

基于 RANSAC 改进算法的连接器的位姿检测

张 硕 史玲玲 王威威 金 鑫 李忠新

(北京理工大学机械与车辆学院 北京 100081)

摘 要: 连接器的多针对装配过程中,如果不能准确获得零件的位置和姿态,将很可能导致连接器对接任务失败,甚至造成插针弯曲或零件结构损坏。然而受图像噪声、孔内加工痕迹、孔深导致失焦以及孔壁阴影等因素的干扰,在进行孔的检测工作时难以精准地获取完整精确的圆形轮廓,从而对连接器位姿检测精度产生较为显著的负面影响。针对上述问题,本文提出了一种基于 RANSAC 的圆拟合改进算法。首先,通过霍夫梯度法进行粗定位,然后通过 RANSAC 算法获得待拟合圆的内点集;最后,提出了依据邻域内点相对数量确定权重的 WLS,重新对内点集进行圆拟合,进而计算得到连接器精确位姿。本文还进行了精度测试实验,测得姿态平均误差为 0.051° ,位置平均误差为 0.567 pixel,并与其他常见算法进行对比,最终验证本文算法具有较高的精确度与稳定性,检测效果优于其他算法。

关键词: 连接器;圆拟合;随机抽样一致性;最小二乘法

中图分类号: TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.50

Pose detection of connectors based on improved RANSAC algorithm

Zhang Shuo Shi Lingling Wang Weiwei Jin Xin Li Zhongxin

(School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: During the multi-pin docking and assembly process of connectors, if the precise position and orientation of parts cannot be accurately detected, it is very likely to lead to the failure of the connector docking task, and even cause pin bending or damage to the part structure. However, due to the interference of factors such as image noise, machining marks inside holes, defocus caused by hole depth, and hole wall shadows, it is difficult to accurately obtain a complete and precise circular contour when detecting holes, which has a relatively significant negative impact on the accuracy of connector pose detection. In response to the above problems, this paper proposes an improved circle fitting algorithm based on RANSAC. Firstly, coarse positioning is carried out through the Hough gradient method, and then the inlier set of the circle to be fitted is obtained through RANSAC. Finally, the WLS method, which determines weights according to the relative number of inliers in the neighborhood, is proposed to refit the circle for the inlier set, and then the precise pose of the connector is calculated. This paper also conducts a precision test experiment. The measured average attitude error is 0.051° , and the average position error is 0.567 pixels. Compared with other common algorithms, it is finally verified that the algorithm in this paper has high accuracy and stability, and the detection effect is better than that of other algorithms.

Keywords: connector; circle fitting; random sample consensus; least squares method

0 引 言

连接器部件在电子产品中承担着不同部件电路连接的关键功能,其通常由公、母两个接口构成,作为一种在航天、汽车、通信等诸多行业广泛应用的互联器件,具有极为重要的地位。在连接器自动化装配流程中,手部相机率先针对连接器进行图像采集,借助对连接器中心孔与特征孔的精

准定位,从而确定连接器的姿态。其中,孔的定位精度会直接决定位姿检测精度,并最终对装配精度产生显著影响^[1]。

在实际检测过程中,由于图像噪声、孔内加工痕迹、孔深导致失焦以及孔壁阴影等因素的干扰,在孔的检测工作中难以获取完整且精确的圆形轮廓,进而对孔的定位精度产生了较为显著的负面影响,使连接器部件位姿检测精度

下降,可能导致连接器对接任务失败,甚至造成插针弯曲或零件结构损坏。

当前检测圆广泛使用的是霍夫圆检测、随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)、最小二乘法等几类算法及其改进算法^[2-5]。Wang^[6]提出一种基于改进随机霍夫变换的亚像素圆检测算法,改进了随机霍夫变换采样与参数空间处理,在去除噪声的同时,提高了拟合的可靠性和参数的精度。Jiang^[7]提出一种改进的随机霍夫变换圆检测算法,主要优化了确定候选圆、搜索真圆的策略,提高了算法的检测速度和准确性。Zhao 等^[8]提出了一种基于摄影测量和 Hough 变换的圆心拟合优化方法,结合了加权中垂线拟合算法,显著提高了圆心的拟合精度;Kiddee 等^[9]提出一种通过 RANSAC 算法来确定圆形焊缝跟踪中边缘特征点位置的方法。但它仅适用于圆外噪声点较少的情况。Ma 等^[10]提出了一种基于 RANSAC 算法的空间圆心拟合方法,该方法减少了圆外的噪声,但对复杂图像中的圆检测拟合效果仍然不佳;Scitovski 等^[11]提出了一种使用 DBSCAN 算法中参数的 RANSAC 算法,特别适用于解决多圆检测问题,并呈现较高的检测效率;黄力峰等^[12]提出对最小二乘优化算法和代数解法的差异性等问题进行比较,利用数据实例验证了两种算法的实用性和有效性,并明确了两种方法的适用范围;Michałowska 等^[13]提出结合了霍夫圆检测和稳健最小二乘法的圆拟合方法,找到精确的圆形树干。而对于目标位姿检测问题,张亚炜等^[14]提出了一种基于双向融合纹理和深度信息的目标位姿检测方法,在保证精度的同时,减少模型的计算量和参数量,加快了模型的训练速度;高国琴等^[15]提出采用改进的 PROSAC 算法对立体匹配进行提纯,有效降低了位姿各分量的误差平均绝对值;马宏伟等^[16]提出了一种改进的 ORB-FLANN 煤研石识别图像与分拣图像高效匹配方法,提高了图像特征点检测速度、重复率和图像匹配的精确率。

但上述各算法均存在一定的局限性,在实际应用中难以同时兼顾强抗干扰性与高准确性,缺少一种能够排除负面条件干扰,稳定、精确完成连接器位姿检测任务的目标检测算法。

鉴于此,本文提出了一种基于 RANSAC 的改进算法,主要分为以下 3 步:第 1 步通过霍夫梯度法进行粗定位,避免受到零件其他结构产生的大量离群点的干扰;第 2 步通过 RANSAC 与最小二乘法结合,剔除边缘信息中的异常数据,获得待拟合圆的内点集;第 3 步本文提出了一种依据邻域内点相对数量确定权重的加权最小二乘法(weighted least squares, WLS),计算内点邻域内其他内点与离群点的数量之差,并归一化处理为权重参数,提高了有效弧段的权重,据此对内点集进行加权最小二乘法拟合,得到圆的准确位置和半径。上述方法可精准计算获得连接器部件位姿,从而作为装配过程中的基体位姿,辅助顺利进行连接器部件多针对接装配。

1 图像检测流程

本文的目标是通过零件中心孔和特征孔的检测,得到零件的位姿信息,便于连接器部件的多针对接装配。连接器部件的作用并非局限于单纯的机械连接,而是通过插针与插脚连接,完成相连部件的电源供应和信号传输,插针连接的质量与可靠性对整个系统的工作效果及安全性有着直接且决定性的影响。某连接器样件结构如图 1 所示。

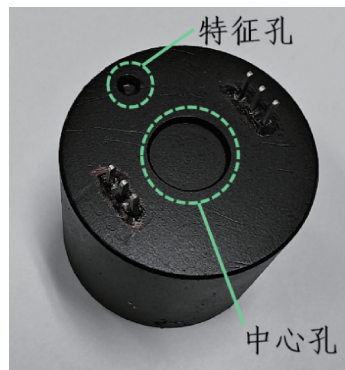


图 1 连接器样件结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the connector sample structure

零件位姿的图像检测流程如图 2 所示。首先,通过单尺度视网膜皮层理论算法(single-scale retinex, SSR)对过暗图像进行增强;其次,根据检测需求,对图像进行感兴趣区域(region of interest, ROI)划分;之后,通过 Canny 算法提取零件边缘信息;然后,通过霍夫圆检测进行粗定位,剔除零件其他结构产生的离群点;之后使用 RANSAC 算法进行精定位,得到高质量内点集;通过加权最小二乘法,提高有效弧段的权重,实现高精度圆拟合;最后,根据中心孔和特征孔的检测结果计算位姿信息。

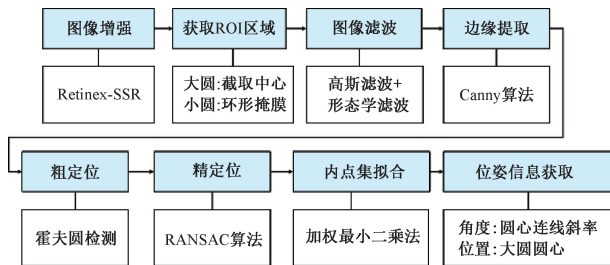


图 2 图像检测流程图

Fig. 2 Image detection flow chart

1.1 过暗图像的增强

受零件表面颜色及反射特性影响,图像中待测零件整体灰度较低,待测特征表现不明显。为便于对图像进行边缘提取,本文采用了 Retinex-SSR 算法进行图像增强。基于 Retinex 理论,图像 $I(x, y)$ 由入射图像(亮度图像) $L(x, y)$ 和反射图像 $R(x, y)$ 构成, x, y 为图像中对应像素点的列坐标和行坐标,可以用公式表达为:

$$I(x, y) = L(x, y) \times R(x, y) \quad (1)$$

其中,亮度图像 $L(x, y)$ 包含了图像中所处环境的光照强度信息,如一片较亮或较暗区域;反射图像 $R(x, y)$ 包含了图像中物体表面的反射特性信息,如物体边缘和表面痕迹等,其通常为对零件进行特征提取所需的图像。

算法步骤如下:

1) 选取适当的 σ 创建高斯模板, σ 表示高斯核函数在 X 方向的的标准偏差,本文中 $\sigma = 65$;

2) 使用高斯模板对原图像进行卷积,通过卷积对原图像进行低通滤波,得到保留低频信息的亮度图像 $L(x, y)$;

3) 根据式(2)计算包含图像高频信息,即物体反射特性信息的 $\ln(R(x, y))$;

$$\ln(I(x, y)) = \ln(L(x, y)) + \ln(R(x, y)) \quad (2)$$

4) 将上一步的 $\ln(R(x, y))$ 进行量化,缩放到 $0 \sim 255$ 范围内,即为原图像对应的反射图像。

图像增强的结果对比如图 3 所示。

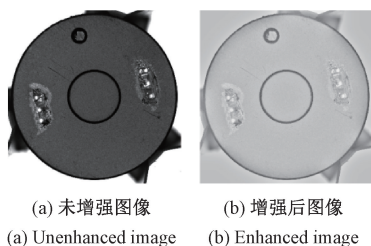


图 3 图像增强效果对比

Fig. 3 Comparison of image enhancement effects

1.2 边缘提取

对原图像进行图像增强后,根据检测目标不同进行 ROI 区域划分,截取中间区域为中心孔 ROI 区域,截取环形区域为特征孔 ROI 区域,ROI 区域划分结果如图 4 所示。

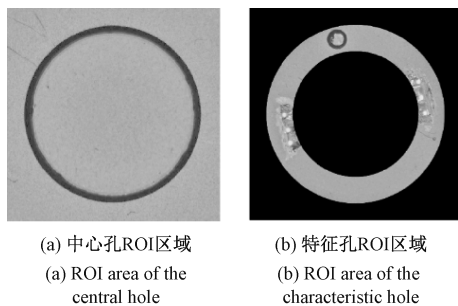


图 4 两孔 ROI 区域

Fig. 4 Two-hole ROI area

对 ROI 区域图像进行形态学滤波,去除图像中的椒盐噪声,再进行高斯滤波,减少图像中的高频成分,去除图像在采集或传输过程中引入的高斯噪声。完成滤波后,使用 Canny 算法进行边缘检测,获得中心孔和特征孔的边缘信息。对特征孔的边缘提取结果及与未增强图像的对比如图 5 所示。

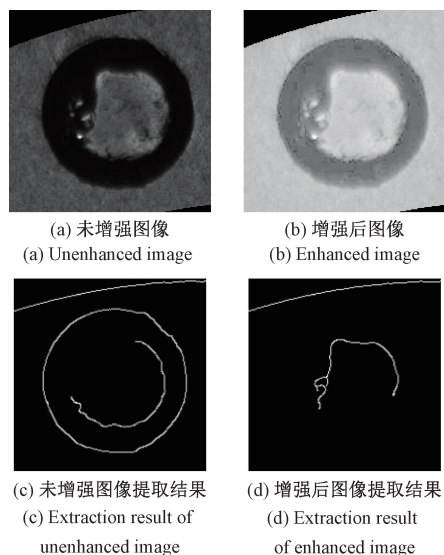


图 5 特征孔边缘提取结果对比

Fig. 5 Comparison of edge extraction results of characteristic holes

2 基于 RANSAC 的圆拟合改进算法

2.1 圆孔的粗定位

对提取的边缘信息进行圆拟合时,中心孔的轮廓构成了边缘提取结果的主要部分,离群点大多是由噪声、加工痕迹等干扰因素所引发的异常点,直接使用 RANSAC 算法进行剔除,便能顺利获取中心孔的内点集。然而对于特征孔轮廓,其在边缘提取结果中所占的比例相对较小,图像中的离群点除了上述干扰因素产生的异常点外,又包括了零件上其他结构的边缘点,这导致离群点的数量将明显大于特征孔的内点数量,若直接采用 RANSAC 算法,难以得到有效的模型。对此,本文使用霍夫梯度法先对 RANSAC 算法进行基于区域的样本选择优化,根据对特征孔的粗定位,划分更为准确的样本区域,以排除零件上其他结构对检测过程的影响^[17]。同时,霍夫梯度法也能为 RANSAC 算法提供更为准确的初值,有利于 RANSAC 算法得到更为准确的结果。

本文采用的霍夫梯度法是一种在霍夫变换的基础上改进的圆检测算法,霍夫变换是一种图像处理中常用的特征提取技术,本质上是把图像变换到 Hough 二维参数空间中,在参数空间统计极值点来完成目标的检测与定位^[18]。霍夫梯度法对霍夫变换进行了改进,通过两轮筛选将 3 个待确定参数进行分离,实现了算法的降维。在第一轮筛选中确定圆心的坐标,通过遍历所有边缘点,计算出图像 $J(x, y)$ 各点对应水平方向、垂直方向的梯度 G_x, G_y , 并求出梯度方向 θ 。计算方法如下:

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \times J(x, y) \quad (3)$$

$$G_y = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} * J(x, y) \quad (4)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (5)$$

作出各点延梯度方向的直线,并根据预设的半径范围截取直线上的线段,找到经过线段数最多的交点,该交点坐标即为最终求得的圆心坐标。

确定圆心坐标后,通过第二轮筛选确定圆的半径,遍历所有边缘点,计算各点到第一轮求得的圆心之间的距离,即该点对应的半径,找到最多点对应的半径,即为最终求得的半径。

对两 ROI 区域进行霍夫梯度法检测的结果如图 6 所示。

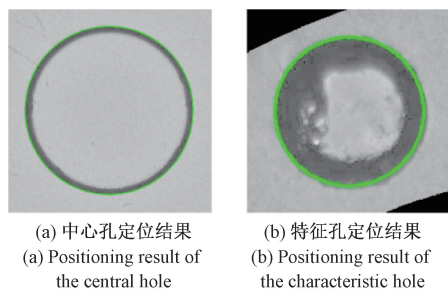


图 6 两孔粗定位结果

Fig. 6 Two-hole rough positioning results

2.2 精定位

在新的 ROI 区域内,使用粗定位得到的拟合圆对边缘数据点进行筛选,对筛选得到的数据使用 RANSAC 算法进行圆拟合,RANSAC 是一种通过随机抽样来估计数学模型参数的迭代算法,能够用于解决数据集受噪声点和异常值点干扰情况下的模型拟合问题^[19-20]。

RANSAC 算法具有对数据集中的噪声点和异常点鲁棒性强的优点,但它对数据的内点比例比较敏感,在内点比例较低的情况 RANSAC 算法随机抽取的样本可能混有较多离群点,需要大量迭代才能得出理想的模型,同时最终拟合结果可能依然受离群点的影响,这也使得算法准确性下降,为此本文上一节中通过霍夫梯度法粗定位,进行了基于区域的样本空间优化,为了进一步减小离群点的干扰,避免抽样过程中进行多次无效尝试,本文在抽样拟合模型时,不再使用最小样本子集进行拟合,而是扩大了抽样数量,结合最小二乘法进行模型参数估计,其具体步骤如下:

步骤 1) 遍历边缘检测结果图中各像素点,提取灰度值为 255 的点,构成边缘点集,记为 P;

步骤 2) 计算点集 P 中的各点到粗定位拟合圆圆周的距离,筛选距离在一定阈值 b 范围内的点,阈值 b 用来控制算法选取的样本点的范围,本文中 $b = 10$,筛选后的点构成圆轮廓点集,记为 Q;

步骤 3) 从点集 Q 中随机选取 s 个点,本文中 $s = 20$,

使用最小二乘法拟合一个模型,记为 M。

步骤 4) 提取点集 Q 中与该模型 M 距离小于偏差阈值 t 的点构成内点集,记为 I,并统计点集 I 中点的数目,偏差阈值 t 用来控制内点的选择标准,本文中 $t = 0.5$;

步骤 5) 重复上述步骤 3) 与步骤 4),将新的模型记为 M',新内点集记为 I',比较新旧内点集中的点的数目,将点集 I 和模型 M 保留为数目较多的内点集及其对应模型,如此迭代 i 次,本文迭代次数为 $i = 200$,迭代后得到的点集 I 和模型 M 即为最终结果。

结合霍夫圆检测粗定位结果进行样本空间优化的 RANSAC 算法流程图如图 7 所示。

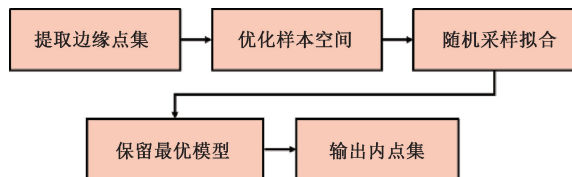


图 7 RANSAC 算法流程图

Fig. 7 RANSAC algorithm flow chart

使用 RANSAC 算法精定位效果如图 8 所示。

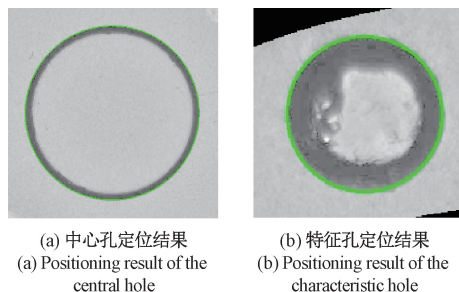


图 8 两孔精定位结果

Fig. 8 Two-hole precise positioning results

2.3 拟合内点集获取零件位姿

在上述过程中,得到了较为理想的圆模型及对应的内点集,但 RANSAC 算法只能在有限迭代次数内找到一个局部最优解,得到的圆只是根据随机抽样的部分点拟合的,为了提高结果的可靠性并进一步提高圆拟合的精度,本文对内点集中的全部点进行了重新拟合,并使用重新拟合的结果求取零件位姿。

本文选择的拟合算法是加权最小二乘法,该算法是在最小二乘法的基础上,通过权重函数对每个点加权,本文提出了一种依据邻域内点相对数量确定权重的加权最小二乘法,采用的加权方式可以提高有效圆弧上数据点的权重,减小疑似离群点造成的影响,一定程度上解决了最小二乘法易受离群点影响的缺点。其进行圆拟合的步骤如下,将圆的参数方程表达式展开为:

$$x^2 + y^2 - 2ax - 2by + a^2 + b^2 - r^2 = 0 \quad (6)$$

为了便于后续进行参数估计,令 $A = -2a, B = -2b, C = a^2 + b^2 - r^2$, 将上式整理变形为:

$$-x^2 - y^2 = Ax + By + C \quad (7)$$

使用线性回归模型 $\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$ 对其进行求解,式中特征矩阵 \mathbf{X} 第 1 列依次为数据集中各点 x 坐标,第 2 列依次为数据集中各点 y 坐标,第 3 列均为 1,参数向量 $\boldsymbol{\beta} = (A, B, C)$, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为误差项。令模型中目标向量 \mathbf{y} 的元素 $y_i^{\text{vector}} = -(x_i^{\text{point}})^2 - (y_i^{\text{point}})^2$, 其中 x_i^{point} 表示数据集中第 i 个点 x 坐标, y_i^{point} 表示数据集中第 i 个点 y 坐标。

权重的确定是加权最小二乘圆拟合的关键步骤,确定的权重的步骤如下,首先,将上一节中点集 I 对点集 Q 的补集,记为外点集 O。统计内点集 I 中的各点邻域内其他内点的数量和外点的数量。然后,计算邻域中两点集对应数量差值,并找到最大值和最小值。最后,对各点对应差值进行归一化,获得权重数值。即:

$$w_{ii} = \frac{(N_{I_i} - N_{O_i}) - \Delta_{\min}}{\Delta_{\max} - \Delta_{\min}} \quad (8)$$

式中: w_{ii} 表示第 i 个数据点对应的权重数值, N_{I_i} 为第 i 个数据点邻域内其他 I 点集中点的数量, N_{O_i} 为第 i 个数据点邻域内其他 O 点集中点的数量, Δ_{\max} 为差值的最大值, Δ_{\min} 为差值的最小值。该权重函数将对周围离群点较多的内点和处于残缺圆弧段的内点赋予较低的权重,减小其对拟合结果的影响,有利于使用较完整、准确的弧段拟合目标圆。内点集与外点集分布情况如图 9 所示,图中绿色数据点为内点,红色数据点为外点。

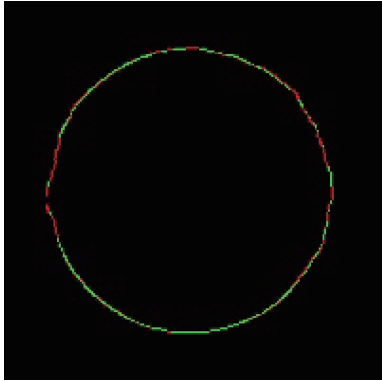


图 9 内点集与外点集分布情况

Fig. 9 Distribution of inner point sets and outer point sets

在普通最小二乘法中,算法目标是最小化误差平方和

$\sum_{i=1}^n \epsilon_i^2$, 式中 ϵ_i 表示内点集中第 i 个数据点对应的误差,而在加权最小二乘法中引入了权重函数对各点进行加权计算 $\sum_{i=1}^n w_{ii} \epsilon_i^2$, 即目标转换为:

$$\text{Minimize}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{W}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \quad (9)$$

式中:权重矩阵 \mathbf{W} 为由 w_{ii} 构成的对角矩阵,由该式对参数向量求导可得:

$$\frac{\partial(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{W}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -2\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} \quad (10)$$

令上式等于 0, 可得:

$$\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{y} \quad (11)$$

即可求解出 A, B, C , 进而计算出 a, b, r 的值,完成对圆的拟合。拟合结果如图 10 所示。

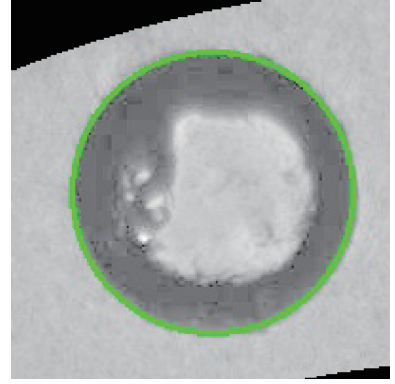


图 10 特征孔最终拟合结果

Fig. 10 Final fitting result of characteristic holes

完成对内点集的拟合后,得到特征孔与中心孔的精确位置,以图像质量较好的中心孔位置确定零件位置,以两孔圆心连线的斜率确定零件姿态,完成零件位姿的检测。连接器检测流程如图 11 所示。

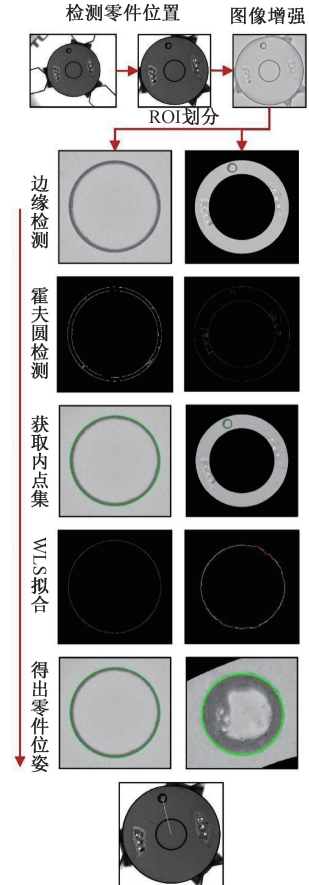


图 11 连接器检测流程

Fig. 11 Connector detection process

3 实验验证

3.1 对照组简介

在对接装配过程中,对于连接器部件的位置和姿态检测极为关键,因此本文从这两方面分别设计了实验,选取圆拟合和位姿检测的经典算法作为对照组,并从平均误差、标准差、最大误差、最小误差几个方面对检测效果进行分析。

针对内点集拟合的问题,效果较好的典型算法是迭代重加权最小二乘法^[21-22](iterative reweighted least squares, IRLS),因此选择迭代重加权最小二乘法进行内点集拟合

作为实验的对照组之一。

此外,针对于本文中的零件位姿检测问题,除了使用拟合的方法,还可以通过特征匹配的方法进行位姿检测,因此选择尺度不变特征变换^[23](scale-invariant feature transform, SIFT)特征匹配作为实验对照组之一。

同时,为了证明本文提出的方法各步骤的必要性,将霍夫梯度法的检测结果和未进行内点集拟合的检测结果也作为对照组之一。

基于上述分析,最终确定实验全部对照组,如表 1 所示。

表 1 对照组算法一览

Table 1 Overview of control group algorithms

组别	图像预处理	边缘提取	粗定位	精定位	内点集拟合
对照组 1	Retinex-SSR 图像增强+高斯滤波+形态学滤波	Canny 算法	SIFT 特征匹配	RANSAC	
对照组 2	Retinex-SSR 图像增强+高斯滤波+形态学滤波	Canny 算法	霍夫梯度法		
对照组 3	Retinex-SSR 图像增强+高斯滤波+形态学滤波	Canny 算法	霍夫梯度法	RANSAC	
对照组 4	Retinex-SSR 图像增强+高斯滤波+形态学滤波	Canny 算法	霍夫梯度法	RANSAC	IRLS
本文方法	Retinex-SSR 图像增强+高斯滤波+形态学滤波	Canny 算法	霍夫梯度法	RANSAC	WLS

3.2 姿态精度实验

本小节设计了一种姿态精度测量实验系统,对本文检测方法的姿态精度进行测试。实验系统的硬件组成主要有装有三爪卡盘的分度盘、环形光源、高精度机器人、手相机等,实验系统结构如图 12 所示。

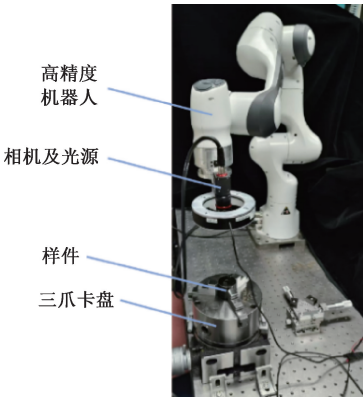


图 12 姿态实验系统结构示意图

Fig. 12 Schematic diagram of pose experiment system structure

进行姿态精度测试时,手眼相机安装在高精度机器人末端,环形光源固定在相机前方,待测零件固定在三爪卡盘上。保证三爪卡盘中心、环形光源中心、手部相机光心在同一条直线。

获取待测零件图像后,将分度盘旋转 4°,再次获得图像,重复上述流程直到分度盘完成 360°旋转,获得一组 91 张图像。分度盘旋转一周的角度误差小于 0.02°,具有较高的定位精度,因此在实验中将分度盘的旋转角度看作真值,通过检测方法得到的角度与真值角度的比较即可计

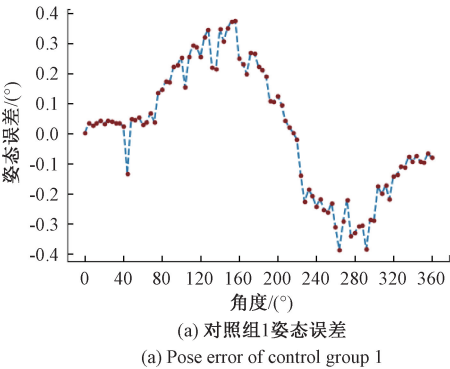
算检测方法的误差。姿态测试误差结果如表 2 和图 13 所示。

表 2 不同算法姿态精度

Table 2 Pose accuracy of different algorithms (°)

指标	对照组 1	对照组 2	对照组 3	对照组 4	本文算法
平均误差	0.148	0.144	0.120	0.063	0.051
标准差	0.092	0.118	0.099	0.034	0.028
最大误差	0.327	0.517	0.355	0.135	0.103
最小误差	0.011	0.008	<0.001	<0.001	<0.001

通过对比分析发现,本文所提出的算法的姿态误差在标准差方面数值最小,这表明该算法在运行过程中的误差波动幅度小,具备高度的稳定性。同时,其平均误差以及最大误差指标同样处于最低水平,相较于其他算法具有显著的优势。上述结果充分验证了本文算法在当前工况条件下的优越性。



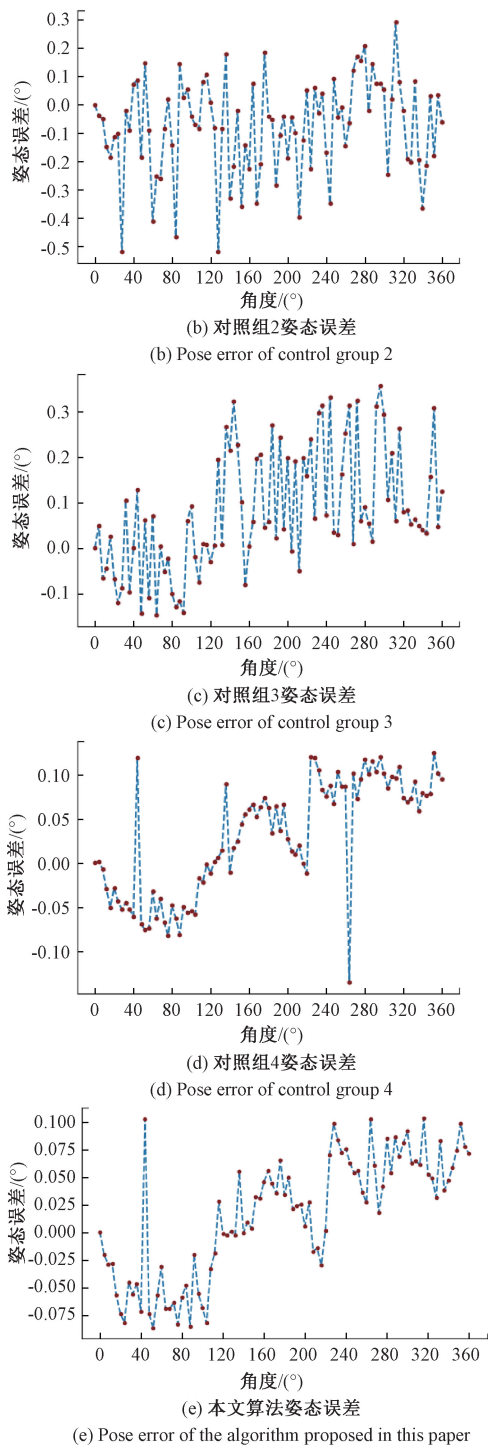


图 13 不同算法的姿态误差

Fig. 13 Pose error of different algorithms

3.3 位置精度实验

位置精度测量实验系统的硬件组成方面将装有三爪卡盘的分度盘换为装有夹具的平移台,其他设备同样如图 14 所示。进行位置测试时,系统布局保证环形光源中心、手部相机光心在同一条直线,平移台初始位置与测量时移动最大距离的位置都在相机视野范围内。

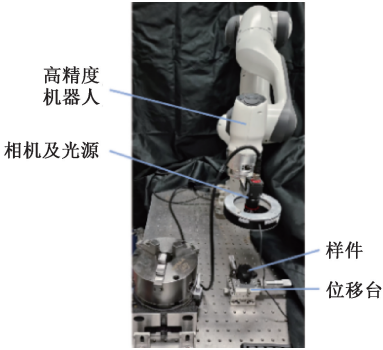


图 14 位置实验系统结构示意图

Fig. 14 Schematic diagram of position experiment system structure

获取待测零件图像,然后调动位移台每次移动 5 mm,自上而下移动 3 次,每次自上而下移动进行 5 次自右向左移动,获取 $3 \times 5 = 15$ 张图像,图像中零件位置分布及对应序号如图 15 所示。

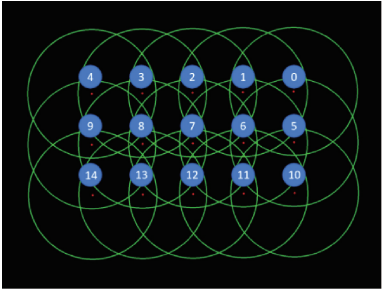


图 15 零件位置分布

Fig. 15 Part position distribution

同样将最小读数 0.01 mm 的高精度位移台的位移作为真值,比较检测方法得到的位移与真值位移即可计算检测方法的误差。位置测试误差结果如表 3 所示,本文方法测得的两点间误差如表 4 所示。

表 3 不同算法位置精度

Table 3 Position accuracy of different algorithms

指标	pixel				
	对照组 1	对照组 2	对照组 3	对照组 4	本文算法
平均误差	1.583	3.898	0.635	0.580	0.567
标准差	1.327	2.535	0.372	0.368	0.380
最大误差	4.560	8.571	1.464	1.381	1.497
最小误差	0.103	0.327	0.112	0.055	0.071

通过对比分析发现,本文所提出的算法的位置误差在标准差、平均误差以及最大误差指标上,领先于对照组 1、2、3,与对照组 4 差距不大。这是因为在本文检测背景中,零件位置可以通过中心孔位置确定,相对于孔径较小、孔深较深且位于零件边缘的特征孔,中心孔特征明显、受阴影影响小、畸变较小,所以边缘中的干扰点较小,本文算法与对照组 4 都取得了较为理想的效果,所以差距不明显。

表 4 本文算法位置测试误差数据

Table 4 Position test error data of the algorithm in this paper

距离类型	点 1 序号	点 2 序号	位置误差/ pixel
垂直距离	0	5	0.812
垂直距离	1	6	0.087
垂直距离	2	7	0.431
垂直距离	3	8	0.840
垂直距离	4	9	0.992
垂直距离	5	10	0.641
垂直距离	6	11	0.071
垂直距离	7	12	0.126
垂直距离	8	13	0.319
垂直距离	9	14	0.687
水平距离	0	1	0.316
水平距离	1	2	0.564
水平距离	2	3	0.536
水平距离	3	4	1.085
水平距离	5	6	0.723
水平距离	6	7	0.174
水平距离	7	8	0.700
水平距离	8	9	0.372
水平距离	10	11	1.065
水平距离	11	12	0.088
水平距离	12	13	0.354
水平距离	13	14	1.497

4 结 论

本文针对连接器部件多针对接装配的检测过程中,受图像噪声、孔内加工痕迹、孔深导致失焦以及孔壁阴影等干扰,难以获取完整且精确的圆形轮廓,导致连接器部件位姿检测精度下降的问题,提出了一种新的基于 RANSAC 的圆拟合改进算法。首先,霍夫梯度法在粗定位阶段能够有效地识别并剔除由于零件其他结构所产生的干扰点,从而极大地降低了无关因素对算法准确性的影响。其次, RANSAC 算法在处理过程中成功地从复杂的边缘点数据集中提取出拟合达到最佳效果的内点集,使得圆拟合的精度得到了实质性的提升。最后, WLS 的权重分配函数在整个算法体系中也起到了至关重要的作用,其对于杂质干扰点展现出更为出色的排除效果,能够更加精准地分配权重,进一步优化了算法对有效数据的利用效率,从而全面提升算法的整体性能与准确性。本文还进行了姿态、位置精度测试实验,并与其他常见算法进行对比,最终验证本文算法具有高的精确度与稳定性,拟合效果优于其他算法。

尽管本文所提出的算法在诸多方面展现出了显著的优势与良好的性能表现,但不可忽视的是,该算法依然存

在着一定程度的局限性。例如,本文背景下,待测目标受加工缺陷或环境因素等影响产生的形变较小,所以采用了标准圆形作为假设目标模型。如果针对其他检测场景,算法总体思路依然适用。例如,只需要把精定位和内点集拟合部分的圆参数方程替换为椭圆的一般方程,即可适用于假设目标为椭圆模型的检测场景。本文研究工作也为后续拟合算法的扩展,奠定了坚实的基础。

此外,在确定加权最小二乘法中的权重函数时,当前所采用的方式对于邻域内其他点的分布情况缺乏足够科学、精准且全面的度量手段。这一不足在一定程度上可能会影响算法在处理复杂数据场景时的精度与稳定性,进而限制了算法在更广泛领域或更高要求应用场景下的有效性发挥。

鉴于此,在未来的研究工作中,可以充分考虑借鉴其他邻域类算法所蕴含的先进理论与成熟方法,对现有的权重函数进行深入的改进与优化。通过开展拓展性研究,探索如何构建一种更为科学合理的权重函数确定机制,进一步提升本文算法的性能与适应性,以更好地满足不同工况条件下的实际需求。

参考文献

[1] 刘昊瞳,崔海华,李鹏程,等. 航空航天装配基准孔鲁棒性精确检测方法[J]. 光学学报,2023,43(3):76-85.
LIU H T, CUI H H, LI P CH, et al. Accurate detection method for robustness of reference holes in aerospace assembly[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(3): 76-85.

[2] CAO J N, GAO Y, WANG CH W. A novel four-step algorithm for detecting a single circle in complex images[J]. Sensors, 2023, 23(22):9030.

[3] 龚昕,张楠. 基于 Hough 变换的圆检测算法的改进[J]. 信息技术,2020,44(6):89-93,98.
GONG X, ZHANG N. Improvement of circle detection algorithm based on Hough transform[J]. Information Technology, 2020, 44(6): 89-93,98.

[4] ONSHAUNJIT J, SRINONCHAT J. Algorithmic scheme for concurrent detection and classification of printed circuit board defects[J]. Computers, Materials & Continua, 2022, 71(1): 355-367.

[5] 熊保玉. 基于改进 Hough 变换算法的圆形零件检测[J]. 食品与机械,2021,37(3):112-115,143.
XIONG B Y. Circular parts detection based on improved Hough transform algorithm[J]. Food & Machinery, 2021, 37(3): 112-115,143.

[6] WANG G J. A sub-pixel circle detection algorithm combined with improved RHT and fitting [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(39-40): 1-19.

[7] JIANG L Y. A fast and accurate circle detection algorithm based on random sampling [J]. Future Generation Computer Systems, 2021, 123: 245-256.

- [8] ZHAO CH L, FAN CH Y, ZHAO ZH Y. The center of the circle fitting optimization algorithm based on the Hough transform for crane[J]. Applied Sciences, 2022, 12(20): 10341-10341.
- [9] KIDDEE P, ZHAO J F, TAN M. A real-time and robust feature detection method using hierarchical strategy and modified Kalman filter for thick plate seam tracking[J]. International Journal of Automation and Control, 2017, 11(4): 428-446.
- [10] MA Y K, FAN J F, YANG H ZH, et al. A fast and robust seam tracking method for spatial circular weld based on laser visual sensor [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-11.
- [11] SCITOVSKI R, MAJSTOROVIC S, SABO K. A combination of RANSAC and DBSCAN methods for solving the multiple geometrical object detection problem[J]. Journal of Global Optimization, 2021, 79: 669-686.
- [12] 黄力峰,汪伟,吴南星. 基于最小二乘原理的圆拟合及误差评定算法研究[J]. 机械工程与自动化, 2020(2): 4-6.
HUANG L F, WANG W, WU N X. Research of circle fitting and error evaluation algorithm based on least square principle[J]. Mechanical Engineering & Automation, 2020(2): 4-6.
- [13] MICHAŁOWSKA M, RAPIŃSKI J, JANICKA J. Tree position estimation from TLS data using Hough transform and robust least-squares circle fitting[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2023, 29: 100863.
- [14] 张亚伟,付东翔. 基于双向融合纹理和深度信息的目标位姿检测 [J]. 数据采集与处理, 2024, 39 (5): 1214-1227.
ZHANG Y W, FU D X. Target position detection based on bidirectional fusion of texture and depth information [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2024, 39(5): 1214-1227.
- [15] 高国琴,韩滢.改进 PROSAC 算法的并联机器人末端位姿检测方法[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(4): 205-212, 262.
GAO G Q, HAN Y. Pose detection for parallel robot based on improved PROSAC algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2022, 39 (4): 205-212, 262.
- [16] 马宏伟,周文剑,王鹏,等.改进的 ORB-FLANN 煤研石图像高效匹配方法[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(1): 288-296.
MA H W, ZHOU J W, WANG P, et al. Improved ORB-FLANN efficient matching method for coal gangue recognition image and sorting image[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(1): 288-296.
- [17] 尚会超,韩鑫磊,嵇长委,等. 基于 RANSAC 的圆拟合算法在螺纹孔检测中的应用[J]. 现代制造工程, 2024(2): 112-119.
SHANG H CH, HAN X L, JI CH W, et al. The circular fitting algorithm based on RANSAC and its application in pin detection[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2024(2): 112-119.
- [18] 马聚超,舒征宇,张洋,等. 基于改进 Hough 变换的雾中绝缘子裂纹检测与研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(13): 80-87.
MA J CH, SHU ZH Y, ZHANG Y, et al. Detection and research of insulator cracks in fog based on improved Hough transform [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(13): 80-87.
- [19] CHEN Y F, WONG P K, YANG ZH X. A new adaptive region of interest extraction method for two-lane detection[J]. International Journal of Automotive Technology, 2021, 22(6): 1631-1649.
- [20] 杨琼楠,马天力,杨聪锐,等. 基于优化采样的 RANSAC 图像匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 259-266.
YANG Q N, MA T L, YANG C K, et al. RANSAC image matching algorithm based on optimized sampling [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 259-266.
- [21] PARLANGE R, MARTINEZ C J. Leveraging single-shot detection and random sample consensus for wind turbine blade inspection [J]. Intelligent Service Robotics, 2021, 14(4): 611-628.
- [22] 徐永亮,谢小辉. 基于多级优化的圆拟合算法[J]. 电子科技, 2023, 36(10): 87-94.
XU Y L, XIE X H. Circle fitting algorithm based on multilevel optimization [J]. Electronic Science and Technology, 2023, 36(10): 87-94.
- [23] 魏东辰. 机器视觉技术在精密检测中的应用研究[D]. 北京:中国运载火箭技术研究院, 2019.
WEI D CH. Research on application of machine vision technology in precision detection [D]. Beijing: China Academy of Launch Vehicle Technology, 2019.

作者简介

张硕,硕士研究生,主要研究方向为智能装配、视觉检测。
E-mail: 18906319509@163.com

史玲玲(通信作者),副教授,博导,主要研究方向为智能装配、在轨服务。
E-mail: l.shi@bit.edu.cn

王威威,硕士研究生,主要研究方向为智能装配、工艺知识图谱。
E-mail: 33994324499@qq.com

金鑫,教授,博导,主要研究方向为精密装配理论与仿真技术、精密机械加工技术、装配系统技术。
E-mail: goldking@bit.edu.cn

李忠新,正高级实验师,主要研究方向为精密装配、机器人技术。
E-mail: lzx30526@bit.edu.cn