

机械与过程控制

基于 RBF 神经网络的自动包装机温度控制算法研究

陈明霞, 张寒, 郑谊峰
(桂林理工大学, 桂林 541000)

摘要: **目的** 针对传统热封工艺中温度调节 PID 算法参数过度依赖人工经验的缺点, 提出一种 RBF 神经网络与 PID 算法相结合的具有参数自适应的热封温度控制算法。 **方法** 使用控制系统的输出误差作为代价函数, 采用最小均方误差 (LMS) 调整权值与偏置参数, 并通过中心自组织算法实现径向基函数中心和中心宽度的动态调节, 在 Matlab 软件中的 Simulink 子系统中建立仿真模型进行算法验证, 并与传统 PID 控制算法进行比较。 **结果** 仿真结果表明, 径向基神经网络与传统 PID 算法的结合使得系统输出响应在动态性能和静态性能方面均优于传统 PID, 在系统上升时间、调节时间等方面均优于增量式数字 PID。 **结论** 将 RBF 神经网络 PID 算法应用于自动包装机, 避免了传统热封工艺中 PID 控制算法参数不能适应于复杂变换控制环境的问题, 神经网络 PID 算法的自适应性强, 实现了热封温度变化下 PID 参数的自动调整, 在一定程度上提升了生产效率和包装设备的智能化水平。

关键词: 神经网络 PID; 增量式数字 PID 算法; 智能控制; 热封温度控制

中图分类号: TB486; TP23 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)19-0150-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.19.027

Temperature Control of Automatic Packaging Machine Based on RBF Neural Network

CHEN Ming-xia, ZHANG Han, ZHENG Yi-feng
(Guilin University of Technology, Guilin 541000, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a heat seal temperature control algorithm with parameter adaption based on RBF neural network and PID algorithm for the excessive dependence of parameters of PID control algorithm on artificial experience in traditional heat sealing process. The output error of the temperature control system was used as the cost function, the minimum mean square error (LMS) was applied to adjust the weight and bias, and the dynamic adjustment for the radial basis function center and the center width was realized by the center self-organization algorithm. The simulation model was set up in the Simulink subsystem of the MATLAB software to verify the algorithm and then compared with the traditional PID control algorithm. The simulation results showed that the combination of RBF neural network and traditional PID algorithm made the output response of the system better than the traditional PID in both dynamic performance and static performance and also better than the incremental digital PID in rise time and adjustment time. The RBF neural network PID algorithm is applied to the automatic packing machine to avoid the problem that PID control algorithm parameters cannot adapt to the complex transformation control environment in the traditional heat sealing process. The neural network PID algorithm has strong adaptability and realizes the automatic adjustment of PID parameters under the change of heat seal temperature, so it can improve the production efficiency and the packaging equipment intelligent level to some certain.

KEY WORDS: neural network PID; incremental digital PID algorithm; intelligent control; heat sealing temperature control

随着中国经济水平不断提高, 膨化食品的需求与日俱增, 因此, 国内食品包装机的市场不断发

展。相关资料显示, 仅 2013 年, 中国包装专用设备机械产量就达 11 万台, 相比 2012 年增长 14.2%。食

收稿日期: 2018-06-14

基金项目: 科研启动基金 (RD18102906)

作者简介: 陈明霞 (1971—), 女, 桂林理工大学教授级高级工程师, 主要研究方向为运动控制、装备自动化技术。

品机械行业作为一个朝阳产业,蕴含着极大的发展潜力。我国现代工业起步较晚,自动化技术相对落后于西方发达国家,控制技术层面上存在较大差距,尤其是温度控制技术层面,且国内相关产业资金投入不够、专业研发人员匮乏及核心技术缺乏,因而导致国内包装机械总体智能化水平低、技术水平低、性能稳定性差、制作粗糙、精度不佳,多数为半自动化水平。从世界范围内看,未来自动包装机必然朝着机械功能多元化、结构设计标准化、控制智能化和结构高精度化方向发展^[1-2]。

自动包装机的热封温度控制是其生产过程中的重要环节,也是影响塑料薄膜热封质量的关键因素。生产过程中热封装置的温度速率的大范围波动、热量传递惯性以及工业现场复杂的环境因素造成的不确定外来扰动等因素,对建立自动包装机热封温度控制系统精准的数学模型提出了挑战^[3]。当前采用传统的 PID 控制器对自动包装机热封温度进行控制,参数调节较大程度上依赖人工经验,难以达到良好的控制效果,从而影响实际生产效率。针对传统 PID 温度控制的缺点,研究人员相继提出多种改善策略,例如 PID 参数自整定、自学习等。基于未来发展的趋势和当前研究背景,文中提出 RBF 神经网络与 PID 算法相结合的热封温度控制方案,该方案从包装速度、精度角度出发,将人工智能算法应用于自动包装机温度控制系统,以包装强度为控制目标,双向调节温度和速度,并以 Matlab 为实验仿真平台,搭建出热封温度控制系统模型进行仿真分析、论证总结,对于提高自动包装机的智能化水平有一定的参考价值与实际意义。

1 热封工艺流程简介

包装材料的热封工艺过程是指在外界条件作用下,使得包装薄膜达到热熔状态^[4],同时借助外界压力作用,实现薄膜分子的相互渗透,从而形成分子作用力——范德华力。薄膜达到热熔状态而形成的范德华力在热封工艺中被称为热封强度。热封强度在热封工艺中是一项极其重要的指标,该指标直接影响了包装成品的美观性和安全性等。影响热封强度的因素主要有热封温度、热封速度、热封压力、环境温度、环境湿度等^[5],其中热封压力、热封温度和热封速度为主要影响因素。传统自动包装机的热封工艺流程见图 1。

在传统热封工艺流程中,首先通过实验测试出所用包装材料的最优热封参数,并根据测得参数设定自动包装机的热封温度和热封速度,之后调节热封温度来控制热封强度。由于温控系统属于滞后系统,当热封速度参数不变时,热封温度的变动必将导致热封强度在某一数值附近波动。在此过程中,热封装置不论升温还是降温,操作设备都需停止,这种模式严重影

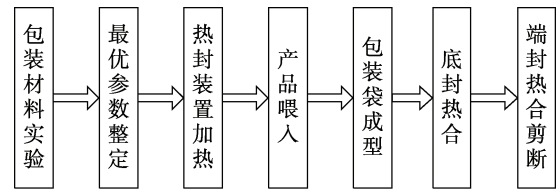


图 1 传统热封工艺流程

Fig.1 Flow chart of traditional heat sealing process

响了生产效率。文中对参考文献[6]中的包装薄膜热封参数模型进行分析,针对上述问题在目标热封强度下建立热封温度与热封速度之间的映射关系,双向调节温度和速度。在热封温度调节过程中,使速度参数跟随温度参数变化,在热封速度调节过程中,使温度参数跟随速度参数变化。优化后的热封工艺流程见图 2。

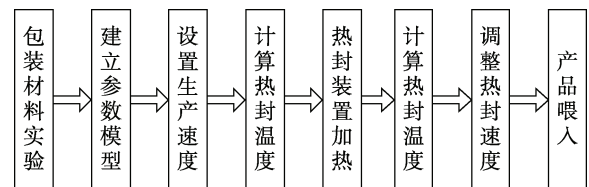


图 2 优化后的热封工艺流程

Fig.2 Flow chart of optimized heat sealing process

2 控制系统设计

PID 是当前应用最为广泛的控制规律,具有结构简单、稳定性强、工作可靠等优点。模拟 PID 控制器是建立在时域、频域的基础上对误差的比例、积分和微分运算作用,其中 P 为比例运算, I 为积分运算, D 为微分运算, PID 控制器结构框见图 3。

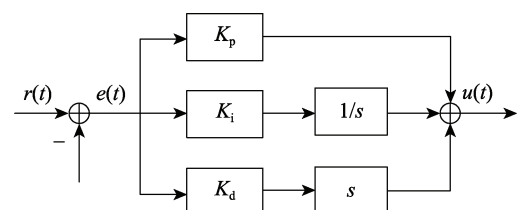


图 3 PID 控制器结构

Fig.3 Structure of PID controller

频域表达式为:

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

时域表达式为:

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

式中: K_p 为比例系数; K_i 为积分系数; K_d 为微分系数; S 为拉普拉斯算子; t 为系统采样时间, $e(t)$ 为系统误差。

由于上述 PID 控制频域与时域的表达式均不利

于编程实现,将其进行离散化处理,可以得到在单片机上易于编程实现的差分方程,即PID控制的增量式表达式, n 时刻PID的输出如下:

$$u(n) = u(n-1) + [e(n) - e(n-1)]K_p + [e(n)t]K_i + \frac{[e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)]}{t}K_d \quad (3)$$

式中: t 为系统采样时间。

传统热封工艺中温度调节PID算法参数过度依赖人工经验,影响生产效率并造成资源浪费。针对上述问题文中采用RBF神经网络与传统PID相结合的神经网络PID算法,将神经网络PID算法应用于自动包装机,进行控制系统的整体设计后,系统控制原理见图4。

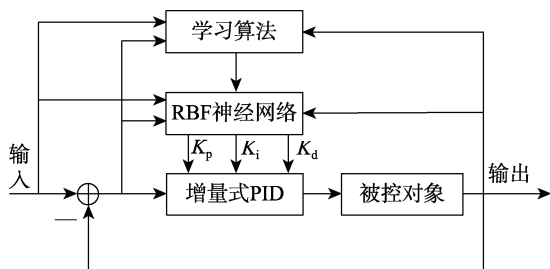


图4 系统控制原理

Fig.4 System control principle

加热设备普遍存在非线性、大滞后的问题,电加热设备的滞后属于容积滞后。在课题中,包装设备采用电加热的工作方式。在控制过程中,通常将电加热设备的动态特性视作一个线性系统,用一个或2个惯性环节串联一个纯滞后环节来近似逼近^[7],具体地可以表示为:

$$\frac{K}{Ts+1}e^{-\tau s} \text{ 或 } \frac{K}{(1+T_1s)(1+T_2s)}e^{-\tau s} \quad (4)$$

文中研究包装设备模型所使用的电加热设备是电热丝,其等效模型可设为:

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

文献[8]中阐述了交叉两点法来确定被控对象数学模型中的未知参数 K, T, τ ,引用文献[8]所确定的电热丝被控对象数学模型:

$$G(s) = \frac{5.4}{764s+1}e^{-5s} \quad (6)$$

在文中所采用的RBF神经网络PID算法模型中,网络采用3-5-3的结构,即输入层为3个感知神经元,隐含层为5个神经元,输出层为3个神经元,以系统的运行状态参数作为径向基神经网络的输入,输出为PID的3个参数 K_p, K_i, K_d ,通过状态参数动态地调节PID参数,使得系统自适应获得满意的动态和静态性能^[9],网络结构见图5。

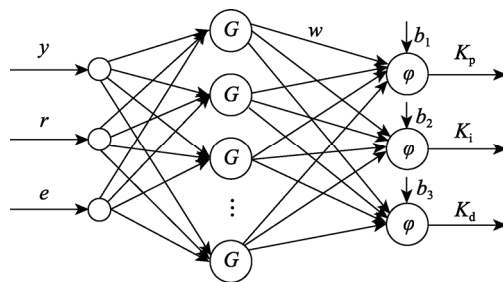


图5 RBF神经网络结构

Fig.5 RBF neural network structure

图5中, y 为系统输出; r 为系统输入; e 为系统误差; G 为多元高斯函数; w 为隐含层至输出层连接权值矩阵; b_i 为偏置; φ 为线性激活函数。在径向基神经网络中,输入层与隐含层之间无连接权值,实现的是输入的非线性变换^[9]。

根据广义径向基神经网络所设计RBF神经网络,径向基函数取多元高斯函数见式(7)^[10]。

$$Gauss(x) = e^{\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2}\|x-c_i\|^2\right)} \quad (7)$$

式中: x 为 m 维的向量,按照中心自组织算法动态调整径向基函数中心 c ,调整时按式(8)计算中心宽度 σ 。

$$\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{m_1}} \quad (8)$$

式中: $d_{\max}$ 为RBF函数中心向量 $\{c_k(n)\}_{k=1}^{m_1}$ 间距离的最大值; m_1 为隐含层神经元个数。理论上隐含层每个神经元对应中心集里的一个函数中心 c_i 及中心宽度 σ_i ,这样设计的径向基神经网络会受到一定限制,但其仍然可以作为一个通用逼近器^[11]。在确定了中心宽度后计算隐含层第 i 个神经元的输出

$$y_i = e^{\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2}\|x-c_i\|^2\right)}, i=1, 2, \dots, m_1 \quad (9)$$

输出层激活函数采用ReLU函数:

$$\varphi = \max(0, x) \quad (10)$$

输出层3个神经元输出分别为增量式PID的 K_p, K_i, K_d ,见式(11)。

$$\begin{aligned} K_p &= \varphi\left(\sum_{i=0}^{m_1} w_{1i}y_i\right) \\ K_i &= \varphi\left(\sum_{i=0}^{m_1} w_{2i}y_i\right) \\ K_d &= \varphi\left(\sum_{i=0}^{m_1} w_{3i}y_i\right) \end{aligned} \quad (11)$$

式中: w_{1i} 为输出层第1个神经元的偏置; w_{2i} 为输出层第2个神经元的偏置; w_{3i} 为输出层第3个神经元的偏置。

将式(11)代入PID控制算法的增量式表达式,

则神经网络 PID 的输出公式为:

$$u(k) = u(k-1) + a_1 \left(\varphi \left(\sum_{i=0}^{m_1} w_{1i} y_i \right) \right) + a_2 \left(\varphi \left(\sum_{i=0}^{m_2} w_{2i} y_i \right) \right) + a_3 \left(\varphi \left(\sum_{i=0}^{m_3} w_{3i} y_i \right) \right) \quad (12)$$

式中: $a_1 = e(k) - e(k-1)$; $a_2 = e(k)T$; $a_3 = [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)]/T$ 。

式(12)给出了径向基神经网络作用下 PID 的数学模型, 该数学模型中存在需要调整的自由参数有 c , σ , w 和 b , 结合系统控制框图(图 3)和径向基神经网络 PID 数学模型式(12)得到结合了神经网络控制算法作用下的控制系统图, 见图 6。

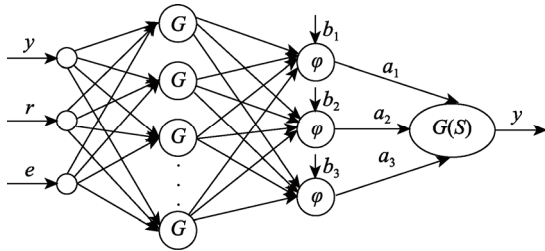


图 6 控制算法作用下的控制系统

Fig.6 Control system under the action of control algorithm

3 RBF 神经网络参数调整

3.1 函数中心和中心宽度调整

PID 控制算法中的 K_p , K_i , K_d 参数与系统的输出响应之间相互耦合, 存在非线性关系。根据 RBF 神经网络原理可知, 通过将非线性问题进行变换并且映射到更高维的空间中转换为一个线性问题。中心自组织算法根据网络输入的不同来自适应调整网络 RBF 函数中心, 其步骤说明如下所述。

1) 采用 $\{c_k(n)\}_{k=1}^{m_1}$ 表示径向基函数在第 n 次迭代时的中心。

2) 中心 $c_k(0)$ 的初始值可以是随机的, 每一个中心的初值不相同。

3) 采用 $k(x)$ 表示中心集 $\{c_k(n)\}_{k=1}^{m_1}$ 中与 n 时刻输入的向量 x 欧式距离最小的第 k 个向量的下标。

$$k(x) = \arg \min_k \|x(n) - c_k(n)\|, k = 1, 2, \dots, m_1 \quad (13)$$

4) RBF 函数的中心调整准则为:

$$c_k(n+1) = \begin{cases} c_k(n) + \eta [x(n) - c_k(n)], & k = k(x) \\ c_k(n), & k \neq k(x) \end{cases} \quad (14)$$

式中: η 为学习率, $0 < \eta < 1$ 。

5) 计算中心宽度。

3.2 权值和偏置调整

为了使 PID 参数自适应调整, 使得系统输出响应具有较好的动态性能和稳态性能, 文中在权值和偏置参数优化过程中采用最小均方误差算法来寻找使代价函数最小的最优参数值。

最小均方误差算法采用均方误差函数作为代价函数, 在文中温度控制系统背景下表示为:

$$E(n) = \frac{1}{2} (r(n) - y_{\text{out}}(n))^2 \quad (15)$$

式中: $r(n)$ 为 n 时刻系统输入给定值; $y_{\text{out}}(n)$ 为 n 时刻系统输出。根据代价函数在 RBF 神经网络权值和偏置处的梯度, 计算调整量。

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (16)$$

式中: w_{k0} 为偏置。

为了降低在误差超曲面上陷入局部最小点的可能性, 采用附加动量法更新参数。

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + (1 - m_c) \Delta w_{kj}(n) + m_c \Delta w_{kj}(n-1) \quad (17)$$

根据系统控制框图(见图 5), 系统传递函数输入为 RBF 神经网络 PID 的输出, 则 n 时刻系统输出:

$$y_{\text{out}}(n) = G(u(n)) \quad (18)$$

根据式(10)定义的代价函数以及式(11)计算权值和偏置的变化量:

$$\begin{aligned} \Delta w_{1i} &= a_1 \eta_1 e(n) G'(u(n)) \\ \Delta w_{2i} &= a_2 \eta_2 e(n) G'(u(n)) \\ \Delta w_{3i} &= a_3 \eta_3 e(n) G'(u(n)) \end{aligned} \quad (19)$$

式中: w_{k0} 为偏置; y_j 为隐含层第 j 个神经元输出值; y_0 为固定值 1。

输出层中不同的神经元采用不同的学习率, 其中 $G'(u(n))$ 可用符号函数 $\text{sgn}(u(n))$ 代替, 这种替换所导致的精度损失可由学习率弥补^[12]。根据上述的算法按照式(16)进行参数整定, 可实现 PID 参数的自适应调整。

4 基于 RBF-PID 神经网络控制器设计

4.1 RBF 神经网络 PID 数学模型

在 RBF 神经网络中, 由于不同层所发挥的作用不同。对于不同层采用不同的优化策略是合理的^[13]。在 RBF 神经网络 PID 算法的设计过程中, 以系统的运行状态参数作为径向基神经网络的输入, 输出为 PID 的 3 个参数 K_p , K_i , K_d , 通过状态参数动态地调节 PID 参数, 使得系统自适应获得满意的动态和静态性能, 并且在干扰的作用下可自动调整 PID 参数, 使系统输出基本稳定在目标设定值。定义隐含层至输出层之间的连接权值调整代价函数见式(15)。

5 系统仿真

文中通过 Matlab 软件中的 Simulink 子系统对所设计的热封温度控制系统进行仿真验证,并对系统性能进行分析,由于 Simulink 中的神经网络模块无法与 PID 算法进行链接实现复杂控制算法^[14-15],因而使

用 Simulink 中的 S-Function 模块进行径向基神经网络 PID 算法设计,并根据设计好的 S-Function 模块搭建仿真模型。

在 Simulink 当中搭建闭环控制系统的仿真模型,包含增量式数字 PID 算法以及 RBF 神经网络 PID 算法,系统仿真结构见图 7。

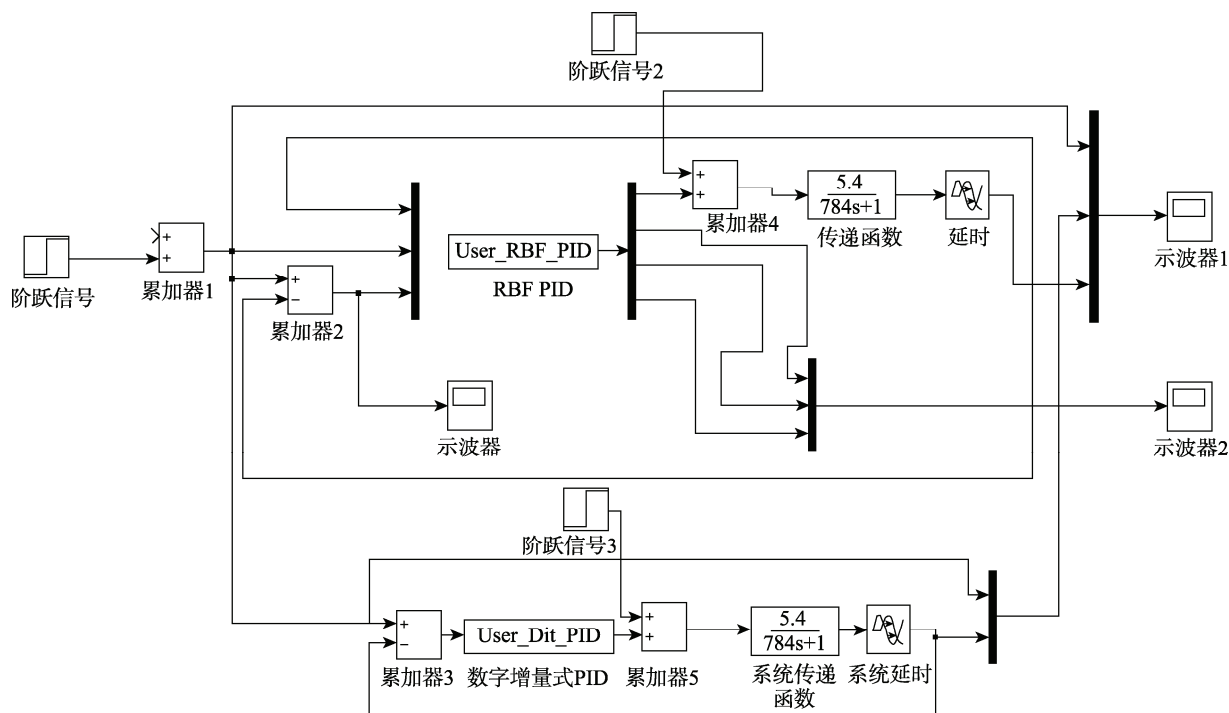


图7 系统仿真结构

Fig.7 System simulation structure

在系统中给定阶跃信号, RBF 神经网络结构为 3-5-1, 学习速率为 0.1, 附加动量参数为 0.9, 加权因子为 0.01。此外, 增量式数字 PID 参数分别为 $P=1.74$, $I=0.36$, $D=1.13$ 。系统分别在增量式数字 PID 控制算法和径向基神经网络 PID 控制算法作用下的输出响应曲线见图 8, PID 参数自适应调整曲线见图 9, RBF 神经网络 PID 误差下降曲线见图 10, 扰动作用下系统输出响应曲线见图 11。

RBF 神经网络 PID 相应速度较快, 达到稳态时间也较数字增量式 PID 短, 见图 8。RBF 神经网络 PID 参数自适应整定的过程见图 9。由图 10 可看出, RBF 神经网络 PID 误差下降过程, 体现出算法较为优异的动态性能和稳态性能。为了更好地验证系统性能, 在 500 s 时加入扰动进行实验仿真, 见图 11。观察发现增量式 PID 输出响应曲线出现了微小震荡, 稳态时间较长, RBF 神经网络 PID 参数根据系统误差

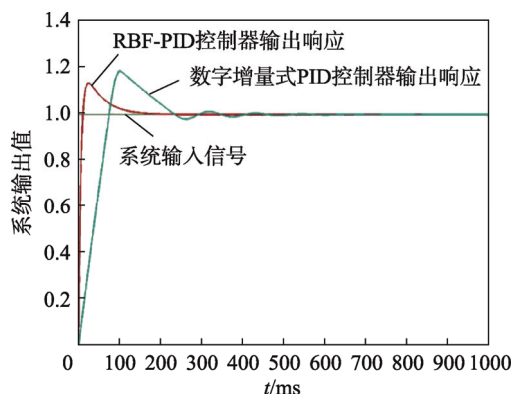


图8 系统输出响应曲线

Fig.8 System output response curve

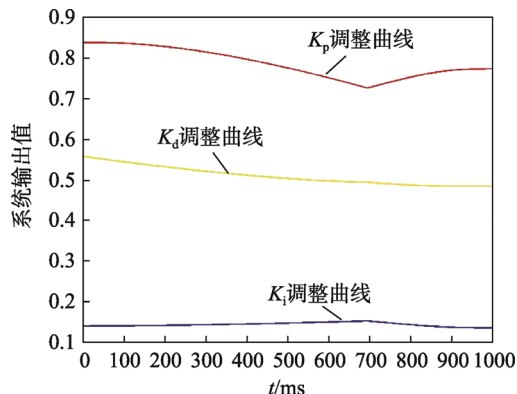


图9 RBF神经网络PID参数曲线

Fig.9 RBF neural network PID parameter curve

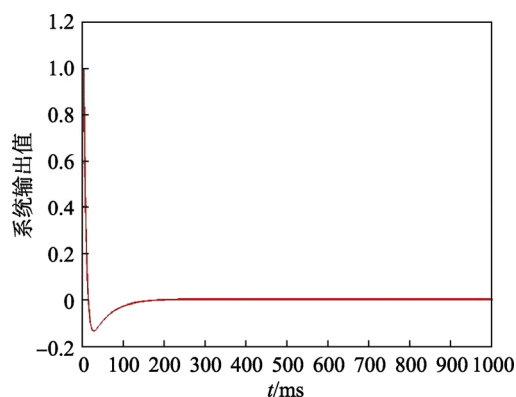


图 10 RBF 神经网络 PID 误差下降曲线

Fig.10 RBF neural network PID error descent curve

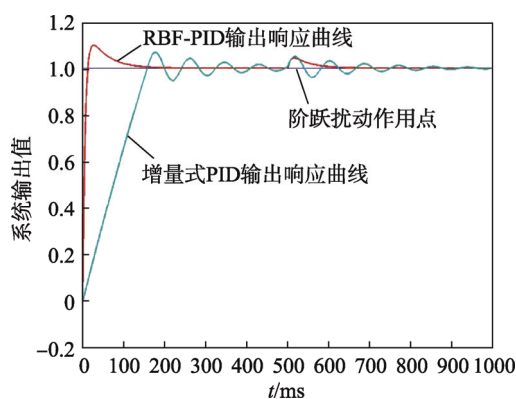


图 11 扰动作用下系统输出响应曲线

Fig.11 System output response curve under disturbance

自适应调整, 最终趋于一个稳定值, 并且在扰动作用下, 参数自适应调整最终趋于稳定值。RBF-PID 控制器抗干扰能力较强、鲁棒性好, 应用于非线性和滞后性的包装机热封温度控制系统较传统 PID 控制器更具有较强的适应性和有效性。

6 结语

文中通过 RBF 神经网络与 PID 算法的结合, 提出一种 RBF 神经网络与 PID 算法相结合的具有参数自适应的热封温度控制算法, 并在 Matlab 上仿真验证了所提温度控制算法的性能及有效性。通过分析发现, 在 RBF 神经网络 PID 算法作用下可以获得较为优异的动态性能和稳态性能, 在系统上升时间、调节时间等方面均优于增量式数字 PID, 并且 RBF 神经网络作用 PID 的参数具有自适应性, 无需人工整定 PID 参数。文中建立的热封温度的控制算法有效提升了自动包装机热封温度控制算法的自适应性, 可以实现热封参数变化下的控制参数自动整定, 将该系统应用于自动包装机热封温度控制系统中, 在一定程度上提升了生产效率与包装设备的智能化水平, 具有一定的应用价值。

参考文献:

- [1] 岳艺. 食品包装机械的自动化控制[J]. 轻工科技, 2016, 32(1): 77—78.
YUE Yi. Automatic Control of Food Packaging Machinery[J]. Light Industry Technology, 2016, 32(1): 77—78.
- [2] 郑国伟. 机械工业 2017 年第一季度进出口简析与思考[J]. 设备管理与维修, 2017(8): 9.
ZHENG Guo-wei. Brief Analysis and reflection on Import and Export of Machinery Industry in the first quarter of 2017[J]. Equipment Management and Maintenance, 2017(8): 9.
- [3] 盛强. 基于 PLC 的瑜伽垫卷取包装控制系统设计[J]. 制造业自动化, 2017, 39(3): 127—131.
SHENG Qiang. Design of Yoga Pad Coil Packaging Control System Based on PLC[J]. Manufacturing Automation, 2017, 39(3): 127—131.
- [4] 何立冬. 基于隔音棉包覆层脉冲热封工艺参数优化研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2015.
HE Li-dong. Optimization of Pulse Heat Sealing Process Parameters Based on Soundproof Cotton Blanket[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2015.
- [5] 马豪, 杨传民, 郑毅, 等. 利乐复合材料与 PE 密封条纵封热封性能规律的研究[J]. 包装与食品机械, 2017, 35(2): 26—30.
MA Hao, YANG Chuan-min, ZHENG Yi, et al. The Study on the Properties of the Thermal Sealing Properties of the Composite Materials and PE Seals[J]. Packaging and Food Machinery, 2017, 35(2): 26—30.
- [6] 陈明霞, 郑谊峰. 基于插值与神经网络的包装薄膜热封参数分析[J]. 包装工程, 2018, 39(9): 67—72.
CHEN Ming-xia, ZHENG Yi-Feng. Analysis of Heat Sealing Parameters of Packaging Film Based on Interpolation and Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(9): 67—72.
- [7] MIRINEJAD H, INANC T. An RBF Collocation Method for Solving Optimal Control Problems[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 87: 219—225.
- [8] KIM J S, JUNG S. Implementation of the RBF Neural Chip with the Back-propagation Algorithm for Online Learning[J]. Applied Soft Computing Journal, 2015, 29(C): 233—244.
- [9] 朱逢锐. 基于 RBF 神经网络的 PID 自校正控制研究及应用[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2017.
ZHU Feng-rui. Research and Application of PID

- Self-tuning Control Based on RBF Neural Network[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2017.
- [10] 张莉, 姜浩, 蒲安建. 基于广义径向基函数的神经网络分类预测[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(3): 106—109.
- ZHANG Li, JIANG Hao, PU An-Jian. Based on Generalized Radial Basis Function Neural Network Classification and Prediction[J]. Computer Technology and Development, 2009, 19(3): 106—109.
- [11] NEDBALEK J. RBF Neural Networks for Function Approximation in Dynamic Modeling[J]. Journal of Konbin, 2008, 8(1): 223—232.
- [12] 张海涛. 基于卡尔曼滤波器算法的径向基神经网络训练算法研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2007.
- ZHANG Hai-tao. Radial Basis Function Neural Network Training Algorithm Based on Kalman Filter Algorithm[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2007.
- [13] 张晓凤. 基于神经网络 PID 控制方法的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
- ZHANG Xiao-feng. Research on PID Control Method Based on Neural Network[D]. Shenyang: Northeastern University, 2013.
- [14] STEVENS D, POWER H, CLIFFE K A. A Solution to Linear Elasticity Using Locally Supported RBF Collocation in a Generalized Finite-difference Mode[J]. Engineering Analysis with Boundary Elements, 2013, 37(1): 32—41.
- [15] FILIP I, SZEIDERT I. Adaptive Fuzzy PI Controller with Shifted Control Singletons[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 54(C): 1—12.