

基于机器视觉的盲孔直径测量

赵 婷, 金珣宏, 侯 雨, 王 源

上海理工大学, 上海

收稿日期: 2021年11月19日; 录用日期: 2021年12月16日; 发布日期: 2021年12月27日

摘 要

针对盲孔直径测量困难、测量精度低、速度慢等问题, 本文提出了一种基于机器视觉的盲孔直径测量系统。首先搭建图像采集系统采集盲孔图像, 然后利用基于多尺度聚焦测度和广义随机漫步(Generalized Random Walks)的多聚焦图像融合算法进行盲孔图像融合, 加深图像边缘, 其次对融合后的图像利用全变分(Total variation)模型去除噪声, 并提出了一种改进Canny边缘检测算子的方法对图像进行噪声滤除的同时保持了图像边缘, 结合形态学方法使得到的盲孔边缘区域更加清晰、连贯, 最后利用处理好的盲孔边缘图像进行多次测量求取平均值从而得到盲孔直径。实验结果表明, 本文最大相对误差为0.802%, 测量精度达到0.001 mm, 即数据分布比较集中, 证明系统稳定性较好, 满足实验精度要求。

关键词

机器视觉, 图像融合, 图像去噪, 边缘检测, 形态学, 直径测量

Blind Hole Diameter Measurement Based on Machine Vision

Ting Zhao, Xuanhong Jin, Yu Hou, Yuan Wang

University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Nov. 19th, 2021; accepted: Dec. 16th, 2021; published: Dec. 27th, 2021

Abstract

Aiming at the problems of difficult blind hole diameter measurement, low measurement accuracy, and slow speed and so on, a blind hole diameter measurement system based on machine vision is proposed in the paper. First, set up an image acquisition system to collect blind hole images, and then use a multi-focus image fusion algorithm based on Multi-Scale Focus Measures and Generalized Random Walks to perform blind hole image fusion and deepen the edge of the image. Then, remove noise for the image using the variational (Total variation) model, and propose an improved Canny edge detection operator method to filter the image noise while maintaining the edge of the image, combined with morphological methods to make the edge area of the blind hole clearer and

coherent. Finally, use the processed blind hole edge image to perform multiple measurements to obtain the average value to obtain the blind hole diameter. The experimental results show that the maximum relative error in this paper is 0.802%, and the measurement accuracy reaches 0.001 mm, that is, the data distribution is relatively concentrated, which proves that the system has good stability and meets the requirements of experimental accuracy.

Keywords

Machine Vision, Image Fusion, Image Denoising, Edge Detection, Morphology, Diameter Measurement

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

为了提高 PCB (Printed Circuit Board, PCB) 电路层的空间利用率, 盲孔从而产生。盲孔是连接电路板表层和内层而不穿透电路板的具有一定深度的通孔。因为盲孔的直径大多非常小, 所以对盲孔直径的测量较为复杂。基于机器视觉的盲孔信息获取方法速度较快且具有不需要人为接触、测量灵活方便和信息量丰富等优点。王德祥[1]等针对齿轮尺寸检测提出了一种基于机器视觉的非接触式在线检测系统, 测量精度达到了 10 μm 。李雪娇[2]等使用机器视觉对大型零件尺寸进行测量, 测量误差为 0.536 mm, 测量结果在误差范围内。

如今, 图像已经成为人们快速获取信息的有效途径, 然而, 图像在采集过程中会受到如机器及传感器的噪声、光线的分布不均匀以及光源稳定性差等各种外界因素的干扰, 使得图像在很大程度上会受到噪声的污染, 从而出现模糊、失真、丢失重要信息等现象。针对以上情况, 虽然可以借助现代化高技术设备获取更高质量的图像, 但是由于各种先进的图像采集设备价格都很昂贵, 所以无法大规模使用。因此, 采用有效的算法针对图像质量加以改进成为目前获取信息的重要途径。

袁懿先等[3]对直径小 1 mm 的孔进行圆度测量, 为了获得实际反映孔边位置的极点数据, 提出了采用向外法和最小二乘圆法对边缘点进行去噪处理, 从而得到能够如实反映小孔边缘状态的边缘点数据。于苏洋等[4]采用自适应阈值分割方法提取图像的感兴趣区域, 并在该区域进行局部模糊运算和形态学闭合运算, 得到清晰的盲孔轮廓, 最后进行盲孔数据的测量比较。朱丹丹等[5]人通过图像预处理、二值化和亚像素边缘检测的方法对盲孔图像进行数据测量。通过分析以上文献可以得出, 对盲孔图像的预处理是得到清晰边缘图像的前提, 也是进行后续测量的重要条件。因此, 获取噪声较小、边缘较清晰的图像可以有效提高测量精度。

为了解决传统方法测量盲孔直径难度大、速度慢、精度低等问题, 本文搭建了基于机器视觉的盲孔直径测量系统, 对采集到的盲孔图像进行处理后再进行直径测量, 提高了检测精度及检测时间, 弥补了传统测量方法的诸多不足。

2. 机器视觉系统设计

2.1. 系统组成

本机器视觉系统对 PCB 盲孔图像进行采集, 并对其直径进行测量。系统主要组成部分包括光源、相机、工业镜头、电机以及计算机等。系统结构示意图如图 1 所示。

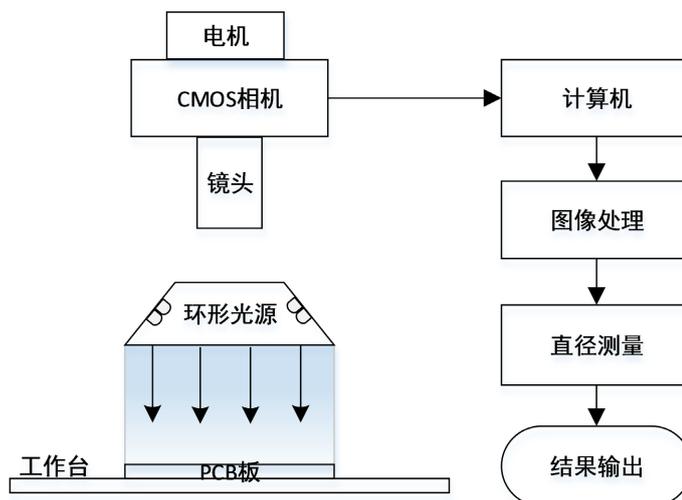


Figure 1. System structure diagram
图 1. 系统结构图

2.2. 图像采集硬件的选型

2.2.1. 相机的选择

工业相机根据传感器芯片的类型可以分为 CMOS 和 CCD 相机。尽管 CCD 传感器比 CMOS 传感器具有更高的灵敏度,但 CMOS 摄像头可以将多个模块集成到具有这种特性的硅片上,作为一种结构简单、多功能加工、速度快、功耗低、成本低的产品。因此选用海康威视公司的 MV-CA060-10GC 型 CMOS 面阵相机,长短边像素分别为 3072 pixel, 2048 pixel, 理论上满足检测精度需求。该相机基于 IMX178 型 CMOS 芯片,成像质量较高,不会出现丢帧现象并具有较强抗干扰性,最高帧率可达 18 fps。相机实物如图 2 所示,其技术参数如表 1 所示。



Figure 2. Camera real picture
图 2. 相机实物图

Table 1. Technical parameters of MV-CA060-10GC camera
表 1. MV-CA060-10GC 型相机技术参数

指标	性能参数
传感器类型	CMOS
靶面尺寸	1/1.8"
分辨率	3072 × 2048
像元尺寸	2.4 μm × 2.4 μm
工作温度	0°C~50°C
信噪比	41.3 dB

2.2.2. 镜头的选择

因为盲孔图像较小，对采集设备精度要求较高，所以图像采集模块选用海康威视公司的 MVL-HF0828M-6MP 型镜头，该镜头具有分辨率高、成像质量优异、超低畸变、高周边光亮比的特点、在不同工作距离下仍能保持出色光学特性。相机实物如图 3 所示，其技术参数如表 2 所示。



Figure 3. Camera real picture
图 3. 相机实物图

Table 2. Technical parameters of MVL-HF0828M-6MP camera
表 2. MVL-HF0828M-6MP 型镜头技术参数

指标	性能参数
焦距	8 mm
光圈	F 2.8
像面尺寸	1/1.8"
光学畸变	-0.96%
近摄距	0.04 m
接口	41.3 dB

2.2.3. 光源及照明方式的选择

视觉检测系统中照明效果的好坏对成像质量的好坏有着直接的影响，合理的照明系统会将目标区域的灰度值一直保持在稳定状态，这样有利于减少算法运算量，进而提高检测效率。照明模块中常用的光源有白炽灯、荧光灯和 LED 灯三种。如表 3 所示，通过对三种不同光源进行分析对比后，选择 LED 灯作为本系统的光源。

Table 3. Comparison of the characteristics of three light sources
表 3. 三种光源特性对比

光源	发光效率	工作时间	稳定性	温度影响
白炽灯	低	短	中	高
荧光灯	中	中	低	中
LED 灯	高	长	高	低

根据光源与观测对象之间的位置, 可将照明分为直接照明和反向照明。光源和摄像机在观察对象上方的同一侧, 称为前向照明, 适用于凸显被测物表面特征信息。常用光源有环形光、条形光 and 同轴光。背向照明光源置于被测物之下, 可以实现大面积的均匀照射, 且易于凸显工件轮廓, 常用于通孔轮廓成像等。因为盲孔为不穿透的孔, 且同轴光经过反射后可以均匀的照射到物体表面, 能够清晰的反应 PCB 板的表面信息, 所以为获取完整的盲孔轮廓图像, 最终采用环形光进行照射。光源示意图如图 4 所示。

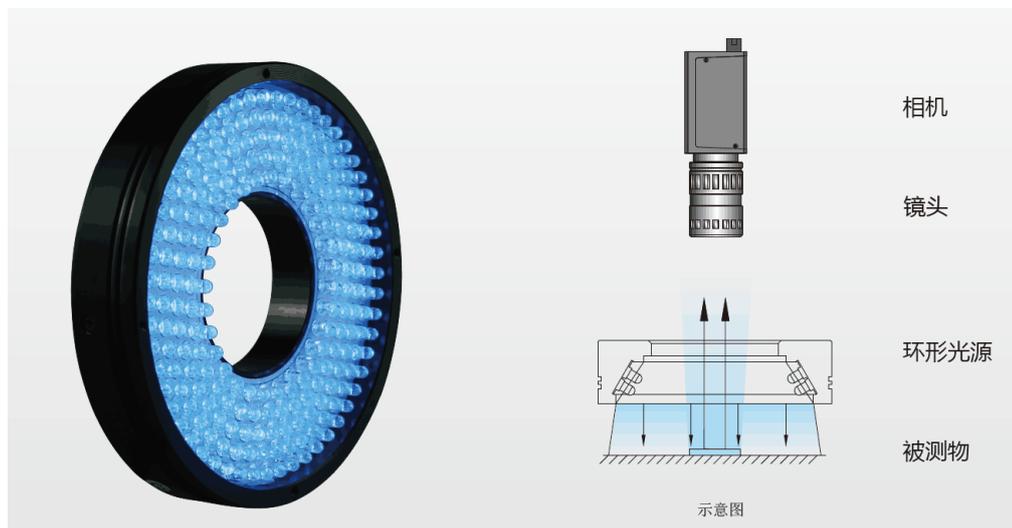


Figure 4. Light source schematic diagram

图 4. 光源示意图

2.3. 系统运行

当将 PCB 板放在工作台上时, 启动程序采集盲孔图像, 这些数据存储在 MATLAB 工作间的内存中, 盲孔图像的每个像素值中存储的信息量为 8 bit。然后将采集到的盲孔图像传输到计算机。首先对采集到的盲孔图像进行融合, 加深盲孔图像边缘, 然后再对融合图像去噪及边缘检测, 之后进行形态学算法对边缘进行细化填充, 最后进行盲孔直径测量。

3. 图像处理

3.1. 算法描述

首先进行多聚焦图像融合, 输入两张采集到的不同聚焦部位的同一盲孔图像, 采用基于多尺度聚焦测度和广义随机漫步(Generalized Random Walks, GRW)的多聚焦图像融合算法将两张盲孔图像进行融合, 加深盲孔边缘, 然后对融合后的盲孔图像采用全变分(Total variation)去噪模型去除噪声后, 使用 Canny 边缘检测算子提取盲孔图像的边缘, 之后利用开、闭以及黑帽运算对检测提取出来的盲孔轮廓进行平滑、连接, 最后对盲孔图像的半径进行多次测量求取平均值, 从而得到盲孔直径。图像处理算法流程图如图 5 所示。

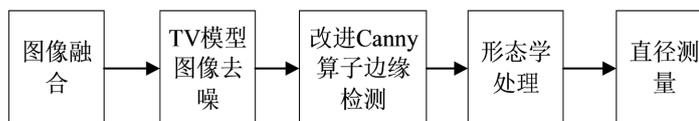


Figure 5. Overall algorithm flow chart

图 5. 整体算法流程图

3.2. 多聚焦图像融合

采用多聚焦图像融合方法将同一盲孔不同区域的聚焦图像进行融合，从而加深轮廓边缘。实现多聚焦图像融合算法的关键是准确的找出图像的聚焦区域，并且对聚焦区域的特性进行分析、评判，从而将聚焦区域内的清晰像素提取出来[6]。空间多聚焦图像融合方法主要用于通过评估焦点函数确定焦点区域，以及像素和聚焦区域之间的关联，用于在原始图像聚焦区域中选择更清晰的块并获得融合图像[7]。图像融合算法步骤如图 6 所示：

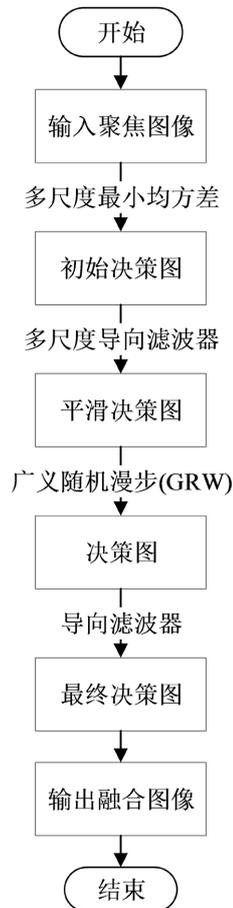


Figure 6. Flow chart of multi-focus image fusion algorithm

图 6. 多聚焦图像融合算法流程图

修正拉普拉斯的和(SML): 当 $\nabla_{ML}^2 f(x, y) \geq T$ 时,

$$SML = (f(x, y), N) = \sum_{i=x-N}^{i=x+N} \sum_{j=y-N}^{j=y+N} \nabla_{ML}^2 f(i, j) \quad (1)$$

其中, T 为 ML 阈值, 将 T 设置为适当的值, 可以减少噪声的影响, $T = 0$, N 为控制窗口的半径, 窗口大小为 $(2N + 1) \times (2N + 1)$ 。

Shen 等人[8]将广义随机漫步(GRW)模型运用于多聚焦图像的融合中。GRW 多聚焦图像融合模型如图 7 所示。其中, 橙色结点代表待处理图像, 即需要融合的图像, 为标记结点, 绿色结点代表了融合图像中像素的对应位置, 为像素结点。

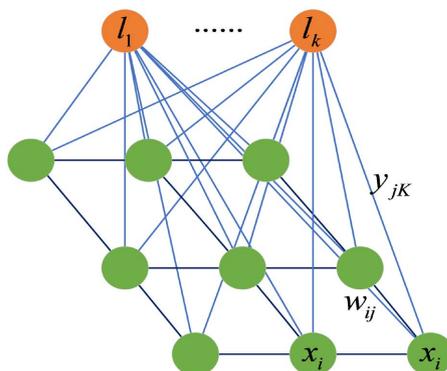


Figure 7. Generalized random walk model
图 7. 广义随机漫步模型

Hua 等人[9]将 GRW 应用于多聚焦图像融合。假设有 K 个源图像，融合后的图像通过方程得到。

$$F(x, y) = \frac{\sum_{k=1}^K W_k(x, y) I_k(x, y)}{\sum_{k=1}^K W_k(x, y)} \quad (2)$$

上式中， $F(x, y)$ 代表融合图像的像素值， $I_k(x, y)$ 、 $W_k(x, y)$ 代表第 k 个源图像在位置 (x, y) 处的像素值及权重。

$$W_k(x, y) = \frac{(p^k(x, y))^n}{\sum_{l=1}^K (p^l(x, y))^n} \quad (3)$$

其中， $p^k(x, y)$ 表示在 (x, y) 的一个像素点分配给一个标签 k 的概率。 n 为自由参数，其取值范围为 $[1, +\infty]$ 。

如果要得到融合图像，那么就需要知道概率 $p^k(x, y)$ 的值。与 Shen 等人相比，文献[9]通过改变未标记像素点与标签之间的权值来获得概率 $p^k(x, y)$ 的值。假设未标记像素点 j 所在的位置为 (x, y) ， k 为标签，那么将 j 与 k 之间的权值表示为 $y_k(x, y)$ ，其关系式如下式所示。

$$y_k(x, y) = \frac{f_k^*(x, y)}{\max_{x, y, k} (f_k^*(x, y))} \quad (4)$$

其中 $f_k^*(x, y)$ 可以通过如下公式得到。

$$f_k^*(x, y) = \begin{cases} f_k(x, y) - \bar{f}(x, y) & f_k(x, y) \geq \bar{f}(x, y) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $f_k(x, y)$ 是清晰度， $\bar{f}(x, y)$ 是平均清晰度，其数学表达式如下式所示。

$$\bar{f}(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K f_k(x, y) \quad (6)$$

获得权值后，就可以得到概率 $p^k(x, y)$ ，进而得到最终的融合图像。为了使决策图与聚焦区域和散焦区域之间边界对齐，使用多尺度导向滤波器来平滑决策图。其中，高斯模糊系数半径 $r = 3$ ，滤波空间权重 $\sigma = 0.01$ ，融合效果图如图 8 所示。

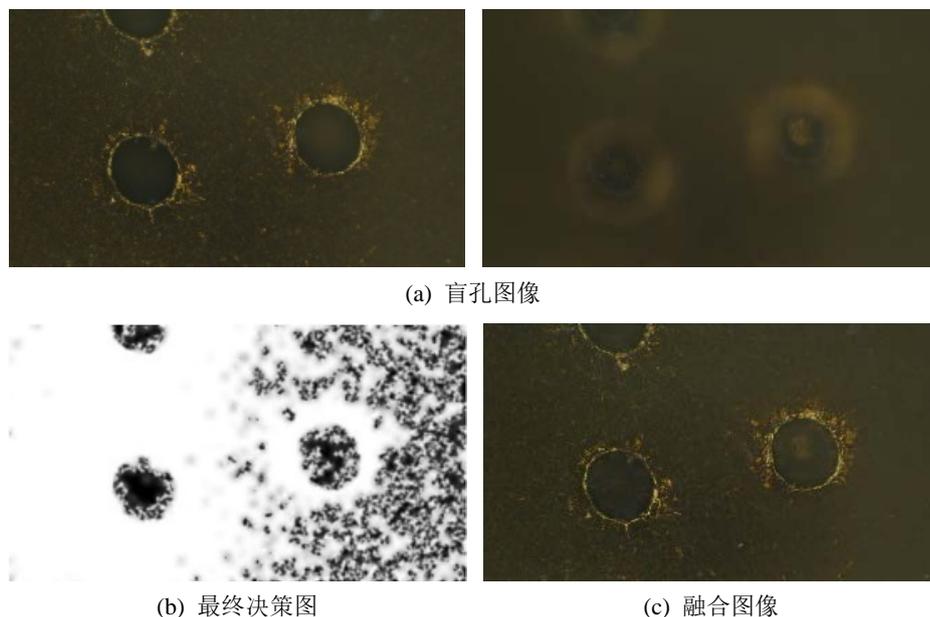


Figure 8. Comparison of the blind hole image before and after fusion
图 8. 盲孔图像融合前后对比图

3.3. 全变分(TV)模型图像去噪

由于融合后的盲孔图像含有较多的噪声，对测量结果会有较大的影响，所以对融合后的图像使用全变分(Total variation, TV)模型去噪。TV 模型去噪主要是在源图像内部进行平滑，滤除噪声的同时又能够在很大程度上保留图像的边缘信息[10]，因此选择 TV 模型对融合后的盲孔图像进行去噪。

TV 模型的数学公式：

$$J_{\lambda}(u) = \iint |\nabla u| dx dy + \frac{\lambda}{2} \iint |u - u_0|^2 dx dy \quad (7)$$

TV 模型的三个步骤：1) 建立能量泛函及其约束条件。2) 求欧拉 - 拉格朗日方程。3) 在初始条件下求偏微分方程的解。

欧拉 - 拉格朗日方程如式， L 为拉格朗日量。

$$\frac{\partial L}{\partial f} - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial L}{\partial f'} \right) = 0 \quad (8)$$

高维函数的欧拉 - 拉格朗日方程：

$$\frac{\partial L}{\partial f} - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial L}{\partial f_x} \right) - \frac{d}{dy} \left(\frac{\partial L}{\partial f_y} \right) = 0 \quad (9)$$

含噪图像噪声越大，图像的总变分 J 就越大[11] [12]。总变分为梯度幅值的积分，如式：

$$J(u) = \iint |\nabla u| dx dy = \iint \sqrt{u_x^2 + u_y^2} dx dy \quad (10)$$

其中 $u_x = \frac{\partial u}{\partial x}$ ， $u_y = \frac{\partial u}{\partial y}$ 为像素在 x ， y 方向的梯度， $|\nabla u|$ 为梯度值，通过减小总变分来减少图像噪声。

图像在滤除噪声后往往会丢失大量边缘信息，因此在去噪时加入一个保真项，能够在最大程度上保留图像的边缘细节信息。如式：

$$J[u(x, y)] = \iint |\nabla u(x, y)| dx dy + \frac{\lambda}{2} \iint [u(x, y) - u_0(x, y)]^2 dx dy \quad (11)$$

其中, λ 为松弛因子, 调节保真项与梯度的占比, 泛函的核:

$$F = \frac{\lambda}{2}(u - u_0)^2 + |\nabla u| = \frac{\lambda}{2}(u - u_0)^2 + \sqrt{\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2} \quad (12)$$

泛函极值的必要条件是满足欧拉方程:

$$\frac{\partial}{\partial F} F - \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial}{\partial u_x} F \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial}{\partial u_y} F \right) = 0 \quad (13)$$

其中:

$$\frac{\partial}{\partial u} F = \lambda(u - u_0) \quad (14)$$

$$\frac{\partial}{\partial u_x} F = \frac{\frac{\partial u}{\partial x}}{|\nabla u|} \quad (15)$$

$$\operatorname{div} F = \nabla \cdot F = \frac{\partial}{\partial x} F_x + \frac{\partial}{\partial y} F_y = \nabla \cdot \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \quad (16)$$

欧拉方程可简化为:

$$\lambda(u - u_0) - \nabla \cdot \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) = 0 \quad (17)$$

在图像边缘处, $|\nabla u|$ 增大, $1/|\nabla u|$ 减小, u 越接近于 u_0 , 保留了图像的边缘信息; 在图像平滑区域, $|\nabla u|$ 越大, 平滑效果越明显。

为了客观的评价图像去噪质量, 本文将 TV 模型的去噪效果图与均值滤波、非局部均值滤波、高斯滤波以及中值滤波的去噪效果分别进行对比, 如图 9 所示。此外, 还采用了峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和均方误差(Mean Square Error, MSE)对不同算法的去噪效果进行质量评价。评价结果如表 4、表 5 所示。

Table 4. Comparison results of PSNR values of different filtering algorithms

表 4. 不同滤波算法 PSNR 值对比结果

均值滤波	NLM	高斯滤波	中值滤波	TV 模型
25.35	26.81	25.43	25.74	26.98

Table 5. Comparison results of MSE values of different filtering algorithms

表 5. 不同滤波算法 MSE 值对比结果

均值滤波	NLM	高斯滤波	中值滤波	TV 模型
172.30	155.11	168.97	165.31	149.62

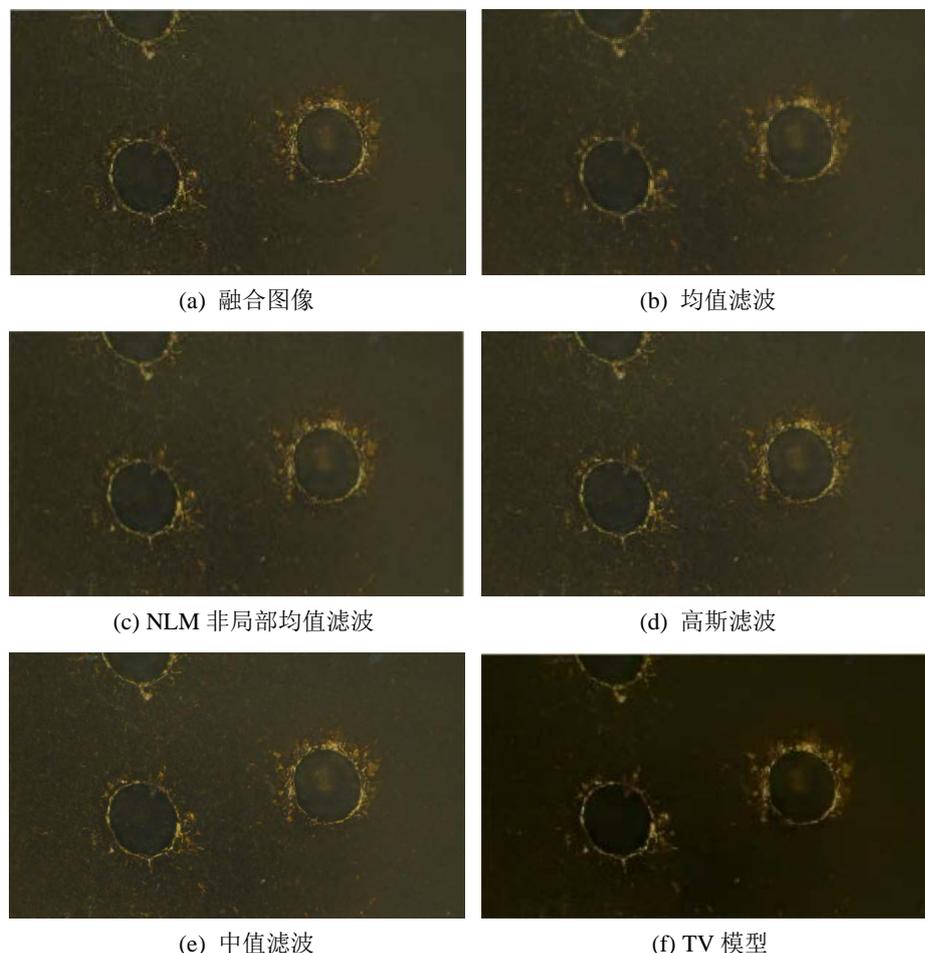


Figure 9. Comparison of the blind hole image denoising
图 9. 盲孔图像去噪对比图

由表 4, 表 5 可以看出, 与均值滤波、非局部均值滤波、高斯滤波和中值滤波相比, 基于 TV 模型的去噪滤波算法在获得的图像对应的 PSNR 和 MSE 的评价指标值上具有优异的性能, 充分体现了基于 TV 模型的去噪算法在盲孔噪声去除中的良好性能。

3.4. 改进的 Canny 算子边缘检测

虽然传统的 Canny 算子在边缘检测时信噪比和检测精度较高, 但是算法的高低阈值需要手动选取, 缺乏自适应性, 而且在梯度计算时仅计算了水平和垂直方向的梯度幅值, 存在很大的局限性。因此, 本文对传统的 Canny 算子进行了改进。首先在图像预处理环节中, 对梯度倒数加权滤波进行改进后代替传统的高斯滤波去除噪声, 然后在梯度幅值计算时加入 45° 方向和 135° 方向对边缘进行检测, 最后利用最大类间方差法(Otsu)自适应地选择高、低阈值, 与传统的算法相比, 自适应性有所提高。

传统的 Canny 算子采用高斯滤波对图像进行平滑, 改进的 Canny 算子采用梯度倒数平滑法, 在 3×3 的滤波窗口里, 中心像素和每个相邻像素之间的像素值差的绝对值用作滤波器模板的相应权重。当前像素离中心像素越近, 权重越大。如果当前像素点为边缘点, 那么改进的加权滤波会起到保持的作用; 反之, 如果当前像素点非边缘点, 则起到平滑作用。

传统的 Canny 算子在边缘检测时只考虑水平方向和垂直方向, 没有考虑其他方向, 并且易受噪声影

响, 从而造成检测不精确。所以计算梯度幅值时加入 45° 方向和 135° 方向来抑制噪声的影响, 获得较精确的边缘信息。其中 X 方向、Y 方向、 45° 方向、 135° 方向梯度计算模板如图 10 所示。

-1	-2	-2	-1	0	1	-2	-1	0	0	1	2
0	0	0	-2	0	2	-2	0	1	-1	0	2
1	2	2	-2	0	2	0	2	2	-2	-2	0
X 方向			Y 方向			45° 方向			135° 方向		

Figure 10. Gradient computing template

图 10. 梯度计算模板

实验中设定边缘检测高、低阈值为 50、150, 二值化红色通道阈值为 210, 滤波平滑及检测窗口均采用 3×3 模板。

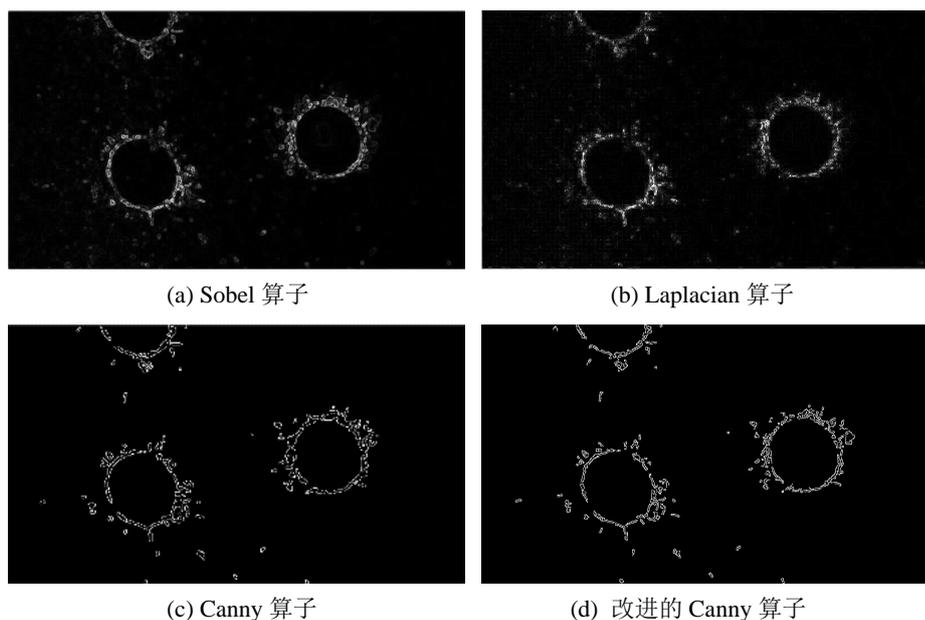


Figure 11. Comparison of edge detection effect

图 11. 边缘检测效果对比图

Table 6. Processing time of edge detection operator

表 6. 边缘检测算子处理时间

算子	Sobel	Laplacian	Canny	本文算子
时间	0.602s	0.355s	0.315s	0.306s

图 11 将改进的 Canny 边缘检测算子与 Sobel 算子、Laplacian 算子和传统 Canny 算子进行了比较, 各算子处理时间对比图如表 6 所示。Sobel 和 Laplacian 算子提取的边缘轮廓较为模糊, 且处理时间较慢, 传统 Canny 算子检测到的盲孔边缘相对完整, 但图像边缘含有较多的噪点, 改进的 Canny 边缘检测算子对轮廓细化的效果更好, 提取到的盲孔边缘更加清晰, 主体轮廓连贯性也有所提高。

3.5. 形态学处理

二值膨胀运算可以填充图像中存在的小孔，或者根据结构元素的特征连接目标图像的边缘，以及对目标图像进行扩展。二值腐蚀运算可以消除图像中的细小颗粒，平滑目标的边缘轮廓，滤除图像中与目标轮廓相连的多余像素点。从逻辑运算的角度来看，二值腐蚀相当于对图像像素求与运算，二值膨胀则刚好相反[13] [14]。

腐蚀公式如式所示：

$$A \odot B = \{x, y | (B)_{xy} \subseteq A\} \quad (23)$$

膨胀公式如式所示：

$$A \oplus B = \{x, y | (B)_{xy} \cap A \neq \emptyset\} \quad (24)$$

其中， A 为原始图像， B 为结构元素，用 B 对 A 进行膨胀、腐蚀运算， (x, y) 为图像像元。闭操作对图像进行膨胀处理后再进行腐蚀运算。对图像进行闭操作可以填充或连接图像中较小的孔洞或缺口，并且可以对目标边缘进行平滑。图像上的黑帽操作是首先关闭图像，然后从通过关闭操作获得的图像中减去源图像。对图像进行黑帽运算可以得到图像的细节信息如图像中一些小的孔洞或者黑点。

实验中将所有运算的窗口均设置为 3×3 模板。本文对边缘检测后的盲孔图像进行了腐蚀、膨胀和黑帽运算，与改进的 Canny 算子边缘检测效果图进行对比，可以看出，形态学运算后的盲孔图像边缘更加清晰连贯。对盲孔边缘图像形态学处理结果如图 12 所示。

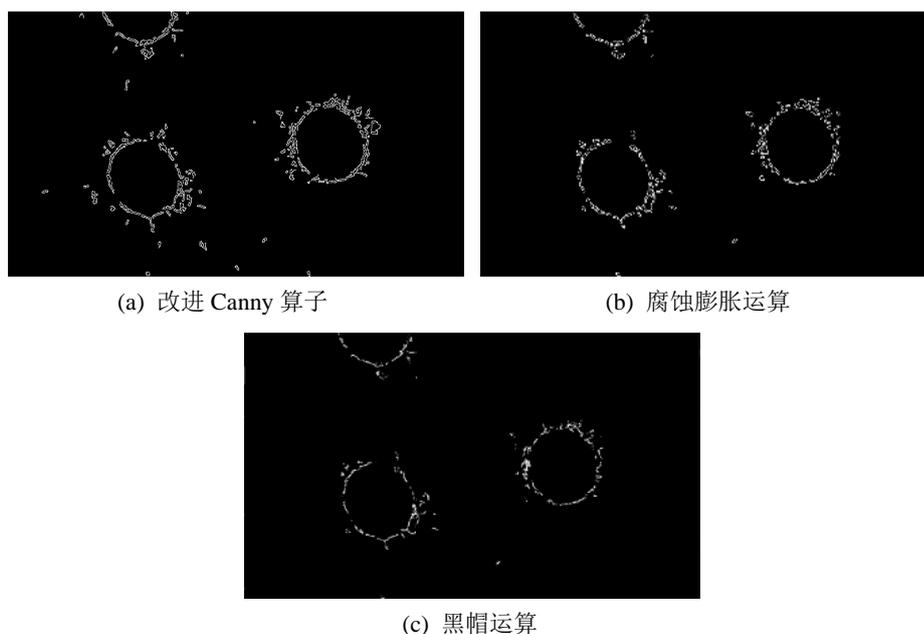


Figure 12. Comparison diagram of edge processing
图 12. 边缘处理对比图

4. 测量结果分析

通过对检测到的盲孔图像进行融合、去噪、边缘检测及形态学处理，使检测到的盲孔边缘图像更加清晰、连贯。然后分别多次测量处理好的盲孔边缘图像来进行系统试验。

本文实验平台为 Matlab2018a, 运行环境为 Windows 系统, 处理器为 Intel Core i5-6200U CPU @ 2.40 GHz。

为了验证本文所提出的测量方法稳定性与准确性, 实验中随机采集 40 个盲孔图像进行直径测量, 测量结果如表 1 所示。由于检测的尺寸过多, 本文随机选取其中的两个盲孔图像对其进行重复测量, 取其平均值作为近似真值, 并与盲孔真值 132.10×10^{-3} mm 进行比较, 计算出相对误差、绝对误差, 结果如表 8 和表 9 所示。

根据表 7、表 8 和表 9 中的测量数据分析得出, 50 个盲孔直径平均值为 131.96×10^{-3} , 选取其中的两个盲孔重复测量得其平均直径分别为 132.282×10^{-3} 、 131.93×10^{-3} , 通过比较和分析测量值和真实值之间的偏差, 我们可以看出最大绝对误差为 0.00134 mm, 最大相对误差为 0.802%, 本文精度达到 0.001 mm。由标准差可以看出, 10 次直径测量值在平均值附近波动较小, 即数据分布比较集中, 证明系统稳定性较好, 满足实验精度要求。

本文在盲孔直径测量过程中, 检测系统所获得盲孔的直径与标准参数相比存在精度误差。首先是在盲孔图像采集过程中, 光源不会保持绝对的稳定性从而导致采集到的图像质量下降。其次由于镜头畸变等会产生系统误差, 然后由于对采集到的盲孔图像进行了多次处理, 各种算法本身也存在一定误差, 最后因为 PCB 板的制作工艺使得盲孔与标准的圆存在偏差, 导致测量结果存在误差。

Table 7. Blind hole diameter measurement data

表 7. 盲孔直径测量数据

测量孔数	直径/ 10^{-3} mm	测量孔数	直径/ 10^{-3} mm
1	131.79	26	132.32
2	132.06	27	131.88
3	132.14	28	131.93
4	132.07	29	132.14
5	132.15	30	132.03
6	132.03	31	132.22
7	131.85	32	131.77
8	131.71	33	131.78
9	131.93	34	132.36
10	131.87	35	130.96
11	132.44	36	132.11
12	131.86	37	131.96
13	131.79	38	131.89
14	132.04	39	131.85
15	131.99	40	132.01

Table 8. Measurement data of the right blind hole diameter
表 8. 右侧盲孔直径测量数据

测量次数	系统测量值/ 10^{-3} mm	绝对误差/ 10^{-3} mm	相对误差/%
1	132.44	0.34	0.002574
2	133.16	1.06	0.008024
3	132.00	0.1	0.000757
4	131.84	0.26	0.001968
5	131.58	0.52	0.003936
6	132.94	0.84	0.006359
7	132.52	0.42	0.003179
8	131.74	0.36	0.002725
9	131.94	0.16	0.001211
10	132.66	0.56	0.004239
平均值 \bar{x}	132.282		
标准差 σ	0.538		

Table 9. Measurement data of the left blind hole diameter
表 9. 左侧盲孔直径测量数据

测量次数	系统测值/ 10^{-3} mm	绝对误差/ 10^{-3} mm	相对误差/%
1	132.12	0.02	0.000151
2	131.46	0.64	0.004845
3	132.94	0.84	0.006359
4	131.92	0.18	0.001363
5	131.36	0.74	0.005602
6	132.06	0.04	0.000303
7	131.36	0.74	0.005602
8	131.66	0.44	0.003331
9	132.46	0.36	0.002725
10	131.96	0.14	0.00106
平均值 \bar{x}	131.93		
标准差 σ	0.505		

5. 结束语

本文提出了基于机器视觉的盲孔直径测量方法, 搭建图像采集系统, 由于盲孔为不穿透的孔, 而同轴光经过反射后可以均匀的照射 PCB 表面, 为了能够清晰地反映 PCB 板的表面信息, 本文选择环形光源进行照射。又因为盲孔尺寸较小, 测量精度要求较高, 综合比较分析选择 MV-CA060-10GC 型 CMOS 面阵相机和 MVL-HF0828M-6MP 型镜头搭建图像采集系统, 其次对采集到的图像进行融合、去噪、边缘提取及形态学处理。在图像处理方面, 本文提出了一种改进 Canny 边缘检测算子的方法, 使得提取到的盲孔图像边缘更加清晰、连贯, 提高了图像的采集质量。最后, 在实验中随机选取 50 个盲孔图像进行了测量, 为了验证系统的稳定性和准确性, 随机选取其中的两个盲孔分别进行了 10 次重复测量, 测量结果表明本文提出的算法有更高的精度和更快的效率。

本文将机器视觉技术应用到盲孔直径测量中, 避免了传统直径测量的弊端, 提高了盲孔尺寸检测效率, 可以较好替代人工操作并提高检测精度。但因为本次实验将多个处理模块结合在了一起, 所以实验过程耗时较长, 对算法进行优化将是下一步工作的重点。

参考文献

- [1] 王德祥, 张周强, 管声启. 基于机器视觉的齿轮尺寸在线测量系统[J]. 轻工机械, 2021, 39(2): 67-73.
- [2] 李雪娇, 姜月秋, 李伟帅, 等. 基于机器视觉的大型零件尺寸测量技术研究[J]. 光电技术应用, 2017, 32(2): 44-48+67.
- [3] 袁懿先, 靳春芬. 小孔的图像处理与圆度误差的评定[J]. 农业机械学报, 1997(3): 134-138.
- [4] 于苏洋, 闫子龙, 姜春英, 等. 药柱盲孔质量检测算法研究[J]. 固体火箭技术, 2020, 43(3): 370-375.
- [5] 朱丹丹, 王洪喜, 王建华, 等. 基于图像处理的粗糙边缘盲孔圆度误差测量[J]. 工具技术, 2021, 55(4): 91-95.
- [6] Tian, J.X., Liu, G.C. and Liu, J.G. (2018) Multi-Focus Image Fusion Based on Edges and Focused Region Extraction. *Optik*, **171**, 611-624. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2018.06.093>
- [7] Zhang, Y., Bai, X. and Wang, T. (2017) Boundary Finding Based Multi-Focus Image Fusion through Multi-Scale Morphological Focus-Measure. *Information Fusion*, **35**, 81-101. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2016.09.006>
- [8] Shen, R., Cheng, I., Shi, J.B., et al. (2011) Generalized Random Walks for Fusion of Multi-Exposure Images. *IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, **20**, 3634-3646. <https://doi.org/10.1109/TIP.2011.2150235>
- [9] Hua, K.L., Wang, H.C., Rusdi, A.H. and Jiang, S.Y. (2014) A Novel Multi-Focus Image Fusion Algorithm Based on Random Walks. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **25**, 951-962. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2014.02.009>
- [10] 呼亚萍, 孔韦韦, 李萌, 等. 基于边缘检测全变分模型的图像去噪方法[J]. 现代电子技术, 2021, 44(5): 52-56.
- [11] 郗金洋, 段锦, 郭红芮, 等. 基于非线性扩散方程的改进全变分去噪模型[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2021, 44(3): 90-95.
- [12] 朱国远, 任蒙蒙, 朱美玲. 基于 TV 模型的去噪算法改进[J]. 江苏科技信息, 2019, 36(6): 31-33.
- [13] 邢雪亮, 甘文波, 蒋朝根. 基于机器视觉的航空铆钉尺寸检测技术[J]. 计量学报, 2020, 41(5): 518-523.
- [14] 童胜杰, 江明, 焦传佳. 一种改进工件边缘检测方法的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 128-134.