

航空航天装配基准孔鲁棒性精确检测方法

刘昊瞳¹, 崔海华^{1*}, 李鹏程¹, 刘峰², 李超²¹南京航空航天大学机电学院, 江苏 南京 210016;²航天科工空间工程发展有限公司, 湖北 武汉 100854

摘要 提出了一种鲁棒性基准孔检测方法。通过显著性检测对图像进行预处理, 获得显著图, 利用Hough圆检测算法提取显著图中基准孔感兴趣区域; 基于双阈值进行轮廓分割, 并利用主成分分析提取基准孔像素级轮廓, 然后使用Bazen方法提取基准孔亚像素轮廓; 基于随机采样一致性(RANSAC)原理实现基准孔高精度定位。实验结果表明, 该算法的拟合精度高, 对真实基准孔的定位误差为 0.027 mm, 检测性能优良, 对于反光、刀具痕迹、光照不均匀、带倒角螺纹孔、内嵌轮廓、遮挡等情况下的基准孔检测仍具有很好的鲁棒性。

关键词 测量; 椭圆检测; 基准孔; 边缘检测

中图分类号 TP751 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/AOS221245

1 引言

在航空航天装配过程中, 为了提高装配效率并保证装配精度, 将传统的依靠手工或专用夹具的装配方式转变为数字化、柔性化装配。在装配部件之前, 需要对部件的基准进行测量, 接触式测量虽然能获得很高的精度, 但是其速度小、效率低, 因此往往选择非接触测量的方式, 利用机器视觉系统对装配件进行测量, 通过视觉对部件上的定位基准进行测量。航空航天部件往往以基准孔作为定位基准, 此外装配现场环境复杂, 图像质量难以保证, 因此能否精确识别定位基准孔将影响最终的装配精度。

圆形基准孔经透视变换后呈椭圆形^[1-7], 目前椭圆定位算法主要有两类: 1) 基于边缘点的方法, 通过从原始图像中获取边缘点, 利用 Hough 变换^[8]、最小二乘法^[9]等估计椭圆参数; 2) 无边点方法, 如利用图像梯度等信息来估计椭圆参数, 但这类方法易受噪声影响。基于 Hough 的方法在参数空间中通过聚类估计参数, 该方法在椭圆检测中得到了广泛的应用, 众多学者也对其进行了优化^[10-14], 从而让该算法有了较快的运算速度。Jia 等^[15]利用投影不变量来对椭圆候选边缘进行修剪, 在获得相等或更高的提取精度的同时, 加快了算法运行速度; Mei 等^[16]在显著性检测的基础上利用 snake 模型计算椭圆参数, 提高了算法的稳定性和鲁棒性; 崔海华等^[17]利用灰度聚类与椭圆的极点极弦定理, 实现对被遮挡基准孔的精确提取。

上述方法都是以获取基准孔边缘点为前提, 但在实际工况中, 在反光、刀具痕迹、光照不足、带倒角螺纹孔、内嵌轮廓、遮挡等情况下, 使用 Canny 边缘检测^[18]、阈值分割^[19]等方法作为图像预处理方法难以准确提取基准孔的实际边缘点。因此, 本文提出一种鲁棒性椭圆检测算法。基于谱残差模型进行显著性检测来消除上述各种情况对基准孔识别造成的影响, 并利用 Hough 圆检测对基准孔进行粗定位; 基于双阈值分割和主成分分析(PCA)获得基准孔像素级轮廓; 利用 Bazen 方法^[20]获得基准孔亚像素轮廓; 最后利用 Ransac^[21]迭代拟合椭圆, 实现基准孔的精确定位。实验结果表明, 本方法在实际工况下的测量精度满足航空航天装配时的定位精度要求。

2 基准测量原理和方法

2.1 显著性检测

2007 年, Hou 等^[22]提出 SR (spectral residual) 方法, 该方法利用谱残差模型进行显著性检测。该方法认为图像的信息都包含在图像的幅度谱信息中, 因此从图像的幅度谱中减去先验知识的幅度谱, 剩下的就是显著部分的幅度谱, 最终得到显著区域。

给定图像 $I(x)$, 首先计算其 2 维离散傅里叶变换, 将其从空间域转换到频域, 对幅值取对数后得到 \log 谱 $L(f)$ 。由于 \log 曲线满足局部线性条件, 所以用均值滤波器[其函数为 $h_n(f)$]对其进行平滑, 获得 \log 谱的大致形状。 $R(f)$ 就是图像的 SR, 计算过程如下:

收稿日期: 2022-06-06; 修回日期: 2022-07-14; 录用日期: 2022-08-04; 网络首发日期: 2022-08-14

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFB17075001)、航空科学基金(2020Z050052002)、江苏省自然科学基金(BK20210299)

通信作者: *cuihh@nuaa.edu.cn

$$A(f) = |F[I(x)]|, \quad (1)$$

$$P(f) = \varphi\{F[I(x)]\}, \quad (2)$$

$$L(f) = \ln[A(f)], \quad (3)$$

$$R(f) = L(f) - h_n(f) * L(f), \quad (4)$$

$$S(f) = g(x) * \left\{ F^{-1} \left\{ \exp[R(f) + iP(f)] \right\}^2 \right\}, \quad (5)$$

式中: $F(\cdot)$ 代表 2 维离散傅里叶变换; $F^{-1}(\cdot)$ 代表 2 维离散傅里叶逆变换; $\varphi(x)$ 为 x 的相位; $I(x)$ 为输入图

像; $A(f)$ 为振幅谱; $P(f)$ 为相位谱; $L(f)$ 为 \log 振幅谱; $S(f)$ 为显著图; $g(x)$ 为高斯滤波器。

由于利用显著性检测进行预处理, 因此后续需要用获得的显著图 $S(f)$ 来检测基准孔, 显著值需要被归一化到 $[0, 255]$ 范围内的整数, 获得的显著图如图 1 所示, 可以明显看出: 基准孔轮廓区域通过显著性检测凸显出来, 此外, 反光、刀具痕迹、光照不足、带倒角螺纹孔、内嵌轮廓、遮挡等情况对图像产生的影响基本被消除。

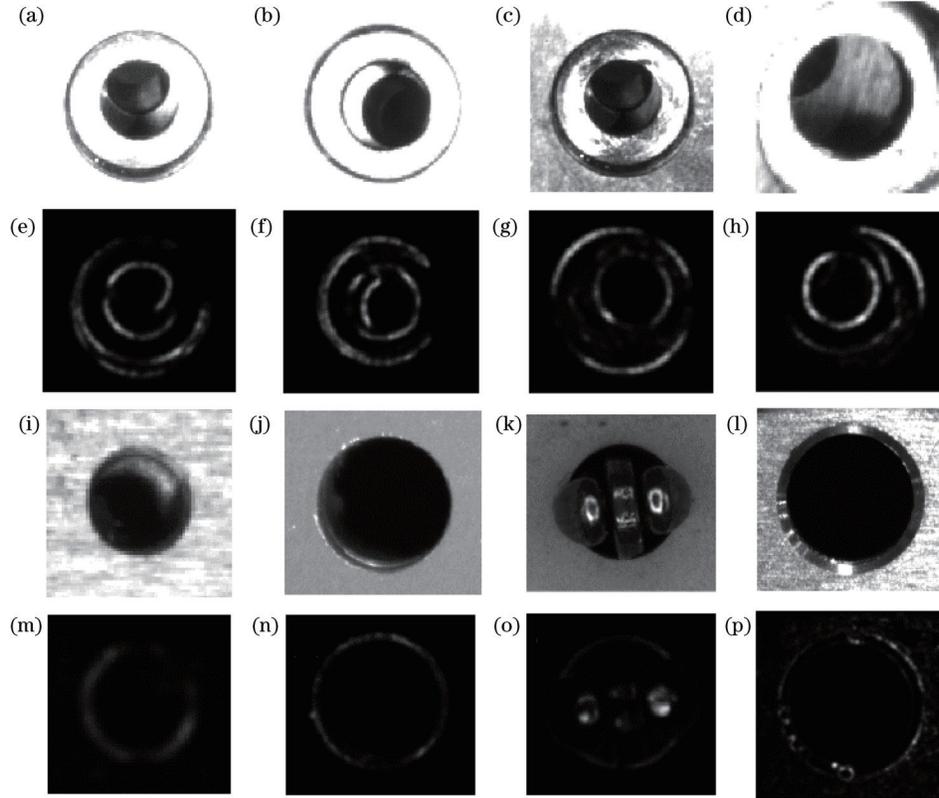


图 1 显著性检测结果。(a)~(d)(i)~(l)原始图像的部分图像;(e)~(h)(m)~(p)显著图中对应的部分图像

Fig. 1 Results of saliency detection. (a)-(d) (i)-(l) Partial images of original image; (e)-(h) (m)-(p) corresponding partial images of saliency map

利用 Hough 圆检测从显著图中提取基准孔粗定位的圆心 (x, y) 和半径 R , 从而分割出基准孔感兴趣区域 (ROI)。在本研究中, 可以根据实际工况设置 Hough 圆检测的最小和最大半径阈值, 使算法更加稳定。

2.2 基于主成分分析的基准孔像素级轮廓提取

以图 1(a) 为例, 可以发现, 真实基准孔轮廓内外存在影响轮廓提取的像素, 因此首先进行基于灰度与欧氏距离的双阈值分割, 获得基准孔的真实轮廓。

基准孔轮廓区域的灰度值与非基准孔轮廓区域的灰度值相比略高, 此外, 显著图中的轮廓具有一定的宽度, 且轮廓的内外侧分布着灰度值较小的点, 全局阈值法通过设置固定参数, 可以剔除那些灰度过小的点, 保证后续算法的鲁棒性。

$$g(i, j) = \begin{cases} 0, & f(i, j) < T \\ f(i, j), & f(i, j) \geq T \end{cases}, \quad (6)$$

式中: $g(i, j)$ 为阈值分割后像素点的灰度值; $f(i, j)$ 为像素点原灰度值; T 为全局阈值参数。

由 2.1 节可知, Hough 圆检测得到的圆半径为 R , 考虑到 R 大小与真实基准孔透视变换得到的椭圆长短轴长度有偏差, 因此设置最小半径阈值 r_{\min} 和最大半径阈值 r_{\max} 。当半径 r 满足 $r_{\min} < r < r_{\max}$ 时, 认为该像素点为基准孔轮廓区域; 当 $r < r_{\min}$ 或 $r > r_{\max}$ 时, 分别认为该像素点为基准孔的内侧和外侧的区域, 并把该像素点灰度设为 0。

$$g(i, j) = \begin{cases} g(i, j), & r_{\min} < r < r_{\max} \\ 0, & r < r_{\min} \\ 0, & r > r_{\max} \end{cases}. \quad (7)$$

图 1(a)所示的基准孔轮廓分割结果如图 2 所示。

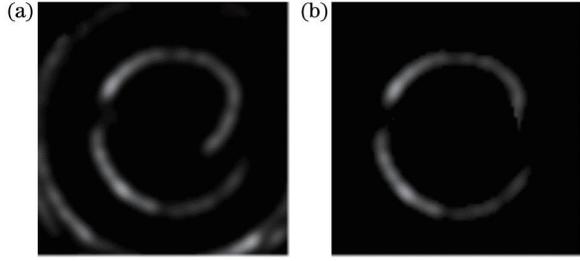


图 2 基准孔轮廓分割结果。(a)轮廓分割之前;(b)轮廓分割之后

Fig. 2 Segmentation results of reference hole contours. (a) Before contour segmentation; (b) after contour segmentation

经过上述的图像分割后,大部分反光、刀具痕迹等情况产生的可能影响提取的像素点均被剔除,在极端情况下仍可能存在着与基准孔轮廓区域连接但不属于轮廓的像素点。因此,本文通过计算基准孔轮廓某点邻域内像素点梯度的协方差矩阵,通过 PCA 来求解该点的法向量,进而判断该点邻域内是否存在不属于轮廓的像素点。算法示意图如图 3 所示。

算法步骤如下:

1) 根据 Hough 圆变换结果,以 (x, y) 为圆心、 R 为半径,遍历基准孔轮廓,计算每 1° 的基准孔轮廓像素坐标 (x', y') , 计算过点 (x, y) 和 (x', y') 的直线 l , 公式可表示为

$$\begin{cases} x' = x + R \cos \theta_l \\ y' = y + R \sin \theta_l \\ l: ax + by + c = 0 \end{cases}, \quad (8)$$

式中: θ_l 为直线 l 与水平线的夹角。以 kernel 为邻域半径,提取 ROI。

2) 定义变量 $(X_{\text{MaxGray}}, Y_{\text{MaxGray}})$ 、 g_{Max} 、 P_{PCA} 分别表示最大灰度值对应的坐标、最大灰度值、PCA 数据样本容器。遍历 ROI' 中像素点,计算点到直线 l

距离 D_{ist} 。

按照以下规则更新变量:

1) 当 ROI' 中像素点的灰度值 $g(i, j) \neq 0$ 时,将像素坐标对应的 x 与 y 方向梯度 $[G_x(i, j), G_y(i, j)]$ 存入 P_{PCA} 。

2) 当 ROI' 中像素点的灰度值 $g(i, j) \neq 0$ 、 $D_{\text{ist}} \leq 1$ 且 $g(i, j) > g_{\text{Max}}$ 时,更新此时的坐标为 $(X_{\text{MaxGray}}, Y_{\text{MaxGray}})$, g_{Max} 更改为当前灰度值。

3) 令 P_{PCA} 中样本个数为 M , 并利用 P_{PCA} 数据样本进行主成分分析,协方差矩阵 C 为

$$C = \begin{bmatrix} \text{cov}(G_x, G_x) & \text{cov}(G_x, G_y) \\ \text{cov}(G_y, G_x) & \text{cov}(G_y, G_y) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

其中

$$\text{cov}(G_x, G_y) = \frac{1}{M-1} \sum_{i=0}^M (G_{xi} - \bar{G}_x)(G_{yi} - \bar{G}_y), \quad (10)$$

式中: G_{xi} 为 x 方向梯度; \bar{G}_x 为 x 方向梯度平均值; G_{yi} 为 y 方向梯度; \bar{G}_y 为 y 方向梯度平均值。特征值 λ 和相应的特征向量 u 满足

$$Cu = \lambda u. \quad (11)$$

由方向梯度的协方差矩阵的物理意义可知,绝对值最大的特征值对应的特征向量为基准孔轮廓的法线方向,基准孔轮廓的法线方向的单位向量 $n = [n_x, n_y]^T$ 。圆心坐标 (x, y) 与基准孔轮廓坐标 (x', y') 之间的方向向量为 $n' = [n'_x, n'_y]^T$, 方向向量 n 与 n' 之间的夹角 θ 为

$$\theta = \frac{\arccos \left[\frac{n \cdot (n')^T}{\|n\| \|n'\|} \right]}{\quad}, \quad (12)$$

式中: $\theta \in [0, \pi]$, 但需要把 θ 的值限制在 $\left[0, \frac{\pi}{2}\right]$ 内。设

θ_τ 为角度阈值: 当 $\theta < \theta_\tau$ 或 $\frac{\pi}{2} - \theta < \theta_\tau$ 时, 该点为基准

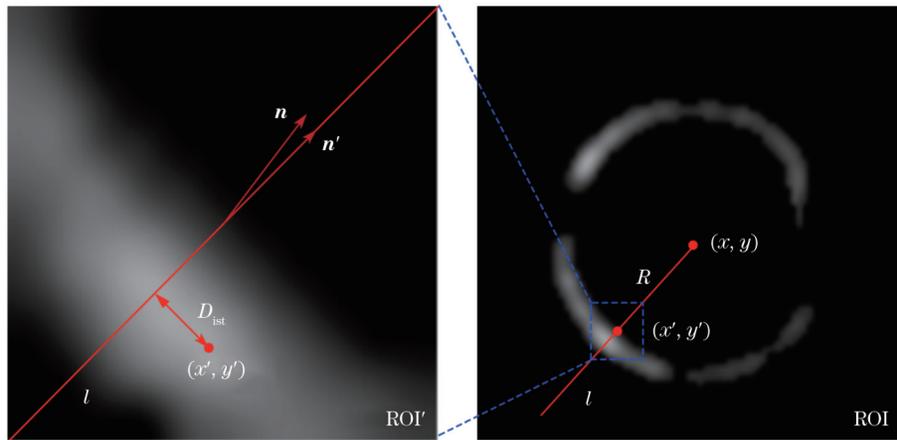


图 3 算法示意图

Fig. 3 Diagrams of algorithm

孔轮廓点;当 $\theta \geq \theta_T$ 或 $\frac{\pi}{2} - \theta \geq \theta_T$ 时,该点可能是干扰点,进入步骤 1)。

通过上述 3 个步骤,可以从 ROI 中筛选出基准孔像素级轮廓,如图 4 所示。

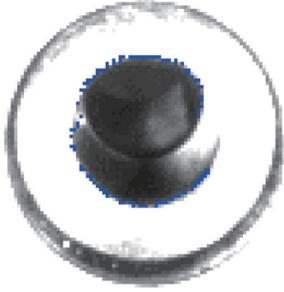


图 4 基准孔像素级轮廓

Fig. 4 Pixel-level contour of reference hole

2.3 基于 Bazen 的亚像素轮廓提取

上述步骤获得的基准孔轮廓坐标为像素级,若直接将其用来进行拟合,将会产生较大误差,因此需要提取轮廓的亚像素坐标。亚像素轮廓通常利用轮廓的法向来确定,在法向上利用梯度重心法对轮廓点进行精确定位。本文使用 Bazen 方法来提取基准孔的亚像素轮廓,提取过程如下:

1) 计算轮廓梯度方向。根据 Sobel 算子计算 x 与 y 方向的梯度大小 G_x 、 G_y 和每个像素点的梯度幅值 G , 公式如下:

$$\begin{cases} G_x = \frac{\partial I(i, j)}{\partial i} \\ G_y = \frac{\partial I(i, j)}{\partial j} \\ G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \end{cases} \quad (13)$$

在计算完每个像素点的 x 与 y 方向梯度后,定义一个 5×5 的邻域,将邻域内的像素点梯度代入式 (14), 计算 Bazen 梯度向量 (v_x, v_y) :

$$\begin{cases} v_x = \sum_{u=i-\frac{W}{2}}^{i+\frac{W}{2}} \sum_{v=j-\frac{W}{2}}^{j+\frac{W}{2}} [G_x^2(u, v) - G_y^2(u, v)] \\ v_y = \sum_{u=i-\frac{W}{2}}^{i+\frac{W}{2}} \sum_{v=j-\frac{W}{2}}^{j+\frac{W}{2}} [2G_x(u, v)G_y(u, v)] \end{cases}, \quad (14)$$

式中: W 为邻域宽度。

若 G_x 或 G_y 为 0, 梯度方向角为 0; 若 $G_x \neq 0$ 且

$$G_y \neq 0, \text{ 梯度方向角 } \theta(i, j) = \frac{1}{2} \arctan \frac{v_y(i, j)}{v_x(i, j)}.$$

2) 梯度重心法自适应定位。由于光照、刀具痕迹等因素,部分基准孔轮廓灰度变化不明显,而正常的轮廓灰度变化明显,这导致各个轮廓点的梯度幅值不同。为了进行自适应计算,这里取当前轮廓点的梯度幅值的 $1/4$ 作为最低阈值,判断该点是否属于轮廓部分。在给定邻域内,沿梯度向量的两个相反方向进行搜索,当梯度幅值小于阈值或达到邻域最大宽度时停止搜索。邻域宽度为 W , 在该宽度内用梯度重心法计算亚像素轮廓点 (X_{sub}, Y_{sub}) , 公式为

$$m = \begin{cases} \frac{\sum_{n=-\frac{W}{2}}^{\frac{W}{2}} G\left(X_{\text{MaxGray}} + \frac{1}{k}n, Y_{\text{MaxGray}} + n\right)n}{\sum_{n=-\frac{W}{2}}^{\frac{W}{2}} G\left(X_{\text{MaxGray}} + \frac{1}{k}n, Y_{\text{MaxGray}} + n\right)}, & \theta \in \left[\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}\right) \cup \left(-\frac{\pi}{2}, -\frac{\pi}{4}\right] \\ \frac{\sum_{n=-\frac{W}{2}}^{\frac{W}{2}} G\left(X_{\text{MaxGray}} + kn, Y_{\text{MaxGray}} + n\right)n}{\sum_{n=-\frac{W}{2}}^{\frac{W}{2}} G\left(X_{\text{MaxGray}} + kn, Y_{\text{MaxGray}} + n\right)}, & \theta \in \left(-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}\right) \end{cases}, \quad (15)$$

$$(X_{sub}, Y_{sub}) = \begin{cases} \left(X_{sub} + \frac{m}{k}, Y_{sub} + m\right), & \theta \in \left[\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}\right) \cup \left(-\frac{\pi}{2}, -\frac{\pi}{4}\right] \\ \left(X_{sub} + m, Y_{sub} + mk\right), & \theta \in \left(-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}\right) \end{cases}$$

式中: k 为梯度方向的斜率。基准孔亚像素轮廓点集为 P_{sub} , 提取效果如图 5 所示。

2.4 基于 Ransac 的基准孔定位

通过第 2.3 节得到了基准孔亚像素轮廓,但其中

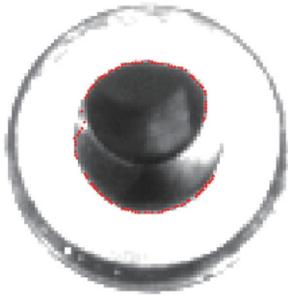


图 5 基准孔亚像素轮廓

Fig. 5 Subpixel-level contour of reference hole

可能仍有少数点为非基准孔轮廓点。为了提高基准孔轮廓的定位精度,提出一种基于Ransac原理的基准孔定位方法。基准孔定位步骤如下:

1)以第 2.3 节获得的基准孔亚像素轮廓点集 P_{sub} 为模板 Mask1。

2)每次从点集 P_{sub} 中随机选取 N 个点拟合椭圆, N 一般大于等于 5, E_i 表示拟合的椭圆, $P_{E_i}(x, y)$ 表示椭圆 E_i 上的一点,生成以点集 $P_{E_i}(x, y)$ 为模板的 Mask2,椭圆的一般方程为

$$F(x, y) = x^2 + Axy + By^2 + Cx + Dy + E = 0, \quad (16)$$

$$F(A, B, C, D, E) = \sum_{i=1}^N (x_i^2 + Ax_i y_i + By_i^2 + Cx_i + Dy_i + E)^2. \quad (17)$$

3)计算 Mask1 与 Mask2 中对应位的乘积,乘积结果为 Mask_{res},统计 Mask_{res} 中非零像素的数量 N_i 。

重复步骤 1)~3),更新迭代次数为 K 时 Mask_{res} 中非零像素数量的最大值 N_{Max} 对应的椭圆拟合结果 E_{Max} ,即 E_{Max} 为最终的基准孔轮廓拟合结果。图 6 所示为 Ransac 拟合过程与结果。

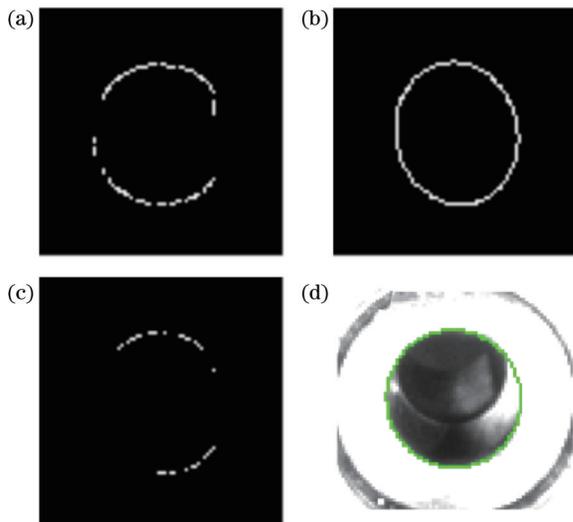


图 6 Ransac 拟合过程与结果。(a) Mask1; (b) Mask2;

(c) Mask_{res}; (d) 椭圆拟合结果

Fig. 6 Ransac fitting process and results. (a) Mask1;

(b) Mask2; (c) Mask_{res}; (d) result of ellipse fitting

3 实验与分析

3.1 实验系统

模拟实验现场如图 7 所示,装配系统由机器人与视觉系统组成,机器人末端装有上工件,视觉系统下方放着下工件,视觉系统由一对工业 CCD 相机 Imaging Source、镜头和光源组成。CCD 相机拍摄的图像尺寸为 2448 pixel×2048 pixel,像素尺寸为 3.45 μm×3.45 μm,相机镜头是焦距为 8 mm 的 RICOH 镜头,光源为白色条形光源,测量视场约为 400 mm×400 mm。本文方法使用 C++ 和 OpenCV 实现,电脑配置为 Intel® Core™ i7-10750H 2.60 GHz CPU、内存为 16 GB。

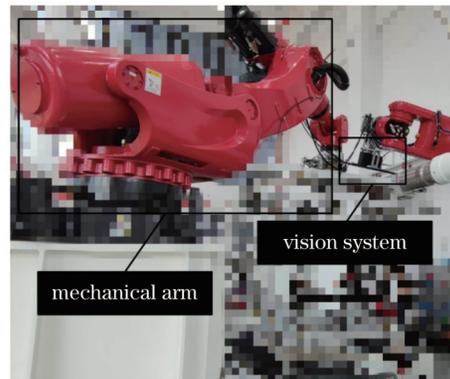


图 7 模拟实验现场

Fig. 7 Simulated experiment site

3.2 真实图像验证

在装配过程中,相机光轴与工件之间的夹角范围维持在 70°~90°。反光、刀具痕迹、光照不足、带倒角螺纹孔、内嵌轮廓、遮挡等原因造成图像质量下降,图 8 为基准孔检测结果。图 8(a)~(e) 为实际装配工件上的基准孔部分图像,图 8(a)~(d) 为同一工件上不同位置、角度的相同基准孔,图像尺寸为 2448 pixel×2048 pixel,测量视场约为 400 mm×400 mm,基准孔直径为 5 mm。图 8(f)、(g) 为爬行机器人制孔基准孔部分图像^[17],图像尺寸为 1280 pixel×960 pixel,测量视场约为 50 mm×50 mm,基准孔直径为 4 mm,用于验证本文算法的鲁棒性。可以发现,定位结果与基准孔轮廓具有很高的重合度。

3.3 噪声图像模拟实验

利用合成图像进行实验,合成图像为 1280 pixel×1080 pixel 的 8 bit 灰度图像。裁剪过后的基准孔合成图像如图 9 所示。每个基准孔在像素坐标中的中心为 (600 pixel, 500 pixel),半径为 300 pixel。为了模拟基准孔边缘可能出现的反光、遮挡等情况,在图 9 的大部分图像上设置了相应的缺陷区域。图 9(a)~(c) 中沿着基准孔周向不规则分布着较小的缺陷,并且这些缺陷在图像中逐渐增大。图 9(d)~(f) 中在基准孔边缘

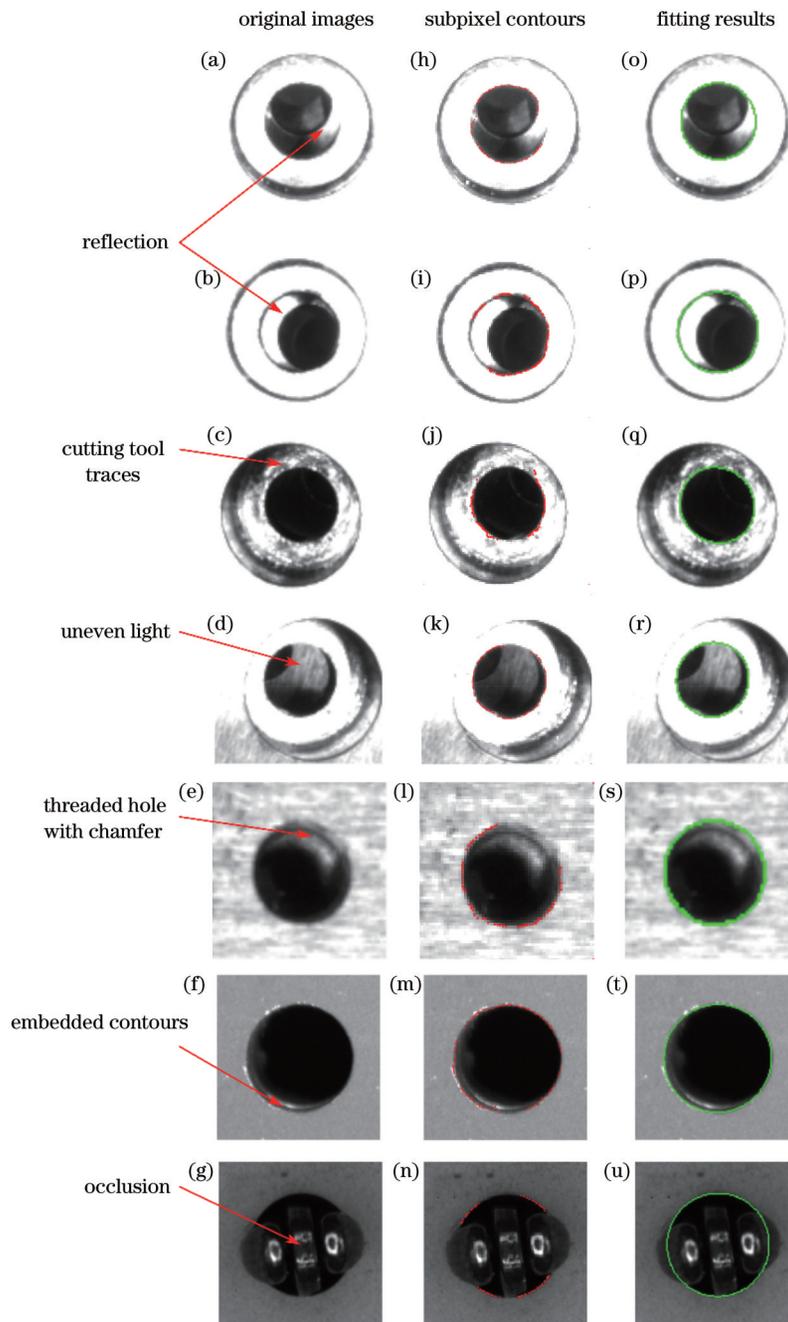


图 8 基准孔检测结果。(a)~(g)原始图像;(h)~(n)亚像素轮廓;(o)~(u)椭圆拟合结果

Fig. 8 Detection results of reference hole. (a)~(g) Original images; (h)~(n) subpixel-level contours; (o)~(u) results of ellipse fitting

分布着不规则的椭圆遮挡物,并且这些遮挡物从少到多逐渐增加,且灰度值也发生了改变。对图 9 中的 6 幅图像添加了比例为 0%、1%、2%、...、39% 的椒盐噪声,可以得到 6 个样本子集,每个子集有 40 幅图像。图 10(a)~(f)分别为在图 9(a)~(f)中添加了比例为 20% 的椒盐噪声的图像。

实验中采用本文方法对基准孔进行检测,首先使用 SR 显著性检测获得显著图,然后利用 Hough 圆检测对显著图进行处理,获得粗定位的圆心和半径;分别在显著图中提取出检测出的 Hough 圆的 ROI;接着基于灰度与欧氏距离的双阈值进行轮廓分割,在利用主

成分分析提取出像素级轮廓的同时剔除干扰点;使用 Bazen 方法提取基准孔亚像素轮廓;最后基于 Ransac 原理对基准孔亚像素轮廓进行拟合,迭代次数设为 100 次。所有实验均采用了相同的参数,基准孔检测精度通过测量合成图像中检测的椭圆圆心 (x_p, y_p) 与实际人为设置的圆心 (x_{real}, y_{real}) 之间的距离来衡量。在本文方法下,合成图像的定位误差如图 11 所示。通过噪声比例在 0%~39% 的合成图像来评估本文方法的计算时间,结果如表 1 所示。

从实验结果可以得出,图 10(a)~(f)的平均定位误差分别为 0.157、0.193、0.227、0.256、0.192、

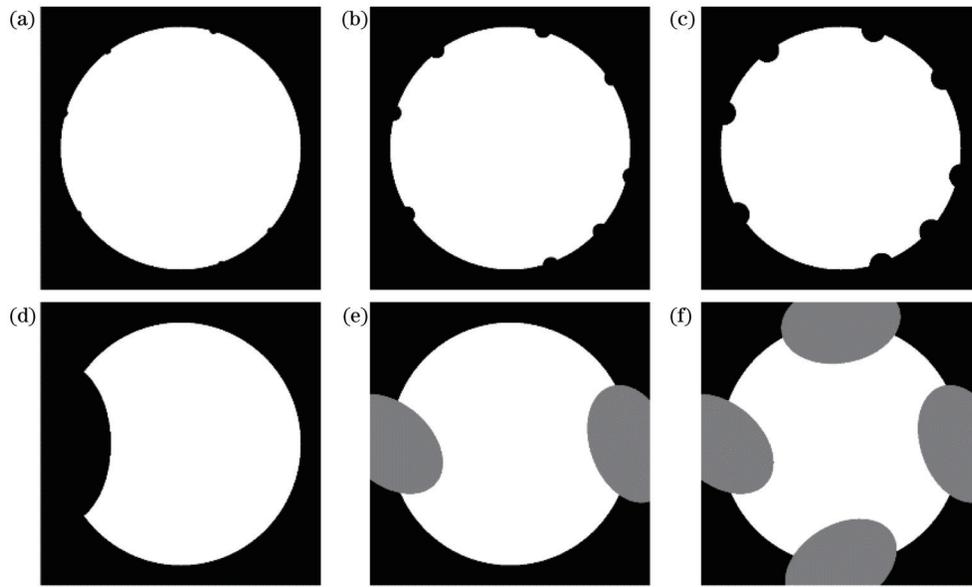


图 9 经过裁剪的合成图像
Fig. 9 Cropped composite images

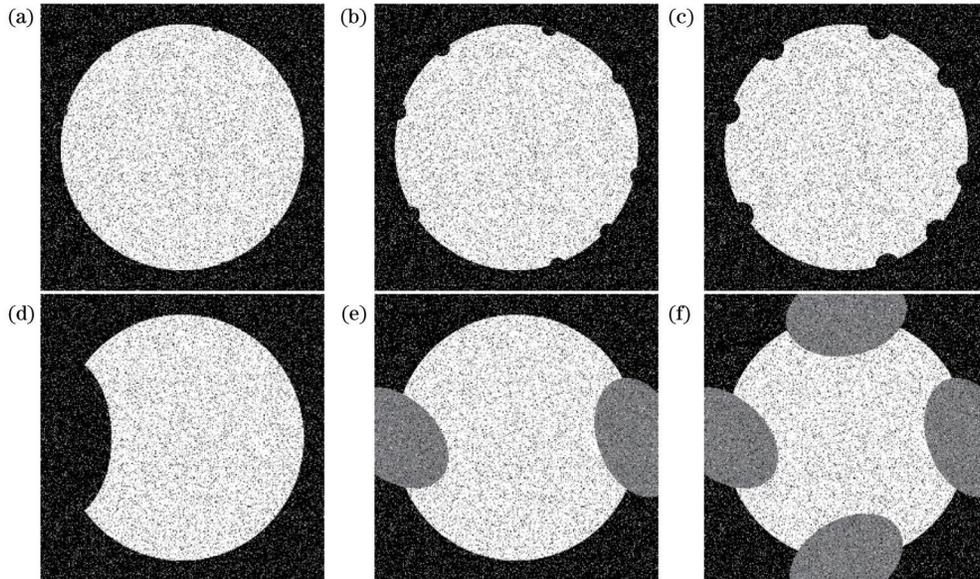


图 10 经过裁剪的合成图像加入 20% 的椒盐噪声
Fig. 10 Cropped composite images added with 20% pepper noise

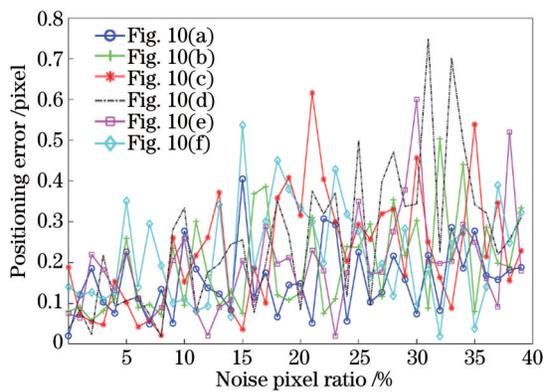


图 11 合成图像定位误差
Fig. 11 Positioning error of composite images

表 1 不同样本下算法的运行时间

Table 1 Algorithm running time under different samples

Sample	Time /s	Sample	Time /s
1	0.313	4	0.344
2	0.301	5	0.309
3	0.293	6	0.302

0.192 pixel, 240 张合成图像的平均定位误差为 0.202 pixel。结果表明定位误差并没有随着缺陷大小、形式的变化而产生明显的变化趋势,且 6 张合成图像在椒盐噪声比例为 0%~39% 的情况下均能对基准孔进行精确定位。由表 1 可知,6 个样本子集在本文算法下的平均运行时间分别为 0.313、0.301、0.293、

0.344、0.309、0.302 s, 在 240 张合成图像上检测基准孔的平均时间为 0.310 s, 满足航空航天装配对基准孔检测的时间要求。

3.4 定位精度验证

由于无法确定图像中基准孔的精确坐标, 为了验证本文算法精度, 下面利用“三角法”对实验数据进行三维重建, 利用相机标定的内外参数与本文算法处理后获取的左右图像坐标, 再根据视差图即可恢复空间中基准孔的三维坐标。对于该实验的双目视觉系统, 测量误差主要由图像上的基准孔轮廓的定位误差与相机标定的误差导致, 其中基准孔轮廓的定位误差由 3.3 节可知为 0.202 pixel, 双目标定的图片分辨率为 2448 pixel×2048 pixel, 左、右相机的重投影误差分别为 0.063 pixel、0.056 pixel。

实验时左、右相机的内参矩阵分别为 $M_L = \begin{bmatrix} 3594.84 & 0 & 1228.43 \\ 0 & 3593.53 & 997.77 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 、 $M_R = \begin{bmatrix} 3574.09 & 0 & 1244.94 \\ 0 & 3573.06 & 994.75 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 左右相机之间的旋转矩阵与平移矩阵分别为 $R = \begin{bmatrix} 0.9388 & -0.0002 & 0.3444 \\ -0.0007 & 0.9999 & 0.0027 \\ -0.3444 & -0.0028 & 0.9388 \end{bmatrix}$ 、 $t = \begin{bmatrix} -176.6074 \\ 0.1214 \\ 28.2482 \end{bmatrix}$ 。

实验样件如图 12 所示, 该阶梯孔为精加工的定位孔, 每个孔之间相距 100 mm, 移动样件使其出现在相机视场中的不同位置并拍摄 40 张图像。图 13 为本文方法的基准孔测量结果。这 40 组重建结果的均值为 99.973 mm, 平均误差为 0.027 mm, 数据的波动主要由随机采样拟合导致, 此外, 本实验数据为大视场图像, 基准孔分辨率低, 图像质量较差, 但仍然能满足测量精度的要求。

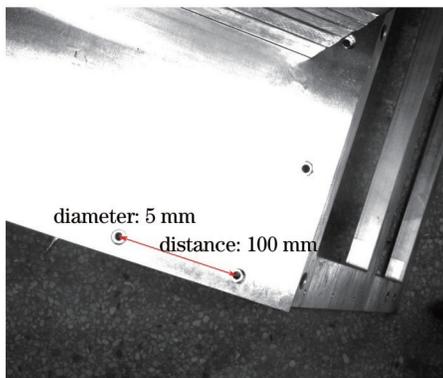


图 12 实验样件
Fig. 12 Experiment sample

4 结 论

提出了一种鲁棒性的椭圆检测算法。在显著性检

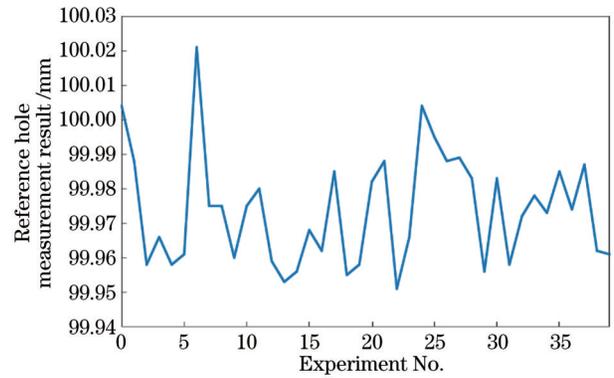


图 13 基准孔测量结果
Fig. 13 Measurement results of reference hole

测的基础上采用 Hough 圆检测方法对基准孔区域进行具有鲁棒性的提取, 基于双阈值分割轮廓并使用主成分分析得到基准孔像素级轮廓, 然后引入 Bazen 方法提取基准孔亚像素轮廓, 最后利用 RANSAC 方法对椭圆进行拟合, 计算基准孔的参数。在提取基准孔轮廓时, 传统 Canny 和阈值分割算法在面对反光、刀具痕迹、光照不均匀、带倒角螺纹孔、内嵌轮廓、遮挡等情况时的定位误差大、甚至失效, 而本文方法在面对复杂情况仍可实现基准孔的精确定位。

参 考 文 献

- [1] Chen Z, Huang J B. A vision-based method for the circle pose determination with a direct geometric interpretation[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1999, 15(6): 1135-1140.
- [2] Eberli D, Scaramuzza D, Weiss S, et al. Vision based position control for MAVs using one single circular landmark[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2011, 61(1): 495-512.
- [3] Wang W C, Guan F N, Ma S Y, et al. Measurement system of gear parameters based on machine vision[J]. Measurement and Control, 2015, 48(8): 242-248.
- [4] Xu G, Li X T, Su J, et al. Circle recognition and parameter measurement methods with the similarity constraint on the slope curve of the tangent lines to a contour[J]. Optik, 2013, 124(16): 2463-2467.
- [5] 张李俊, 黄学祥, 冯渭春, 等. 消除圆位姿二义性的三线构型法[J]. 光学学报, 2016, 36(5): 0515001.
Zhang L J, Huang X X, Feng W C, et al. Solution of duality in circular feature with three line configuration[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(5): 0515001.
- [6] 卢晓冬, 薛俊鹏, 张启灿. 基于圆心真实图像坐标计算的高精度相机标定方法[J]. 中国激光, 2020, 47(3): 0304008.
Lu X D, Xue J P, Zhang Q C. High camera calibration method based on true coordinate computation of circle center[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(3): 0304008.
- [7] 陈金友, 关志伟. 基于双目视觉极线补偿的圆孔位姿检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 2015009.
Chen J Y, Guan Z W. Circular hole pose measurement method based on binocular vision epipolar compensation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 2015009.
- [8] Yip R K K, Tam P K S, Leung D N K. Modification of Hough transform for circles and ellipses detection using a 2-dimensional array[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(9): 1007-1022.
- [9] Fitzgibbon A, Pilu M, Fisher R B. Direct least square fitting of ellipses[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine

- Intelligence, 1999, 21(5): 476-480.
- [10] Mukhopadhyay P, Chaudhuri B B. A survey of Hough transform [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(3): 993-1010.
- [11] Chen S L, Xia R B, Zhao J B, et al. A hybrid method for ellipse detection in industrial images[J]. Pattern Recognition, 2017, 68: 82-98.
- [12] 陈余根, 杨艳. 基于霍夫变换椭圆检测的两种改进算法[J]. 半导体光电, 2017, 38(5): 745-750.
Chen Y G, Yang Y. Two improved algorithms for ellipse detection based on Hough transform[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2017, 38(5): 745-750.
- [13] Xie Y H, Ji Q. A new efficient ellipse detection method[C]// 2002 International Conference on Pattern Recognition, August 11-15, 2002, Quebec City, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2002: 957-960.
- [14] 宦海, 黄凌霄, 张雨, 等. 基于最大内切圆的椭圆孔组检测[J]. 计算机应用, 2015, 35(4): 1101-1105.
Huan H, Huang L X, Zhang Y, et al. Detection of elliptical hole group based on maximum inscribed circle[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(4): 1101-1105.
- [15] Jia Q, Fan X, Luo Z X, et al. A fast ellipse detector using projective invariant pruning[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(8): 3665-3679.
- [16] Mei B, Zhu W D, Yan G R, et al. A new elliptic contour extraction method for reference hole detection in robotic drilling [J]. Pattern Analysis and Applications, 2015, 18(3): 695-712.
- [17] 崔海华, 漏华铖, 田威, 等. 轨道式爬机器人制孔基准的视觉高精度定位[J]. 光学学报, 2021, 41(9): 0915002.
Cui H H, Lou H C, Tian W, et al. High-precision visual positioning of hole-making datum for orbital crawling robot[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(9): 0915002.
- [18] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [19] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [20] Bazen A M, Gerez S H. Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 905-919.
- [21] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [22] Hou X D, Zhang L Q. Saliency detection: a spectral residual approach[C]// 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 17-22, 2007, Minneapolis, MN, USA. New York: IEEE Press, 2007.

Accurate Detection Method for Robustness of Reference Holes in Aerospace Assembly

Liu Haotong¹, Cui Haihua^{1*}, Li Pengcheng¹, Liu Feng², Li Chao²

¹College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, Jiangsu, China;

²Aerospace Science and Industry Space Engineering Development Limited Company, Wuhan 100854, Hubei, China

Abstract

Objective The complex environment and poor image acquisition quality of aerospace assembly sites pose great difficulty to the detection and identification of assembly reference holes due to reflection, cutting tool traces, uneven light, threaded holes with chamfers, embedded contours, occlusion, and other conditions. To address the above problems, this paper proposes a technique of reference hole detection based on saliency detection. In the process of aerospace assembly, the traditional assembly methods relying on manual operations or special fixtures are transformed into digital and flexible assembly to improve assembly efficiency and ensure assembly accuracy. The references on components need to be measured before assembly. Although contact measurement offers high accuracy, it is slow and inefficient. Therefore, non-contact measurement is often chosen, and assembly components are measured by machine vision systems, namely that the positioning references on the components are measured by vision. The above methods are based on the acquisition of the edge points of the reference holes. Nevertheless, Canny edge detection, threshold segmentation, and other image preprocessing methods can hardly accurately extract the actual edge points of reference holes in actual working conditions due to reflection, cutting tool traces, uneven light, threaded holes with chamfers, embedded contours, occlusion, and other conditions. For the above reason, this paper assumes that the image can be transformed into a saliency map before detection and accurate contour positioning can be achieved by principal component analysis and sub-pixel extraction.

Methods The traditional process of reference hole detection mainly consists of image preprocessing, contour extraction, and contour recognition. Among them, image preprocessing is to reduce noise and highlight the reference hole in the image. Contour extraction is to obtain all the contours in the preprocessed image, although a lot of them are not the contour of the reference hole. Contour recognition is to eliminate all such contours from all the contours to be detected to retain the contour of the reference hole and ultimately achieve accurate detection of the reference hole. Images taken at the

actual assembly site indicate that the traditional detection methods can hardly accurately extract the contour of the reference hole, resulting in the false-positive and false-negative detection of the reference hole. To overcome the above problem, this paper preprocesses the image by saliency detection to transform the image into a saliency map, highlights the saliency of the reference hole in the image, and extracts the region of interest regarding the reference hole from the saliency map with the Hough circle detection algorithm. Subsequently, double-threshold contour segmentation is performed, and principal component analysis is conducted to extract the pixel-level contour of the reference hole. Then, the Bazen method is employed to extract the sub-pixel contour of the reference hole. Finally, the reference hole is positioned with high precision according to the principle of random sample consensus (RANSAC).

Results and Discussions In the contour extraction method for reference holes, this paper proposes saliency detection as an image preprocessing method to avoid the poor image quality caused by objective factors. Such factors pose great difficulty to the accurate extraction of the contour of the reference hole by the traditional threshold segmentation and Canny edge detection algorithms and improving the robustness of reference hole identification and detection. In terms of the accuracy of reference hole positioning, this paper proposes the method of performing double-threshold segmentation and principal component analysis to coarsely position the contour of the reference hole. Then, the Bazen method is used to extract the sub-pixel contour and further accurately position the contour of the reference hole. Finally, the RANSAC method is adopted to fit the contour data and thereby improve the accuracy of ellipse fitting. According to experimental verification, the positioning error of the noisy image is 0.202 pixel, and that of the real reference hole is 0.027 mm. Clearly, the detection performance is excellent, and the proposed method is still robust in reference hole detection under the conditions of reflection, cutting tool traces, uneven light, threaded holes with chamfers, embedded contours, occlusion, and so on.

Conclusions The proposed method of reference hole detection based on saliency detection can be applied to detect reference holes under reflection, cutting tool traces, uneven light, threaded holes with chamfers, embedded contours, occlusion, and other conditions, in which it still ensures the robustness of detection. Experimental verification shows that the positioning error of the noisy image is 0.202 pixel, and that of the real reference hole is 0.027 mm. The method has a bright application prospect in industrial assembly reference, processing, and the positioning hole of a task. Compared with existing methods, this method can detect reference holes that are difficult to detect for most of the traditional methods. On the basis of a known size of a reference hole to be detected, the minimum and maximum radius thresholds can be set for the Hough circle detection algorithm to guarantee the robustness of the proposed detection method.

Key words measurement; ellipse detection; reference hole; edge detection