

# 基于改进麻雀算法的热压焊温度补偿与控制模型辨识

张瑞<sup>1</sup>, 滕瑞<sup>1,2</sup>, 李光尧<sup>1</sup>, 黄海松<sup>1</sup>, 杨凯<sup>1</sup>

(1. 贵州大学 现代制造技术教育部重点实验室, 贵州 贵阳 550025;

2. 长沙理工大学 汽车与机械工程学院, 湖南 长沙 410114)

**摘要:** 针对热电偶固有时间常数和复杂应用环境造成的热压焊焊接过程中, 温度反馈信号滞后明显、控制系统模型准确性不足等问题, 对热电偶温度动态补偿方法和温度控制系统智能辨识技术进行研究。提出一种改进的麻雀搜索算法(ASSA), 采用水浴法实验数据对热电偶三阶动态补偿滤波器模型进行搜索寻优; 基于动态补偿器建立了热压焊控制系统模型, 采用 ASSA 算法实现模型参数辨识。试验结果表明: 经过补偿后的慢速热电偶的平均时间常数由 160 ms 减少至 59.7 ms, 有效地改善了热电偶的动态特性; 设计的 ASSA 有利于加速控制系统模型辨识参数寻优, 所得模型经过仿真验证具有较高精度, 对热压焊的自动化控制和优化具有一定的指导意义。

**关键词:** 改进麻雀算法; 温度动态补偿; 参数辨识; 自动控制; 热压焊

中图分类号: TP13; TG439.9 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)01-0137-05

## Temperature Compensation and Control Model Identification of Hot-pressing Welding Based on Improved Sparrow Algorithm

ZHANG Rui<sup>1</sup>, TENG Rui<sup>1,2</sup>, LI Guang-yao<sup>1</sup>, HUANG Hai-song<sup>1</sup>, YANG Kai<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Modern Manufacturing Technology of Ministry of Education, Guiyang 550025 China;

2. College of Automotive and Mechanical Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114 China)

**Abstract:** Aiming at the problems of obvious lag of temperature feedback signal and insufficient accuracy of control system model caused by the inherent time constant of thermocouple and complex application environment in hot-pressing welding process, the thermocouple temperature dynamic compensation method and intelligent identification technology of temperature control system are studied. An improved sparrow search algorithm (ASSA) is proposed to search and optimize the thermocouple third-order dynamic compensation filter model by using the experimental data of water bath method. Based on dynamic compensator, the model of hot-pressing welding control system is established, and ASSA algorithm is used to identify the model parameters. The experimental results show that the average time constant of the slow thermocouple after compensation is reduced from 160 ms to 59.7 ms, which effectively improves the dynamic characteristics of the thermocouple. The designed ASSA is helpful to accelerate the optimization of the model identification parameters of the control system, and the obtained model has high accuracy after simulation verification, which has certain guiding significance for the automatic control and optimization of hot-pressing welding.

**Keywords:** Improved Sparrow Algorithm; dynamic temperature compensation; parameter identification; automatic control; hot bar

## 0 引言

在电子器件微型化制造的背景下, 为改善焊接接头稳定性和提高生产效率, 需要对热压焊过程焊头加热温度进行快速和精确调控<sup>[1-2]</sup>。温度反馈的实时性和温度控制模型的准确性是温度反馈控制的关键问题。

考虑到热电偶的经济性和耐用性, 现有热压焊焊接

装置多采用热电偶温度反馈方式。热电偶测量端固有的热容量滞后, 导致热电偶的时间常数一般较大。目前, 动态补偿技术是减小热电偶时间常数、改善热电偶动态响应特性的重要方法。具体又可分为依赖传感器模型的零极点配置法<sup>[3]</sup>和不依赖传感器模型的智能补偿模型法<sup>[4-5]</sup>。零极点配置法直观、方便, 但应避免盲目拓展热电偶的通频带, 以免放大高频噪声。智能补偿模型法以热电偶的输入、输出作为补偿模型的输入、输出并进行训练, 根据补偿后的动态特性, 构建适当的损失函数, 使用寻优算法来获得较优的补偿器模型的参数。常用的寻优算法有遗传算法<sup>[6]</sup>、粒子群算法<sup>[4]</sup>。

\*基金项目: 国家自然科学基金(52265062); 贵州省科技计划项目(黔科合基础 ZK[2022]一般 131; 黔科合基础[2020]1Y232); 贵州省普通高等学校青年科技人才成长项目(黔教合 KY 字[2021]096); 贵州大学引进人才科研项目(贵大人基合字[2019]07号)

收稿日期: 2023-06-01

温度反馈控制系统是典型的大滞后非线性系统,建立准确的控制系统数学模型是保证控制性能的前提,常用的建模方法是系统辨识技术。传统的系统辨识技术多基于最小二乘算法,但其前提条件太过苛刻,算法普适性差,而基于人工智能算法的智能辨识技术摆脱了传统辨识方法对输入输出数据的严格要求。群智能优化算法是用于系统智能建模的主要方向。群优化算法是基于仿生思想,模拟自然界生物行为无意识的寻优行为来计算寻优,如粒子群算法<sup>[7]</sup>、遗传算法<sup>[8]</sup>、灰狼算法<sup>[9]</sup>、人工蜂群算法<sup>[10]</sup>等。

为改善热电偶动态响应特性,减小热电偶温度反馈滞后时间,提高系统控制模型准确性,本文拟设计一种改进的新型麻雀搜索算法,运用热水浴法获取快速热电偶和慢速热电偶实验数据,通过智能模型寻优以快速热电偶数据为标准对慢速热电偶温度数据进行动态补偿;然后采集经过温度动态补偿的热压焊功率数据和温度数据,采用 ASSA 算法对热压焊温度控制系统模型参数进行辨识训练,并对比不同寻优算法下模型输出适应度值,最后通过仿真验证模型参数的有效性。

## 1 改进麻雀搜索算法

麻雀搜索算法<sup>[11]</sup>(sparrow search algorithm,SSA)是受到麻雀觅食及警戒行为的启发,提出的一种元启发优化算法。发现者、加入者、警戒者是该算法的三种核心角色。SSA 算法收敛速度快、模型清晰、易实现、可调参数少,特别适合局部搜索,但也存在早熟收敛和历史经验缺失的问题。

SSA 算法中规模比例因子控制着算法的寻优性能,一般为固定值,而实际应用中在迭代初期需要一个较大值,保证大量的发现者在全局范围内进行充分探索,在迭代后期需要一个较小值,保证大量发现者在优秀信息位置附近进行广泛搜索。同时伴随着迭代的进度,应该呈现非线性递减,逐步减少发现者数量,在保证多样性的同时增大加入者数量,实现局部开发能力的提升。

基于非线性控制参数策略<sup>[12]</sup>,本文提出基于自适应参数的 SSA 算法(ASSA),其群规模比例因子可以随迭代次数动态调整,能够平衡全局探索与局部开发能力,提升系统鲁棒性的同时保证收敛速度与精度,如式(1)所示。

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \left\{ \left( \frac{i}{itex_{\max}} \right)^2 - \frac{2i}{itex_{\max}} \right\} + \omega_{\max} \quad (1)$$

式中: $\omega_{\max}=0.85$ , $\omega_{\min}=0.1$ , $i$ 为迭代次数, $itex_{\max}$ 为最大迭代次数。

为了学习自身历史经验,借鉴社会学习粒子群算法<sup>[13]</sup>(SLPSO),将发现者模型的个体位置更新引入社会学习机

制,新加入者模型如下:

$$X_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,d}^t + r_1 \cdot (X_{k,d}^t - X_{i,d}^t) + r_2 \cdot \varepsilon \cdot (\bar{X}_d - X_{i,d}^t) & \text{if } R_2 < ST \\ X_{i,d}^t + Q \cdot L & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases} \quad (2)$$

式中, $X_{k,d}^t$ 表示 $X_{i,d}^t$ 所要学习的对象, $\bar{X}_d$ 表示麻雀种群中所有发现者在 $d$ 维空间上的均值, $\varepsilon \in (0,1)$ , $r_1, r_2 \in (0,1)$ 。

式(2)中,对于每个维度的学习对象,该 $k$ 值都是随机的,且要保证 $X_{k,d}^t$ 的个体适应度值要优于 $X_{i,d}^t$ 。

设计的 ASSA 算法步骤伪代码如表 1 所示。

表 1 ASSA 算法伪代码

算法 1: ASSA 算法框架
算法参数输入说明:
G: 最大迭代次数
$\omega$ : 麻雀种群规模比例因子
SD: 麻雀种群警戒者的数量
R2: 警戒值
建立一个目标函数 F(x), 根据实际情况明确适应度函数 $J = \{\text{argmin}, \text{argmax}\}$ , 定义相关参数;
输出: $X_{\text{best}}, f_g$
随机初始化种群位置, 并获得种群个体初始位置的适应度值。
while t < G
根据适应度值进行排序, 找出当前最佳个体 $X_{\text{best}}$ 和当前最差个体 $X_{\text{worst}}$ , 根据式(1)更新 $\omega$ ;
R2=rand(1);
for n=1:N* $\omega$
根据公式(2)更新发现者位置;
end for
for n=(N* $\omega$ +1):N
更新加入者位置;
end for
for n=1:SD*N
更新警戒者的位置;
end for
通过遍历获得当前迭代次数全局最优, 如果该值比以前的要好, 更新全局最优;
t=t+1;
end while
返回 $X_{\text{best}}, f_g$

## 2 温度动态补偿器设计

### 2.1 热电偶补偿原理

由于传感器主要因为其固有特性使得工作频带不够宽,导致了动态误差的产生,所以动态补偿本质在于拓宽传感器的工作频带。图 1 所示,假设传感器系统的传递函数为 H(S),动态补偿操作就是串联一个数学模型为 1/H(S)在传感器之后,这样串联传递函数相互抵消后,得到了一个理想的无失真信号传输系统。

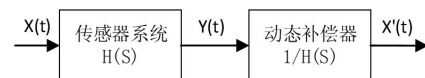


图 1 传感器系统动态补偿示意图

为减小热电偶的时间常数实现慢速热电偶的动态补偿,文中将快速响应热电偶信号  $X'(n)$  作为补偿系统的输出,慢响应热电偶信号  $y(n)$  作为输入,获取三阶线性动态补偿滤波器模型:

$$\begin{cases} A(z^{-1})y(n) = B(z^{-1})X'(n) \\ G(z) = \frac{A(z^{-1})}{B(z^{-1})} = \frac{a_0 + a_1z^{-1} + \dots + a_3z^{-3}}{1 + b_1z^{-1} + \dots + b_3z^{-3}} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $G(z)$ 是补偿系统传递函数,  $a_0, \dots, a_3, b_1, \dots, b_3$ 分别为分母和分子系数。

## 2.2 补偿滤波器设计

采用快速热电偶(TT-K-30SLE-2M)和慢速热电偶(SA2F-E)进行热水浴试验,获取温度为68.59℃时的温度阶跃信号,并将该信号归一化处理如图2所示,其中快速响应热电偶时间常数为56 ms,慢速响应热电偶时间常数为164 ms。

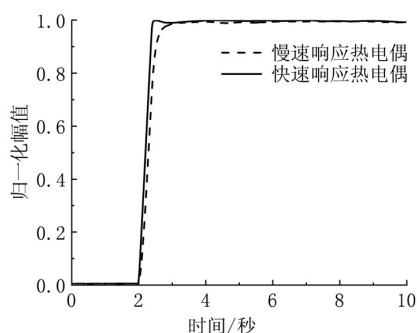


图2 归一化热水浴法阶跃响应图

为改善慢速响应热电偶时间常数,采用三阶线性动态补偿方法。为获取动态补偿滤波器模型,将ASSA算法相关参数设置为: $\omega_{\max}=8.5, \omega_{\min}=1.0, ST=0.7, N=100, itex_{\max}=1\ 000$ ,以式(4)为适应度函数与目标函数对滤波器模型进行参数寻优。

$$\begin{cases} F = C_1 \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N [X'(n) - X(n)]^2}{N}} + C_2 t_r + C_3 \sigma \\ J = \arg \min(F) \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $C_1, C_2, C_3$ 为加权系数;  $t_r$ 为信号补偿后的响应时间;  $\sigma$ 是补偿后的超调量。

优化算法的目标为获得最小化适应度函数,通过控制最终稳态值的权重、响应时间、超调量的权重和迭代次数来获取最优解。其中权重系数的选择影响最后的优化效果,可根据超调量的值来决定系数,当超调量大于0.2时,  $C_1=0.898, C_2=0.008, C_3=0.094$ ;当超调量小于0.2时  $C_1=0.894, C_2=0.009, C_3=0.097$ 。

通过ASSA优化算法最终得到动态补偿传递函数为:

$$G(z) = \frac{0.9364 - 0.1375z^{-1} + 0.0254z^{-2} + 0.1052z^{-3}}{1 - 0.0202z^{-1} + 0.0037z^{-2} + 0.0617z^{-3}} \quad (5)$$

补偿后的热电偶温度曲线如图3所示,图中慢速热电偶响应速度得到明显提升,响应曲线逼近快响应热电偶,经ASSA优化后的热电偶时间常数由补偿前的164 ms降低至62.3 ms。

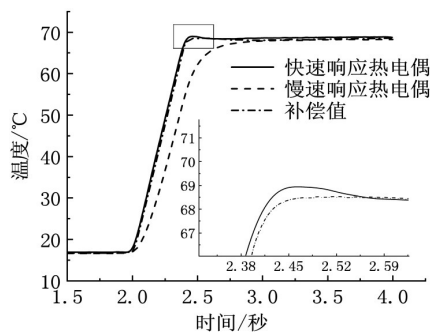


图3 补偿前后热电信号对比图

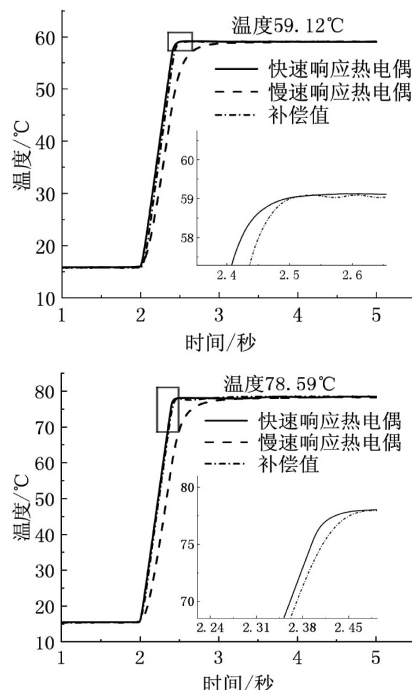


图4 验证数据组补偿前后对比图

为验证该补偿器的响应效果,通过水浴法获取水浴温度为59.12℃和78.59℃的热电偶温度阶跃数据,并得到慢速热电偶温度信号经过该补偿器后的温度响应曲线见图4,此时慢速响应热电偶时间响应常数分别由144 ms和170 ms降低至56 ms和61 ms。

可以看出在不同验证组中,慢速热电偶经补偿后动态响应速度都得到明显改善,表明所设计的动态补偿器表现优异。基于ASSA优化算法的动态补偿器适用于热电偶动态补偿,提高了热电偶动态响应速度,有利于增强温度控制的实时性,下文将针对运用了补偿器以后的热压焊控制系统模型进行辨识训练。

## 3 热压焊温度控制系统辨识

### 3.1 控制模型建立

基于以下假设构建热压焊温度控制系统模型:(1)电源电路中的计生电容与温度平滑滤波产生的滞后归为同一类;(2)焊头的温度分布视为均匀分布。由此,图5的热

压焊温度控制系统可视为一个由惯性环节、微分环节与滞后环节共同作用的复杂系统。

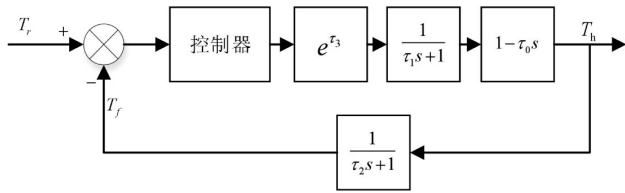


图5 系统温度信号图

图5中,  $T_r$ 为温度参数设定值,  $T_h$ 为热压焊系统实际真实值,  $T_f$ 为经过热电偶的反馈温度,  $\tau_0$ 表示微分环节的时间常数,  $\tau_1$ 表示惯性模型中的时间常数,  $\tau_2$ 表示热电偶时间常数,  $\tau_3$ 表示系统的纯滞后时间。可得, 热压焊温度控制系统传递函数为:

$$G(s) = \frac{K_0(1-\tau_0s)}{(\tau_1s+1)(\tau_2s+1)} e^{-\tau_3s} \quad (6)$$

式(6)中, 参数( $K_0, \tau_0, \tau_1, \tau_2, \tau_3$ )未知, 需要利用参数辨识方法获得。

### 3.2 模型参数辨识

采用自制的恒温控制器(可实现50–600℃范围内恒温输出, 输出温度与目标温度值偏差±3℃), 设置六组目标温度值: 100℃, 150℃, 200℃, 250℃, 300℃, 350℃, 分别采集每一组目标温度值下的加热功率数据和焊头温度数据如图6所示。

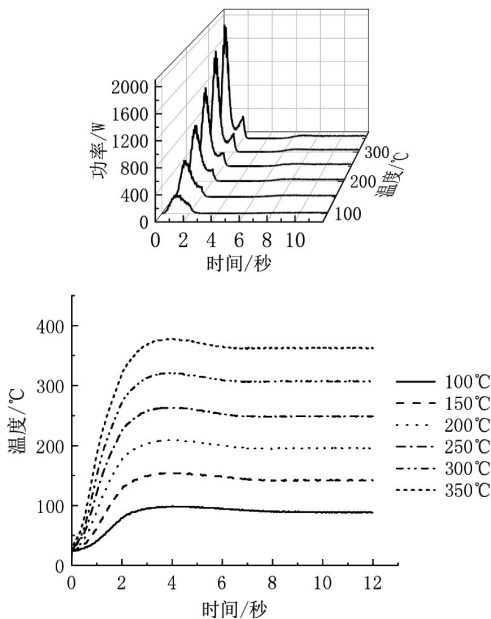


图6 输入输出实验数据

选取目标温度为100℃、200℃和300℃时的功率–温度数据作为控制模型参数辨识的训练数据集, 目标温度为150℃、250℃和350℃时的功率–温度数据作为模型测试数据集。功率数据为模型输入  $u(t)$ , 温度数据为模型输出  $y(t)$ 。各参数搜索范围为  $\{K \in [0, 10]\}$ ,  $\tau_0 \in [0, 5]$ ,  $\tau_1 \in$

$[0, 100]$ ,  $\tau_2 \in [0, 100]$ ,  $\tau_3 \in [0, 1]$ 使用改进ASSA算法进行系统参数辨识, 并将其与表2中的常见算法进行对比。

表2 智能算法设置参数

算法名称	种群规模(N)	最大迭代次数(itexMax)	其他参数设置
遗传算法(GA)			$\sigma=0.1, \rho=0.2$
粒子群算法(PSO)			$\omega_{max}=0.85, \omega_{min}=1, \omega_{min}=0.9,$ $c1=1.5, c2=2.0$
人工蜂群算法(BA)	100	1000	$\alpha=1, \alpha$ 呈线性下降
灰狼算法(GWO)			$\alpha_{max}=2, \alpha_{min}=0, \alpha$ 呈线性下降
麻雀算法(SSA)			$\omega=8.5$
自适应麻雀算法(ASSA)			$\omega_{max}=8.5, \omega_{min}=1.0, ST=0.7$

模型计算所得输出  $y^1$  与实际期望输出  $y$  之间的误差用均方根误差表示:

$$\begin{cases} f = \sqrt{\sum_{t=1}^T \frac{|y^2(t) - y^1(t)|^2}{2}} \\ y(t) = u(t)G(s) \end{cases} \quad (7)$$

由式(7)可知适应度函数为:

$$F = f(x_1) + f(x_2) + f(x_3) \quad (8)$$

即目标函数为:

$$J = \arg \min(F) \quad (9)$$

由式(9)可知, 函数值  $F$  越小则适应度值越高。

表2所示6种优化算法的迭代优化结果如图7所示。

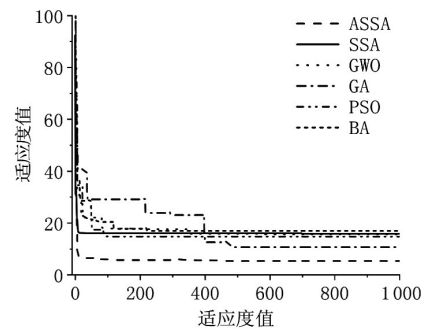


图7 不同优化算法迭代优化结果

由图7中可知, ASSA优化算法相较于其它智能算法迭代结果更优。这是因为ASSA算法改动了加入者的位置更新公式, 让加入者在加入更新时能够参考种群中多个优秀个体的具体位置, 而不是盲目随机找取位置, 使得ASSA算法能够在前期快速收敛, 同时随着迭代的不断进行发现者与加入者的比例随着  $w$  的变动而发生改变, 很好地平衡了群优化算法全局搜索与局部开发之间的关系。

采用训练数据集获得的模型预测输出与实际温度对比如图8所示。

如图8数据对比可以得出模型预测值与实际值吻合度高, 根据实验结果计算得出训练集三组数据的均方差(RMS)分别为  $\{2.759, 2.2871, 7.4521, 4\}$ , 训练数据集RMS总和为10.1523, 预测误差在3%以内。

系统传递函数参数最优解如表3所示。

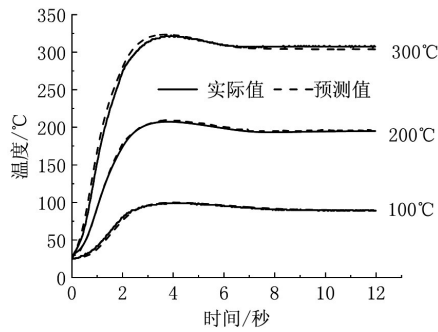


图8 训练组模型预测结果与实际温度对比图

表3 参数辨识结果

$K_0$	$\tau_0$	$\tau_1$	$\tau_2$	$\tau_3$
0.396 22	0.010 168	0.080 6	3.760 9	0.001 525 5

基于上述结果,使用Simulink仿真软件搭建热压焊系统的传递函数模型(图9所示)。将测试数据集功率数据作为仿真模型的输入,获得的模型计算输出结果,与真实输出值对比如图10所示。

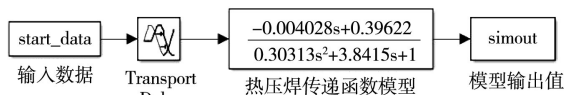


图9 热压焊传递函数模型

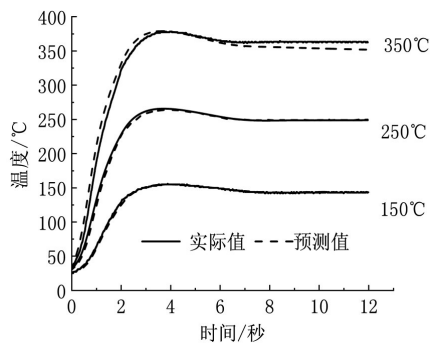


图10 测试组模型预测结果与实际温度对比图

由图10可知,测试组模型预测输出与实际采集的输出RMS数据误差分别为{1.669 8,3.115 5,10.129 0},测试数据集数据RMS总和为14.914 3。上述实验表明ASSA优化算法在测试集数据中并没有发生过拟合现象,对于训练中未曾接触到的值也能很好地拟合,表明基于ASSA算法辨识结果构建的热压焊温度控制系统模型具有较好的准确性。

## 4 结束语

本文提出一种改进的麻雀搜索算法,运用于热电偶动态补偿模型寻优和热压焊控制系统辨识训练,取得较好效果。该热电偶动态补偿方法,将慢速热电偶在三次实验下的平均时间常数由补偿前的160 ms减小到59.7 ms,使其动态响应效果提升62%,极大地提高了热电偶温度反

馈动态响应速度,并将其运用于热压焊控制系统。热压焊控制系统辨识效果经过测试数据验证,其辨识结果预测值和实际值RMS数据误差分别为{1.669 8,3.115 5,10.129 0},测试数据集数据RMS总和为14.914 3,误差较小,辨识参数模型具有良好的动态特性,可以为热压焊的控制与优化提供基础。

## 参考文献:

- [1] Ng F C, Abas M A. Analytical Multi-Parametric Design Optimization for the Miniaturization of Flip-Chip Package[J]. Journal of Electronic Packaging, 2022, 144(4): 041009
- [2] 曾家铨, 曹彪, 杨凯. 基于热电偶动态补偿的热压焊温度控制方法[J]. 焊接学报, 2018, 39(8): 97-101.
- [3] 齐广学, 胡春海, 滕峰成. 用数字滤波器实现热电偶快速测温的一种方法[J]. 传感技术学报, 1992(2): 20-25.
- [4] 潘保青, 李岩峰, 张志杰. 基于量子粒子群算法的热电偶动态校准及动态补偿技术研究[J]. 传感技术学报, 2015(7): 992-996.
- [5] 刘刚. 基于递归神经网络的热电偶测温滞后的动态补偿[J]. 传感器与微系统, 2006(11): 38-40.
- [6] Xu B, HAN T, LIU H, et al. Accurate Compensation of Armored Thermocouple Based on Fireworks Algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(8): 9909-9918.
- [7] Yujie W, Mince L, Zonghai C. Experimental study of fractional-order models for lithiumion battery and ultra-capacitor: Modeling, system identification, and validation[J]. Applied Energy, 2020(278): 115736.
- [8] KOCÍ V, KOCÍ J, MADĚRA J, et al. Computational compensation of systematic errors accompanying nonequilibrium thermocouple measurements[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2021(168): 107049.
- [9] ALSHABI M, GHENAI C, BETTAYEB M, et al. Multi-group grey wolf optimizer(MG-GWO) for estimating photovoltaic solar cell model[J]. JOURNAL OF THERMAL ANALYSIS AND CALORIMETRY, 2021, 144(5): 1655-1670.
- [10] ZHANG D, TANG Y. Parameter identification of chaotic systems using an improved artificial bee colony algorithm[C]. 2017 10TH INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND DESIGN(ISCID), 2017(2): 471-475.
- [11] 李纯艳, 晁永生, 陈帅, 等. 基于改进麻雀搜索算法的机器人能耗最优轨迹规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022, 580(6): 180-182, 187.
- [12] 魏政磊, 赵辉, 李牧东, 等. 控制参数非线性调整策略的灰狼优化算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2016, 17(3): 68-72.
- [13] Cheng R, Jin Y. A social learning particle swarm optimization algorithm for scalable optimization[J]. Information Sciences, 2015, 291(C): 43-60.

作者简介: 张瑞(1998-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 数字化焊接电源。

通信作者: 杨凯(1986-), 男, 副教授, 硕士生导师, 博士, 研究方向: 精密焊接设备与智能控制。