

文章编号: 2095-2163(2021)07-0106-07

中图分类号: TP399

文献标志码: A

# 基于视觉技术的复杂空间装配中的精细对孔

郑 张<sup>1</sup>, 邬春学<sup>1</sup>, 张 生<sup>1</sup>, 林 晓<sup>2</sup>

(1 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2 上海师范大学 信息与机电工程学院, 上海 201418)

**摘要:** 在复杂空间的自动化装配过程中, 模块与模块安装位置的安装孔之间需要在孔位对准后用螺丝固定, 针对这一问题, 设计实现了一种精细对孔方法。该方法从安装孔视频流中定时读取一帧图像, 在对图像进行滤波去噪、边缘检测等操作后, 采用最小二乘法检测安装孔圆心坐标信息, 根据安装孔之间的圆心距判断安装孔是否对准。实验在0.062 5 mm的标定精度下, Hough圆变换和最小二乘法的圆心距检测结果分别是0.125 mm和0.06 mm。实验结果表明, 在高精度的标定结果下, 相比较Hough圆变换, 最小二乘法能够更好地检测到安装孔的圆心坐标信息并实现精细对孔, 同时表明该精细对孔方法是可行的。

**关键词:** 对准; 自动化装配; 最小二乘法; Hough圆变换

## Fine alignment of hole in complex space assembly based on vision technology

ZHENG Zhang<sup>1</sup>, WU Chunxue<sup>1</sup>, ZHANG Sheng<sup>1</sup>, LIN Xiao<sup>2</sup>

(1 School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2 College of Information and Electrical Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai 201418, China)

**[Abstract]** In the automatic assembly process of complex space, the mounting holes of the module and module installation site need to be fixed with screws after the holes are aligned. Aiming at this problem, a fine hole alignment method is designed and implemented. This method reads a frame image from the video stream of the mounting hole at the same interval. After filtering, denoising, edge detection, and other operations for the image, the Least Square Method is used to detect the center coordinate information of the mounting hole, and judge whether the mounting hole is aligned according to the center distance between the mounting holes. Under the calibration accuracy of 0.062 5 mm, the test results of the center distance of Hough circle transform and Least Square Method are 0.125 mm and 0.06 mm respectively. The experimental results show that, compared with Hough circle transformation, the Least Square Method can better detect the information about the coordinate of the center of the mounting hole and realize the fine alignment of the hole. At the same time, it shows that the fine alignment method is feasible.

**[Key words]** alignment; automatic assembly; Least Square Method; Hough circle transformation

## 0 引言

智能制造是当前制造业发展的重要目标之一, 同时也还是一个多学科交叉的研究领域, 早在上世纪九十年代, 就已经有人对智能制造技术与智能制造系统做出了相应的分析<sup>[1]</sup>。人工智能与智能制造之间也有着密切的联系, 在实现智能制造的过程中或多或少地都会运用到人工智能技术。智能制造今后的一个发展方向就是制造的自动化、智能化, 同时, 智能制造在当今社会中也显得越来越重要<sup>[2-3]</sup>。

本文研究的内容就是为了更好地实现制造装配过程中的自动化、智能化。

现如今, 不论是在日常生活中、或是在工业生产中, 自动化和智能化已在很多方面得到了广泛的应用。例如, 在一些复杂灾害环境下, 利用无人机进行自动自主搜救将能大大地提升搜救效率<sup>[4-5]</sup>。在石油开采方面, 结合无人机的优点, 利用无人机航拍图像, 还实现了对现场工况的实时自动化检测<sup>[6]</sup>; 在物流行业中, 又提出了一种智能分配方法来实现物流终端的智能化分配<sup>[7]</sup>。

**基金项目:** 国家重点研发计划(2018YFB1702601); 国家重点研发计划(2018YFC0810204); 上海科技创新行动计划科研计划项目(19511105103); 上海科技创新行动计划项目(17511107203); 上海科技创新行动计划项目(16111107502); 航天东方红课题军工项目(654b159b2385-006-001)。

**作者简介:** 郑 张(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉、图像处理; 邬春学(1964-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 计算机监测与控制、网络控制系统、无线自动巡检系统; 张 生(1968-), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向: 工业自动化、计算机应用; 林晓(1978-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向: 图像处理、计算机视觉。

**通讯作者:** 邬春学 Email: wcx@usst.edu.cn

收稿日期: 2021-03-14

同样,视觉技术在工业装配中也发挥了很大作用。在工业装配中定位抓取这一环节,目前即已研发实现了基于机器视觉技术的工件定位抓取<sup>[8-9]</sup>。在装配过程中的孔位对准问题上,学界也已提出了机器人装配中孔位对准的算法<sup>[10]</sup>。近年来,相关研究仍在进行中<sup>[11-12]</sup>。

分析可知,现实中复杂空间的特点是内部结构复杂、布线空间狭窄、零部件数目多,待安装模块重量大。在传统的手工作业下,由于缺乏有效的工装,给装配人员的操作带来了极大的困难,在一定程度上也影响了装配效率,严重时还可能会损坏物件或对操作人员造成伤害。为了提高装配效率,有必要实现自动化装配。基于此,本文将针对复杂空间下的精细对孔问题展开如下研究论述。

## 1 模块的自动化装配

要实现基于机器视觉技术的机器人自动化装配将会涉及到很多方面。在整个装配过程中,视觉检测技术主要体现在以下几方面:

(1)能够视觉识别出待安装模块并进行定位和抓取。

(2)能够识别出周围的障碍物,并使机械臂进行障碍物的躲避或停止运动。

(3)能够视觉识别出安装位置上的所抓取模块的对应的安装孔位。

(4)能够识别出安装位置周围的障碍物,并能够进行避障;对于障碍物较多完全阻碍机器人的运动情况下,机器人停止运动并给予报警提醒。

(5)在进行模块的安装过程中,能够用视觉实时监测判断安装的正确性,包括安装的位置、安装的方向、紧固件规格、直属件等。

(6)不管是机器人主动装配模式、还是被动辅助装配模式,对安装过程、安装完毕的状态,都能够进行视觉拍照和录像记录。

(7)可以对一些指定的检验项进行拍照识别和检测。

由以上几点可以看出,在整个自动化装配过程中,视觉技术起到了关键作用。机器人自动化装配示意图如图1所示。由图1可知,整个自动化装配系统包括:自动化AGV移动平台、机器人、末端执行器、视觉系统、传感器系统、数据采集和管理系统,机器人末端执行器用于对设备的抓取。

本文设计研究的精细对孔技术是自动化装配过程中的重要一步。在整个自动化装配系统中,有预

先设定好的一个空间数据库,在此空间数据库的基础上可以进行机械臂的路径规划、避障、抓取、移动等步骤。本文研究的精细对孔是在已知模块位置以及安装位置的基础上,实现模块安装孔与安装位置孔位的精确对准。由于从空间数据库中得出的坐标位置只能将模块移动至安装位置的大致范围内,存在一定的误差。若在此情况下直接进行螺丝的紧固安装很可能造成安装失败。因此本文研究设计了一种精细对孔方法,以保证整个安装过程成功完成。

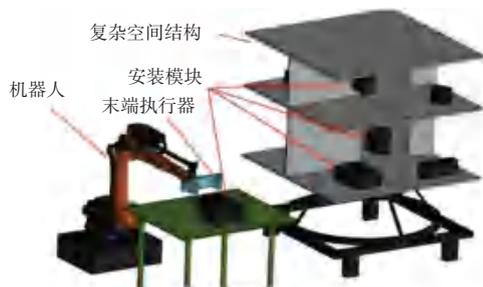


图1 机器人自动化装配示意图

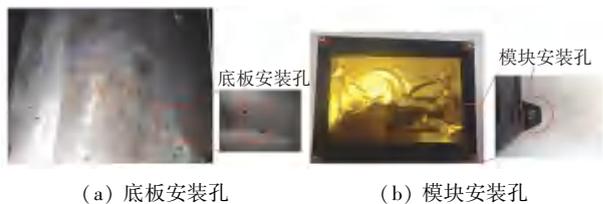
Fig. 1 Robot automatic assembly diagram

## 2 精细对孔方案

### 2.1 精细对孔要求及方案设计

在实现机器人自动化装配的过程中,机械臂可以根据从空间数据库中得到的移动路径以及目标坐标将待安装模块抓取移动至安装位置。但此时只是模块安装孔与安装位置孔位的粗对准,不能保证紧固步骤的成功完成。本文根据实际需求,在安装平面与模块所在平面保持平行的基础上实现精细对孔。安装底座与待安装模块上的安装孔直径均为5 mm,在实际的装配过程中,要求安装底座安装孔与模块安装孔两孔位的圆心坐标之间的偏移量,即圆心距小于等于0.1 mm,在保证此距离的情况下,可以认为孔位已对准,后续的紧固螺丝安装步骤同样也能够成功完成。

在待安装模块移动至安装位置前,使用预先固定的相机采集安装底座中安装孔的图像,检测得出安装底座安装孔的圆心坐标信息,而后将待安装模块移动至安装位置处,采集模块中的安装孔图像,采用相同的算法检测出模块安装孔的圆心坐标信息。依据两孔位在水平以及竖直两方向上的偏差,可将偏差距离转换为空间数据库中的坐标单位表示,从而指导机械臂移动,将安装孔对准。安装底板与待安装模块上安装孔的实物图分别如图2(a)、图2(b)所示。整个对孔操作的示意图如图3所示。



(a) 底板安装孔 (b) 模块安装孔

图 2 安装孔实物图

Fig. 2 Physical picture of mounting holes

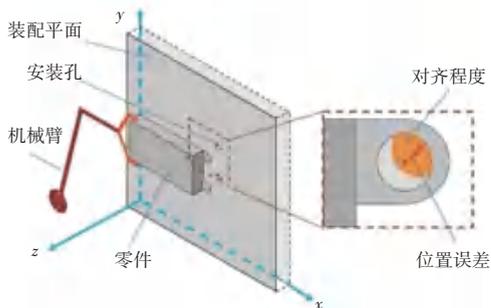


图 3 对孔操作示意图

Fig. 3 The schematic diagram of the hole alignment operation

根据以上方案设计,得出如图 4 所示的精细对孔流程图。

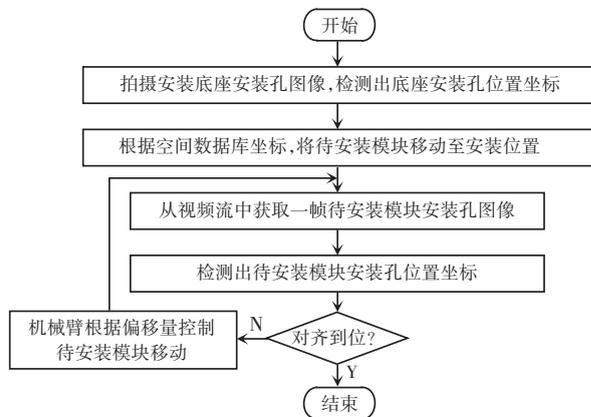


图 4 精细对孔流程图

Fig. 4 Flow chart of fine hole alignment

## 2.2 相机标定

机器视觉问题的研究很重要的一点就是相机标定。本文研究的是自动化装配过程中的孔位对准问题。对于孔位对准的问题,只需知道两孔位之间的偏差即可,因此在标定时只需要测出图像中像素值与实际尺寸之间的关系即可。本文将标准尺放置在相机可采集到的视野中,而后获取标准尺的长度在图像中所占的像素数,就可以得到实际尺寸与像素值之间的比例关系。设实际尺寸为  $D$ , 实际尺寸所占的像素数为  $N$ , 每个像素所代表的实际尺寸为  $k$ , 则存在以下关系:

$$D = N \cdot k \quad (1)$$

## 3 精细对孔算法

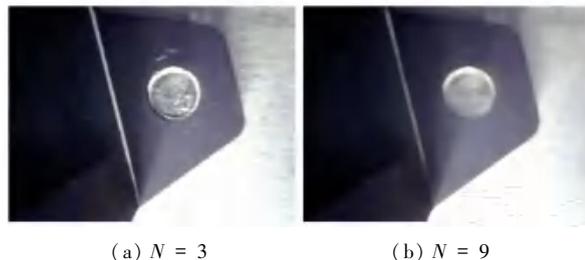
### 3.1 图像预处理

图像预处理是对孔检测的第一步操作,其处理效果的好坏将直接影响到后续图像处理和分析的有效性和可靠性<sup>[13]</sup>。本文在图像预处理中采用中值滤波方法。

例如在  $N \times N$  的滤波器窗口中,设  $G(x, y)$  为中值滤波后图像中  $(x, y)$  位置的像素值,  $Med\{\}$  为求中值运算,则中值滤波的输出表达式为:

$$G(x, y) = Med\{g(x + n, y + m); (1 - N)/2 \leq n, m \leq (N - 1)/2\} \quad (2)$$

滤波器窗口大小的选取对滤波的结果有很大的影响,  $N$  取 3, 9 时对模块安装孔的滤波结果如图 5 (a)、图 5(b) 所示。



(a)  $N = 3$  (b)  $N = 9$

图 5 滤波结果图

Fig. 5 Filter result diagram

### 3.2 基于 Canny 的边缘检测

边缘是图像的基本特征,往往存在于灰度差较大的区域,因此像素级的边缘检测方法都是利用灰度差的原理来检测。

Canny<sup>[14]</sup> 边缘检测算法的第一步是使用高斯滤波器对原图降噪。由于图像中的边缘方向可能各不相同,因此在 Canny 算法中使用多个边缘检测的算子来检测图像中水平、垂直和对角边缘,例如 Sobel 算子,这样就可得到像素点的梯度  $G$  和方向  $theta$ 。经过 Sobel 算子计算得到的图像还需要进行非极大值抑制。将当前像素的梯度强度与其正负梯度方向上的像素进行比较,若当前像素的梯度较大则保留该边缘点,否则抑制该边缘点。

接下来,在 Canny 中会设置一个高阈值  $T_1$  和一个低阈值  $T_2$ 。当像素的梯度大于高阈值  $T_1$  时会被保留下来;当像素的梯度小于高阈值  $T_1$ 、大于低阈值  $T_2$  时,只有当其与高于高阈值的像素连接时才被保留;当像素的梯度小于低阈值  $T_2$  时,舍弃该边缘。

本文在预处理的基础上检测边缘,检测后的边缘信息将用于安装孔圆心的检测。在未经二值化处

理和经过二值化处理后的 Canny 边缘检测结果如图 6(a)、图 6(b) 所示。由图 6 可见, 经过二值化处理的图像有更多的边缘信息被保留下来, 但同时由于二值化图像的轮廓较粗, 安装孔的内外两侧都有边缘信息检测出。



(a) 未经二值化处理 (b) 经过二值化处理

图 6 边缘检测结果图

Fig. 6 Image of edge detection results

### 3.3 孔位圆心坐标检测算法

本文在边缘检测的基础上分别采用最小二乘法和 Hough 圆变换法检测安装孔圆心坐标。

#### 3.3.1 最小二乘圆拟合法

最小二乘法通过最小化误差的平方和寻找数据的最佳函数匹配, 利用最小二乘法可以简便地求得未知的数据, 并使得这些求得的数据与实际数据之间误差的平方和为最小。最小二乘法可用于曲线拟合, 如本文中用最小二乘法来拟合圆, 这也是现在最为常用的拟合圆的方法之一。设圆的方程为:

$$r^2 = (x - a)^2 + (y - b)^2 \quad (3)$$

令:

$$\begin{cases} C = N \sum X_i^2 - \sum X_i \sum X_i \\ D = N \sum X_i Y_i - \sum X_i \sum Y_i \\ E = N \sum X_i^3 + N \sum X_i Y_i^2 - \sum (X_i^2 + Y_i^2) \sum X_i \\ G = N \sum Y_i^2 - \sum Y_i \sum Y_i \\ H = N \sum X_i^2 Y_i + \sum Y_i^3 - \sum (X_i^2 + Y_i^2) \sum Y_i \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $N$  为参与拟合的边界点总个数,  $(X_i, Y_i)$  为边缘上一点, 得到  $a, b, r$  的估计拟合值为:

$$\begin{cases} a = \frac{-HD - EG}{2(CG - D^2)} \\ b = \frac{-HC - ED}{2(D^2 - CG)} \\ r = \frac{1}{2} \sqrt{a^2 + b^2 + 4 \frac{\sum (X_i^2 + Y_i^2) + a \sum X_i + b \sum Y_i}{N}} \end{cases} \quad (5)$$

本文在采用最小二乘法检测安装孔时, 将采集到的安装孔图像依次进行去噪、边缘检测处理, 将处理后的图像进行检测。检测到的安装孔及圆心如图 7 所示。



图 7 最小二乘法检测结果图

Fig. 7 The detection result of Least Square Method

#### 3.3.2 Hough 圆变换法

Hough 变换是一种特征检测技术, 可用于在图像中隔离特定形状的特征的技术, 例如检测图像中的直线、圆、椭圆等曲线形状<sup>[15-17]</sup>, 这一技术现已广泛应用在图像分析、计算机视觉等领域<sup>[18-20]</sup>。

Hough 变换不论是检测直线或是圆, 都是将边缘图像中的点信息映射到一个参数空间中, 标准的 Hough 圆变换算法中是一个三维累加器, 每一个圆对应三维空间中的一个点, 这就需要大量的计算。OpenCV 中对标准的 Hough 圆变换算法进行了改进, 称为霍夫梯度法。在霍夫梯度法中, 检测一个圆分为估计圆心和估计半径两个步骤, 对此可做阐释分述如下。

##### (1) 估计圆心

① 对原图像进行 Canny 边缘检测, 得到二值边缘图像。

② 对原图进行一次 Sobel 算子计算, 得出所有像素的梯度。圆上每一点的梯度方向都是指向圆心的方向。

③ 初始化每一个圆心累加器  $N(a, b)$ , 令  $N(a, b) = 0$ 。

④ 对二值边缘图像中的每一个非零像素点, 沿着梯度的方向作一条直线, 若直线经过累加器中的点  $(a, b)$ , 则将累加器加一, 即  $N(a, b) = N(a, b) + 1$ 。将直线经过的所有累加器点都做如此处理。

⑤ 对累加器  $N(a, b)$  进行排序, 累加器  $N(a, b)$  越大, 则越可能是圆心。

##### (2) 估计半径

① 针对每一个得出的圆心, 计算二值边缘图像中非零像素点与圆心之间的距离。

② 将距离进行排序,根据设定的阈值,选择合适的半径值。

③ 初始化半径累加器  $N(r)$ ,令  $N(r) = 0$ 。

④ 遍历二值边缘图像中的非零像素点,若半径相同,令  $N(r) = N(r) + 1$ 。

⑤ 累加器  $N(r)$  值越大越可能是半径,根据阈值,选择合适的半径。

本文在采用 Hough 圆变换检测安装孔时,将采集到的安装孔图像依次进行去噪、二值化处理,将处理后的图像进行检测。检测到的安装孔及圆心如图 8 所示。



图 8 Hough 圆变换检测结果图

Fig. 8 The detection result of Hough circle transformation

## 4 实验结果及分析

为了验证精细对孔方案的正确性及可行性,本文模拟实际的装配操作环境搭建实验装置。实验中采取不同的相机安装高度进行对比实验,相机采集的图像分辨率均为  $320 \times 240$ 。在第一组实验中,相机能够采集的水平视野范围为 24 mm,竖直视野范围为 18 mm,则水平和竖直两个方向上每个像素所代表的实际尺寸为:

$$\begin{cases} 24 \div 320 = 0.075 \\ 18 \div 240 = 0.075 \end{cases} \quad (6)$$

表 2 第一组实验 Hough 圆变换模块安装孔检测结果

Tab. 2 Results of Hough circle transformation in the first experiment

圆心坐标/像素	X 方向偏移量/像素	Y 方向偏移量/像素	X 方向偏移量/mm	Y 方向偏移量/mm	圆心距/mm
(199,88)	23	10	1.725	0.750	1.88
(200,182)	24	84	1.800	6.300	6.55
(160,142)	16	44	1.200	3.300	3.51
(179,103)	3	5	0.225	0.375	0.43

表 3 第一组实验最小二乘法模块安装孔检测结果

Tab. 3 Results of Least Square Method in the first experiment

圆心坐标/像素	X 方向偏移量/像素	Y 方向偏移量/像素	X 方向偏移量/mm	Y 方向偏移量/mm	圆心距/mm
(196.17,90.716 6)	19.690 700	10.580 4	1.476 790 0	0.793 532	1.67
(200.749,184.874)	24.270 000	83.577 4	1.820 250 0	6.268 310	6.52
(164.522,143.4)	11.956 600	42.103 2	0.896 748 0	3.157 740	3.28
(175.615,104.7)	0.864 383	3.403 4	0.064 828 8	0.255 250	0.26

在第二组实验中,相机能够采集的水平视野范围为 20 mm,竖直视野范围为 15 mm,则水平和竖直两个方向上每个像素所代表的实际尺寸为:

$$\begin{cases} 20 \div 320 = 0.062 5 \\ 15 \div 240 = 0.062 5 \end{cases} \quad (7)$$

本文中精细对孔的要求是圆心距小于等于 0.1 mm,因此 0.075 mm 和 0.062 5 mm 的标定精度是符合要求的。

### 4.1 圆心坐标检测结果

在第一组实验中最小二乘法和 Hough 圆变换检测出的安装底板上的安装孔分别如图 9(a)、图 9(b)所示。



(a) 最小二乘法

(b) Hough 圆变换

图 9 底板安装孔

Fig. 9 Bottom plate mounting hole

第一组实验中,2 种算法检测出的底板安装孔圆心坐标及模块安装孔检测结果分别见表 1~表 3。表 2 和表 3 中,第四项是安装孔已对准情况的检测结果。

表 1 第一组实验底板安装孔检测结果

Tab. 1 Results of the bottom plate mounting hole in the first experiment

检测算法	圆心坐标/像素	圆心坐标/mm
最小二乘法	(176.479,101.297)	(13.233,7.633 65)
Hough 圆变换法	(176,98)	(13.2,7.35)

在二组实验中, 同样采用 2 种算法先检测安装底板上的安装孔。最小二乘法 and Hough 圆变换检测的结果分别如图 10(a)、图 10(b) 所示。



(a) 最小二乘法 (b) Hough 圆变换

图 10 底板安装孔

Fig. 10 Bottom plate mounting hole

表 5 第二组实验 Hough 圆变换模块安装孔检测结果

Tab. 5 Results of Hough circle transformation in the second experiment

圆心坐标/像素	X 方向偏移量/像素	Y 方向偏移量/像素	X 方向偏移量/mm	Y 方向偏移量/mm	圆心距/mm
(76, 107)	67	12	4.187 5	0.750 0	4.250 0
(143, 137)	0	42	0	2.625 0	2.620 0
(127, 50)	16	45	1	2.812 5	2.980 0
(143, 97)	0	2	0	0.125 0	0.125 0

表 6 第二组实验最小二乘法模块安装孔检测结果

Tab. 6 Results of Least Square Method in the second experiment

圆心坐标/像素	X 方向偏移量/像素	Y 方向偏移量/像素	X 方向偏移量/mm	Y 方向偏移量/mm	圆心距/mm
(75.428 2, 109.745)	67.594 800	11.426 60	4.224 670	0.714 165	4.28
(169.299, 130.955)	26.275 700	32.636 30	1.642 230	2.039 770	2.61
(127.395, 55.309 7)	15.628 200	43.009 10	0.976 761	2.688 070	2.86
(142.501, 97.482 2)	0.522 096	0.836 56	0.032 631	0.052 285	0.06

### 4.2 实验结果分析

由实验结果可知, 在第一组实验中, 当实际安装孔已对准时, 2 种算法的检测结果误差均大于 0.1 mm, 不符合检测误差要求。在第二组实验中, Hough 圆变换的检测结果仍不符合 0.1 mm 的误差要求, 但在最小二乘法的检测结果中, 圆心距是 0.06 mm, 符合 0.1 mm 的误差要求。

由 2 组实验的对比分析可知, 在 0.062 5 mm 的标定结果下, 采用最小二乘法的检测精度更高, 能够满足精细对孔的误差要求。同时由实验结果可知, 2 组实验中, 最小二乘法的检测精度均高于 Hough 圆变换法。因此在实际装配过程中将选择最小二乘法作为检测算法。

文献[10]和文献[12]都是对孔位中心对准的研究, 本文将文中的实验结果与文献中的结果进行对比分析, 3 种方法的对比结果见表 7。

根据表 7 中的数据可知, 本文精细对孔的

第一组实验中, 2 种算法检测出的底板安装孔圆心坐标以及模块安装孔检测结果分别参见表 4~表 6。表 5 和表 6 中, 第四项是安装孔已对准情况的检测结果。

表 4 第二组实验底板安装孔检测结果

Tab. 4 Results of the bottom plate mounting hole in the second experiment

检测算法	圆心坐标/像素	圆心坐标/mm
最小二乘法	(143.023, 98.318 8)	(8.938 9, 6.144 925)
Hough 圆变换法	(143, 95)	(8.937 5, 5.937 5)

0.1 mm 精度误差是 3 种方案中要求最高的, 同时在实际对准时, 本文 0.06 mm 的误差也是最优的结果。

表 7 3 种方法的对比结果

Tab. 7 Comparison results of the three methods

方法	精度误差要求/mm	距离误差/mm
文献[10]	0.75	<0.75
文献[12]	3.00	1.50
本文方法	0.1	0.06

### 5 结束语

为了解决复杂空间环境下的模块装配问题, 本文研究了一种基于视觉图像技术的精细对孔方法, 该方法在待安装模块已定位的基础上实现待安装模块安装孔与安装底板安装孔之间的孔位对准。实验结果表明, 在 0.1 mm 的圆心距误差要求下, 采用最小二乘法能够更好地在复杂空间环境下检测定位安装孔并实现安装孔的孔位对准。

## 参考文献

- [1] 杨叔子, 丁洪. 智能制造技术与智能制造系统的发展与研究[J]. 中国机械工程, 1992, 3(2): 15-18.
- [2] 陶飞, 戚庆林. 面向服务的智能制造[J]. 机械工程学报, 2018, 54(16): 11-23.
- [3] 郭彩芬. 人工智能视角下的智能制造的发展[J]. 苏州市职业大学学报, 2020, 31(01): 16-20.
- [4] WU Chunxue, JU Bobo, WU Yan, et al. UAV autonomous target search based on deep reinforcement learning in complex disaster scene[J]. IEEE Access, 2019, (7): 117227-117245.
- [5] HU Qihong, WU Chunxue, WU Yan, et al. UAV image high fidelity compression algorithm based on generative adversarial networks under complex disaster conditions[J]. IEEE Access, 2019, 7: 91980-91991.
- [6] ZHOU Yu, WU Chunxue, WU Qunhui, et al. Design and analysis of refined inspection of field conditions of oilfield pumping wells based on Rotorcraft UAV technology[J]. Electronics, 2019, 8(12): 1504.
- [7] WU Chunxue, WU Junjie, WU Yan. Design and analysis of the task distribution scheme of express center at the end of modern logistics[J]. Electronics, 2019, 8(10): 1141.
- [8] 刘正琼, 万鹏, 凌琳, 等. 基于机器视觉的超视场工件识别抓取系统[J]. 机器人, 2018, 40(3): 294-300, 308.
- [9] MA Yanqin, LIU Xilong, ZHANG Juan, et al. Robotic grasping and alignment for small size components assembly based on visual servoing[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106(11-12): 1-17.
- [10] 程艳花, 钱鲁泓, 徐升, 等. 机器人装配中孔位对准算法的研究与实现[J]. 上海交通大学学报, 2016, 50(S1): 83-85, 89.
- [11] 吴禹均, 吴巍, 郭毓, 等. 一种基于力觉的机器人对孔装配方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2019, 49(5): 119-126.
- [12] 王晶, 高峰, 李婉越, 等. 瞳孔中心点自动定位与对准装置[J]. 光学精密工程, 2019, 27(6): 1370-1377.
- [13] 毛星云, 冷雪飞, 王碧辉, 等. OpenCV3 编程入门[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.
- [14] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [15] BAILEY D, CHANG Yuan, MOAN S L. Analysing arbitrary curves from the line Hough Transform[J]. Journal of Imaging, 2020, 6(4): 26.
- [16] 成浩, 崔文超. 基于 Hough 变换的椭圆检测算法对比分析[J]. 软件导刊, 2018, 17(9): 115-118.
- [17] 陈伟伟, 武伟. 基于 Hough 变换的直线和圆提取方法[J]. 电子质量, 2019(2): 17-19.
- [18] 高霞, 全英汇, 阮锋, 等. 基于 Hough 变换的雷达密集转发干扰抑制算法[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(12): 2730-2737.
- [19] TIAN Yifei, SONG Wei, CHEN Long, et al. Fast planar detection system using a GPU-based 3D Hough Transform for LiDAR point clouds[J]. Applied Sciences, 2020, 10(5): 1744.
- [20] 苗丹, 卢伟, 高娇娇, 等. 基于聚类与 Hough 变换的交通标志检测方法[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(11): 213-217.
- [10] LEE S, MOON N. Location recognition system using random forest[J]. Journal of Ambient Intelligent and Humanized Computing, 2018, 9(4SI): 1191-1196.
- [11] 毛万葵, 吴飞, 张玉金, 等. 基于改进 BKM 聚类算法的 WiFi 室内定位方法[J]. 测控技术, 2019, 38(5): 44-47.
- [12] 李航. 基于位置指纹方法的 WiFi 室内定位技术研究[D]. 吉林: 长春工业大学, 2018.
- [13] BREIMAN L. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [14] BREIMAN L. Bagging predictors[J]. Machine Learning, 1996, 24(2): 123-140.
- [15] 赖成光, 陈晓宏, 赵仕威, 等. 基于随机森林的洪灾风险评估模型及其应用[J]. 水利学报, 2015, 46(1): 58-66.

(上接第 105 页)