

基于 Hu 矩和 SIFT 特征的法兰识别

朱伟[†], 张美琪, 李磊, 徐茜茜

(盐城工学院汽车工程学院, 江苏 盐城 224000)

摘 要:针对二孔法兰识别中 Hu 矩匹配法兰旋转不变性差、识别精度低的缺点,提出了改进的 Hu 矩-SIFT 匹配。通过对图像进行灰度化和 Gamma 变换使图像增强,消除金属工件的反光带来的影响,再用混合滤波对图像进行去噪处理,最后对图像进行识别。即利用改进的 Hu 矩对外层轮廓进行粗匹配,再提取法兰孔洞,对孔洞进行局部 SIFT 特征点匹配,使用暴力匹配和随机一致性减少误匹配点,由此识别出目标法兰。实验结果表明:改进的 Hu 矩相比于原来的 Hu 矩匹配,可以很好地提高匹配精度。

关键词:二孔法兰识别;SIFT 特征匹配;混合滤波;Hu 矩匹配

中图分类号:TP393

文献标识码:A

Flange Recognition Based on Hu Moments and Sift Features

ZHU Wei[†], ZHANG Meiqi, LI Lei, XU Xixi

(School of Automotive Engineering, Yancheng University of Technology, Yancheng, Jiangsu 224000, China)

Abstract: In order to address the shortcomings of poor rotation invariance and low recognition accuracy of Hu moment matching flanges in two hole flange recognition, an improved Hu moment and SIFT matching is proposed. By applying grayscale and gamma transformation to the image for image enhancement, the influence of reflection on metal workpieces is eliminated. Then, hybrid filtering is used to denoise the image, and finally, the image is recognized. By using the improved Hu moment to perform rough matching on the outer contour, extracting flange holes, and performing local SIFT feature point matching on the holes, violent matching and random consistency are used to reduce mismatched points, thereby identifying the target flange. The experimental results show that the improved Hu moment matching can significantly improve the matching accuracy compared to the original Hu moment matching.

Key words: two-hole flange recognition; SIFT feature point matching; hybrid filtering; Hu moment matching

随着新能源汽车的蓬勃发展,汽车智能制造开始得到广泛使用。对于传统的人工法兰识别,其精度和速度往往会随着时间的增加有所降低,一定程度上影响了识别的准确度,从而导致汽车零部件错装,不仅增加改错成本,而且汽车一旦流入市场,将会带来整车安全问题。

对此,国内外进行了很多的研究。杨理践等^[1]

提出了一种基于深度学习网络的智能识别方法,该方法利用漏磁检测(MFL)图像而不是 MFL 测量,跳过了特征提取的过程。实验结果表明此方法优于其他基于特征的智能识别方法。王怀江等^[2]针对海底管道超声内检测信噪比低的问题,引入基于自相关的盲信号噪声抑制和基于 Hilbert 变换的缺陷剩余壁厚自动拾取方法,解决了复杂场景下超

声检测管件智能识别与缺陷自动量化问题。实验表明,该方法可以使原始信号的信噪比提高 1 倍以上,能够满足实际工程应用需求。裴善强^[3]以法兰为例,提出了四目相机视觉测量识别法兰,该系统用镜头加上红外滤光片的四目矩阵相机通过特征点匹配出锻件的三维点云数据,再利用机器学习技术识别锻件,然后通过一些降噪手段,将三维点云数据降维处理,生成合适的格式,最后通过机器学习相关技术对法兰识别,结果表明这一研究有很好的精度和有效性。赵松青等^[4]提出了一种应用边缘检测和聚类分析的图像分割算法对带钢表面孔洞进行准确快速的分割,同时采用改进的 BP 神经网络分类器对孔洞进行分类与识别,实验结果表明,该带钢表面孔洞实时检测系统具有较高的精度和较快的速度。以上几种方法,虽然提高了工件识别的速度和准确性,但是其需要强大的处理器处理数据集进行识别操作,因此不太适用于小范围的处理上。

本文提出了 Hu 矩法兰粗匹配来进行法兰轮廓的筛选,面对 Hu 矩旋转后值仍有改变的问题,提出改进的 Hu 矩匹配增加粗匹配的精准度,随后用 SIFT 特征进行孔洞细匹配。实验结果表明该方法提高了识别精度,同时还可以满足实时识别的需要。

1 图像预处理

在法兰图像采集中,除了有相机和镜头本身的影响,还有环境等的噪声影响,因此需要对法兰图像进行预处理。消除图像中无关的信息,增强有关信息的可检测性和最大限度地简化数据。预处理主要包括对采集的图像进行灰度化、Gamma 变换、滤波等操作^[6]。

1.1 图像灰度化

大多工业相机是彩色相机,彩色相机是三通道的,其包含的信息很多,直接进行图像处理会极大地增加计算量,因此将彩色图像灰度化,对灰度图像进行处理可以减少运行时间^[7]。灰度化有最大值、平均值和加权平均值灰度化。本文采用加权平均值对图像进行灰度化,其公式为:

Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B (1)

式中,Y 为图像某像素点的灰度值,R 为该像素点的红色通道像素值,G 为该项点的绿色通道像素值,B 为该点的蓝色灰度通道像素值。

此方法既可以较好地保留图像细节部分,又可

以避免平均值法灰度化以及最大值灰度化法带来的图像失真问题。这样既达到了灰度化目的,又为接下来的轮廓提取提供了有利条件。

灰度化法兰图像如图 1 所示。

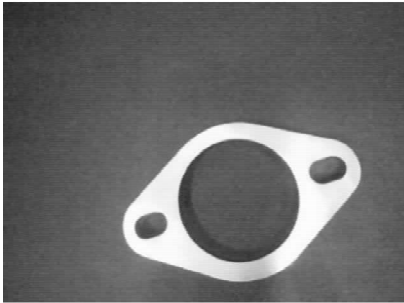


图 1 法兰图像灰度图

1.2 图像增强技术研究

实际钢构件中的法兰特征与物体的边缘轮廓特征由于较为相似所以更不易被识别,且之后的滤波操作会一定程度的模糊图像边缘轮廓,这让本来就对比度不强的轮廓更加模糊,从而导致检测算法对法兰轮廓识别的准确率大大降低,所以需要一些图像处理手段来提高图像的对比度,分离法兰与前景,突出法兰的边缘特征,同时抑制法兰的反光现象。工业检测中,常用 Gamma 变换^[8]对反光工件进行图像增强。因此,本文使用 Gamma 变换。

1.3 图像滤波方法改进

噪声的存在会影响图像的处理,改变图像的概率密度分布函数^[9],从而使其在接下来的检测中出现偏差,因此需要对图像进行降噪处理。直方图可以很好地反映图像的概率密度分布,根据图像直方图成高斯分布,此外在某一灰度值内幅值远高于其他,判定其主要含有椒盐噪声和高斯噪声。同时对目标法兰图像进行需求分析,主要为获取更精准的边缘,在此基础上滤除高频噪声。为此提出一种混合滤波方式。其步骤为:

(1)在法兰部分(白色区域),采用中值滤波进行滤波噪声。

(2)基于获得清晰的边缘的目的,考虑边界处理问题。图像边界处的像素与其内部像素不同,边缘像素点往往因为数量过少,而造成滤波结果在边界处出现不连续或者不自然的效果。因此,需要对图像填充边缘。考虑到区域的颜色特征,选取反射填充方式进行,该方法在边界周围对图像进行镜像反射,即在进行中值滤波时,边界像素的值将使用其在图像内部的镜像像素值来进行替换,以模拟

图像的扩展。

(3)在背景桌面部分(白色区域以外),选用更符合实际噪声的高斯滤波进行;由于搭建的实验环境可以很轻易地将背景与法兰进行分离,因此选取合适的灰度值阈值进行滤波。在本方法中,参考 OTSU 阈值分割获取的参数,将其作为分离法兰与背景的阈值。

1.4 滤波对比试验分析

为了比较效果,选取均值滤波、高斯滤波、中值滤波、双边滤波和混合滤波进行滤波比较。

首先,为了分析滤波效果,引进峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio,PSNR)^[10]、相似性度量(Structural Similarity Index,SSIM)^[11]评价图像质量。设图像大小为 $M \times N$,假设用 (x,y) 表示图像中对对应像素点的坐标, $f(x,y)$ 表示系统采集输入的原图像, $g(x,y)$ 表示滤波后的图像。 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 的图像逼真度的定量分析指标计算公式如下。

均方误差(Mean Square Error,MSE)^[12]和峰值信噪比 PSNR 公式如下:

$$MSE = \frac{\sum_{x=1}^M X_i \sum_{y=1}^N X_i}{M \times N} [f(x,y) + g(x,y)]^2$$

(2)

$$PSNR = 10 \times \lg \left(\frac{255^2}{MSE} \right)$$

(3)

PSNR 是通过 MSE 来计算的,它将 MSE 转换为一个更易于理解的指标。其中 255 是图像像素的最大值。PSNR 值越高,表示两幅图像之间的差异越小,图像质量越高。

SSIM 是一种衡量图像相似度的指标,它不仅考虑了图像的亮度信息,还考虑了图像的结构信息。与 PSNR 不同,SSIM 考虑了图像的感知特性,更适合用于评估图像的感知质量,其公式为:

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

(4)

式中, μ_x 是 x 的平均值, μ_y 是 y 的平均值, σ_x^2 是 x 的方差, σ_y^2 是 y 的方差, σ_{xy}^2 是 x 和 y 的协方差, $C_1 = (k_1L)^2$, $C_2 = (k_2L)^2$ 是用来维持稳定的常数, L 是像素的动态范围, $k_1=0.01$, $k_2=0.03$ 。

其次,分别使用以上几种滤波进行操作。比较结果如图 2 所示。

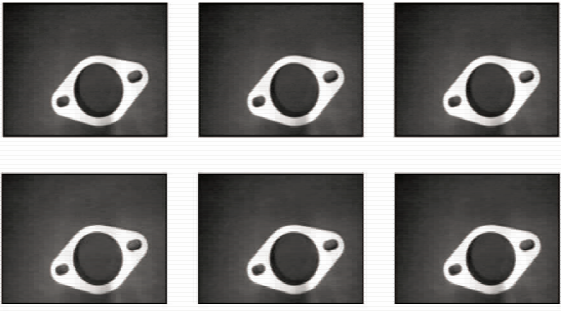


图 2 不同滤波比较图

此外,为了保证法兰识别的实时性和效果,比较这五种滤波方式,如表 1 所示。

表 1 五种滤波方式 PSNR、SSIM 耗时情况对比

滤波方式	耗时/ ms	PSNR/ dB	SSIM
均值滤波	16	38.34	0.996
高斯滤波	40	39.28	0.997
中值滤波	45	39.23	0.998
双边滤波	140	39.94	0.998
混合滤波	109	40.13	0.998

由以上法兰的滤波结果可得如下结论:

(1)由图 2 可知,5 种滤波方式均可以滤除噪声,但是边缘处理效果不一,中值滤波和双边滤波还有混合滤波更能保留边缘信息,而均值和高斯滤波边缘较为模糊。

(2)由表 1 可知,中值滤波和高斯滤波耗时最短,其次是均值滤波,混合滤波最后是双边滤波。

(3)由表 1 可知,在 PSNR 中,混合滤波高于其他滤波;相似度 SSIM 中,混合滤波与中值滤波和双边滤波相同,高于其他两种滤波。

2 法兰识别方法及数据分析

由于目标法兰型号很多,外轮廓、孔位均不能唯一确定目标法兰,对其进行精准识别需要识别其圆内径、椭圆长短轴、法兰外轮廓的宽度和长度。对于此,基于边缘轮廓匹配的模板轮廓分辨率低,全部轮廓提取和匹配需要耗费时间,因此采取外轮廓粗匹配结合孔位细匹配的方法进行。即对外轮廓的轮廓特征和孔位的点特征进行模板匹配,并对外轮廓的 Hu 矩特征匹配进行改进,最后对其孔位进行 SIFT 匹配。

2.1 法兰特征提取

对模板和待匹配图像做图像预处理,获取模板

的最外层轮廓和孔洞以及待匹配图像的所有轮廓。进行粗匹配后,获取待匹配图像孔洞。其模板特征提取过程如下。

- (1)轮廓提取:对法兰进行轮廓提取。
- (2)孔洞提取:建立掩膜,求原图的补集,随后与掩膜相减,获取过程如图 3 所示。

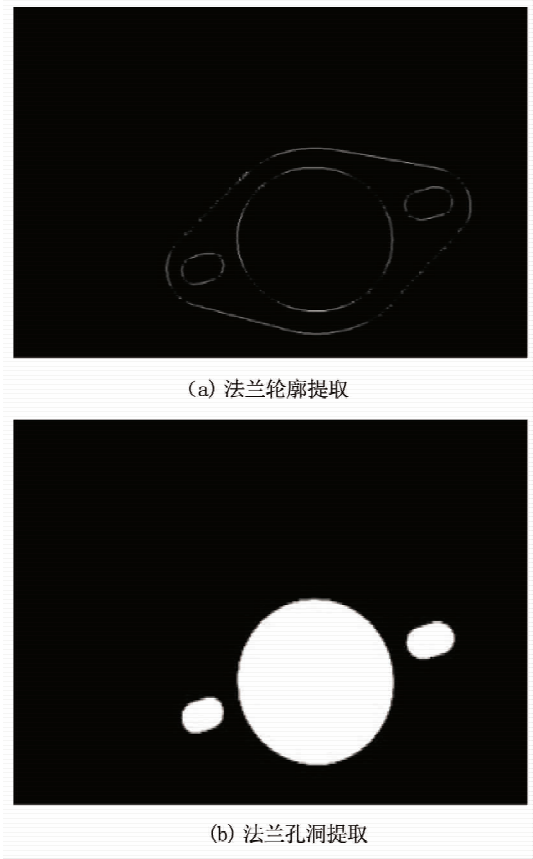


图 3 法兰形态学处理图像

2.2 法兰轮廓 Hu 矩粗匹配

Hu 矩是一种图像特征描述方法^[13]。Hu 有七个不变矩特征量,这些矩用于描述图像形状和集合特征的不变特征,具有平移、旋转和尺度不变性,同时也具有抗光线干扰。可以通过 Hu 矩匹配实现产品图像的识别与中心矩的概念。对于 $M \times N$ 大小的二维图像灰度图像 $g(x,y)$ 来说,其 $(p+q)$ 矩可以表示为:

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x,y) \tag{5}$$

式中, $p=0,1,2,\dots,q=0,1,2,\dots$ 对应的 $(p+q)$ 阶中心距定义为:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x,y) \tag{6}$$

式中, $p=0,1,2,\dots,q=0,1,2,\dots$ 其中:

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \tag{7}$$

归一化对 $(p+q)$ 阶中心距定义为:

$$\gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \tag{8}$$

式中, $p+q=2,3,\dots$ 。由二阶和三阶归一化中心距可以导出一组 7 个二维不变量。

矩不变量公式:

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 3(\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \phi_7 &= 3(\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \tag{9}$$

根据定义,这一组矩的值对于平移、缩放、镜像(在减号内)和旋转是不变的。

Hu 匹配的步骤为:

- (1)读取法兰模板图像和一张待匹配图像,对这些图像进行预处理并进行阈值分割和轮廓提取。其中,模板图像仅取外层轮廓,而待匹配图像是取所有轮廓。

- (2)然后对模板轮廓进行矩的计算。

- (3)利用值代入上述公式对两张图像进行 Hu 矩计算。

- (4)将模板图像的 Hu 矩与待匹配图像各个轮廓的 Hu 矩通过 MatchShape 比较差异。

- (5)设定阈值,对差异值进行阈值判断,当两个轮廓相似时,其 Hu 矩之间的差异会很小。为了减小动态范围,使用简化公式。对每一个值进行缩放。

不同光照强度和不同角度的图像预处理结果见图 4。

按照上述步骤对其进行 Hu 矩计算,结果见表 2。

表 2 各个图像的 Hu 矩

矩	原图 a	图像 b	图像 c	图像 d
φ_1	0.74983	0.74716	0.73977	0.75284
φ_2	2.24944	2.22228	2.14882	2.28824
φ_3	5.39524	5.93695	5.18595	4.96188
φ_4	6.38563	6.95201	6.17387	6.06972
φ_5	12.27982	13.39752	11.86192	11.59145
φ_6	7.5346	8.08123	7.29398	7.26836
φ_7	13.15908	14.55905	12.57103	12.37044

以图像 a 缩放 0.7 的图像 a_1 为模板图,对其他图进行 Hu 矩匹配,结果如表 3 所示。

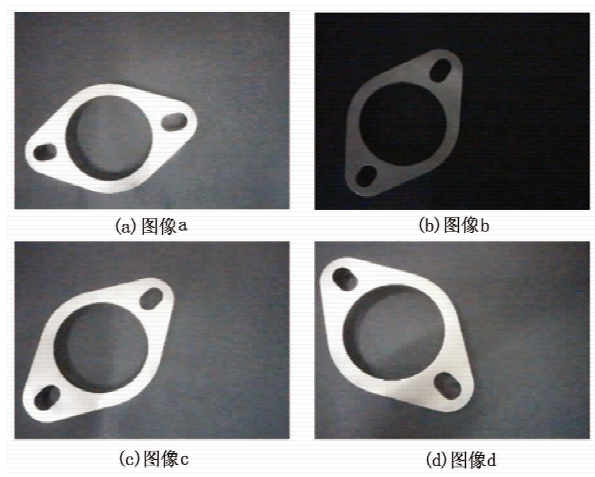


图 4 法兰图像采集

表 3 各个图像的 Hu 矩匹配相似度

图像	图像 a	图像 b	图像 c	图像 d
相似度	0.00017865	0.05250193	0.01969081	0.04485923

如图, a_1 与 b 的旋转角度小于 a_1 与 c 的角度和小于 a_1 与 d 的, 因此从相似度来看, d 的匹配度要略低一些, c 比 b 的匹配度低。在精确法兰匹配识别中, Hu 矩的阈值设置至关重要, 会对识别精度产生影响。

2.3 改进 Hu 矩匹配

由表可以看出, Hu 矩对于旋转具有不变性, 其对光照环境具有很好的抗干扰性。但是当图像旋转角度过大时, 图像函数会改变, 其 Hu 矩值会有所改变。为了研究图像旋转引起的 Hu 矩值改变, 选取图像 a, 由于边界会溢出窗口, 因此对图像 a 进行缩小操作, 对其进行步长为 1° 的 $0\sim360^\circ$ 旋转, 对其前三个 Hu 矩进行计算。结果见图 5。

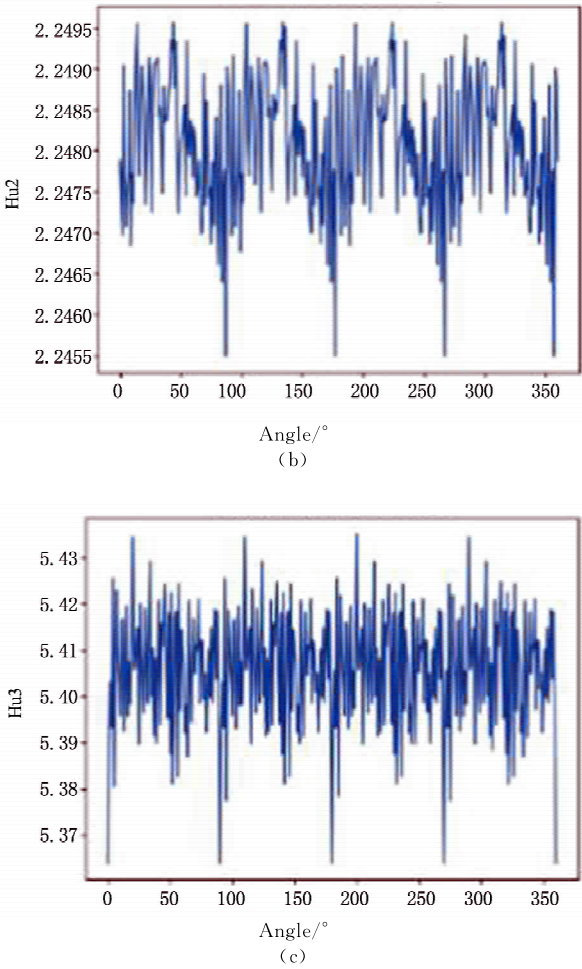
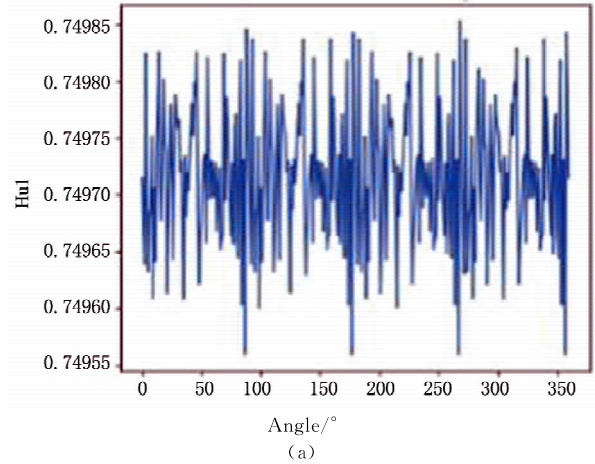


图 5 Hu 矩值于角度变换关系

由于 Hu 矩有七个特征, 简要对前三个特征进行分析。从图 5 中可以看出, 当旋转角在 90° 、 180° 、 270° 、 360° 时 Hu 矩值差异极大。为了提高匹配精度, 提出一种多模板轮廓 Hu 矩匹配。分别采取区间中点进行, 算法具体步骤为:

- (1)对模板图像的轮廓进行 $0\sim360^\circ$ 旋转, 选取以上四个角度求取旋转模板。
- (2)将这五幅图像轮廓的 Hu 矩存储在模板 Hu 列表中, 通过遍历列表与待测目标轮廓 Hu 矩值相减, 与阈值进行对比。
- (3)对上述图像采用改进匹配方法同样进行匹配, 结果如表 4 所示。

表 4 各个图像的改进 Hu 矩的匹配

图像	图像 a	图像 b	图像 c	图像 d
相似度	0.00017865	0.05238133	0.01954416	0.04250181

如表 4 所示, 经过 5 个模板的 Hu 矩匹配, 其相似度均比之前要小, 匹配度更高, 其中, 与图像 a 相差角度最大的图像 d 最佳明显。图像 b、图像 c

变化较小,但仍略小于单模板匹配,对其进行检验发现其对 Hu 矩匹配度比 Hu 矩要高。

2.4 法兰孔洞 SIFT 特征匹配

对轮廓进行 Hu 矩匹配后,将符合阈值范围的工件全部识别,对该区域进行框选,随后进行提取孔洞操作,将模板图的孔洞与粗识别的工件进行 SIFT 局部特征匹配^[14]。其特征点如图 6 所示:

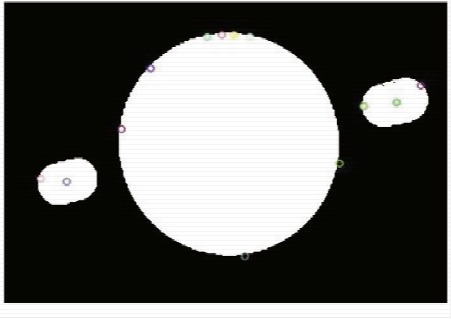


图 6 SIFT 特征点

然后采集目标图像并计算其特征点,使用暴力匹配完成初步匹配。接着用 RANSAC^[15]方法对匹配的结果进行筛选。工件经过 SIFT 局部特征匹配得到的结果如图 7(a)、图 7(b)所示。去除错误匹配后效果如图 8 所示。

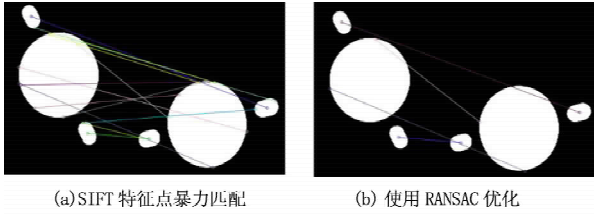


图 7 多个工件法兰 SIFT 局部特征匹配优化

3 结 论

采用 CCD 相机进行法兰识别,根据 SIFT 特征点对于散乱工件匹配误匹配点多、耗时长的缺点,引入了粗匹配的概念,利用 Hu 矩选取轮廓,为了能在粗匹配阶段尽可能多地找到相似轮廓而不失准确性,分析角度旋转时的矩值曲线,增加了 4 个角度的 Hu 矩特征,将其与原轮廓特征放在一个列表,通过遍历列表与待检测图像的 Hu 矩进行匹配,将匹配值最小的值与阈值进行对比。采取不同图像对这一方法进行试验,结果表明,改进的 Hu 矩的图像相似度远小于未改进的,因此提高了旋转图像的 Hu 矩精度。最后,对其进行 SIFT 匹配,输出识别结果。

参考文献

[1] 杨理践,曹辉.基于深度学习的管道焊缝法兰组件识别方法[J].仪器仪表学报,2018,39(2):193—202.

[2] 王怀江,曲杰,卢进等.基于超声原理管件识别与噪声抑制研究[J].石油化工自动化,2023,59(3):80—85.

[3] 裴善强.大型锻件多目视觉测量识别系统研究[D].淮南:安徽理工大学,2021.

[4] 赵松青,王敏,黄心汉,等.基于神经网络的带钢表面孔洞检测系统研究[J].华中科技大学学报(自然科学版),2004(S1):220—222.

[5] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000:1330—1334.

[6] 王德海.基于双目立体视觉的目标识别与抓取定位[D].长春:吉林大学,2016.

[7] XIE B, XU Y, WANG G C, et al. Adaptive grayscale method based on weighted guided filtering[C]//Jiangxi University of Science and Technology (China), 2023: 126152H-126152H-6.

[8] MA S Y, YANG C Y, BAO S. Contrast enhancement method based on multi-scale retinex and adaptive gamma correction[J]. Jaciii, 2022, 26(6): 875—883.

[9] 司洋.图像中的噪声及其复原方法的比较研究[J].电子测试,2012(3):37—41.

[10] ADIDAS K I. Improved edge detection using variable thresholding technique and convolution of gabor with gaussian filters[J]. Signal Image Processing : An International Journal, 2022, 13(5): 1—15.

[11] HAN Y, ZHANG J, CHANG B, et al. Novel fused image quality measures based on structural similarity[J]. Journal of Computers, 2012, 7(3): 636—644.

[12] ZHANG Y C, YANG W, ZHANG W B, et al. Two-step resUp & down generative adversarial network to reconstruct multispectral image from aerial RGB image[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 192.

[13] 邓小峰.基于机器视觉的零件识别和测量系统研究[D].南京:南京航空航天大学,2014.

[14] 全保国,刘凌云.基于改进 ORB-SVM 的工件识别方法研究[J].包装与食品机械,2024,42(1):60—66.

[15] 史金钊.基于三维激光雷达的动态障碍物检测与跟踪研究[D].石家庄:石家庄铁道大学,2023.