

基于 PSO 的 BP-PID 碾米机组控制系统优化

Control system of rice whitening unit based on BP-PID controller optimized by PSO algorithm

李 强¹ 周 劲² 张永林¹ 宋少云¹

LI Qiang¹ ZHOU Jin² ZHANG Yong-lin¹ SONG Shao-yun¹

(1. 武汉轻工大学机械工程学院, 湖北 武汉 430023; 2. 武汉轻工大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430023)

(1. School of Mechanical Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan, Hubei 430023, China;

2. School of Electrical & Electronic Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan, Hubei 430023, China)

摘要:针对当前碾米机组之间流量稳定性差, 单机效率低、碾白不均衡或过碾致碎米增加等问题, 提出了基于粒子群算法(PSO)优化 BP-PID 控制的碾米机组控制系统; 运用多机协同优化技术, 通过调控在线碾米单机的碾除糠粉比例及其匹配的运行参数实现流量平衡控制; 通过 BP 神经网络训练 PID 控制器的参数建立碾米机组调控数学模型, 并引入 PSO 对 BP 神经网络的性能进行优化。仿真试验表明, 经 PSO 优化的控制系统的响应速度更快, 其稳态精度有所提高, 且具有良好的控制效果。

关键词:碾米机组; PSO; BP 神经网络; PID 控制

Abstract: Aiming at the problems of poor flow stability among the current rice whitening unit, low single machine efficiency, unbalanced whitening or excessive broken rice caused by overmilling, a rice whitening unit control system based on particle swarm optimization (PSO) optimized BP-PID control was proposed. Using the multi-machine collaborative optimization technology, the flow balance control by adjusting the ratio of the rice bran-removing powder and the matching operating parameters of the online rice whitening machine. The parameters of the PID controller was trained through the BP neural network, a mathematical model for the regulation of the rice whitening unit was established, and then PSO was introduced to optimize the performance of the BP neural network. The simulation test showed that the control system optimized by PSO had faster response speed, improved steady-state accuracy and good control effect.

Keywords: rice whitening unit; particle swarm optimization; back propagation neural network; PID control

基金项目:湖北省中央引导地方科技发展专项(编号:2018ZYYD028); 湖北省粮食局 2018 年粮食科技创新项目(编号:鄂粮函[2018]56 号)

作者简介:李强, 男, 武汉轻工大学在读硕士研究生。

通信作者:周劲(1974—), 男, 武汉轻工大学副教授, 工学硕士。

E-mail: zhoujin@whpu.edu.cn

收稿日期:2020-09-23

水稻是中国第一大粮食作物, 全国约有 2/3 的人口以大米为主食, 大米质量与人们的日常生活和健康息息相关^[1]。近年来, 在“中国制造 2025”的牵引下, 多项智能制造发展计划和项目开始推进, 智能技术开始被应用到更多行业^[2]。稻米加工行业也开始向智能化方向发展^[3], 其中, 碾米单机智能控制系统^[4]已完成研发并投入到实际应用中, 该智能控制碾米单机主要采用模糊逻辑控制方式, 通过控制碾米机的碾辊轴转速和进出口流量完成作业^[5]。虽然能实现碾米机功能化分工的自动运行, 但其参数调节幅度大^[6], 且因碾米机组之间没有信息交流导致流量难以平衡, 易产生单机效率降低、碾白不均衡或过碾致碎米增加等问题^[7]。

文章拟提出一种基于粒子群算法(PSO)优化 BP-PID 控制的碾米机组控制系统, 将多机轻碾技术进行数字化, 并将碾白室内流量和温升幅度纳入调控, 实现碾米机组中各台米机之间的流量均衡控制, 最大程度减少温度过高和断料造成的碎米增加^[8]。碾米机组系统对传统的 PID 控制器进行优化, 即引入 BP 神经网络找出每台碾米机的 PID 控制参数最小偏差值^[9-10], 同时利用粒子群算法(PSO)训练 BP 神经网络从而加快系统寻优速度^[11], 再采用 Matlab 工具对算法进行仿真检验^[12], 并通过试验验证优化后系统的有效性和优越性, 为碾米设备智能化提供新方案。

1 碾米机组系统设计

1.1 设备改进

碾米机组控制系统主要包括数据采集、信息处理、执行机构等部分。机组结合了多机轻碾和低温升的加工工艺(如图 1 所示), 以两台砂辊喷风碾米机和一台铁辊喷风碾米机的多机协同方式实现智能控制。在碾米机组的碾白脱糠过程中, 单台碾米机之间常因无法及时调整各自的加工参数, 容易出现流量不均衡而引起单台碾米机

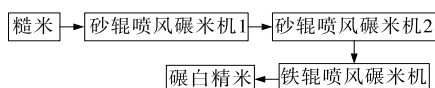


图1 碾米机组加工流程图

Figure 1 Processing flow chart of rice whitening unit

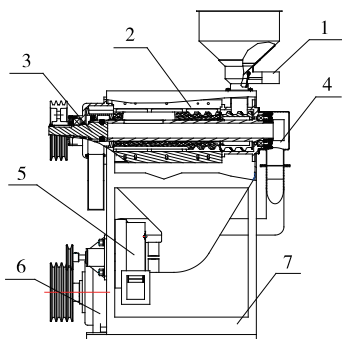
加工过度或碾削不足,并且对碾白室内的流量、温度和压力的控制无法进行精确调整,最终引起碾白室内温度升高或碾白均匀度不足。

改进的碾米机组将碾除糠粉量按比例分配至每台碾米机,预设各台碾白脱糠量的比例为 4.5 : 4.0 : 1.5(可根据不同的原料来源和大米的精度等级进行调整)。机组系统以每台碾米机实际的碾除糠粉比例达到预期值为总体目标,将第一台碾米机作为领导者,实时监测加工状态以对后续两台的跟随者进行动态调控,实现碾米机组间的流量平衡加工。该系统将碾白室的喷风电机和室腔内流量纳入控制,同时为每台碾米机匹配合适的主电机转速、喷风压力、流量大小等控制参数以作为单机加工目标。加工运行一段时间后,通过对产品质量和设备运行状态的评价,挑选合适的脱糠比例及每台设备的运行参数,经数据库迭代优化调整至最佳。

将单台碾米机设备进行升级,如图 2 所示。控制系统除了对主轴 3 转速进行控制外,增加对进料口 1 安装的电动阀门和喷风电机 4 的调控。其中在进料口 1、吸糠机构 5 上端两处安装温度传感器对大米进行温度(T_1 、 T_2)检测,从而检测碾白室 2 内温升(T_3)状态,在碾白室内和喷风口安装压力传感器检测压力(P_1 、 P_2)。

机组中每台碾米机的输入模拟量有 T_1 、 T_2 、 T_3 3 个温度参数, P_1 、 P_2 2 个压力参数,主要的控制参数为主电机转速 V_1 ,进料口阀门开度 d ,喷风风压电机转速 V_2 ,实现控制时通过控制器完成调节。常用三相异步电动机简化后的线性化传递函数为:

$$G(s) = \frac{K_m}{T_s s + 1}, \quad (1)$$



1. 进料口 2. 碾白室 3. 主碾轴 4. 喷风电机 5. 吸糠机构
6. 主电机 7. 机架

图2 碾米机改进结构图

Figure 2 Structure diagram of the improved rice whitening machine

式中:

K_m ——电机传递函数的前向增益;

S ——电机转差率;

$G(s)$ ——传递函数表达式;

T_s ——电机传递函数的惯性时间系数。

1.2 系统设计

1.2.1 系统通讯结构 智能碾米机组控制系统由多台[智能碾米机]、[数据缓存工作站]及[上位机 PC]组成,均采用西门子 Smart 系列和 1200 系列 PLC,[智能碾米机]控制器采用 SMART SR60,[数据缓存工作站]CPU 采用 S7-1200(1215C),CPU 之间采用 PROFINET 通信协议,各[智能碾米机]可实时读写[数据缓存工作站]数据,在[数据缓存工作站]上建立整个机组实时数据缓存区,通过 OPC 服务器与[上位机 PC](OPC 客户机)交换信息,在[上位机 PC]上建立智能碾米机组数据库,分析碾米工艺的各项技术经济数据,提供最佳碾米运行方案,并将各台[智能碾米机]的运行控制参数写入至[数据缓存工作站]控制参数缓存区,供终端设备调用执行,每台米机均配置现场控制触摸屏。

[智能碾米机]和[数据缓存工作站]、[智能碾米机]之间的 PROFINET 工业网络,[数据缓存工作站]及[上位机 PC]之间的 OPC 服务器组态,组成智能碾米机组控制系统(可根据需要增加碾米机数量)。通过上位机 PC 上开发远程通讯程序,实现智能碾米机远程控制,其系统控制框图如图 3 所示。

1.2.2 数据库调用流程

(1) 通过单机控制器实现数据采集,单机触摸屏实现参数监控,最终汇聚至数据缓存交换站,由上位机实现算法控制。

(2) 在上位机操作平台中,上位机实时监测运行参数并存储,通过对生产的大米进行质量检测和运行状态的评价,将数据库中的运行参数进行优化,实现数据库的自学习,为下一次加工提供数据支撑。

数据库查询优化流程如图 4 所示,系统初始化时,根据专家经验值设定的期望值作为数据库的初始数据,设备运行后,开始同步采集温度、压力、转速信息值,并上传至数据缓存交换站,当运行参数超过误差范围则调用算法程序优化 PID 控制参数,并将调控好的运行参数再次上传至数据库中,若设备运行良好则直接储存运行数据,同时在作业中不断优化参数实现数据库的自学习。

2 BP-PID 控制

2.1 PID 控制

传统 PID 控制是根据给定值 $r(t)$ 和实际输出值 $c(t)$ 构成的控制偏差: $e(t) = r(t) - c(t)$,将偏差按比例、积分和微分通过线性组合构成控制量,对被控对象进行控制后输出为 $y(t)$ 。

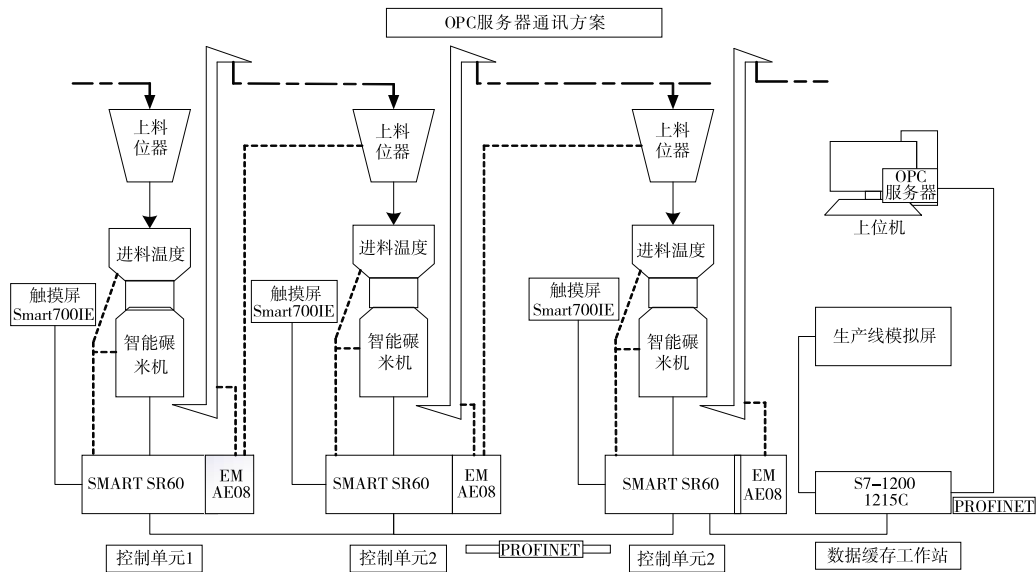


图 3 系统控制框图

Figure 3 System control block diagram

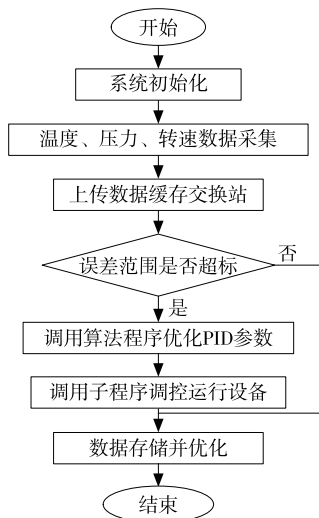


图 4 数据查询与优化

Figure 4 Query and optimization in database

其控制规律为:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad (2)$$

传递函数为:

$$G(s) = K_p + K_i \frac{1}{s} + K_d s, \quad (3)$$

式中:

$u(t)$ ——PID 控制器的输出信号;

K_p ——比例系数;

K_i ——积分系数;

K_d ——微分系数。

现碾米机控制系统常用的传统 PID 控制结构简单易

操作,但由于其非线性、时变不确定性等特性,导致参数调节幅度大且不具备自学习功能,已不能满足碾米机组精确的智能控制系统要求。

2.2 BP 神经网络优化 PID 控制器

智能控制中的人工神经网络是通过模拟人类大脑的思维习惯,其中误差反转(BP)神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络。其原理是利用 BP 神经网络可以用某种形式逼近非线性函数和网络自学习的性能,在特定要求下找到最优的 PID 参数值(K_p 、 K_i 、 K_d)。

误差反转(BP)神经网络的拓扑结构分为输入层、隐含层、输出层 3 层,系统采用 BP 神经网络优化 PID 控制,其输出层为 PID 的参数值 K_p 、 K_i 、 K_d 3 个节点,输入值为信号采集的变量:温度 T_3 、压力 P_2 、主电机转速 V_1 、进料口阀门开度 d 及喷风电机转速 V_2 5 个节点。

在训练神经网络初始化时,确定输入节点数 n ,隐含层节点数 l ,输出层节点数 m ;设定网络输入层和隐含层之间的连接权重 ω_{ij} ,隐含层和输出层之间的连接权重 ω_{jk} ,隐含层阈值 a ,输出层阈值 b 的初始值,其中 BP 神经网络采用 Sigmoid 传递函数,其是一种非线性变换函数。由于 K_p 、 K_i 、 K_d 为非负值,选用非负 Sigmoid 函数为激活函数,现取 BP 神经网络的性能指标函数 $E(k)$ 为:

$$E(k)^2 = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2. \quad (4)$$

神经网络拓扑图如图 5 所示。

3 PSO 训练 BP 神经网络

BP 神经网络自身在前期的训练时间较长,会降低网络的学习效率,也容易陷入局部极小值,若要提高系统性

能则需要加快网络的收敛速度。粒子群算法(PSO)是通过模拟鸟群觅食行为而发展起来的一种基于群体协作的随机搜索算法,其搜索速度快,有记忆性,能在一定程度上克服 BP 神经网络的局限性,更快地收敛于最优解。利用 PSO 训练 BP 神经网络的权值和阈值,通过这些粒子在域值内不断更新自身的速度和位置优化参数,将神经网络的自学习优点和 PSO 的高效寻优特点相结合,可以加强整个系统的控制性能,其优化控制框图如图 6 所示。

粒子群算法(PSO)先在给定的求解空间中随机初始化粒子群,待优化问题的变量数决定了解空间维数。每一次迭代中,每个粒子通过跟踪两个极值更新自己的解空间中的位置和速度,其中一个粒子本身所找到的最优解为个体极值 pBest,整个种群找到的最优解为全局极值 gBest。在找到这两个最优值时,粒子按式(5)、(6)更新自己的速度和位置。

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_1 [p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_2 [p_{gi}(t) - x_{ij}(t)], \quad (5)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1), \quad (6)$$

式中:

ω ——惯性权重;

c_1, c_2 ——学习因子(加速常速),通常为 2;

r_1, r_2 ——[0,1]范围内的均匀随机数,增加了粒子的随机性;

v_{ij} —— $v_{ij} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$ 为粒子速度, x_{ij} 是当前粒子的位置;

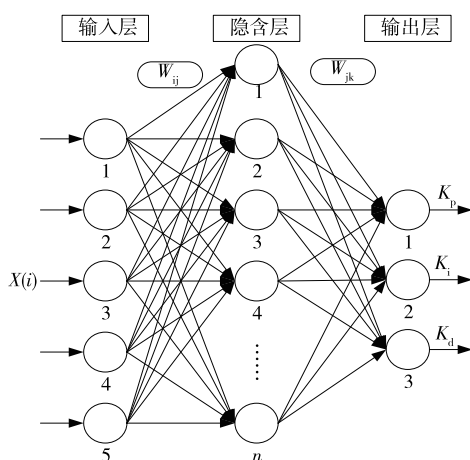


图 5 BP 神经网络拓扑图

Figure 5 BP neural network topology diagram

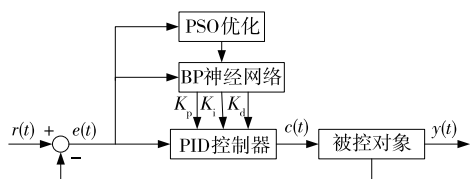


图 6 优化控制框图

Figure 6 The block diagram of the optimized controller

p_{ij}, p_{gi} ——粒子的个体极值和局部极值。

因粒子群算法初期搜索范围较大,为避免其过早陷入局部最优,而在迭代后期需要较强的局部搜索能力,同时随迭代次数的增加需要加快系统的收敛速度,所以采用惯性权重 ω 和学习因子 c_1, c_2 逐渐递减的方式。

在 PSO 优化 BP-PID 控制系统中,其算法流程是先利用 PSO 训练 BP 神经网络的权值和阈值,再用训练好的神经网络对 PID 3 个参数进行调节,最后通过优化后的 PID 控制器作用至控制对象。PSO 本身并没有很多的参数需要调整,所以只需调整神经网络中隐含层的节点数和权重的范围以取得较好的择优效果。其算法流程图如图 7 所示。

其具体步骤为:

(1) 初始化参数,确定网络的隐含层节点数,可以初设 $r(t)$ 参数,其中 PSO 算法的惯性权重 ω 可为 0.6,学习因子 c_1, c_2 为 2,粒子群维度 D 为 5,总群个数 N 为 10,最大迭代次数 100。

(2) 输入训练数据组,组数为 M ,开始训练神经网络,计算粒子的适应值。

(3) 根据粒子的适应值更新个体最优 pBest 和全局最优 gBest,更新权值和阈值粒子的位置和速度,并一直迭代直至更新的权值和阈值满足适应度要求或者达到最大迭代次数,再进入下一步。

(4) 根据训练后得出的 K_p, K_i, K_d 参数值,通过 PID 控制器控制对象后得到 $y(t)$,并计算适应度函数 S_k ,判

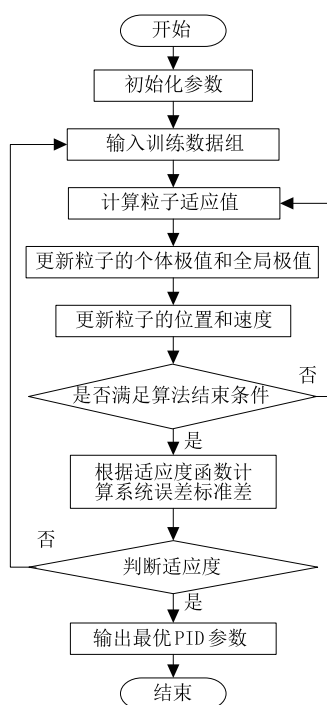


图 7 算法流程图

Figure 7 Algorithm flowchart

断 $S_k > S'_K$, 满足则进入下一步, 否则返回重新训练。

$$S_k = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{k=1}^M [r(k) - y(k)]^2} \quad (7)$$

(5) 满足适应度的条件下, 得到 PID 的最佳参数值, 输出到被控对象。

4 仿真与对比分析

为检验 PSO 优化 BP-PID 控制系统在碾米机组调控的控制效果, 采用 Matlab 中的 SIMULINK 工具箱进行数据仿真, 建立 PSO 优化 BP-PID 控制模型如图 8 所示, 其中封装的 BP-PID 控制模型如图 9 所示, 将传统 PID 控制、BP-PID 控制和 PSO-BP-PID 控制 3 种控制方式进行对比, 阶跃响应仿真结果见图 10。

由图 10 可知, 传统 PID 控制系统调节时间长, 超调量接近 10%; 但经 BP 神经网络优化后, 其超调量有所改善, 调节时间减少近 30% 但调控效果仍不够理想; 而加入

PSO 对 BP-PID 控制的优化, 其超调量大大减少, 响应时间相对于 PID 控制减少了近 70%, 整体控制效果大幅度提升, 且具有良好的稳定性。

5 试验

为测试系统的稳定性和可靠性, 选用传统 PID 控制的碾米机组和经 PSO 优化后的碾米机组进行检测。选用粳稻, 主要测试碾米机组的温升状况和增碎率, 对比两机组中第一道碾米机的米温温升状态, 室温 28 °C, 其温升调控变化如图 11 所示; 测试传统碾米机组的整体增碎率和改进后的每道碾米机增碎率, 其结果见图 12。

由图 11 可知, 改进的碾米机组加工后的米温整体温升比传统加工的低 3 °C 左右, 温升变化幅度降低, 温升状态稳定时间缩短。由图 12 可知, 改进后的碾米机组第二道增碎率低于第一道近 3%, 第三道增碎率低于第二道

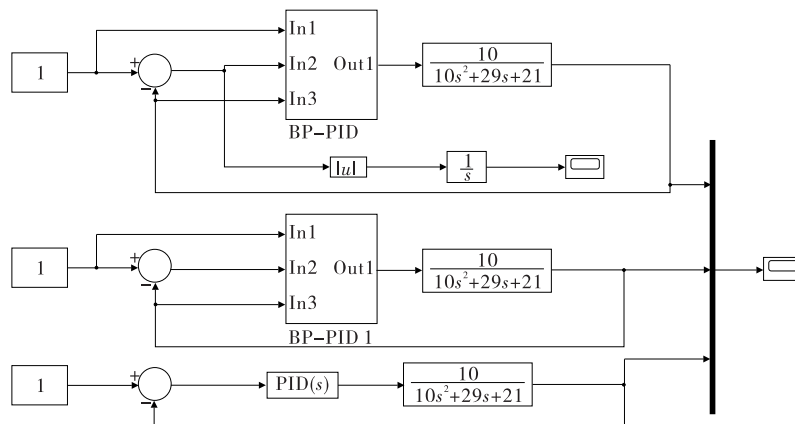


图 8 PSO 优化 BP-PID 控制模型

Figure 8 PSO optimized BP-PID control model

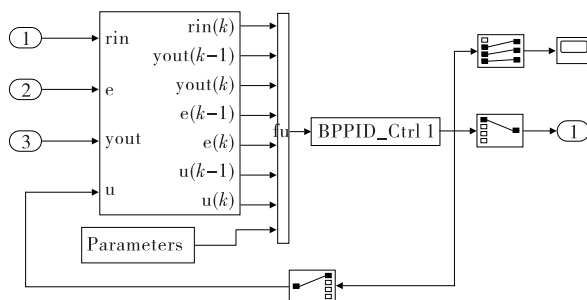


图 9 BP-PID 控制模型

Figure 9 BP-PID control model

2% 左右, 改进的碾米机组总增碎率低于传统 PID 控制的 2% 左右, 且增碎率稳定的时间减少, 改进后的碾米机组系统整体的控制效果优于传统控制。

6 结论

碾米机组控制系统将低温升碾米和多机轻碾技术相

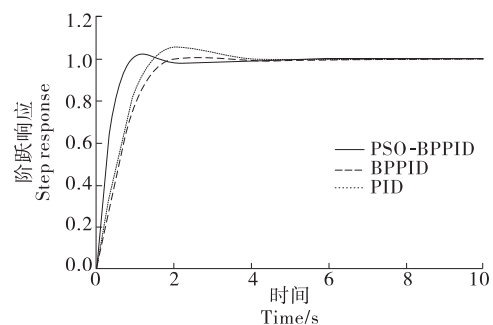


图 10 阶跃响应仿真结果

Figure 10 Step response simulation results

结合, 实现了数字化协同控制, 并对传统 PID 控制进行了改进, 通过 PSO 算法优化了 BP-PID 控制器参数。仿真结果表明, 改进后的碾米机组控制系统的调控时间大幅度降低, 米温温升和增碎率均低于传统碾米机组, 且系统的稳定性良好, 能够较好地实现碾米机组内部的流量平衡。后续可以增加碾米机组内部可控的碾米机数量, 同

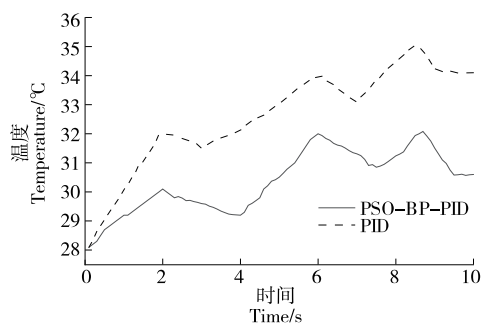


图 11 温升调控变化图

Figure 11 Temperature rise regulation change graph

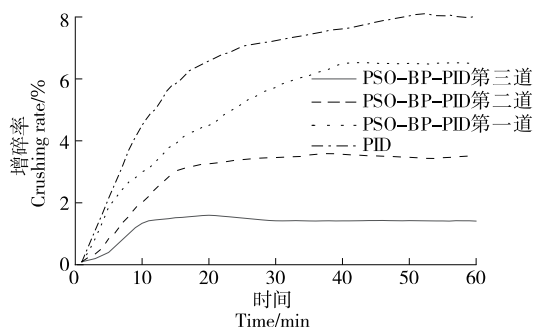


图 12 增碎率变化图

Figure 12 Change graph of crushing rate

时将该碾米机组纳入生产线的自动化管理系统中,进一步提高稻谷加工生产线数字化程度。

参考文献

- [1] 石少龙. 中国大米安全风险[J]. 中国稻米, 2020, 26(1): 6-10.
- [2] 于成龙, 侯俊杰, 陆菁, 等. 多品种变批量产品智能工厂功能框架[J]. 航空制造技术, 2020, 63(14): 93-101.

(上接第 76 页)

- [4] 张慧. 论我国网络订餐食品安全的法律监管[J]. 法制博览, 2019(12): 198-199.
- [5] 徐航. 互联网订餐食品安全监管模式[J]. 食品与机械, 2019, 35(11): 233-236.
- [6] 印伟. 中国食品安全领域犯罪的立法检视与优化维度[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 105-107, 184.
- [7] 唐彰元. 旅游食品安全治理中社会监督机制[J]. 食品与机械, 2020, 36(6): 103-106, 121.

(上接第 82 页)

- [17] SHEN Fei, YANG Dan-ting, YING Yi-bin, et al. Discrimination between Shaoxing wines and other Chinese rice wines by near-infrared spectroscopy and chemometrics[J]. Food & Bioprocess Technology, 2012, 5(2): 786-795.
- [18] POMERANTSEV A L. Chemometrics in Excel[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2014: 133-153, 214-217.

- [3] 贾锋, 肖崇业. 碾米机智能化的探讨及方案[J]. 粮食与饲料工业, 2018(8): 1-2.
- [4] 华钦, 黄海军, 张远, 等. 碾米机精度智能控制系统的研制与应用[J]. 粮食与食品工业, 2020, 27(3): 15-17.
- [5] 李继英, 段献起, 朱爱民. 一种新型卧式四辊碾米机的研制与应用[J]. 粮食加工, 2019, 44(5): 61-62.
- [6] HAN Yan-long, JIA Fu-guo, ZENG Yong, et al. Effects of rotation speed and outlet opening on particle flow in a vertical rice mill[J]. Powder Technology, 2016, 297: 153-164.
- [7] RUEKKASAEM L, SASANANAN M. Optimal parameter design of rice milling machine using design of experiment [J]. Materials Science Forum, 2018, 911: 107-111.
- [8] KHONGCHAREON N, KANJANAWANISHKUL K, WISET L. Development of a wireless sensor network for monitoring husking and whitening process in rice mills[J]. Mahasarakham International Journal of Engineering Technology, 2020, 6(2): 95-102.
- [9] RAJESH K S, DASH S S. Load frequency control of autonomous power system using adaptive fuzzy based PID controller optimized on improved sine cosine algorithm[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10(6): 2361-2373.
- [10] 陈星. 基于模糊神经网络 PID 控制的花茶烘焙温控系统设计[J]. 食品与机械, 2020, 36(9): 131-137.
- [11] HAMDI H, BEN REGAYA C, ZAAFOURI A. Real-time study of a photovoltaic system with boost converter using the PSO-RBF neural network algorithms in a MyRio controller[J]. Solar Energy, 2019, 183: 1-16.
- [12] KASMURI N H, KAMARUDIN S K, ABDULLAH S R S, et al. Integrated advanced nonlinear neural network-simulink control system for production of bio-methanol from sugar cane bagasse via pyrolysis[J]. Energy, 2019, 168: 261-272.

- [19] CARTER J F, CHESSON L A. Food forensics: Stable isotopes as a guide to authenticity and origin[M]. Boca Raton: CRC Press, 2017.
- [20] CHUNG I, KIM J, AN Y, et al. Compound-specific $\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$ analyses of fatty acids and amino acids for discrimination of organic, pesticide-free, and conventional rice (*Oryza sativa* L.) [J]. Food Chemistry, 2019, 283(15): 305-314.