

〈图像处理与仿真〉

基于红外图像的 ISSA-BP 神经网络机载电路板芯片故障诊断

王 力, 谢晓怀, 张亦弛

(中国民航大学 电子信息与自动化学院 机载电子系统深度维修实验室, 天津 300300)

摘要: 针对传统红外图像的机载电路板芯片故障诊断法诊断率低且无法诊断动态故障的问题, 本文提出了一种基于红外温度数据的改进麻雀搜索算法优化 BP 神经网络(Improved sparrow search algorithm-Back propagation neural networks, ISSA-BPNN) 机载电路板芯片故障诊断方法。首先, 提取红外热像仪采集的电路板芯片温度数据, 建立电路板芯片升温过程中静态、动态、统计特征的特征模型; 然后, 利用 Sine 混沌映射初始化麻雀种群分布, 利用 Levy 飞行策略改进发现者种群位置更新公式, 将改进后的麻雀搜索算法优化 BP 神经网络的权值参数; 最后, 将温度特征模型输入到 ISSA-BP 神经网络进行训练和测试, 从而完成电路板芯片故障诊断。实验采用航电系统电源电路板进行可靠性分析, 实验结果表明, 该方法在电路板不同工况下综合故障诊断率达到 97.84%。

关键词: 红外温度; 改进麻雀搜索算法; BP 神经网络; 电路板芯片; 故障诊断

中图分类号: TN407 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2023)03-0241-08

Infrared Image-based ISSA-BP Neural Network for Airborne Circuit Board Chip Fault Diagnosis

WANG Li, XIE Xiaohuai, ZHANG Yichi

(Airborne Electronic Systems Deep Maintenance Laboratory, College of Vocational Technology,
Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: This study proposes an improved sparrow search algorithm based on an infrared temperature-data-optimized back propagation neural network (ISSA-BPNN) for an airborne circuit board chip fault diagnosis method that cannot diagnose dynamic failures. First, an infrared thermal imaging camera collected circuit board chip temperature data to establish a feature model of static, dynamic, and statistical characteristics of the circuit board chip warming process. We used sine chaos mapping to initialize the sparrow population distribution, the levy flight improvement finder sparrow location update, and an improved sparrow search algorithm to optimize the weight parameters of the BP neural network. Finally, the temperature feature model was input to the ISSA-BP neural network for training and testing to complete the circuit board chip fault diagnosis. The experiments used an avionics system power supply circuit board for reliability analysis, and the results revealed that the method achieved a comprehensive fault diagnosis rate of 97.84% under different circuit board operating conditions.

Key words: infrared temperature, improved sparrow search algorithm, BP neural network, circuit board chip, fault diagnosis

0 引言

近年来, 随着电子技术的快速发展, 航电系统机载电路板具有高度数字化、集成化、模块化、智能化

收稿日期: 2021-11-15; 修订日期: 2022-01-18。

作者简介: 王力 (1973-), 男, 教授, 研究生导师, 主要从事航空电子系统维修技术与方法研究。E-mail: 43464376@qq.com。

基金项目: 国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合资助基金 (U1733119); 中央高校基本业务费项目 (3122017107); 基于红外技术与数据驱动的机载电路板卡故障诊断与预测研究 (2021YJS018)。

的特点^[1]。集成化技术的进步导致电路板的性能和复杂度显著增加^[2]。随着电路板尺寸不断缩小, 集成化电路板芯片的故障诊断成为研究难点。目前机载电路板芯片诊断方法大多以基于先验知识的人工诊断法

和以电信号为驱动的诊断法为主^[3-4],以上两种方法均存在故障诊断率低、故障点定位诊断率差等问题,且在对电路板进行检测信号注入的同时会二次损伤元器件,导致故障诊断结果与实际结果发生偏差。

为解决电路板芯片的故障诊断困难问题,一种准确、快速、无损的方法成为目前研究的重点^[5]。红外技术具有无接触、非侵入的特点^[6],在电路板检测过程中可以避免电路板的二次损伤,其具有检测速度快、成本低、维修人员易于掌握等优点。因此,众多学者在红外领域对电路板故障诊断做了相关研究。张博等人^[7]提出了红外热图差分以及温度曲线判别的电路板故障诊断方法,但是此方法只能观测到某一时刻状态,不能实时监测。用关键元器件的温度曲线图进行故障诊断会导致误判,进而降低故障诊断率。Salvi S. S.等人^[8]利用红外热图差分法对芯片背部区域进行异常热活动的识别,此种基于浅层机器学习的算法由于其特征提取能力不足,导致诊断效果不理想。Al-Obaidy 等人^[9]提出了一种采用主成分分析法(Principal component analysis, PCA)提取芯片发热区域温度直方图特征并利用自适应模糊神经推理(Adaptive network based fuzzy inference system, ANFIS)的故障诊断方法,但在实验分析中芯片的故障类型较少,且缺少对其他故障类型的分析对比实验。王力等人^[10-11]提出了对关键元器件提取其温度特征并输入到支持向量机(Support vector machines, SVM)中进行故障识别,但在实验分析中故障样本数较少,导致实验结果故障诊断率波动范围较大。

综上所述,在利用红外技术进行电路板芯片的故障诊断领域,现有研究成果主要集中在图像处理方向;且无法处理实时动态故障,缺少芯片温度模型描述。在上述研究的基础上,本文提出了一种基于红外温度的ISSA-BP神经网络算法应用于机载电源模块电路板集成运放芯片的故障诊断。首先,根据红外热像仪采集的芯片温度数据建立多维特征模型;然后,利用Sine混沌映射初始化麻雀种群分布,利用Levy飞行改进发现者麻雀位置更新,将改进麻雀搜索算法优化BP神经网络权值寻优;最后,将电路板红外温度特征模型输入到算法进行故障诊断。

1 红外数据采集及特征提取

1.1 基于红外技术的数据采集

红外技术是基于红外热辐射理论的一种工业应用技术,在物体温度热平衡过程中,会产生随温度变化的红外辐射,红外热像仪用于检测物体表面温度值。电路板芯片最常见的故障是由引脚烧毁、电线短路、零件缺陷导致的,其故障模式可以归结为3大类:

分别为断路、虚焊、短路。上述故障均会导致芯片内部发热异常,产生随其工作状态改变的温度,被红外热像仪采集到后以温度矩阵显示。

电路板芯片在上电工作状态会有基于电流相对变化的热辐射。对同一电路板的同一芯片,不同故障下其升温序列的静态、动态、统计特征各不相同。这可以利用红外技术来诊断芯片是否异常,通过后续的标准库以及故障库的比对,对电路板芯片故障进行诊断。

图1为红外温度数据采集实验系统示意图,继电器可以同时控制电路板通电以及红外热像仪录制,保证数据在时间域上的准确性。与此同时,红外热像仪与计算机保持数据传输,计算机通过数据传输总线输出到存储硬盘以便后续操作。

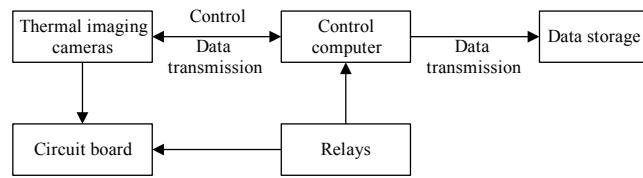


图1 数据采集系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of data acquisition system

1.2 红外温度数据特征提取

红外图像的每个像素点可以描述对应的温度值,建立温度矩阵对待测电路板进行表示。本实验所用红外热像仪分辨率为 320×256 ,因此其温度矩阵表示如式(1):

$$\begin{bmatrix} T_{1,1} & \cdots & T_{1,320} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ T_{256,1} & \cdots & T_{256,320} \end{bmatrix} \quad (1)$$

图2所示为本实验测试芯片区域从上电开始到稳定工作状态的热像图,其发热模式为由中心区域开始发热,向四周逐渐扩散,直至热平衡状态且温度不会继续升高。

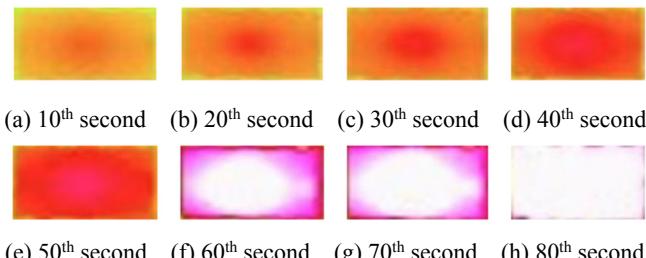


图2 芯片发热过程热像图

Fig.2 Thermal images of the heating process of the chip

实验中,某故障模式下芯片发热量极少,只在芯片中心区域有温度。基于此,经过工控机红外图像处

理软件定位芯片区域中心点像素,令其周围 20×20 像素矩阵作为初始模型,如(2):

$$\begin{bmatrix} T_{1,1} & \cdots & T_{1,20} \\ \vdots & T_{\text{centre}} & \vdots \\ T_{20,1} & \cdots & T_{20,20} \end{bmatrix} \quad (2)$$

寻找400个像素点中温度值最高的一点作为基准温度 T_N :

$$T_N = \text{Max}(T_{1,1}, \dots, T_{20,20}) \quad (3)$$

红外热像仪录制与机载电路板供电保持同步,获取到机载电路板从上电到稳定工作状态红外热图像 N 张,经上述过程获得 N 维温度信息 T_N ,以整幅图像中温度最低点作为环境温度参考值 T_e 。建立芯片区域温度模型 V :

$$V = [T_{\text{Max}}, T_{\text{Avg}}, T'_{\text{Max}}, T'_{\text{Avg}}, E, \delta, S] \quad (4)$$

式(4)中: T_{Max} 表示 N 张热图中 T_N 的最大值。数学表示为:

$$T_{\text{Max}} = \text{Max}(T_N - T_e) \quad (5)$$

式(4)中: T_{Avg} 表示 N 维 T_N 的均值,数学表示为:

$$T_{\text{Avg}} = \frac{\sum_{t=1}^N T_t}{N} - T_e \quad (6)$$

式(4)中: T'_{Max} 表示整个升温过程曲线的斜率最大值,表征最大温度变化率,其数学表达为:

$$T'_{\text{Max}} = \text{Max}(T_N - T_{N-1}) \quad (7)$$

式(4)中: T'_{Avg} 表示整个升温过程曲线斜率的平均变化率,表征升温过程曲线上升平滑程度,其数学表达为:

$$T'_{\text{Avg}} = \left[\sum_{t=1}^N (T_t - T_{t-1}) \right] / (N-1) \quad (8)$$

由于温度序列属于离散时间序列,其统计特征具有一定意义。选取统计特征中的均方值和方差作为特征。式(4)中, E 、 δ 的数学表达分别如式(9)(10):

$$E = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N T_t^2 \quad (9)$$

$$\delta = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (T_t - T_{\text{Avg}})^2 \quad (10)$$

式(4)中: S 代表积分,指芯片从通电开始到稳定工作的升温序列温度总和减去环境温度的相对积分值。其数学表达如式(11):

$$S = \int_{t=1}^N T_t - N \cdot T_e \quad (11)$$

式(4)中的7个特征值均有其物理意义,能够联合表征芯片区域的温度动态变化。针对电路板上的 m 个芯片,电路板芯片红外温度模型为:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_m = & [V_1, \dots, V_m]^T = \\ & \begin{bmatrix} T_{\text{Max}1}, T_{\text{Avg}1}, T'_{\text{Max}1}, T'_{\text{Avg}1}, E_1, \delta_1, S_1 \\ T_{\text{Max}2}, T_{\text{Avg}2}, T'_{\text{Max}2}, T'_{\text{Avg}2}, E_2, \delta_2, S_2 \\ \vdots \\ T_{\text{Max}m}, T_{\text{Avg}m}, T'_{\text{Max}m}, T'_{\text{Avg}m}, E_m, \delta_m, S_m \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (12)$$

2 算法原理

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,其过程是特征向量经输入层到隐含层最后输出计算结果的前向传递,以及根据误差修订权值并得出算法最优解的反向传递^[12],本文所用 BP 神经网络示意图如图 3。

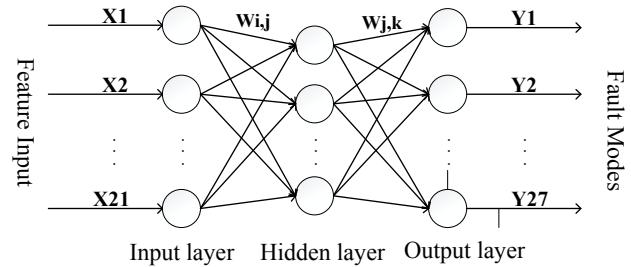


图 3 BP 神经网络示意图

Fig.3 Schematic diagram of BP neural network

目前3层BP神经网络已被广泛应用于各个领域,是处理分类问题的优解算法^[13]。但是在实际应用中存在需要人为设置训练参数,具有容易陷入局部最优、隐含层节点数设置对算法结果影响很大的问题。

2.2 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是由Jiankai Xue^[14]提出的一种智能优化算法,可以应用于神经网络的权值参数寻优,尽可能达到全局最优解。

SSA中麻雀种群分为3部分,分别为发现者、跟随者、警戒者。发现者负责搜索具有丰富食物的区域,为跟随者提供觅食的区域和方向。在寻优过程中,当附近有天敌出现,警戒者会发出警戒信号,当即放弃该区域转而其他区域觅食。

假设种群由 n 只麻雀构成的 d 维空间中觅食,所有麻雀的适应度值表示如(13):

$$\mathbf{F}_x = \begin{bmatrix} f\left(\begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^d \end{bmatrix}\right) \\ f\left(\begin{bmatrix} x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^d \end{bmatrix}\right) \\ \vdots \\ f\left(\begin{bmatrix} x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^d \end{bmatrix}\right) \end{bmatrix} \quad (13)$$

发现者位置更新如(14):

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot i_{\text{termax}}}\right) & , R_2 < \text{ST} \\ X_{i,j}^t + Q\mathbf{L} & , R_2 > \text{ST} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $X_{i,j}^t$ 表示麻雀 i 在第 t 次迭代时在第 j 维中的位置; i_{termax} 为最大迭代次数; α 为 $(0,1]$ 区间的随机数; $R_2 \in [0, 1]$ 和 $\text{ST} \in [0.5, 1]$ 分别为预警值和安全值; Q 为服从正态分布的随机数; \mathbf{L} 为 $1 \times d$ 的全 1 矩阵。当 $R_2 < \text{ST}$ 时, 发现者可以广泛地搜索食物。当 $R_2 > \text{ST}$, 警戒者发现天敌, 此时进行所有麻雀的位置更新。

剩余麻雀定义为追随者, 需执行式(14)和式(15)。在觅食过程中, 发现者找到了更好的食物, 追随者会立即离开现在的位置去争夺食物以寻求最优解; 否则继续执行式(15)进行寻优。追随者位置更新描述如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}} - X_{i,j}^t}{i^2}\right) & , i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t + X_p^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{L} & , i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (15)$$

式中: X_p 是目前发现者最优位置; X_{worst} 表示当前全局最差位置。 \mathbf{A} 表示 $1 \times d$ 矩阵。当 $i > n/2$ 时, 适应度值较低的第 i 个跟随者需要更新位置以获得更多的能量。

警戒者位置更新表达式如(16):

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t| & , f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_\omega) + \varepsilon} \right) & , f_i = f_g \end{cases} \quad (16)$$

式中: X_{best}^t 是当前的全局最优位置。 β 为步长控制参数, 是服从均值为 0, 方差为 1 的正态分布的随机数。 K 为 $[-1, 1]$ 区间的随机数, f_i 为当前麻雀个体的适应度值。 f_g 和 f_ω 分别为当前全局最佳和最差的适应度值。 ε 为常数。

麻雀搜索算法具有搜索后期种群多样性减少、易陷入局部最优解、算法收敛速度慢等缺点。针对此问题, 本文对种群初始化以及发现者位置更新进行改进。

2.3 改进麻雀搜索算法

2.3.1 Sine 混沌映射

本文提出利用 Sine 混沌策略初始化种群, 可以使种群在算法初期均匀分布, 替代原始麻雀的随机分布, 加快算法寻优速度。Sine 映射是混沌映射的典型代表, 其表达式如式(17):

$$x_{k+1} = \frac{a}{4} \sin(\pi x_k) \quad (17)$$

式中: x 的范围为 $[0,1]$, Sine 混沌映射 200 次后的示

意图如图 4 所示。

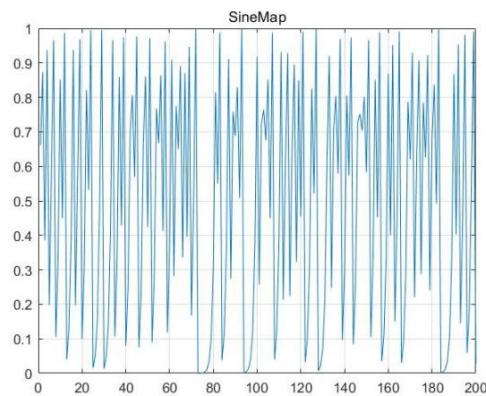


图 4 Sine 混沌映射示意图

Fig.4 Sine chaotic map diagram

从图 4 中可以看出, Sine 映射分布在 $[0,1]$ 之间, 利用其混沌性来代替麻雀种群的随机初始化, 能够使种群在搜索中更加均匀的分布。

2.3.2 Levy 飞行策略

Levy 飞行属于非高斯随机步态, 其步长服从重尾概率分布, 不仅可以在短距离步长中进行局部搜索还可以在长距离步长进行全局搜索^[15]。图 5 所示为 Levy 飞行二维平面示意图。

当麻雀搜索到全局最优附近时, Levy 飞行可以增强局部搜索能力, 当陷入局部最优时, 可以利用长距离步长跳出局部最优解继续寻找全局最优。本文将 Levy 飞行与式(14)相结合, 改进发现者位置更新公式如式(18):

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot i_{\text{termax}}}\right) & , R_2 < \text{ST} \\ X_{i,j}^t + \text{Levy}(d) \oplus (X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t) & , R_2 > \text{ST} \end{cases} \quad (18)$$

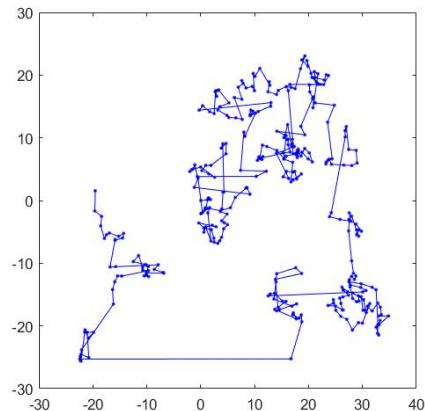


图 5 Levy 飞行二维平面示意图

Fig.5 Levy flight two-dimensional schematic

式中: Levy 步长计算公式如式(19):

$$\text{Levy}(d) = 0.01 \cdot \frac{r_1 \sigma}{|r_2|^{1/\beta}} \quad (19)$$

式(19)中: r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 区间的标准正态分布随机数, $\beta=1.5$, σ 的表达式如式(20):

$$\sigma = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \cdot \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\lambda)/2] \beta \cdot 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta} \quad (20)$$

式中: $\Gamma(x)$ 为 Gamma 函数, 其表达式如式(21):

$$\Gamma(x) = (x-1)! \quad (21)$$

2.4 ISSA 优化 BP 神经网络过程

根据本文实验, 建立 BP 神经网络, 其输入层为红外温度数据特征的神经元节点, 数量为 21; 通过隐含层节点经验公式(22)确定隐含层节点数; 所设置故障类型 26 种, 正常 1 种, 故输出节点数为 27。将传统 BP 神经网络的梯度下降寻优法替代为 ISSA 的寻优方法。

$$h = \begin{cases} h < n-1 \\ h < \sqrt{m+n+a} \\ h = \log_2 n \end{cases} \quad (22)$$

式(22)中: m 为输出节点数; n 为输入节点数; a 为常数。优化算法的流程图如图 6 所示。

具体步骤如下:

步骤 1 利用经验公式确定 BP 神经网络隐含层节点个数, 将 BP 神经网络中的参数作为优化对象;

步骤 2 利用 Sine 映射策略进行种群初始化, 设置迭代次数, 初始化跟随者与警戒者比例;

步骤 3 计算各只麻雀适应度值, 找出当前最优值和最差值及对应位置并排序;

步骤 4 从适应度值较优的麻雀中选取部分麻雀为发现者, 引入 Levy 飞行策略更新麻雀位置, 按照式(18)更新位置;

步骤 5 剩余麻雀作为跟随者, 按照式(15)更新位置;

步骤 6 在种群中随机选择部分麻雀作为警戒者, 按照式(16)更新位置;

步骤 7 当达到设定要求或达到最大迭代次数时, 开始寻找参数最优解, 并记录最后的权值和阈值;

步骤 8 进行训练并计算误差;

步骤 9 输出故障模式分类结果。

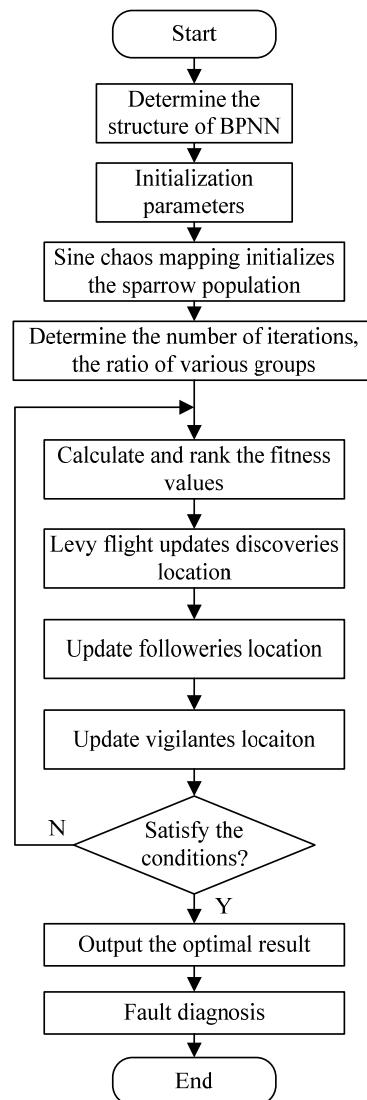


图 6 ISSA-BP 算法流程图

Fig.6 ISSA-BP algorithm flow chart

3 实验分析

本文实验所用红外热像仪为英福泰克 (InfraTec) ImageIR®5300 系列, 热灵敏度在 30℃ 时为 0.015 K, 红外热像仪分辨率为 320×256 。计算机配置如下: Windows 10 系统, Matlab 2020a, CPU 为 i7 10600KF, 16 GB 内存。实验环境为实验室环境, 室温受季节影响。

实验电路板为机载电源模块电路板, 芯片类型为模拟集成电路芯片, 电路板输出取两个工作模式, 分别是低、高功率输出。低功率输出电压对应 10V, 高功率输出电压对应为 30V。此外, 在两种不同输出模式下, 分别外接不同阻值的负载, 分别为空载、1020 Ω 、330 k Ω 来模拟不同工作环境, 故电路板共 6 种工作模式。针对 U1、U2、U3 芯片, 其可能出现 27 种工况, 编号为正常 F1、故障 F2-F27, 故障类型包括断

路、虚焊、断路。电路板红外热像图如图7所示，其中标记了3个芯片的位置。

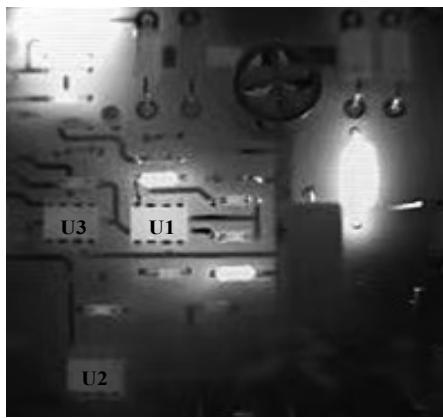


图7 机载电路板电源模块热像图

Fig.7 Thermal image of airborne circuit board power module

3个芯片的故障模式设置如表1所示。其中F1为正常工况，对于断路故障F2~F9，分别对应芯片设置了8种可能情况。对于虚焊故障F10~F18分别对应芯片设置了9种可能情况。对于短路故障F19~F27，分别对应芯片设置了9种可能情况。为尽可能模拟到各种故障，以上各种故障有自然老化引起，也有人为破坏性实验。

电路板在不同工况下上电10 min后均处于稳定工作状态，设置每2 s拍摄一次记录下红外温度数据，故所获的升温序列为300组红外温度数据。断电后，电路板会在10 min之内降至室温，故继电器控制开关设置为通电10 min、断电10 min的计时工作模式。本文每组工况记录15组升温序列，由于断电降温过程不具有参考意义，遂只记录升温过程。

表1 故障模式总数据集构成

Table 1 Failure mode total data set composition

Mode	Chip Number	Fault Mode	Samples
F1	None	Normal	90
F2~F3	U1	Open	180
F4~F7	U2	Open	360
F8~F9	U3	Open	180
F10~F12	U1	Virtual Soldering	270
F13~F15	U2	Virtual Soldering	270
F16~F18	U3	Virtual Soldering	270
F19~F21	U1	Short	270
F22~F24	U2	Short	270
F25~F27	U3	Short	270

经数据采集后，将红外热图的芯片区域温度数据进行特征提取，输入到神经网络的输出层作为特征输入。经反复测试结合经验公式，隐含层节点数选择15。优化后的麻雀搜索算法最大迭代次数设置25，发现者比例设置为60%，警戒者比例设置为10%。对于电路板的每种工况，其特征数据集样本数为405，将297组作为训练集，108组作为测试集。样本进行标记后导入算法输出最后结果，将BP神经网络和ISSA-BP神经网络进行比较，得到诊断结果如图8~13所示。

为进一步验证算法鲁棒性，分别将断路、虚焊、短路故障分开做对比实验，选取3种典型算法：BP神经网络、SSA-BP神经网络、ISSA-BP神经网络。为控制变量，实验采用相同工作模式的电路板数据集。其每种工作模式具有相同的温度特征模型、故障模式设置。但其训练集和测试集为随机抽取，得到结果如表2~表7所示。

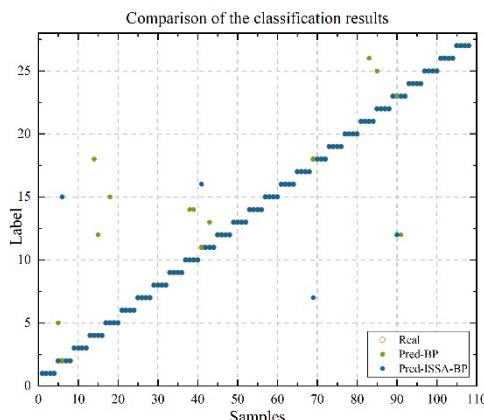


图8 低功率空载两种算法诊断结果

Fig.8 Low power empty load two algorithms diagnostic results

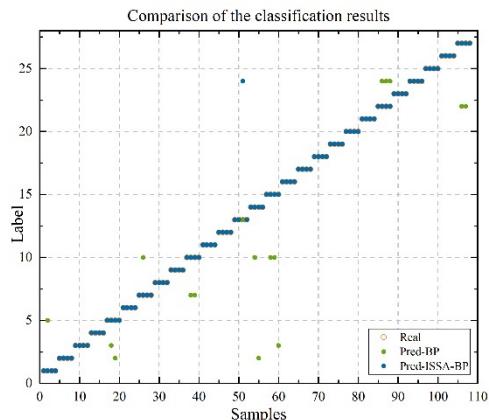


图9 低功率 1020 Ω两种算法诊断结果

Fig.9 Low power 1020 Ω two algorithm diagnosis results

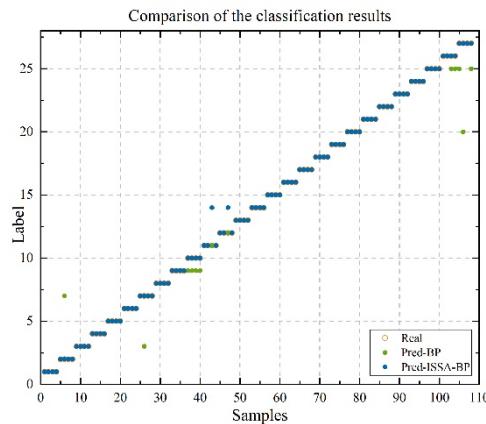


图 10 低功率 330 kΩ两种算法诊断结果

Fig.10 Low power 330 kΩ two algorithm diagnosis results

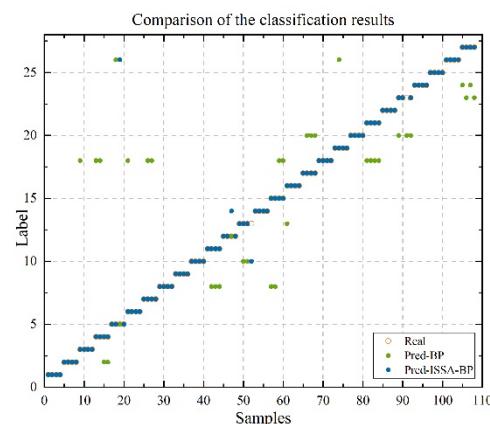


图 11 高功率空载两种算法诊断结果

Fig.11 High power empty load two algorithm diagnosis results

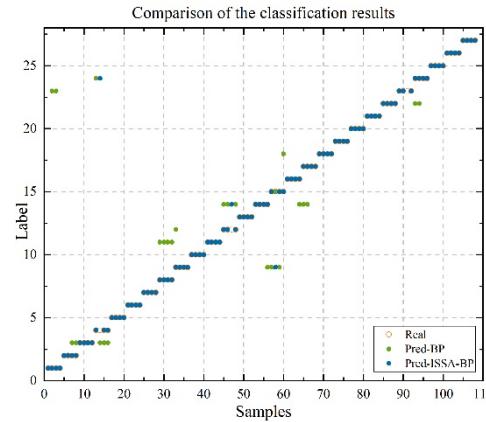


图 12 高功率 1020 Ω两种算法诊断结果

Fig.12 High power 1020 Ω two algorithm diagnosis results

表 2 低功率空载故障诊断率对比

Table 2 Low power empty load fault diagnosis rate comparison

Accuracy/%	F1	F2~F9	F10~F18	F19~F27
BP	100	84.38	88.89	86.11
SSA-BP	100	90.63	91.67	88.89
ISSA-BP	100	96.88	97.22	97.22

表 3 低功率 1020 Ω故障诊断率对比

Table 3 Low power 1020 Ω fault diagnosis rate comparison

Accuracy/%	F1	F2~F9	F10~F18	F19~F27
BP	75	90.63	77.78	83.33
SSA-BP	100	94.44	83.33	91.67
ISSA-BP	100	100	97.22	100

表 4 低功率 330 kΩ故障诊断率对比

Table 4 Low-power 330 kΩ fault diagnosis rate comparison

Accuracy/%	F1	F2~F9	F10~F18	F19~F27
BP	75	93.75	83.33	86.11
SSA-BP	100	96.88	88.89	88.89
ISSA-BP	100	100	94.44	100

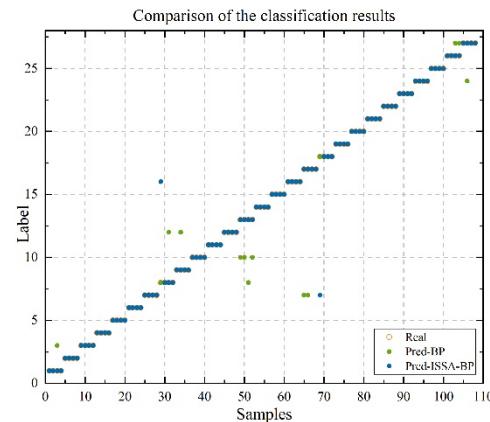


图 13 高功率 330 kΩ两种算法诊断结果

Fig.13 High power 330 kΩ two algorithm diagnosis results

表 5 高功率空载故障诊断率对比

Table 5 High-power empty load fault diagnosis rate comparison

Accuracy/%	F1	F2~F9	F10~F18	F19~F27
BP	100	68.75	58.33	61.11
SSA-BP	100	81.25	69.44	83.33
ISSA-BP	100	96.88	97.22	97.22

表 6 高功率 1020 Ω故障诊断率对比

Table 6 High-power 1020 Ω fault diagnosis rate comparison

Accuracy/%	F1	F2~F9	F10~F18	F19~F27
BP	50	65.63	69.44	83.33
SSA-BP	75	83.33	80.56	88.89
ISSA-BP	100	96.88	97.22	97.22

表 7 高功率 330 kΩ故障诊断率对比

Table 7 High-power 330 kΩ fault diagnosis rate comparison

Accuracy/%	F1	F2~F9	F10~F18	F19~F27
BP	75	87.5	80.56	91.67
SSA-BP	100	90.63	86.11	94.44
ISSA-BP	100	96.88	97.22	100

实验表明,在机载电源电路板多种工作模式下,本文所提出的方法对3种典型故障的诊断率均在96.5%以上,表8为6种工况下总正确率。

由表8可见,本文算法对于短路故障诊断率最高,断路、虚焊次之。短路故障对电路的伤害最大,其芯片发热严重,且环境温度影响相对较小;断路故障对电路的伤害次之,仅会影响有所联结的电子元器件工作;虚焊故障对电路影响最小,其故障电路大概率能够维持基本功能。实验结果表明,本文所提算法对电路伤害最大的故障模式有着更好的诊断效果,对电路伤害次之的故障模式诊断率次之,符合预期。

表8 多工况下3种故障分别诊断率

Table 8 Diagnosis rate of three faults separately under multiple working conditions

Accuracy	Open /%	Virtual soldering (F10~F18)	Short (F19~F27)
BP	81.77	76.39	81.94
SSA-BP	88.54	83.33	89.35
ISSA-BP	97.92	96.76	98.61

表9为多工况下所有数据集不同算法的诊断结果对比,结果表明本文所提算法的综合诊断率达到了97.84%,优于SSA-BP神经网络的87.35%和BP神经网络的79.32%。

表9 多工况下故障诊断率对比

Table 9 Comparison of fault diagnosis rate under multiple working conditions

Mode	Results	Combined accuracy
BP	514/648	79.32%
SSA-BP	566/648	87.35%
ISSA-BP	634/648	97.84%

4 总结

本文提出了一种基于红外温度的机载电路板芯片故障诊断方法。首先,通过红外热像仪对不同故障类型下的机载电路板进行数据采集,对其数据建立温度特征模型。然后,利用Sine混沌映射与Levy飞行改进的麻雀搜索寻优算法替代传统BP神经网络中采用的梯度下降法进行参数寻优。最后,将芯片温度特征输入到优化后的BP神经网络,实现对不同故障模式下的诊断。实验结果表明,该方法的故障识别率高于其他传统方法,优于改进前的麻雀搜索算法优化BP神经网络10.49%,优于BP神经网络18.52%,在不同工况下的综合识别率达到了97.84%,为机载电路板芯片的故障诊断提供了一种新方法,具有一定的工业应用前景。但是该方法在其他电路板上的适用性还有待

验证,下一步的研究工作将集中于研究其他类型电路板芯片的实验设计以及算法验证,以验证该方法的鲁棒性。

参考文献:

- [1] SHI L, ZHOU Z, JIA H, et al. Fault diagnosis of functional circuit in avionics system based on BPNN[C]//*Prognostics and System Health Management Conference, IEEE*, 2019: 1-5.
- [2] DONG Z, CHEN L. Image registration in PCB fault detection based on infrared thermal imaging[C]//*Chinese Control Conference (CCC)*. IEEE, 2019: 4819-4823.
- [3] Sarawade A A, Charniya N N. Detection of faulty integrated circuits in PCB with thermal image processing[C]//*International Conference on Nascent Technologies in Engineering (ICNTE)*. IEEE, 2019: 1-6.
- [4] 孙东旭,贾世伟,孟玉慈,等.综合模块化航电系统FC网络的机内测试设计[J].航空计算技术,2016,46(6): 108-112.
- [5] SUN Dongxu, JIA Shiwei, MENG Yuci, et al. Built-in-test design for integrated module avionics fibre channel networks[J]. *Aeronautical Computing Technique*, 2016, 46(6): 108-112.
- [6] ZHENG T, WANG Z, TAN C, et al. Research on fault prediction and diagnosis method of PCB circuit[C]//*International Conference on Artificial Intelligence and Computer Engineering (ICAICE)*. IEEE, 2020: 387-390.
- [7] 徐奇伟,黄宏,张雪峰,等.基于改进区域全卷积网络的高压引线接头红外图像特征分析的在线故障诊断方法[J].电工技术学报,2021,36(7): 1380-1388.
- [8] XU Qiwei, HUANG Hong, ZHANG Xuefeng, et al. Online fault diagnosis method for infrared image feature analysis of high-voltage lead connectors based on improved R-FCN[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36(7): 1380-1388.
- [9] 张博.基于红外图像电路板故障检测技术研究[D].沈阳:沈阳航空航天大学,2018.
- [10] ZHANG Bo. Research on Circuit Board Fault Detection Technology Based on Infrared Image[D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University, 2018.
- [11] Salvi S S, Jain A. Detection of unusual thermal activities in a semiconductor chip using backside infrared thermal imaging[J]. *Journal of Electronic Packaging*, 2021, 143(2): 020901.
- [12] Al Obaidy F, Yazdani F, Mohammadi F A. Intelligent testing for Arduino UNO based on thermal image[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2017, 58: 88-100.
- [13] 王力,李硕,武会杰,等.基于红外技术的机载电路板故障诊断研究[J].计算机仿真,2017,34(7): 89-93.
- [14] WANG Li, LI Shuo, WU Huijie, et al. Research of aviation circuit board fault diagnosis and prediction based on infrared technology[J]. *Computer Simulation*, 2017, 34(7): 89-93.
- [15] 郝建新,贾春宇.基于红外热图的机载电路板故障模式诊断研究[J].红外技术,2019,41(3): 273-278.
- [16] HAO Jianxin, JIA Chunyu. Research on fault mode diagnosis of airborne circuit board based on infrared images[J]. *Infrared Technology*, 2019, 41(3): 273-278.
- [17] 王力,刘子奇. WPA-IGA-BP神经网络的模拟电路故障诊断[J].系统工程与电子技术,2021,43(4): 1133-1143.
- [18] WANG Li, LIU Ziqi. Fault diagnosis of analog circuit for WPA-IGA-BP neural network[J]. *System Engineering and Electronics*, 2021, 43(4): 1133-1143.
- [19] GUO Y, RAN C, JI X, et al. Fault diagnosis in analog circuits based on combined-optimization BP neural networks[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2013, 1: 44-48.
- [20] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering An Open Access Journal*, 2020, 8(1): 22-34.
- [21] Reynolds Andy. Liberating Lévy walk research from the shackles of optimal foraging[J]. *Physics of Life Reviews*, 2015, 14: 59-83.