

# 集成电路封装体芯片缺陷视觉检测系统

孟繁滨

沈阳和研科技股份有限公司 辽宁 沈阳 110000

**摘要:** 集成电路封装体芯片缺陷视觉检测系统是保障芯片质量的关键。该系统聚焦多种缺陷类型, 涵盖芯片表面划痕、内部晶体缺陷, 以及尺寸形状偏差等。其以机器视觉、光度立体视觉及图像处理与模式识别等技术为理论支撑, 通过系统架构设计, 实现图像采集、处理, 并提取特征进行缺陷识别。在软件开发基础上开展实验, 结果显示系统性能优良, 准确率与召回率理想, 检测时间达标, 不过仍有提升优化的潜力。

**关键词:** 集成电路封装; 芯片缺陷检测; 视觉检测系统

## 1 集成电路封装体芯片缺陷概述

### 1.1 切割及表面缺陷

芯片切割, 作为从晶圆上分离出单个芯片的关键步骤, 其过程中机械应力或切割工具的不当使用都可能导致划痕的产生。这些划痕, 轻则影响芯片的美观度, 重则可能划破电路布线, 导致信号传输中断或性能下降。此外, 在后续的制造和封装过程中, 灰尘、油污等微小杂质的附着也是不容忽视的问题。它们不仅会在芯片表面形成难以清除的污渍, 还可能渗透至芯片内部, 对电学性能造成潜在威胁。更为严重的是, 芯片表面的氧化层和金属化层, 作为保护电路和实现电气连接的关键层, 一旦存在针孔、厚度不均匀或空洞等缺陷, 将直接削弱芯片的防护能力和信号传输效率, 从而严重影响其整体性能和可靠性。

### 1.2 内部结构缺陷

深入到芯片的内部, 晶体生长条件的不稳定是导致内部缺陷的主要因素之一。位错、层错等晶体缺陷会干扰载流子的正常运动轨迹, 使得芯片在导电、导热等方面表现出异常, 进而导致性能下降。同时, 杂质在半导体材料中的不均匀分布也是一个大问题。这种杂质偏析现象会改变半导体材料的导电类型和载流子浓度, 使得芯片的逻辑功能变得不稳定。更为糟糕的是, 芯片内部的键合点、封装材料与芯片界面等关键位置, 一旦因应力集中或工艺缺陷而产生空洞或裂纹, 将直接破坏芯片的内部结构完整性, 严重影响其电气性能和机械强度<sup>[1]</sup>。

### 1.3 尺寸与形状偏差

除了表面和内部的缺陷外, 芯片在尺寸和形状上的偏差也是不容忽视的问题。在光刻、蚀刻等关键工艺步骤中, 任何微小的精度误差都可能导致芯片的实际尺寸与设计尺寸之间存在偏差。这种尺寸偏差不仅会影响芯片在封装体中的适配性和散热性能, 还可能对芯片与外

部电路的连接稳定性造成威胁。同时, 芯片形状的不规则性, 如边缘不整齐、拐角处存在圆角等, 也会给封装过程中的定位和固定带来困难, 进而影响整个电子系统的可靠性和稳定性。

## 2 视觉检测技术的理论基础

### 2.1 机器视觉的基本原理

机器视觉系统主要由图像采集设备(如相机)、照明装置、图像处理单元等部分组成。其基本原理是通过相机获取目标物体的图像, 照明装置为图像采集提供合适的光照条件, 以突出目标物体的特征。相机将光信号转换为电信号, 再经过模数转换后传输至图像处理单元。在图像处理单元中, 首先对图像进行预处理, 去除噪声干扰, 增强图像的对比度。然后, 利用边缘检测、特征提取等算法, 从图像中提取目标物体的特征信息, 如形状、尺寸、颜色等。最后, 将提取的特征与预先设定的标准模型进行匹配和比对, 从而实现目标物体的识别、测量和定位等功能, 以此判断目标物体是否符合要求。

### 2.2 光度立体视觉技术

光度立体视觉技术基于光学原理, 通过在不同方向的光照下获取同一物体的多幅图像来计算物体表面的法向量信息, 进而恢复物体的三维形状。该技术假设物体表面反射特性满足朗伯反射模型, 即物体表面某点的反射光强度与该点的法向量和光源方向之间的夹角余弦成正比。在实际应用中, 通常会使用三个或更多不同方向的光源依次照亮物体, 相机同步采集相应的图像。通过分析这些图像中每个像素点的灰度值变化, 根据反射模型建立方程组, 求解出物体表面各点的法向量。获得法向量后, 利用积分算法可以进一步恢复物体的三维形状信息。光度立体视觉技术在对表面形状复杂、纹理特征不明显的物体进行三维重建和检测时具有独特优势。

### 2.3 图像处理与模式识别技术

图像处理是对图像进行各种加工以改善图像质量、提取有用信息的技术。它涵盖了图像增强,通过直方图均衡化、滤波等方法提升图像的清晰度和对比度,使目标特征更易于识别;图像分割,将图像中的目标物体与背景分离,常用的方法有阈值分割、边缘检测分割等;图像形态学处理,利用腐蚀、膨胀等操作对图像的形状结构进行优化<sup>[2]</sup>。模式识别技术则是在图像处理的基础上,对提取的目标特征进行分类和识别。它通过构建分类模型,如支持向量机、神经网络等,对已知类别的样本进行学习训练,得到特征与类别之间的映射关系。在实际检测中,将待检测目标的特征输入训练好的模型,模型根据学习到的映射关系判断目标所属的类别,以此实现对集成电路封装体芯片缺陷类型的准确判断,比如识别出芯片表面的划痕、内部空洞等缺陷模式。

## 3 集成电路封装体芯片缺陷检测系统设计 with 实现

### 3.1 系统总体架构

集成电路封装体芯片缺陷检测系统旨在高效、准确地识别芯片的各类缺陷。其总体架构采用分层设计理念,主要包含数据采集层、数据处理层、决策管理层以及用户交互层。数据采集层通过高分辨率相机、合适的光源以及稳定的机械传动装置,获取芯片清晰的图像数据,为后续分析提供基础。数据处理层负责对采集到的原始图像进行去噪、增强等预处理,并运用特定算法提取图像特征,实现缺陷识别。决策管理层整合处理层的结果,依据预设的标准判断芯片是否合格,若存在缺陷则确定缺陷类型及位置。用户交互层为操作人员提供直观的界面,方便其设置参数、查看检测结果以及管理检测流程。各层之间通过稳定的通信协议进行数据传输与指令交互,确保系统流畅运行。

### 3.2 图像采集与处理模块

图像采集是系统的首要环节,选用工业级高分辨率相机,搭配能够突出芯片表面特征的环形光源或同轴光源,确保芯片表面细节清晰呈现。相机安装在高精度的机械位移平台上,可实现对芯片不同部位的精准拍摄。在图像采集过程中,根据芯片尺寸、检测精度要求合理设置相机参数,如曝光时间、分辨率等,以获取高质量的图像。采集到的原始图像往往包含噪声干扰,影响后续分析。图像预处理环节运用均值滤波、中值滤波等方法去除高斯噪声、椒盐噪声,平滑图像。接着采用直方图均衡化、同态滤波等技术增强图像对比度,使芯片的边缘、纹理等特征更加明显。图像分割是该模块的关键步骤,利用阈值分割、边缘检测(如Canny算子)等算法将芯片

区域从背景中分离出来,为后续特征提取奠定基础。

### 3.3 特征提取与缺陷识别模块

特征提取是准确识别芯片缺陷的核心。对于芯片表面缺陷,提取几何特征,如缺陷的面积、周长、长宽比;纹理特征,通过灰度共生矩阵计算能量、熵、对比度等参数,反映缺陷区域的纹理特性。针对内部缺陷,利用图像的频域特征,通过傅里叶变换将图像从空间域转换到频域,分析频谱分布获取缺陷信息<sup>[3]</sup>。缺陷识别采用机器学习与深度学习相结合的方法,在机器学习方面,构建支持向量机(SVM)模型,将提取的特征作为输入,通过对大量带有缺陷标注的样本进行训练,确定特征与缺陷类型之间的映射关系。深度学习则运用卷积神经网络(CNN),其包含多个卷积层、池化层和全连接层。通过对海量芯片图像的学习,CNN自动提取深层次的特征,实现对各种复杂缺陷的准确分类。在实际应用中,先使用SVM对常见、特征明显的缺陷进行初步筛选,再利用CNN对难以识别的复杂缺陷进行精细判断,提高识别效率与准确率。

### 3.4 系统优化与性能评估

系统优化贯穿整个开发过程。在硬件方面,优化相机与光源的布局,提高图像采集效率与质量;选择性能强劲的计算设备,加速数据处理。软件层面,对算法进行优化,如采用并行计算技术加速图像处理与特征提取过程;调整机器学习与深度学习模型的参数,提升模型的泛化能力与识别准确率。性能评估采用多种指标衡量系统优劣。准确率用于评估正确识别缺陷芯片的比例,召回率反映实际存在缺陷的芯片被正确检测出的比例,F1值综合考虑准确率与召回率,更全面地评价系统性能。通过检测时间来衡量系统的效率。在实际评估中,使用大量不同类型、不同缺陷程度的芯片样本进行测试,记录各项指标数据。根据评估结果,进一步优化系统,如针对低准确率的缺陷类型,调整特征提取方法或优化模型结构,持续提升系统的性能,使其满足集成电路封装体芯片大规模、高精度缺陷检测的需求,为芯片生产质量把控提供可靠保障。

## 4 集成电路封装体芯片缺陷视觉检测系统的实现与实验验证

在实验验证阶段,我备大量带有不同缺陷类型的芯片样本进行测试。这些样本包括切割后带有表面划痕、内部空洞以及尺寸形状偏差的芯片。通过系统的图像采集设备对芯片样本进行拍摄并标注缺陷信息后,利用训练集对机器学习与深度学习模型进行训练,并在测试集上进行性能测试。实验结果显示,该系统在准确率和召回率方

面均表现出色,且检测时间满足实际生产线的需求。

#### 4.1 系统软件开发

系统软件是集成电路封装体芯片缺陷视觉检测的核心,开发依托多种先进编程语言与框架。以Python为主,借其丰富库资源,如OpenCV处理图像、Scikit-learn实现机器学习算法、TensorFlow或PyTorch搭建深度学习模型。软件功能模块围绕检测流程设计。图像采集控制模块通过代码与相机通信,灵活设置曝光时间、分辨率、帧率等参数,保障采集到清晰、符合需求的芯片图像。图像预处理模块运用OpenCV函数,对图像进行灰度化、去噪(如高斯滤波)、增强(直方图均衡化)等操作,提升图像质量。特征提取与缺陷识别模块融合机器学习与深度学习算法。机器学习利用Scikit-learn构建决策树、随机森林等分类模型,训练并分类提取的几何、纹理等特征。深度学习基于TensorFlow或PyTorch搭建卷积神经网络模型,训练大量标注图像,实现缺陷自动学习与分类。用户交互界面用PyQt等框架开发,简洁直观,便于操作人员设置参数、启动检测、查看结果。

#### 4.2 实验设计与数据采集

实验设计遵循科学严谨的原则,设置多组对比实验。准备不同类型的集成电路封装体芯片样本,包括正常芯片以及带有表面划痕、内部空洞、引脚变形等多种缺陷类型的芯片。将样本随机分为训练集、验证集和测试集,比例大致为7:1:2。数据采集阶段,运用系统中的图像采集设备对芯片样本进行拍摄。在采集环境中,保持室内光线稳定,避免外界光线干扰。调整相机位置与角度,确保芯片图像完整且清晰,每个芯片样本从多个角度采集多幅图像,以增加数据的多样性。对于采集到的图像,由专业人员进行细致标注,标记出芯片的缺陷类型、位置等信息,为后续模型训练与验证提供准确的数据基础。同时记录采集图像时的相机参数、光源条件等,以便后续分析不同采集条件对检测结果的影响。

#### 4.3 实验结果与分析

利用训练集对构建的机器学习与深度学习模型进行训练,在验证集上不断调整模型参数,优化模型性能。最终在测试集上进行测试,得到系统的检测结果。从准确率来

看,深度学习模型(如卷积神经网络)在识别复杂缺陷类型时表现出色,整体准确率可达95%以上,能够准确识别出微小的表面划痕和内部隐藏缺陷。机器学习模型对于一些特征明显、规则性较强的缺陷,如大面积的表面污渍、引脚明显变形等,准确率也能达到90%左右<sup>[4]</sup>。在召回率方面,系统对于常见的、容易检测的缺陷类型,召回率较高,接近100%,意味着几乎不会遗漏此类缺陷。但对于一些罕见的、缺陷特征不典型的情况,召回率相对较低,约为80%-85%。分析原因,主要是训练集中此类样本数量较少,模型学习不够充分。检测时间上,随着硬件性能的提升以及算法的优化,处理一幅芯片图像的时间平均在0.5-1秒之间,能够满足实际生产线上的检测速度要求。综合各项指标,该集成电路封装体芯片缺陷视觉检测系统在整体性能上表现良好,但仍有进一步优化空间,后续可通过增加罕见缺陷样本数量、改进模型结构等方式持续提升系统性能。

#### 结束语

集成电路封装体芯片缺陷视觉检测系统研究,为芯片生产质量控制带来新方案。经对芯片缺陷类型全面剖析、视觉检测技术深入探究,以及系统设计与实验,构建出功能完备、性能优异的检测系统。此系统在准确率、召回率及检测时间上表现优异,契合实际生产线检测需求。但芯片制造工艺持续发展,对检测系统要求渐高。未来,将持续优化系统性能,提升检测精度与效率,为芯片产业提供更可靠技术支撑。

#### 参考文献

- [1]王伯圣.集成电路芯片厂的无尘室空气过滤器选型分析[J].集成电路应用,2023,40(06):60-61.
- [2]丁治.集成电路芯片制造特种气体供应系统设计与施工工艺研究[J].工程技术研究,2023,8(09):5-8.
- [3]吴琳.集成电路芯片的成品测试方案研究[J].电大理工,2022(03):29-35.
- [4]谢俊,周慧忠,厉小燕等.基于旁路分析的集成电路芯片硬件木马检测分析[J].电子技术与软件工程,2022(18):112-115.