

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205254

基于 2D 预处理的点云分割和测量研究^{*}

殷宗琨^{1,2} 江 明^{1,2} 柏受军^{1,2} 赵朝朝^{1,2}

(1. 安徽工程大学高端装备先进感知与智能控制教育部重点实验室 芜湖 241000;
2. 安徽工程大学电气工程学院 芜湖 241000)

摘 要:针对传统 3D 工业相机获取的点云数据进行工件检测时因工件粘连和噪声干扰导致边缘分割问题,考虑点云数据量大影响检测实时性和 3D 特征点选取不准确导致测量误差大的因素,提出一种基于 2D 边缘检测的预处理方法,实现点云快速分割和测量。首先,采用改进的 Canny 算法对有序点云的纹理图像进行边缘检测,将检测后的图像进行数学形态学操作和轮廓检测完成纹理图像分割,规避了在 3D 空间中进行分割处理,有效减少了点云数量;其次,结合工件的形状特征和放置方式,利用掩膜操作提取出有序点云数据,使用基于 RANSAC 和条件滤波结合的方法对分割后的点云进行自适应阈值滤波处理,有效去除了噪声点云;最后,对经过预处理后的目标点云基于 PCA 的包围盒去计算工件尺寸以及表面法向量。实验结果表面,和传统的 3D 分割算法相比,能够更准确的提取出目标点云,有效减少了待处理点云数量,整体分割效率提高了约 20%;工件尺寸的平均相对误差约 1.24%,可以满足测量的需求。

关键词: 图像预处理;RANSAC 拟合;包围盒提取;点云分割测量

中图分类号: TP391; P237 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on point cloud segmentation and measurement based on 2D preprocessing

Yin Zongkun^{1,2} Jiang Ming^{1,2} Bai Shoujun^{1,2} Zhao Zhaozhao^{1,2}

(1. Key Laboratory of Advanced Perception and Intelligent Control of High-end Equipment, Ministry of Education, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China; 2. School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract: In view of the problem of edge segmentation caused by workpiece adhesion and noise interference when the point cloud data obtained by the traditional 3D industrial camera is used for workpiece detection, considering the factors that the large amount of point cloud data affects the real-time detection and the inaccurate selection of 3D feature points leads to large measurement error, a preprocessing method based on 2D edge detection is proposed to realize the rapid segmentation and measurement of point cloud. In the first place, the improved Canny algorithm is applied to detect the edge of the texture image of the ordered point cloud, and the detected image is separated by mathematical morphology operation and contours detection, which avoids the segmentation process in 3D space and effectively reduces the number of point clouds. In the second place, combined with the shape characteristics and placement mode of the workpiece, the ordered point cloud data was extracted by mask operation, and the adaptive threshold filtering was performed on the segmented point cloud based on the RANSAC and conditional filtering method to effectively remove the noise point cloud. Finally, the workpiece size and normal vector are calculated based on the bounding box of PCA for the preprocessed target point cloud. We could know from results that compared with the traditional 3D algorithm, it can extract the target point cloud more accurately, efficaciously decrease the amount of point cloud data, and improve the segmentation efficiency by about 20%. The average relative error of workpiece size is 1.24%, which can meet the needs of measurement.

Keywords: image preprocessing; RANSAC fitting; enveloping box extraction; point cloud segmentation and measurement

0 引言

三维点云相比于二维图像能够更加全面真实的反映物体的空间位置和姿态,广泛应用于物体特征识别、位姿表达、尺寸测量等场景中。工件的分割和边缘提取是3D尺寸测量的重要组成部分,点云有效分割是测量的前提,其主要是为了将点云数据划分为若干具有特定性质的区域^[1]。传统点云分割主要采用随机抽样一致性、聚类、区域增长等算法^[2-12]。传统的点云分割方法针对边界明显的物体分割效果较好,但对于粘连程度较高的物体容易产生过分割或欠分割的现象。点云的有效分割对后续测量的准确性、鲁棒性有着重要的影响,该领域在国内外学者的努力下,取得了许多研究成果。

Dal 等^[2]针对 ALS 点云提出了基于随机抽样一致性的屋顶分割算法,依据构建点与平面距离、构建点梯度向量与拟合平面向量的夹角是否超出设定的阈值来对屋顶点云进行分割,在特定场景下获得平面的完整性为 90%。刘亚坤等^[3]针对传统 RANSAC 对屋顶面片点云分割时容易产生过分割的问题,采用 K 邻域算法通过暂时剔除非平面内点和计算外点到平面和阈值及法向量约束等条件,实现了复杂建筑物复杂点云的分割,较好的抑制了过分割的现象。吴燕雄等^[4]提出了一种平滑度欧氏聚类分割算法,通过设置合适平滑度阈值来实现 Kinect 点云的聚类快速分割。邱佳月等^[5]使用激光雷达采集点云,选取下半视场栅格化后的栅格重心进行地面基准平面的拟合,最后根据高度和法向量特征的约束完成障碍物的过滤,提高了复杂场景下分割的准确性。Sithole 等^[13]采用区域生长算法,通过法线向量夹角、点到邻近平面距离、种子点与待确定点的距离为条件完成分割,但种子点的选取对后续的分割影响较大。针对传统点云分割算法在粘连场景下分割困难的问题,国内外专家学者对 2D 图像与 3D 点云结合的分割进行了相关研究和改进。传统 2D 的边缘检测算法主要有 Laplace 算子、Canny 算子、Prewitt 和 Sobel 算子^[14-18]。Canny 算子相比上述算子,具有边缘检测较清晰、检测效率高等优点。李静等^[19]使用自适应中值滤波和高斯滤波代替传统的高斯滤波,图像边缘清晰度和完整性得到改善,但算法的执行效率存在不足;李健等^[20]在 Gamma 变换增强图像细节基础上,添加中值滤波和梯度扩展,采用像素强度确定分割阈值并进行直方图正规化实现边缘增强,有效提高了检测精度,减少了伪边缘和边缘间断的现象。陆华才等^[21]将中值滤波和双边滤波算法融合代替传统的高斯滤波,结合四帧差分法和 Otsu 大津法,获得较完整的运动目标轮廓,解决了边缘在目标图像漏检时丢失的情况。Wang 等^[22]提出了 2D 图像和 3D 点云相结合的方法,通过 Canny 算法完成

物体边界的检测,并将 3D 图像像素和 2D 像素建立映射关系,以完成物体的分割提取。张云飞等^[23]针对无序放置的粘连物体,提出了一种 2D 和 3D 视觉结合的方法来实现目标点云的分割,在改进分水岭算法来获得分割目标的图像中心坐标基础上,采用近邻搜索算法去搜寻对应的目标点云以实现分割,可以较好的实现粘连物体的定位,但近邻点云替代目标点云会存在误差,缺乏边缘信息也无法对规则工件尺寸进行测量。施庭雨等^[24]针对区域生长算法的种子点选取和生长规则容易导致点云分割失败的现象,提出一种基于图像边缘信息的目标点云区域生长分割算法,根据映射关系将边缘的点云数据作为种子点并形成边界约束条件,实现目标点云的快速分割,但对于粘连程度较高或特征变化强度不明显目标分割效率和精度不够理想。田青华等^[25]结合边缘信息对欧氏聚类分割算法进行改进,使用滤波移除干扰点和法向量夹角阈值移除边缘信息,构建 KD 树对移除边缘的目标点云进行自适应搜索半径的聚类分割,最后对边缘点云进行补齐,在保证目标点云分割完整的前提下,提高了分割的速度,但边缘信息的准确与否对分割效果影响较大。针对点云测量,周靖松等^[26]提出了一种基于点云信息的非接触式测量方法,采用统计异常滤波算法和条件滤波算法完成点云数据的噪声处理和粗提取,设置模型内点概率提前求解迭代次数,完成接触线的检测和特征提取,最后将相机坐标系下的点云位姿转换到的世界坐标系下完成参数计算。庄宿军等^[27]针对激光点云数据提出了一种基于随机采样的自动提取立方体尺寸信息的方法,但算法的适应性有待提高,立方体的空间位置对结果的影响较大,容易造成误识别和测量误差。

在 2D 和 3D 结合的方式下,粘连工件点云数据的分割和尺寸测量对工件边缘的检测效果依赖较大。对于粘连程度较高的工件,上述一些研究学者的研究方法会由于图像边缘难以被有效区分,影响最终的分割效果。本文为了准确获得粘连物体的边缘信息,提出了在对传统 Canny 梯度扩展的基础上,采用图像形态学等处理,实现粘连物体的分割和轮廓获取。通过纹理图像边缘信息提取对应的有序点云数据,采用 RANSAC 自适应滤波和高斯统计滤波去除噪声和平滑边缘后进行 PCA 最小包围盒测量,完成目标点云的特征提取和尺寸测量,避免了工件粘连导致 2D 分割困难和 3D 处理效率低下的问题,并通过实验验证了本文算法在提高算法的执行速度前提下,目标点云分割效果较好,测量结果满足一般测量的要求。

1 传统 Canny 算法及其优化

1.1 传统 Canny 算法原理

传统的 Canny 算法是一个多阶段的边缘检测算

法^[19],该算法主要由如下4个部分组成:1)原图经灰度处理后高斯滤波;2)采用一阶偏导数计算梯度幅值和方向;3)非极大值抑制,搜寻局部像素值最大的点,消除边缘误检;4)人为根据图像设置双阈值检测和边界连接。

1.2 传统 Canny 算法在应用中的缺陷

传统算法计算复杂度较低,使用 2×2 模板来计算水平和竖直方向的梯度,容易检测到虚假边缘或者丢失真实边缘^[20];传统的高低阈值是人工手动设定的,不同阈值的设置对于图像的边缘影响较大,针对实际场景下物体大小和摆放形状的不确定性,双阈值人工参数设置过程比较繁琐,算法鲁棒性较低,检测时容易出现伪边缘和边缘缺失导致后续的分割结果不太理想。原图纸箱、传统 Canny 低阈值检测、传统 Canny 高阈值检测、点云图分别如图 1 (a)、(b)、(c)、(d) 所示。

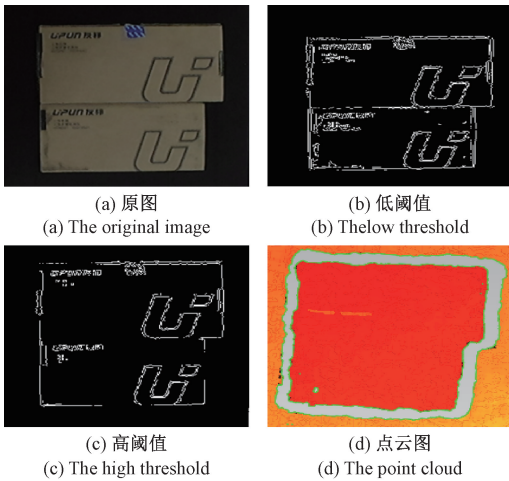


图 1 传统 Canny 及点云图

Fig. 1 Traditional Canny and point cloud diagram

由图 1 可以看出,经典的 Canny 算法对于有粘连的料箱边缘检测时,灰度较暗的部分细节信息不够明显,边缘精确率不高,容易产生间断。针对以上不足,需要改进经典的 Canny 算法,提高边缘检测的准确率和清晰度,为下一步基于图像边缘的数学形态学操作和边缘信息提取做好准备。

1.3 传统 Canny 算法的改进

1) 扩展 Sobel 算子计算梯度

传统 Canny 使用 2×2 Roberts 算子计算每个像素的 X 和 Y 四邻域灰度值加权求平均值,该算法只考虑了水平和竖直两个方向,忽略的其他方向的像素差值,容易导致边缘关键信息的丢失。针对以上缺点,采用 3×3 Sobel 算子,扩展了 45° 和 135° 方向梯度,最后对水平、竖直、 45° 、 135° 这 4 个方向梯度进行合成,提高了边缘检测的准确性。梯度模板如图 2 所示。

计算过程主要有两个部分组成:1) 分别将图像与梯

-1	-2	-1	-2	-1	0
0	0	0	-1	0	1
1	2	1	0	1	2

-1	0	1	0	1	2
-2	0	2	-1	0	1
-1	0	1	-2	-1	0

图 2 梯度模板

Fig. 2 Gradient template

度模板卷积操作;2) 对图像的每一个像素近似求出梯度和梯度方向;其中 G_X 、 G_Y 、 G_{45} 、 G_{135} 分别表示水平、竖直、 45° 和 135° 的梯度模板。

$$G = \sqrt{G_X^2 + G_Y^2 + G_{45}^2 + G_{135}^2} \quad (1)$$

$$\theta = \arctan(G_Y/G_X) \quad (2)$$

2) 基于 Otsu 的双阈值

本文选用最大类间方差法 (Otsu) 完成图像二值化,将图像分成背景和目标两个部分^[28-29],记分割阈值为 T ,属于目标的像素点数占图像像素点数的比值为 s_0 ,平均灰度记 w_0 ;背景像素点数占图像像素点数的比值为 s_1 ,平均灰度为 w_1 ,整个图像平均灰度值为 w ,类间方差为 $\sigma(T)$,图像中像素值大于 T 和小于 T 的像素点个数分别记为 M_0 、 M_1 。

$$w = s_0 * w_0 + s_1 * w_1 \quad (3)$$

$$\sigma = s_0(w_0 - w)^2 + s_1(w_1 - w)^2 \quad (4)$$

联立式(3)、(4)可得:

$$\sigma = s_0 * s_1(w_0 - w_1)^2 \quad (5)$$

遍历全图,当 $\sigma(T)$ 取得最大时, T 为全局自适应阈值。

2 基于 2D 预处理的点云测量方法

为了解决传统 2D 测量时料箱表面不平导致角点信息提取后测量误差大以及 3D 点云因料箱粘连时边界难以检测的问题,本文拟采用以集合论为基础的形态学理论,结合 Canny 边缘检测完成对点云纹理图像的预处理,达到获取目标边缘的信息的目标。最后对分割后点云进行滤波和 PCA 包围盒的计算,完成目标点云的分割和测量。本文算法流程如图 3 所示。

因此,首先需要使用改进 Canny 算法对图像边缘进行真实提取,减少伪边缘或边缘漏检;其次对边缘检测后图像进行膨胀处理,完成间断边缘的连接,将原图减去膨胀的图像,使得粘连的图像边缘放大能够区分;采用轮廓检测和最小矩形拟合,获得待提取目标的轮廓和角点信息;通过掩膜操作提取出对应点云区域的数据;最后进行

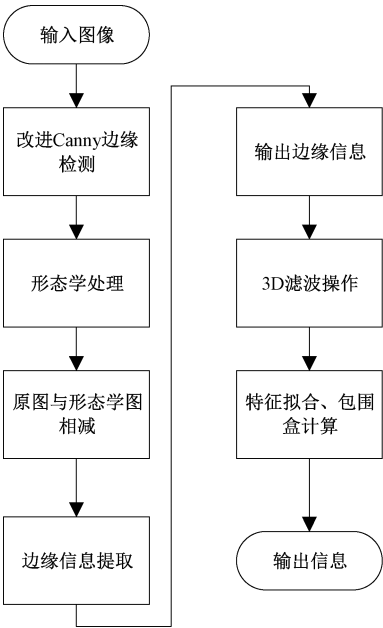


图 3 基于 2D 处理的分割测量识别算法
Fig. 3 Segmentation measurement recognition algorithm for 2D processing

3D 测量计算工件尺寸信息。
2.1 数学形态学腐蚀和膨胀

设输入图像、输出图像的像素分别为 $A(x,y)$ 、 $B(x,y)$ ， $kernel(x',y')$ 是用来调节结构元素的大小，公式 $\max A(x+x',y+y')$ 、 $\min A(x+x',y+y')$ 分别表示结构元素覆盖下 $A(x,y)$ 的最大和最小替换像素点。

本文形态学膨胀和腐蚀公式如式(6)、(7)所示：

$$B(x,y) = \max_{kernel(x',y') \neq 0} A(x+x',y+y') \tag{6}$$

$$B(x,y) = \min_{kernel(x',y') \neq 0} A(x+x',y+y') \tag{7}$$

形态学膨胀能够实现物体形状和边缘增长或者粗化的操作。对于粘连工件，改进 Canny 算子检测的边缘信息完整性较好，但粘连边缘区分困难，需要进行形态学膨胀操作，使得边界易于区分。膨胀系数的设置对后续的分割和测量有着重要的影响，膨胀系数过高，会造成边缘粗化过度；膨胀系数过小会造成边缘分割失败。本文根据工件形状是矩形结构的特性，选择 MORPH_RECT 结构元素，尺寸为 Size(3,3) 进行膨胀处理，将灰度图与其相减获得区分后的轮廓。

料箱摆放整齐时，图像膨胀、分割图如图 4(a)、(b) 所示；料箱摆放倾斜时，图像膨胀、分割图如图 4(c)、(d) 所示。

从图 4 结果可以得出经过图像形态学膨胀后，放大了料箱粘连的边界，使得料箱易于分割。

2.2 基于轮廓检测的外接矩形提取

图像轮廓是指图像中对象的边界，实际图片采集中，

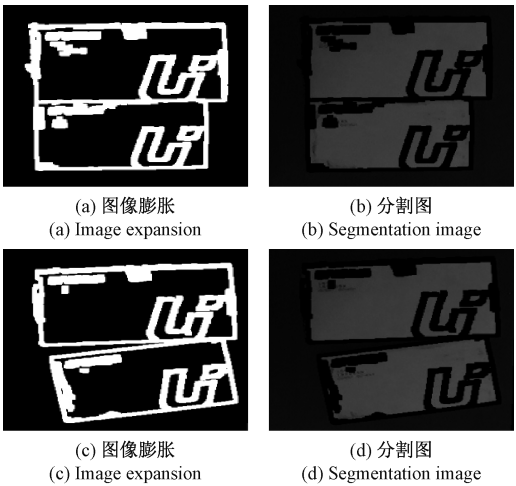


图 4 数学形态学处理
Fig. 4 Mathematical morphological processing

由于噪声和光照的影响，物体的轮廓会出现不规则的形状，针对目标形状的需要对轮廓采取矩形拟合。因此，对形态学处理后的图像进行最小外接矩形的具体步骤为：

- 1) 采用改进 Canny 中的 Otsu 自适应阈值完成图像的二值化；
- 2) 对图像进行外轮廓检测和最小外接矩形拟合；
- 3) 设置最小矩形面积阈值 S ，当检测的矩形面积大于等于 S 时保留，小于 S 时移除；
- 4) 设置膨胀补偿系数 k ，对矩形的角点进行修正。

通过边缘检测和形态学等处理后，可以计算出目标物体的周长、面积、顶点、中心点等信息，最终完成纹理图像下的料箱分割。料箱摆放整齐、倾斜放置结果分别如图 5(a)、(b) 所示。

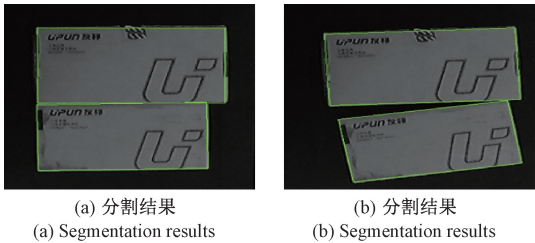


图 5 轮廓分析结果
Fig. 5 The contour analysis results

从图 5 中结果可以看出，通过 2.1 和 2.2 节，可以完成粘连料箱图像的分割和角点信息提取，目标被有效区分。

将采集的纹理图像像素坐标信息和获取的有序点云数据的对应，结合预处理获得图像中的角点信息，完成目标点云提取。通过 2D 预处理的方法可以实现目标点云数据的有效分割提取。粘连的料箱在图像中进行了有效

分割,规避了在数据量大的点云中分割,有效解决了3D传统分割算法对粘连物体难以有效分割和点云数据量大影响算法实时性的问题。

2.3 背景过滤

在无其他干扰物体的黑色背景下,本文的2D预分割可以准确的完成粘连物体的分割和目标的角点信息获取,但是边缘和轮廓检测对背景的要求比较高,在对比度不够明显和存在其他物体的干扰的情况下,通过面积阈值等方式很难将目标外的多余场景进行有效去除,会识别出一些非目标物体的信息,导致分割失败。考虑到现实场景下采集的图像中有其他物体的干扰,提出一种基于点云深度信息的快速背景过滤方法来过滤干扰物体,在背景过滤的基础上进行2D预处理检测,来提升检测的抗干扰能力。

假设一点的像素坐标为 (x, y) ,其对应的像素值为 $f(x, y)$,记为 A ,该点位置对应的深度信息为 h ,将距离相机为 $[h_1, h_2]$ 的视野采集的数据设为有效数据保留,超出的部分像素值设为 $(0, 0, 0)$,即为图像里黑色背景,完成数据过滤。如式(8)所示:

$$\begin{aligned} f(x_i, y_i) &= A_i, h \in [h_1, h_2] \\ f(x_i, y_i) &= 0, h \notin [h_1, h_2] \end{aligned} \quad (8)$$

为了验证结果的有效性,对大量的工件集数据进行轮廓检测和角点提取,选取了部分工件存在背景干扰和经过背景过滤后检测结果对比图,分别如图6(a)、(b)和图6(c)、(d)所示。

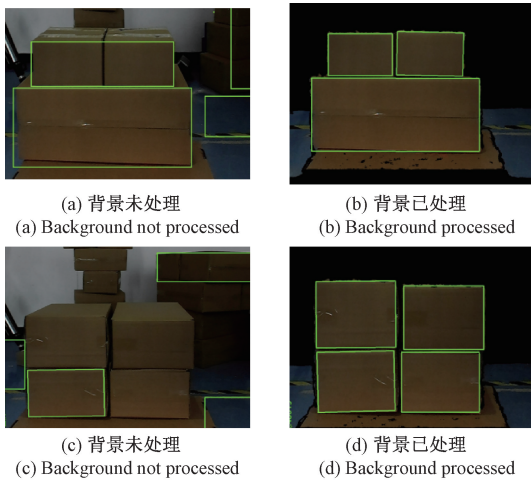


图6 背景过滤检测结果

Fig. 6 Background filtering detection result

从图6的结果可以分析出,实际测试场景会存在背景的干扰,影响检测结果的准确性和稳定性,导致分割失败;经过背景过滤对干扰物体实现去除,有效提高了2D预处理在复杂背景干扰下检测结果的可靠性和准确性。

2.4 目标点云滤波

点云数据和图像信息的对应关系是目标点云有效提取的关键,有序点云数据信息的准确是测量的必要保证。在实际相机采集点云数据中,由于设备、环境等干扰,采集的点云数据往往会存在噪声点,影响料箱测量结果的准确性。因此,对相机采集的点云数据采用先对齐图像后滤波的方式实现点云信息和图像信息准确对应以及噪声点去除。

1) 基于RANSAC自适应滤波

考虑到工件表面形状是矩形,针对粗提取后的目标点云已经接近于平面,可能会存在少量的平面外的干扰点和提取边缘不够清晰情况,提出基于RANSAC特征提取的自适应滤波,将分割的目标点云平面方程的高度参数作为滤波条件,完成对干扰点的有效去除,实现了不同大小工件的自适应滤波,提高算法的实时性和适用性。

随机采样一致性(RANSAC)是一种基于统计概率的算法,通过迭代方式求解数学模型参数,获得数据集的有效数据点^[26]。对于一组点云数据,符合求解的数学模型的点称之为局内点,反之为局外点。针对料箱尺寸的研究,算法主要流程是随机从数据中选取 n 个点数据来计算模型参数,迭代计算局内点和参数模型的误差判断是否为内点,更新数据,直到迭代完成。

设样本内点比例为 z ,迭代的次数为 k ,迭代过程中选取的样本点为局内点的概率记为 P ,关系如式(9)所示:

$$k = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - z^n)} \quad (9)$$

$$1 - (1 - z^n)^k > p$$

设平面的方程为 $Ax + By + Cz + D = 0$,其中 A, B, C 不同时为0,则RANSAC求解平面参数步骤为:

(1) 在获取的目标点云数据中随机选取3个点云坐标分别 $S_1(x_1, y_1, z_1)$, $S_2(x_2, y_2, z_2)$, $S_3(x_3, y_3, z_3)$,将数据联立求解,如式(10)所示:

$$[A \ B \ C] \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \\ y_1 & y_2 & y_3 \\ z_1 & z_2 & z_3 \end{bmatrix} + D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

(2) 设距离平面大于 δ 阈值的点为局外点,剩余点为局内点,计算任意点云 $S_i(x_i, y_i, z_i)$ 到平面的距离,并计算局内点的个数, δ 一般取0.01~0.1,设置过大会降低拟合平面精度。

$$d_i = \frac{|Ax_i + By_i + Cz_i + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (11)$$

(3) 重复上述步骤,选出局内点最多的平面作为拟合平面。输入的点云数据量和迭代次数的设置会影响模型拟合的效率,点云数据量越大,算法的执行时间越长。

对拟合后目标点云数据进行判断,在平面高度给定范围内保留数据;反之,去除数据,即 $|D| * [1-K, 1+K]$ 内保留, K 为阈值参数。

考虑料箱是规则矩形平面的形状特性,平面拟合精确性对目标点云滤波的结果有着重要的影响。传统 RANSAC 算法对于多目标平面拟合会存在每次只能拟合出一个的局限性,会在多个平面中拟合出非指定的平面。因此,对分割的每个目标点云依次采用滤波和平面拟合的方式,避免多平面的误拟合。该方式可以有效降低点云数据滤波的复杂性,提高平面拟合的准确性。

2) 基于高斯统计滤波去噪

自适应滤波可以较好的去除平面外的噪声点,但平面边界可能会存在一些密度较小的粘连点难以去除,导致边界平滑度较差,并且点之间拓扑关系较难建立。因此,采用一种基于 KD 树近邻搜索,统计邻域内点云密度的高斯统计滤波来对边界附件粘连点云进行去除。计算目标点近邻的欧氏距离如式 (12) 所示:

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} \quad (12)$$

具体流程如下:

(1) 对给定点 p_n 求出其与 K 邻域的所有点的平均距离 D_n , 如式 (13) 所示;

(2) 根据平均距离计算全部点云的平局距离 m 和标准差 δ , 如式 (14)、(15) 所示;

(3) 求解分割阈值 L , 根据分割阈值判断是否为局外点, 去除局外点, 如式 (16) 所示。

$$D_n = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k d_i \quad (13)$$

$$m = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N D_n \quad (14)$$

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (D_n - m)^2} \quad (15)$$

$$L = m + mt * \delta \quad (16)$$

其中, N 代表所有点的总和, mt 为倍数因子, 需要根据工件点云特点进行设置, 本文取 0.02。通过计算获得分割阈值 L 后完整遍历所有点云数据, 若平均距离小于分割阈值, 则保留对应点云; 反之, 则移除。

直接提取目标点云和滤波后点云经可视化后分别如图 7 (a)、(b) 所示。

从图 7 结果可以得出, 直接根据角点信息提取目标点云会存在一些噪声点的干扰; 通过基于 RANSAC 的自适应滤波和高斯统计滤波可以有效去除多余干扰点云, 提高了点云提取的准确性。

2.5 目标点云尺寸测量

待测点云完成滤波后已经去除了相应的干扰点, 由于物体本身不是严格的矩形以及放置方式不同, 会发生轻微的形变导致相机采集到的物体点云数据不可避免的

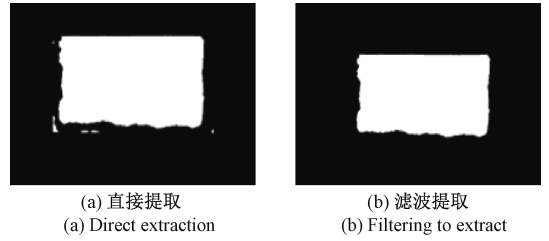


图 7 目标提取及滤波结果

Fig. 7 Target extraction and filtering results

存在边缘弯曲和部分数据丢失的情况。因此考虑采用主成分分析法去查找主方向, 通过包围盒的方式去拟合计算目标的尺寸信息。点云主成分分析法 (PCA) 主要思想是将 n 维特征映射到 k 维空间并两两线性无关, 通过计算协方差矩阵得到特征值和特征向量, 选择特征值最大的对应的特征向量作为主分量的基本主元。设任意点坐标为 $P_i(x_i, y_i, z_i)$, 总点数为 n , 其中 x, y, z 样本均值分别为 m_x, m_y, m_z , 二维数据协方差分别如式 (17) 和 (18) 所示:

$$m_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, m_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i, m_z = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i \quad (17)$$

$$Cov(X, Y) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - m_x)(y_i - m_y) \quad (18)$$

由式 (17) 和 (18) 可以推广到 3 个坐标值的协方差矩阵, 采用特征值分解法求解协方差矩阵的特征值和特征向量如式 (19) 所示:

$$Cov(X, Y, Z) = \begin{bmatrix} Cov(x, x) & Cov(x, y) & Cov(x, z) \\ Cov(y, x) & Cov(y, y) & Cov(y, z) \\ Cov(z, x) & Cov(z, y) & Cov(z, z) \end{bmatrix} \quad (19)$$

利用 PCA 进行最小包围盒的主要流程如下:

1) 计算协方差矩阵, 采取特征值分解的方法求取协方差矩阵的特征值特征向量;

2) 选取特征值较大的 k 个, 对其特征向量进行计算和正交标准化, 以正交标准化后的向量方向作为该点云自然轴对应的方向;

3) 将输入点云数据转换至原点, 分别计算从顶点沿 3 个主轴方向的最大最小值。

基于 PCA 后可视化结果如图 8 (a)、(b) 所示。

利用基于主成分分析法的包围盒对分割后的点云进行最小矩形包围, 可以在保证速度的前提下很好的获得尺寸信息。

3 实验结果分析和比较

3.1 实验环境

本文料箱尺寸测量实验硬件环境为: AMD

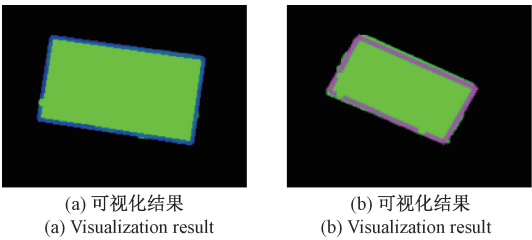


图 8 基于 PCA 包围盒处理结果

Fig. 8 Processing results based on PCA bounding box

Ryzen4800H CPU, 2.9 GHz, 16 G 内存, 图漾 FM-851 3D 工业相机(同时输出图像和点云信息); VS 2019 环境下基于 Opencv4.5.2, PCL1.9.2 实现, 分割结果统计基于 MATLAB2018 实现。

3.2 图像预处理与结果别分析

传统 Canny、改进 Canny、Sobel 和 Laplace 边缘检测结果分别如图 9 (a)、(b)、(c)、(d) 所示。

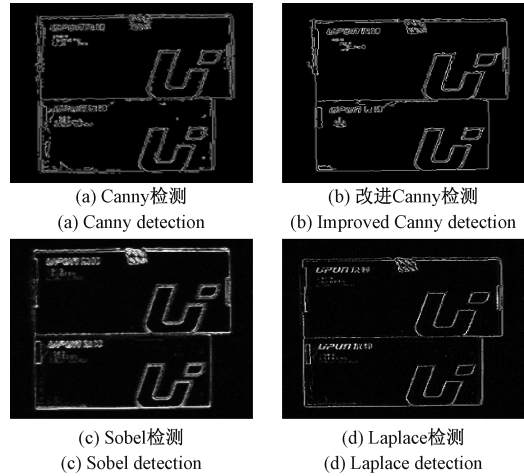


图 9 边缘检测结果

Fig. 9 Edge detection results

从图 9 的结果可以看出, 改进后的 Canny 边缘检测更加完整, 边缘更加清晰。自适应阈值相比较传统的手动阈值设定, 算法的自适应性进一步提高。

PSNR 指达到噪声比顶峰时信号, 用来表达图像的质量, 是使用比较广泛的图像评价指标。文献[20]指出峰值信噪比值越大, 图像质量越好, 失真越低。

表 1 数据由图 9 图像计算得出, 本文边缘检测算法的 PSNR 结果比传统边缘检测算法有所提升, 表示图像失真较少, 与原始图像更加接近。

文献[14]指出清晰图像的边缘变化比模糊图像的幅度更大, 因此本文采用梯度函数中的 EOG 能量函数来计算图像清晰度, 并对结果进行归一化, 结果如图 10 所示。

表 1 实验测试结果

Table 1 Experimental test results

边缘检测后图像	PSNR 值
Sobel 算子	9.041
Laplace 算子	8.815
传统 Canny	8.691
本文	9.180

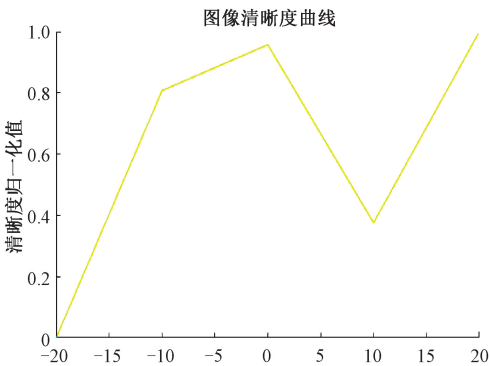


图 10 清晰度结果

Fig. 10 The result of sharpness

点 $(-20,0)$ 、 $(-10,0)$ 、 $(0,0)$ 、 $(10,0)$ 、 $(20,0)$ 分别对应 Sobel 算子、Laplace 算子、Canny 低阈值、高阈值和本文算法, 归一化的结果越接近 1, 图像就越清晰。由图 10 可知, 本文的算法清晰度最优。

3.3 点云分割与结果分析

为了验证本文算法对目标点云的分割速度, 实验是在光照和相机的角度固定的情况下, 分别统计测试样本在文献[4]、[23]、[24]、[25]以及本文算法下识别目标的所需时间, 实验结果如图 11 所示:

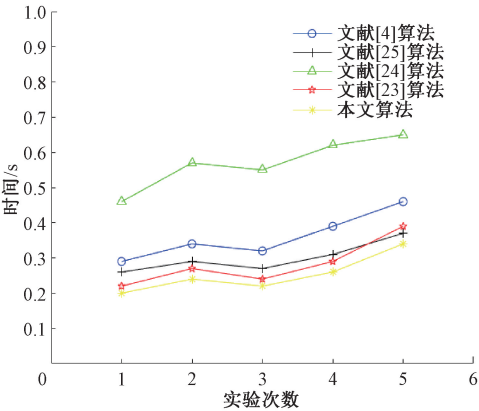


图 11 分割时间结果

Fig. 11 The result of segmentation time

由图 11 数据可以得出, 在同一个外部数据采集环境下, 本文算法的分割效率相比文献[4]、[23]、[24]、

[25] 算法分别提升约 28.4%、11.2%、55.7% 和 19.5%,文献[24]算法是在边缘分割的基础上采用区域增长算法进行分类,生长规则复杂度较高导致分割效率最低。本文算法是利用 2D 分割获得边缘和角点信息直接提取目标点云,避免了利用边缘信息进行聚类分割或点云近邻搜索来完成点云提取。因此,理论上可以更快的完成目标点云的分割,分割的效率会更高,实验结果也符合预期。

针对复杂摆放情况下点云分割,为便于观察,点云原图、左上角料箱完成最终分割后经可视化的结果图如图 12(a)、(b) 所示。

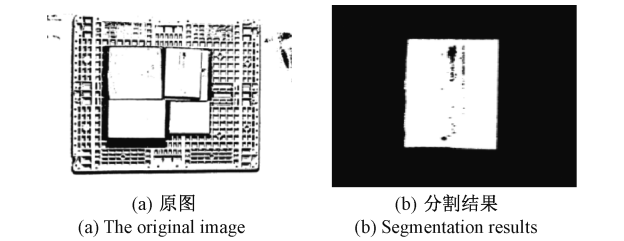


图 12 目标点云提取结果
Fig. 12 Extraction results of target point cloud

从图 12 的结果可知,经过对点云纹理图像预处理,可以完成目标点云的准确提取,避免了传统点云分割的欠分割或者过分割的现象,对于多个粘连物体可以很好的进行尺寸计算。

为了验证本文算法测量结果精度和分割效果,对不同类型的工件集进行大量的实验,分别在粘连程度不同的情况下对分割后的工件计算尺寸信息,与 20 分度游标卡下测量的标准尺寸进行误差比较,为了方便统计,将粘连程度分为轻度和重度粘连两个等级,同一实验次数下的工件集粘连程度相同,每两个实验为相同工件,工件尺寸测量结果分别如表 2、3 所示。

表 2 长度测试结果

Table 2 Experimental test results					
实验次数	标准长度/	测量长度/	粘连程度	绝对误差/	相对误差/
	mm	mm		mm	%
实验 1	184.00	183.05	轻度	0.95	0.52
实验 2	184.00	181.84	重度	2.16	1.17
实验 3	205.50	204.16	轻度	1.34	0.65
实验 4	205.50	203.03	重度	2.47	1.21
实验 5	160.00	159.15	轻度	0.85	0.54
实验 6	160.00	158.43	重度	1.57	0.98
实验 7	90.00	89.19	轻度	0.81	0.90
实验 8	90.00	88.36	重度	1.64	1.83

结合表 2 和 3 分析可知,2D 预分割后目标点云数据完整性较强,粘连物体被有效区分,在提升分割速度的同

时,采用 PCA 包围盒可以较准确的完成目标尺寸信息的测量,平均相对误差约为 1.24%,满足一般测量的要求。

表 3 宽度测试结果

Table 3 Experimental test results					
实验次数	标准宽度/	测量宽度/	粘连程度	绝对误差/	相对误差/
	mm	mm		mm	%
实验 1	102.00	101.04	轻度	0.96	0.94
实验 2	102.00	100.47	重度	1.53	1.51
实验 3	115.00	116.03	轻度	1.03	0.90
实验 4	115.00	116.72	重度	1.72	1.49
实验 5	130.00	131.26	轻度	1.26	0.97
实验 6	130.00	127.36	重度	2.64	2.03
实验 7	50.00	49.23	轻度	0.77	1.54
实验 8	50.00	51.28	重度	1.28	2.56

最后为了验证本文算法对目标点云的法向量计算准确性,分别统计在本文算法下和 Geomagic Control 软件下的目标点云平面法向量和高度,其中 (N_x, N_y, N_z) 、 H 分别为平面法向量和平面高度,实验 1 和 2 为本文算法结果,实验 3 和 4 为 Geomagic 结果,结果如表 4 所示。

表 4 实验测试结果

实验次数	平面法向量			H/mm
	N_x	N_y	N_z	
实验 1	-0.025 7	-0.067 9	0.997 4	994.278
实验 2	-0.038 6	-0.060 2	0.998 5	993.659
实验 3	-0.023 9	-0.066 1	0.998 1	995.187
实验 4	-0.037 9	-0.059 4	0.997 5	993.743

从表 4 的结果分析可以得出,本文算法对目标点云的法向量和平面高度的计算与 Geomagic 软件计算结果十分接近,可以实现法向量的准确计算,进一步验证了采用平面参数进行自适应滤波的可靠性。

4 结 论

为了解决现有 3D 点云分割算法对粘连物体难以有效分割,影响物体尺寸信息的测量和位姿计算以及 2D 测量时缺乏深度信息导致误差较大和位姿估计不准确的问题,本文对基于 2D 预处理的点云分割和测量进行研究,通过对传统 Canny 梯度扩展和自适应阈值完成边缘检测,在此基础上进行数学形态学和轮廓检测分析,获取目标的角点信息以及对应目标点云。同时,对目标点云进行滤波和基于 PCA 的包围盒计算尺寸和法向量,验证了所提方法的有效性。

通过实验结果可知,基于 2D 预处理的点云分割和测

量有如下4个优点:1)通过自适应阈值和梯度扩展的边缘检测效果更加准确,自适应阈值的计算结果符合实际的高低阈值设置,提高算法的鲁棒性;2)通过深度信息完成背景过滤,提高了分割的准确率和复杂情况下的抗干扰能力;3)基于RANSAC的自适应滤波和高斯统计滤波,可以对目标平面完成拟合和干扰点去除,提高目标点云数据的准确性;4)通过2D预处理,实现了粘连点云的分割和提取,有效解决了传统点云分割算法过分割或欠分割的问题,尺寸测量结果也基本满足一般精度测量的需要。

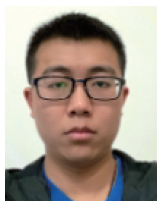
实验是针对常见工件特征进行验证的,如何进一步减少分割的时间,实现目标点云更快速、精确的识别和测量,以及应用3D点云位姿信息结合机械臂实现工件抓取是下一步研究的方向。

参考文献

- [1] 许安宁. 基于深度学习的三维点云语义分割方法综述[J]. 长江信息通信, 2021, 34(1): 59-62.
XU AN N. A review of semantic segmentation methods of 3D point cloud based on deep learning[J]. Chang Jiang Information & Communications, 2021, 34(1): 59-62.
- [2] DAL P A P, YANO Y M S. Adaptive random sample consensus approach for segmentation of building roof in airborne laser scanning point cloud [J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(6): 2047-2061.
- [3] 刘亚坤, 李永强, 刘会云, 等. 基于改进RANSAC算法的复杂建筑屋顶点云分割[J]. 地球信息科学学报 2021, 23(8): 1497-1507.
LIU Y K, LI Y Q, LIU H Y, et al. Roof point cloud segmentation of complex buildings based on improved RANSAC algorithm [J]. Journal of Geo-Information Science, 2021, 23(8): 1497-1507.
- [4] 吴燕雄, 李峰, 刘芳, 等. 平滑度欧氏聚类算法分割点云数据[J]. 测控技术, 2016, 35(3): 36-38.
WU Y X, LI F, LIU F, et al. The smoothness euclidean clustering algorithm segmentation on point cloud data[J]. Measurement and the Control Technology, 2016, 35(3): 36-38.
- [5] 邱佳月, 赖际舟, 李志敏, 等. 面向复杂场景的激光雷达地面分割算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 244-251.
QIU J Y, LAI J ZH, LI ZH M, et al. Lidar ground segmentation algorithm for complex scene [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 244-251.
- [6] 郭保青, 余祖俊, 张楠, 等. 铁路场景三维点云分割与分类识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2103-2111.
GUO B Q, YU Z J, ZHANG N, et al. Railway scene the 3D point cloud segmentation and classification recognition algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2103-2111.
- [7] 史红霞, 王建民. 基于法向量区域聚类分割的点云特征线提取[J]. 中国机械工程, 2021, 32(21): 2552-2561.
SHI H X, WANG J M. Feature line extraction of point cloud based on normal vector region clustering segmentation[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(21): 2552-2561.
- [8] YUAN H, SUN W, XIANG T. Line laser point cloud segmentation based on the combination of RANSAC and region growing [C]. 2020 39th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2020: 6324-6328.
- [9] 袁虎强, 孙豪. 点云分割方法性能评价与对比分析[J]. 测绘科学, 2021, 46(9): 130-135.
YUAN H Q, SUN H. Performance evaluation and comparative analysis of point cloud segmentation method[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(9): 130-135.
- [10] SAMPATH A, SHAN J. Segmentation and reconstruction of polyhedral building roofs from aerial lidar point clouds[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 48(3): 1554-1567.
- [11] 朱军桃, 王雷, 赵传, 等. 基于区域生长算法的复杂建筑物屋顶点云分割[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(4): 20-25.
ZHUN J T, WANG L, ZHAO CH, et al. Roof point cloud segmentation of complex buildings based on region growth algorithm [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2019, 31(4): 20-25.
- [12] VO A V, TRUONG-HONG L, LAEFER D F, et al. Octree-based region growing for point cloud segmentation [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 104: 88-100.
- [13] SITHOLE G. Segmentation and classification of airborne laser scanner data [J]. Publications on Geodesy, 2005: 59.
- [14] 童胜杰, 江明, 焦传佳. 一种改进工件边缘检测方法的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 128-134.
TONG SH J, JING M, JIAO CH J. Research on an improved edge detection method for workpiece [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 128-134.
- [15] 阙禄松, 王明泉, 张俊生, 等. 基于Canny算子和形态学滤波的焊缝图像背景去除技术[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(1): 10-14.

- QUE L S, WANG M Q, ZHANG J SH, et al. Weld image background removal technology based on the Canny operator and morphological filter[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(1): 10-14.
- [16] 黄梦涛, 连一鑫. 基于改进 Canny 算子的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 199-209.
- HUANG M T, LIAN Y X. Surface defect detection of lithium battery electrode based on improved Canny operator[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 199-209.
- [17] 李莎. 基于 Prewitt 的指纹图像预处理算法研究[J]. 自动化应用, 2018(6): 1-2, 6.
- LI SH. Research on fingerprint image preprocessing algorithm based on Prewitt[J]. Automation Application, 2018(6): 1-2, 6.
- [18] 刘源, 夏春蕾. 一种基于 Sobel 算子的带钢表面缺陷图像边缘检测算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(03): 电子测量技术, 2021, 44(3): 138-143.
- LIU Y, XIA CH L. A strip surface defect image edge detection algorithm based on the Sobel operator[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(3): 138-143.
- [19] 李静, 陈桂芬, 丁小奇. 基于改进 Canny 算法的图像边缘检测方法研究[J]. 计算机仿真, 2021, 38(4): 371-375.
- LI J, CHEN G F, DING X Q. Research on image edge detection based on improved Canny algorithm[J]. Computer Simulation, 2021, 38(4): 371-375.
- [20] 李健, 刘孔宇, 任宪盛, 等. 基于自适应阈值的 Canny 算法在 MRI 边缘检测中的应用[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(2): 712-719.
- LI J, LIU K Y, REN X SH, et al. Application of Canny algorithm based on adaptive threshold in MRI edge detection[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2021, 51(2): 712-719.
- [21] 陆华才, 贺华展, 黄宜庆, 等. 改进 Canny 边缘算子和高斯混合模型的运动目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 142-147.
- LU H C, HE H ZH, HUANG Y Q, et al. Improved Canny edge operator and Gaussian mixture model moving target detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(10): 142-147.
- [22] WANG Y, EWERT D, SCHILBERG D, et al. Edge extraction by merging 3D point cloud and 2D image data[C]. 2013 10th International Conference and Expo on Emerging Technologies for a Smarter World (CEWIT). IEEE, 2013: 1-6.
- [23] 张文飞, 韩建海, 郭冰菁, 等. 改进的分水岭算法在粘连图像分割中的应用[J]. 计算机应用软件, 2021, 38(6): 243-248.
- ZHANG W F, HAN J H, GUO B J, et al. Application of improved watershed algorithm in conglutination image segmentation[J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(6): 243-248.
- [24] 施庭雨, 黄丽婷, 林靖宇, 等. 融合图像边缘的区域生长点云分割算法[J/OL]. 小型微型计算机系统, 2022, 1-9.
- SHI T Y, HUANG L T, LIN J, et al. Region growing point cloud segmentation algorithm for image edge fusion[J/OL]. Journal of Chinese Computer Systems, 2022, 1-9.
- [25] 田青华, 白瑞林, 李杜. 基于改进欧氏聚类的散乱工件点云分割[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(12): 316-324.
- TIAN Q H, BAI R L, LI D. Scattered workpiece point cloud segmentation based on the improved Euclidean clustering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(12): 316-324.
- [26] 周靖松, 韩志伟, 杨长江. 基于三维点云的接触网几何参数检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 239-246.
- ZHOU J S, HAN ZH W, YANG CH J. Detection method of catenary geometric parameters based on 3D point cloud[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 239-246.
- [27] 庄宿军, 范晓进. 基于激光点云的长方体长宽高计算[J]. 测绘地理信息, 2021, 46(S1): 248-252.
- ZHUANG S J, FAN X J. Calculation of cuboid length, width and height based on laser point cloud[J]. Journal of Geomatics, 2021, 46(S1): 248-252.
- [28] 吴京城, 洪欢欢, 施露露, 等. 反背景差分结合 Otsu 的细胞图像分割方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(4): 82-89.
- WU J CH, HONG H H, SHI L L, et al. Anti-background differential combination Otsu cell image segmentation method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(4): 82-89.
- [29] 田雯, 胡玉荣. 共生矩阵耦合 Otsu 阈值的彩色图像边缘提取算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 52-60.
- TIAN W, HU Y R. Color image edge extraction algorithm based on co-occurrence matrix coupled with Otsu threshold[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(7): 52-60.

作者简介



殷宗琨, 2020 年于安徽信息工程学院获得学士学位, 现安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: yzk777@qq.com

Yin Zongkun received his B. Sc. degree from Anhui Institute of Information Technology in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Anhui Polytechnic University. His main research interest includes machine vision.



江明(通信作者), 1993 年于上海工业大学(现上海大学)获得硕士学位, 现为安徽工程大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为机器人智能控制系统和先进检测技术。

E-mail: kjjm@ahpu.edu.cn

Jiang Ming (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Shanghai Technology University (now Shanghai University) in 1993. He is now a professor and M. Sc. supervisor at Anhui Polytechnic University. His main research interests include robotic intelligent control system and advanced detection technology.