光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2022122802

基于红外热图序列的板级芯片故障诊断研究

熊美明，黄一凡，姜　也，刘智勇，廖广兰*

（华中科技大学 机械科学与工程学院，武汉 430074）

摘　要： 提出一种基于红外热图序列的板级芯片开/短路缺陷检测方法。首先记录芯片关键区域在上电程序响应过程的温度均值序列，运用Savitzky Golay卷积平滑法对其平滑滤波后提取时域特征参量，利用主成分分析法优选关键特征；然后构建支持向量机分类模型，利用粒子群算法优化支持向量机模型参数，使其能有效区分不同的电路板故障类型。为验证提出的方法在芯片开/短路缺陷检测中的有效性，在开发板上的主控芯片上进行了多种焊球开/短路模拟实验。结果表明，优化后的分类模型在测试集的交叉验证分类准确率为96.90%，证明了该方法诊断芯片开/短路缺陷的有效性。

关键词： 红外热图序列；电路板缺陷检测；支持向量机；粒子群算法

中图分类号： TN219　**文章编号：** 1001－5868(2023)02－0319－06

Research on Faults Diagnosis of Board Chip Based on Infrared Images Series

XIONG Meiming, HUANG Yifan, JIANG Ye, LIU Zhiyong, LIAO Guanglan

(School of Mechanical Science & Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, CHN)

Abstract: A chip open/short circuit defects inspection method is proposed based on infrared images series. Firstly, the mean temperature series of the critical area of chip during the response process of the power-on procedure was recorded, the Savitzky Golay convolution smoothing method was applied to extract the time domain feature parameters after smoothing and filtering, and the principal component analysis method was uesd to select the key features. Then a support vector machine classification model was constructed, whose parameters were optimized by particle swarm algorithm to effectively distinguish different types of circuit board defects. In order to prove the validness of the method proposed, a variety of solder ball open/short circuit experiments were carried out on a CPU chip of circuit board. The research results show that the cross-validation classification accuracy of the optimized SVM model in the test dataset is 96.90%, which proves the validness of the method for detecting the chip open/short defects in this paper.

Key words: infrared images series; circuit fault diagnosis; support vector machine; particle swarm optimization algorithm

0　引言

印刷电路板是电子行业的基石，几乎所有的电子设备中都含有电路板。随着电路板上IC产品集成度越来越高，I/O引脚数量急剧增加，封装形式逐渐由四边引出变成球栅阵列（Ball Grid Array，BGA）。它通过微焊球实现PCB板与表面贴装部件的机械和电气连接，是目前CPU、南北桥等超大规模集成电路（VLSI）的主要封装形式。受服役过程环境因素的影响，VLSI芯片背部的焊球容易产生开路和短路等缺陷，在对电路板进行检测和维修的环节中，板级芯片缺陷的快速诊断是IC产业亟待解

收稿日期：2022－12－28.

* **通信作者：**廖广兰　**E-mail：** guanglan.liao@hust.edu.cn

决的关键问题之一[1]。

目前在生产实践中，电路板开/短路缺陷检测方法主要分为接触式和非接触式两类。接触式检测法主要是飞针测试法[2]，因其可能引入新损伤，逐渐无法满足电路板缺陷的检测需求；非接触检测法主要包括光学检测、X 射线检测和红外检测等。光学检测法依赖于光学原理和图像处理算法[3]，常用于检测表面缺陷，不检测芯片倒装键合后隐藏在背部的焊球缺陷；X 射线检测法利用 X 射线的穿透力可以获得样品的内部图像，但是芯片内部存储单元对高能 X 射线敏感[4]，在经过一定剂量 X 射线照射后会丢失内部存储信息；针对上述检测方法的不足，国内外研究者在红外非接触式电路板检测上投入了大量的研究。部分研究者利用图像配准算法将待测电路板的红外热像与标准电路板红外热像配准后差分判断元器件是否发热异常[5-8]。Jeon 等[2]基于目标检测算法识别红外热图中电路板元器件是否存在过冷或过热，对应元器件的开路和短路缺陷。Sarawade 等[9]基于加速稳定特征算法(Speed Up Robust Features，SURF)比较测试热图和训练热图集的特征来判别是否故障。上述研究重点均集中在稳定工作状态后的单一红外热图上，主要判断电路板有无故障，缺乏对电路板热响应与故障类别之间关系的研究。部分故障类别的芯片只在某一时间片段与正常芯片不同，在达到稳态后两者发热区别不大，以红外热图法来进行故障诊断十分困难。

与基于单一红外热图法相比，红外热图序列法提取芯片上电响应过程中的温度均值序列，其中包含了丰富的故障类别信息，充分利用其时域特征可以实现对不同模式芯片的故障诊断。结合前人研究成果，针对芯片开/短路故障分类问题，本文提出一种基于红外热图序列的板级芯片缺陷检测模型。在故障特征信息提取方面，提取了对芯片故障相对敏感的几个时域特征参数作为敏感特征集，结合主成分分析法对其进行降维处理，消除冗余特征对模型的干扰；在故障诊断模型方面，以 SVM 分类器为基础，利用粒子群算法寻求全局最优参数，提高了模型分类准确率，并在自建的芯片开/短路故障数据集上取得了比常见故障分类算法更好的故障诊断性能。

1 检测原理与试验平台

1.1 检测原理

基于红外热图序列对板级芯片进行开/短路缺陷检测，需要让芯片在上电程序的激励下表现出热特征信息[10]，利用红外热像仪提取芯片 ROI 的温度响应均值时间序列。若芯片中的焊点存在开路缺陷，开路引脚将始终无法收到电压激励信号，若芯片中的邻近焊点存在短路缺陷，短路引脚收到的电压激励信号将发生串扰，导致缺陷芯片缺少特定进程的实现或改变原本响应的顺序，进而改变缺陷芯片的功耗速率，最终产生表面温度大小、分布随时间变化的差异。

红外热图序列法如图 1 所示，以固定时间间隔记录电路板热图像序列，按照“像素-温度”的对应关系提取热图序列中芯片 ROI 矩阵，对矩阵中温度值求平均来代表此刻的功耗状态，可以弱化因噪声导致的个别像素点温度失真的影响，将二维芯片温度矩阵浓缩成温度响应曲线上的一个点，比较温度响应上的差异实现故障诊断。

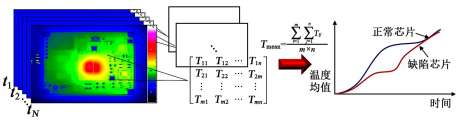


图 1 红外热图序列法

1.2 实验平台

由波尔兹曼定律可知，红外热像仪测得的热辐射量不仅与被测芯片自身的温度有关，还与芯片表面发射率有关。板级芯片测温模型如图 2 所示。红外热像仪检测芯片功耗采集到的红外辐射量分为二个部分：环境辐射在芯片表面的反射辐射和芯片自身热辐射通量。由于芯片封装材料以塑料为主，它在 1.1 μm 以上的红外波段的发射率达到 0.95，反射率很小。程序激励下对芯片红外测温的过程中，芯片温度会高于环境温度，外部环境的反射辐射量在总辐射量中占比很小，会给温度序列带来环境热噪声，在测温过程中要降低环境的扰动并且在数据预处理的过程中消除序列中热噪声的干扰。

板级红外芯片开/短路缺陷检测实验平台，主要包括高精度红外热像仪、电路板、三维位移平台、封闭外壳。使用德制 Infratech VarioCAM head 680 型热像仪获取尺寸 640×480、帧频 50 Hz、测温精度 ±1 ℃、温度分辨率 0.08 ℃的红外热图序列。电路板采用正点原子的领航者 FPGA 电路板，检测的对象是系统 CPU 芯片，它是电路板信息处理、程序运行的最终执行单元，按照一定时序协调电路板硬件资源处理数据。CPU 芯片背部焊球呈 20×20 阵列

式分布，焊球直径为 400 μm，试验中通过在回流焊之前改变焊球的植锡情况模拟芯片的开/短路缺陷。具体地，减少一个焊球的植锡量，导致芯片焊球过小无法与 PCB 板产生有效联结，模拟芯片开路缺陷；在两个焊球之间预置锡线，使芯片两个焊球导通，模拟芯片短路缺陷。红外板级芯片开/短路检测过程遵循以下步骤。

(1)视场和检测距离调整。将电路板固定，调整 x、y 轴方向旋钮，使电路板处于视场中间，再通过 z 轴方向旋钮调整热像仪，使被测电路板成像于红外焦平面上。

(2)温度序列采集和分析。连接电路板电源线，按下电路板开关开始程序激励，使用红外热像仪记录芯片表面 ROI 的温度场变化，对记录的红外热图序列进行后续数据分析处理。

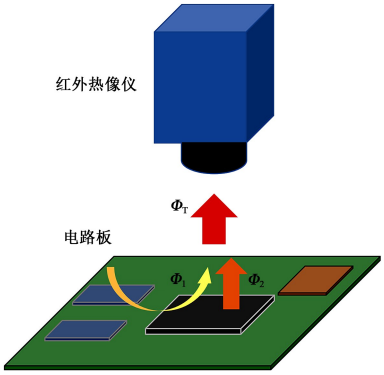


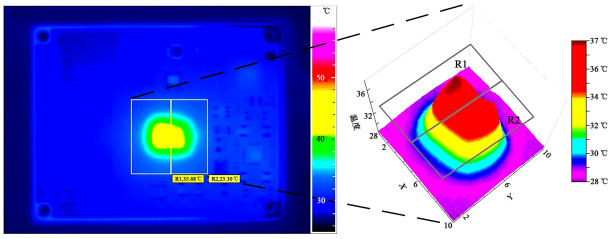
图 2　测温模型

2　试验数据预处理

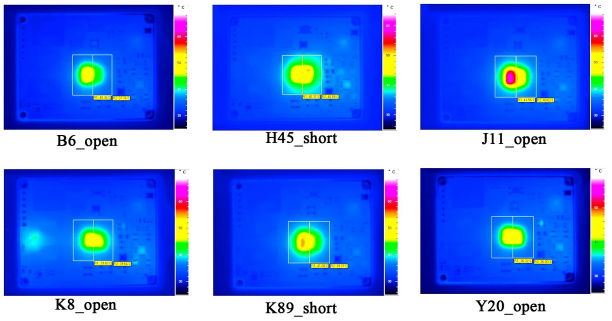
人为引入六种开/短路故障模式，分别为焊球 B6 开路、J11 开路、K8 开路、Y20 开路、K8 和 K9 短路、H4 和 H5 短路，如表 1 所示。其中，0 为正常模式，1～6 为故障模式。在正常模式和每种故障模式下各采集 60 组温度响应信号。图 3(a)是 $t=25$ s 时正常电路板 CPU 芯片的原始 3D 热图像，可以直观地看出 CPU 芯片温度分布分为左右两个部分，图 3(b)是六种故障模式 CPU 芯片同一时刻的红外热图，不同模式 CPU 芯片温度场呈左右分布的状态，但是在左半部和右半部的温度大小有细微差异。基于上述现象，为了能充分表征芯片的工作状态和增加不同模式之间的辨识度，本文选择将红外页面的 CPU 区域平均分成左右两个 ROI 测量区域，分别提取 R1、R2 区域的温度均值时间序列做后续数据分析。图 3(c)是 R1、R2 区域正常芯片和六种开/短路故障模式芯片的上电温度响应曲线图，从图中可以看出，芯片在 R1、R2 区域上的温度响应曲线不同，在提取特征的过程可以提取到更加丰富的信息，可以增加不同芯片故障模式之间的区分度。

表 1　故障模式

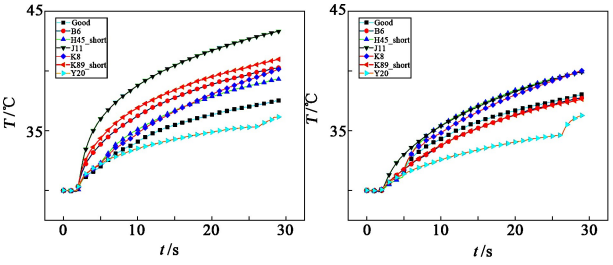
模式	标签	具体描述
0	Good	正常
1	B6_open	多路复用引脚开路
2	H45_short	随机存储器供电引脚与内核时钟引脚短路
3	J11_open	FPGA 辅助供电引脚开路
4	K8_open	内核辅助供电引脚开路
5	K89_short	内核辅助供电引脚与时钟使能引脚短路
6	Y20_open	输出驱动器供电引脚



(a) 芯片 3D 热图



(b) 六种故障模式芯片红外热图

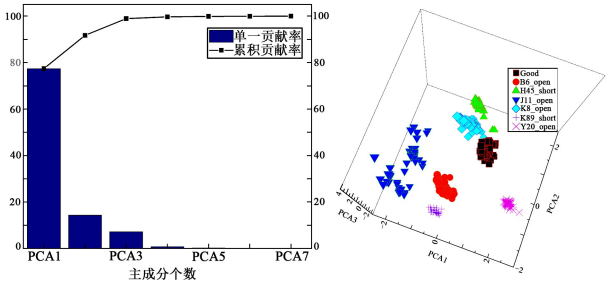


(c) R1 和 R2 的温度响应曲线图

图 3　芯片红外热图和温度响应曲线图

由于芯片温度响应过程的热特征主要集中在上电后的半分钟内，设置热像仪采集时长为 30 s，红外帧频为 50 Hz，每组试验数据采集过程中会得到 R1、R2 区域两段各 1 500 个温度均值数据。为了降低温度数据中的高频环境热噪声并保留曲线中的有效趋势信息，采用 Savitzky Golay 卷积平滑算法对原始温度均值序列平滑去噪。然后提取并优选时域特征[11]来表现出同模式芯片的一致性和不同故障

模式芯片的差异性，提取了两段曲线的峰峰值、方差、平均值、中位值以及两段曲线的最大偏差共九个特征，其中峰峰值和方差反映出信号的波动范围，均值和中位值反映出温度的时间序列分布状况，最大偏差反映出在 R1、R2 区域上变化趋势的差异性。由于提取的特征基于人工经验，不少特征之间存在共线严重，信息冗余等问题，采用主成分分析法(Principal Component Analysis，PCA)优选主要特征[12]。PCA 的处理结果如图 4(a)所示，前三个主成分累积贡献率达到 98.95%，可以代表芯片温度响应曲线的主要信息。三个主成分三维空间分布散点图如图 4(b)所示，从图中可以看出，同类数据呈区域性聚集，各类数据之间有一定空间分布距离，为后续分类器的准确分类打下了良好数据基础。



(a) 主成分贡献率　　(b) 空间散点图

图 4　PCA 处理结果

3　基于 PSO-SVM 的故障诊断

本文基于粒子群算法(Particle Swarm Optimization，PSO)优化的支持向量机(Support Vector Machine，SVM)构建芯片缺陷分类模型，对多种 CPU 芯片的开/短路缺陷进行检测。

(1)支持向量机。SVM 是一种有着坚实数学理论基础的模式预测和状态识别方法，通过核函数 $K(x_n,x)$ 定义的非线性变换将低维数据映射到高维空间[13]，以结构风险最小化为目标建立一个最优决策超平面，由少数的支持向量决定最终结果，在小样本问题上表现出色，特别适用于本研究中的芯片开/短路缺陷检测问题。本文在构建分类模型时采用径向基核函数来映射数据。它更适合于处理 PCA 后的非线性特征。

$$K(x_n,x)=\exp(-\gamma\|x_n-x\|^2),\quad \gamma>0 \tag{1}$$

式中，γ 决定数据映射到新特征空间的分布。

此外，为了准确分类多种芯片开/短缺陷，使用一对一策略将原始二分类支持向量机扩展为多分类支持向量机。

(2)粒子群优化算法。PSO 算法是一种受鸟群觅食行为启发的基于群体协作的参数随机搜索寻优算法[14]，将每个粒子当作一个可能的解，在每次迭代中更新粒子的位置和速度让其不断朝着全局最优值靠近。假设在一个 D 维目标搜索空间中生成一个包含 N 个粒子的粒子群，其中第 $i(i=1,2,\cdots,N)$ 个粒子表示为一个 D 维向量。P_i 表示第 i 个粒子的位置，V_i 表示第 i 个粒子的移动速度。第 i 个粒子目前搜索到的最优位置称为个体极值 E_{best}，整个种群搜索的全局最优位置称为全局最优值 G_{best}。使用个体极值和全局最优值结合下式更新粒子的速度和位置：

$$V_i=WV_i+C_i\mathcal{R}_1(E_{\text{best}}-P_i)+C_2\mathcal{R}_2(G_{\text{best}}-P_i) \tag{2}$$

$$P_i=P_i+V_i \tag{3}$$

式中，C_1，C_2 是学习因子，W 是惯性常量，R_1，R_2 是[0,1]范围内的随机数。

(3)PSO-SVM。影响 SVM 模型分类性能的主要是惩罚参数 c 和核函数参数 γ，若上述参数值过大或者太小，易导致 SVM 模型的过拟合或欠拟合，进而降低模型的精度和泛化能力。超参数向量[c，γ]的取值组合对 CPU 芯片开/短路缺陷检测至关重要，因此本文将 PSO 算法应用于 SVM 模型参数向量[c，γ]的优化，构建基于 PSO-SVM 的缺陷分类模型，算法流程图如图 5 所示。

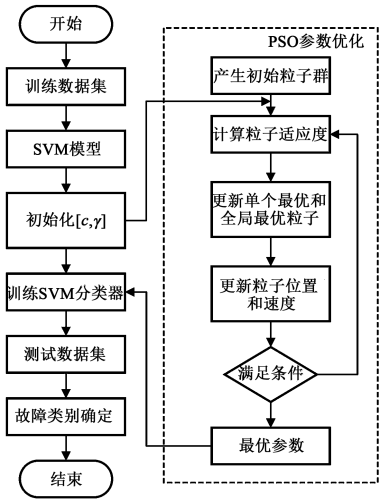


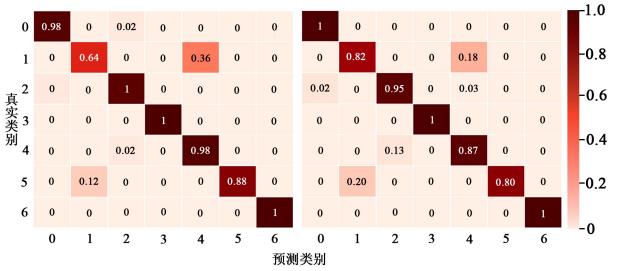
图 5　PSO-SVM 流程图

首先设置种群规模为 50，迭代次数为 10，学习因子 $C_1=0.2$，$C_2=0.5$，惯性因子 $W=0.5$，随机在 0～10 范围内产生[c，γ]初始种群；其次基于生成的初始种群训练测试 SVM 模型，计算并记录粒子的

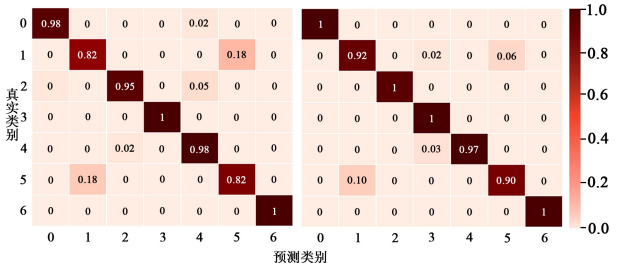
适应度，本文将模型的综合准确率定义为适应度函数，按照式(2)、(3)更新粒子的速度和位置；最后循环直到满足迭代停止条件获得最佳解，输出 SVM 模型的最优参数组合[c，γ]，实现多种芯片开/短路缺陷模式分类。

为了验证所提出的基于红外序列图法诊断板级芯片开/短路缺陷的有效性，本文利用在七种模式下共采集的 420 组数据训练测试分类模型。同时，比较基于 PSO-SVM 构建的诊断模型与误差反向传播神经网络(Back Propagation，BP)[15]、随机森林(Random Forests，RF)[16]，以及支持向量机分类模型的性能。在本研究的分类模型训练测试中，为了避免由于数据集的特定划分导致过拟合，使得训练好的分类模型表现出现偏好，采用交叉验证的方式评估模型的分类性能[17]，将数据集平均分成十份，每次都只将其中一份作为测试集，剩下的九份作为训练集，评估十次求分类准确率的平均值，本文以下所提供的准确率都是指在十折交叉验证下的平均准确率。

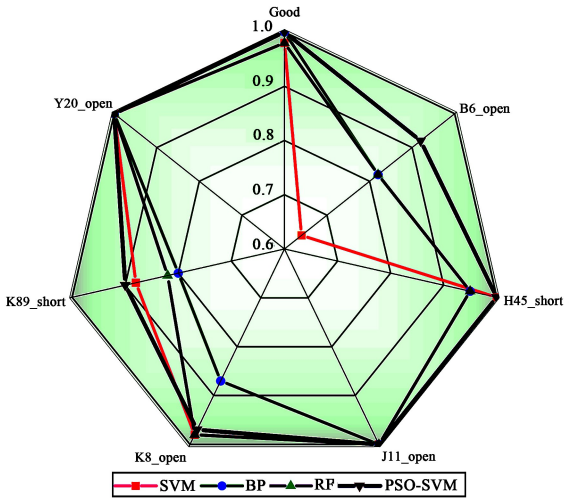
将正常状态、B6 开路、H4，H5 短路、J11 开路、K8 开路、K8，K9 短路和 Y20 开路分别标记为类别 0～6，不同诊断模型的混淆矩阵热度图如图 6(a)～(d)所示。在其中可以观察到每种模式被正确诊断或者被误诊为其他模式的比例，数据的真实类别用垂直轴表示，预测类别用水平轴表示，对角线的值越大代表模型的精度越高。PSO 算法在 0～10 范围内优化参数组合[c，γ]，最终在参数组合为[1.515 141 69，6.768 687 81]将 SVM 模型的综合准确率提高为 96.90%，



(a) SVM　　(b) BP



(c) RF　　(d) PSO-SVM



(e) 准确率雷达图

图 6　分类模型诊断结果

且每种状态的识别率都大于 90%。图 6(a)～(d)是原始 SVM 模型、BP 模型、RF 模型和 PSO-SVM 模型的混淆矩阵热度图，综合准确率分别为 92.57%、92%、93.57%和 96.90%，相较于原始 SVM 模型，PSO-SVM 分类模型的准确率提高了 4.33%，与 BP 和 RF 模型相比，PSO-SVM 分类模型的准确率分别提高了 4.90%和 3.33%。由图 6(e)可以直观地看出，造成分类准确率低下的原因主要集中在 B6 开路和 K8，K9 短路上，其他算法对于这两类的平均分类准确率均在 82%以下，而本文基于 PSO-SVM 构建的诊断模型所得的准确率为 90%以上，故障分类性能显著提升。

综合上述实验结果可知，本文基于数学指标的时域特征能有效提取隐藏在芯片上电温度响应曲线中的故障信息，充分地描述了 CPU 芯片在不同开/短路故障模式下的故障特性；基于 PCA 的特征优选算法可以有效降低原始高维特征空间的冗余度，优选出最重要的三个主成分，降低分类模型的复杂度；此外基于 PSO-SVM 构建的诊断模型综合准确率较高，这表明本文提出的基于红外热图序列的芯片开/短路缺陷检测方法的可靠性和有效性。

4　结论

本文提出了一种在上电程序的激励下采用红外热图序列诊断 VLSI 芯片开/短路缺陷的方法，选择了 FPGA 开发板上的 CPU 芯片作为检测对象以验证该方法的可行性。建立了七种模式下共 420 组红外热图序列数据集，提取了关键 ROI 的温度均值数

据，经 Savitzky Golay 平滑去噪后采用 PCA 优选关键特征输入到经 PSO 优化的 SVM 分类模型中训练和测试。结果表明，与常见的其他诊断模型相比，本文基于 PSO-SVM 的故障诊断模型的准确率高达 96.90%，具有较好的应用前景。然而本文的数据集来源于一个特定 PCB 板上的 CPU 芯片，对于其他 VLSI 芯片，此方法的有效性会因为 PCB 上电路配置、软件程序等差异而有所不同。此外在故障引入环节只引入了一些典型焊点的开/短路故障，未来有必要进一步研究当电路板发生其他故障时用红外序列图法检出的可能性，进一步拓宽红外技术的应用范围。

参考文献：

[1] Lu X, Liao G, Zha Z, et al. A novel approach for flip chip solder joint inspection based on pulsed phase thermography [J]. NDT & E International, 2011, 44(6): 484-489.

[2] Jeon M, Yoo S, Kim S W. A contactless PCBA defect detection method: Convolutional neural networks with thermographic images [J]. IEEE Trans. on Components, Packaging and Manufacturing Technol., 2022, 12(3): 489-501.

[3] 吴一全，赵朗月，苑玉彬，等. 基于机器视觉的 PCB 缺陷检测算法研究现状及展望[J]. 仪器仪表学报，2022，43(8)：1-17.
Wu Yiquan, Zhao Langyue, Yuan Yubin, et al. Research status and the prospect of PCB defect detection algorithm based on machine vision[J]. J. of Instrumentation, 2022, 43(8): 1-17.

[4] 曹新宇. 浅析 X-ray 辐射对 SSD 闪存数据存储的影响[D]. 上海：复旦大学，2013.
Cao Xinyu. A study on X-ray radiation effect on the SSD flash memory storage[D]. Shanghai: Fudan University, 2013.

[5] Dong Z, Chen L. Image registration in PCB fault detection based on infrared thermal imaging[C]// 2019 Chinese Control Conference, 2019: 4819-4823.

[6] 董博源. 印制电路板缺陷的光/热融合成像检测技术研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2021.
Dong Boyuan. Research on optical/thermal fusion imaging detection technology for defects of printed circuit boards[D]. Harbin: Harbin Industrial University, 2021.

[7] 王啸伟. 电路板卡红外热像检测故障定位研究[D]. 上海：上海工程技术大学，2020.
Wang Xiaowei. Research on fault location of infrared thermal image detection of circuit board [D]. Shanghai: Shanghai University of Engineering Science, 2020.

[8] 司 达. 基于红外热成像技术的电路板故障检测方法研究[D]. 太原：太原科技大学，2016.
Si Da. Research on fault detection method of circuit board based on infrared thermal imaging technology[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technol., 2016.

[9] Sarawade A A, Charniya N N. Detection of faulty integrated circuits in PCB with thermal image processing [C]// 2019 Inter. Conf. on Nascent Technologies in Engineering (ICNTE), 2019: 1-6.

[10] Alaoui N E B, Tounsi P, Boyer A, et al. Detecting PCB assembly defects using infrared thermal signatures [C]// 2019 MIXDES-26th Inter. Conf. on Mixed Design of Integrated Circuits and Systems, 2019: 345-349.

[11] Liu Y, Ding K, Zhang J, et al. Fault diagnosis approach for photovoltaic array based on the stacked auto-encoder and clustering with *IV* curves [J]. Energy Conversion and Management, 2021, 245: 114603.

[12] Hassan D, Hussein H I, Hassan M M. Heart disease prediction based on pre-trained deep neural networks combined with principal component analysis[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 79: 104019.

[13] 付光远，辜弘炀. 基于数据分布特性的支持向量机核参数选择方法[J]. 计算机应用，2017，37(S1)：103-105.
Fu Guangyuan, Gu Hongyang. SVM parameters selection method based on data distribution [J]. J. of Computer Applications, 2017, 37(S1): 103-105.

[14] Yun F, Dong H, Liang C, et al. Feature selection of XLPE cable condition diagnosis based on PSO-SVM[J]. Arabian J. for Science and Engineering, 2023, 48: 5953-5963.

[15] Buscema M. Back propagation neural networks [J]. Substance Use & Misuse, 1998, 33(2): 233-270.

[16] Cutler A, Cutler D R, Stevens J R. Random Forests[M]. Boston: Ensemble Machine Learning, 2012: 157-175.

[17] Kenett R S, Gotwalt C, Freeman L, et al. Self-supervised cross validation using data generation structure[J]. Appl. Stochastic Models in Business and Industry, 2022, 38(5): 750-765.

作者简介：

熊美明(2000—)，男，江西省九江市人，硕士研究生，主要研究方向为红外缺陷芯片检测；

廖广兰(1974—)，男，湖南省湘乡市人，博士，教授，博士生导师，研究领域为微纳制造、微电子封装、测试与诊断。