

采用干扰观测器智能PID的电磁炒药机 温度控制系统设计

丁威¹, 杜钦君¹, 赵龙¹, 宋传明¹, 罗永刚¹, 毕胜², 王彬²

(1. 山东理工大学电气与电子工程学院, 255022, 山东淄博;

2. 山东宏济堂制药集团股份有限公司, 250100, 济南)

摘要: 针对阿胶珠炮制对电磁炒药机温度控制精度和响应速度的要求,提出了一种基于干扰观测器的改进粒子群优化(PSO)径向基函数神经网络(RBFNN)PID的控制方法。根据阿胶珠电磁炒药机结构,建立阿胶珠电磁炒药机温度控制系统数学模型,通过对控制系统结构分析,构建RBF神经网络结构。利用RBF神经网络的自学习能力,采用梯度下降法对自身参数进行适当调整,实现PID参数动态调整,使系统惯性和时滞性有效抑制。为降低外部干扰影响,分析并构建干扰观测器模型,使干扰量得到实时观测和有效补偿。为弥补RBF神经网络模型参数精度不足,以系统误差瞬时值为适应度函数,利用改进PSO算法对RBF神经网络模型参数寻优,获取最佳控制性能。仿真结果表明:与传统PID控制方法和RBFNN-PID控制方法相比,所提控制方法使调节时间分别减少35 s和19 s,超调量分别降低19.2%和13.1%;与无干扰观测器相比,所提控制方法对外部干扰抑制能力平均提高50%;所提控制方法满足阿胶珠炮制工艺的要求。

关键词: 电磁炒药机;温度控制;干扰观测器;改进粒子群算法;径向基函数神经网络

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202105015 **文章编号:** 0253-987X(2021)05-0133-10



OSID 码

Design of Temperature Control System for Electromagnetic Stir-Frying Machine Based on Intelligent PID of Disturbance Observer

DING Wei¹, DU Qinjun¹, ZHAO Long¹, SONG Chuanming¹,

LUO Yonggang¹, BI Sheng², WANG Bin²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255022, China;

2. Shandong Hongjitang Pharmaceutical Group Co., Ltd., Jinan 250100, China)

Abstract: In view of the requirements of temperature control accuracy and response rate of electromagnetic stir-frying machine for producing the Chinese drug beads, an improved particle swarm optimization (PSO) radial basis function neural network (RBFNN) PID control method is proposed based on interference observer. According to the structure of the electromagnetic stir-frying machine of Asini Coii Colla beads, the mathematical model of temperature control system of the special electromagnetic stir-frying machine is established. Analyzing the structure of the control system, the RBF neural network structure is constructed. Adopting the self-learning ability of the RBF neural network, the gradient descent method is chosen to adjust its own parameters adequately to realize the dynamic adjustment of PID parameters, thus the system

inertia and time lag are suppressed efficiently. Analyzing and constructing a disturbance observer model, the interference is real-time observed and effectively compensated to reduce the influence of external interference. To obtain the best control performance, the RBF neural network model parameters are optimized by the improved particle swarm optimization algorithm with the system error instantaneous values for the fitness function to make up for the RBF neural network model parameters' accuracy. Simulation results show that the regulating time of this control method is reduced by 35 s and 19 s, and the overshoot is reduced by 19.2% and 13.1%, respectively, compared with the traditional PID control method and RBFNN-PID control method. The external interference suppression ability is increased by 50% on average compared with the case without interference observer.

Keywords: electromagnetic stir-frying machine; temperature control; disturbance observer; improved particle swarm optimization; radial basis function neural network

对于需要炒制的中药饮片,温度控制的精度是反映炒制设备先进程度的重要指标,具有大惯性、时滞性以及多变量耦合的温度控制系统一直是国内外研究的难点^[1-2]。温度控制的准确程度直接影响着饮片的质量、企业效益以及能源利用效率。利用蛤粉对阿胶珠炮制的温度控制精度需满足 $(235 \pm 5)^\circ\text{C}$,温度过高过低都直接影响其药性及品质。传统PID控制一直被广泛应用于炒药机温度控制系统,但其控制参数 K_P 、 K_I 、 K_D 不能随生产过程扰动的出现、环境因素影响以及控制对象参数发生变化而改变,且控制过程中容易出现较大的超调,无法满足阿胶珠炮制对控制精度的要求^[3-4]。

采用智能控制的方法对传统PID控制参数进行动态调整,能够改善温度控制系统的动态性能,减小超调,改善系统的稳态精度。文献[5]采用BP神经网络对PID参数进行校正控制,减小了系统超调,提高了温度控制系统动态调节能力;文献[6]采用径向基函数(RBF)神经网络与PID控制相结合的方式,使温度控制系统抗干扰能力得到提高;文献[7]通过干扰观测器对控制系统进行改进,对外界干扰实现有效抑制,补偿了模型的不确定因素。

RBF神经网络具有最佳逼近性、一定的收敛能力以及良好的鲁棒性,但模型参数精度不足^[8],而RBF神经网络自学习能力不足,不能快速提高模型参数的精度。因此,本文提出了一种采用改进粒子群优化(PSO)算法对RBF模型参数及神经网络突触权值进行优化,通过RBF神经网络对PID的 K_P 、 K_I 、 K_D 参数进行快速动态调整的智能控制方法PSO-RBFNN-PID。在此基础上,为了降低外部环境等因素的影响,进一步提高阿胶珠炒药机温度系统运行的平稳性,引入干扰观测器,对于干扰因素进行

实时补偿。基于干扰观测器的PSO-RBFNN-PID控制可以有效改善RBF神经网络的学习速率、收敛能力和鲁棒性,动态调整PID控制器参数,降低外界干扰的影响,提高阿胶珠电磁炒药机温度控制系统的控制精度和响应速度。

1 炒药机温度控制系统数学模型

构建阿胶珠电磁炒药机数学模型需要考虑材料属性、热对流现象等多方面因素。本文以SYD-10Q电磁炒药机的温度控制系统为优化对象,构建炒药机温度控制系统数学模型。电磁感应加热是根据通入线圈的电流产生磁场,使电能转换为磁能,再根据涡流的热效应将其转换为被加热物体内能的过程,能量转换如图1所示。

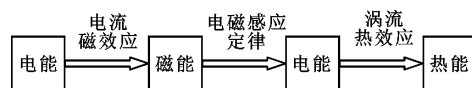


图1 电磁感应加热能量转换

Fig. 1 Energy conversion of electromagnetic induction heating

为了提高阿胶珠电磁炒药机温度控制的精度,建立炒药机温度与电流频率的数学模型,阿胶珠电磁炒药机物理模型如图2所示。图中: r_1 、 r_2 和 r_3 分别为滚筒内半径、滚筒外半径和线圈缠绕半径; h 为线圈缠绕直径。忽略线圈内阻,电磁加热装置的等值阻抗可表示为 $Z=R+jX$,其中, R 为滚筒电阻, X 为滚筒和线圈电抗之和。线圈缠绕 N 匝,线圈长度远大于筒体高度,筒体表面磁场强度 $H_0=\sqrt{2}NI/h$ 。滚筒和线圈磁通 ϕ_1 和 ϕ_2 可表示^[9]为

$$\left. \begin{aligned} \phi_1 &= \pi r_2^2 \mu H_0 (p + ju) \\ \phi_2 &= \sqrt{2} \pi \mu H_0 (g - jo) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: μ 为磁导率(H/m); p 、 u 、 g 、 o 为常数。

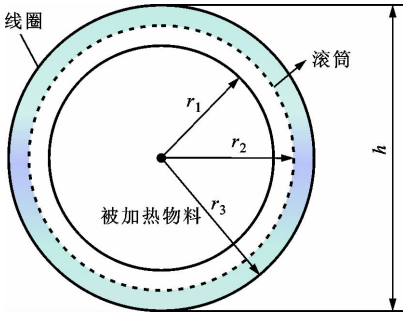


图 2 电磁感应加热装置物理模型

Fig. 2 Physical model of electromagnetic induction heating device

由交变磁通 ϕ_1 、 ϕ_2 可得阿胶珠电磁炒药机磁动势 E 为

$$E = -N \frac{d(\phi_1 + \phi_2) \sin \varphi}{dt} \quad (2)$$

将式(2)磁动势 E 有效值整理为阻抗与电流相乘的形式

$$E = \left[\frac{4.44\pi f N}{h} (\sqrt{2} r_2^2 p + 2g) + j \frac{4.44\pi f N}{h} (\sqrt{2} r_2^2 u + 2o) \right] I \quad (3)$$

由式(3)可知,胶珠电磁炒药机可等效为电阻与感抗串联的形式,因此阿胶珠电磁炒药机的热功率模型可等效为^[10]

$$P = UI \cos \varphi = \frac{1}{32} \pi^3 f^2 \sigma B^2 D^4 h \quad (4)$$

式中: f 为电流频率(Hz); B 为磁感应强度(Wb/m²); σ 为电导率(S/m); D 为筒体高度(m)。在忽略磁链返回回路情况下,磁感应强度为

$$B = \frac{\sqrt{2} \pi \mu [(r_2^2 p + \sqrt{2} g) + (r_2^2 u - \sqrt{2} o)]}{Sh} I \quad (5)$$

将式(5)代入式(4)可得

$$P = \frac{1}{16} \frac{\pi^5 f^2 \sigma \mu^2 D^4 I^2}{S^2 h}.$$

$$[(r_2^2 p + \sqrt{2} g)^2 + (r_2^2 u - \sqrt{2} o)^2] = K f^2 \quad (6)$$

电磁感应加热的热效率可以达到 95% 以上。将热效率近似为 1 时,可以认为线圈发热量即为电磁加热的功率

$$P = K f^2 = \frac{GC \Delta T_2}{\Delta b} + S q \quad (7)$$

式中: G 为被加热物料质量(kg); C 为被加热物料比热容(J/(kg · K)); ΔT_2 为期望温度与室温之差(K); Δb 为室温到期望温度 T_1 所需时间(s); S 为筒体表面积(m²); q 为单位面积的热量损耗(W/m²),与温度成比例关系, $q = k T_2$, T_2 为物料当前温度。

将 $q = k T_2$ 代入式(7),并对式(7)两端取拉氏变换,得到 $P(s) = GC s T_2(s) + S k T_2(s)$ 。由于加热过程存在时滞性,所以加热功率与温度之间的传递函数为

$$G_1(s) = \frac{T_2(s)}{P(s)} = \frac{K_1}{\tau_1 s + 1} e^{-\tau s} \quad (8)$$

式中: $\tau_1 = GC/Sk$; $K_1 = 1/Sk$ 。

为保证控制精度要求,考虑滚筒转动散失热量对期望温度的影响,由热对流原理可知

$$Q = \gamma S_1 T_5 \quad (9)$$

式中: Q 为散热功率(W); γ 为传热系数(W/(m² · K)); S_1 为物料散热面积(m²); T_5 为物料表面温度与筒体空气温度之差(K), $T_5 = T_2(1 - m)$ 。

通过提高电磁加热装置功率使温度升高,以弥补物料散热引起的温度降低

$$\gamma S_1 (1 - m) T_2 = \frac{G_a C_1 \Delta T_4}{\Delta b} + S_1 k T_4 \quad (10)$$

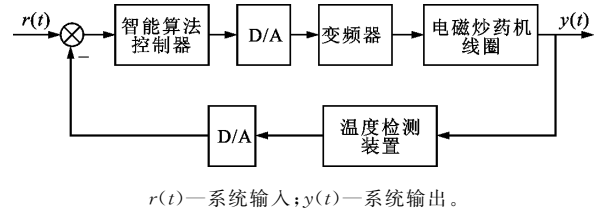
式中: G_a 为空气质量(kg); C_1 为空气比热容(J/(kg · K)); $T_4 = T_1 - T_2$ 为物料散失温度。

对式(10)两端进行拉氏变换,得到 $\gamma S_1 (1 - m) T_2(s) = G_a C_1 s T_4(s) + S_1 k T_4(s)$ 。因此,物料当前温度与散失温度之间的传递函数为

$$G_2(s) = \frac{T_4(s)}{T_2(s)} = \frac{K_2}{\tau_2 s + 1} \quad (11)$$

式中: $K_2 = \gamma(1 - m)/k$; $\tau_2 = G_a C_1 / S_1 k$ 。

由此,可得阿胶珠电磁炒药机温度控制系统控制结构,如图 3 所示。



$r(t)$ —系统输入; $y(t)$ —系统输出。

图 3 炒药机温度控制系统控制结构

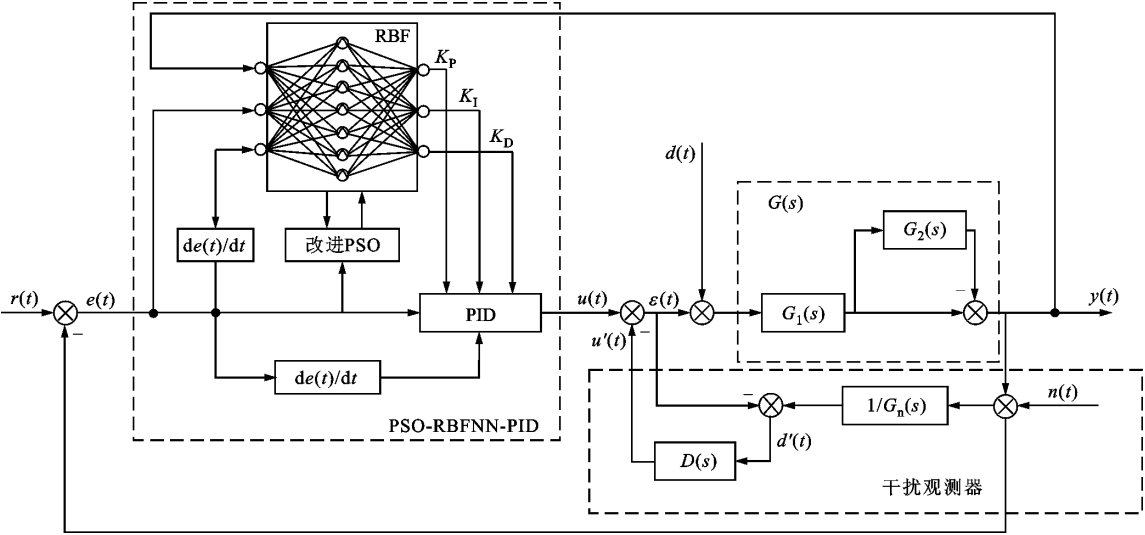
Fig. 3 Control structure of temperature control system of stir-frying machine

2 炒药机温度控制系统结构

传统 PID 控制中 K_P 、 K_I 、 K_D 参数相互制衡,需要依靠经验进行设定,且不能实时动态调整^[11]。若炒药机参数发生变化或产生大的干扰,需要重新进行参数设定,参数设定繁琐且很难达到最优,并且在调试过程中会造成阿胶粒的极大浪费,造成阿胶珠成品率低,降低企业的生产效益,不能满足阿胶珠批量生产的要求。

根据阿胶珠炒药机实际生产要求,为避免外部因素及模型参数影响产生的干扰,利用干扰观测器将外部干扰及模型变换产生的差异在控制过程中给予补偿,达到对干扰的有效抑制。为弥补传统 PID 参数不能实时调节、控制精度不足以及滞后严重的问题,应用 PSO-RBFNN-PID 控制,利用改进 PSO

算法进行 RBF 神经网络参数的在线调节^[12],优化 RBF 神经网络的突触权值 ω 、中心向量 c 以及宽度参数 σ ,提高 RBF 神经网络的泛化能力、鲁棒性能以及全局收敛能力,实现对 PID 控制器 K_P 、 K_I 、 K_D 参数进行动态调整,提高系统的控制精度以及响应速度。炒药机温度控制系统结构如图 4 所示。



$e(t)$ —误差; $de(t)/dt$ —误差变化率; $u(t)$ —控制器输出; $d(t)$ —干扰量; $n(t)$ —测量噪声; $d'(t)$ —等效干扰;
 $u'(t)$ —等效补偿量; $\varepsilon(t)$ —观测器补偿误差; $G_n(s)$ —干扰观测器名义模型; $D(s)$ —低通滤波器。

图 4 炒药机温度控制系统结构

Fig. 4 Temperature control system structure of stir-frying machine

2.1 PSO-RBFNN-PID 控制器设计

本文的控制器由传统 PID 控制器和改进 PSO 优化 RBF 神经网络部分组成,如图 4 左半部分所示。通过对控制系统进行闭环控制,得到系统输入 $r(t)$ 与输出 $y(t)$ 产生的误差及其变化率,误差 $e(t)$ 反映期望温度与实测温度之间的偏差,误差变化率 $de(t)/dt$ 反映系统运行状态的变化趋势。通过将系统输出 $y(t)$ 、误差以及误差变化率作为 RBF 神经网络的输入 x ,将系统误差瞬时值 $\varepsilon_e(t)$ 作为改进 PSO 算法的适应度函数,对 RBF 神经网络参数进行在线优化调整,使 RBF 神经网络输出能够动态调整的最优 K_P 、 K_I 、 K_D 参数。系统误差瞬时值表达式为

$$\varepsilon_e(t) = \frac{1}{2} [r(t) - y(t)]^2 = \frac{1}{2} e^2(t) \tag{12}$$

PID 控制输出表达式为

$$u(t) = K_P e(t) + K_I \int_0^t e(t) dt + K_D \frac{de(t)}{dt} \tag{13}$$

根据递推原理,离散化输出的增益可表示为

$$\Delta u(k) = K_P [e(k) - e(k-1)] + K_I e(k) + K_D [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \tag{14}$$

$u(k)$ 输出表达式为

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \tag{15}$$

2.1.1 RBF 神经网络设计 RBF 神经网络是一种包括输入层、隐含层和输出层的前馈神经网络^[13],引入 RBF 神经网络能够弥补传统炒药机 PID 控制需要依靠经验进行参数设定^[14-15]、过程烦琐且控制精度不高的缺陷,其结构图如图 5 所示。

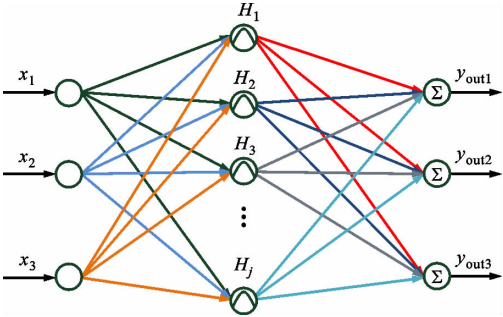


图 5 RBF 神经网络结构

Fig. 5 Structure of RBF neural network

本文隐含层节点数选取^[16]为

$$z = 2n + 1 \tag{16}$$

式中: z 为隐含节点数; n 为输入层节点数。

神经网络中 BRF 选取为高斯函数

$$H_j(t) = e^{-\frac{\|x(t) - c_j(t)\|^2}{2\sigma_j^2(t)}} \quad (17)$$

式中: $c_j(t)$ 表示第 j 个隐含节点在 t 时刻的中心向量; $\sigma_j(t)$ 为第 j 个隐含节点在 t 时刻的宽度参数; $\|x(t) - c_j(t)\|$ 为欧氏范数, 表示第 i 个输入向量到第 j 个中心向量的距离。

RBF 神经网络的输出 $y_{out}(t)$ 为

$$y_{out}(t) = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n H_j(t) \omega_{jk}(t) \quad (18)$$

式中 $\omega_{jk}(t)$ 为第 j 个隐含节点在 t 时刻对于第 k 个输出层的突触权值。

2.1.2 PSO 算法设计 粒子群算法能够优化神经网络参数, 增强其学习速率、收敛能力和鲁棒性, 提高炒药机温度控制系统响应速度和控制精度。在粒子群算法中, 定义一组代表每个粒子的个体, 每个粒子代表一组对于优化对象优化的可能解^[17]。群体在多维空间每个粒子都有代表自身的矢量位置 $x_{i,j}$ 以及代表自身飞行速度的矢量 $v_{i,j}$, 通过自我学习以及粒子间信息交流来更新自身最优位置 $p_{i,j}$ 、全局最优位置 $p_{g,j}$ 以及自身速度 $v_{i,j}(t)$, 并计算种群最优位置的适应度^[18]。

标准 PSO 算法惯性权重 w 及学习因子 l_1 、 l_2 为常数, 容易使优化算法陷入早熟或局部最优, 其各粒子位置矢量和速度矢量更新公式^[19]为

$$\left. \begin{aligned} v_{i,j}(t+1) &= wv_{i,j}(t) + l_1 b_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + \\ &\quad l_2 b_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)] \\ x_{i,j}(t+1) &= x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

式中: $v_{i,j}(t)$ 代表第 t 次迭代中第 i 个粒子在第 j 维的当前运动速度; $x_{i,j}(t)$ 代表第 t 次迭代中第 i 个粒子在第 j 维的当前位置; b_1 、 b_2 为两个互不影响的 0~1 的随机数; w 为惯性权重; 迭代中需设定最大位置 x_{max} 和最大速度 v_{max} 。

惯性权重线性递减, 能够使迭代初期的全局搜索能力和迭代后期的局部搜索能力得到提高。学习因子 l_1 、 l_2 反映了各粒子之间的信息交流, 能够加强迭代初期算法的自我学习能力和迭代后期的社会学习能力, 有利于提高算法的收敛速度。 w 、 l_1 、 l_2 更新式为

$$w = w_{max} - \frac{(w_{max} - w_{min})s_t}{s_{t,max}} \quad (20)$$

$$\left. \begin{aligned} l_1 &= l_{1,ini} + \frac{l_{1,fin} - l_{1,ini}}{s_{t,max}} s_t \\ l_2 &= l_{2,ini} + \frac{l_{2,fin} - l_{2,ini}}{s_{t,max}} s_t \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

式中: w_{max} 为权重的最大值; w_{min} 为权重的最小值; s_t 为当前迭代步数; $s_{t,max}$ 为最大迭代步数; $l_{1,ini}$ 、 $l_{1,fin}$ 和 $l_{2,ini}$ 、 $l_{2,fin}$ 分别为 l_1 、 l_2 的迭代初值和终值。

2.1.3 梯度下降法 通过改进 PSO 算法对 RBF 神经网络输出层中心向量、宽度参数、突触权值进行优化。在系统运行过程中, RBF 神经网络采用梯度下降法对迭代过程中的网络参数进行适当调整, 以减小炒药机温度控制误差。梯度下降法公式为

$$\left. \begin{aligned} \Delta\omega_{jk}(t) &= \eta e(t) H_j(t) \\ \omega_{jk}(t+1) &= \omega_{jk}(t) + \Delta\omega_{jk}(t) + \alpha\Delta\omega_{jk}(t-1) \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

$$\left. \begin{aligned} \Delta c_{ij}(t) &= \eta e(t) \omega_{jk}(t) H_j(t) \frac{x_i(t) - c_{ij}(t)}{\sigma_j^2} \\ c_{ij}(t+1) &= c_{ij}(t) + \Delta c_{ij}(t) + \alpha\Delta c_{ij}(t-1) \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

$$\left. \begin{aligned} \Delta\sigma_j(t) &= \eta e(t) \omega_{jk}(t) H_j(t) \frac{\|x(t) - c_j(t)\|^2}{\sigma_j^3} \\ \sigma_j(t+1) &= \sigma_j(t) + \Delta\sigma_j(t) + \alpha\Delta\sigma_j(t-1) \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

式中: c_{ij} 为第 j 个隐含节点对于第 i 个输入节点的中心向量元素; η 为学习率; α 为动量因子。

2.2 干扰观测器设计

生产过程中, 炒药机温度控制系统受环境因素、喂料速度、阿胶粒质量等多方面干扰, 突变的干扰量会引起系统扰动, 引起温度波动, 增大输出误差, 影响智能控制器动态调节 PID 参数过程中阿胶珠的品质。为了对突变干扰量进行迅速有效抑制, 采用干扰观测器对干扰进行实时补偿。通过对外部干扰因素以及炒药机本身与被控模型的差异进行观测, 使在控制过程中, 观测出等量的补偿值并反馈给输入端, 以实现多干扰的抑制^[20]。

如图 4 右下部分所示, 干扰观测器由被控对象 $G(s)$ 的名义模型 $G_n(s)$ 和低通滤波器 $D(s)$ 组成^[21]。结合炒药机温度控制系统结构(图 4 右上部分 $G_1(s)$ 、 $G_2(s)$), 由式(8)(9)可得被控对象 $G(s)$ 为

$$G(s) = \frac{\tau_3 s + K_3}{\tau_4 s^2 + \tau_5 s + 1} e^{-\tau_6} \quad (25)$$

式中: $\tau_3 = \tau_2 K_1$; $K_3 = K_1(1 - K_2)$; $\tau_4 = \tau_1 \tau_2$; $\tau_5 = \tau_1 + \tau_2$ 。

干扰观测器名义模型 $G_n(s)$ 可表示为

$$G_n(s) = \frac{\tau_{n3} s + K_{n3}}{\tau_{n4} s^2 + \tau_{n5} s + 1} \quad (26)$$

在无测量噪声 $n(t)$ 的情况下, 干扰观测器中等效干扰 $d'(t)$ 为

$$d'(t) = [\varepsilon(t) + d(t)]G(s)G^{-1}(s) - \varepsilon(t) = d(t) \quad (27)$$

由式(27)可知,观测器可以将干扰量进行有效等效,进而对炒药机所受干扰进行补偿。但是,对于实际炒药机温度系统,被控温度 $G(s)$ 为有理真分式,且准确的数学模型不易得到,在实际物理模型中不存在 $G^{-1}(s)$,由于测量噪声的存在,控制精度也会下降。为此,在等效干扰补偿过程中引入一个低通滤波器 $D(s)$ 使模型变为有理真分式。根据梅森公式,由图4可得干扰观测器传递函数为

$$\left. \begin{aligned} G_{uy}(s) &= \frac{G(s)G_n(s)}{G(s)D(s) + G_n(s)[1-D(s)]} \\ G_{dy}(s) &= \frac{G(s)G_n(s)[1-D(s)]}{G(s)D(s) + G_n(s)[1-D(s)]} \\ G_{ny}(s) &= \frac{G(s)D(s)}{G(s)D(s) + G_n(s)[1-D(s)]} \end{aligned} \right\} \quad (28)$$

由式(28)可知,当 $G(s) = G_n(s)$ 时,在低频情况 ($Q(s) = 1$) 和低频情况 ($Q(s) = 0$) 下分别有

$$\left. \begin{aligned} G_{uy}(s) &= G(s) \\ G_{dy}(s) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (29)$$

$$G_{ny}(s) = 0 \quad (30)$$

由式(29)(30)可以看出,若名义模型即为被控对象模型,则有以下结论:①PSO-RBFNN-PID 控制器输出 $u(t)$ 与炒药机输出 $y(t)$ 之间的传递函数没有因为干扰观测器的引入而改变,干扰观测器没有参与智能控制器对炒药机的温度控制;②干扰观测器能够对干扰进行有效补偿;③干扰观测器能够滤除高频噪声。

由于延迟环节 e^{-s} 的延迟因子为不确定部分,采用积乘积摄动对炒药机模型进行描述

$$G(s) = G_n(s)[1 + \Delta(s)] \quad (31)$$

式中 $\Delta(s) = e^{-s} - 1$ 为高频振动。

在设计干扰观测器时,保证鲁棒稳定性的充分必要条件为

$$\|D(s)\|_{\infty} \leq \frac{1}{\|\Delta\|_{\infty}} \quad (32)$$

式中: $D(s)$ 为3阶低通滤波器状态空间表达式; Δ 为高频振动状态空间表达式。

因此,在实际运行过程中,为了保证引入干扰观测器的炒药机控制系统稳定性和低通性能^[22],采用3阶低通滤波器作为 $D(s)$, 公式为

$$D(s) = \frac{3\zeta s + 1}{\zeta^3 s^3 + 3\zeta^2 s^2 + 3\zeta s + 1} \quad (33)$$

式中 ζ 为时间常数。

3 温度控制参数优化步骤

改进 PSO 算法优化 RBF 神经网络 PID 控制器如图4左半部所示,RBF 采用式(18)所示的高斯函数。控制过程主要包括3部分:①改进 PSO 算法对 RBF 神经网络中心向量、宽度参数以及突触权值进行优化更新;②RBF 神经网络输入信号分别为系统的输出 $y(t)$ 、系统误差 $e(t)$ 以及误差变化率 $de(t)/dt$,以 RBF 神经网络输出信号 y_{out} 作为 PID 控制器输入参数,对控制器参数进行动态调整;③通过 PID 控制器输出量 $u(t)$ 对阿胶珠电磁炒药机温度进行控制。控制过程具体步骤如下。

步骤1 初始化粒子数、迭代数、各粒子位置矢量、各粒子速度矢量、粒子群参数 ($w, l_1, l_2, x_{max}, v_{max}$)、神经网络参数。

步骤2 根据图3所示的温度控制系统,计算系统 $y(t)$ 、 $e(t)$ 、 $de(t)/dt$,进行归一化处理,赋值给 RBF 神经网络输入层节点 x 。

步骤3 根据式(18)计算 RBF 神经网络输出参数,对 PID 控制器参数 K_P 、 K_I 、 K_D 赋值。

步骤4 根据 PID 参数 K_P 、 K_I 、 K_D ,通过式(15)计算得到 PID 控制输出 $u(t)$,并根据期望值对输出 $u(t)$ 幅值进行限制以加快响应速度。

步骤5 各粒子开始进行迭代,将中心向量、宽度参数以及突触权值作为粒子寻优目标,其中一个粒子代表一个49维的解,算法的适应度函数用式(12)所示的温度控制系统误差瞬时值表示。

步骤6 将每个粒子的位置信息分别映射给 RBF 神经网络,通过式(12)计算每个粒子的适应度。

步骤7 将每个粒子当前位置和前一位置适应度作比较,若当前位置适应度优于前者,则将当前位置作为粒子的最优位置 $p_{i,j}$ 。将每个粒子最优位置适应度与全局最优位置适应度比较,适应度最优者的位置为全局最优位置 $p_{g,j}$ 。

步骤8 更新每个粒子最优位置 $p_{i,j}$ 和全局最优位置 $p_{g,j}$ 。根据式(19)更新每个粒子的位置矢量和速度矢量。

步骤9 若迭代过程适应度函数值为0或达到最大迭代数,迭代终止,将全局最优位置的粒子映射给 RBF 神经网络的优化参数,根据式(22)~(24)对 RBF 神经网络参数 ω 、 c 和 σ 进行适当调整,得到 RBF 神经网络最优输出参数 K_P 、 K_I 、 K_D ;否则根据图4重复步骤2~9。

步骤10 记录每次迭代最优位置适应度。

根据优化步骤,式(19)的标准 PSO 算法和式(19)~(21)的改进 PSO 算法的适应度变化曲线如图 6 所示。可以看出:标准 PSO 算法惯性权重和学习因子为常值,迭代初期收敛速度过快,并且在第 42 次迭代以后陷入局部最优;改进 PSO 算法各参数随迭代数不断更新,加强了各粒子间的信息交流,避免了陷入早熟或局部最优。

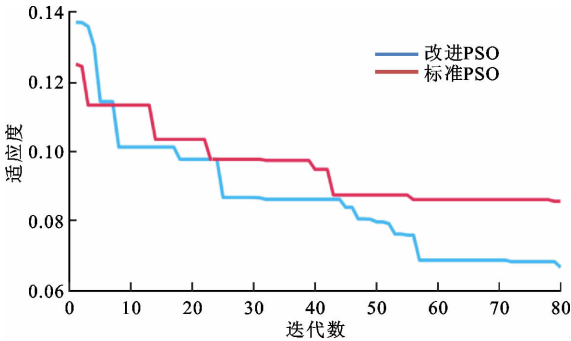


图 6 适应度变化曲线
Fig. 6 Fitness curves

4 仿真分析

结合炒药机实际设备参数及控制经验,根据式(25)所示的传递函数,对炒药机系统数学模型进行参数求解,得到: $\tau=10$, $\tau_3=800$, $K_3=45$, $\tau_4=1\,280$, $\tau_5=96$ 。

由式(29)(30)可以看出,干扰观测器没有参与智能控制器对炒药机的温度控制,只对干扰量进行抑制。为了切合实际生产,考虑多方面干扰因素的影响,更加直观地反映干扰观测器的性能,首先在仅考虑干扰观测器的情况下,对炒药机温度控制系统进行仿真实验,即仅对输入为 $u(t)$ 至输出 $y(t)$ 进行仿真。仿真实验取预热时间为 80 s,阿胶珠炒制温度为 235℃,预热完成后炒药机进料炒制,施加±1 的干扰量,仿真结果如图 7 所示。

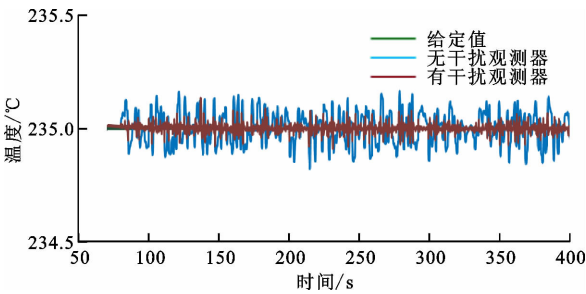


图 7 基于干扰观测器的温度系统仿真
Fig. 7 Temperature system simulation based on disturbance observer

从图 7 可以看出:引入干扰观测器能够提高系统的鲁棒性,抑制干扰对温度波动的影响;相较于无干扰观测器,引入干扰观测器对外部干扰抑制能力平均提高 50%,但干扰观测器不能改善控制系统的响应速度和动态调节能力,因此采用 PSO-RBFNN-PID 控制器来提高炒药机温度控制系统的性能指标。

改进 PSO 算法参数如下: $w_{\max}=0.9$, $w_{\min}=0.4$; $l_{1,\text{ini}}=l_{2,\text{fin}}=2.5$, $l_{1,\text{fin}}=l_{2,\text{ini}}=0.5$;迭代数为 50; $x_{\max}=v_{\max}=\pm 5$;PID 控制限制输出 $u(t)$ 幅值为 240;RBF 神经网络初始参数 $\eta=0.5$, $\alpha=0.05$;在区间 $[-1,1]$ 随机初始化中心向量、位置参数以及突触权值,取输入输出节点数均为 3,根据式(16)计算隐含层节点数为 7。

为了验证控制器性能,分别采用传统 PID 控制、RBFNN-PID 控制和改进 PSO-RBFNN-PID 控制,以单位阶跃响应为系统输入,对式(25)的阿胶珠电磁炒药机模型进行控制,对温度控制系统在无扰动和在 3 s 增加幅值为 0.1 的扰动情况下进行闭环控制仿真验证。

阿胶珠电磁炒药机温度控制系统正常运行状态下,电磁炒药机温度系统输出 $y(t)$ 、PID 控制器输出 $u(t)$ 以及系统误差 $e(t)$ 如图 8~10 所示。

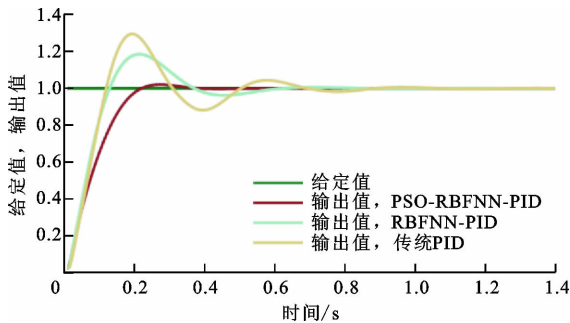


图 8 温度控制系统输出曲线
Fig. 8 Output curves of temperature control system

根据图 4 以及图 8 计算得到各控制方式的温度控制系统动态性能指标,如表 1 所示。

表 1 温度控制系统动态性能

Table 1 Dynamic performance of temperature control system			
控制方法	峰值时间/s	调节时间/s	超调量/%
传统 PID	28	83	21.3
RBFNN-PID	32	67	15.2
PSO-RBFNN-PID	48	48	2.1

根据图 8~10 以及表 1 可以看出:由于传统 PID 控制参数是靠经验事先设定的定值,RBF 神经

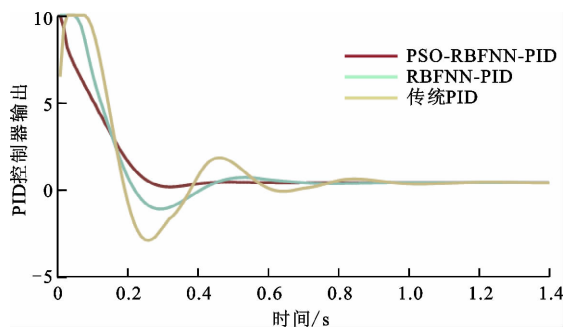


图9 PID控制器输出曲线

Fig. 9 Output curves of PID controller

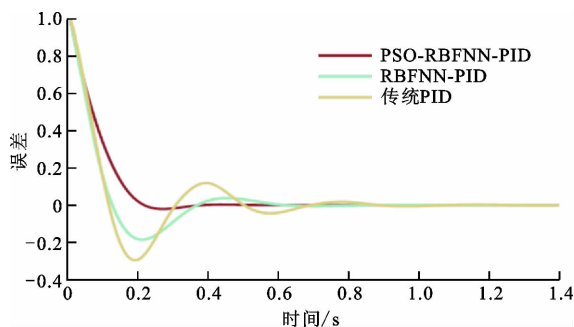


图10 温度控制系统误差曲线

Fig. 10 Temperature control system error curves

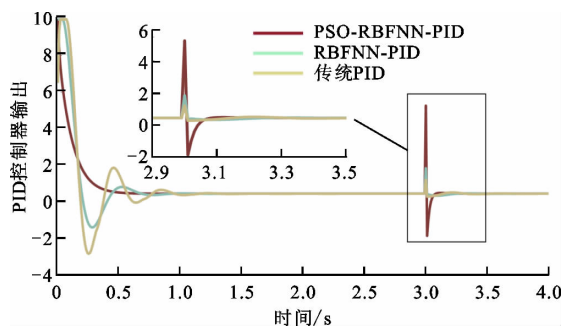


图12 有扰动PID控制器输出曲线

Fig. 12 Output curves of PID controller with disturbance

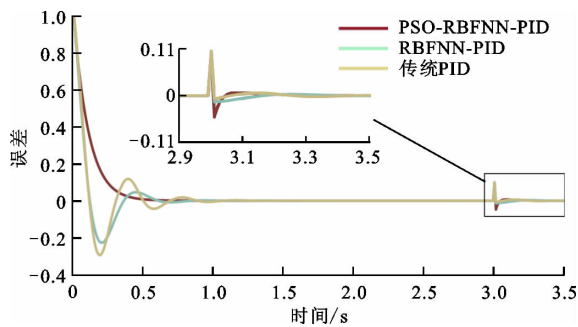


图13 有扰动系统误差曲线

Fig. 13 The error curves of disturbance system

网络初始值随机给定,需要一定的学习时间,因此传统PID和RBFNN-PID方法会出现较大超调,且调节时间较长,不能满足阿胶珠炮制对温度控制的要求;引入PSO算法的控制方法通过算法的寻优能力改善神经网络参数,赋予神经网络更强的学习能力,能在更短时间内使阿胶珠电磁炒药机温度到达稳态值且超调量很小。

为验证PSO-RBFNN-PID方法在受干扰情况下的动态性能,在3s时,对系统加入0.1幅值的扰动量,此时电磁炒药机温度系统输出 $y(t)$ 、PID控制器输出 $u(t)$ 以及系统误差 $e(t)$ 曲线如图11~13所示。

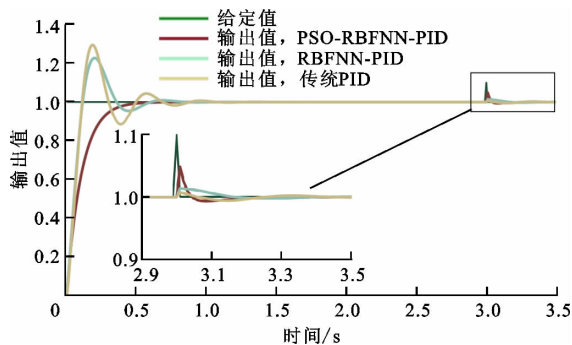


图11 有扰动系统输出曲线

Fig. 11 Output curves of perturbed system

根据图11~13可以看出,阿胶珠电磁炒药机温度系统产生扰动后,PSO-RBFNN-PID方法能够在短时间内优化RBF神经网络各项参数,提高RBF神经网络的收敛速度和逼近能力,使RBF神经网络输出的最优PID参数。由图11可以看出,PSO-RBFNN-PID方法输出 $u(t)$ 响应速度最快,调节能力最强,能够使炒药机温度控制系统在短时间回到稳态运行状态。综上可知,PSO-RBFNN-PID方法最优。

5 结论

为了提高电磁炒药机温度控制系统性能,满足阿胶珠炮制对温度的要求,本文提出了一种基于干扰观测器的改进粒子群优化RBF神经网络PID的控制方法,使温度控制精度和响应速度得到提高。本文主要结论如下。

(1)以SYD-10Q电磁炒药机为控制对象,考虑设备自身结构参数及热对流影响,构建了电磁炒药机温度控制系统数学模型。

(2)根据控制系统结构,构建了输入节点数为3、隐含节点数为7、输出节点数为3的RBF神经网络,以给定温度与输出的误差瞬时值作为改进粒子群算法的适应度函数,实现了对RBF神经网络模型

参数寻优,使RBF神经网络对PID参数动态调节精度得到改善。在此基础上,通过构建干扰观测器,提高了系统对外界干扰的抑制能力。

(3)将本文控制方法与传统PID控制方法和RBFNN-PID控制方法进行了仿真实验比较,结果表明:本文控制方法比另两种方法调节时间分别减少了35 s和19 s,超调量分别降低了19.2%和13.1%,具有更强的动态调节能力;干扰观测器的引入使对外部干扰抑制能力平均提高50%,系统稳态精度得到改善。

本文提出的控制方法对其他饮片炮制设备的温度控制应具有一定的参考价值。由于神经网络模型参数较多,优化过程较为烦琐,未来可对神经网络模型参数选取做进一步探究。

参考文献:

- [1] ZHANG Ridong, XUE Anke, GAO Furong. Temperature control of industrial coke furnace using novel state space model predictive control [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(4): 2084-2092.
- [2] QIAO Jinghui, CHAI Tianyou. Intelligence-based temperature switching control for cement raw meal calcination process [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(2): 644-661.
- [3] 戴俊珂, 姜海明, 钟奇润, 等. 基于自整定模糊PID算法的LD温度控制系统 [J]. 红外与激光工程, 2014, 43(10): 3287-3291.
- DAI Junke, JIANG Haiming, ZHONG Qirun, et al. LD temperature control system based on self-tuning fuzzy PID algorithm [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(10): 3287-3291.
- [4] 燕娜娜, 熊素琴, 陈鸿平, 等. 阿胶炮制历史沿革与现代研究进展 [J]. 中药材, 2018, 41(12): 2948-2952.
- [5] 涂川川, 朱凤武, 李铁. BP神经网络PID控制器在温室温度控制中的研究 [J]. 中国农机化, 2012, 33(2): 151-154, 144.
- TU Chuanchuan, ZHU Fengwu, LI Tie. Study and simulation of BP neural network PID controller: take the control system of greenhouse temperature as example [J]. Chinese Agricultural Mechanization, 2012, 33(2): 151-154, 144.
- [6] 屈毅, 宁铎, 赖展翅, 等. 温室温度控制系统的神经网络PID控制 [J]. 农业工程学报, 2011, 27(2): 307-311.
- QU Yi, NING Duo, LAI Zhanchi, et al. Neural net-

works based on PID control for greenhouse temperature [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(2): 307-311.

- [7] 于哲, 王璐, 苏剑波. 基于干扰观测器的不确定性多变量系统控制 [J]. 自动化学报, 2014, 40(11): 2643-2649.
- YU Zhe, WANG Lu, SU Jianbo. Disturbance observer based control for linear multi-variable systems with uncertainties [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(11): 2643-2649.
- [8] 申超群, 杨静. 温室温度控制系统的RBF神经网络PID控制 [J]. 控制工程, 2017, 24(2): 361-364.
- SHEN Chaoqun, YANG Jing. RBF neural network PID control for greenhouse temperature control system [J]. Control Engineering of China, 2017, 24(2): 361-364.
- [9] 付正博. 感应加热与节能: 感应加热器(炉)的设计与应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2008: 67-74.
- [10] DASSAU E, GROSMAN B, LEWIN D R. Modeling and temperature control of rapid thermal processing [J]. Computers & Chemical Engineering, 2006, 30(4): 686-697.
- [11] WANG Yuzhong, ZOU Hongbo, TAO Jili, et al. Predictive fuzzy PID control for temperature model of a heating furnace [C] // Proceedings of the 2017 36th Chinese Control Conference (CCC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 4523-4527.
- [12] 徐耀松, 冯明昊, 梁小飞, 等. 小波包结合PSO-RBF故障测距法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(11): 127-132.
- XU Yaosong, FENG Minghao, LIANG Xiaofei, et al. Fault location method with the combination of wavelet packet and PSO-RBF [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(11): 127-132.
- [13] BROOMHEAD D S, LOWE D. Multivariable functional interpolation and adaptive networks [J]. Complex Systems, 1988, 2(3): 321-355.
- [14] 王春林, 冯一鸣, 叶剑, 等. 基于RBF神经网络与NSGA-II算法的渣浆泵多目标参数优化 [J]. 农业工程学报, 2017, 33(10): 109-115.
- WANG Chunlin, FENG Yiming, YE Jian, et al. Multi-objective parameters optimization of centrifugal slurry pump based on RBF neural network and NSGA-II genetic algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(10): 109-115.
- [15] 范家华, 马磊, 周攀, 等. 基于径向神经网络的压电作动器建模与控制 [J]. 控制理论与应用, 2016, 33

- (7): 856-862.
- FAN Jiahua, MA Lei, ZHOU Pan, et al. Modeling and control of piezoelectric actuator based on radial basis function neural network [J]. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(7): 856-862.
- [16] HECHT N. Theory of the backpropagation neural network [C] // *Proceedings of International 1989 Joint Conference on Neural Networks*. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 1989: 593-605.
- [17] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // *Proceedings of the 1995 International Conference on Neural Networks*. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 1995: 1942-1948.
- [18] WEI Lixin, LI Xin, FAN Rui, et al. A hybrid multiobjective particle swarm optimization algorithm based on R2 indicator [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 14710-14721.
- [19] 鲁艳旻. 智能控制理论及实现方法研究 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2019: 134-146.
- [20] 蔡壮, 张国良, 宋海涛, 等. 基于干扰观测器的一类奇异系统 H_∞ 控制 [J]. *控制理论与应用*, 2017, 34(4): 551-556.
- CAI Zhuang, ZHANG Guoliang, SONG Haitao, et al. H -infinity control for a class of singular systems via disturbance observer based control method [J]. *Control Theory & Applications*, 2017, 34(4): 551-556.
- [21] MURAMATSU H, KATSURA S. An adaptive periodic-disturbance observer for periodic-disturbance suppression [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(10): 4446-4456.
- [22] WANG Lu, SU Jianbo, XIANG Guofei. Robust motion control system design with scheduled disturbance observer [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(10): 6519-6529.

[本刊相关文献链接]

- 冯旭刚, 鲍立昌, 章家岩. 改进粒子群优化的燃气发电锅炉主汽压模糊预测控制策略. 2021, 55(3): 81-89. [doi:10.7652/xjtuxb202103010]
- 刘青, 查虹丽, 马龙雄, 等. 采用多目标离散粒子群算法的地磁感应电流抑制措施的优化和效果评价. 2021, 55(3): 90-98. [doi:10.7652/xjtuxb202103011]
- 章家岩, 王胜, 冯旭刚, 等. 燃气发电锅炉主汽压滑模预测优化控制策略. 2021, 55(1): 60-67. [doi:10.7652/xjtuxb202101008]
- 王静, 孙西峰, 方健珉, 等. 跨临界 CO_2 汽车空调多 PID 控制动态性能仿真研究. 2020, 54(8): 168-176. [doi:10.7652/xjtuxb202008022]
- 章家岩, 张子蒙, 冯旭刚. 转炉炉口微差压的模糊滑模控制系统设计. 2020, 54(5): 142-148 + 157. [doi:10.7652/xjtuxb202005019]
- 陈恩志, 常健, 李斌, 等. 采用干扰观测器的水下滑翔蛇形机器人纵倾运动控制. 2020, 54(1): 184-192. [doi:10.7652/xjtuxb202001023]
- 章家岩, 高锦, 冯旭刚. 火力发电锅炉主汽温控制系统的动态矩阵控制策略. 2019, 53(10): 96-102 + 174. [doi:10.7652/xjtuxb201910013]
- 王珊, 刘明, 严俊杰. 采用粒子群算法的热电厂热电负荷分配优化. 2019, 53(9): 159-166. [doi:10.7652/xjtuxb201909021]
- 姜林, 龙离军, 赵军. 带有时变干扰的变结构近空间飞行器滑模控制. 2019, 53(3): 88-96. [doi:10.7652/xjtuxb201903013]

(编辑 陶晴)