

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417775

# 芯片贴装几何参数高精度测量方法<sup>\*</sup>

黄佳伟 谷玉海 张英

(北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

**摘要:** 针对芯片贴装过程中的偏移检测、质心定位和尺寸测量精度问题,提出了一种基于机器视觉的高精度测量方法。该方法对CMOS相机获取的贴片元件图像进行灰度化、混合滤波及阈值分割等预处理,结合改进的Canny算子与Franklin矩亚像素算法,实现图像中亚像素级边缘的精确定位;然后根据元件图像的偏移角度,采用两种策略进行边缘分割,以满足不同测量场景的需求;最后通过结合最小二乘法和RANSAC算法,实现对轮廓直线的拟合,获取精确的轮廓直线和交点坐标。实验结果表明,该方法角度检测误差小于0.05°,质心定位误差小于0.6像素,尺寸测量误差小于±0.008 mm,相对误差小于±0.1%,平均处理时间为2.039 s比Canny-Zernike矩算法缩短约21%。该方法具备自动化程度高、测量速度快并达到微米级测量精度,适用于工业实时检测芯片贴装过程。

**关键词:** 贴片元件;机器视觉;尺寸测量;Franklin矩;亚像素

中图分类号: TH391; TN407 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.3099

## High-precision measurement method for chip mounting geometric parameters

Huang Jiawei Gu Yuhai Zhang Ying

(Key Laboratory of Modern Measurement and Control Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** A high-precision measurement method based on machine vision was proposed to address the accuracy issues in offset detection, centroid positioning, and dimension measurement during chip placement. The method involves preprocessing the patch component images captured by a CMOS camera with grayscale conversion, hybrid filtering, and threshold segmentation. Sub-pixel edge detection was achieved using an improved Canny operator and Franklin moment algorithm. Depending on the offset angle of the component image, two edge segmentation strategies were employed to suit different measurement scenarios. The least squares method and RANSAC algorithm were then used to fit contour lines and obtain accurate contour line and intersection coordinates. Experimental results show that the method achieves an angle detection error of less than 0.05°, a centroid positioning error of less than 0.6 pixels, and a dimension measurement error within ±0.008 mm, with a relative error of less than ±0.1%. The processing time is approximately 21% shorter than that of the Canny-Zernike moment algorithm. The method offers high automation, fast measurement speed, and micron-level precision, making it suitable for real-time industrial chip placement detection.

**Keywords:** SMD components; machine vision; dimensional measurement; Franklin moment; sub-pixel

## 0 引言

随着半导体技术与电子产业的迅猛发展,芯片制造业正趋向于实现更高的集成度、更小的尺寸以及更低的成本。相应地,对芯片贴装的精度与质量标准也随之提升<sup>[1-3]</sup>。目前,国内外芯片贴装工艺中的检测和定位任务主要通过计算机视觉系统完成,视觉检测技术凭借自动化特性,能够替

代众多传统的人工检测任务,有效解决了人工检测中常见的多种问题<sup>[4]</sup>。

在贴装过程中,目标芯片的精确定位,边缘检测精度至关重要。像素级检测算法包括一阶微分方法和二阶微分方法。一阶微分方面,文献[5]提出了一系列算子,包括Prewitt、Roberts及Sobel算子等;在二阶微分领域,文献[6]则提出了Canny、Laplacian算子。然而,传统的像

收稿日期:2024-12-31

\*基金项目:机电测控系统北京市重点实验室开放课题(KF20202223204)项目资助

素级边缘检测技术在定位精度上已无法达到更高的测量标准。为了在相对情况下提升边缘检测的精度,提出亚像素级边缘检测方法,主要包括插值法、拟合法和矩方法。矩方法相比于拟合法和插值法具有更高的定位精度和抗干扰能力强<sup>[7]</sup>,因此在相关研究中得到了广泛应用。

文献[8]通过霍夫变换、方向梯度直方图-支持向量机(HOG-SVM)和 Zernike 矩亚像素算法实现 LED 芯片电极定位。文献[9]基于点云配准和改进最小二乘法的矩形芯片定位算法,可在吸嘴成像干扰下实现高精度定位,精度优于 0.1 mm。文献[10]采用模板匹配与仿射变换相结合的图像矫正算法以及基于灰度梯度的矩形测量算法,实现了矩阵式测试盘上芯片的高精度在线偏移检测。文献[11]通过形状匹配和一维测量算法,实现了对芯片引脚宽度、间距、长度的高精度测量以及缺陷检测,单张图片检测时间为 56 ms,测量误差为±0.01 mm。文献[12-13]使用 Franklin 矩计算亚像素边缘时,因理想边缘阶跃模型定义域与矩函数实际定义域不同,导致计算结果存在误差。文献[14]提出了改进的 Franklin 矩亚像素边缘检测模型,推导了边缘检测原理,并计算了 7×7 模板。

在上述研究的基础上,为进一步提升芯片贴装过程中的定位精度与检测效率。针对偏移检测、质心定位及尺寸测量等问题展开研究;结合改进的 Canny 算子与 Franklin 矩检测亚像素边缘,并根据是否存在偏移角度,采用不同的策略进行边缘分割。通过随机样本一致算法(random sample consensus, RANSAC)去除边缘噪声点的干扰,最后结合最小二乘法拟合边缘。最终,将实验结果与 Canny-Zernike 及传统像素级算法进行了比较。

## 1 贴片元件尺寸测量方法

### 1.1 畸变校正

通过畸变校正,可以有效地消除图像畸变对测量结果的影响,提高尺寸参数的测量精度。

采用张正友标定法对畸变图像进行校正<sup>[15]</sup>,校定过程中使用圆形标定板<sup>[16]</sup>。圆形标定板在图像校准过程中能够提供较好的参考基准,有助于提高校正精度。校准过程和校正误差的具体情况分别如图 1 和表 1 所示。经过多次测量实验,有畸变补偿能提升 2~3 um 测量精度。

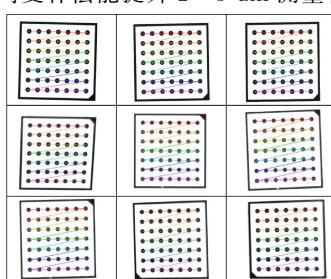


图 1 棋盘格校准过程

Fig. 1 Checkerboard calibration process

表 1 标定误差

Table 1 Calibration error

| 名称              | 误差/pixel    |
|-----------------|-------------|
| 第 1 幅图像的平均校准误差  | 0.003 258   |
| 第 2 幅图像的平均校准误差  | 0.014 353   |
| 第 3 幅图像的平均校准误差  | 0.021 548   |
| 第 4 幅图像的平均校准误差  | 0.010 973   |
| 第 5 幅图像的平均校准误差  | 0.014 146   |
| 第 6 幅图像的平均校准误差  | 0.013 595   |
| 第 7 幅图像的平均校准误差  | 0.005 498   |
| 第 8 幅图像的平均校准误差  | 0.006 580   |
| 第 9 幅图像的平均校准误差  | 0.015 099   |
| 第 10 幅图像的平均校准误差 | 0.014 058   |
| 总体平均校准误差        | 0.011 910 8 |

### 1.2 图像预处理

#### 1) 图像灰度转换

为将彩色图像转换为灰度图像,采用加权平均方法,公式如下:

$$\text{Gray}(i, j) = 0.587G(i, j) + 0.299B(i, j) +$$

$$0.114R(i, j) \quad (1)$$

式中:( $i, j$ )为图像中某一像素点的位置坐标; $G(i, j)$ 、 $B(i, j)$ 及  $R(i, j)$ 分别为彩色图像的绿、蓝、红通道的值。

#### 2) 混合滤波去噪



(a) 复杂背景图、中值滤波和混合滤波  
(a) Complex background image, median filter and hybrid filtering



(b) 暗亮度图像、中值滤波和混合滤波  
(b) Dark brightness image, median filter and hybrid filtering



(c) 椒盐噪声图像、中值滤波和混合滤波  
(c) Salt and pepper noise image, median filter and hybrid filtering

图 2 混合滤波图

Fig. 2 Hybrid filter diagram

中值滤波能有效平滑图像并去除大部分噪声,但可能导致边缘细节丢失。双边滤波通过考虑空间和像素强度信

息,在去噪的同时保留边缘细节。结合两者优缺点,先应用中值滤波去除高频噪声,再使用双边滤波进一步平滑图像。图 2 展示了在复杂背景、暗亮度和椒盐噪声 3 种不同条件下的混合滤波图。实验结果表明,在 3 种不同条件下,混合滤波能够显著去噪,增强目标物体轮廓,并保持良好的边缘完整性,提升图像分割效果和清晰度。

### 3) 图像分割

大津法(OTSU)是一种经典且有效的阈值分割方法,能自适应确定最佳阈值以最大化目标与背景的像素方差。因此,采用 OTSU 法来对贴片图像进行阈值分割。但其结果可能受元件表面缺陷、光照不均等因素影响,存在干扰信息。在阈值分割后需对干扰区域进行优化处理。多余干扰区域的优化步骤如下:

步骤(1)利用  $7 \times 7$  圆形结构元素,基于形态学开运算来消除二值图像上的孤立噪声点和小面积的干扰区域。

步骤(2)将图像中的空洞区域填充为与周围相邻区域相同的像素值,以减少图像中的缺失部分,使目标对象更加完整。

步骤(3)通过设定适当的面积阈值  $P$ ,删除面积小于阈值  $P$  的连通区域,以剔除由噪声和其他干扰因素引起的小面积连通区域,仅保留目标的主要部分。图 3 展示了在复杂背景、低亮度和椒盐噪声条件下,利用 OTSU 算法分割图像的效果。原始分割结果存在噪声和不连续区域,经过优化(面积阈值  $P$  设为图像高度的 60%)后,分割准确性显著提升,不同条件下优化效果相同,故在图 3 中只展示一种优化效果。

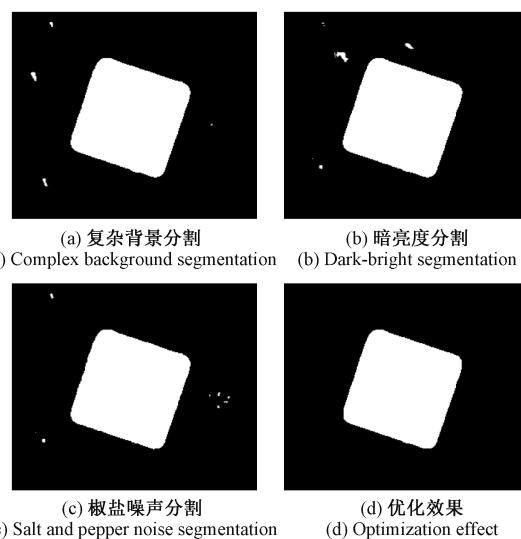


图 3 阈值分割效果图

Fig. 3 Threshold segmentation effect diagram

## 1.3 基于 Canny-Franklin 矩亚像素边缘检测算法

### 1) 改进 Canny 边缘粗定位

为更准确地检测轮廓,采用 Canny 算子进行边缘检测。针对贴片元件图像中可能存在的边缘磨损、光照不均

及角度偏移等问题,对 Canny 算子进行了优化。改进后的 Canny 算子粗定位流程如下:

步骤(1)采用混合滤波代替传统的高斯滤波去除图像中的噪声。混合滤波能够有效的平滑图像,保留边缘细节;

步骤(2)选择一个  $3 \times 3$  的检测模板,并在此基础上增加  $45^\circ$  和  $135^\circ$  方向。改进后的模板可以更好地检测具有偏移角度的元件边缘,梯度模板如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{H}_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{H}_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{H}_{45^\circ} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{H}_{135^\circ} = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}. \end{array} \right. \quad (2)$$

步骤(3)非极大值抑制。在完成图像梯度幅度和方向的计算后,对图像内每个像素点逐一遍历,当该像素点在其梯度方向的邻近区域内梯度值最大时,保留为边缘点;反之,则该像素点会被忽略。

步骤(4)自适应阈值选取。OTSU 算法能实现边缘连接时的自适应高、低阈值选取,得到目标与背景间方差最大的阈值  $T$  即为最优阈值;将其设为高阈值  $T_h$ ,低阈值设为  $T_l$ ,通过实验分析两者关系为  $T_l=0.3T_h$ 。

如果当前边缘像素的梯度值大于高阈值  $T_h$ ,则将其标记为强边缘;小于低阈值  $T_l$  则抑制该像素,不予保留。而如果当前边缘像素的梯度值介于高阈值  $T_h$  与低阈值  $T_l$  之间,则将其标记为虚边缘。对于这些虚边缘点,如果其 8 邻域内存在强边缘点,则将该虚边缘点重新判定为强边缘。这个过程不断重复,直到所有边缘点都被连接起来为止。图 4 为传统 Canny 算子与改进 Canny 检测结果对比(下边缘线取样线进行了旋转显示)。

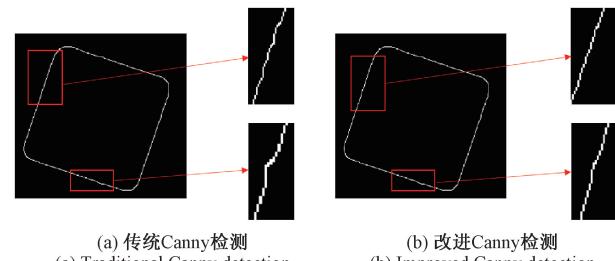


图 4 边缘检测效果

Fig. 4 Edge detection effect

### 2) Franklin 矩函数

Franklin 函数是定义在  $L^2[0, 1]$  上的连续正交函数系,它是通过对一组线性无关的截断幂基进行正交化处理后得到的。首先,线性无关组  $\{a_n(x) = 1, 0 \leq x \leq 1\}$  为:

$$\left\{ \begin{array}{l} a_0(x) = 1, a_1(x) = x \\ a_i(x) = (x - a_i)_+, i = 2, 3, \dots \end{array} \right. \quad (3)$$

式中:  $a_i = (2i - 1 - 2^p)/2^p$ ,  $p$  为正整数,  $p$  为所有满足

$2^p \leqslant 2i - 1$  的最大值, + 表示的是正部分函数, 用于非负截断操作, 确保结果非负。

将上述线性无关的函数组  $\{\varphi_n(x) = 1, 0 \leqslant x \leqslant 1\}$  进行 Gram-Schmidt 正交化处理, 得到 Franklin 函数系  $\{\varphi_n(x)\}$ , 前 3 项基函数的表达式为:

$$\varphi_0(x) = 1, 0 \leqslant x \leqslant 1 \quad (4)$$

$$\varphi_1(x) = \sqrt{3}(2x - 1), 0 \leqslant x \leqslant 1 \quad (5)$$

$$\varphi_2(x) = \begin{cases} \sqrt{3}(1 - 4x), & 0 \leqslant x < \frac{1}{2} \\ \sqrt{3}(4x - 3), & \frac{1}{2} \leqslant x \leqslant 1 \end{cases} \quad (6)$$

Franklin 矩是基于 Franklin 函数定义的, 记第  $n$  个 Franklin 函数为  $\varphi_n(x), 0 \leqslant x \leqslant 1, n=0, 1, 2, \dots$  给定图像函数为  $f(x, y), 0 \leqslant x, y \leqslant 1$ , 其  $(n+m)$  阶 Franklin 矩定义如下:

$$F_{nm} = \int_0^1 \int_0^1 f(x, y) \varphi_n(x) \varphi_m(y) dx dy \quad (7)$$

Franklin 矩为图像特征提供了一种量化的描述方式。作为一种正交矩, 它允许图像进行无损分解, 意味着不同的 Franklin 矩之间是相互独立且不相关的。这种特性确保了可以通过最小的矩集合来捕捉图像的丰富特征, 进而实现特征空间的有效降维。

### 3) 基于 Franklin 矩亚像素边缘提取

理想边缘模型如图 5 所示。图 5 中的方形代表单一像素单元, 直线  $L$  与方形的交集部分是理想边缘。 $L$  两侧的灰度值为  $h$  和  $h+k$ ,  $k$  为灰度差,  $l$  为原点到边缘的理论距离。

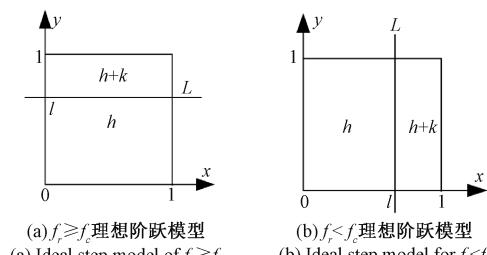


图 5 理想阶跃模型

Fig. 5 Ideal step model

首先, 计算边缘像素点在行和列方向上的差分  $f_r$  和  $f_c$ :

$$f_r = \frac{1}{2}(f(i+1, j) - f(i-1, j)) \quad (8)$$

$$f_c = \frac{1}{2}(f(i, j+1) - f(i, j-1)) \quad (9)$$

式中:  $i, j$  为当前像素点所在行列的索引值。

根据图 5 当  $f_r \geqslant f_c$  时, 不同阶次的 Franklin 矩计算如下:

$$F_{00} = h + k(1 - l) \quad (10)$$

$$F_{01} = \sqrt{3}k(l - l^2) \quad (11)$$

当  $0 \leqslant l < \frac{1}{2}$  时,

$$F_{02} = \sqrt{3}k(2l^2 - l) \quad (12)$$

当  $\frac{1}{2} \leqslant l < 1$  时,

$$F_{02} = \sqrt{3}k(3l - 2l^2 - 1) \quad (13)$$

联合上述公式可得:

$$\begin{cases} l_1 = \frac{m+1}{2m+1} (0 \leqslant l_1 < \frac{1}{2}) \\ l_2 = \frac{m}{2m-1} (\frac{1}{2} \leqslant l_2 < 1) \end{cases} \quad (\text{其中 } m = \frac{F_{01}}{F_{02}}) \quad (14)$$

最终求得的亚像素点坐标公式为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ l \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中:  $(x', y')$  是图像边缘的亚像素坐标,  $(x, y)$  是图 5 中原点的坐标; 如果  $0 \leqslant l_1 < 1/2$ , 则  $l = l_1$ , 反之, 如果  $1/2 \leqslant l_2 < 1$ , 则  $l = l_2$ 。

根据图 6 当  $f_r < f_c$  时, 不同阶次的 Franklin 矩计算如下:

$$F_{00} = h + k(1 - l) \quad (16)$$

$$F_{10} = \sqrt{3}k(l - l^2) \quad (17)$$

当  $0 \leqslant l < \frac{1}{2}$  时,

$$F_{20} = \sqrt{3}k(2l^2 - l) \quad (18)$$

当  $\frac{1}{2} \leqslant l < 1$  时,

$$F_{20} = \sqrt{3}k(3l - 2l^2 - 1) \quad (19)$$

联合上述公式可得:

$$\begin{cases} l_1 = \frac{m+1}{2m+1} (0 \leqslant l_1 < \frac{1}{2}) \\ l_2 = \frac{m}{2m-1} (\frac{1}{2} \leqslant l_2 < 1) \end{cases} \quad (\text{其中 } m = \frac{F_{10}}{F_{20}}) \quad (20)$$

最终求得的亚像素点坐标公式为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} l \\ 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

式中:  $(x', y')$  是图像边缘的亚像素坐标,  $(x, y)$  是图 6 中原点的坐标; 如果  $0 \leqslant l_1 < 1/2$ , 则  $l = l_1$ , 反之, 如果  $1/2 \leqslant l_2 < 1$ , 则  $l = l_2$ 。

### 1.4 边缘拟合与尺寸测量

#### 1) 最小二乘法与 RANSAC 算法的直线拟合

在使用改进的 Canny-Franklin 矩方法对元件边缘进行亚像素级精确定位之后, 需要对边缘进行直线拟合。在拟合前先对边缘数据进行分割, 考虑了元件有无偏移角度两种情况。首先从亚像素边缘轮廓点集  $S$  中求出 4 个边界极值  $X_{\max}, Y_{\max}, X_{\min}, Y_{\min}$ , 并以此求出轮廓中点坐标  $(X_m, Y_m)$ 。然后在点集  $S$  中找出所有  $X = X_{\min}$  的点集  $W$ , 随后从点集  $W$  中找出  $Y$  最小的点  $(X_{\min}, Y_0)$ 。如果:

$$|Y_0 - Y_{\min}| \leq T \quad (22)$$

则认为元件不存在偏移角度,反之,则认为元件存在偏移角度。设定  $T$  的值为 30。

在元件未出现偏移角度时<sup>[17]</sup>,根据式(23),将亚像素精度的边缘轮廓点集初步划分为 4 个子集。

$$\begin{cases} S_{o1} = S(X, Y > Y_m) \\ S_{o2} = S(X > X_m, Y) \\ S_{o3} = S(X, Y < Y_m) \\ S_{o4} = S(X < X_m, Y) \end{cases} \quad (23)$$

接着对每部分轮廓子集在  $x$  或  $y$  方向上进行遍历,计算子集中出现次数最多的数值为  $K_1, K_2, K_3, K_4$ 。然后,设定偏差阈值为  $d$ ,依据式(24)对子集进一步过滤,从而完成数据的划分处理。

$$\begin{cases} S_{i1} = S_{o1}(X, K_1 - d < Y < K_1 + d) \\ S_{i2} = S_{o2}(K_2 - d < X < K_2 + d, Y) \\ S_{i3} = S_{o3}(X, K_3 - d < Y < K_3 + d) \\ S_{i4} = S_{o4}(K_4 - d < X < K_4 + d, Y) \end{cases} \quad (24)$$

分割效果如图 6 所示。由图 6 可知,边缘分割时有时并不稳定,可能会存在影响拟合边缘的点。

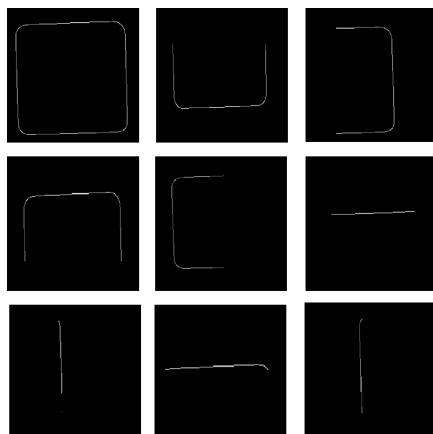


图 6 无偏移边缘分割图

Fig. 6 Non-offset edge segmentation

在元件出现偏移角度时,边界极值点坐标互不相等且唯一,针对这一特征对边缘进行分割。遍历点集  $S$  从中获取 4 个边界极值点坐标  $(X_{\min}, Y_1), (X_1, Y_{\min}), (X_{\max}, Y_2), (X_2, Y_{\max})$ ;根据式(25)分割出 4 条边缘的待拟合点集。

$$\begin{cases} S_{r1} = S(X_{\min} < X < X_1, Y \leq Y_1) \\ S_{r2} = S(X_2 < X < X_{\max}, Y \geq Y_2) \\ S_{r3} = S(Y_{\min} < Y < Y_2, X \geq X_1) \\ S_{r4} = S(Y_1 < Y < Y_{\max}, X \leq X_2) \end{cases} \quad (25)$$

通过这种新的分割方法,可以有效应对元件图像中由于偏移角度引起的变化,图 7 呈现了不同角度元件图像的

边缘分割结果。

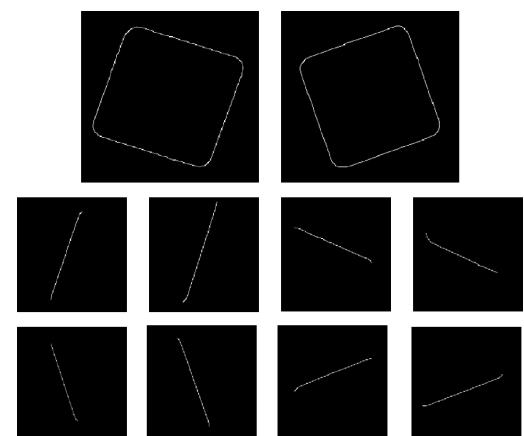


图 7 有偏移边缘分割图

Fig. 7 Segmentation diagram with offset edge

贴片边缘可能因破损、脏污或分割效果不佳而出现离群点,影响边缘直线拟合和尺寸测量精度。为提高精度,采用最小二乘法结合 RANSAC 算法拟合 4 条边缘直线。图 8 显示了拟合效果,黄色线条为仅用最小二乘法的结果,绿色线条为结合 RANSAC 算法的优化结果。

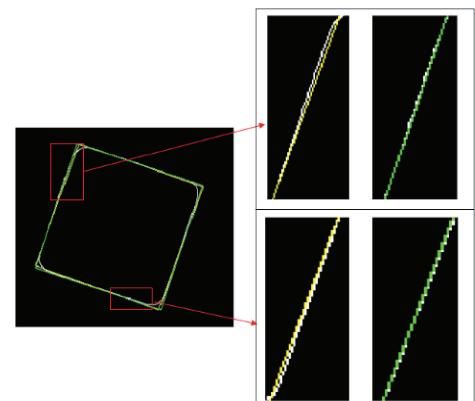


图 8 边缘直线拟合检测对比

Fig. 8 Comparison of edge straight line fitting detection

## 2) 元件边缘像素尺寸、偏移角度及质心计算

由于制造误差和成像误差,拟合的直线无法保证完全平行,因此通过计算两条直线之间的平均垂直距离来确定元件的像素尺寸。指定  $S_{i3}, S_{i4}$  点集拟合的边缘为上边缘  $line1, S_{i1}, S_{i2}$  点集拟合的边缘为下边缘  $line2$ 。元件的偏移角度为  $line1$  和  $line2$  角度之和的平均值。对于方形器件质心可通过直线的 4 个交点平均值来计算,设质心坐标为  $(x_c, y_c)$ 。测量方法具体步骤如图 9 所示。

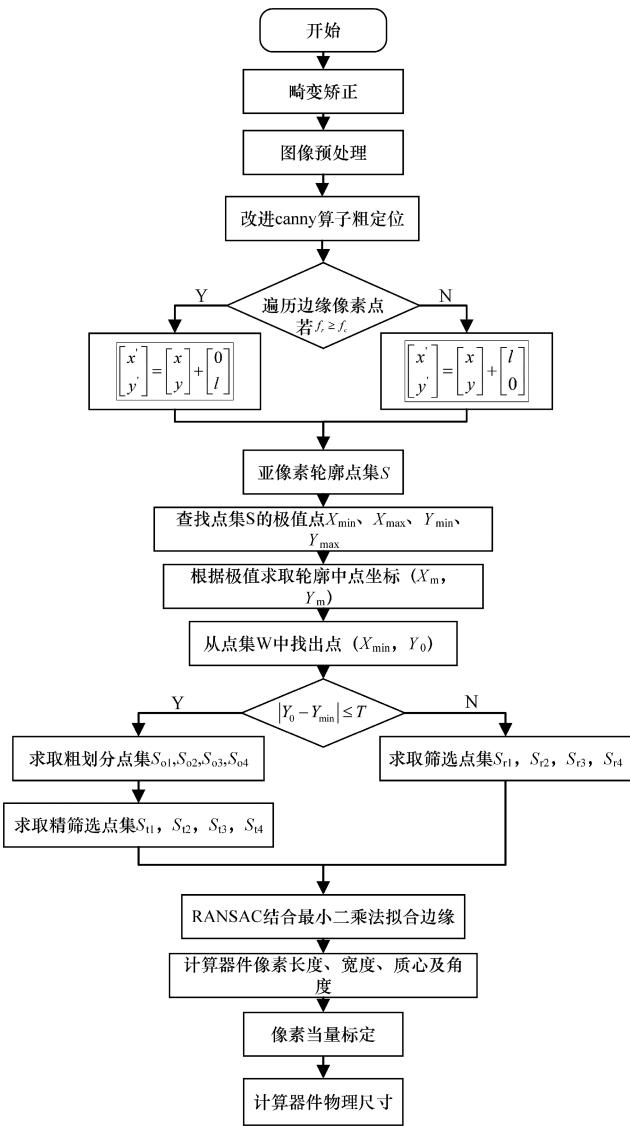


图 9 测量方法

Fig. 9 Measurement method

## 2 仿真实验

### 2.1 偏移角度及质心仿真验证

为了验证提出的算法在方形边缘图像中对偏移角度及质心坐标计算的有效性, 模拟相机分辨率为  $1624 \times 1240$ , 生成一个含有方形的图像; 图像线形边缘与垂直方向夹角依次为  $0^\circ, 5^\circ, 15^\circ, 25^\circ, 35^\circ, 45^\circ, 55^\circ, 65^\circ, 75^\circ, 85^\circ$ , 其中质心坐标为(812, 620)。图像如图 10 所示。

采用 Canny、改进 Canny、Canny-Zernike、Canny-Franklin、改进 Canny-Franklin 算法对仿真图进行角度检测, 结果如图 11 所示。Canny 与改进 Canny 的误差波动较大, 其中 Canny 在第 3 和第 7 组中的误差分别高达 0.455 和 0.517, 而改进 Canny 在大多数组别中的表现更优。Canny-Zernike 的误差稳定在  $0.05 \sim 0.15$ , 稳定性和精度优

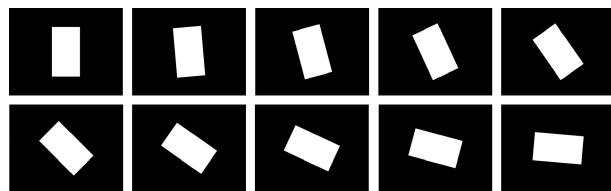


图 10 不同角度仿真图

Fig. 10 Simulation images from different angles

于 Canny 系列, 但仍低于 Canny-Franklin 和改进 Canny-Franklin。因此, 进一步对比发现, Canny-Franklin 和改进 Canny-Franklin 的误差范围更小, 维持在  $0.001 \sim 0.05$ , 且在大多数组别中接近。

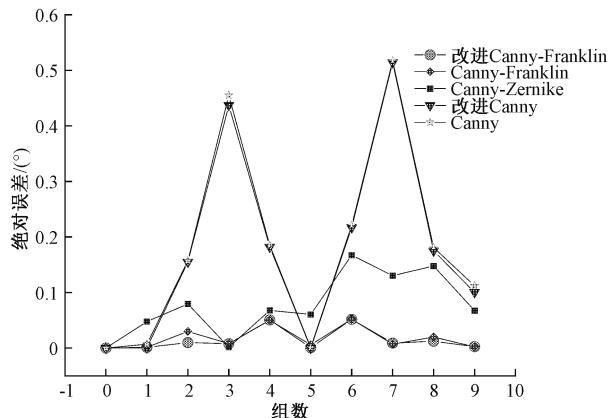


图 11 角度检测绝对误差

Fig. 11 Angle detection absolute error

质心检测绝对误差为检测坐标与理想质心坐标之间的欧几得距离, 结果如图 12 所示。Canny 和改进 Canny 的误差波动较大, 分别在第 1 和第 9 组达到 5.831 和 5.657, 稳定性和准确性不足。Canny-Zernike 的误差稍高, 波动范围在  $0.3 \sim 0.7$ , 部分组别出现小幅上升。相比之下, Canny-Franklin 和改进 Canny-Franklin 的误差维持在  $0 \sim 0.5$ , 误差范围最小, 表现出极高的精确性和一致性。

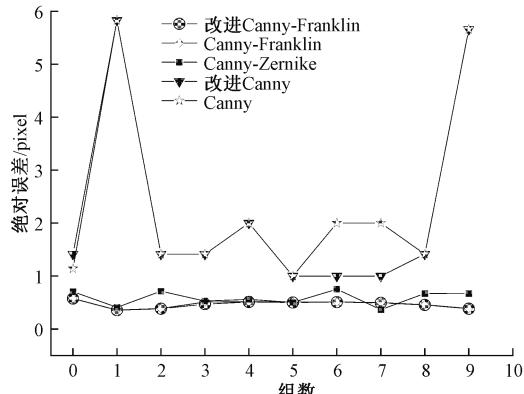


图 12 质心检测绝对误差

Fig. 12 Absolute error of centroid detection

综合来看, Canny-Franklin 的误差略高于改进 Canny-

Franklin, 改进 Canny-Franklin 表现最为稳定, 精度最高。

## 2.2 贴片元件尺寸测量

实验测试采用海康威视 MV-CS020-10GM 工业相机并搭配茉莉特 ML-M2518HR 镜头通过实验架固定以垂直于贴片图像进行图像采集。相机分辨率为  $1624 \times 1240$ , 镜头焦距为 25 mm。其次搭配白色环状 LED 光源均匀照射待检测的工件, 捕获到含有低噪声的高清晰度图像, 如图 13 所示。测量系统的软件平台基于 Windows10 64 位旗舰版操作系统构建; 应用层软件采用的是 C++ 编程语言, 并在 Qt5.14.2 开发环境中进行; 集成了 OpenCV4.7.0, 以支持图像处理和分析功能。



图 13 实验平台

Fig. 13 Experimental platform

### 1) 系统标定

在图像中, 尺寸大小都是以像素为单位的, 为得到贴片元件的实际物理尺寸, 需要对视觉检测系统进行标定, 采用标准件法<sup>[18]</sup>进行标定。通过已知物理尺寸大小的标准件进行校准, 以确保测量结果准确稳定。如果实验环境发生变化, 则需要重新计算校准值, 系统的像素当量为 0.0176 mm/pixel。

### 2) 结果分析

在尺寸测量实验中, 选取 6 种不同规格贴片元件作为样本, 使用分辨率为 0.001 mm 的三丰 Mitutoyo 数显游标卡尺, 对每个元件长宽重复测量 10 次并取平均值作为真实尺寸。同时, 记录 5 种算法的运行时间, 如表 2, 尺寸测量结果如图 14、15。

通过表 2 可知, 改进 Canny-Franklin 与 Canny-Franklin 的运行速度最快, 耗时最短, 与 Canny-Zernike 算法相比运行时间减少大约 21%, 与 Canny 系列算法运行时间差距较小。

表 2 不同算法执行时间

Table 2 Execution time of different algorithms s

| 编号 | 改进 Canny-Franklin | Canny-Franklin | Canny-Zernike | 改进 Canny | Canny |
|----|-------------------|----------------|---------------|----------|-------|
| 1  | 1.882             | 1.871          | 2.394         | 1.851    | 1.829 |
| 2  | 2.028             | 2.016          | 2.451         | 1.998    | 1.977 |
| 3  | 2.103             | 2.091          | 2.592         | 2.077    | 2.057 |
| 4  | 2.030             | 2.017          | 2.513         | 1.997    | 1.976 |
| 5  | 2.069             | 2.058          | 2.605         | 2.029    | 2.008 |
| 6  | 2.122             | 2.111          | 2.639         | 2.097    | 2.077 |

通过图 14 可知, 在长度测量数据中, Canny 和改进 Canny 误差较高, 最大误差分别为 3.25 和 2.93 且稳定性不足。Canny-Zernike 误差较为稳定, 最大误差为 1.29, 相比 Canny 和改进 Canny 具有更好的稳定性, 波动幅度较小。Canny-Franklin 和改进 Canny-Franklin 最大误差都为 0.1 且在所有组别中误差相近, 稳定性和测量精度明显优于其他算法。

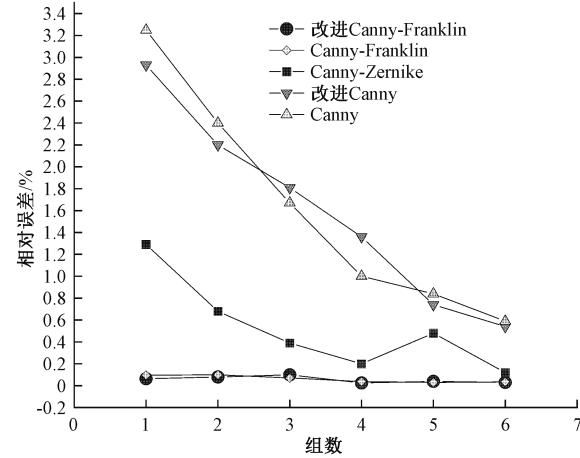


图 14 长度相对误差

Fig. 14 Relative length error

从图 15 可以看出, 在宽度测量数据中, Canny 和改进 Canny 的误差较大, 最大误差分别为 2.83 和 2.58, 表明两者的检测精度相对较低。相比之下, Canny-Zernike 的误差更加稳定, 最大误差为 1.16, 展现出较小的波动幅度和更高的稳定性。Canny-Franklin 和改进 Canny-Franklin 最大误差分别为 0.193 和 0.161, 两者在各组别中误差变化较小, 比其他算法表现出显著的稳定性和测量精度优势。

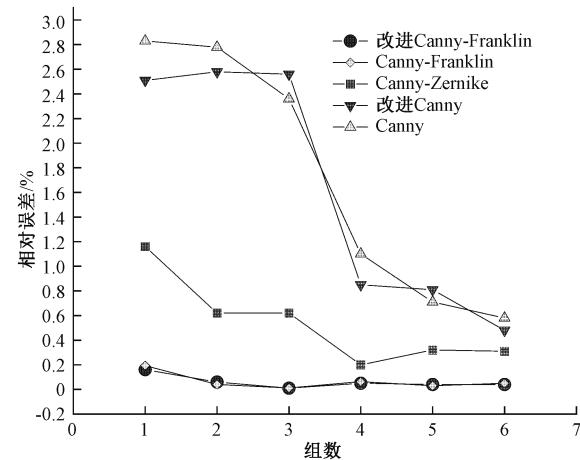


图 15 宽度相对误差

Fig. 15 Relative width error

在长度和宽度测量的实验数据中, 虽然 Canny-Franklin 和改进 Canny-Franklin 的相对误差结果整体接

近,但在 6 组数据中,改进 Canny-Franklin 的相对误差小于 Canny-Franklin 的次数更多。因此,Canny-Franklin 算法在方形图像的亚像素级边缘检测中表现优异,适用于高精度测量需求。

### 3 结 论

针对芯片贴装过程中偏移检测、质心定位和尺寸测量精度的问题,提出一种基于机器视觉的高精度测量方法。为验证该方法的有效性,分别比较了 5 种测量算法。结果表明:利用仿真实验测量偏移角度和质心时,改进 Canny-Franklin 算法的角度误差小于  $0.06^\circ$ ,质心误差小于 0.6 像素,展示出最高的准确性和稳定性,误差值较小且变化幅度低;在实际工件测量中,相对误差在  $\pm 0.1\%$  以内,测量误差小于  $\pm 0.008 \text{ mm}$ ,达到微米级精度,表现出强鲁棒性和一致性;算法运行时间比 Canny-Zernike 缩短约 21%。结果表明,该系统具有良好的稳定性和适应性。

### 参考文献

- [1] 陈康清,陈新度,吴磊,等. 大尺寸面板级封装芯片精密定位检测[J]. 电子测量技术,2021,44(16):141-147.  
CHEN K Q, CHEN X D, WU L, et al. Precision positioning detection of large-size panel-level packaged chips[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(16): 141-147.
- [2] 周琪琪,孙一兰,王诗宇,等. 基于图像分割的芯片定位在检测系统中的应用[J]. 组合机床与自动化加工技术,2020(8):114-117.  
ZHOU Q Q, SUN Y L, WANG SH Y, et al. Application of chip positioning based on image segmentation in detection system [J]. Modular Machine Tool and Automation Processing Technology, 2020(8): 114-117.
- [3] 周伟,巢渊,李龑,等. 基于改进 Harris 角点检测的芯片图像快速校正[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(10):74-81.  
ZHOU W, CHAO Y, LI Y, et al. Fast correction of chip images based on improved Harris corner detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(10): 74-81.
- [4] LI R R, ZHAO SH CH, YANG B K. Research on the application status of machine vision technology in furniture manufacturing process[J]. Applied Sciences, 2023, 13(4): 2434.
- [5] KAUR J, AGRAWAL S, VIG R. A comparative analysis of thresholding and edge detection segmentation techniques [J]. International Journal of Computer Applications, 2012, 39(15):29-34.
- [6] DING K Y, XIAO L F, WENG G R. Active contours driven by region-scalable fitting and optimized Laplacian of Gaussian energy for image segmentation [J]. Signal Processing, 2017, 134: 224-233.
- [7] 陈璐,关立文. 基于改进 Zernike 矩的亚像素钻铆圆孔检测方法[J]. 清华大学学报(自然科学版),2019,59(6):438-444.
- [8] CHEN L, GUAN L W. Sub-pixel drilling and riveting circular hole detection method based on improved Zernike moment[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2019, 59(6): 438-444.
- [9] 李浩霖,贺云波. LED 芯片电极定位算法研究[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023(11):38-41,46.  
LI H L, HE Y B. Research on LED chip electrode positioning algorithm [J]. Modular Machine Tool and Automation Processing Technology, 2023(11): 38-41,46.
- [10] 梁洪卫,钱维凤,阚玲玲,等. 点云配准与改进最小二乘法的高精度定位[J]. 组合机床与自动化加工技术,2024(12):57-61.  
LIANG H W, QIAN W F, KAN L L, et al. High-precision positioning based on point cloud registration and improved least squares method [J]. Modular Machine Tools and Automated Processing Technology, 2024(12): 57-61.
- [11] 周钰,孙力,陈思蓉,等. 基于机器视觉的芯片偏移检测系统[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(12):229-236.  
ZHOU Y, SUN L, CHEN S R, et al. Chip offset detection system based on machine vision[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(12): 229-236.
- [12] 杨桂华,唐卫卫,卢澎澎,等. 基于机器视觉的芯片引脚测量及缺陷检测系统[J]. 电子测量技术,2021,44(18):136-142.  
YANG G H, TANG W W, LU P P, et al. Chip pin measurement and defect detection system based on machine vision [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(18): 136-142.
- [13] 李锦鹏,熊显名,曾启林,等. 基于三次 B 样条小波变换和 Franklin 矩亚像素级图像边缘检测算法[J]. 红外技术,2022,44(3):255-261.  
LI J P, XIONG X M, ZENG Q L, et al. Sub-pixel image edge detection algorithm based on cubic B-spline wavelet transform and Franklin moment[J]. Infrared Technology, 2022, 44(3): 255-261.
- [14] 吴一全,邹宇,刘忠林. 基于 Franklin 矩的亚像素级图像边缘检测算法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(5):221-229.  
WU Y Q, ZOU Y, LIU ZH L. Sub-pixel image edge

- detection algorithm based on Franklin moment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 221-229.
- [14] 杜港, 佟强, 侯凌燕, 等. 基于 Canny-Franklin 矩的亚像素边缘检测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2025, 31(3), 903-912.  
DU G, TONG Q, HOU L Y, et al. Sub-pixel edge detection method based on Canny-Franklin moment [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2025, 31 (3), 903-912.
- [15] ZHANG ZH Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [16] SHEN Y J, ZHANG X, CHENG W, et al. Quasi-eccentricity error modeling and compensation in vision metrology[J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(4): 045006.
- [17] 任长清, 张佳林, 杨春梅, 等. 基于机器视觉的木窗双端铣削加工尺寸测量方法[J]. 林业工程学报, 2024, 9 (1): 141-149.  
REN CH Q, ZHANG J L, YANG CH M, et al. Dimension measurement method of double-end milling of wooden windows based on machine vision[J]. Journal of Forestry Engineering, 2024, 9(1): 141-149.
- [18] 郝永平, 王永杰, 张嘉易, 等. 面向视觉测量的像素当量标定方法[J]. 纳米技术与精密工程, 2014, 12(5): 373-380.  
HAO Y P, WANG Y J, ZHANG J Y, et al. Pixel equivalent calibration method for visual measurement[J]. Nanotechnology and Precision Engineering, 2014, 12 (5): 373-380.

### 作者简介

黄佳伟, 硕士研究生, 主要研究方向为二维图像高精度测量。

E-mail:hjw\_nick@163.com

谷玉海(通信作者), 博士, 研究员, 主要研究方向为智能测控仪器。

E-mail:guyuhai@bistu.edu.cn