

文章编号:1001-5078(2024)11-1694-08

· 激光应用技术 ·

基于动态激励的三维封装内部缺陷检测

聂磊¹, 张鸣¹, 于晨睿¹, 骆仁星²

(1. 湖北工业大学机械工程学院, 湖北武汉 430068; 2. 湖北泰和电气有限公司, 湖北襄阳 441057)

摘要: 硅通孔是一种实现三维封装的关键技术, 由于独特的垂直互连方式受到了广泛关注。然而, 硅通孔工艺较为复杂, 出现缺陷几率增大, 而这些缺陷不易被检测, 进而影响了封装性能与可靠性。因此, 提出一种基于动态激励的内部检测方法, 通过对封装芯片施加动态热激励, 激发内部缺陷产生异常温度分布, 采集封装外表面温度分布时间序列图像, 利用深度学习进行识别分类, 实现内部缺陷的外部诊断。首先构建三维封装模型进行有限元瞬态热仿真, 通过仿真分析揭示了内部缺陷会对温度分布产生细微影响; 构建三维卷积神经网络 C3D 模型, 通过分析温度梯度分布图像随时间变化规律来实现对缺陷的识别与分类; 搭建试验检测平台, 制备含有不同缺陷的三维封装样品进行验证结果表明, 基于动态激励的内部缺陷检测方法分类准确率可达到 97.81%, 可为三维封装内部缺陷的检测提供新思路。

关键词: 硅通孔; 三维封装; 动态激励; 红外图像; 缺陷检测

中图分类号: TN305.94; TP391.41 文献标识码: A DOI: 10.3969/j.issn.1001-5078.2024.11.007

Dynamic excitation-based internal defect detection in 3D packaging

NIE Lei¹, ZHANG Ming¹, YU Chen-rui¹, LUO Ren-xing²

(1. School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China;

2. Hubei Taihe Electric Co., Ltd., Xiangyang 441057, China)

Abstract: Through-Silicon Vias (TSV) is a key technology enabling three-dimensional packaging, which has received much attention due to its unique vertical interconnect. However, the complexity of the silicon via process increases the chances of defects, which are not easy to be detected, thereby affecting the performance and reliability of the packaging. Consequently, a dynamic excitation-based internal detection method is proposed in this paper. By applying dynamic thermal excitation to the packaged chip, internal defects are stimulated to produce abnormal temperature distributions, and time series images of the temperature distribution on the outer surface of the package are collected, which are recognized and classified using deep learning to achieve external diagnosis of the internal defects. Firstly, a three-dimensional packaging model is constructed for transient thermal finite element simulation, and the simulation analysis reveals that internal defects have subtle impacts on the temperature distribution. Then, a three-dimensional Convolutional Neural Network (C3D) model is constructed to recognize and classify defects by analyzing the temporal changes in temperature gradient distribution images. Finally, an experimental testing platform is established, and three-dimensional packaging samples containing various defects are prepared for validation. The results show that the classification accuracy of the dynamic excitation-based internal defect detection method can reach up to 97.81%, offering a new perspective for the detection of internal defects in three-dimensional packaging.

Keywords: through-silicon via; 3D packaging; dynamic thermal excitation; infrared imaging; defect detection

基金项目: 湖北省科技创新人才计划项目 (No. 2023DJC048); 湖北省自然科学基金项目 (No. 2022CFB473) 资助。
作者简介: 聂磊 (1978 -), 男, 教授, 主要从事精密加工及装备可靠性的研究。E-mail: leinie@hbut.edu.cn
收稿日期: 2024-02-04

1 引言

三维集成电路技术的发展中,硅通孔(Through-Silicon Via, TSV)技术实现了芯片间的垂直互连,从而显著减小芯片间的连接长度,增强了信号传输速度并减少功耗^[1-2]。但是由于制备工艺等方面的限制,TSV 填充过程容易出现填充缺失和底部空洞的问题。在 TSV 制备中,复杂的工艺步骤和材料特性可能导致填充物在某些区域无法充分填充,从而形成填充缺失。底部空洞的出现与制备过程中的气泡、流变性不均匀等因素有关^[3-4]。这些问题的存在不仅影响了 TSV 的性能,还在一定程度上影响了器件的可靠性和稳定性。

目前针对三维封装内部缺陷的检测主要依赖 X 射线和超声检测等技术。X 射线检测方法通过对封装芯片进行多角度 X 射线照射并重建 TSV 结构的三维图像,从而有效地识别出微小裂纹、孔隙或填充缺失等内部缺陷^[5-6]。然而,X 射线检测中产生的电离辐射会对芯片中的敏感电子元件,造成潜在的损害,进而降低整个封装电路的性能和可靠性^[7]。超声检测法中,需要使用特制的耦合介质来传递超声波^[8-9]。虽然这种检测技术相对安全,但耦合剂残留可能对微细的电子构造造成腐蚀,导致检测后的清理和维护成本增高。

与此同时,国内外基于动态激励检测缺陷做了相关的研究。通过动态激光扫描,在缺陷处产生不同的输出响应来实现缺陷检测,该方法可有效避免对芯片造成的损害。文献[10]提出了一种基于热激光刺激技术的硬缺陷定位系统,通过激光刺激诱导电参数的变化,实现对半导体缺陷的精细识别。该系统结合了快速全面扫描和局部逐点扫描,既提升了排查效率也确保了检测精度。引入了改进的中位数绝对差异方法,增强了异常信号的检测能力。该检测方法需要高精度的电流测量设备和复杂的数据处理算法,可能无法满足实际工业生产中的在线快速检测要求。文献[11]提出了一种新的线激光锁相热成像技术,利用直线激光束的热诱导效应,结合红外摄像技术测量热波传播,实现了对裂纹的可视化检测。该检测方法未涉及内部缺陷的检测。上述研究中,利用移动激光激励的方法来检测缺陷具有明显的优势,但是较少的应用于 TSV 内部缺陷的

检测,尤其是缺陷的尺寸微小且隐藏在复杂三维结构中的情况。

为解决三维封装 TSV 内部缺陷的检测问题,本文提出一种基于动态激励的检测方法。利用红外激光相对芯片的运动,对封装芯片施加动态激励,以此激发 TSV 内部缺陷的异常温度响应。通过红外热像仪,采集动态激励过程中封装外部温度分布时变图像,通过三维卷积神经网络 C3D (Convolutional 3D),识别无缺陷及含有内部缺陷的三维封装外部温度分布的时变模式,建立缺陷检测模型,实现对三维封装 TSV 内部缺陷的准确识别与分类。

2 检测方法及原理

动态激励检测三维封装内部缺陷原理是基于热阻效应,即材料内部对热传导的抵抗,这种抵抗导致热量在传递过程中受阻。图 1 为检测方案示意图,在芯片层表面施加动态激励,激光的光能被芯片表面吸收并转化为热能,从而在激光运动路径上产生了局部的热梯度。在 TSV 的结构中,存在缺陷的 TSV 与正常的 TSV 在热传导性能上会有所不同。存在缺陷的 TSV 会在其缺陷位置形成相对较高的热阻,阻碍热量的传递,导致热量聚集,并会改变 TSV 的热传导路径,使得基板层表面的温度分布出现差异,通过红外热像仪采集其温度分布图像,对采集的图像进行分析,从而实现 TSV 缺陷的检测。

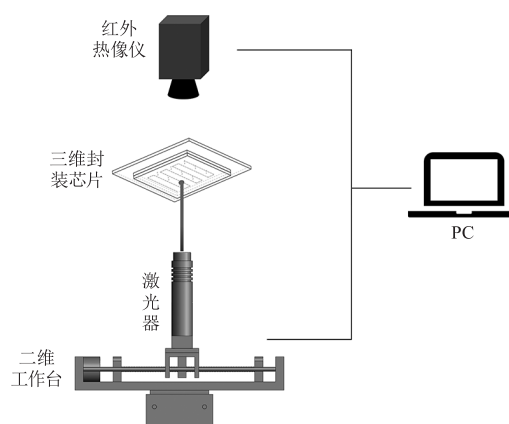


图1 检测方案示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the detection scheme

激光被用作动态激励热源,在芯片层表面热量呈现高斯分布,热源的功率函数表达为:^[12]

$$Q(t) = \frac{AP}{\pi R^2} \exp\left(-\frac{(x - v_1 t)^2 + (y - v_2 t)^2 + z^2}{R^2}\right) \quad (1)$$

其中, A 为整体的热源强度; R 为热源半径; v_1, v_2 为热源在 x 和 y 方向上的速度分量; t 为时间。

在动态激励的过程中, 热量在芯片中进行热传导, 其热传导函数表达式为^[13-14]

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \alpha \nabla^2 T + \frac{q}{\rho c} \quad (2)$$

其中, T 是温度场; t 为时间; α 为热扩散系数; q 是单位体积内的热源; ρ 是材料的密度; c 是材料的比热容; ∇^2 是拉普拉斯算子, 对于三维空间, 它表示为:

$$\nabla^2 T = \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \quad (3)$$

由于缺陷处的热阻较高, 热量在该区域无法有效地进行扩散。因此, 在动态激励过程中, 缺陷处的热扩散系数 α 会降低。这使得热量在缺陷附近积累, q 相对于周围非缺陷区域会有所增强。红外热像仪能够捕获由缺陷引起的局部温度变化, 通过物体表面的热辐射能量, 实现对温度场的定量分析。其热辐射公式为:^[15]

$$Q = \varepsilon \sigma A (T_1^4 - T_2^4) \quad (4)$$

其中, Q 为物体表面辐射出的能量; ε 为辐射率; σ 为单位面积的辐射强度; A 为物体的表面积; T_1 为物体表面温度; T_2 为周围环境温度。

表1 三维封装模型尺寸及参数

Tab. 1 Dimensions and parameters of the 3D packaging model

材料	长/mm	宽/mm	高/ μm	半径/ μm	导热率/ $[\text{W} \cdot (\text{m} \cdot \text{K})^{-1}]$	比热容/ $[\text{J} \cdot (\text{kg} \cdot \text{K})^{-1}]$	密度/ $(\text{kg} \cdot \text{m}^{-3})$
芯片层	7	7	300	/	149	700	2330
TSV层	7	7	300	/	149	700	2330
铜柱	/	/	/	25	398	385	8950
基板层	10	10	300	/	0.3	550	1550

按照如图4所示的方式对 3×3 阵列铜柱从 A ~ I 进行命名, 方便对每个铜柱位置进行区分。构建如图5所示的几种不同的缺陷模型, 分别为无缺陷; 底部空洞(半径为 $25 \mu\text{m}$ 、高度为 $100 \mu\text{m}$); 填充缺失(半径为 $25 \mu\text{m}$)。

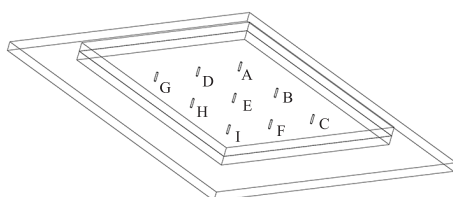


图4 铜柱阵列示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the copper pillar array

3 TSV 内部缺陷检测仿真分析

3.1 模型构建

为了验证动态激励检测 TSV 内部缺陷方法的可行性, 对三维封装芯片进行有限元瞬态热仿真, 主要分为模型建立、材料参数设置、载荷施加及求解。根据实际的三维封装芯片的要求, 构建如图2所示的三维封装芯片模型, 从下往上依次为基板层、TSV层和芯片层。在 TSV 层中含有半径 $25 \mu\text{m}$ 的 3×3 阵列分布的铜柱。图3为三维封装芯片仿真模型网格划分效果图。

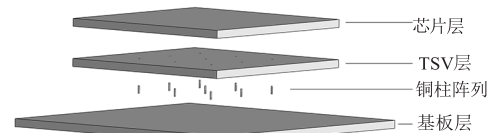


图2 三维封装芯片模型

Fig. 2 3D package chip model

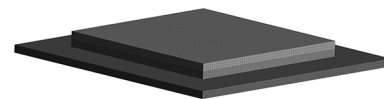


图3 三维封装芯片网格图

Fig. 3 3D packaged chip mesh diagram

3.2 参数设置

根据所建立的三维封装芯片模型, 将其导入到 ANSYS 有限元仿真软件中进行瞬态热仿真。设置材料参数, 每个结构的参数如表1所示。

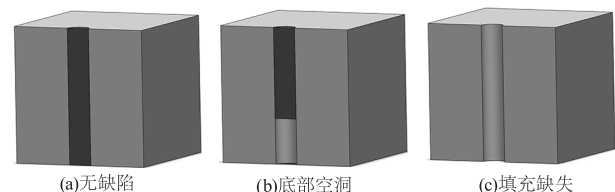


图5 TSV 缺陷模型

Fig. 5 TSV defect model

仿真参数设置中, 环境温度设置为 $20 \text{ }^\circ\text{C}$, 芯片表面与环境间的换热系数设置为 $15 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{ }^\circ\text{C})$ 。利用 ANSYS 的 APDL (Ansys Parametric Design Language) 环境, 通过 ‘Functions-Define’ 功能输入热源

的功率分布函数,并从中生成包含关键参数的FUNC文件。文件中包含热源功率、热源半径、运动路径和运动速度等信息。设置热源半径为0.5 mm;运动速度为1 mm/s。热源的的运动路径如图6(a)所示,其在X方向和Y方向上的投影长度均为6 mm。使用该运动路径在动态激励的过程中可以均匀的分配热源能量,减少因重复激励相同区域而导致的局部过热。图6(b)为有限元仿真软件中激励过程中的芯片层的热源分布图像。

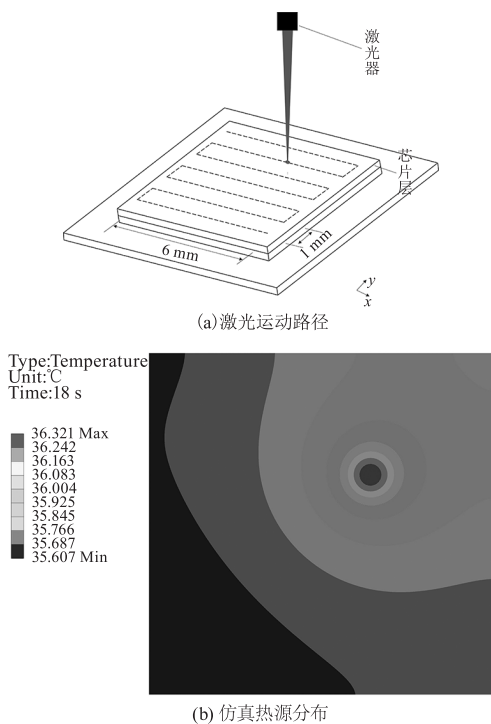


图6 激光运动路径示意图

Fig.6 Schematic diagram of the laser movement path

3.3 仿真结果分析

动态激励过程中基板层的温度梯度分布图像,如图7所示,提取图像时间间隔为2 s,其中0、1和2分布表示三维封装模型中的无缺陷、填充缺失(缺陷位置位于E处)和底部空洞(缺陷位置位于E处)。随着动态激励的施加,热量开始在芯片层间传播,经由热扩散和热对流,逐渐传递到基板层。基板层的温度在激励过程逐渐上升,显示出温度梯度。

当TSV内部存在缺陷时,热量传导过程中在缺陷区域累积,在基板层对应缺陷位置设置一个温度监测点,图8(a)、(b)、(c)为温度变化曲线图像。由于缺陷尺寸微小,所以存在缺陷和无缺陷的温度差异无法直观的从温度分布图像观察到。利用填充缺失或底部空洞的温度值与无缺陷温度值进行差值分析,图

8(d)为差值图,从图中可以看出,存在缺陷和无缺陷之间存在差异,但由于差异较小,对仪器检测精度要求较高,使用传统检测方法难以进行有效识别。

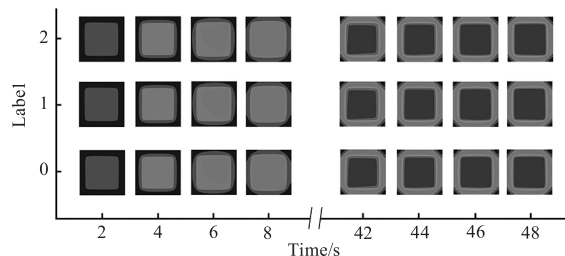
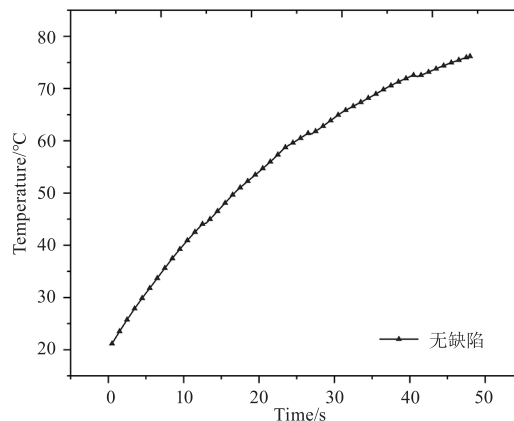
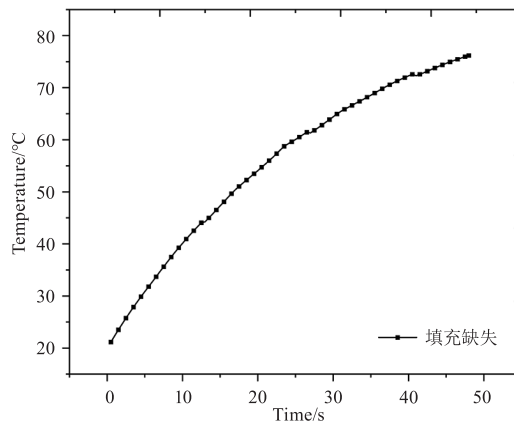


图7 仿真序列图像

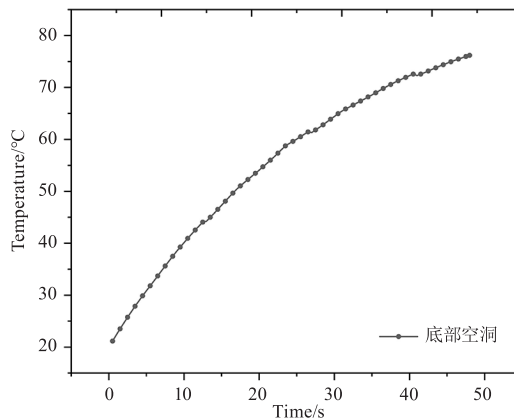
Fig.7 Simulation sequence images



(a)无缺陷温度曲线



(b)填充缺失温度曲线



(c)底部空洞温度缺陷

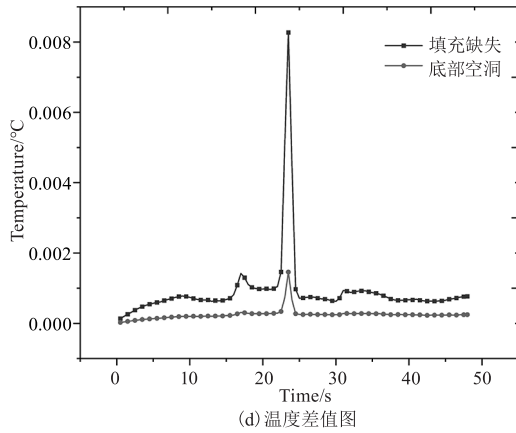


图 8 温度曲线图

Fig. 8 Temperature curve chart

4 网络模型构建

4.1 模型选择与分析

在基于动态激励的三维封装芯片检测中,随着

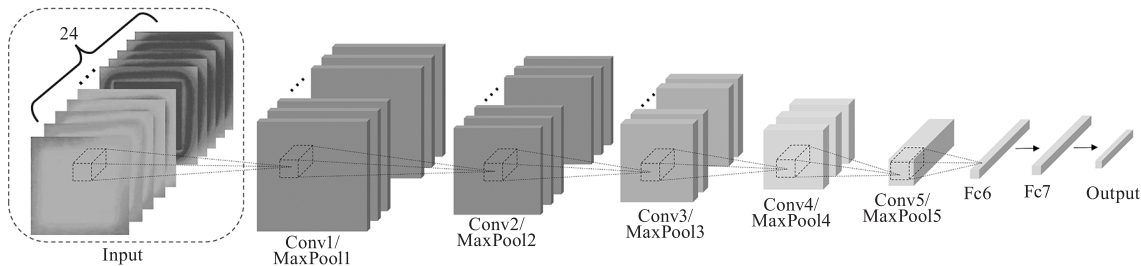


图 9 C3D 网络结构

Fig. 9 C3D network architecture

4.2 模型参数设置

C3D 网络参数设置如表 2 所示,主要包含五个卷积层,五个最大池化层。3D 卷积核大小为 $3 \times 3 \times 3$,步长均为 1。3D 最大池化层 Maxpool1 采用 $1 \times 2 \times 2$,其余的四层最大池化层为 $2 \times 2 \times 2$ 。将多维输出数据通过 (View) 展平为一维,并传递至全连接层,输出维度为 1×8192 。全连接层 (Fc6、Fc7),输出 4096 个特征,使用 Relu 激活函数和 Dropout 以防止过拟合。最终的全连接层 (Fc8),输出 7 个特征,对应于分类任务中的 7 个类别,使用 SoftMax 激活函数以输出概率分布。

5 TSV 内部缺陷检测试验

5.1 试验样品制备

为了继续验证检测方法的可行性,制备如图 10 的三维封装样品进行试验,包括无缺陷样品和含有缺陷的样品共 7 类,分别为无缺陷、填充缺失 (A、E 和 F 位置) 和底部空洞 (A、E 和 F 位置)。TSV 通孔的尺寸半径为 $25 \mu\text{m}$ 。TSV 层样品制备完成后进行

动态激励的施加,由于存在缺陷的 TSV 与无缺陷 TSV 在基板层会出现不同的温度梯度分布,所以在动态激励过程中,监测温度梯度变化,分析梯度与分布随时间变化的规律,将能识别缺陷并对其分类。因此,时序信息是缺陷检测的一个关键指标。为了解决本文所研究的问题,建立如图 9 所示的 C3D 网络模型,有效利用时序信息以提高缺陷诊断的准确性。相较于传统的 2D 卷积网络,C3D 网络结构能够沿时间轴捕获并分析图像序列中的动态变化^[16-17]。在 C3D 网络中,宽度、高度和时间维度共同构成三维输入张量,由此输入的图像序列通过 3D 卷积和 3D 池化层的操作,使得网络能够集成空间与时间特征,从而高效地从图像序列中提取有关缺陷的特征信息,并对其进行分类。

键合,其结构如图 11 所示,样品尺寸和结构与仿真模型保存一致,从上到下依次为芯片层、TSV 和基板层。

表 2 C3D 网络参数

Tab. 2 C3D network parameters

网络层数	卷积核	输出	激活函数
Conv1	$64 \times 3 \times 3 \times 3$	64, 24, 138, 138	Relu
MaxPool1	$1 \times 2 \times 2$	64, 24, 69, 69	/
Conv2	$128 \times 3 \times 3 \times 3$	128, 24, 69, 69	Relu
MaxPool2	$2 \times 2 \times 2$	128, 12, 34, 34	/
Conv3	$256 \times 3 \times 3 \times 3$	256, 12, 34, 34	Relu
MaxPool3	$2 \times 2 \times 2$	256, 6, 17, 17	/
Conv4	$512 \times 3 \times 3 \times 3$	512, 6, 17, 17	Relu
MaxPool4	$2 \times 2 \times 2$	512, 3, 8, 8	/
Conv5	$512 \times 3 \times 3 \times 3$	512, 3, 8, 8	Relu
MaxPool5	$2 \times 2 \times 2$	512, 1, 4, 4	/
View	/	1, 8192	/
Fc6	/	1, 4096	Relu + Dropout
Fc7	/	1, 4096	Relu + Dropout
Fc8	/	1, 7	SoftMax

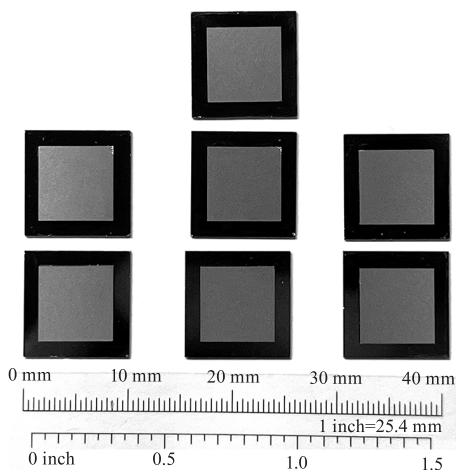


图 10 三维封装芯片样品
Fig. 10 3D Packaging chip sample



图 11 三维封装芯片结构图
Fig. 11 3D packaging chip structure diagram

5.2 检测试验平台

图 12 为基于动态激励的 TSV 内部缺陷检测方案示意图。主要包括:三维封装芯片、激光器、二维位移台、红外热像仪、PC。系统选用美国 FLIR T630 型红外热像仪,分辨率为 640×480 ,最大帧率为 30 f/s;激光器固定在二维位移台上,并通过控制其在平面上的运动来实现动态激励,如图 13 所示;采用波长为 808 nm,最大功率为 24 W 的半导体激光器;PC 控制二维位移台在平面上运动和红外热像仪采集红外图像数据测试分析。



图 12 检测试验平台
Fig. 12 Testing and experimentation platform

5.3 检测过程

TSV 内部缺陷的检测过程如下:

(1)热像仪视场和焦距调整。先将三维封装芯

片固定在位移平台的载物支架上,热像仪固定在三脚架上,通过调整垂直方向上的高度和焦距,使芯片的基板层能够清晰成像。

(2)调节激光器的功率、焦距等。将激光焦点能够聚焦到芯片层表面。设置激光运动路径,激光运动路径沿着预定的轨迹进行,以覆盖整个芯片表面。

(3)图像采集。在动态激励的过程中,红外热像仪实时采集基板层的红外热像图,并记录视频数据。



图 13 动态激励局部图
Fig. 13 Partial diagram of dynamic incentive

6 数据处理与结果分析

6.1 数据预处理

实验所采集的数据集共分为 7 个类别,如图 14 所示。

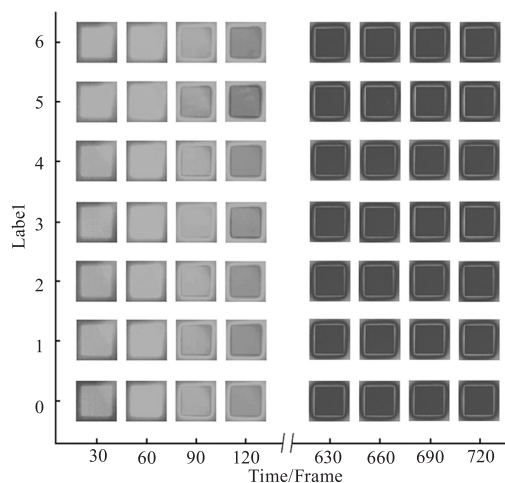


图 14 试验序列图像
Fig. 14 Experiment sequence images

标签从 0 到 6,分别代表不同的缺陷类型。0 表示无缺陷;1~3 分别表示,底部空洞的位置 A、E 和 F;4~6 分别表示,填充缺失的位置 A、E 和 F。每个

类别均包含约 150 组视频数据。动态激励在整个过程中耗时 48 s, 相机帧率设置为 15 f/s。对采集的视频数据提取帧操作, 按照每隔 30 f/s 提取一张图像, 总共提取 24 张图像。为保持图像数据的一致性, 将尺寸大小统一调整为 138×138 。

6.2 结果分析

将预处理完成后的图像序列按照 7 : 3 的比例划分为训练集和验证集, 并输入到网络。对网络设置相关超参数, 批量大小 (Batch Size) 设置为 32, 学习率 (Learning Rate) 设置为 0.00005, 总训练周期 (Epochs) 设置为 200。训练和验证过程中的准确率变化如图 15 所示, 随着训练次数的增加, 模型分类准确率先上升后逐渐趋于收敛。

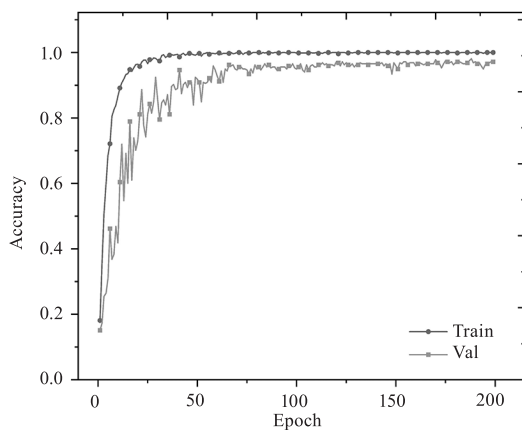


图 15 C3D 模型训练结果

Fig. 15 C3D model training results

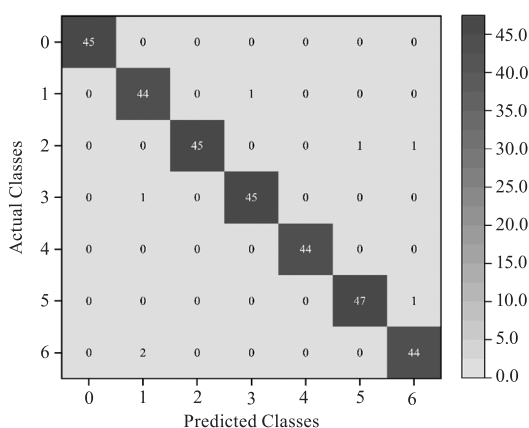


图 16 混淆矩阵

Fig. 16 Confusion matrix

验证集包括 45 组无缺陷样本、45 组填充缺失位置 A 处样本、47 组填充缺失位置 E 处样本、46 组填充缺失位置 F 处样本、44 组底部空洞位置 A 处样本、48 组底部空洞位置 E 处样本、46 组底部空洞位

置 F 处样本。混淆矩阵可用于评估分类模型的性能, 如图 16 所示, 纵坐标为实际类别、横坐标预测类别。分析可知, 该模型对试验数据分类的准确率可达 97.81 %。

7 结论

本文以检测三维封装 TSV 内部缺陷作为对象, 提出一种基于动态激励的三维封装 TSV 内部缺陷检测方法。首先建立三维封装芯片结构模型, 通过有限元瞬态热仿真, 验证了在动态激励的过程中, 存在内部缺陷的 TSV 与无缺陷的 TSV 在温度分布上存在细微的区别; 其次构建三维卷积神经网络 (C3D), 通过分析温度梯度分布图像随时间变化规律来实现对缺陷的分类; 最后制备无缺陷 TSV 和含有 TSV 内部缺陷的三维封装芯片, 搭建动态激励的检测平台, 试验过程中红外热像仪采集在动态激励下基板层的温度梯度变化的图像序列, 并输入到网络。结果表明, 该方法可以准确的检测到 TSV 是否存在缺陷, 为三维封装内部缺陷的检测提供了新途径。

参考文献:

- [1] J H Lau. Recent advances and trends in advanced packaging [J]. IEEE Trans. Compon, Packag, Manuf. Technol. 2022, 12(2): 228 - 252.
- [2] Deng Xiaojun, Cao Zhengzhou. The through silicon via technology using in 3D packaging [J]. Electronics & Packaging, 2012, 12(9): 18 - 23. (in Chinese)
邓小军, 曹正州. 应用于三维封装中的硅通孔技术 [J]. 电子与封装, 2012, 12(9): 18 - 23.
- [3] M Chandrakar, M K Majumder. Performance analysis using air gap defected through silicon via: impact on crosstalk and power [J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2022, 12(11): 1832 - 1840.
- [4] Fan Z, Liu Y, Chen X, et al. Research on fatigue of TSV-Cu under thermal and vibration coupled load based on numerical analysis [J]. Microelectronics Reliability, 2020, 106: 113590.
- [5] Wang F, Wang F. Void detection in TSVs with X-ray image multithreshold segmentation and artificial neural networks [J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2014, 4(7): 1245 - 1250.
- [6] Lee M C, Chen W T, Lin C T, et al. Detection of micro

- defects in 3dic packages by means of non-destructive 3D X-ray [C]//International Microsystems, Packaging, Assembly & Circuits Technology Conference. IEEE,2012.
- [7] 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.
- [8] Kozić E, Hammer, René, Rosc, Jördis, et al. Metallization defect detection in 3D integrated components using scanning acoustic microscopy and acoustic simulations [J]. Microelectronics Reliability,2018,88-90:262-266.
- [9] Oh Z Y, Foo F J, Zee B. Optimization and application of acoustic imaging for defect detection in stack die packages [C]//2018 IEEE International Symposium on the Physical and Failure Analysis of Integrated Circuits (IPFA), Singapore,2018:1-5.
- [10] Wu W, Ma Y, Cai M, Han J. Preliminary study on automatic detection of hard defects in integrated circuits based on thermal laser stimulation [J]. Photonics. 2023, 10(5):540.
- [11] Burrows S E, Dixon S, Pickering S G, et al. Thermographic detection of surface breaking defects using a scanning laser source [J]. Ndt & E International, 2011, 44(7):589-596.
- [12] Orekhov A, Rabinskiy L, Fedotenkov G. Analytical model of heating an isotropic half-space by a moving laser source with a Gaussian distribution [J]. Symmetry,2022,14(4):650.
- [13] Dong Ningchen, Zhang Zhijie, Yin Wuliang, et al. Characterization of surface defects in austenitic steel based on laser thermal imaging [J]. Laser & Infrared,2020,50(2):179-183. (in Chinese)
- 董宁琛,张志杰,尹武良,等. 基于激光热成像方法的奥氏体钢表面缺陷表征 [J]. 激光与红外,2020,50(2):179-183.
- [14] Mao Fengjing, Wang Rongbang, Chen Zhenwei, et al. Detection of debonding defects of thermal barrier coatings by pulsed compression laser infrared thermal imaging [J]. Laser & Infrared,2022,52(12):1820-1826. (in Chinese)
- 毛丰晶,王荣邦,陈振伟,等. 热障涂层脱粘缺陷脉冲压缩激光红外热成像检测 [J]. 激光与红外,2022,52(12):1820-1826.
- [15] Zhang Zhiqiang, Wang Ping, Yu Xudong, et al. Study on high accuracy temperature measurement technology of infrared thermal imager [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2020,41(5):10-18. (in Chinese)
- 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.
- [16] D Tran, L Bourdev, R Fergus, et al. Learning spatiotemporal features with 3D convolutional networks [C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Santiago, Chile,2015:4489-4497.
- [17] H Xu, A Das, K Saenko. Two-stream region convolutional 3D network for temporal activity detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2019,41(10):2319-2332.