n$, 后向参数 $c_0, c_1 \dots c_n$, 特性输入个数为 n 。在前向参数固定的前提下, 最小二乘法更新得出最优后向参数。在第五层中将各条规则的结果加权平均后去模糊化, 导出准确输出值。

在反向传播中, 固定后向规则参数, 根据损失函数链式法则对前向参数求偏导, 从梯度方向的反方向更新参数。在自适应神经网络的梯度下降法中, 定义测量误差为均方误差的和, 记为 $S^{[14]}$ 。式(5)中 S_p 为第 p 个真实输出的测量误差, $T_{m,p}$ 为第 p 个目标输出的第 m 个分量, $O_{m,p}^L$ 为第 p 个真实输出的第 L 层第 m 分量, $u(L)$ 为第 L 层分量的个数。

$$S_p = \sum_{m=1}^{u(L)} (T_{m,p} - O_{m,p}^L)^2 \quad (5)$$

根据链式法则, 得出误差 S_p 对应每个参数的偏导值。式(6)中 $T_{i,p}$ 是第 p 个目标输出的第 i 个分量, $O_{i,p}^L$ 是第 p 个真实输出的第 L 层第 i 个分量。

$$\frac{\partial S_p}{\partial O_{i,p}^L} = -2(T_{i,p} - O_{i,p}^L) \quad (6)$$

式(7)中每次迭代的同时改变神经网络给定参数 a 的偏导, 误差 S_p 逐渐减小, 即模型的输出值更

接近真实输出值, 参数 a 影响 O^* 分量的取值。

$$\frac{\partial S_p}{\partial a} = \sum \frac{\partial S_p}{O^*} \cdot \frac{\partial O^*}{\partial a} \quad (7)$$

自适应神经网络可以同时在前向传递和反向传递路径间实时优化参数, 所以混合学习算法比单纯的梯度下降算法运算速度快, 还可以避免陷入局部最优, 并且保证闭环系统的稳定性^[15]。

3 仿真结果及分析

基于 MATLAB/Simulink 平台搭建自适应神经网络模糊 PID 的磨煤机控制系统仿真模型如图 7 所示, 通过自适应神经网络对模糊规则进行训练和学习, 在推理算法中对磨煤机回路收集的 13 000 组仿真数据集进行训练, 得出自适应神经网络模糊控制器的模糊规则以及隶属度函数。图中 3 组自适应神经网络模糊控制分别输出 K_p, K_i 和 K_d 系数, 与修正系数 k_p, k_i 和 k_d 求和后, 对控制对象实现 PID 调节。num(s)/den(s) 为衡丰发电厂钢球磨煤机 50% 工况下出口温度、入口负压控制和负荷控制对象辨识结果。m 为增益系数, $\Delta u/\Delta t$ 为传递函数微分系数, $1/s$ 为传递函数积分系数。

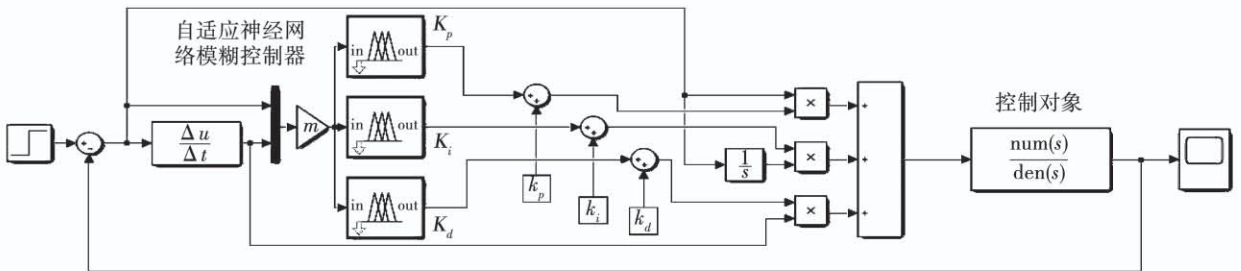


图 7 自适应神经网络模糊 PID 系统建模

Fig. 7 Adaptive neural network fuzzy PID system modeling

将模糊 PID 方法、传统 PID 方法和自适应神经网络模糊 PID 方法进行仿真比较。图 8 ~ 图 10 为出口温度控制、入口负压控制和负荷控制特性对比曲线。

钢球磨煤机入口负压控制系统的控制对象为一阶积分环节。由图 9 可知, 模糊 PID 方法与自适应神经网络模糊 PID 方法对低阶对象的控制效果非常接近, 两种方法的变化曲线接近重合。由图 8 和图 10 可知, 该方法对高阶回路以及纯延迟对象的控制

效果更加明显。

剖析仿真数据曲线, 时域性能指标如表 2 所示。自适应神经网络模糊 PID 调节方法相较于传统 PID 方法以及模糊 PID 方法稳定性分别提高 57.96%、33.70%; 调节速度分别提高 43.88%、31.38%; 稳态误差分别减少 95.41%、89.33%, 具有更好的控制效果, 消除稳态误差的速度更快, 控制精度充分满足控制要求; 超调量更小、振荡频率更小、调节速度更快, 动态性能也充分满足控制要求。

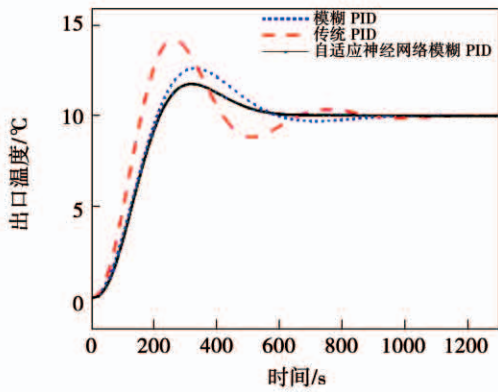


图 8 磨煤机出口温度控制系统动态响应曲线
Fig. 8 Dynamic response curves of coal mill outlet temperature control system

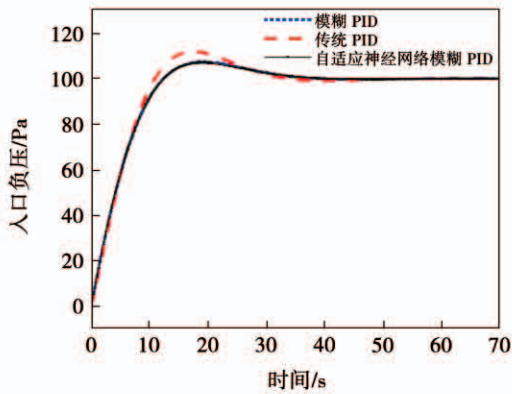


图 9 磨煤机入口负压控制系统动态响应曲线
Fig. 9 Dynamic response curves of negative pressure control system at coal mill inlet

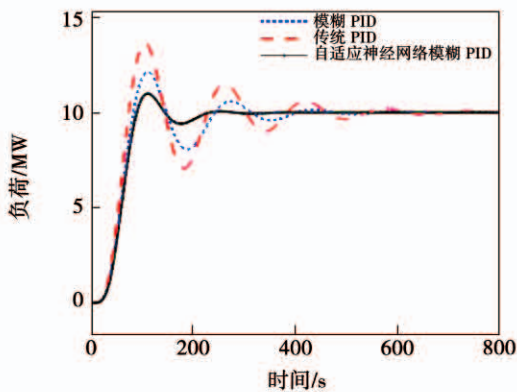


图 10 磨煤机负荷控制系统动态响应曲线
Fig. 10 Dynamic response curves of coal mill load control system

通过对比可知,自适应神经网络模糊 PID 调节方法在大惯性、纯滞后和高阶系统中提高调节精度

的效果更加明显。系统的惯性、滞后和阶次越高,动态性能以及稳态性能的优化效果越明显。

表 2 不同控制方法时域性能指标

Tab. 2 Time domain performance indicators of different control methods

控制对象	控制方法	超调量/%	调节时间/s	稳态误差/%
出口温度	传统 PID	45.6	1 141	3
	模糊 PID	26.3	876	1
	自适应 PID	17.7	656	0.02
入口负压	传统 PID	11.8	50.8	0.09
	模糊 PID	7.5	42.9	0.05
	自适应 PID	7.1	37.6	0.01
负荷	传统 PID	36.5	600	0.5
	模糊 PID	26.8	510	0.1
	自适应 PID	9.9	221	0.01

4 结 论

(1) 自适应神经网络模糊 PID 控制方法对低阶、高阶、纯迟延等复杂特性的控制对象可迅速响应系统变化,可满足系统控制要求,对高阶对象的优化效果更加明显,有效改善自动控制系统的动态特性。该方法在中速磨、竖井磨、风扇磨等其他种类的磨煤机控制中也具有一定借鉴意义。

(2) 该方法对比传统 PID 调节法和单一模糊 PID 调节法,自适应能力更高,面对复杂系统的适应能力更强,可有效提高磨煤机控制系统的控制精度。

参考文献:

- [1] 高 珊. 火电厂直吹式制粉系统建模与优化控制[D]. 保定: 华北电力大学, 2015.
GAO Shan. Modeling and optimal control of direct fired pulverizing system in thermal power plant[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2015.
- [2] 覃来丰. 基于遗传算法优化的模糊控制器在钢球磨煤机中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2007.
QIN Lai-feng. Application of fuzzy controller based on genetic algorithm optimization in ball mill[D]. Zhejiang: Zhejiang University, 2007.
- [3] 陈 波, 王亚欧, 陶 谦, 等. 基于长短期记忆神经网络的燃煤机组磨煤机性能预测模型[J]. 热力发电, 2021, 50(6): 121-127.
CHEN Bo, WANG Ya-ou, TAO Qian, et al. Performance prediction

model of coal-fired unit coal mill based on long and short-term memory neural network [J]. Thermal Power Generation, 2021, 50 (6) :121 - 127.

[4] 马天霆. 磨煤机模糊与模糊 PI 复合控制系统 [J]. 热力发电, 2015, 44 (10) :52 - 57.
MA Tian-ting. Fuzzy and fuzzy PI composite control system of coal mill [J]. Thermal Power Generation, 2015, 44 (10) :52 - 57.

[5] 刘家利, 屠竞毅, 方顺利, 等. 中速磨煤机在大型煤粉电站锅炉应用现状研究 [J]. 热力发电, 2021, 50 (3) :19 - 26.
LIU Jia-li, TU Jing-yi, FANG Shun-li, et al. Research on application status of medium speed mill in large pulverized coal fired power plant boiler [J]. Thermal Power Generation, 2021, 50 (3) :19 - 26.

[6] 杨辉, 严永锋, 陆荣秀. 基于模糊 PID 控制算法的管廊通风系统设计 [J]. 控制工程, 2019, 26 (12) :2181 - 2187.
YANG Hui, YAN Yong-feng, LU Rong-xiu. Design of pipe gallery ventilation system based on Fuzzy PID control algorithm [J]. Control Engineering, 2019, 26 (12) :2181 - 2187.

[7] 郭建锋, 王成硕. 基于模糊 PID 控制策略的提升机恒减速过程的研究 [J]. 煤矿机械, 2010, 31 (12) :56 - 59.
GUO Jian-feng, WANG Cheng-shuo. Research on constant deceleration process of hoist based on Fuzzy PID control strategy [J]. Coal Mining Machinery, 2010, 31 (12) :56 - 59.

[8] 屈百达, 王哲. 基于 BP 神经网络 PID 控制的 PMSM 调速系统 [J]. 微计算机信息, 2009, 25 (16) :24 - 25, 73.
QU Bai-da, WANG Zhe. PMSM speed control system based on BP neural network PID control [J]. Microcomputer Information, 2009, 25 (16) :24 - 25, 73.

[9] 张艺凡, 王萍, 高卫国, 等. 基于 BP-PID 的电主轴单元闭环稳定性温控策略 [J]. 天津大学学报 (自然科学与工程技术版), 2017, 50 (8) :885 - 891.
ZHANG Yi-fan, WANG Ping, GAO Wei-guo, et al. Closed loop stability temperature control strategy of motorized spindle unit based on BP-PID [J]. Journal of Tianjin University (Natural Science and Engineering Technology Edition), 2017, 50 (8) :885 - 891.

[10] 穆海芳, 韩君, 李明, 等. PSO 混合优化 FNN 的磨煤机控制研究 [J]. 新乡学院学报, 2019, 36 (12) :69 - 73.
MU Hai-fang, HAN Jun, LI Ming, et al. Study on coal mill control based on PSO Hybrid Optimization FNN [J]. Journal of Xinxiang University, 2019, 36 (12) :69 - 73.

[11] 赵云龙. 衡丰发电厂钢球磨煤机建模与优化研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2017.
ZHAO Yun-long. Modeling and optimization of ball mill in Heng-feng power plant [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2017.

[12] 陈德海, 朱正坤, 王超. 基于模糊神经网络 PID 的水轮机组频率控制 [J]. 现代电子技术, 2020, 43 (23) :99 - 102.
CHEN De-hai, ZHU Zheng-kun, WANG Chao. Frequency control of hydraulic turbine based on fuzzy neural network PID [J]. Modern Electronic Technology, 2020, 43 (23) :99 - 102.

[13] 王利栋, 王政. 模糊神经网络 PID 在提升机恒减速系统中的应用研究 [J]. 中国矿业, 2021, 30 (3) :118 - 122.
WANG Li-dong, WANG Zheng. Application of fuzzy neural network PID in constant deceleration system of hoist [J]. China Mining, 2021, 30 (3) :118 - 122.

[14] 张乐. 群体智能算法在制粉系统建模与控制中的应用研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2019.
ZHANG Le. Application of swarm intelligence algorithm in modeling and control of pulverizing system [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2019.

[15] 李浩楠, 刘勇. 模糊神经网络的优化及其应用 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2020, 25 (6) :142 - 149.
LI Hao-nan, LIU Yong. Optimization and application of fuzzy neural network [J]. Journal of Harbin University of Technology, 2020, 25 (6) :142 - 149.

(王治红 编辑)