

基于红外热图的机载电路板故障模式诊断研究

郝建新¹, 贾春宇²

(1. 中国民航大学 基础实验中心, 天津 300300; 2. 中国民航大学 电信与自动化学院, 天津 300300)

摘要: 作为一种新型的非接触式检测方法, 基于红外热成像技术的机载电路板故障模式诊断方法受到越来越多的关注。本文针对传统基于红外热图的电路板故障检测算法中存在的缺陷, 提出一种结合红外图像分割、热阻网络、支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 与 D-S 证据理论的故障检测算法。首先, 通过红外图像分割完成目标芯片区域温度提取, 应用热阻网络模型对目标区域温度信息进行优化; 其次, 提取温度信息特征向量分别输入对应的初级 SVM 诊断模块, 输出各故障模式的加权基本概率分配值 BPA (Basic Probability Assignment); 最后, 应用 D-S 证据理论对各证据体加权 BPA 进行数据融合, 输出融合后的故障诊断结果。实验结果表明, 本文算法加强了有效证据体对诊断结果的正面影响, 削弱了无效证据体的负面影响, 大幅度提高了机载电路板故障模式诊断准确度。

关键词: 红外热图; 机载电路板; 支持向量机; 证据理论; 故障诊断

中图分类号: TN219 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2019)03-0273-05

Research on Fault Mode Diagnosis of Airborne Circuit Board Based on Infrared Images

HAO Jianxin¹, JIA Chunyu²

(1. Basic Experimental Center, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Infrared imaging technology is a new non-contact detection method, which has received attention in the field of on-board circuit board fault diagnosis. This paper combines image segmentation, thermal resistance network, SVM and D-S evidence theory to solve the problems in the traditional circuit board fault detection algorithms. Firstly, Image segmentation and thermal resistance networks are used to complete target region temperature extraction and optimization. Secondly, the temperature feature vector is input to the SVM to obtain a weighted BPA. Finally, D-S evidence theory is used to complete data fusion and obtain fault diagnosis results. The experimental results show that the proposed algorithm enhances the positive impact of effective evidence on the diagnosis results, and greatly improves the diagnostic accuracy of the circuit board failure mode.

Key words: infrared technology, circuit board, SVM, evidence theory, fault diagnosis

0 引言

随着民航业对航空安全的要求越来越高, 快速并准确的对机载电路板的各种故障进行分析和定位, 并依此保障飞机的安全运营就变得至关重要。而高新技术不断注入使得机载电路板变得越来越复杂, 呈现出高密度、超大规模等特点。传统的接触式电路板故障诊断方法主要依靠经验丰富、技能较高的测试人员依据电路原理、电路参数和故障现象进行分析, 从而诊

断出电路板上的故障内容或元件。传统的接触式检测方法不仅可能影响电路板的分布参数, 而且耗时长不易操作。

基于红外热图像的电路板故障检测技术属于非接触式的无损检测方法^[1], 避免干扰被测电路工作状态, 并以其检测速度快、成本低、通用性强和易操作的等优点^[2]而深受广大研究者的关注。中国民航大学王力团队做了大量的关于将红外技术应用于机载电路板故障诊断的研究, 包括机载电路板卡红外图像配

收稿日期: 2018-09-20; 修订日期: 2019-03-04.

作者简介: 郝建新 (1986-), 天津武清人, 硕士研究生, 讲师, 主要从事模式识别、民航电子设备故障诊断研究。E-mail: zuizuiyanzi@163.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助项目 (U1733119); 中央高校基本科研业务费项目中国民航大学专项资助 (3122017045)。

准、分割和增强^[3-5]；文献[6]将标准与故障状态下的热图像进行差分操作，通过与设定阈值的比较判断电路板的工作状态，该方法存在漏诊与误诊；文献[7]综合概述了红外故障检测方法，认为目前各种检测方法均有其缺点与局限性，缺少通用的理论模型可供使用；文献[8]提出使用最小二乘四次多项式拟合配合环境温度计算元件内部结温，与经验阈值比对未来判定故障，但阈值的设定缺乏科学准则与理论支撑；文献[9]将序列热图法应用于电路板故障检测之中，通过比对不同状态下元件的温度变化曲线、特征信息来判断是否存在故障，但缺乏对故障的智能判断。

在前人研究基础上，本文针对机载电路板提出了一种基于红外热图的智能故障诊断算法。首先，应用红外图像分割提取目标芯片发热区域；其次，依据双热阻网络模型优化目标芯片温度信息，获取芯片结温；再次，提取目标温度信息构成 SVM 故障诊断算法输入特征向量，输出初级诊断结果；最后，基于 D-S 证据理论融合初级诊断数据，输出最终故障诊断结果。实验表明，该算法大幅度提高了机载电路板故障模式的诊断准确度。

1 目标区域温度信息提取与优化

1.1 基于图像分割的目标信息提取

电路板在工作时其板载元器件的温度特性应处于合理范畴，同一元器件在正常与故障两种工作状态下会表现出不同的温度特性，这为基于红外热图像的故障检测提供了前提条件。红外热像仪获取的电路板红外图像一般包含3个区域：发热区、辐射区、背景区。发热区是元器件工作状态的核心区域，因此首先要消除辐射区与背景区影响，将核心发热区独立出来。但是，高集成度的电路板红外热图易受到成像环境等外界因素影响，其图像对比度差、信噪比低，元件排列密集，这为目标区域的分割与温度提取制造了一定的困难。

针对上述难点，文献[10]中所提出的算法，将多目标区域增长算法与 GVF-Snake 模型相结合，完成机载电路板红外图像元器件芯片核心发热区域的信息提取。

步骤 1：设定阈值 D_temp ，自动搜索红外图像 I 寻找温度最高点 H_temp ，当 H_temp 与 D_temp 之差大于环境温度，则确定该点为初始种子点 P_1 ，依据生长与停止规则完成目标区域 M_1 的提取，得到新图像 I_1 ；步骤 2：对新图像 I_1 重复步骤 1，获取目标区域 M_2 及新图像 I_2 ；步骤 3：以此类推，直到新图像 I_n 中最高温度与阈值之差小于环境温度时，认为所有芯片

的发热区与辐射区提取完毕；步骤 4：基于区域增长确定 GVF-Snake 模型的初始轮廓；步骤 5：利用 GVF 模型完成目标芯片发热区域的提取。具体算法流程图如图 1 所示。

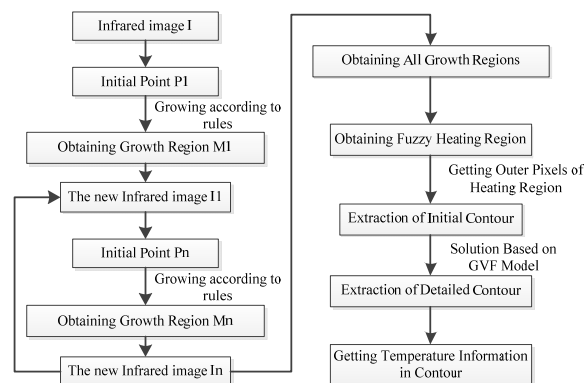


图1 机载电路板红外图像分割流程图

Fig.1 Circuit board infrared image segmentation flow chart

1.2 基于热阻网络的目标温度信息优化

红外热图像每个像素点所标示的温度并非芯片结温，而是热传导后封装表面的温度值，在基于温度信息的故障检测中，真实结温更具有研究价值。本文中，机载气象雷达电路板上元器件芯片的封装主要为塑料四侧引脚扁平封装 PQFP (Plastic Quad Flat Package)，依据电子器件工程联合委员会 JESD15-3 标准中的规定^[11]，在稳态情况下，将该类型芯片等效变换为如图 2 所示的双热阻网络模型，包括 2 个热阻和 3 个节点。其中， R_{jc} 为结节点到壳的热阻； R_{jb} 为结节点到板的热阻； R_{ja} 为壳(板)节点到环境的内阻。壳节点表示封装上表面直接接触部分；结节点即芯片核心功耗产生部分；板节点为封装底部直接连接部分。

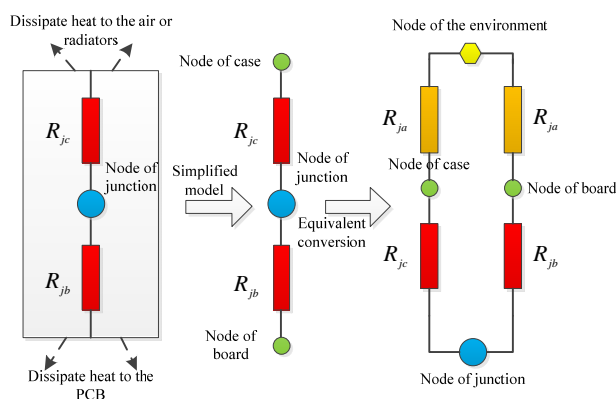


图2 PQFP 封装双热阻网络模型

Fig.2 Dual thermal resistance network models of PQFP package
基于 PQFP 封装双热阻网络模型，依据式(1)~式(3)求取芯片结节点温度 T_j 。

$$T_j = P \times R_{jc} + T_k \quad (1)$$

$$T_k = P \times R_{ja} + T_c \quad (2)$$

$$T_j = ((T_k - T)/R_{ja}) \cdot R_{jc} + T_k \quad (3)$$

式中: T_k 为壳节点温度, T_c 为环境节点温度, 均可以通过红外热像仪直接测量得到。

1.3 目标区域温度特征向量提取

通过红外热像仪获取机载电路板从上带电至稳定工作状态下的序列红外热图像 X 张, 依据“像素点-温度”对应关系, 将 $m \times n$ 个像素点的红外图像, 转换为 $m \times n$ 的 X 维温度矩阵。

依据 1.1 节红外图像分割算法, 完成 X 维矩阵的目标发热区域提取, 基于热阻网络模型优化算法对分割区域内的温度信息进行优化, 获取芯片结温矩阵并提取以下温度信息值组成特征向量, 如式(4)所示:

$$V = [T \ T' \ T''] \quad (4)$$

式中: T 表示目标芯片稳定工作时, 其轮廓区域内 x 个像素点位置的平均温度, 如式(5)所示:

$$T = (t_1 + t_2 + \dots + t_x)/x \quad (5)$$

式中: t_x 表示目标芯片轮廓内某像素点所对应的芯片结温值。 T' 表示在 X 张序列图像中, 目标轮廓区域内芯片结温的平均温度变化率序列, 如式(6)所示:

$$T'(i) = T(i+1) - T(i) \quad (6)$$

$$T' = [T'(1) \ T'(2) \ \dots \ T'(X-1)]$$

式中: $T(i)$ 为第 i 张序列图像中目标芯片轮廓内均值。 T'' 表示 X 张序列图像中, 目标轮廓区域内芯片结温平均温度的变化加速度, 如式(7)所示:

$$T''(i) = T'(i+1) - T'(i) \quad (7)$$

$$T'' = [T''(1) \ T''(2) \ \dots \ T''(X-1)]$$

式中: $T'(i)$ 表示 i 张到第 $i+1$ 张图像目标芯片轮廓平均温度变化率。

针对机载电路板上参与故障诊断的 n 个芯片温度信息建立特征矩阵 \mathbf{TM} , 其行向量为不同芯片温度特性, 反映了芯片当前工作状态:

$$\mathbf{TM} = \begin{bmatrix} T_1 & T_2 & T_3 & \dots & T_n \\ T'_1 & T'_2 & T'_3 & \dots & T'_n \\ T''_1 & T''_2 & T''_3 & \dots & T''_n \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

2 基于 SVM 与 D-S 理论的故障模式诊断

为解决传统基于红外图像故障诊断中普遍存在的阈值设定不科学、数据样本需求大、抗干扰差、诊断准确率低等问题, 本文将 SVM 理论与证据理论相结合完成电路板故障模式诊断。

首先, 针对不同的温度特征组成的 SVM 故障模

式诊断模块, 将已获取的各芯片温度特征信息作为其输入向量, 输出初级诊断结果及 BPA; 其次, 基于 D-S 理论, 完成基于加权后各证具体 BPA 的数据融合; 最后, 输出故障定位诊断结果。算法流程如图 3 所示。

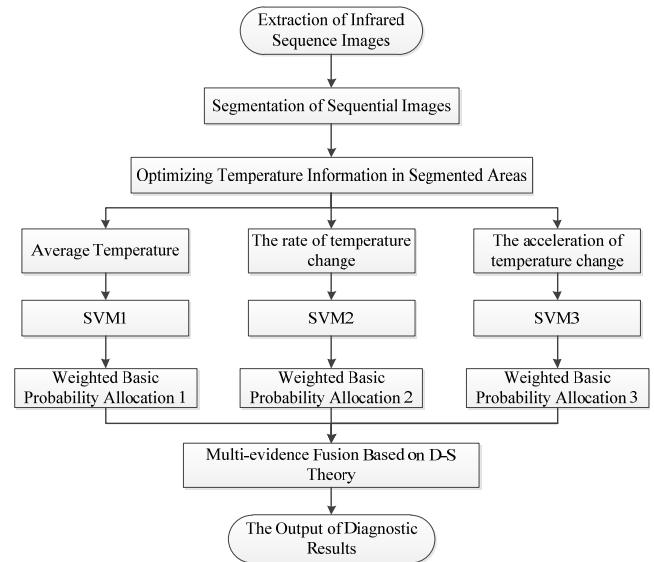


图3 故障诊断算法流程图

Fig.3 Flow chart of fault diagnosis algorithm

2.1 基于 SVM 的故障定位诊断模块

对于机载电路板芯片正常与故障两类模式分类问题, 以 (T_i, y_i) 作为样本输入, 其中 $T_i \in \mathbb{R}^n$ 为芯片的工作温度数据; $y_i \in (1, -1)$ 为分类标签, 1 表示正常, -1 表示故障; 应用 SVM 理论寻找最优超平面, 使正常与故障两类之间的间隔最大, 将寻优过程归结为二次规划问题, 如式(9)所示:

$$\min \left| \frac{1}{2} \omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right| \quad (9)$$

约束条件:

$$y_i (\omega_i \cdot \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \quad (10)$$

$$\xi_i \geq 0 \quad (11)$$

式中: C 为惩罚因子, 直接影响分类器泛化能力与误分类率; ω 为权向量; b 为分类阈值; ξ_i 为松弛变量; 在非线性情况下引入变换 $\phi: \mathbb{R}^n \rightarrow F$, 把样本从输入空间映射到高维特征空间 F , 使得原空间非线性可分的两类样本在高维空间线性可分, 通过引入拉格朗日函数, 得到优化问题式(9)的对偶形式, 即最大化函数为:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - 1/2 \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)) \quad (12)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, 2, \dots, n \quad (13)$$

通过解式(12)优化问题, 最终得到支持向量机的最优分类决策函数如式(14)所示:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x_i, x) + b) \quad (14)$$

式中: α_i 为拉格朗日算子, $k(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ 为核函数。

依据 SVM 基本原理, 将 1.3 节中温度信息特征矩阵 **TM** 列向量分别输入对应的 SVM 的初级诊断模块, 则共有 $(2^n - 1)$ 种故障可能被各个诊断模块输出, 令 $N = 2^n - 1$, 将各诊断模块输出值组成混淆矩阵 **CM**, 对故障模式样本真实属性与诊断类型之间的关系:

$$\mathbf{CM} = \begin{bmatrix} \text{cm}_{11} & \text{cm}_{12} & \cdots & \text{cm}_{1N} \\ \text{cm}_{21} & \text{cm}_{22} & \cdots & \text{cm}_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cm}_{N1} & \text{cm}_{N2} & \cdots & \text{cm}_{NN} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中: cm_{ij} 表示第 i 类芯片故障被初级诊断模块诊断为第 j 类故障的概率, 反映了不同 SVM 诊断模块的可靠度, 可靠度越高表示该 SVM 诊断模块输出的结果越可信, 式(16)是对于第 j 类故障的可靠度:

$$R(F_j) = \text{cm}_{jj} / \sum_{i=1}^N \text{cm}_{ij} \quad (16)$$

对 n 个芯片可能产生的 N 个故障模式可采用“一对一”算法建立 $N(N-1)/2$ 个 SVM 子分类器, 对故障类别进行投票。若将第 i 类故障判断正确, 则投票结果为“+1”; 若将第 i 类故障判断为 j 类, 则投票结果记为“-1”, 引入隶属度概念, 如式(17)所示:

$$q_j = \sum F_j / N - 1 \quad (17)$$

式中: $\sum F_j$ 为两两分类时对 j 类故障判断正确的次数; $N-1$ 为 j 类参与的总分类次数。分类器无法识别的类, 则通过式(18)对不确定隶属度予以表示:

$$q_0 = 1 - \max\{q_1, q_2, \dots, q_N\} \quad (18)$$

对于 j 类故障, 依据“一对一”SVM 分类器原则, 隶属度越大, 不确定隶属度越小, 那么该故障属于 j 类的可能性就越大, 其对应的 BPA 也就越大, 由此得到 j 类故障的 BPA 的获取准则为:

$$m(F_j) = q_j^M / q_0^M + \sum_{j=1}^N q_j^M \quad (19)$$

$$m(\Theta) = 1 - \sum_{j=1}^N m(F_j)$$

式中: M 为各类故障模式的隶属度之和, 表示故障的分类规模。

2.2 基于 D-S 理论的判别结果融合及诊断决策

D-S 证据理论是将同一个框架下的不同证据体通过融合规则合成新的证据体的过程。本文将机载电路板上 n 个芯片可能出现的 N 种故障集合作为辨识框架

$\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$, A_j 为辨识框架的一个基元, 在该

框架中集函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$:

$$m(\phi) = 0$$

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1, A \neq \phi \quad (20)$$

式中: m 为故障识别框架内的基本概率赋值函数, 对于 $A \subseteq \Theta$, $m(A)$ 称为 A 的 BPA, 该值可以理解为该故障模式的确认程度。假设在统一框架下 m_1 和 m_2 是同一识别框架下的 BPA, 基元分别 E_1, E_2, \dots, E_N 和 F_1, F_2, \dots, F_N , 那么可以按照式(18)所示, 将两个证据体 BPA 进行合成, 记为 $m_1 \oplus m_2$:

$$m(A) = \frac{1}{N} \sum_{E \cap F = A} m_1(E) \cdot m_2(F), A \neq \emptyset \quad (21)$$

$N = \sum_{E \cap F \neq \emptyset} m_1(E) \cdot m_2(F) > 0$ 为规范数, 反映了证

据冲突程度, 值越小则冲突越大, 当 N 为 0 时表明证据完全冲突, 合成公式不再适用。

对于上述问题, 本文不再将所有证据体视为同等重要, 而是对不同模块的诊断结果, 按照式(19)对诊断模块进行权重系数的重新分配:

$$W(F) = N \cdot R^k(F) / \sum R^k(F) \quad (22)$$

综合证据体权重系数及基本 BPA, 依据式(23), 充分考虑各特征向量权重, 对证据体故障 BPA 重新加权, 以加强合理证据削弱不合理证据:

$$Wm(F) = \frac{W(F) \cdot m(F)}{m(\Theta) + \sum W(F) \cdot m(F)} \quad (23)$$

$$Wm(\Theta) = 1 - \sum Wm(F)$$

依据式(18)类推, 多证据体融合公式为:

$$Wm=\{[(Wm_1\oplus Wm_2)\oplus Wm_3]\oplus\cdots\}\oplus Wm_n\tag{24}$$

按照下面决策 1~3 将加权 BPA 进行结果判别, 从而获得最终诊断结果:

决策 1: 目标模式与其他模式下的 BPA 相比最大。

决策 2: 目标模式与其他模式下的 BPA 之差要大于阈值 ε 。

决策 3: 目标模式的不确定度要小于阈值 γ 。

3 实验结果分析

针对本文提出的机载电路板故障检测方法, 使用德国 InfraTec (英福泰克) ImageIR 系列红外成像热像仪, 提取空客 A320 机载气象雷达 A31 板上芯片工作正常和故障状态下红外热图, 如图 4 所示。

限于本文篇幅, 选择其中故障率最高的 U3、U4、U5 芯片作为故障研究对象, 针对 8 种可能存在的工
作模式 (编号 F1-F8) 分别采集 100 组红外图像数据, 每组数据采集时间为 3 min, 图像采集间隔 3 s, 将采集的红外图像数据组成图像序列。

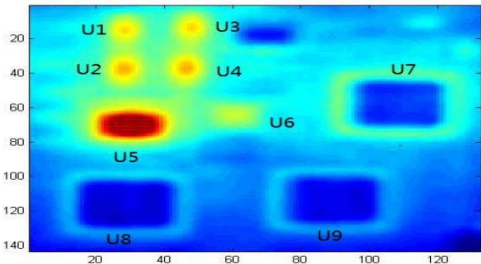


图 4 机载气象雷达红外热图
Fig.4 Infrared Image of Airborne Air Radar

依据本文 1.2 节图像分割算法, 完成各模式下红
外序列图像目标芯片分割, 如图 5 所示。

将分割后的目标芯片红外图像转化为对应的芯
片温度矩阵, 依据 1.2 节算法, 对 8 种故障下的各 100
组数据完成基于热阻网络模型的芯片温度矩阵优化,

提取 T 、 T' 、 T'' 作为故障诊断特征向量, 输入初级 SVM
诊断模块, 输出证据体对各故障权重系数。

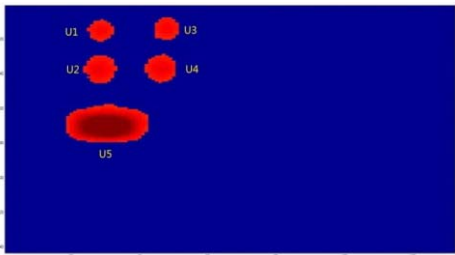


图 5 目标芯片红外图像分割
Fig.5 Infrared Segmentation Image of Target Chip

选取故障编号为 F2 的样本作为验证数据, 依据
本文 2.1 和 2.2 算法, 得到各证据体下的诊断结果,
即不同证据体下各类故障的 BPA 和加权 BPA, 如表
1 和表 2 所示。

依据本文 2.2 节的 3 个故障诊断决策, 选择阈值 ε
 $=0.5$, $\gamma=0.01$ 。对表 1 和 2 分析可以发现, 故障模
式 F2 下 3 种证据体所提供的 BPA 与加权处理前相比
均有所提高, 但是依然无法同时满足 3 个故障判定决
策, 即无法提供有效的故障诊断结果。而经过基于
D-S 理论的证据体融合后, 如表 3 所示, 与单证据体
下相比, 故障模式 F2 的 BPA 均有显著大幅提高, 同
时对于故障检测影响最大的 F4 模式的 BPA 则呈现出
明显的降低。将本文 2.2 节的 3 个故障诊断决策应用
于 D-S 证据融合后的结果, 可以发现表 3 中除“ T & T' ”
证据融合下的数据不能给出明确诊断结果外, 其余融
合结果均能输出正确故障模式, 其中“ T & T' & T'' ” 3
个证据体融合后故障模式 F2 的 BPA 值最大且不确定
度最小, 故障模式的诊断结果准确度最高。

本文最后分别选用典型的热图序列法、单证据体
SVM 诊断法和本文算法对 100 组已知故障类型的机
载电路板做验证型诊断, 诊断效果如表 4 所示。

表 1 不同证据体下各故障模式 BPA					Table 1 Failure mode BPA under different evidence				
BPA	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	Θ
T	0.2143	0.4443	0.0055	0.2143	0.0278	0.0003	0.005	0.0878	0.0003
T'	0.1201	0.2932	0.0075	0.1201	0.2932	0.0380	0.1201	0.0005	0.0075
T''	0.0067	0.5427	0.0339	0.1072	0.2617	0.0067	0.0067	0.0339	0.0004

表 2 不同证据体下各故障加权 BPA									
Table 2 Failure weighted BPA under different evidence									
Weighted BPA	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	Θ
T	0.1688	0.4530	0.0047	0.2467	0.0257	0.0002	0.0045	0.0961	0.0003
T'	0.1377	0.3067	0.0071	0.1225	0.2534	0.0316	0.1330	0.0005	0.0075
T''	0.0050	0.5774	0.0296	0.1028	0.2511	0.0046	0.0035	0.0256	0.0003

表 3 基于 D-S 理论的故障诊断结果 Table 3 Fault diagnosis results based on D-S theory

D-S Fusion	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	Θ
$T \& T'$	0.1184	0.6868	0.0003	0.1548	0.0327	0.0001	0.0032	0.0037	1.13×10^{-5}
$T' \& T''$	0.0029	0.6910	0.0017	0.0510	0.2498	0.0007	0.0021	0.0008	1.21×10^{-5}
$T \& T''$	0.0030	0.8804	0.0005	0.0856	0.0220	0.0001	0.0001	0.0084	3.61×10^{-7}
$T \& T' \& T''$	0.0015	0.9407	0.0001	0.0379	0.0195	0.0001	0.0001	0.0002	9.21×10^{-9}

表 4 四种故障诊断结果对比

Table 4 Comparison of four fault diagnosis results

Method	Results	Accuracy Rate
Infrared image sequence	48/100	48%
SVM-Individual evidence	66/100	66%
SVM&D-S	94/100	94%

通过与其它方法的对比可以发现,本文算法在故障诊断的准确率方面远远高于传统的热图序列法与单证据体 SVM 诊断算法。其主要原因是由于本文不仅通过图像分割与热阻网络模型对原始红外数据进行了优化,获取了更为准确的温度信息,更关键的是故障诊断算法中对于各个证据体所提供的诊断结果进行了加权处理与融合,最终在诊断结果中加强了有效证据对于诊断结果的正向影响,同时削弱了无效证据负面影响,降低了误判率。

4 实验结论

本文以机载电路板工作芯片的红外热图作为原始数据,通过对红外图像的分割以获取准确的目标芯片温度数据范围;利用热阻网络对目标芯片温度数据进行优化,获取更有效的芯片核心温度数据;将目标芯片核心温度数据作为输入,利用 SVM 故障分类算法完成故障初级诊断,输出各故障加权 BPA;最后,基于 D-S 理论完成各故障 BPA 融合,得到最终诊断结果。通过实验数据分析可知,本文算法的故障诊断率优于传统算法和原始 SVM 诊断算法,故障诊断率大幅度提高。在机载电子设备获取大量典型故障样本和先验知识都比较困难的前提下,本文算法将会有效解决民航机务维修中存在的实际故障诊断问题,减少机载电子系统的故障发生率,降低维修成本,为民航飞行安全提供有力保障,具有一定的现实意义。

参考文献:

[1] 李广宏, 雷建. 基于信息融合的 PCB 红外热像检测关键技术研究[J]. 红外技术, 2017, 39(9): 829-834.
LI Guanghong, LEI Jian. Research on Key Technology of PCB Thermal Image Detection Based on Information Fusion[J]. *Infrared Technology*, 2017, 39(9): 829-834.
[2] 田裕鹏. 红外检测与诊断技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2006.
TIAN Yupeng. *Infrared detection and diagnosis technology*[M]. Beijing:

Chemical Industry Press, 2006.
[3] 王力, 张璐, 王坤, 等. 结合小波模极大值和改进 Hausdorff 距离的电路板红外图像配准[J]. 红外技术, 2014, 36(12): 992-996.
WANG Li, ZHANG Lu, WANG Kun, et al. Infrared image registration of circuit board combined with wavelet modulus maxima and improved Hausdorff distance[J]. *Infrared Technology*, 2014, 36(12): 992-996.
[4] 王坤, 张恺, 王力, 等. 结合博弈论的马尔可夫随机场红外图像分割[J]. 红外技术, 2014, 36(10): 801-806.
WANG Kun, ZHANG Kai, WANG Li, et al. Infrared image segmentation of Markov random field combined with game theory[J]. *Infrared Technology*, 2014, 36(10): 801-806.
[5] 王坤, 兰景, 王力, 等. 基于万有引力的 PCB 红外图像增强研究[J]. 控制工程, 2015(5): 809-814.
WANG Kun, LAN Jing, WANG Li, et al. Research on PCB Infrared Image Enhancement Based on the Law of Universal Gravity[J]. *Control Engineering*, 2015(5): 809-814.
[6] 吕一凡, 王月海, 白文乐. 基于红外图像处理的电路板故障诊断算法研究[C]//全国测控、计量、仪器仪表学术年会, 2010.
LV Yifan, WANG Yuehai, BAI Wenle. Research on circuit board fault diagnosis algorithm based on infrared image processing[C]//*National Academic Conference on Measurement, Measurement and Instrumentation*, 2010.
[7] 戴文远. 基于红外热图像的故障诊断方法综述[J]. 红外, 2013, 34(2): 16-21.
DAI Wenyuan. Overview of Fault Diagnosis Methods Based on Infrared Thermal Image[J]. *Infrared*, 2013, 34(2): 16-21.
[8] 吕昂, 陈怡, 方晋雨, 等. 基于红外热成像的电路板载器件故障检测[J]. 激光与红外, 2018(5): 579-584.
LV Ang, CHEN Yi, FANG Jinxi, et al. Fault detection of on-board devices based on infrared thermal imaging[J]. *Laser and Infrared*, 2018(5): 579-584.
[9] 崔伟. 电路板故障红外热像检测关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.
CUI Wei. Research on key technologies of infrared thermal imaging detection for circuit board failure[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011.
[10] 王力, 曾佩佩, 郝建新. 电路板红外图像多目标提取算法[J]. 计算机系统应用, 2014, 23(2): 142-145.
WANG Li, ZENG Peipei, HAO Jianxin. Multi-objective extraction algorithm for infrared image of circuit board[J]. *Journal of Computer Systems*, 2014, 23(2): 142-145.
[11] EIA JEDEC/JESD, JESD15-3 Two-Resistor Compact Thermal Model Guideline[S]. South Arlington, VA, USA: JEDEC Solid State Technology Association, 2008.