

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210568

PCBA 板载 DDR 芯片焊点缺陷检测研究^{*}

姜也, 黄一凡, 熊美明, 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:板载芯片朝着小尺寸高密度方向发展,隐藏于芯片封装内部的微焊球缺陷检测愈发困难。针对工业高密度集成印刷电路板组件(PCBA)板载集成电路(IC)内部故障定位难、效率低的问题,提出一种芯片功能测试过程中采用红外热成像检测结合深度学习的多类型缺陷识别方法。以现场可编程门阵列(FPGA)单板双倍数据速率(DDR)存储芯片为对象,建立了芯片缺陷检测模型,搭建检测平台开展芯片内部焊点故障检测试验研究。设计程序实现芯片的数据存储与读出,同步采集红外图像序列,分析存储芯片读写过程中温度变化,并提取不同敏感测量区域热信号。构建卷积神经网络(CNN)分类模型,并进行超参数调优,实现了内部隐藏缺陷包括不同地址、数据、地址空间焊点故障的高效准确识别。引入迁移学习拓展应用于芯片其他9种不同焊点缺陷的检测,在10、20 dB 高斯白噪声条件下分别达到95%、92%以上的准确率,从而为实际工业高密度集成PCBA板载微电子封装及可靠性分析提供了一种快速、有效的方法。

关键词:焊球;红外;板载芯片;缺陷检测

中图分类号: TH811 TG156 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Research on solder bump defect detection of DDR chip on PCBA

Jiang Ye, Huang Yifan, Xiong Meiming, Liu Zhiyong, Liao Guanglan

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

Abstract: The chip on PCBA is developing towards small size and high density, which make it much difficult to detect micro solder bump defects inside the package. To address the problems of difficulty and low efficiency in locating internal faults of ICs on industrial high-density integrated PCBA, a chip-on-board defect detection method combining the infrared thermal imaging and the deep learning algorithm is proposed, which realizes intelligent defect detection of ICs on PCBA suitable for industrial production scenarios. Taking the real DDR memory chip on FPGA as the target, the infrared defect detection model is formulated, and the test bench is established to conduct experimental research on the fault detection of solder bumps in the chip. The designed program realizes the chip data storage and readout. The infrared image sequence is collected to analyze the temperature evolution of different defect types in the process of DDR chip reading and writing. The thermal signals of different measurement areas are extracted for defects that are difficult to intuitively distinguish by infrared images. With the hyperparameter optimization, the CNN classification model realizes efficient and accurate detection of different defect types, including address, data, and bank address solder joint fault. Furthermore, after transfer learning, the other 9 different solder joint defects of the chip are accurately identified, and the accuracy is over 95% and over 92% under the conditions of 10 and 20 dB Gaussian white noise, respectively. It provides an efficient and effective method for microelectronics packaging and reliability analysis on industrial high-density integrated PCBA.

Keywords: solder bump; infrared; chip on board; defect detection

0 引言

微电子封装实现芯片与外部的信号传输,提供散热途径并保护其不受外界环境干扰,直接影响集成电路(integrated circuit, IC)器件应用性能。根据应用需求的特点,IC产品封装形式由双列直插、四边引出逐步变成平面阵列。其中,球栅阵列(ball grid array, BGA)通过焊球实现封装模块与印刷电路板组件(printed circuit board assembly, PCBA)之间的机械和电气连接^[1]。微电子封装的微型化与高密度化不断提高芯片内部故障定位和缺陷诊断的要求,PCBA板载芯片缺陷检测及定位成为IC封装制造技术亟待解决的关键问题之一。另一方面,随着电子产品朝轻量化、多功能化、高度集成化方向发展,高密度集成PCBA缺陷检测难度也不断提升。研究统计显示,工业PCBA制作过程中71%生产缺陷为焊点缺陷^[2-3]。传统飞针和电学检测等接触式检测方法容易对PCBA板载芯片造成损伤,整个过程耗时长效率低,依赖于检测人员的经验判断IC故障原因和位置^[4],难以满足高密度集成化PCBA大规模工业生产过程中板载芯片缺陷高效准确检测需求。

目前常用工业PCBA无损检测方法主要包括光学视觉检测和X射线检测^[5]。光学检测方法仅能检测到PCBA板载芯片表面缺陷,如IC漏装和误装、表层质量优劣等^[6-7],无法检测其内部如焊球缺失等缺陷。X射线检测方法利用X射线穿透力对电路板进行逐层扫描获取内部特征信息进行故障诊断,常用于检测PCBA板载BGA封装器件内部缺陷^[8]。但X射线辐射环境中的带电粒子和电子产生的电离总剂量效应会导致集成电路功能异常,严重影响其可靠性及使用寿命^[9-10]。尤其是板载存储芯片,经过一定剂量X射线探测后易丢失存储信息、性能降低甚至功能失效^[11-12],限制了X射线检测在工业PCBA板载芯片故障诊断中的应用。

与此同时,国内外学者进行了大量以红外热成像检测方法为核心的理论和试验研究。Jeon等^[13]结合红外热图像和深度学习检测模拟PCBA板载电容电阻缺陷,应用结构相似性指数进行热图像目标检测,使用卷积神经网络和自动编码器作为深度学习分析方法。该方法适用于红外热图像中具有可区分特性缺陷检测。Alaoui等^[14]提出了一种使用红外热特征的印刷电路板组件测试方法,检测难以区分特性的组件缺陷,例如电容的短路和断路。将引入缺陷与良好电路板获得的红外特征统计模型进行主成分分析,选择合适的阈值并计算均方误差进行缺陷识别。该研究就模拟PCB板的电容进行局部缺陷识别,工业PCBA制造情景下的故障更复杂多样,并未涉及IC级别内部缺陷检测及定位。文献[15-16]提出

了一种主动红外热成像法,采用激光对被测芯片进行加热,红外热像仪测量芯片或基底表面温度场及其随时间的变化,提取红外热图像序列中各焊点相应的温度变化曲线,通过特征优选对芯片内部缺陷进行有效识别。由于激光的加热范围小,而实际工业生产的PCBA尺寸大,板载芯片外带塑封,该方法应用于工业PCBA板载芯片缺陷检测的效果有限。Al-Obaidey等^[17]将红外热成像与功能测试结合,以真实Arduino单板为对象,引入缺陷形式为拉高工作电流,使其超过芯片正常总电流。被测芯片表面最高温度大于阈值温度为非正常类别,从红外热图像提取特征并输入多层感知器、支持向量机和自适应模糊推理系统进行分类。该测试方法能节省实际检测时间,但并未涉及芯片微焊球缺陷检测,设定阈值温度判定正常与故障数据类别且PCBA故障类型单一。上述研究大多涉及红外图像中具有可区分特性的模拟组件缺陷,且较少针对实际PCBA板载芯片微焊点缺陷检测,尤其是芯片缺陷在红外图像中不具有可见特性情景^[18]。

为解决工业PCBA板载芯片焊球缺陷检测及定位难的问题,本文以现场可编程门阵列(field programmable gate arrays, FPGA)单板双倍数据速率(double data rate, DDR)同步动态随机存储芯片为检测对象,提出一种适用于工业PCBA板载芯片微焊球缺陷检测及定位的方法。在芯片实现存储与读出数据功能过程中开展红外热成像检测,并结合深度学习模型进行缺陷多类型识别,可以探究芯片内部特性,避免对IC器件造成损坏,智能检测PCBA板载芯片微焊点缺陷,具有良好的实际应用前景。

1 检测原理及方法

1.1 检测原理

板载DDR芯片红外热成像检测过程中,由于被测对象内部不同物质对电磁热辐射的发散与吸收不同,会导致其表面温度分布不均匀,将该表面热辐射信号转换成电信号,得到被测样本内部信息^[19-21]。采用上电并对芯片读写施加热激励,若芯片内部存在缺陷,器件热阻等参数发生改变,将影响其内部热传导^[22],导致温度分布与正常芯片出现差异,从而检测出问题芯片。芯片缺陷检测示意图如图1(a)所示,由于DDR芯片与主控芯片之间存在热传导,红外检测获得的热辐射通量除芯片表面红外热辐射通量 ϕ_{obj} 外,还包括相邻组件热辐射通量 ϕ_{adj} ,以及周围环境热辐射通量 ϕ_{atm} 。PCBA板载DDR芯片红外检测模型如图1(a)所示,其中 ϕ_r 为芯片位置对应热辐射量, ε_{obj} 为芯片表层发射率, ε_{adj} 为相邻组件表层发射率。

板载DDR芯片BGA封装外带有环氧塑封^[23],通常在红外条件下观测不到芯片内部结构,无法从红外图

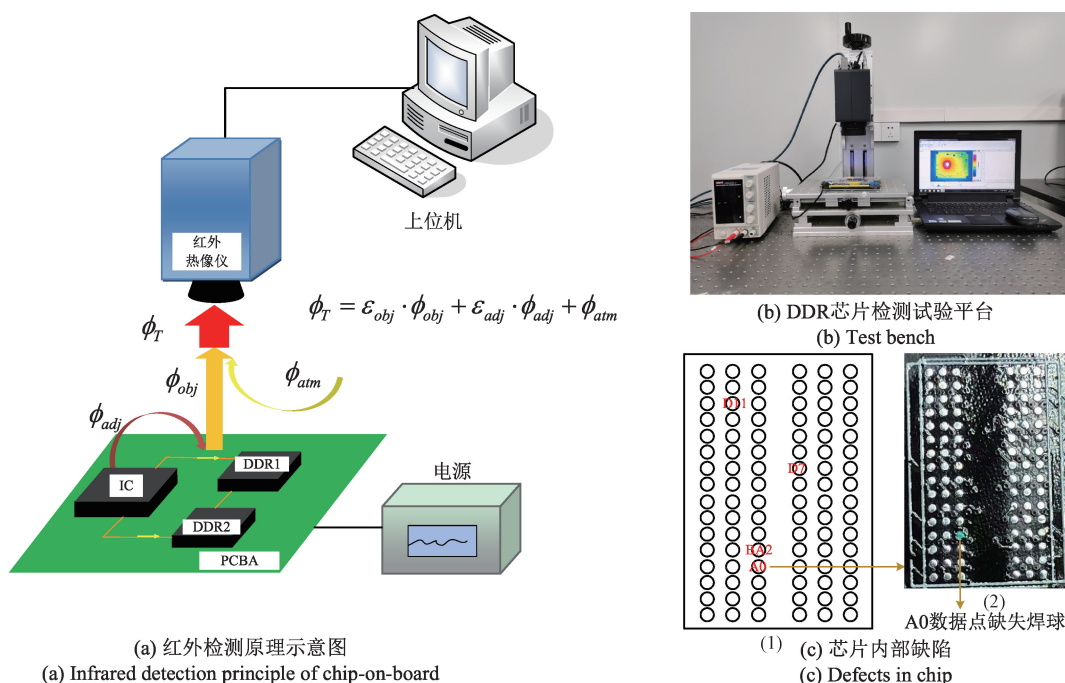


图1 检测原理及方法

Fig. 1 Detection principle and method

像上判断芯片内部缺陷。为此,对芯片引入周期循环读写测试,且周期循环读写过程中的数据为较大值,读写周期循环中数据各位依次翻转,并观测读写过程的芯片温度变化。

1.2 检测实验平台

DDR 芯片检测平台如图 1(b)所示,主要包括红外热像仪、三维位移平台、FPGA 单板、上位机。系统选用德国 Infratec VarioCAM head 680 型热像仪,最大帧频为 60 Hz,热灵敏度优于 0.08℃;三维位移平台调整热像仪位置和视野范围;上位机控制热像仪并采集红外热图像数据测试分析。实验采用正点原子达芬奇 pro 版本的 FPGA 单板,被测目标为板载的两片 NANYA NT5CC128 M16IP-DI 型号 DDR 存储芯片及 Xilinx A7 FPGA 芯片,并在 DDR 芯片内引入可控塌陷工艺形成的 4 种常见缺陷,分别为 A0 地址点断路、D7 数据点断路、D11 数据点断路、BA2 地址空间点断路,如图 1(c)所示,图 1(c)中的(1)图为 4 种焊球缺陷在芯片内部位置示意图,图 1(c)中的(2)图为 A0 地址点缺陷类型 DDR 芯片实物。

1.3 缺陷检测过程

DDR 芯片缺陷检测过程如下。

1) 设计程序实现 DDR 芯片数据存储与读出。DDR 写时序为 FPGA 控制器“数据接收准备完成状态标志”和“命令接收准备完成状态标志”均被拉高,准备接收当前数据;时钟拉高“写使能标志”,执行写入操作。DDR 读

时序为 DDR 控制器“命令接收准备完成标志”被拉高,开始读取 DDR 芯片数据。

2) 热像仪视场和焦距调整。先将 FPGA 单板固定在三维位移平台载物支架上,调整 x 、 y 位置,使 DDR 芯片和 FPGA 芯片处于热像仪视场;调整热像仪高度和焦距,得到芯片清晰成像。

3) FPGA 单板控制读写。FPGA 单板上电施加加热激励,并将芯片读写程序固化,然后 DDR 芯片开始周期循环读写,等待读写结束。为使芯片温度数据有明显变化,写入存储芯片的数据设置为较大值,且周期循环读写过程中数据各位依次翻转。

4) 红外图像序列采集与分析。红外热像仪捕获芯片读写过程中热特性变化,分析 DDR 芯片工作状态。结合实验结果,重点分析 FPGA 主控芯片的 R1、R5 和 DDR1、DDR2 芯片测量区域,区域划分如图 2 所示。

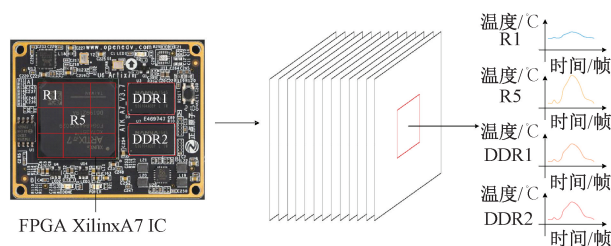


图2 测量区域划分与热信号提取

Fig. 2 Measurement area division and thermal signal extraction

对 BGA 封装的 DDR 芯片中 4 种微焊球缺陷(A0 地址断路、D7 数据断路、D11 数据断路、BA2 地址空间断路)展开试验研究,热像仪录制 30 s,帧频 50 Hz。

2 数据分析与缺陷检测

2.1 红外热图像数据采集

DDR 芯片读写过程中无法直观判断芯片是否存在缺陷,为此,对红外图像进行多区域热信号提取。正常芯片热信号如图 3 所示,周期循环读写过程中温度上升,读写结束则温度下降,R5 测量区域温度最高,DDR2 相较于 DDR1 测量区域温度更高,温度上升速率更快,R1 温度变化较为平缓。

正常与 4 种不同缺陷类型芯片的多组热信号呈现良好的一致性,热信号对比如图 4 所示,正常与故障 FPGA 单板周期循环读写过程的温度变化差异显著,可以对其

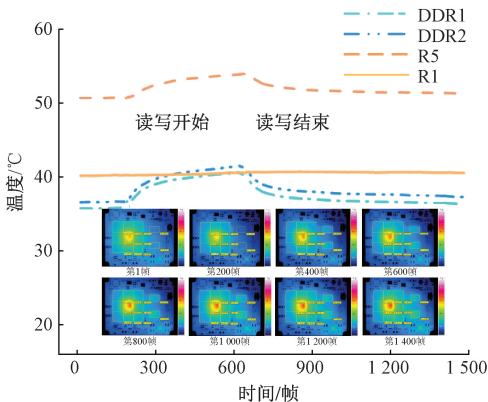


图 3 正常芯片热信号
Fig. 3 Thermal signal of reference chip

初步区分判别。A0 地址焊球缺陷芯片各测量区域温度均比正常芯片高,尤其是 R5 测量区域,比正常芯片高

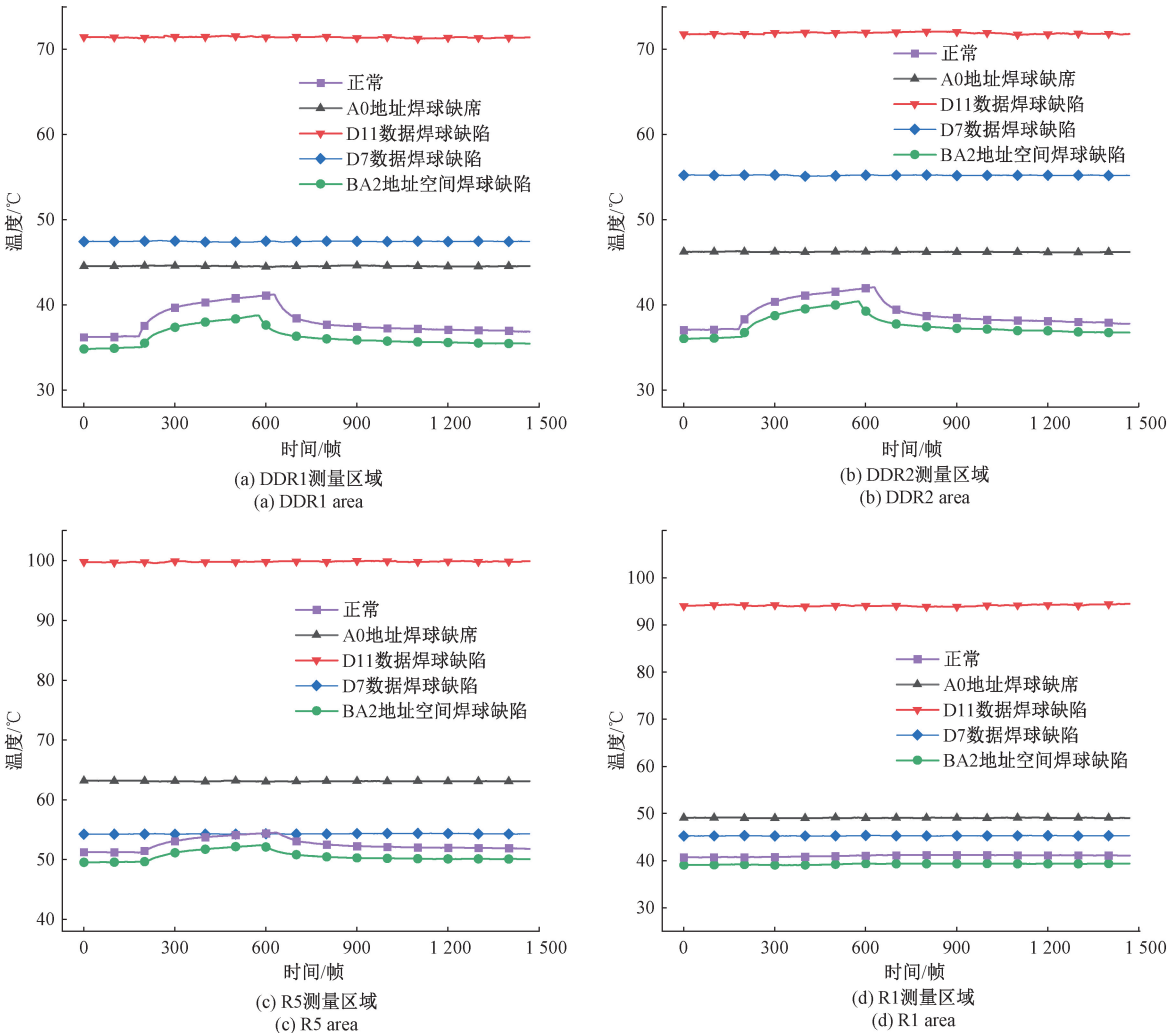


图 4 正常与故障芯片热信号
Fig. 4 Thermal signal of reference and faulty chips

8. 57℃ ~ 12. 05℃ ;D7 数据焊球缺陷导致电源芯片异常发热,DDR2 测量区域温度异常,比正常高 13. 17℃ ~ 18. 18℃ ;D11 数据焊球缺陷导致 Flash 芯片异常发热,R1 测量区域温度异常,比正常高 52. 71℃ ~ 53. 70℃ ;BA2 地址空间焊球缺陷芯片与正常芯片有类似的读写温度波动,但温度比正常芯片低 0. 92℃ ~ 4. 30℃ 。

2. 2 基于卷积神经网络(CNN)的缺陷检测

由于深度神经网络已经在许多不同领域如图像识别,自然语言处理等成功应用,近年有学者将其应用于时间序列分类(time series classification, TSC)。考虑到 CNN 是目前用于 TSC 问题最成功的深度学习模型^[24-25],本文择其作为缺陷检测主要网络。

一维时间序列样本长度大小影响深度学习模型的特征学习、训练速度与分类准确率,较短的样本长度可以优化模型特征学习,提高训练分类准确率,节省训练收敛与预测时间。根据时间序列数据在统计学上的特征构成特征向量指导后续分类,提取常见均值、标准差、方差、均方根值、峰峰值等 10 个特征,以实现较高识别率与较快收敛速度。

建立小样本数据集包括正常、A0 地址点、D7 数据点、D11 数据点、BA2 地址空间点故障 5 种类别数据,每种类别数据为 60 组,将数据集打乱并拆分为训练(train)、验证(valid)和测试集(test),将每组数据特征值归一化后输入一维卷积神经网络。

构建的 CNN 模型结构如图 5 所示,卷积层对特征进行提取映射;池化层下采样稀疏处理特征,减少数据运算量;全连接层在 CNN 的尾部进行重新拟合,减少特征信息的损失,最后 Softmax 分类器输出数据多类别预测概率。损失函数采用 Softmax 分类器对应的交叉熵损失函数,用于多分类任务损失计算。

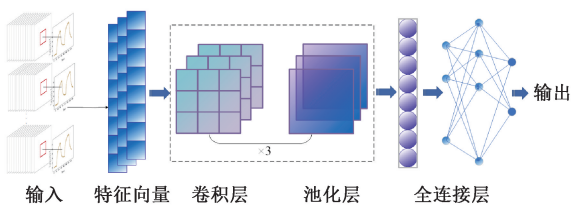


图 5 CNN 网络结构

Fig. 5 CNN network architecture

根据构建的一维 CNN 模型,调整合适的模型参数能够提高分类准确率,同时加快模型训练收敛速度。实验确定与分类正确率和训练速度相关超参数包括优化器类型、学习率(learning rate)、单次样本数目(batch)及迭代次数(epoch)。针对各个关键的超参数分别进行模型训练,穷举搜索最优学习率与单次样本数目,对比实验结果调整参数设置以寻求最佳分类效果。

1) 迭代次数

为避免训练产生过拟合,在迭代过程中设置早停机制(early stopping)。早停的本质是对训练速度和泛化性能的平衡,损失值不再显著变化时,早停机制能够及时停止训练,达到防止过拟合的作用^[26]。设置早停机制参数忍耐度为 20,即当损失值在连续 20 次训练周期中没有降低时,停止模型训练,防止模型过拟合。

2) 优化器及学习率

针对上述多分类任务与小样本数据,模型选择合适的优化器和学习率能够使模型更快地达到损失最小值,保证收敛损失值为网络全局最优解,提高模型训练及预测的准确率。选择常用的 SGD、Adam、RMSprop 3 种优化器实验并采用网格搜索算法穷举选择最优学习率,分别进行 10 次实验,以训练集和验证集的平均正确率作为评价指标,实验结果如表 1 所示。

表 1 优化器及学习率对分类结果影响

Table 1 The influence of optimizer and learning rate on classification results

学习率 优化器	0. 000 1		0. 001		0. 005		0. 01		0. 1	
	Train	Valid	Train	Valid	Train	Valid	Train	Valid	Train	Valid
SGD	0. 614 3	0. 609 5	0. 995 2	0. 976 2	1. 00	1. 00	1. 00	1. 00	0. 200 0	0. 198 2
Adam	1. 00	1. 00	1. 00	1. 00	0. 823 8	0. 815 7	0. 442 8	0. 424 3	0. 204 7	0. 193 6
RMSprop	1. 00	1. 00	0. 938 1	0. 904 7	0. 428 5	0. 423 8	0. 419 0	0. 423 8	0. 361 9	0. 342 8

可以看到,Adam 与 RMSprop 优化器随着学习率增大,分类准确率下降;SGD 优化器则在学习率为 0. 005 和 0. 01 时升至最高准确率,而后准确率明显下降。3 种优化器分类效果均表现良好,避免学习率设置过大导致不收敛,因此选择 0. 005 学习率设置下能达到最高准确率的 SGD 优化器。

3) 单次样本数目

在建立的小样本数据集中,如果单次训练样本过多则迭代过程中易陷入局部最优,影响模型泛化性能;若单次训练样本过少则影响训练速度,增加参数更新次数及收敛时间^[27]。因此,根据数据集选择单次样本数目对于模型分类准确率具有重要意义。分别设置样本单次采样

进行实验,以训练集和验证集分类准确率及训练时间作为评价指标,实验结果如表 2 所示。可以看到,单次样本数设置为 16、32、40、64、80 时,均达到了最高准确率,且单次训练样本数目越大,训练所需时间越短。兼顾考虑分类准确率及训练时间,选择单次样本数为 64。

表 2 单次样本数目对分类结果影响

Table 2 The influence of the batch on classification results

样本数目	训练集准确率/%	验证集准确率/%	训练时间/s
16	1.00	1.00	177
32	1.00	1.00	98
40	1.00	1.00	82
64	1.00	1.00	63
80	1.00	1.00	59
128	0.995 2	0.990 5	47
210	0.823 8	0.805 1	38

训练过程中最大迭代次数设置为 50,单次采样大小为 64,训练和验证过程中损失值和准确率变化如图 6 所示,训练和验证损失值均呈快速收敛状态,准确率均稳健上升并平稳至 100%。在测试集加载最后一次训练的模型参数,预测结果如图 7 所示,横坐标为预测类别,纵坐标为真实类别,测试集包括 14 组正常样本、18 组 A0 地址点故障样本、16 组 D7 数据点故障样本、22 组 D11 数据点故障样本、21 组 BA2 地址空间点故障样本参与预测过程,每种类别数据预测准确率均为 100%。

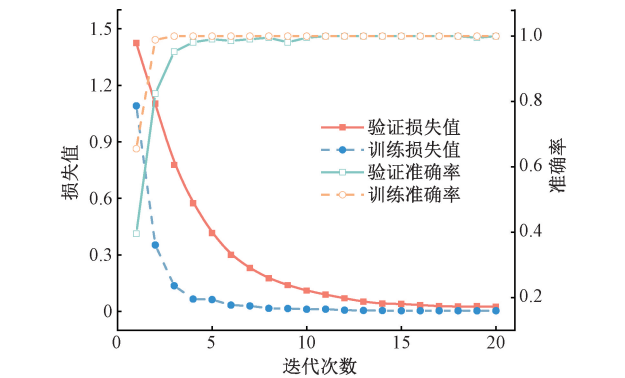


图 6 CNN 模型训练过程

Fig. 6 Training process of the CNN model

CNN 模型预测分类的各项评价指标如表 3 所示,其中粗体标注为总类别分类准确率,各类别的分类精确率、召回率、调和平均数均为 100%。参与预测的总样本为 91,各项评价指标均良好,可实现对不同类别红外热信号的准确预测判别。CNN 模型预测单个样本时间 0.018 s,检测速度满足工业大规模生产检测需求。

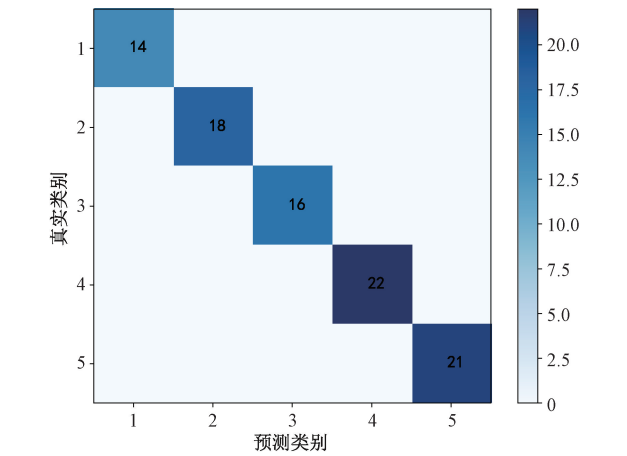


图 7 CNN 模型预测结果

Fig. 7 Prediction result of the CNN model

表 3 CNN 模型检测性能评价

Table 3 Performance evaluation of the CNN model

标签	精确率/%	召回率/%	调和平均/%	样本数
1	1.00	1.00	1.00	14
2	1.00	1.00	1.00	18
3	1.00	1.00	1.00	16
4	1.00	1.00	1.00	22
5	1.00	1.00	1.00	21
准确率		1.00		91

2.3 可泛化性及鲁棒性实验

迁移学习适用于小样本数据集,已被广泛应用于计算机视觉领域,但较少涉及时间序列深度学习^[28],本文在检测模型中应用迁移学习,以提高不同板载芯片缺陷检测准确率。根据构建的一维 CNN 网络架构,源数据集上训练模型后,删除网络最后一层,并用另一个 Softmax 层替换,该层神经元数等于目标数据集集中的类数,微调网络后进行重新训练分类。

目标数据集为芯片 9 种其他焊点缺陷,具体类型如表 4 所示。基于模型的迁移学习实验如图 8 所示,训练过程损失值稳定下降收敛。无迁移学习的泛化过程存在波动上升趋势,迁移学习后在验证集上泛化的损失值曲线稳定快速收敛。对比结果表明迁移学习能够显著改善模型泛化性能,提高模型缺陷检测能力。

微调模型迁移学习至目标数据集训练后,替换的 Softmax 层输出每个维度值代表属于这个类别的可能性,即数据类别概率估计,在其测试集上的预测概率分布结果如图 9 所示。其中,D6、A8、D0、CK、A5、BA0 焊点类别预测概率均值达到 97%、95%、93%、92%、91%、90%;而 D2、A10、A12 预测概率均值也分别达到 86%、86%、84%。

表 4 模型鲁棒性实验

Table 4 Model robustness experiments

缺陷类型	0 dB	10 dB	20 dB
数据点 D0 断路	1.00	0.996 8	0.948 1
数据点 D2 断路	1.00	0.975 2	0.957 4
数据点 D6 断路	1.00	0.996 8	0.955 2
地址点 A5 断路	1.00	0.985 7	0.932 0
地址点 A8 断路	1.00	0.985 7	0.932 0
地址点 A10 断路	1.00	0.959 0	0.926 7
地址点 A12 断路	1.00	0.959 0	0.926 7
地址空间 BAO 断路	1.00	0.959 0	0.926 7
时钟 CK 断路	1.00	0.959 0	0.926 7

在实际的 PCBA 板载芯片缺陷检测中,存在多焊点的检测需求与环境干扰的影响因素,因此本文对噪声环境下 DDR 芯片 9 个焊点缺陷类型进行实验。分别添加 10 dB 和 20 dB 高斯白噪声。实验结果如表 4 所示,模型在无噪声干扰下均能准确识别九个焊点缺陷,在 10 和 20 dB 高斯白噪声干扰下识别准确率均能达到 95% 以上和 92% 以上,表现出良好的泛化性能及鲁棒性。

3 结 论

本文以 FPGA 单板 DDR 芯片为对象,搭建芯片缺陷检测平台,进行芯片内部焊点故障检测实验研究,得到如下结论,建立芯片红外缺陷检测模型,在芯片数据存储与读出过程中提取不同敏感区域热信号,能有效判别芯片内部微焊球缺陷;构建 CNN 网络结构,结合网格搜索算法进行超参数调优,模型缺陷检测达到高准确率,检测速度满足实际生产需要;模型适用于小样本数据集,引入迁移学习应用于芯片其他焊点缺陷,满足实际多焊点检测需求,噪声环境下表现出良好的鲁棒性。本文在存储芯片读写过程中实现了不同焊点(包括地址、数据、地址空间等)的缺陷检测,为 PCBA 板载芯片微焊点缺陷检测提供了可行途径。

参考文献

[1] LI Q, ZHAO W, ZHANG W, et al. Research on thermal fatigue failure mechanism of BGA solder joints based on microstructure evolution [J]. International Journal of Fatigue, 2023, 167: 107356.

[2] ANNABY M H, FOUADA Y M, RUSHDI M A. Improved normalized cross-correlation for defect detection in printed-circuit boards [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2019, 32(2): 199-211.

[3] ZAKARIA S S, AMIR A, YAAKOB N, et al. Automated detection of printed circuit boards (PCB) defects by using machine learning in electronic manufacturing: Current approaches [C]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 767 (1): 012064.

[4] ABD AL RAHMAN M, MOUSAVI A. A review and analysis of automatic optical inspection and quality monitoring methods in electronics industry [J]. IEEE Access, 2020(8): 183192-183271.

[5] SEIDEL R, RACHINGER B, THIELEN N, et al. Development and validation of a digital twin framework for SMT manufacturing [J]. Computers in Industry, 2023, 145: 103831.

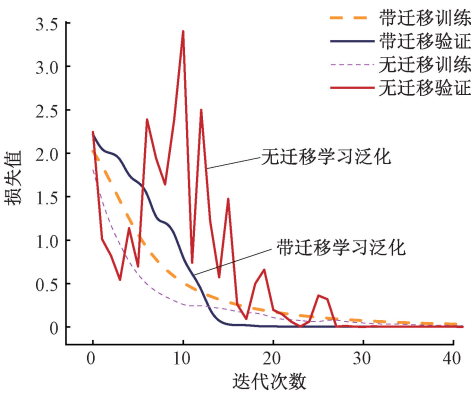


图 8 模型迁移学习实验

Fig. 8 Model transfer learning experiment

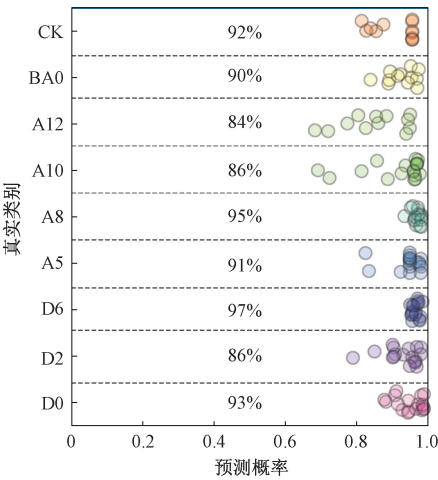


图 9 迁移学习分类结果

Fig. 9 Prediction result after transfer learning

预测结果表明,迁移学习后的模型在目标数据集上达到高准确率,具有良好的可泛化性,能够有效检测多种不同板载芯片微焊点缺陷。

- [6] DAI W, MUJEEB A, ERDT M, et al. Soldering defect detection in automatic optical inspection[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2020, 43: 101004.
- [7] ANITHA D B, RAO M. A survey on defect detection in bare PCB and assembled PCB using image processing techniques [C]. 2017 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET), IEEE, 2017: 39-43.
- [8] ZHANG Q, ZHANG M, GAMANAYAKE C, et al. Deep learning based solder joint defect detection on industrial printed circuit board X-ray images [J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2022, 8(2): 1525-1537.
- [9] HUGHES H L, BENEDETTO J M. Radiation effects and hardening of MOS technology: Devices and circuits[J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2003, 50(3): 500-521.
- [10] OLDHAM T R, MCLEAN F B. Total ionizing dose effects in MOS oxides and devices [J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2003, 50(3): 483-499.
- [11] WITHERS P J, BOUMAN C, CARMIGNATO S, et al. X-ray computed tomography [J]. *Nature Reviews Methods Primers*, 2021, 1(1): 1-21.
- [12] 丛忠超,余学峰,崔江维,等. 静态随机存储器总剂量辐射损伤的在线与离线测试方法[J]. *物理学报*, 2014, 63(8): 329-335.
- CONG ZH CH, YU X F, CUI J W, et al. Online and offline test method of total dose radiation damage on static random access memory[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(8): 329-335.
- [13] JEON M, YOO S, KIM S W. A contactless PCBA defect detection method: Convolutional neural networks with thermographic images [J]. *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, 2022, 12(3): 489-501.
- [14] ALAOUI N E B, TOUNSI P, BOYER A, et al. Detecting PCB assembly defects using infrared thermal signatures[C]. 2019 MIXDES-26th International Conference “Mixed Design of Integrated Circuits and Systems”, IEEE, 2019: 345-349.
- [15] 陆向宁,何贞志,胡宁宁,等. 主动红外热成像焊球缺陷检测方法研究[J]. *机械工程学报*, 2016, 52(10): 17-24.
- LU X N, HE ZH ZH, HU N N, et al. Research on defects inspection of solder bumps using active infrared thermography technology [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(10): 17-24.
- [16] LU X, HE Z, SU L, et al. Detection of micro solder balls using active thermography technology and K-means algorithm[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(12): 5620-5628.
- [17] 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.
- [18] ABD AL RAHMAN M, MOUSAVI A. A review and analysis of automatic optical inspection and quality monitoring methods in electronics industry [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 183192-183271.
- [19] HE Y, DENG B, WANG H, et al. Infrared machine vision and infrared thermography with deep learning: A review[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2021, 116: 103754.
- [20] 张志强,王萍,于旭东,等. 高精度红外热成像测温技术研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(5): 10-18.
- ZHANG ZH Q, WANG P, YU X D, et al. Study on high accuracy temperature measurement technology of infrared thermal imager [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(5): 10-18.
- [21] 周建民,陈超,涂文兵,等. 红外热波技术、有限元与SVM相结合的复合材料分层缺陷检测方法[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(3): 29-38.
- ZHOU J M, CHEN CH, TU W B, et al. Composite layer defect detection method based on infrared heat wave technology, finite element and SVM[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(3): 29-38.
- [22] LI X, XU S. Analysis on thermal reliability of key electronic components on PCB [J]. *Information-an International Interdisciplinary Journal*, 2012, 15(12B): 5719-5724.
- [23] LIU J J, BERG H, WEN Y, et al. Plastic ball grid array (PBGA) overview [J]. *Materials Chemistry and Physics*, 1995, 40(4): 236-244.
- [24] CHOI K, YI J, PARK C, et al. Deep learning for anomaly detection in time-series data: Review, analysis, and guidelines [J]. *IEEE Access*, 2021 (9): 120043-120065.
- [25] NAIK N N, CHANDRASEKARAN K, VENKATESAN M, et al. Deep learning-based prediction, classification, clustering models for time series analysis: A systematic review [J]. *Advances in Information Communication*

Technology and Computing, 2022, doi: 10.1007/978-981-19-0619-0_34.

[26] 陈仁钦. 基于异构图注意力网络和循环神经网络的推荐算法[D]. 重庆:重庆大学,2021.

CHEN R Q. Recommendation algorithm based on heterogeneous graph attention network and recurrent neural network [D]. Chongqing :Chongqing University, 2021.

[27] 曲建岭,余路,袁涛,等. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J]. 仪器仪表学报, 2018,39(7):134-143.

QU J L, YU L, YUAN T, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm for rolling bearings based on one-dimensional convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 134-143.

[28] RUIZ A P, FLYNN M, LARGE J, et al. The great multivariate time series classification bake off: A review and experimental evaluation of recent algorithmic advances[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2021, 35(2): 401-449.

作者简介



姜也,2021 年于江南大学获得学士学位,现为华中科技大学硕士研究生,主要研究方向为微电子封装检测、深度学习。

E-mail: jiangye@ hust. edu. cn

Jiang Ye received her B. Sc. degree from Jiangnan University in 2021. She is currently a M. Sc. candidate at Huazhong University of Science and Technology. Her main research interests include microelectronic package inspection and deep learning.



刘智勇,2013 年于武汉理工大学获得学士学位,2018 年于华中科技大学获得博士学位,现华中科技大学副教授,主要研究方向为微纳传感器、微纳加工制造与电子封装检测。

E-mail: zhiyong_liu@ hust. edu. cn

Liu Zhiyong received his B. Sc. degree from Wuhan University of Technology in 2013, and Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2018. He is currently an associate professor at Huazhong University of Science and Technology. His main research interests include micro/nano sensors, micro/nano processing, and electronic package detection.



廖广兰(通信作者),1997 年于华中理工大学获得学士学位,2000 年于华中科技大学获得硕士学位,2003 年于华中科技大学获得博士学位,现为华中科技大学机械学院教授,主要研究方向为微纳制造、故障诊断与状态监测。

E-mail: guanglan. liao@ hust. edu. cn

Liao Guanglan (Corresponding author) received his B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from Huazhong University of Science and Technology in 1997, 2000, and 2003, respectively. He is currently a professor at Huazhong University of Science and Technology. His main research interests include microfabrication and testing, fault diagnosis, and condition monitoring.