

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314892

基于BP神经网络算法的粉碎机自适应控制系统设计*

李春东¹ 张上旺² 汪飞² 曹丽英² 王亮²

(1. 内蒙古科技大学工程训练中心 包头 014010; 2. 内蒙古科技大学机械工程学院 包头 014010)

摘要: 针对饲料加工行业中锤片式粉碎机控制系统存在启动时间长、响应速度慢及负载变化时出现的稳定性差等问题,提出了一种基于BP神经网络算法PID控制方法。首先,建立变频器和饲料粉碎机驱动电机组合系统传递函数的参考模型,并对其进行稳定性分析。然后在分析常规PID和模糊PID控制算法的基础上,将自适应神经网络算法PID应用到饲料粉碎机驱动系统的控制过程当中。通过搭建饲料粉碎机控制电机的仿真模型,利用MATLAB软件中的Simulink图形化编程功能对其进行仿真分析,并基于LABVIEW软件搭建了粉碎机测控系统试验平台进行实验测试分析。结果表明:对于饲料粉碎系统所给定的速度参考模型,设计的BP神经网络PID控制器能够实现较好的自适应追踪,对阶跃信号的响应更加迅速、超调更小,抗干扰能力更强。设计的自适应控制器能够根据工况变化自动调节PID参数,吨料电耗平均降低5.16%、生产率平均提高2.08%,对粉碎机主轴转速的控制更加精确,误差更小,兼具了较高的控制精度和较强的鲁棒性,满足饲料粉碎机驱动系统的自适应控制要求。

关键词: 神经网络;粉碎机;自适应控制;稳定性分析;Simulink仿真

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

Design of adaptive control system for hammer mill based on BP network algorithm

Li Chundong¹ Zhang Shangwang² Wang Fei² Cao Liying² Wang Liang²

(1. Engineering Training Center, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China;

2. College of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: Aiming at the problems of long start-up time, slow response speed and poor stability when the load changes in the hammer mill control system in the feed processing industry. A PID control method based on BP neural network algorithm is proposed. Firstly, establishing the reference model of the transfer function of the combined system of the frequency converter and the hammer mill drive motor and analyzing its stability. Then, based on the analysis of conventional PID and fuzzy PID control algorithms, the adaptive neural network algorithm PID is applied to the control process of the hammer mill drive system. By building a simulation model for the control motor of the hammer mill and it is simulated and analyzed by the Simulink graphical programming function. And based on LABVIEW software, a testing platform for the hammer mill measurement and control system was built for experimental testing and analysis. The results show that the designed BP neural network PID controller can achieve good adaptive tracking for the speed reference model given by the feed crushing system, with faster response to step signals, smaller overshoot, and stronger anti-interference ability. The designed adaptive controller can automatically adjust PID parameters according to changes in working conditions, resulting in an average reduction of 5.16% in electricity consumption per ton of material and an average increase of 2.08% in productivity. The control of the spindle speed of the hammer mill is more precise, with smaller errors, and has high control accuracy and strong robustness, meeting the adaptive control requirements of the feed hammer mill drive system.

Keywords: neural networks; hammer mill; adaptive control; stability analysis; Simulink simulation

0 引言

智能控制是实现农业装备智能化的核心技术,是中国

制造2025计划中十大重点建设方向之一^[1]。饲料加工行业是发展国民经济的支柱产业,强化农牧业科技和装备支撑,建设智慧农牧业是优先发展农村的必要手段和重大需

收稿日期:2023-11-01

* 基金项目:内蒙古自治区自然科学基金(2021MS05065, 2022MS05030)、内蒙古自治区高等学校青年科技英才支持计划(NJYT23046)、内蒙古科技大学基本科研业务费专项资金(2023QNJS068)资助

求^[2]。粉碎机是饲料加工的关键设备,同时也是加工过程中能耗占比超过70%的耗电主体^[3]。实现粉碎机的智能化,控制精细化及节约能耗等目标,不仅是饲料加工行业的技术需求,也对地区经济建设和农牧业发展具有重要现实意义,符合当前我国全面推进乡村振兴战略。

在粉碎物料的过程中,影响粉碎机综合性能的主要因素有主轴转速、回料管直径、物料含水率、喂料量及筛网孔径等。其中,对粉碎机转速的调节控制是提升粉碎机控制精度、降低粉碎机能耗和生产成本的关键,因此,开展粉碎机的自适应控制及智能化研究是非常必要的。袁建平^[4]等将PID神经网络应用于温室环境系统上,提出并设计一种基于遗传-粒子群优化BP神经网络PID控制器,最后通过仿真分析,得出改进后的BP神经网络PID控制有强鲁棒性和强抗干扰的能力。徐托^[5]基于Java Web技术设计了空气质量软件展示平台,实现了一种基于模糊PID的室内空气质量检测系统。Rabah^[6]使用PID控制器和模糊PID控制器稳定陀螺倒立摆,在不同的干扰情况下提高了抗干扰能力。黄金龙^[7]在传统PID控制的基础上,设计了适应于水电机组工况变化的自适应PID控制器,相比传统的定PID控制器,设计的自适应控制器能够根据工况变化自动调节PID参数,实现了在不同工况下均能保持最优控制性能的目标。Hartadi^[8]利用BP神经网络开发香菇自适应温湿度控制系统,用于提高香菇栽培的精度,从而达到生产效率和提高香菇产量的目的。张兴华^[9]运用神经网络自适应控制算法对工业机器人控制器的脉冲输出进行补偿控制,从而使得机器人各关节的运动更加平滑可靠。各领域研究应用较为广泛的PID控制算法及其优化方法,为推动农业机械改善控制系统性能、提高系统控制精度等方面提供了研究方法。

本文针对饲料加工行业中锤片式粉碎机控制系统存在启动时间长、响应速度慢及负载变化时出现的稳定性差等问题,以项目组研制的新型锤片式粉碎机为基础,提出了一种基于饲料粉碎机工作特性的BP神经网络算法PID控制,提高饲料粉碎机控制的准确性、稳定性和抗干扰能力,进而降低能耗和生产成本。

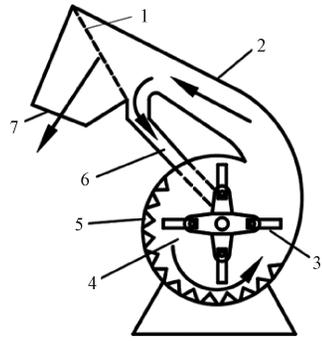
1 粉碎机控制系统建模与稳定性分析

1.1 控制系统的数学建模

以项目组研制的在单机上实现循环粉碎的新型锤片式饲料粉碎机作为研究样机,该机进料方式为轴流式,其结构由锤片、分离装置、筛片、回料管等组成,如图1所示。

粉碎机控制系统主要由电源开关、变频器、驱动器及驱动电机等构成。驱动电机型号为Y132S1-2三相异步电机,满足行业中粉碎设备的需求,其技术参数如表1所示。

粉碎机在运行过程中处于一个非线性运动状态,无法准确地用一个传递函数来线性地表示粉碎机调速范围内输入与输出之间的关系。因此需要假定驱动电机在稳定工作



1. 筛片 2. 分离装置 3. 锤片 4. 粉碎室 5. 齿板 6. 回料管 7. 出料口
图1 新型锤片式粉碎机结构图

表1 驱动电机技术参数表

名称	参数
功率/kW	5.5
额定转速/(r/min)	2 900
额定电流/A	11.1
效率/%	85.5
功率因数/cos	0.87
堵转电流/A	7
堵转转矩/(N·m)	2
最大转矩/(N·m)	2.3

条件下,使用稳定工作点附近的微偏线性比的方法,求解出一个近似的电机传递函数模型^[10]。

粉碎机控制系统传递函数模型的建立过程如下:
异步电动机电磁转矩为:

$$T = \frac{3pU_1^2 R'_2 / s}{\omega_1 \left[\left(R_1 + \frac{R'_2}{s} \right)^2 + \omega_1^2 (L_1 + L'_2)^2 \right]} \quad (1)$$

饲料粉碎机在稳定运行时,驱动电机在忽略漏感电磁惯性时的机械特性及运动方程为:

$$T \approx \frac{3p}{\omega_1 R'_2} U_{1\lambda}^2 s_A \quad (2)$$

$$\Delta T - \Delta T_L = \frac{J}{p} \frac{d(\Delta\omega)}{dt} \quad (3)$$

此时驱动电机的动态结构如图2所示。

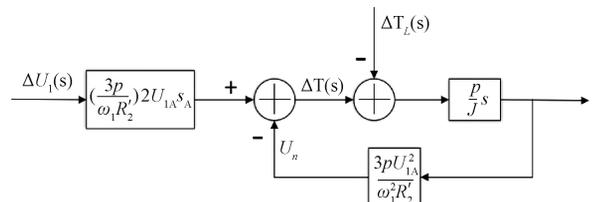


图2 粉碎机驱动电机动态结构图

建立电机定子相电压增量(ΔU_1)和转子角速度增量($\Delta\omega$)之间的数学关系模型,先取 $\Delta T_L = 0$,于是,所建粉碎机驱动电机系统传递函数模型为:

$$W_{MA}(s) = \frac{K_{MA}}{T_m s + 1} \quad (4)$$

式中： K_{MA} 为粉碎机驱动电机的传递系数， $K_{MA} = \frac{2s_A \omega_1}{U_{1A}} = \frac{2(\omega_1 - \omega_A)}{U_{1A}}$ ； T_m 为粉碎机传动系统机电时间常数， $T_m = \frac{J \omega_1^2 R'_2}{3P^2 U_{1A}^2}$ ； ω_1 为同步角速度； ω_A 为转子角速度； U_{1A} 为稳定工作时的定子相电压； J 为转动惯量； R'_2 为转子每相电阻； P 为磁极对数；

由上可推导出粉碎系统的传递函数由异步电动机与变频器组合而成，将已知参数代入公式即可得到系统传递函数如式(5)：

$$G(s) = \frac{K}{Ts + 1} e^{-\tau s} \quad (5)$$

式中： T 为惯性时间常数，取 $T = 0.008$ ； K 为为系统增益，取 $K = 0.096$ ； τ 为迟滞环节时间常数，取 $\tau = 0.05$ 。

1.2 基于频率特性的传递函数稳定性分析

时域分析法常被用于对控制系统进行分析研究，具有简洁、直观等特点，但难以解出系统较为复杂情况下的对应传递函数。而频率特性分析法将传递函数从复数域引到频率域，进而利用频率特性作为数学模型进行研究，并具有适合任意信号输入、可应用于某些非线性系统等特点，适合粉碎机驱动系统传递函数分析。

1) 频率特性的极坐标与对数坐标分析

在进行频率特性分析时，常以复数($j\omega$)为自变量，幅频特性($20\lg|G(j\omega)|$)与相频特性($\angle G(j\omega)$)为因变量。极坐标图(Nyquist 图)直观地显示整个系统的频率响应特性，而对数坐标图(Bode 图)可以很方便地分析系统的低频特性，可以使用以上两种方法来直观地表示所建粉碎机驱动系统传递函数模型的特点及稳定性^[11]。

本研究中，传递函数模型由比例、惯性和延迟 3 种典型构成。求取系统频率特性，($k = 12, \tau = 0.05$)。

$$G(j\omega) = \frac{k e^{-j\omega\tau}}{j\omega T + 1} \quad (6)$$

所以系统的幅频特性为：

$$|G(j\omega)| = k \cdot \frac{1}{\sqrt{(\omega^2 T^2) + 1}} \quad (7)$$

相频特性为：

$$\angle G(j\omega) = -\tau\omega - \arctan(\omega T) \quad (8)$$

当 $\omega = 0$ 时， $|G(j\omega)| = 12$ ， $\angle G(j\omega) = 0^\circ$ ；当 $\omega \rightarrow \infty$ 时， $|G(j\omega)| \rightarrow 0$ ， $\angle G(j\omega) \rightarrow -\infty$ 。可知，Nyquist 曲线与实轴有无穷多个交点，且曲线与原点的距离随着频率 ω 的增大逐渐缩短，对应的相角沿负方向越来越大。如图 3 所示。

将传递函数化为标准形式，得：

$$G(s) = k \cdot \frac{1}{Ts + 1} \cdot e^{-\tau s} \quad (9)$$

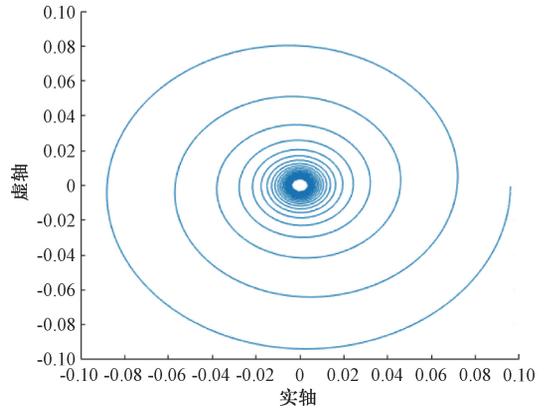


图 3 极坐标图

通过 MATLAB 软件得出传递函数的 Bode 图，如图 4 所示。

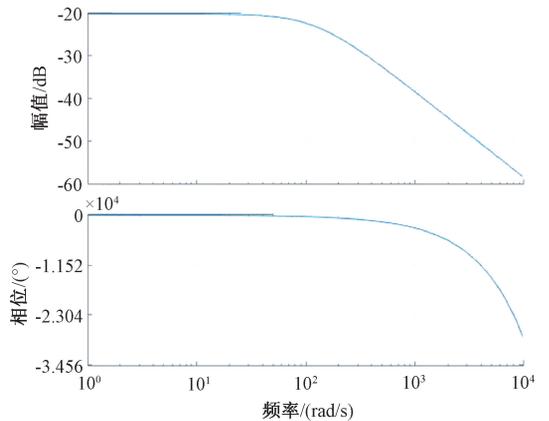


图 4 对数坐标图

2) 传递函数稳定性分析

饲料粉碎机的控制系统运行中极易受到内部和外界信号的干扰，如喂料量及喂料速度引起的负载不均匀变化和供电电源不稳定等情况。此外，系统的工作环境和设定参数的变化同样会影响系统性能，多种条件的变化叠加会逐步放大系统的控制误差和不稳定性。系统在发生扰动时，原本的平衡状态会被打破，由此产生的误差会随着时间的积累而逐步扩大，影响控制系统的控制效果。因此，在将 BP 神经网络算法用于粉碎机控制系统前，需要对所建立传递函数的稳定性进行分析。

本研究利用 Nyquist 稳定性判据对系统的开环传递函数模型的闭环系统进行稳定性分析。由于粉碎机驱动系统模型的 $G(s)$ 中存在延时环节， $G(s)$ 的分子部分有正数解，且系统所有零点均位于平面的右半平面，使粉碎机驱动系统成为非最小相位系统 ($p \neq 0$)，又因传递函数 Nyquist 曲面没有逆时针包围 $(-1, j0)$ 点，所以系统不满足稳定条件。因此需要通过设计 PID 调节器来对粉碎机控制系统进行校正，提高系统的稳定性及鲁棒性，最终得到更好的控制效果。

2 基于BP-PID的自适应控制策略及系统设计

2.1 BP-PID控制结构

神经网络算法在面对复杂的不确定性问题时,具有很强的处理能力^[12]。通过引入激活函数和增加隐含层网络结构,运用自身强大的自主学习能力来处理复杂问题,但存在着动态响应效果较差,且学习时间较长等缺点^[13]。因此需要将自适应控制理论运用于神经网络,从而提升神经网络的控制效果。

在粉碎机实际的控制过程中,还存在数学模型、饲料粉碎机转子转速、喂料速度及物料含水率等参数变化和环境等方面的不确定性。当控制对象的数学模型难以直观地被表达时,或者对模型结构已经了解,但由于外界环境及作业工况的影响,被控对象模型的各参数可能会发生很大变化,从而影响整个控制系统的稳定性^[14]。

此外,传统的控制算法会造成系统的不稳定或控制误差太大等影响。因此,在粉碎机T-PID控制算法上加入神经网络算法,即BP-PID控制,其结构如图5所示。进一步提高系统对设定期望输出的跟踪性能,降低系统在运行时由于外部环境变化而造成期望值与实际输出值偏差较大的情况,提升饲料粉碎机控制系统的精准度和稳定性。

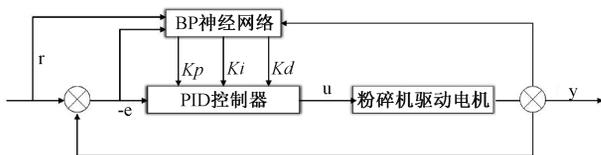


图5 BP-PID控制结构图

2.2 BP-PID控制算法及实现

BP学习算法以最速下降法为核心^[15],利用误差反向传播训练算的神经网络,是一种具有隐含层的多层前馈网络。本文采用三层神经网络结构,由一个输入层、一个隐含层和一个输出层组成,如图6所示。分别用 j 、 i 和 l 表示神经网络的输入层、隐含层和输出层,网络输出层的三节点用 Kp 、 Ki 和 Kd 来表示。转速信号及偏差信号由输入层进入,经隐含层对信号进行处理,再传向输出层,当实际输出信号不能达到期望输出要求时,则信号转为反向传播,在经过多次调整网络的权值与阈值后,当实际输出在误差要求范围内时,将信号输出^[16],将受控目标与BP-PID控制器一起组成广义的神经网络,通过BP算法的自学习能力进行训练,提高目标函数的收敛性,并将其控制在一定范围内^[17]。

BP神经网络控制器设计步骤:

1) 确定BP结构,即所需层数和各层节点数,对各层权值进行初始化,设定初始学习速率和惯性系数值。

2) 通过采集某时刻系统的输入输出值,计算此时刻的系统误差,即: $error(k) = r_{in}(k) - y_{out}(k)$ 。

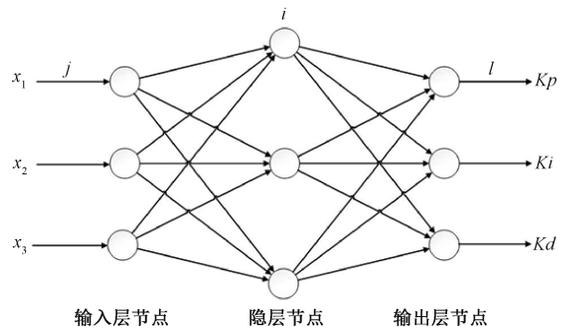


图6 神经网络结构图

3) 计算神经网络各层的输入、输出值,将系统输出层的输出作为参数 k_p 、 k_i 、 k_d 的值。

4) 根据经典增量式数字PID的控制算法计算PID控制器的输出。

5) 通过BP网络的自学习能力来调整权值,得到最优的PID控制效果,完成对粉碎系统的优化目标。

2.3 BP-PID控制器设计

以阶跃信号为输入信号,建立饲料粉碎系统的仿真模型,如图7所示。

以S函数(system function)对神经网络算法进行编程,初始化信号的采样时间,神经网络层数、学习速率及惯性系数等参数,具体参数设置如图8所示。

神经网络算法控制器子系统图9所示,以偏差、偏差变化率及偏差和作为输入。

3 仿真结果及实验分析

3.1 仿真结果

为验证BP神经网络算法对粉碎机控制系统的准确性及稳定性等控制效果,将常规PID(T-PID)和模糊PID(F-PID)控制设置为对照组,以提高结果的对比性。运行MATLAB/Simulink仿真程序,观察并分析各控制方式下的仿真曲线,通过公式推导得出“变频器+粉碎机驱动电机”系统的传递函数模型为:

$$H(s) = \frac{12}{s + 125} e^{-\tau s} \quad (10)$$

式中: $\tau = 0.05$ 。

仿真结果如图10所示,图中为T-PID、F-PID和BP-PID的控制系统在输入为 $R = 1.0$ 的阶跃信号下的实时稳态曲线,从图中可以看出,系统上升时间 $t_r = 1.315$ s,峰值时间 $t_p = 2.510$ s,最大超调量 $M_p = 0.280$,调整时间 $t_s = 8.884$ s。相比T-PID控制系统, F-PID上升时间下降16.4%,峰值时间下降13.1%,调整时间缩短1.372 s。

仿真结果显示,3种PID控制方式所体现出的控制效果存在一定差异,相比T-PID和F-PID,基于BP神经网络算法的PID控制效果更好、稳定性更强。在评价PID控制效果的四项性能指标中,BP-PID控制器的各项性能指标也都较好,具体指标参数如表2所示。

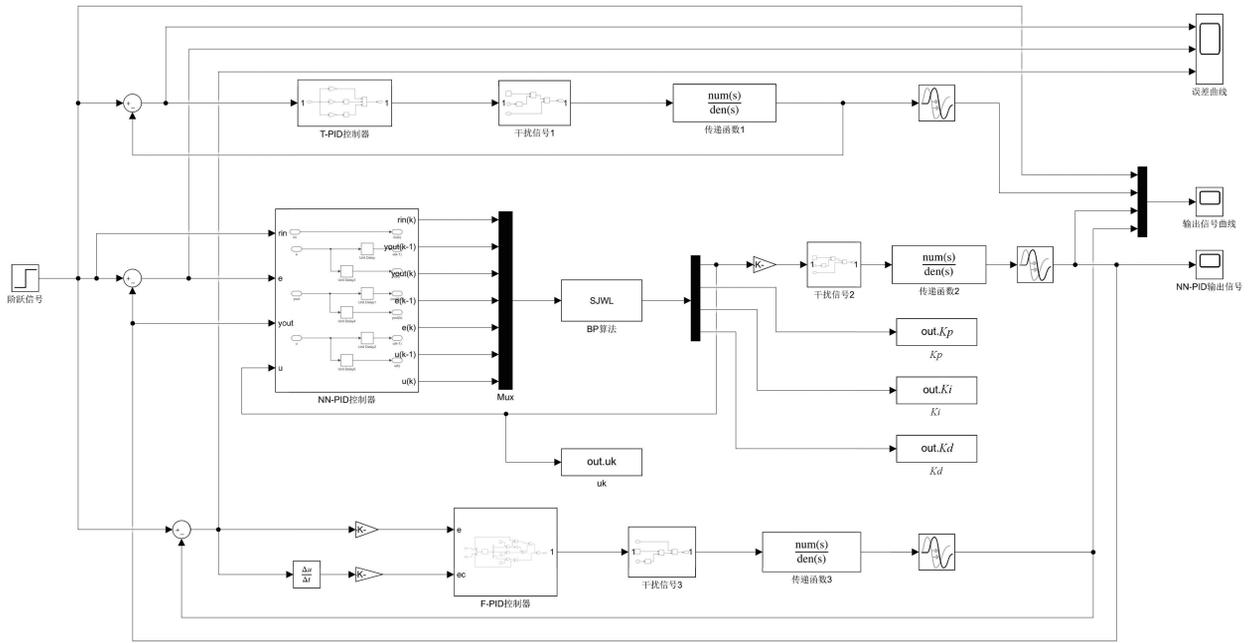


图 7 BP-PID 控制系统 Simulink 仿真模型

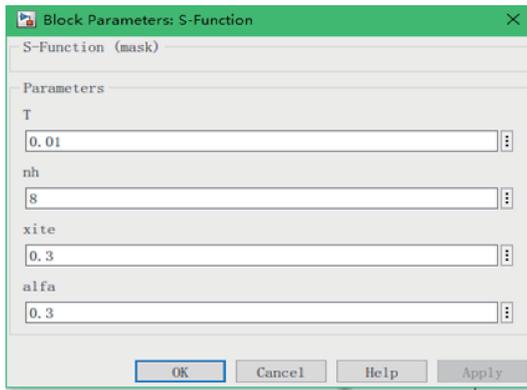


图 8 S 函数参数设置

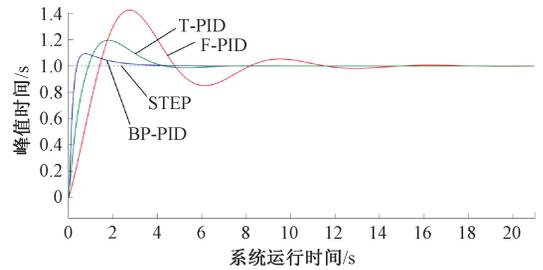


图 10 阶跃信号下的仿真结果

表 2 不同 PID 控制方式下的性能指标参数

控制方式	t_r	t_p / s	$M_p / \%$	t_s / s
T-PID	1.315	2.510	0.280	8.884
F-PID	1.099	2.180	0.151	7.512
BP-PID	1.087	1.012	0.012	3.401

当粉碎机控制系统改变转速或喂入量不均匀时引起负载发生变化,本身趋于稳定的信号会发生变化,系统的响应曲线如图 11、12 所示。相比粉碎机启动时系统的动态性能而言,在面对突变信号时系统的响应更加迅速,稳定性更好。

为验证所设计的基于神经网络的 PID 控制系统抗干扰性,在 $t=15\text{ s}$ 时加入扰动信号,如图 13 所示。与 T-PID 和 F-PID 相比, BP-PID 控制下的响应时间最短,曲线变化程度最小,且超调量最少,能够满足系统的抗干扰性要求。

3.2 实验结果分析

为了验证 BP-PID 控制算法的自适应控制的有效性,实现粉碎机驱动系统的高精度快速控制,基于 LABVIEW 软件搭建了粉碎机测控系统试验平台,如图 14、15 所示,并

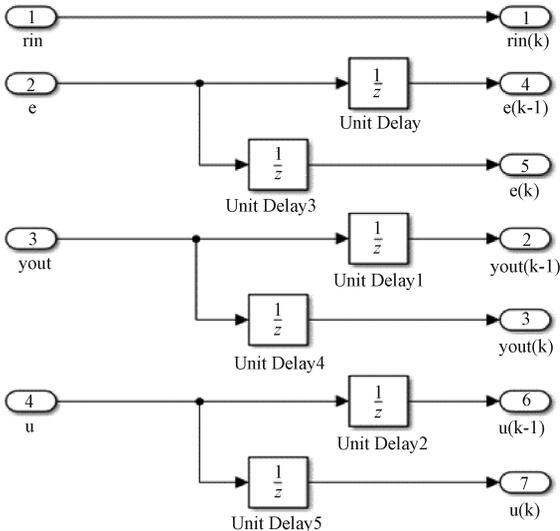
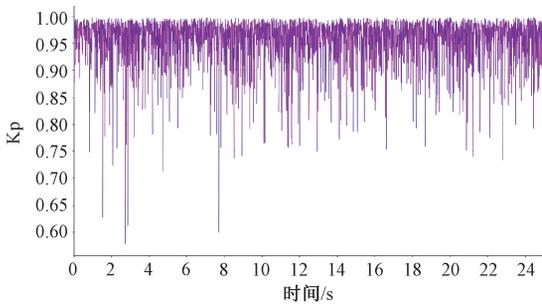
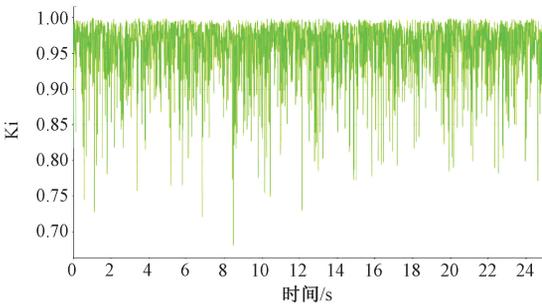


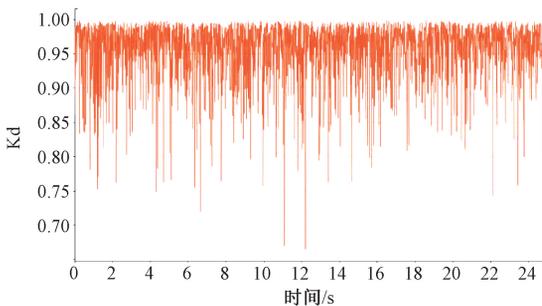
图 9 BP 算法控制器



(a) 比例系数Kp



(b) 积分作用系数Ki



(c) 微分作用系数Kd

图 11 K_p 、 K_i 、 K_d 输出信号

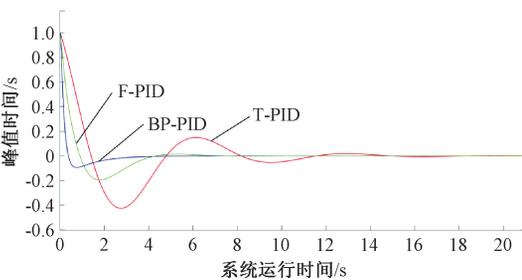


图 12 各控制方式下的误差曲线

与 PLC、变频器和粉碎机驱动电机建立通信。转速传感器产生的转速信号经 NI 数据采集卡上传至上位机,完成对信号的采集工作,最后由计算机实现对粉碎机的实时控制与状态监测。

实验参照国家标准 GB/T 6971-2007《饲料粉碎机试验方法》,在同一台饲料粉碎机下进行粉碎实验验证,采取物料含水率 10.00%、筛网孔径 2.8 mm、回料管直径 58.00 mm 的同一基础参数,验证该粉碎机前期研究得到的最优工作参数(粉碎机主轴转速 2 721 r/min、喂料速率 16 kg/min)

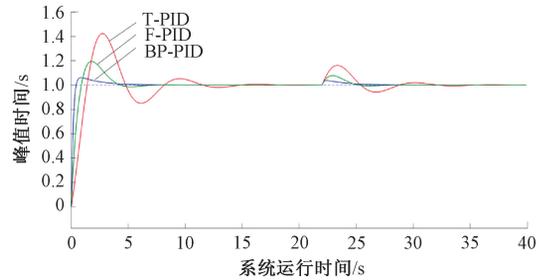


图 13 各控制方式下系统抗干扰曲线

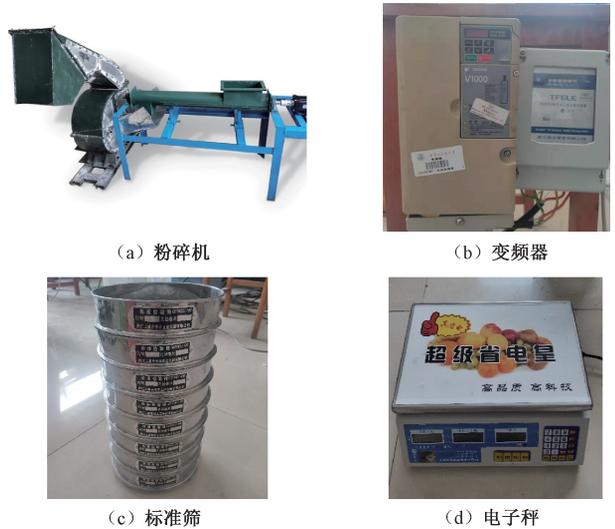


图 14 粉碎实验设备



图 15 上位机界面

下生产率(kg/h)、吨料电耗(kW·h/t)和粒度(mm)3个评价指标与基于BP-PID控制算法的自适应控制对比,记录并计算不同参数变量下的评价指标目标值误差。三个评价指标部分实验数据如表3~5所示。

表 3 生产率实验结果

最优参数实测值	BP-PID 控制实测值	误差/%
821.6	838.9	2.11
821.6	839.2	2.14
821.6	837.5	1.94
821.6	837.8	1.97
821.6	840.1	2.25
平均值	838.7	2.08

表 4 吨料电耗实验结果

最优参数实测值	BP-PID 控制实测值	误差/%
9.3	8.9	-4.30
9.3	8.8	-5.38
9.3	9.0	-3.23
9.3	8.8	-5.38
9.3	8.6	-7.53
平均值	8.8	-5.16

表 5 粒度实验结果

最优参数实测值	BP-PID 控制实测值	误差/%
1.7	1.71	0.59
1.7	1.68	-1.18
1.7	1.66	-2.35
1.7	1.72	1.17
1.7	1.66	-2.35
平均值	1.73	-0.82

由实验结果可以发现,吨料电耗平均降低 5.16%、生产率平均提高 2.08%、粒度减小 0.82%,采用神经网络自适应 PID 控制算法对粉碎机驱动系统电机进行控制,能够根据工况变化自动调节 PID 参数,实现了在不同工况下均能保持最优控制性能的目标,有效解决锤片式粉碎机控制系统存在启动时间长、响应速度慢及负载变化时出现的稳定性差等问题,同时可以使系统在稳态时的响应速度更快、精度更高,大大减小系统的超调量。

4 结 论

BP 神经网络自适应 PID 控制算法可以实现在线辨识被控对象模型及 PID 参数的自适应调整,应用在粉碎机驱动系统电机转速控制中,实验结果验证了该算法的有效性,可以实现粉碎机主轴转速的高精度快速控制,降低能耗和生产成本,为粉碎智能化控制提供了理论基础。

粉碎机转速控制是较典型的非线性、时变控制,在饲料工业生产过程中,许多被控对象的局部或整体均可以抽象为转速控制的数学模型。因此,该算法的实现也为此类被控对象的控制提供了思路和方向。

参考文献

- [1] 刘成良,林洪振,李彦明,等. 农业装备智能控制技术现状与发展趋势分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1):1-18.
- [2] 曹丽英. 新型锤片式粉碎机物料分离特性的模拟与测试分析[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学, 2010.
- [3] 何冲,刘梅英,吴慧子,等. 粉碎机筛网破损线阵扫描自动识别系统的设计与实现[J]. 华中农业大学学报, 2017, 36(1):123-129.
- [4] 袁建平,施一萍,蒋宇,等. 改进的 BP 神经网络 PID 控

制器在温室环境控制中的研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(4):19-24.

- [5] 徐托,瞿少成,王安,等. 基于模糊 PID 的室内空气质量测控系统[J]. 电子测量技术, 2022, 45(7):62-67.
- [6] RABAH M, ROHAN A, KIM S H. Comparison of position control of a gyroscopic inverted pendulum using PID, fuzzy logic and fuzzy PID controllers[J]. International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, 2018, 18(2): 103-110.
- [7] 黄金龙,秦小元,沈博渊,等. 基于神经网络和智能优化算法的水电机组自适应 PID 控制[J]. 中国农村水利水电, 2022(9):195-200, 208.
- [8] HARTADI D R, AGUSTIANTO K, DESTARIANTO P, et al. Adaptive temperature and humidity control system on kumbung mushroom using fuzzy neural network algorithm[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2022, 980(1).
- [9] 张兴华. 基于机器视觉的六轴工业机器人神经网络自适应控制算法[J]. 实验室研究与探索, 2022, 41(1): 37-40, 46.
- [10] CHETAN B K, MADHURI A C, VIJAY B B. Conjugate gradient back-propagation based artificial neural network for real time power quality assessment[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2016, 82.
- [11] HORNIK K M, STINCHCOMBE M, WHITE H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. Neural Networks, 1989, 2(5): 359-366.
- [12] YUTING K, RITIKA S, SAUMYA S, et al. A novel macroeconomic forecasting model based on revised multimedia assisted BP neural network model and ant Colony algorithm [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(18).
- [13] 朱德泉,蒋克荣,王继先,等. 干燥过程模糊神经网络控制器的设计与仿真[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(15): 4768-4771.
- [14] 刘小河,管萍,刘丽华. 自适应控制理论及应用[M]. 北京:科学出版社, 2017.
- [15] 喻亮. 基于 BP 网络的神经动态规划在锅炉燃烧控制中的应用[D]. 南宁:广西大学, 2008.
- [16] 侯湘庆. 基于神经网络的异步电机直接转矩控制方法的研究[D]. 湘潭:湘潭大学, 2013.
- [17] 高原,刘奇芳,卢晓晖,等. 车辆起步过程神经网络 PID 控制研究[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2013, 31(4):389-396.

作者简介

李春东,教授级高级工程师,主要研究方向为特种车辆总体技术、农业机械智能化。

E-mail:lichundong@imust.edu.cn

曹丽英(通信作者),博士,教授,博士生导师,主要研究方向为农业及矿用机电系统集成技术等。

E-mail:kdclly@imust.edu.cn