材料、结构及工艺

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2023080601

TSV 三维封装缺陷激光主动检测分类与量化

聂 磊[1*]，刘江林[1]，张 鸣[1]，骆仁星[2]

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

摘 要： 硅通孔(TSV)三维封装因其独特工艺而受到广泛关注，然而其内部缺陷无法被直接观测成为目前的检测难题。为了对TSV三维封装内部缺陷进行检测，提出了一种基于激光主动激励的内部缺陷分类与量化方法。通过红外激光主动热源施加到TSV三维封装结构表面，激发TSV内部缺陷的外部温度分布响应，通过理论与仿真分析，掌握缺陷特征在主动激励下的表现规律；构建卷积神经网络对缺陷样本信息进行训练，实现内部缺陷的分类识别与量化。试验表明，该方法能在不损坏样品的前提下有效对内部缺陷进行识别分类及量化，准确率可达95.56%。

关键词： 硅通孔；内部缺陷；主动激励；卷积神经网络

中图分类号： TN305.94 **文章编号：** 1001－5868(2023)06－0876－07

Active Laser Detection Classification and Quantification of Defects in TSV 3D Packaging

NIE Lei[1]，LIU Jianglin[1]，ZHANG Ming[1]，LUO Renxing[2]

（1. School of Mechanical Engineering，Hubei University of Technology，Wuhan 430068，CHN；
2. Hubei Taihe Electric Co.，Ltd.，Xiangyang 441057，CHN）

Abstract： Through-silicon via three-dimensional packaging has received widespread attention due to its unique process. However，its internal defects cannot be directly observed，which has become a current detection problem. In order to detect internal defects in TSV three-dimensional packaging，an internal defect classification and quantification method based on laser active excitation is proposed. The infrared laser active heat source is applied to the surface of the TSV three-dimensional packaging structure to stimulate the external temperature distribution response of the internal defects of the TSV. Through theoretical and simulation analysis，the behavior of the defect characteristics under active excitation is grasped；a convolutional neural network is then established to train the defect sample information，achieving the classification and quantification of internal defects. The experiments demonstrate that this method can effectively identify，classify，and quantify internal defects without damaging the samples，with an accuracy rate of up to 95.56%.

Key words： through silicon via；internal defects；active incentive；convolutional neural network

0 引言

随着集成电路工艺水平不断提高，传统二维平面封装已经接近物理极限，发展难度越来越大。于是，向垂直空间拓展的三维封装得到了广泛关注。相较于传统二维集成电路，它并不依赖缩小晶体管尺寸、提升集成度来增强性能，而是力图将器件在垂直空间上进行集成以实现信号和能量的传输[1]，可

收稿日期：2023－08－06.

基金项目：国家自然科学基金项目(51975191).

* **通信作者：**聂 磊 **E-mail：** leinie@hbut.edu.cn

显著提高器件封装密度，具有信号传输速度快、功耗低等优点。

硅通孔（Through Silicon Via，TSV）三维封装是目前一种主流的三维封装工艺。其特点是通过在晶圆或芯片内部加工垂直导通孔，孔内金属化以后，再结合微凸点实现多层平面器件在垂直方向上的互连[2]。图 1 为 TSV 三维封装示意图。TSV 三维封装的堆叠密度大，投影面积小，并且能够降低功耗[3]。被认为是继引线键合（Wire Bonding）、卷带自动结合（Tape Automated Bonding）和倒装芯片（Flip Chip）之后的第四代封装技术[4]。然而随着 TSV 三维封装密度的不断提高、工艺尺寸的急剧缩小，不断提升的工艺难度导致 TSV 三维封装内部不可避免地出现缺陷，对信号的传输稳定性造成干扰，导致信号的畸变和时延，极大影响其可靠性，因此必须对 TSV 内部缺陷进行检测分析[5]。

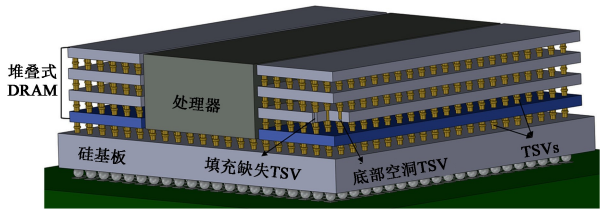


图 1　TSV 三维封装示意图

针对 TSV 三维封装的内部缺陷检测，国内外已有诸多研究，目前主要的检测方法包括 X 射线检测、电学测试、声学检测等。X 射线检测是通过测量 X 射线在物体中的衰减情况，获取物体内部的结构和缺陷等信息。例如，陈鹏飞等[6]利用高分辨率 X 射线透射成像技术结合 SOM 神经网络对微凸点缺陷进行检测，并进一步使用 OTSU 算法对 TSV 内部空洞开展检测工作。但 X 射线工作环境会产生带电粒子，导致集成电路功能异常，影响产品可靠性，且该方法检测效率低、成本高，因此该方法具有一定的局限性。电学测试原理是将设定的测试矢量信号作用于三维集成，获取输出信号，并与预期输出进行比较，进而确定或评估集成电路元器件功能和性能。例如，Chen 等[7]利用电荷共享和电阻分配技术，结合信号放大技术捕捉电压波动实现 TSV 空洞缺陷的检测，该方法适用于导致回路开路或电阻增大的 TSV 缺陷类型。该方法可测试三维封装功能的完整性和性能的优劣性，但无法有效地区分和量化缺陷，且用于检测的探针与被测对象接触产生的巨大接触应力极易破坏检测对象。陈寿宏等[8]提出一种基于混合极限学习机对 S 参数进行训练的 TSV 缺陷检测方法，可以实现缺陷类型的检测及定位，但是检测效率较低。声学检测是根据材料声阻抗的差异引发信号反射强度的不同，通过采集超声图像分析确定内部缺陷结构状态。Brand 等[9]使用 GHz 超声波对 TSV 内部填充孔洞缺陷以及微凸点键合面的分层缺陷进行检测，但由于超声波穿透能力较弱，仅能检测上部分的缺陷，检测能力不够全面。根据国内外学者对于 TSV 三维封装缺陷检测所作研究发现，大部分研究方法存在检测效率低、检测精度差、易破坏样品等不足，且对于缺陷的量化分析研究较少。

考虑到目前检测方法的局限性，为实现 TSV 内部隐藏缺陷识别分类及量化，本文针对 TSV 三维封装中的典型内部缺陷，提出一种基于激光主动激励的缺陷分类与量化方法。通过构建 TSV 三维封装模型，以有限元仿真方法分析激光主动激励下正常 TSV 与各类型及各尺寸缺陷 TSV 模型的表面温度分布规律；结合深度学习手段，对温度分布数据进行多类型识别，建立内部缺陷分类识别与量化模型；制备 TSV 样品，搭建试验平台，以红外激光为主动激励，利用红外热像仪获取温度分布图像并通过分类模型完成检测任务。通过此方法可在不损伤芯片的前提下对 TSV 内部缺陷类型和尺寸进行诊断，具有良好的应用前景。

1　TSV 内部缺陷检测方法及原理

1.1　检测方法

主动红外检测技术基于红外辐射原理，向被测对象施加外部主动激励，激发其内部缺陷的温度分布响应行为，通过红外热像仪采集缺陷信息实现内部缺陷检测及量化分析[10]。

目前主动红外检测技术常用热激励方式大致包括激光激励、热风激励、微波激励、超声波激励、电磁激励等[11]，如表 1 所示。根据本文针对的检测对象，选择使用激光作为主动激励方式。

为实现对 TSV 内部隐藏缺陷进行分类识别与量化，设计了如图 2 所示的检测系统，包括主动激励装置、数据采集装置以及信号分析装置。由主动激励装置向被测芯片施加一个主动热源，激发内部隐藏缺陷的温度响应行为，通过红外热像仪采集芯片表面温度分布图像数据并且传输至信号处理装置进行后续分析。

表 1 常见激励方式

激励方式	特点	适用情景
激光激励	能量密度高，激励面积较小	微小区域或微小样品缺陷检测
热风激励	激励面积较大，检测效率高；激励深度较浅	大面积、表面缺陷检测
微波激励	检测效率高，不可用于金属样品检测	陶瓷、有机物等非金属表面缺陷检测
超声波激励	不受样品形状限制；激励效果受耦合效果影响，有可能损伤样品	复杂形状样品检测
电磁激励	不受样品形状限制；激励深度较浅	高电导率材料表面和次表面缺陷检测

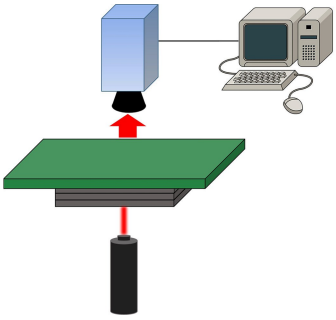


图 2 主动红外检测方案示意图

1.2 检测原理

当激光光束照射在芯片表面时，其释放的光子能量被芯片吸收后转化为热能，并在芯片内部进行热传导。激光热源的功率函数可表示为：

$$G(x,y,z)=\frac{AP}{\pi R^2}\exp\left(\frac{x^2+y^2+z^2}{R^2}\right) \quad (1)$$

式中，A 为材料对热源的吸收率，P 为功率密度，R 为热源半径，(x,y,z)表示空间坐标[12]。

在激光激励作用下，热量在芯片内部向各个方向进行传导，芯片内部某一点的温度可表示为：

$$T_t=\frac{G(x,y,z)}{\sqrt{\pi\rho C_p kt}}\exp\left[-\frac{(x^2+y^2+z^2)}{4\alpha t}\right] \quad (2)$$

式中，T_t 为 t 时刻某一点的温度，ρ 为模块密度，C_p 为热容，k 为导热系数，α 为导温系数，t 为时间[13]。

由红外辐射的基本定律：基尔霍夫定律和普朗克定律可知，任何温度超过绝对零度的物体，都会向外自发地进行红外辐射[12-13]，且物体单位表面积所辐射出来的总功率与物体温度成四次方的关系，其关系可表示为：

$$Q=\varepsilon\sigma S(T_1^4-T_2^4) \quad (3)$$

式中，Q 为辐射传热量，ε 为表面外反射率，σ 为每平方米每秒发射的热量，S 是物体表面积，T_1 为物体表面温度，T_2 为物体周围环境温度。

理论上可以通过捕获物体向外界辐射的能量，并将所获得的能量数据经过数据处理，将物理辐射热量以热图像的形式呈现出来，从而获取物体的温度分布。

由此可知，当芯片内部存在缺陷时，其内部结构发生变化，从而导致内部热传导过程受到影响，进而影响到芯片表面温度分布，形成所谓的高温区或低温区。由红外热像仪捕获芯片发出的红外辐射能量并转换成可见的热图像，进一步对图像数据进行分析处理，可对芯片内部缺陷进行定性分析及定量评价[14]。

2 TSV 缺陷识别与量化

2.1 TSV 内部缺陷红外检测仿真分析

2.1.1 模型建立

为验证本文提出的基于激光主动激励的 TSV 三维封装内部缺陷检测方法的可行性，探究主动激励下不同缺陷类型、不同缺陷尺寸对 TSV 温度场分布的影响，本文基于有限元分析软件，结合 TSV 三维封装制造工艺，建立 TSV 三维封装仿真模型进行内部热传导分析。TSV 三维封装模型结构如图 3 所示，自上而下依次是以硅为原材料的芯片层、以树脂材料为主的上下焊料层、以硅为原料填充并同时含有 TSV 铜柱阵列的 TSV 层以及硅基板层。模型详细的结构尺寸及参数见表 2。

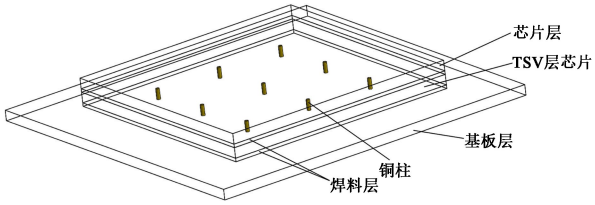


图 3 TSV 三维封装模型

表 2 模型尺寸及参数

结构	长/mm	宽/mm	高/μm	热导率/[W/(m·K)]	比热容/[J/(kg·K)]	密度/(kg/m³)
硅芯片	7	7	300	149	700	2 330
焊料层	7	7	100	0.2	550	8 740
TSV 层芯片	7	7	300	149	700	2 330
填充铜柱	—	—	—	398	385	8 950
基板	10	10	300	149	700	2 330

本文针对填充缺失、底部空洞两类典型缺陷展开研究，为分析缺陷尺寸对 TSV 三维封模型温度分

布的影响，将填充缺失与底部空洞两类缺陷的铜柱半径分别设计为 50，150 和 250 μm 三种尺寸，将铜柱的底部空洞高度设定为 100 μm。

2.1.2　计算求解

向仿真模型芯片上表面施加呈高斯分布的主动热源，正常模型与缺陷模型在主动激励的内部热传导行为由于内部结构的不同而出现差异，进而导致不同模型基板层温度分布存在区别，基板层的温度分布在一定程度上反映了模型内部缺陷特征。有限元仿真过程中，设定模型表面与外界环境进行热对流换热的换热系数为 9 W/(m^2 · ℃)，外部环境温度为 20 ℃，采用多区域网格划分方法对 TSV 三维封装模型进行网格划分，图 4 给出了网格划分后的效果图。

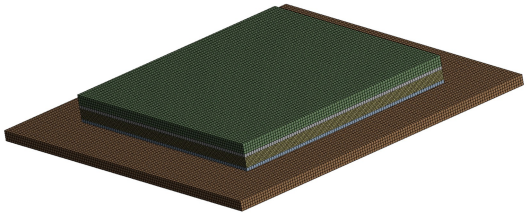
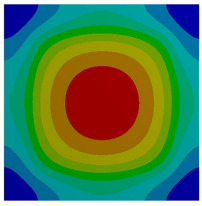
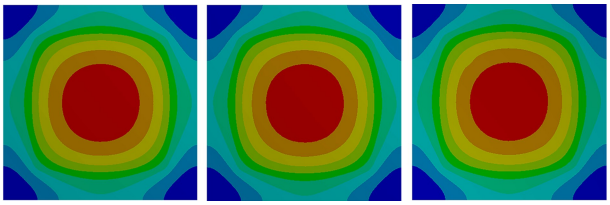


图 4　TSV 三维封装网格划分

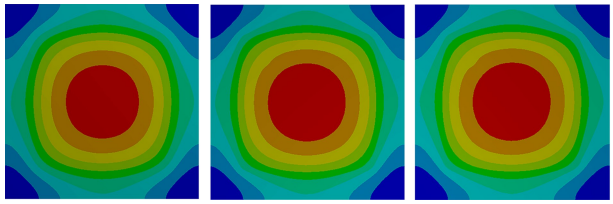
图 5(a)为正常模型基板层温度分布，(b)～(d)依次是铜柱半径为 50，150 和 250 μm 的底部空洞类型缺陷基板层温度分布，(e)～(g)依次是铜柱半径为 50，150 和 250 μm 的填充类型缺陷基板层温度分布。正常 TSV 三维封装模型在主动激励下，其基板层温度分布结果呈现规则的、对称的、自中心向四周扩散的等温线；而填充缺失和底部空洞模型基板层的温度分布等温线在缺陷位置有向内凹陷的趋势，且凹陷程度随缺陷尺寸的增大而逐渐明显；同尺寸的填充缺失缺陷与底部空洞缺陷对比，填充缺失缺陷等温线的凹陷趋势会相对更为明显。



(a) 正常



(b) 50 μm 底部空洞　(c) 150 μm 底部空洞　(d) 250 μm 底部空洞



(e) 50 μm 填充缺失　(f) 150 μm 填充缺失　(g) 250 μm 填充缺失

图 5　仿真温度分布结果

但由于缺陷隐藏于三维封装内部，缺陷信息表征不够明显，难以通过传统的图像识别方式识别缺陷特征。卷积神经网络(CNN)作为深度学习领域的代表算法之一，能有效提取图像特征，实现图像分类[15-16]，因此本文采用卷积神经网络对获取的温度分布图像进行训练，实现 TSV 三维封装内部缺陷分类识别及量化。

2.2　神经网络缺陷识别与量化

2.2.1　卷积神经网络构建

CNN 结构与大部分的神经网络相似，一般由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层所组成[17]。本文中所构建的卷积神经网络结构如图 6 所示，网络通过卷积层提取特征；由池化层进行下采样操作降低特征维度；在网络尾端使用全连接层进行特征合并，最终输出数据类别分类结果[17]。在网络训练数据之前需要对图像尺寸统一调整为 256 pixel×256 pixel。

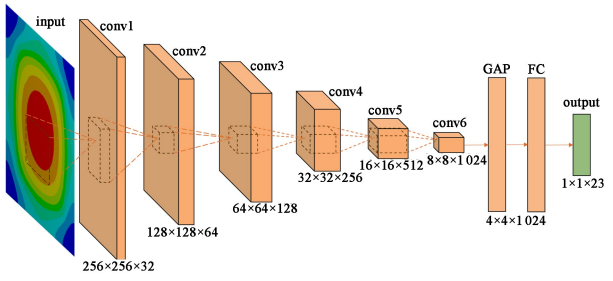


图 6　CNN 模型结构

2.2.2　缺陷识别与定量分析

建立仿真数据集，将图像数据按照 7∶3 比例随机划分为训练集和测试集。数据共分为 7 个类别，分别对应 0～6 共 7 个标签，正常图像对应标签 0，将缺陷尺寸大小按区间等级进行划分，尺寸在 0～100 μm，101～200 μm，201～300 μm 区间的底部空洞缺陷图像分别对应标签 1，2，3，同理，尺寸在 0～100 μm，101～200 μm，201～300 μm 区间的填充缺失缺陷图像分别对应标签 4，5，6。

将仿真数据集输入网络进行训练，epoch 设为

800，网络分类的准确率随迭代次数的增加逐渐上升，后趋于稳定，图 7 展示了该网络的分类准确率曲线，结果表明，该网络对于仿真数据的分类准确率可达 97.26%。说明可通过此方法针对 TSV 内部缺陷类型和尺寸进行检测分析。

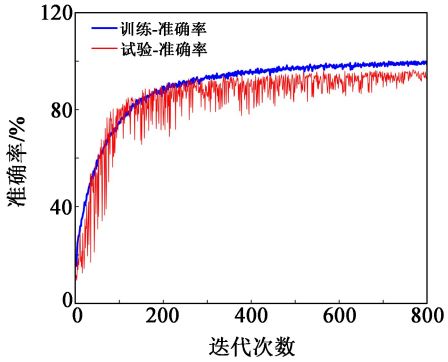


图 7 仿真数据准确率曲线

2.3 试验验证

2.3.1 试验样品设计与制备

为验证仿真结果的正确性以及该方法的可行性，制备 TSV 缺陷样品进行试验，根据内部缺陷类型，样品可分为正常、底部空洞、填充缺失三类，本文是为研究 TSV 三维封装结构在主动激励下内部缺陷的热响应行为而引起的热传导过程变化，因此，在不影响热传导过程的前提下，无需考虑其电学性能，可对其结构进行一定的简化，故 TSV 三维封装样品设计不包含电路结构及电气层，突出考虑缺陷的结构与尺寸参数。底部空洞缺陷表现为激光刻蚀设定尺寸的盲孔；填充缺失缺陷则为刻蚀设定尺寸的通孔，各类缺陷的半径尺寸设计包括 50，150 和 250 μm 三个尺寸。TSV 层样品制备完成后通过如图 8 所示的影像仪进行尺寸标定，经仪器测量，试验所使用的样品缺陷尺寸与设计尺寸偏差均不超过 10 μm，样品缺陷尺寸效果如图 9 所示。TSV 层样品制备完成后进行键合操作，图 10 为键合完成后的试验样品，由芯片层、TSV层、基板层组成，样品的尺寸与仿真模型保持一致，TSV 层位于模型中间，芯片层与 TSV 层之间以及 TSV 层与基板层之间添加焊料层。

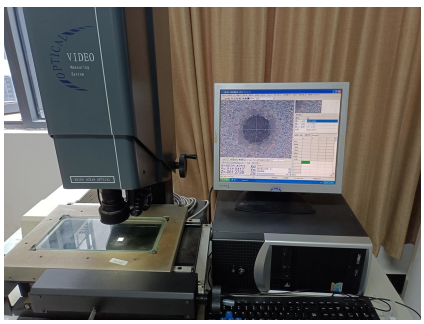
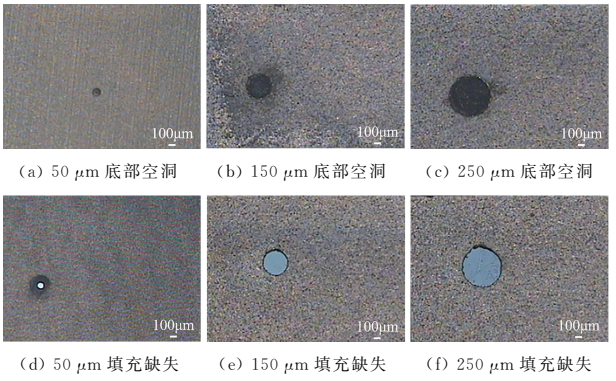


图 8 影像仪标定



(a) 50 μm 底部空洞 (b) 150 μm 底部空洞 (c) 250 μm 底部空洞

(d) 50 μm 填充缺失 (e) 150 μm 填充缺失 (f) 250 μm 填充缺失

图 9 部分样品缺陷尺寸



图 10 部分试验样品

2.3.2 主动红外热成像试验

搭建主动红外热成像试验平台，如图 11 所示，包括待测样品、激光器、红外热像仪以及计算机。由于硅对于波长大于 1.1 μm 的红外波具有很强的透过性，为提高加热效率，应选择波长小于 1 μm 的近红外激光器，因此，选用波长 808 nm 的半导体激光器。试验过程中将环境温度控制为 20 ℃，样品下方采用激光器对待测样品施加主动激励，上方通过红外热像仪采集图像数据，通过 USB 线缆连接红外热像仪与计算机用于传输数据。检测过程如下：

1)调整热像仪的视场和工作采样距离。将被测芯片固定于载物支架上，调整热像仪的位置及焦距，使芯片位于其视场中心并成像于红外焦平面上。

2)施加主动激励。设置半导体激光器的输出功率、焦距等，对芯片底部表面中心区域施加热激励。

3)图像采集。使用红外热像仪采集芯片表面的

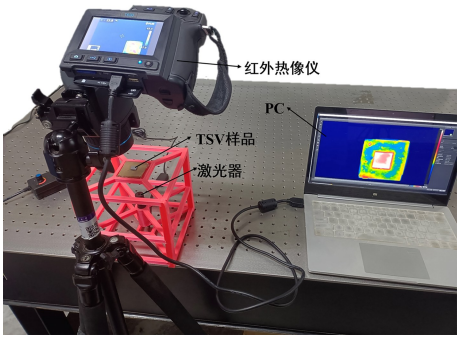
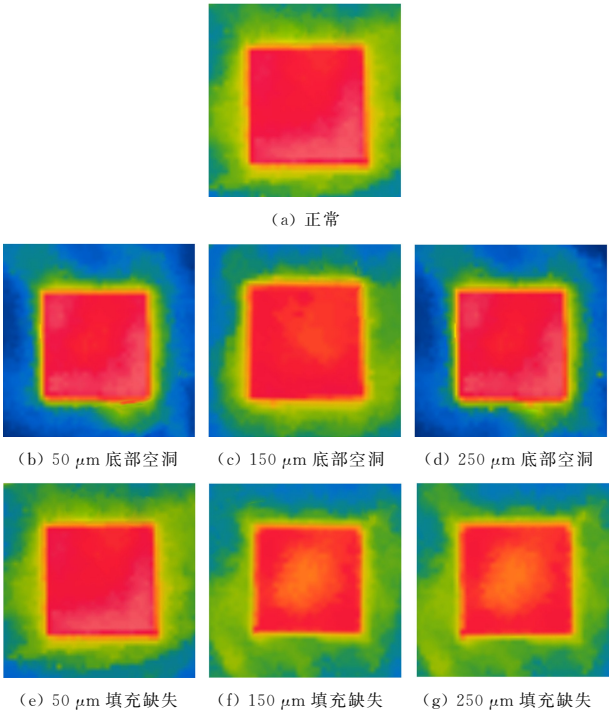


图 11 试验平台

温度分布信息，并将图像数据传输至计算机进行下一步分析。

2.3.3　试验结果对比分析

图 12 为试验采集的图像数据，不难看出，芯片的中心区域温度最高，从芯片中心向四周温度逐渐降低，基本规律与仿真结果一致。



(a) 正常　(b) 50 μm 底部空洞　(c) 150 μm 底部空洞　(d) 250 μm 底部空洞　(e) 50 μm 填充缺失　(f) 150 μm 填充缺失　(g) 250 μm 填充缺失

图 12　试验图像

将试验采集的图像数据同样赋予标签，按照 7∶3 比例划分为训练集和测试集输入网络模型进行缺陷分类识别与量化，卷积神经网络对试验数据测试集的分类准确率曲线如图 13，其准确率可达 95.56%。

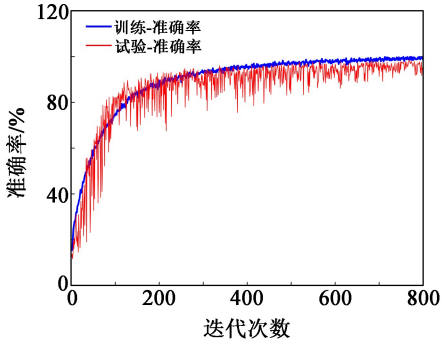


图 13　试验数据准确率曲线

由仿真、试验结果及 CNN 分类结果可得出以下结论：

(1)在激光激励下，TSV 内部缺陷的热响应行为被充分激发，缺陷处由于热阻发生改变，传热路径受到影响，TSV 内部热传导过程产生变化，进而将 TSV 的内部缺陷信息通过表面温度分布的差异表现出来。

(2)通过仿真分析结果可知，正常 TSV 温度分布呈现规则的、对称的自中心向四周发散趋势，温度逐渐降低；含有缺陷 TSV 温度分布在缺陷处与正常 TSV 存在差异，且不同缺陷类型所呈现的温度分布差异有所不同；正常 TSV 与缺陷 TSV 温度分布的差异程度与其内部的缺陷尺寸呈正相关关系，由此可以根据 TSV 三维封装内部缺陷信息进一步诊断其缺陷尺寸。构建仿真数据集，输入 CNN 网络进行训练，网络对于缺陷分类识别和尺寸量化准确率达 97.26%，证明了该方法的可行性。

(3)制备缺陷样品，搭建实验平台进行试验验证，样品的缺陷信息在主动激励下得以显现，获取实验数据输入分类模型，准确率可达 95.56%。充分说明可以通过采集 TSV 三维封装在主动激励下的缺陷信息，结合卷积神经网络对 TSV 内部缺陷有效进行分类识别与量化。

3　结语

本文提出一种基于激光主动激励的 TSV 三维封装内部缺陷分类与量化方法，针对 TSV 三维封装内部隐藏缺陷，基于主动激励原理以及热传导理论构建 TSV 三维封装热传导模型，借助有限元仿真软件进行仿真分析；制备试验样品，搭建试验平台，以激光为主动激励，对芯片表面进行加热，充分暴露 TSV 三维封装内部缺陷；采集试验数据，结合仿真结果，引入了卷积神经网络进行训练，实现对 TSV 内部缺陷的识别分类及量化。相较于其他传统方法，该方法可以在不损坏样品的前提下同时实现缺陷的分类识别与量化，且具有较高的检测效率，为三维封装领域的可靠性分析提供了一种高效、可靠的方法。

参考文献：

[1]　杨志清，潘中良. 三维集成电路中 TSV 的热特性研究[J]. 半导体光电，2019，40(6)：820-825.
Yang Zhiqing，Pan Zhongliang. Research on thermal characteristics of TSV in 3D integrated circuits [J]. Semiconductor Optoelectronics，2019，40(6)：820-825.

[2]　陈　媛，张　鹏，夏逵亮. TSV 的工艺缺陷诊断与分析[J]. 半导体技术，2018，43(6)：473-479.

Chen Yuan, Zhang Peng, Xia Kuiliang. Process defect diagnosis and analysis of the TSV [J]. Semiconductor Technology, 2018, 43(6): 473-479.

[3] Shen W W, Chen K N. Three-dimensional integrated circuit (3D IC) key technology: through-silicon via (TSV)[J]. Nanoscale Research Lett., 2017, 12(1): 56.

[4] 黄春跃，梁 颖，熊国际，等. 基于热-结构耦合的3D-TSV互连结构的应力应变分析[J]. 电子元件与材料，2014，33(7)：87-92.

Huang Chunyue, Liang Ying, Xiong Guoji, et al. Study on stress and strain of 3D-TSV stacked IC packages based on thermal-structure coupling [J]. Electronic Components and Materials, 2014, 33(7): 87-92.

[5] Pan Y X, Li F, He H, et al. Effects of dimension parameters and defect on TSV thermal behavior for 3D IC packaging[J]. Microelectronics Reliability, 2017, 70: 97-102.

[6] 陈鹏飞. 基于SOM网络的三维集成缺陷检测技术研究[D]. 武汉：华中科技大学，2016.

Chen Pengfei. Research of defect inspection technology for 3D integration based on SOM neural network [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2016.

[7] Chen P Y, Wu C W, Kwai D M. On-chip testing of blind and open-sleeve TSVs for 3D IC before bonding[C]// Santa Cruz: 2010 28th VLSI Test Symposium (VTS), 2010: 263-268.

[8] 陈鹏飞，宿 磊，独 莉，等. TSV三维集成的缺陷检测技术[J]. 半导体技术，2016，41(1)：63-69.

Chen Pengfei, Su Lei, Du Li, et al. Defect detection technology of TSV three-dimensional integration [J]. Semiconductor Technology, 2016, 41(1): 63-69.

[9] Brand S, Petzold M, Czurratis P, et al. Acoustic inspection of high-density-interconnects for 3D-integration[C]// Orlando, FL, USA: 2011 IEEE Inter. Ultrasonics Symposium (IUS), 2011: 1076-1079.

[10] 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 Xiangning, He Zhenzhi, Hu Ningning, et al. Research on defects inspection of solder bumps using active infrared thermography technology[J]. J. of Mechanical Engineering, 2016, 52(10): 17-24.

[11] 王 浩，刘 佳，施亚中，等. 主动红外热成像技术在航空发动机叶片缺陷检测中的研究和应用进展[J]. 激光与红外，2021，51(12)：1554-1562.

Wang Hao, Liu Jia, Shi Yazhong, et al. Research and application of active infrared thermography in aero-engine blade defect detection[J]. Laser & Infrared, 2021, 51(12): 1554-1562.

[12] 范驰骋. 基于主被动红外图像融合的激光芯片红外无损检测方法[D]. 太原：太原理工大学，2020.

Fan Chicheng. Laser chip infrared nondestructive testing method based on active and passive infrared image fusion[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2020.

[13] 刘旭东，李志永，刘育辰，等. 基于ANSYS的镍钛合金心血管支架光纤激光切割温度场仿真[J]. 制造技术与机床，2022(11)：45-51.

Liu Xudong, Li Zhiyong, Liu Yuchen, et al. Temperature field simulation of fiber laser cutting nitinol stent based on ANSYS [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2022(11): 45-51.

[14] 刘佳琪，张志杰，林振钰，等. 基于激光热成像的金属表面缺陷深度检测[J]. 激光与光电子学进展，2021，58(4)：307-314.

Liu Jiaqi, Zhang Zhijie, Lin Zhenyu, et al. Depth detection of material surface defects based on laser thermography[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 307-314.

[15] Qin K W, Liu S D, Fang Y X, et al. Convolution neural network for the diagnosis of wireless capsule endoscopy: A systematic review and meta-analysis[J]. Surgical Endoscopy and Other Interventional Techniques, 2021, 36(1): 16-31.

[16] 宁 静，许盛之，龚友康，等. 电站中光伏组件的人工智能热红外检测技术进展[J]. 半导体光电，2023，44(2)：161-167.

Ning Jing, Xu Shengzhi, Gong Youkang, et al. Progress in artificial intelligence thermal infrared detection technology for photovoltaic modules in power plant [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(2): 161-167.

[17] Gu J, Wang Z, Kuen J, et al. Recent advances in convolutional neural networks [J]. Pattern Recognition, 2018, 77: 354-377.

作者简介：

聂 磊(1978—)，男，博士，教授，主要研究方向为电子制造工艺可靠性。