

大容积电烤箱内传热过程的反向传播神经网络控制算法

姚青^{1,2}, 唐巍峰³, 郑鑫^{1,2}, 王锐^{1,2}, 梁文龙^{1,2}, 刘玉贤^{1,2}, 褚雯霄³

(1. 浙江省健康智慧厨房系统集成重点实验室, 315336, 浙江宁波; 2. 宁波方太厨具有限公司, 315336, 浙江宁波; 3. 西安交通大学热流科学与工程教育部重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 大容积电烤箱内存在严重加热不均匀问题, 限制其在商业和家用领域的广泛应用, 传统比例-积分-微分(PID)控制算法存在弛豫时间长、温控精度差等问题, 导致被加热目标无法维持在最佳烹饪热环境。通过自编程构建了一种反向传播神经网络(BPNN)控制策略, 以改善大容积电烤箱的加热速率、温控精度及热均匀性为目标, 通过局部速度、温度分布与美拉德反应可视化实验测试, 探究了风扇转速、对流与辐射加热功率和排气流量等因素的影响。实验结果表明: 在提升算法鲁棒性后, BPNN 算法对烤箱内温度预测误差显著降低; 相比 PID 控制方法, 采用 BPNN 算法的被加热目标过热度最多降至 6℃, 温控精度显著提高; 被加热目标表面温度的相对极差从 54% 降至 36%, 速度相对极差从 71.4% 下降至 39%, 均匀性显著增强; 电烤箱的加热弛豫时间从 230 s 降至 100 s。BPNN 算法能够实现大容积电烤箱更精确、更快速、更均匀的温度控制。

关键词: 电烤箱; 反向传播神经网络; 对流与辐射; 热均匀性; 弛豫时间

中图分类号: TK124 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202407007 **文章编号:** 0253-987X(2024)07-0073-11

Thermal Uniformity Control in Electronic Oven Guided by Back Propagation Neural Network

YAO Qing^{1,2}, TANG Weifeng³, ZHENG Xin^{1,2}, WANG Rui^{1,2}, LIANG Wenlong^{1,2},
LIU Yuxian^{1,2}, CHU Wenxiao³

(1. Key Laboratory of Healthy & Intelligent Kitchen System Integration of Zhejiang Province, Ningbo, Zhejiang 315336, China; 2. Ningbo Fotile Kitchen Ware Company, Ningbo, Zhejiang 315336, China; 3. Key Laboratory of Thermo-Fluid Science and Engineering of MOE, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Serious problem on the heating uniformity exist in the large-volume electric oven, which limits its extensive application in commercial and household fields. The commonly applied Proportion Integration Differentiation (PID) algorithm has concerns of long relaxation time and poor temperature control accuracy. This study involves a self-coding backpropagation neural network (BPNN) control strategy, aiming to improve the heating efficiency, temperature control accuracy and uniformity. The local velocity and temperature measurement as well as the egg-tart visualization methods are utilized to assess the control sensitivity of fan speed, power of airflow heating rods, power of radiation heating rods, and exhaust flowrate. Experimental result shows

收稿日期: 2023-11-03。 作者简介: 姚青(1981—), 女, 工程师; 褚雯霄(通信作者), 男, 教授, 博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(52206113)。

网络出版时间: 2024-03-05

网络出版地址: <https://link.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20240301.1313.006.html>

that, following effective data training and robustness enhancement, the BPNN control strategy can significantly reduce the prediction errors. In comparison to the PID strategy, the overheating is reduced by up to 6 °C. Meanwhile, the maximum temperature difference decreases from 54% to 36%. Accordingly, the velocity difference drops from 71.4% to 39%, and the relaxation time shorts from 230 seconds to 100 seconds. It is indicated that the BPNN strategy can provide much quicker, more precise and uniform temperature control in the large-volume electric oven.

Keywords: electronic oven; back propagation neural network; convection and radiation; temperature uniformity; heating relaxation time

近年来,智能家电快速发展,电烤箱作为西式面点的重要烹饪设备,具有烘焙量大、加热温度高、烹饪品类多等优势,可将被加热目标升温至 400 °C 以上^[1]。已有研究结果表明,电烤箱更高的加热温度上限有助于提升烹饪速率与食物口感,是先进电烤箱的主要评价标注^[2]。与传统的电烤炉、微波炉等加热设备相比,电烤箱通过风扇强制对流配合辐射传热的方式作用于被加热目标,具有加热速度快、热效率高、加热均匀、控制温度精确等优点^[3]。然而,在商业及家庭应用中,电烤箱内存在严重加热不均匀问题,尤其是在大容积电烤箱中尤为显著。例如,在利用电烤箱加热食品的过程中,被加热目标因表面积大、多层布置等原因,易出现烘焙时间过长、部分区域烧焦而部分区域未煮熟等情况,主要原因在于电烤箱空间内的局部温度控制差,传热过程不均匀^[4]。

近年来,国内外学者针对微波与蒸烤一体机内食品被加热过程的热控制与加热均匀性问题开展了相关研究工作。Ahn 等^[5]提出了一种 kW 级 2.45 GHz 的微波加热器,用于改善加热均匀性,研究结果表明,在传统加热器中,空腔内多次微波反射将导致食物表面的热斑和冷斑广泛存在,被加热物体的温度均匀性较低。同时,他们提出了一种带有多个开槽波导的功率控制型加热器以提高空间被加热目标的热均匀性,所提出的由 3 个波导组成的加热器的每个波导由纵向或横向槽组成,根据每个波导的电场峰值振幅判定,利用开关电源的方法调整每个波导的热输入功率,数值模拟结果表明,该新型结构比传统加热器结构的加热均匀性提高了约 67%。Wang 等^[6]针对封闭空间的加热过程,引入具有不同相对介电常数的材料,以改善固体层压板的被加热均匀性与可靠性;该研究采用有限元算法进行了模拟并通过实验进行了验证,模拟结果表明,介电常数较大的材料可将电场的最大模量值降低约 95%,并普遍降低在较小范围内波动的变异系数,在部分区域采

用介电常数介于 0~0.3 之间的材料可以更有效地改善加热效率;在整个研究范围内,电场的最大模量值可降低 34%~55%。然而,相对介电常数低会增加加热反射量,导致加热均匀性变差,在同一过程中温度的不均匀性提高了 246.9%;因此,需选用合适的介电常数材料以提高加热均匀性和可靠性。

有学者针对电烤箱内的传热过程开展了较为深入的研究。Chhanwal 等^[7]认为,热辐射是电烤箱加热目标物体的最主要传热机制。Boulet 等^[8]指出,电烤箱内加热过程在低流速下以辐射传热占主导,但不同的加热模式下烤箱内部的温度特性并不一致。Ciarmiello 等^[9]研究了辐射率对温度均匀性的影响,同时指出温度控制的重要性,虽然对流传热不是电烤箱的主要传热机制,但其对烤箱内的温度均匀性和加热性能有很大影响。Diaz-Ovalle 等^[10]利用数值仿真技术,对电烤箱内的空气流动进行了仿真,指出通过改变烤箱挡板的几何形状与出风位置,可有效改善被加热空间的对流传热特性,进而影响被加热目标的温度均匀性和加热时间。以上研究结果均表明,电烤箱内的传热过程是热辐射和热对流耦合的结果,且每个型号电烤箱内的流体动力学特性因其几何结构、运行工况、控制策略不同,传热特性具有显著差异。目前大多通过改变腔体结构、改进挡板、使用新的方式以达到提高加热速率、温控精度与加热均匀性等目的。然而,电烤箱内被加热目标的温度控制是一个非稳态过程,且具有高度非线性特征^[11],受加热功率及被加热物体大小、外观、形状、空间位置等多种因素影响。目前,以温度及温度均匀性和工况参数之间的函数关系并未建立^[12],无法利用准确的数学表达式对温度进行精确控制;其次,采用新材料和新结构的开发成本高,不具备通用性。因此,本文从控制策略与控制逻辑出发,开发了一套基于人工智能的温度精准预测与加热控制程序,实现了大容积电烤箱更精确、更快速、更均匀的温度控制^[13]。

目前电烤箱的控制方法依然采用传统的 PID 控制逻辑为主。PID 是一种比例-积分-微分控制算法,广泛应用于需反馈式控制的设备中^[14]。然而,如前文所述,电烤箱是一个复杂的非线性体系,具有多目标特征,PID 控制逻辑需具备明确的控制目标,无法建立准确的反馈函数;同时,大多数电烤箱只内置一个温度传感器,无法定量阐述对流传热与辐射传热的主要贡献,因此无法解决电烤箱内局部温度控制的问题。有学者曾引入模糊控制方法^[15-17],通过构建模糊编译与解码算法,在一定程度上实现了温度不均匀的预测,但该算法存在模糊规则不确定度高的问题,导致重复计算过程稳态误差大。近年来,人工智能算法被广泛应用在高度非线性与实时控制过程,对电烤箱内加热均匀性问题具有非常好的适用性。反向传播神经网络(BPNN)作为典型人工智能算法,广泛的应用在各项热预测控制研究中。Xie 等^[18]利用反向传播神经网络来预测管壳式换热器的温差和传热速率,误差可控制在 10% 以内。Chandok 等^[19]采用 BPNN 对炉膛出口气体温度进行预测,研究结果表明,人工神经网络可与分布式数字控制和信息系统直接联动,并实现更高预测精度和更快的响应速度。

本文利用 BPNN 控制策略,对大容积电烤箱内的温控精度、对流与辐射传热贡献和局部温控均匀性等开展研究,以传统 PID 控制算法为对比基准,通过分布式蛋挞美拉德反应定性地直观地展示电烤箱内的热均匀性;其次,对受热腔体内速度分布进行测试,阐明对流作用对被加热目标的贡献;进一步地,对 BPNN 控制策略的局部温度预测精度、控制过程鲁棒性、温控速率与均匀性等进行实验研究,以速度相对极差、烤制速率、最高温度和温度相对极差为评价准则,阐明 BPNN 控制策略在大容积电烤箱应用的优势。

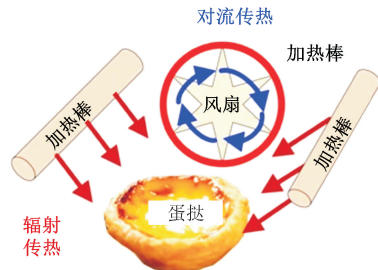
1 实验装置与控制策略

1.1 实验装置

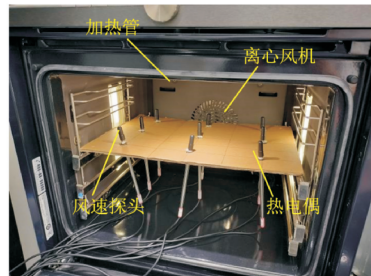
食物成熟的过程需要达到一定温度,电烤箱加热食物一般可达到 120℃ 以上,食物美味的本质在于控制其传热过程,保持温度上升的梯度及最终维持的温度。对于电烤箱而言,控制对流传热和辐射过程是维持烤箱内局部温度分布的基础。本文所研究的电烤箱型号由宁波方太厨具有限公司提供,待测试烤箱内以蛋挞为例的加热过程,如图 1(a)所示。

电烤箱内食物的加热过程主要有两种传热行

为,分别是热对流和热辐射,可分别通过调节风扇转速 V_f 、风扇周围加热棒的功率 Q_f 、顶盖板上加热棒的功率 Q_r 和排气流量 V_{exh} 4 个参数控制^[20]。在监测对流传热方面,烤箱内共安装了 9 个全向风速传感器,如图 1(b)所示,用于监测局部风速,在仅使用离心风机加热时即可获得烤箱内热对流作用在食物加热过程中的传热贡献。因对流传热性能与局部风速密切相关,根据迪图斯-贝尔特(Dittus-Boelter)公式^[21],其数量级为 0.8,离心风机可提供 0~119 m³/h 的流量。同时,根据斯蒂芬-玻尔兹曼(Stefan-Boltzmann)方程,辐射热能与温度的 4 次方成正比,忽略电烤箱外壳的散热。通过改变电流值来控制加热棒,在输入 3 kW 功率的情况下,最高温度可达 400℃。以蛋挞为烹饪对象开展研究,在初始温度为 21℃ 下,建议蛋挞烤制的温度上升梯度和最终维持的温度分别为 5℃/min 和 120℃。



(a) 电烤箱加热方式示意图



(b) 热对流作用风速测试实验系统

图 1 测试烤箱和其加热方式

Fig. 1 Heating manners and convective heat transfer in the electronic oven

1.2 控制策略

1.2.1 PID 控制逻辑

PID 控制是一种广泛应用于工程自动化领域的反馈控制算法。图 2 所示为典型电烤箱烹饪 PID 控制流程图,烤箱的当前状态会受到 V_f 、 Q_f 、 Q_r 和 V_{exh} 4 个输入参数的影响,该方法以设定的温升目标值 T_{ave} 以及最大目标温度 T_{targ} 与当前温度 T_{loc} 的差值,即温度分布极差($D_T = T_{targ} - T_{loc}$)为限定条件,

控制风扇的转速和加热功率。4个参数的变化会依据控制逻辑反馈,作为下一状态变化的判据。PID策略将根据预期设定点和实际输出之间的差值为准,其输出由下式计算得出

$$Y = K_p E_{rr} + K_i \int E_{rr} dt + K_d \frac{dE_{rr}}{dt} \quad (1)$$

式中: K_p 、 K_i 和 K_d 分别代表比例增益、积分增益和导数增益的系数; E_{rr} 代表设定值与当前状态之间的差值, PID 算法控制器将通过调整以上 3 个值的增益, 维持 E_{rr} 在最低状态运行, 实现所需响应关系。

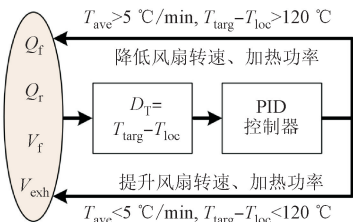


图2 PID控制策略

Fig. 2 Control strategy of PID algorithm

1.2.2 人工神经网络与BPNN模型构建

BPNN 是一种基于人工神经网络(ANN)算法的多层反向传播神经网络算法, BPNN 控制策略基本结构与 ANN 算法训练流程如图 3 所示。本文采用的具有 10 层 ANN 的 BPNN 基本模型与控制逻辑^[22], 每一个 ANN 算法均包括输入层、隐藏层和输

出层, ANN 是输入和输出之间的非线性映射^[23]。本文采用 Pycharm Community Edition 2022 软件, 配合 python 3.10 解译器, 开发的 BPNN 算法涵盖训练循环、控制循环及再学习循环, 初始调控动作依据预训练数据实现相关映射, 在实用测试过程中积累的数据进一步修正映射关系, 提高控制精度。以一层神经网络隐藏层, 一个输出为例, 隐藏层和输出层的输入和输出值表示如下

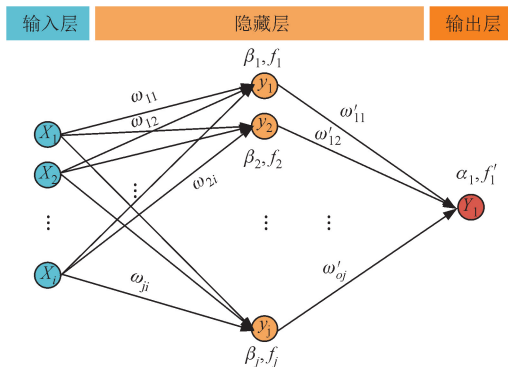
$$I_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ji} X_i + \beta_j, j = 1, \dots, h \quad (2)$$

$$y_j = f_j(I_j), j = 1, \dots, h \quad (3)$$

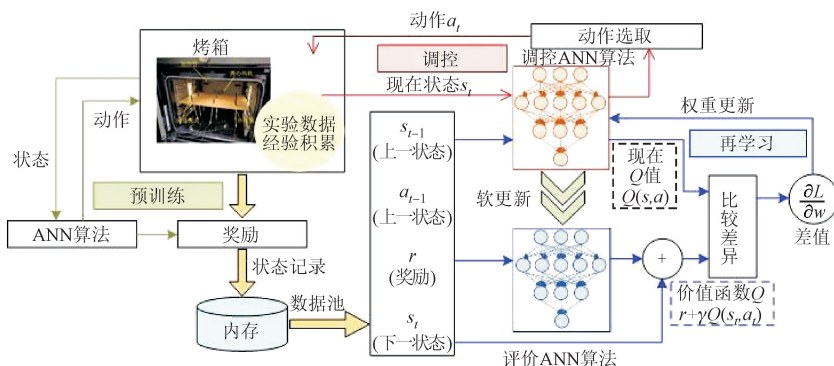
$$I_o = \sum_{j=1}^h \omega'_{oj} y_j + \alpha_o, o = 1 \quad (4)$$

$$Y = f'_o(I_o), o = 1 \quad (5)$$

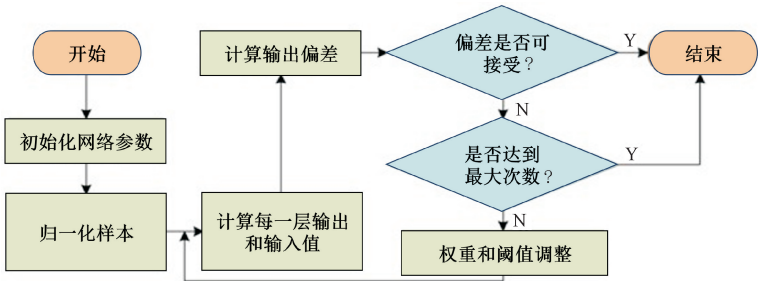
式中: I_j 表示隐藏层第 j 个神经元的输入; y_j 表示隐藏层第 j 个神经元的输出; I_o 表示输出层第 o 个神经元的输入; X_i 表示输入层第 i 个神经元的输入; Y 表示输出层的输出。 β_j 和 α_o 分别是隐藏层第 j 个神经元和输出层的第 o 个神经元阈值, 将温度无量纲化并维持在 $[-1, 1]$ 之间; f_j 和 f'_o 分别代表隐藏层第 j 个神经元和输出层的第 o 个神经元的激活函数; ω_{ji} 表示输入层第 i 个神经元与隐藏层第 j 个神经元的连接强度; ω'_{oj} 表示隐藏层第 j 个神经元与输出层第 o 个神经元的连接强度。本研究包含 5 个隐藏层。



(a)神经网络示意图



(b)BPNN 算法基本模型与控制逻辑流程图



(c)BPNN 控制策略训练步骤

图 3 BPNN 控制策略基本结构与 ANN 算法训练流程

Fig. 3 Basic structure of BPNN control strategy and flowchart of ANN algorithm

通过将反向传播过程与误差分析相结合作为优化算法,可以有效地提高预测性能,即通过偏微分计算梯度差值,此优化过程将持续至达到所设定的预测精度为止。BPNN 控制策略训练步骤主要包括 4 个阶段。首先为初始化,包括设置初始权重矩阵、确定训练迭代次数、建立学习率和指定训练后所需的网络精度等任务;其次,输入样本值并计算样本输出的误差以调整各层之间的权重;再次,根据最低精度标准,确定是否需要重新训练,直到达到允许的最大训练迭代次数或达到所需的精度阈值为止^[24]。同时,所开发的 BPNN 模型每个神经元的权重和阈值将根据预测结果和实际值之间的误差进行反向传播调整。需要指出,在初始计算过程中选择超大的数据量、过高的训练精度均会出现过拟合现象,导致控制过程局部收敛,无法扩展到训练集以外的数据集;另一方面,如果训练数据不足或大部分数据无效(噪声数据),则可能导致控制发散^[25]。本文采用 300 个测试数据作为初始训练值,初始温度阈值控制在小于 10℃,在计算过程中通过奖励不断优化调控动作,进而优化神经网络初始权重和阈值,权重的调整主要依赖于误差反向传播算法^[26-28],不断提高整个网络的预测性能;再次,虽然 BPNN 算法具有极佳的非线性处理能力和容错性,亦存在整体收敛速度缓慢,陷入局部最小值^[29]等问题,因此算法指定学习率为 0.15,在原数据集中引入适当振荡。计算过程所使用的 CPU 为英特尔第 13 代酷睿处理器 i7-13700K,16 核心, GPU 为 GeForce RTX 4060 Ti。

2 数据集构建

2.1 热对流与热辐射测试

首先构建一套阵列风速测试系统,由 9 个全向风速传感器、1 个数据采集单元组成,可实现同层平面

气流速度与温度的实时采集,精度分别为 0.02 m/s 与 0.1℃;通过误差分析可知,在以极低速度运行时,测量的最大误差可控制在 2.7% 以内,平均误差可控制在 1.0% 以内。在未打开辐射加热棒的情况下,该测试方法可直接反映被加热目标热对流的传热贡献。通过观察蛋挞美拉德反应在蛋挞表面的润色面积,可直观反映腔体该层热对流作用对加热温度影响及其分布情况。全向风速传感器布局与美拉德反应可视化结果如图 4 所示,可以看出,电烤箱腔体中部远离风扇位置美拉德效应最显著,该区域的传热过程最佳;然而,腔体左侧空间 3 颗蛋挞的颜色变化最浅,且该区域远离风扇位置蛋挞颜色变化最轻,即表明该位置对流传热过程最差。

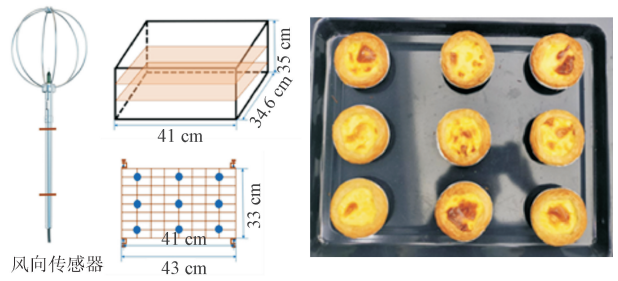


图 4 全向风速传感器布局与美拉德反应可视化结果

Fig. 4 Arrangement of velocity transducer and Maillard reaction visualization measurement

进一步通过测量蛋挞所在位置的速度与温度分布,定量分析电烤箱腔体内热对流均匀性。如图 5 所示,美拉德反应最佳位置的风速达到 0.95 m/s,而颜色变化最轻位置风速仅 0.45 m/s;因采用单层测试,烤箱内上表面的辐射假定为均匀热流密度,图 6 所示为依据蛋挞中心内嵌热电偶获得的考虑热对流与热辐射的温度对比,结果表明,中部远离风扇位置的温度最高达到 135℃,腔体左侧远离风扇

位置的温度最低为 113 ℃。由此可见,基于反馈再调节控制逻辑的 PID 策略对在热对流过程的热均匀性控制较差,腔体内速度 D_T 与温度分布极差 D_V 可通过下式计算

$$D_T = \frac{T_{\max} - T_{\min}}{T_{\max} + T_{\min}} \tag{6}$$

$$D_V = \frac{v_{\max} - v_{\min}}{v_{\max} + v_{\min}} \tag{7}$$

由此可知,仅热对流条件下的速度相对极差为 55%,最大速度为最小速度的两倍多;当同步施加热对流与热辐射时,电烤箱内的温度分布极差达到 71.4%,其腔体内的热均匀性更为恶劣。

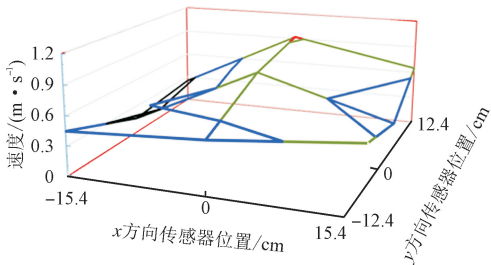


图 5 烤盘所在平面上仅热对流条件下的风速分布
Fig.5 Flow distribution via PID control when employing convective heat transfer

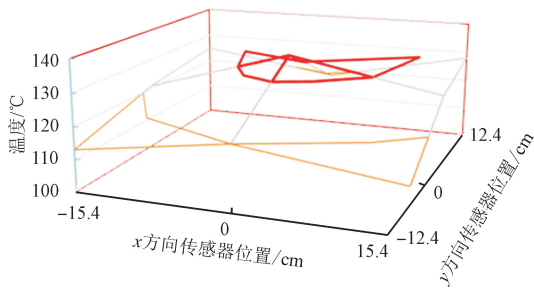


图 6 烤盘所在平面上局部速度和温度分布
Fig.6 Temperature distribution via PID distribution when convective & radiation heat transfer

2.2 算法数据集构建

数据集的构建对人工神经网络的训练、预测及 BPNN 策略控制精度至关重要,多变量、综合性的数据库更有利于控制算法收敛。本研究的数据集通过前文热对流、热辐射实验获得,表 1 给出了电烤箱内控制参数的调控范围及训练数据数,变量涵盖风扇转速 V_f 、风扇周围加热棒的功率 Q_f 、顶盖板上加热棒的功率 Q_r 和排气流量 V_{exh} 4 个参数控制,调节范围分别为 1~3 kW、0~119 m³/h、1~3 kW 和 0~17 m³/h,每组随机训练数据数为 300,采集腔体

内中心平面 9 组测点的流速、温度数据。

表 1 电烤箱内控制参数调控范围及训练数据数

Table 1 Thresholds and training data amounts of control parameters

Q_f /kW	V_f /($m^3 \cdot h^{-1}$)	Q_r /kW	V_{exh} /($m^3 \cdot h^{-1}$)	训练数据数
1~3	85	1	8.5	300
1.5	0~119	1.5	17	300
2	59.5	1~3	8.5	300
1	85	1	0~17	300

为提高控制算法的普适性,使其适用于多型号、更广泛的空间电烤箱热控制,采用如下归一化数据处理方法

$$Y_{\text{norm}} = \frac{2(Y - Y_{\min})}{Y_{\max} - Y_{\min}} - 1 \tag{8}$$

即以最大值和最小值作为边界条件,将数据集转换为 [-1,1] 矩阵;同时,为了评价 ANN 模型的预测能力,由下式分别计算出烤箱内速度分布的平均绝对百分比误差 M 和决定系数 R^2 [30]

$$M = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{Y_{\text{pre}} - Y_{\text{exp}}}{Y_{\text{exp}}} \right] \times 100\% \tag{9}$$

$$R^2 = \frac{(N \sum_{i=1}^N Y_{\text{pre}} Y_{\text{exp}} - \sum_{i=1}^N Y_{\text{pre}} \sum_{i=1}^N Y_{\text{exp}})^2}{[N \sum_{i=1}^N Y_{\text{pre}}^2 - (\sum_{i=1}^N Y_{\text{pre}})^2][N \sum_{i=1}^N Y_{\text{exp}}^2 - (\sum_{i=1}^N Y_{\text{exp}})^2]} \tag{10}$$

均方误差和平均绝对百分比误差的值越接近 0,表示预测结果与真实数据之间的差异越小。回归系数 R^2 接近 1 通常表示网络具有较好的预测能力。

本文采用试错法确定 ANN 模型最佳隐藏层结构,不断调整隐藏层数和每个隐藏层的神经元数,完成数据预测分析建模。通过比较统计指标来确定最佳隐藏层结构。不同隐藏层结构网络模型对应的统计参数见表 2,结果表明当隐藏层神经元数 N 设为 10 时,平均绝对百分比误差 M 相对最小。此时,回归系数 R^2 达到 0.992,最接近 1.0,因此在以上配置情况下,ANN 网络的预测性能达到最佳。然而,神经元数并非越多越好,过多隐藏层会增加网络的复杂性,大大延长训练时间,还可能导致过拟合,进而对网络的预测精度产生不利影响 [31-32]。

表 2 隐藏层结构对预测效果的影响

Table 2 Effect of hidden layer structure on prediction performance

神经元数	<i>M</i>	<i>R</i> ²
2	1.845 3	0.818 1
4	1.769 5	0.896 5
6	1.233 5	0.987 1
8	1.810 0	0.987 0
10	0.557 7	0.992 0
12	0.599 7	0.990 9
14	1.017 3	0.990 8
16	1.886 7	0.990 9

3 结果和讨论

3.1 算法预测精度分析

通过实验获得多种调控工况组合情况的流速、温度分布数据集,优化了 ANN 算法数据预测网络结构。图 7 所示为 ANN 模型预测温度与实验测量温度的对比。可以看出,数据点均匀地分布在相等线附近,几乎全部数据点均落在±25%误差范围内;其次,随着温度逐渐提升,在高于 100℃的误差范围可缩小至 3%以内。食物烹饪过程的工作温度通常在 100℃以上,以上结果表明在数据集各参数量测范围内,开发的 ANN 模型对烤箱内单层局部温度实现准确预测。进一步采用偏差分析作为评估神经网络性能,预测值 Y_{pre} 与实验值 Y_{exp} 的偏差 η 表达式为

$$\eta = \frac{Y_{pre} - Y_{exp}}{Y_{exp}} \times 100\%$$

(11)

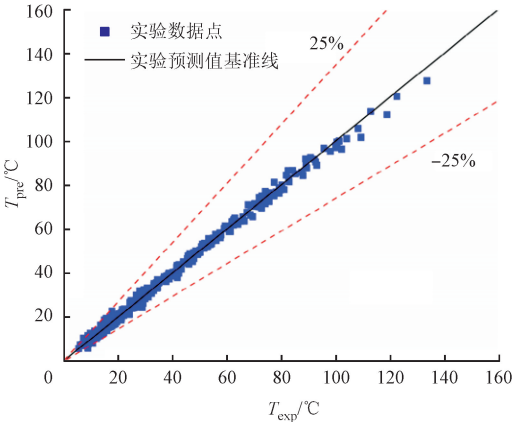


图 7 ANN 模型预测温度与实验测量温度的对比
Fig.7 Temperature comparison between experimental result and ANN prediction

ANN 算法预测偏差分布如图 8 所示,对温度预测的偏差分布结果表明,其符合正态分布曲线,由于

数据大部分集中于高温区域,且该区域预测精度普遍较高,偏差值在 0 附近的数据量达到 450 以上,比例最高;其次,偏差在[-12,-8]范围的数据量占比小于 8%;与此同时,偏差在[-6,6]范围,包含了 80%以上的总数据量,进一步验证了所构建的 ANN 模型具有良好的预测稳定性和准确性。

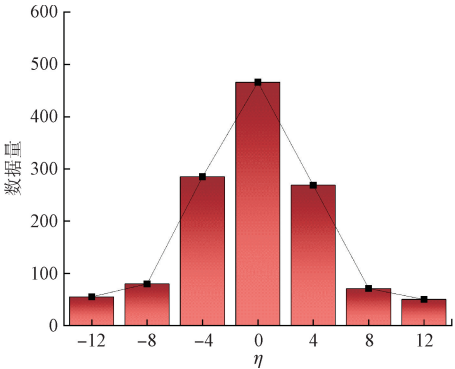


图 8 ANN 算法预测偏差分布
Fig.8 Deviation margin distribution of predictions from experimental results via ANN algorithm

3.2 控制算法鲁棒性测试

经过训练的 ANN 预测模型在测试数据集上已具备出色的预测性能,但实际工程应用还需对其在不同应用环境的普适性、可靠性开展验证分析,即控制算法的鲁棒性测试^[33]。模型的训练是为了获取输入参数和目标参数之间的映射关系,随着训练深入,鲁棒性高的控制算法不再依赖于初始训练数据库,具有较高的普适性^[34]。为验证本文开发的 ANN 算法对外部数据集的预测能力,引入 90 L 商用电烤箱测试结果作为补充数据集,同样采用归一化数据处理方法。表 3 给出了考虑烤箱体积变化的控制参数调控范围及训练数据数,用于验证算法鲁棒性,其包含来自两款不同容积电烤箱共 102 个数据点。

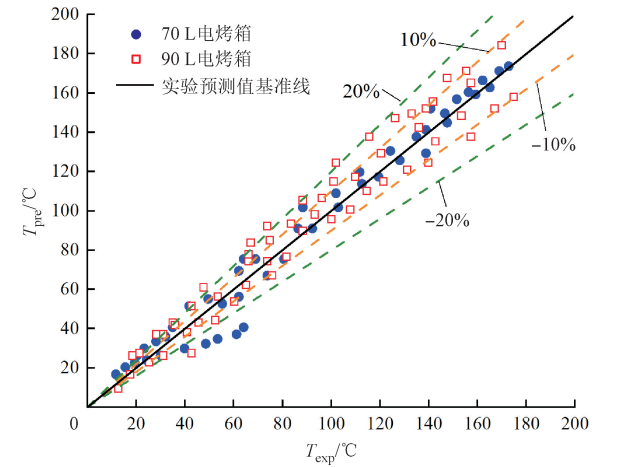
图 9(a)所示为 ANN 算法预测电烤箱内局部温度与实验测量温度的对比。可以看出,经过训练后的 ANN 算法,对 70 L 电烤箱数据的预测点分布更接近中心线,预测数据误差均在±10%范围内;相比之下,对 90 L 烤箱内温度的数据预测准确度相对较低,但仍在±20%范围内。这主要是由于 ANN 算法源数据库来自 70 L 烤箱综合运行,因此具备较高适用性;对原 70 L 电烤箱控制参数集的进一步训练虽使 ANN 算法预测的普适度提升,但仍超出了该算法初始模型的训练数据集范围,导致 ANN 算法无法获得数据库映射关系并进行精确预测。由于空间体积的增大,局部气流流场与热对流效应显著变

化,同时辐射距离、角系数等参数变化对辐射效应产生较大影响。模型对两组电烤箱数据集的平均绝对百分比误差为 0.7,预测在±10%和±20%范围内的数据占比分别为 87.0%和 100.0%。

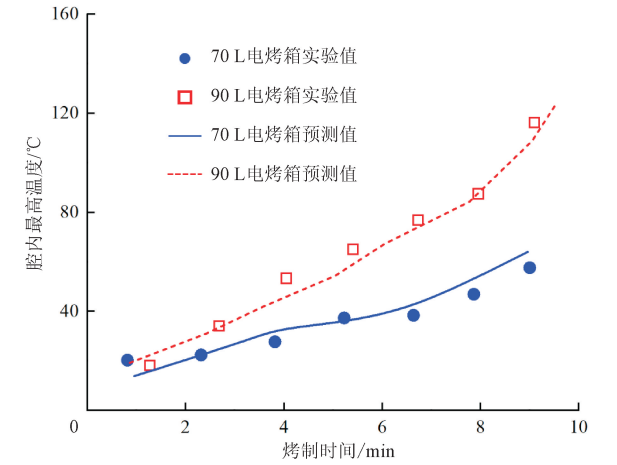
图 9(b)所示为腔内最高温度预测值与实验值随烤制时间的变化。随着加热进行,目标表面温度受热对流与热辐射作用影响不断升高,ANN 预测有效地反映了温度随时间变化的总体趋势;其次,开表 3 考虑烤箱体积变化的控制参数调控范围及训练数据数

Table 3 Thresholds and training data amounts of control parameters considering change of oven volumes

烤箱 体积	Q_i/kW	$V_i/(\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1})$	Q_r/kW	$V_{\text{exh}}/(\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1})$	训练 数据数
70 L	1~4	0~153	1~4	0~25.5	48
90 L	1~5	0~187	1~5	0~34	54



(a)ANN 预测电烤箱内局部温度与实验结果的对比



(b)腔内最高温度预测值与实验值随烤制时间的变化

图 9 ANN 算法非稳态温度预测结果与实验结果的对比
Fig. 9 Comparison of transient temperatures between ANN algorithm predictions and experimental results

发的 ANN 算法对 70 L 电烤箱和 90 L 电烤箱内最高温度的平均预测误差分别为 21%和 48%,随着烤制过程持续进行,加热时间不断增加,电烤箱腔体内最高温度提升,对最高温度预测的误差逐渐减小,在加热 8 min 时对 70 L 与 90 L 电烤箱内最高温度的预测误差仅为 6%和 13.5%。

以上研究表明,所开发的 ANN 算法能够实现在热对流与热辐射综合作用下局部温度的准确预测,在开发 ANN 算法时,可以有针对性地建立数据子集,多种容积空间的电烤箱,应适当扩充子集数据数与参数范围,强化区域温度实验数据与预测值的映射关系,进而提升算法对多种容积空间电烤箱的普适性。

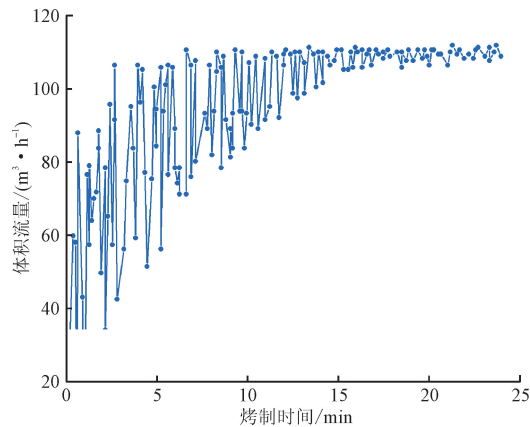
3.3 BPNN 控制策略

在获得准确的温度预测 ANN 算法后,将算法耦合图 3(a)所示的控制逻辑,形成 BPNN 控制策略的基本结构,对 BPNN 控制策略进一步开展预测算法训练,以实现电烤箱内烹饪温度与温度分布均匀性的智能调控。

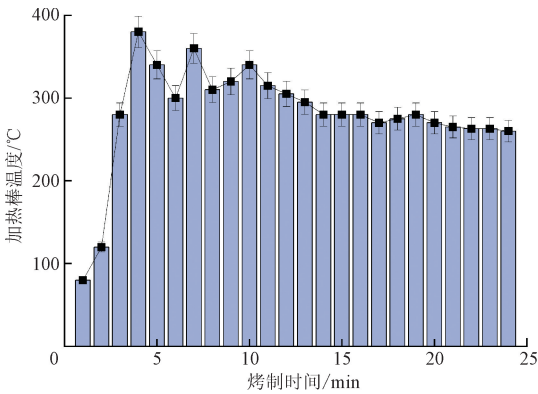
图 10(a)与 10(b)所示为 BPNN 控制策略下风扇转动速率、辐射加热棒温度随时间的变化。以目标表面温升梯度、腔体内温度均匀性为目标,在最初的 15 min 内,目标表面处于近线性升温阶段,由于热对流作用显著导致局部温度均匀性指标占据主导,风扇转速波动很大,BPNN 控制策略通过不断调节风扇频率以改善整个腔体空间局部位置的紊流强度,增强气流扰动,以获得更好的传热均匀性;此时辐射加热棒的热负荷也随时间呈现非均匀变化,鉴于封闭空间辐射传热对均匀性的影响较小,该调控趋势主要基于控制温升梯度指标满足设定要求。在烹饪 15 min 后,随着目标表面温度不断提升,气流与目标表面间的温差变小,辐射传热逐渐占据主导地位;根据斯蒂芬-玻尔兹曼定律,辐射加热棒和食物之间的温度四次方的差决定了烹饪目标的吸热量,此时风扇频率和加热棒几乎保持额定状态不变,主要考虑目标食物含油量较高,气流应不断更新以改善食物多孔表面的状态。此时食物温度基本维持恒定,其内部的游离氨基酸、多肽、蛋白等在高温下逐渐发生性质变化,最终达到成熟。

图 10(c)所示为采用 BPNN 控制策略烹饪蛋挞的美拉德反应可视化结果。通过与采用 PID 控制策略相比,采用 BPNN 策略控制的烘焙测试表现出更高的传热均匀性;尤其在中间远离风扇的位置及靠近风扇边角位置蛋挞的过热程度显著降低,且美拉德效应颜色变化区域面积几乎相等,在实际应用

体验中已经很难区分差异。



(a) 风扇控制



(b) 辐射加热棒控制



(c) 美拉德反应可视化结果

图 10 电烤箱 BPNN 控制结果

Fig. 10 Results with BPNN control strategy in the electronic oven

图 11 进一步对比了电烤箱内中心区域采用两种不同控制策略时蛋挞的升温曲线。假设电烤箱设置蛋挞的最佳口味是在烹饪温度 $125\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时保持 15 min , 当采用 PID 控制策略时, 在热对流和热辐射传热共同作用下, 中心蛋挞表面温度在最初的 10 min 内迅速升高, 在 7 min 时过热度达到最高的 $20\text{ }^{\circ}\text{C}$, 随即该温度在达到峰值后会缓慢下降; 这种过热行为主要由于 PID 反馈调节滞后性导致, 极易导致烹饪失败; 同时, PID 控制过程中心区过热温度下降缓慢, 直至 25 min 烹饪结束仍无法降至理想设定值, 主要原因在于电烤箱与外环境相对绝热, 超温过高

时即使停止加热, 热辐射残留与气流对流传热仍在一定温差下继续维持。与此相比, 采用 BPNN 控制策略时, 最高温度为 $126\text{ }^{\circ}\text{C}$, 过热温度可降低至 $6\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以内, 展示出良好的温度控制精度, 其主要原因在于通过算法提前预测下一阶段电烤箱内温度值, 从而提前调控风扇、辐射加热棒的输出。另一方面, 采用 BPNN 控制策略可在时间尺度有效控制传热梯度, 电烤箱内达到最佳温度的初始时间延长至 14 min 。

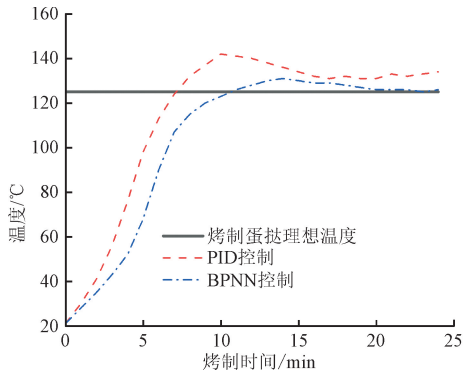


图 11 烤箱中心位置采用两种控制策略时蛋挞的升温曲线

Fig. 11 Temperature curve of egg-tar at the center of electronic oven comparing two control strategies

图 12 对比了两种调控策略下烤箱内的局部速度相对极差 (D_{IFFV}) 与局部温度相对极差 (D_{IFFT}) 随时间的分布。由于 PID 调控的滞后性, 电烤箱内的温度最大相对极差为 220 s 时的 54% , 随即达到稳定, 此时速度最大相对极差为 71.4% ; BPNN 策略因更早介入风扇与加热棒调控, 烤箱空间达到指定温度所需的时间更短, 温度和速度最大相对极差分别为 32% 和 35% , 且随时间增长, 偏差不断降低。

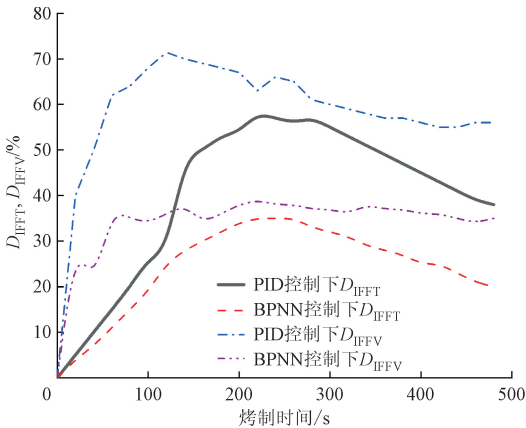


图 12 两种控制策略速度与温度相对极差比较

Fig. 12 Comparison on differences by using two control strategies

4 结 论

本文利用自编程开发的反向传播神经网络算法实现烤箱内目标表面温升精准控制与空间均匀传热。考虑风扇转动速率、加热棒功率、辐射加热棒温度及排气流量等因素对电烤箱腔体内传热过程的影响,运用人工神经网络算法实现封闭腔内局部温度预测;通过实验测试检验了算法的精确性与普适性;进一步考虑随时间的热对流和热辐射主导传热过程,有效提升了BPNN算法应用于烤箱加热智能调控的性能,主要结论如下。

(1)搭建了电烤箱内局部风速与温度实验测试系统。通过实验获得烤箱内速度和温度分布数据集基于对流与辐射传热机制,进一步建立基于ANN算法的温度预测模型;分析了预测模型的精确性。数据集范围内的综合预测误差小于25%,且在偏差范围 $[-6, 6]$ 覆盖80%以上数据,偏差范围 $[-12, -8]$ 的数据量占比小于8%。

(2)强化了ANN算法的鲁棒性。研究结果表明,ANN算法对非数据集电烤箱内温度预测准确率仍较高,两组电烤箱温度预测值在 $\pm 10\%$ 和 $\pm 20\%$ 误差范围的数据占比分别为87.0%和100.0%,且最高温预测误差可降低至6%和13.5%。

(3)本文开发的BPNN策略对于调控烤箱内传热过程具有显著优势。相比PID控制策略,烤箱内食物过热水平从最高20℃降低至6℃;同时,随时间的推移,最大温度与速度相对极差分别降至36%与39%。本文开发的BPNN控制策略在温升控制、温度均匀性控制方面展现出极大优势。

参考文献:

- [1] EVANGELINE T G, ANNAMALAI A R. Influence of heating modes on the microstructural and dielectric properties of calcium copper titanium oxide ($\text{Ca-Cu}_3\text{Ti}_4\text{O}_{12}/\text{CCTO}$) using conventional and microwave sintering [J]. *Journal of Materials Science: Materials in Electronics*, 2022, 33(8): 5806-5815.
- [2] ZHOU Wei, YIN Ruiming, LONG Lan, et al. Enhanced high-temperature dielectric properties and microwave absorption of SiC nanofibers modified Si_3N_4 ceramics within the gigahertz range [J]. *Ceramics International*, 2018, 44(11): 12301-12307.
- [3] SINGH S, GUPTA D, JAIN V. Fabricating in situ powdered nickel-alumina metal matrix composites through microwave heating process: a sustainable approach [J]. *International Journal of Metalcasting*, 2021, 15(3): 969-982.
- [4] KUMAR N S, SUVARNA R P, BABU NAIDU K C. Sol-gel synthesized and microwave heated $\text{Pb}_{0.8-y}\text{La}_y\text{Co}_{0.2}\text{TiO}_3$ ($y=0.2-0.8$) nanoparticles: structural, morphological and dielectric properties [J]. *Ceramics International*, 2018, 44(15): 18189-18199.
- [5] AHN S H, JEONG C H, LIM D M, et al. Kilowatt-level power-controlled microwave applicator with multiple slotted waveguides for improving heating uniformity [J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2020, 68(7): 2867-2875.
- [6] WANG Jing, HONG Tao, XIE Tian, et al. Impact of filled materials on the heating uniformity and safety of microwave heating solid stack materials [J]. *Processes*, 2018, 6(11): 220.
- [7] CHHANWAL N, ANISHAPARVIN A, INDRANI D, et al. Computational fluid dynamics (CFD) modeling of an electrical heating oven for bread-baking process [J]. *Journal of Food Engineering*, 2010, 100(3): 452-460.
- [8] BOULET M, MARCOS B, DOSTIE M, et al. CFD modeling of heat transfer and flow field in a bakery pilot oven [J]. *Journal of Food Engineering*, 2010, 97(3): 393-402.
- [9] CIARMIELLO M, MORRONE B. Why not using electric ovens for Neapolitan pizzas?: a thermal analysis of a high temperature electric pizza oven [J]. *Energy Procedia*, 2016, 101: 1010-1017.
- [10] DÍAZ-OVALLE C O, MARTÍNEZ-ZAMORA R, GONZÁLEZ-ALATORRE G, et al. An approach to reduce the pre-heating time in a convection oven via CFD simulation [J]. *Food and Bioproducts Processing*, 2017, 102: 98-106.
- [11] GARCÍA-BANOS B, CATALÁ-CIVERA J M, SÁNCHEZ J R, et al. High temperature dielectric properties of iron-and zinc-bearing products during carbothermic reduction by microwave heating [J]. *Metals*, 2020, 10(5): 693.
- [12] ZHONG Geng, XU Shaomao, CUI Mingjin, et al. Rapid, high-temperature, in situ microwave synthesis of bulk nanocatalysts [J]. *Small*, 2019, 15(47): 1904881.
- [13] ZHONG Geng, XU Shaomao, CHEN Chaoji, et al. Synthesis of metal oxide nanoparticles by rapid, high-temperature 3D microwave heating [J]. *Advanced Functional Materials*, 2019, 29(48): 1904282.
- [14] YANG Junhong, BI Xiyan. High-precision temperature control of microwave heating [J]. *Journal of Materials Science: Materials in Electronics*, 2022, 33(8): 5806-5815.

- perature control system based on PID algorithm [C]//2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCASM 2010). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: V12-568-V12-571.
- [15] ZHANG Qingsi, BAI Jinfeng. Application of fuzzy logic controller with self-tuning PID parameters for control system of 40 kg coke oven [C]//2013 Third International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 1613-1617.
- [16] DAI Junfeng, FU Lihui. The application of fuzzy control in automatic electronic oven [J]. *Advanced Materials Research*, 2012, 354/355: 947-952.
- [17] DIOUF S M, GUEYE I, KEBE A, et al. Comparative study of conventional PID and fuzzy logic controllers applied to an electric oven [C]//2021 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 1-5.
- [18] XIE Gongnan, WANG Qiuwang, ZENG Min, et al. Heat transfer analysis for shell-and-tube heat exchangers with experimental data by artificial neural networks approach [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2007, 27 (5/6): 1096-1104.
- [19] CHANDOK J S, KAR I N, TULI S. Estimation of furnace exit gas temperature (FEGT) using optimized radial basis and back-propagation neural networks [J]. *Energy Conversion and Management*, 2008, 49 (8): 1989-1998.
- [20] CHHANWAL N, BHUSHETTE P R, ANANDHARAMAKRISHNAN C. Current perspectives on non-conventional heating ovens for baking process: a review [J]. *Food and Bioprocess Technology*, 2019, 12(1): 1-15.
- [21] JI Wentao, JACOBI A M, HE Yaling, et al. Summary and evaluation on single-phase heat transfer enhancement techniques of liquid laminar and turbulent pipe flow [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2015, 88: 735-754.
- [22] CHU Wenxiao, LIEN Y H, HUANG K R, et al. Energy saving of fans in air-cooled server via deep reinforcement learning algorithm [J]. *Energy Reports*, 2021, 7: 3437-3448.
- [23] ZHANG Li, WANG Fulin, XU Bing, et al. Prediction of stock prices based on LM-BP neural network and the estimation of overfitting point by RDCI [J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 30 (5): 1425-1444.
- [24] ZHU Wenying, WANG Haiwen, ZHANG Xiaoheng. Syn-ergy evaluation model of container multimodal transport based on BP neural network [J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(9): 4087-4095.
- [25] CUI Kai, JING Xiang. Research on prediction model of geotechnical parameters based on BP neural network [J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31 (12): 8205-8215.
- [26] WANG Jianhong, RICARDO A R M, JORGE D J L S. Introducing system identification strategy into model predictive control [J]. *Journal of Systems Science and Complexity*, 2020, 33(5): 1402-1421.
- [27] LI Tuojian, SUN Jinhai, WANG Lei. An intelligent optimization method of motion management system based on BP neural network [J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(2): 707-722.
- [28] LI Bo, TIAN Xitian, ZHANG Min. Thermal error modeling of machine tool spindle based on the improved algorithm optimized BP neural network [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 105(1): 1497-1505.
- [29] YUAN Chengsheng, SUN Xingming, WU Q M. Difference co-occurrence matrix using BP neural network for fingerprint liveness detection [J]. *Soft Computing*, 2019, 23(13): 5157-5169.
- [30] XU Fujing, MA Tiehua. Modeling and studying acceleration-induced effects of piezoelectric pressure sensors using system identification theory [J]. *Sensors*, 2019, 19(5): 1052.
- [31] RUAN Xuanmin, ZHU Yuanyang, LI Jiang, et al. Predicting the citation counts of individual papers via a BP neural network [J]. *Journal of Informetrics*, 2020, 14 (3): 101039.
- [32] ZHANG Yonggang, TANG Jun, LIAO Raoping, et al. Application of an enhanced BP neural network model with water cycle algorithm on landslide prediction [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2021, 35(6): 1273-1291.
- [33] DENG Yun, XIAO Hanjie, XU Jianxin, et al. Prediction model of PSO-BP neural network on coliform amount in special food [J]. *Saudi Journal of Biological Sciences*, 2019, 26(6): 1154-1160.
- [34] LU Qidong, YANG Rui, ZHONG Maiying, et al. An improved fault diagnosis method of rotating machinery using sensitive features and RLS-BP neural network [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(4): 1585-1593.

(编辑 武红江)