

DOI:10.16136/j.joel.2023.12.0587

基于改进欧式聚类算法的双目主动视觉点云目标检测研究

朱均超*, 卞永鑫, 韩芳芳, 曾琦, 周惠, 宋思源

(天津理工大学 电气工程与自动化学院 天津市复杂系统控制理论及应用重点实验室, 天津 300384)

摘要: 双目视觉立体匹配时, 在同色调表面因为缺乏纹理信息, 不仅计算量大且匹配度低, 而且生成的场景中的点云又具有非结构化、近密远疏的性质, 因此, 提高双目视觉匹配的精度与速度, 以及准确分割点云目标, 一直是点云获取及目标检测中的难点问题。针对以上问题, 本文首先提出了一种融合主动激光的 3D 点云目标采集方法, 快速准确地获得原始点云数据; 其次提出了一种基于欧式聚类的改进算法, 使用距离阈值和角度阈值作为阈值分割判断条件进行分段聚类, 得到边界明确的 3D 点云目标检测框。实验结果表明: 所设计的 3D 点云成像系统能够有效获取前方物体的 3D 点云信息, 且具有比激光雷达成本低、易实现、信息丰富等优势; 改进后的欧式聚类算法能有效改善传统算法对阈值较为敏感导致的物体易出现欠分割或过分割的问题, 提高了目标检测的准确率, 在室内场景下具有良好的检测效果。

关键词: 主动激光; 立体视觉; 3D 点云; 目标检测; 欧式聚类

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2023)12-1288-10

Binocular active vision point cloud target detection based on improved euclidean clustering algorithm

ZHU Junchao*, BIAN Yongxin, HAN Fangfang, ZENG Qi, ZHOU Hui, SONG Siyuan

(Tianjin Key Laboratory for Control Theory & Applications in Complicated Systems, School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: In stereo matching of binocular vision, due to the lack of texture information on the same-tone surface, not only has a large amount of computation but also has low matching degree, and the point cloud in the generated scene has the nature of unstructured, the near is dense and the far is sparse. Therefore, improving the matching accuracy and speed of binocular vision, and accurate segmentation of the target has been a difficult problem in point cloud acquisition and target detection. To solve the above problems, firstly, a 3D point cloud target acquisition method combining active laser is proposed to obtain the original point cloud data quickly and accurately. And an improved algorithm based on Euclidean clustering is proposed, which uses distance threshold and angle threshold as the threshold segmentation judgment conditions to perform segmented clustering, the 3D point cloud target detection box with clear boundary is obtained. The experimental results show that the designed 3D point cloud imaging system can effectively obtain the 3D point cloud information of the target in front, and has the advantages of lower cost, easier implementation and more information than lidar. The improved Euclidean clustering algorithm can effectively solve the problem that the object is prone to under-segmentation or over-segmentation, because the traditional algorithm is sensitive to the threshold, and the accuracy of target detection is improved, the detection effect is better in indoor scenes.

Key words: active laser; stereo vision; 3D point cloud; target detection; Euclidean clustering

* E-mail: hanfangfang@tjut.edu.cn

收稿日期: 2022-11-29 修订日期: 2022-12-01

基金项目: 天津市自然科学基金(21JCQNJC00910, 21JCZDJC00760)、天津市“项目+团队”重点培养专项(XC202054)和天津市研究生科研创新项目(2020YJSZXB08)资助项目

0 引言

点云^[1]是一种非常接近原始传感器的数据集,它能够充分表达目标的特征和空间分布,因没有经过其他处理手段,所以点云模型中包含了最大的信息量。它在自动驾驶^[2]、地形测绘、生物医学、3D游戏、刑事侦查等多领域都有广泛的应用。基于点云的3D目标检测^[3]相比于单视图检测、多视图检测更为直观和准确,相比于使用激光雷达或者深度相机,使用工业相机成本更低。除此之外,通过双目立体视觉^[4]获取到的空间物体的3D点云数据相比于深度图像点云数据,测量的图像深度、视野范围更大,更不易受噪声干扰、鲁棒性强。

针对原始3D点云目标检测的方法有传统方法和深度学习方法两种。首个完全基于原始点云数据的目标检测任务的是PointRCNN^[5],它是一种新的3D检测框建议生成算法,其通过对原始输入的每个点分割成前景对象和背景来生成用于预测的候选框,将候选框中的点云结合语义特征进行拼接,有助于后期的框调整和分类置信度预测,但同时存在提取特征速度缓慢和精度不高的问题。2019年,一个来自工业界的模型PointPillars^[6]通过俯视图视角将点云划分为许多体柱,然后使用2D卷积网络进行特征提取,将体柱处理成一个高维度的表示,最后进行3D检测框回归,这种方法不再依靠固定编码器学习特征,极大加快了算法的运行速度,但是付出了检测精度和目标朝向判断准确率都降低的代价。

传统3D点云目标检测方法的核心是聚类,常用3D点云的聚类算法包括以下几种:基于划分的K均值聚类算法(K-means algorithm, KMA)^[7]、基于密度的聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)^[8,9]、基于网格的高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)^[10]、基于欧式距离的聚类^[11]、超体聚类^[12]等。其中,K-means算法原理简单且聚类速度快,但需要人为指定聚类簇数,对噪声较敏感且只能发现球状簇。DBSCAN算法可以发现任意形状的点云簇,对噪声不敏感,但是数据量较大时聚类时间较长。GMM算法是假定已知一个明确的点云模型,使用极大似然估计来进行模型拟合,但是容易收敛到局部最优解,识别率低。欧式聚类算法在合理阈值下有较好的聚类效果,聚类速度快,但是对距离阈值的选取较为敏感。

王凯歌等^[13]在传统的欧式聚类搜索过程中,对聚类目标和干扰目标的激光点设定不同的激光点权

值,去除搜索过程中干扰目标的激光点。姚绍华等^[14]根据点云与激光雷达之间的距离动态地选择阈值并通过实验证实该方法能对障碍物目标点云进行快速且准确的分割。GAMAL等^[15]提出了利用动态卷积神经网络算法(dynamic graph convolutional neural network, DGCNN)和欧氏聚类法的组合进行建筑物分离的方法,该组合的准确率为91.67%,但是无法解决小间隙建筑物间的分割问题。XU等^[16]提出了将FPCC-Net(fast point cloud clustering net)和一种快速聚类算法相结合的新型聚类算法来用于实例分割,适用于多实例单类场景,但是不适用于任何中心不在自身的物体。

鉴于此,本文将使用两个工业相机作为双目相机,采取主动视觉的方法采集图像,用MATLAB进行处理快速获取原始3D点云数据;后在ROS平台中进行环境部署,对原始点云数据先进行预处理,对传统欧式聚类算法提出改进,根据镜头与点云之间的距离进行分段聚类,将距离阈值和角度阈值作为判断聚类分割的依据,对去除地面点云的数据进行目标检测。一方面使用传统工业相机而不是使用激光雷达方法获取点云,能够有效降低成本,成像速度快,不易受干扰;另一方面主动光的加入,可以大大提高双目匹配的速度和对同一颜色、同样纹理平面匹配的适用性。另外,在对原始3D点云的进行检测时,使用基于传统欧式聚类算法的改进算法,相比于深度学习的方法更快、实时性更强,并且有效改善由于点云近密远疏导致检测准确率低的问题,取得了很好的检测效果。

1 基于主动式双目立体视觉的3D点云成像系统

1.1 主动式双目立体视觉图像采集装置

图1是针对本研究所设计的双目图像采集装置。该装置由2个CCD相机和1个线性激光发生器组成,将相机固定在导轨上,相机间的距离可在1500 mm范围内任意调节并且能使相机光轴呈平行方向;激光发生器产生的条形光栅利用六棱反射镜反射到相机的前方视场中。利用控制系统驱动步进电动机带动六棱反射镜转动,通过调整旋转角速度及快门频率控制光栅密度,从而获得满足测量要求的3D环境分辨率。同时计算机保存在这一激光扫描周期内双目相机同一时刻拍下的 n 对带有激光强特征的纹理图像。

主动式双目立体视觉图像采集原理是利用主动光投射和双目立体视觉相结合的方式,通过观察双

目图像的差异,利用三角形法则获取深度感并建立特征之间的对应关系,对应两幅图像中相同空间位置的映射点。但是只依靠双目方案易受被测物体纹理性质的影响,在纯色或者曝光过强时匹配准确率下降明显,而主动光的投射恰好解决单一纹理时双目视图不易获取匹配点的问题,加快立体匹配。

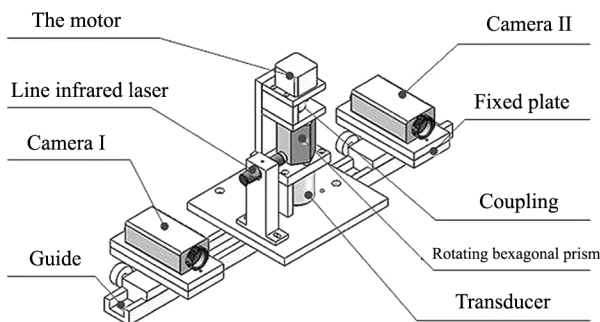


图1 双目图像采集装置

Fig. 1 Binocular image acquisition device

本系统双目立体视觉模型环境感知原理如图2所示,其中两个相机在垂直视场产生的重叠区域为 FOV_v ,在水平视场产生的重叠区域为 FOV_h ,则 FOV_v 与 FOV_h 所构建的点划线框区域即为左右两个相机视场的重叠区域,也就是该模型进行环境感知的视场范围。

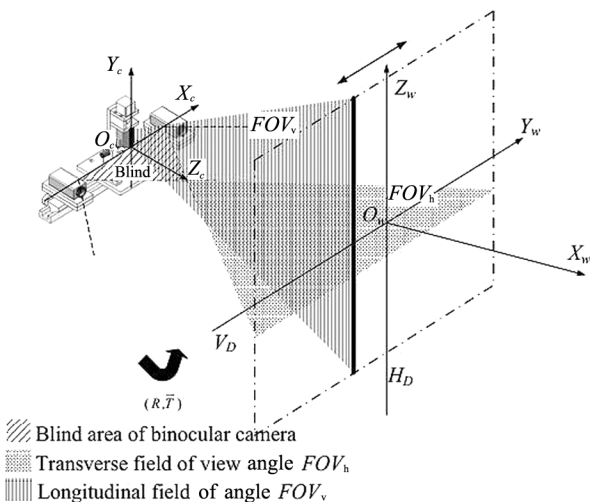


图2 双目立体视觉模型环境感知原理图

Fig. 2 Schematic diagram of active binocular stereo vision model environment perception

1.2 双目图像采集

由于人工测量的精确度较低,难以确定双目相机的相对位置关系,因此采集图像的第一步是将双目相机进行标定,由标定参数得到两个相机的相对

位置关系。本文采用一种基于棋盘格的相机标定方法——张正友标定法,比自标定法的精度高,便于操作,同时也克服了传统标定法需要高精度标定物的缺点,被广泛应用于视觉检测方面。整体流程图如图3所示。

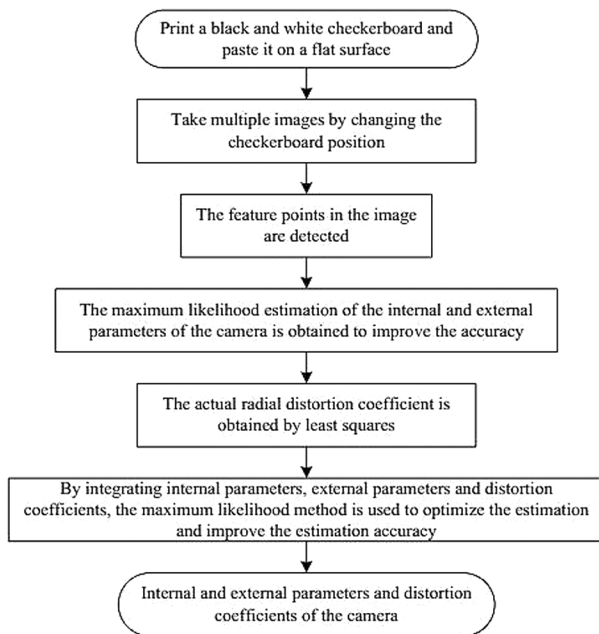


图3 张正友标定法标定及畸变矫正流程图

Fig. 3 Flow chart of calibration and distortion correction by Zhang Dingyou calibration method

通过标定得到的结构参数能定量描述双目图像的每个像素点之间的关系,实现图像坐标与世界坐标的转换,从而从图像中测出实际数据。

1.3.3 3D点云数据生成

本系统利用主动激光的投射,使得双目视觉有了一个确定的参照物。在采集的双目灰度图像中,先利用阈值分割法将图像进行二值化处理,因激光光线强,因此它在灰度图像中具有最大的灰度值,二值化后可以只保留激光亮线,去除其他干扰因素;后采用邻域查找法查找光栅边缘,继而提取光栅中心的坐标作为点坐标,沿着光栅所在的位置遍历每一行,可以快速匹配获取对应的特征点对。

由于已进行了相机标定和双目校正,因此在一维空间中使用极线约束即可获取该点的实际3D坐标,对所有双目图像进行光栅中心提取后得到的点云数据(XYZ)进行可视化操作。

2 3D 点云目标检测算法

2.1 数据预处理

2.1.1 体素栅格法降采样

体素栅格法是一种常用的降采样方法。该方法先对 3D 点云建立轴向包围盒,然后根据一定的分辨率将空间点云体素化,记录下每个体素所包含点云的索引后遍历体素,根据每个体素内点云的索引提取点云目标,并计算体素重心的坐标,保留体素内距离重心最近的点作为该体素的采样点,从而实现降采样。体素栅格法降采样计算效率高、采样点分布均匀,可以通过体素的尺寸控制点间距。

点云中任意点所在体素的 3D 索引 (i, j, k) 的计算式^[17]如下:

$$\begin{cases} i = \text{INT}(n \cdot \frac{d_x}{L_x}) \\ j = \text{INT}(n \cdot \frac{d_y}{L_y}) \\ k = \text{INT}(n \cdot \frac{d_z}{L_z}) \end{cases} \quad (1)$$

式中, i, j, k 分别表示 x, y, z 轴方向从 0 开始的索引值, n 表示包围盒沿 x, y, z 轴分成的份数, d_x 表示点到包围盒左侧面的距离, L_x 表示包围盒沿 x 轴方向的边长, d_y 表示点到包围盒前表面的距离, L_y 表示包围盒沿 y 轴方向的边长, d_z 表示点到包围盒下表面的距离, L_z 表示包围盒沿 z 轴方向的边长, INT 表示向下取整。由上式可知, i, j, k 的范围是 $0 \sim n$ 。

采用体素法对点云数据进行降采样有助于减少点云数量,以减小计算量。

2.1.2 RANSAC 算法

原始点云数据中避免不了误差、噪声的干扰,这些干扰会严重影响物体检测的精度,因此需要对点云进行“去噪”。利用随机采样一致算法(random sample consensus, RANSAC)能够较好避免噪声数据对实验结果的影响,是一种比较稳健的模型估计方法,本文用 RANSAC 算法检测地面并剔除地面点云。RANSAC 算法伪代码表示如图 4 所示。

若定义直线附近的点为内点,远离直线的点为噪声, RANSAC 算法能够仅通过内点计算出最优模型,相比最小二乘法只适合误差较小的模型,它的鲁棒性更强且精度、效率更高。基于 RANSAC 算法的直线数据优化如图 5 所示。

Input:
data: a set observations
model: a model to explain observed data points
n: minimum number of data points required to estimate model parameters
k: maximum number of iterations allowed in the algorithm
t: threshold value to determine data points that are fit well by model
d: number of close data points required to assert that a model fits well to data
Output:
best_Model: model parameters which best fit the data
best_consensus_set: estimate the data points of the model
best_Error: The estimated model error related to the data

```

iterations=0
best_Model = null
best_consensus_set = null
best_Error = ∞
while(iterations < k) do
    maybeInliers = n randomly selected values from data
    maybe_Model = model parameters fitted to maybeInliers
    consensus_set = maybeInliers
    for maybeOutliers do
        if(point fits maybe_Model && error < t)
            add point to consensus_set
            if(the number of elements in consensus_set > d) then
                better_Model = model parameters fitted to all points
                in_consensus_set
                this_Error = a measure of how well better_Model fits these points
                if(this_Error < best_Error) then
                    best_Model = better_Model
                    best_consensus_set = consensus_set
                    best_Error = this_Error
                end if
            else
                give up
            end if
        end if
    increment iterations
end while

```

图 4 伪代码实现 RANSAC 算法

Fig. 4 Pseudocode implements the RANSAC algorithm

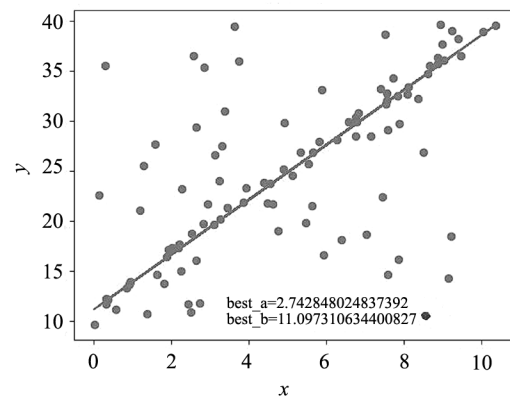


图 5 基于 RANSAC 算法的直线数据优化

Fig. 5 Linear data optimization based on RANSAC algorithm

2.2 传统欧式聚类算法

欧式聚类算法是一种区域增长式的聚类方式,基于点与点的空间距离,将空间距离比较近的点归为一类。3D 空间中点 (x_1, y_1, z_1) 与点 (x_2, y_2, z_2) 之间的欧氏距离定义为:

$$d_E = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}, \quad (2)$$

基于 KD-Tree(K-dimensional tree)的最近邻查

询算法是一种加速欧式聚类的预处理算法。KD-Tree 是一种高维索引的树形数据结构,常用于大规模高维数据的 K 邻近查找,能够加快欧式聚类的速度,减少聚类所需时间,其流程如图 6 所示。

欧式聚类即是根据空间中任意一点 P , 计算其邻

域内的点与 P 的欧氏距离,通过 KD-Tree 找到邻域内 k 个与 P 最相近的点;设置一个距离阈值,将小于预设距离阈值的点放入集合 Q 中,当集合 Q 中元素不再增加时标志欧式聚类结束;否则在集合 Q 中选取 P 点以外的点,重复以上步骤,直至 Q 中元素的

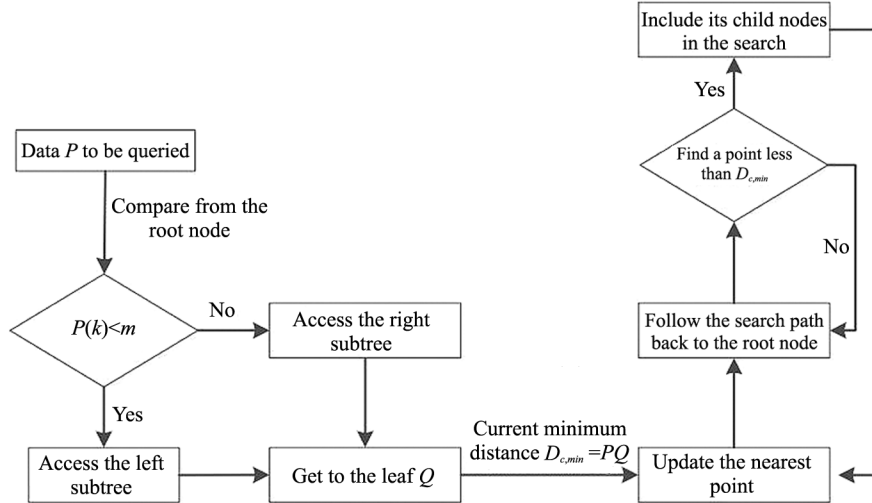


图 6 基于 KD-Tree 的最近邻查询算法流程图

Fig. 6 Flow chart of nearest neighbor query algorithm based on KD-Tree

数目不再增加为止。

2.3 改进欧式聚类算法

由于点云的稀疏性、无序性,并且远近不同,点间距、点云的分辨率也不同,具有远疏近密的特点。当通过欧式聚类算法进行点云分割时,阈值设置过小会出现过分割;阈值设置过大会出现欠分割。因此本文为解决欧式聚类在不同距离段点间距不同的问题,采用分段聚类,其算法思想如下:

1) 先粗略计算所有物体点云的最小包围盒的质心,所有待分段的物体点云 $X_i (i=1, 2, \dots, n)$ 质心深度集为 $z_i (i=1, 2, \dots, n)$, 设定分段的阈值为 T ;

2) 取深度值为阈值 T 作为分段聚类的第一段 η_1 , 计算 X_1 的质心深度值 z_1 , 若 $z_1 > T$, 则将 z_1 再与 $2T$ 比较;若 $z_1 < T$, 则 $X_1 \in \eta_1$;

3) 假设已有分段 $\eta_k (k=1, 2, \dots, t)$, 计算各个物体点云质心的深度值, 若 $z_i < mT (m=1, 2, \dots, n)$, 则判定 $z_i \in \eta_l (l < t)$; 若 $z_i > mT$, 则 z_i 再与 $(m+1)T$ 比较直至 $z_i \in \eta_k (l < k < t)$; 当所有的物体点云都划分完, 分段结束; 否则返回步骤 3)。

如图 7 所示, 计算物体 X_1 质心深度值, 得 $z_1 < T$, 划分为第一段 η_1 ; 接着检索物体 X_2 , 获取质心深度 $T < z_2 < 3T$, 划分为第二段 η_2 ; 以此类推, 直至所有物体点云遍历完, 得到分段段数。

在将点云目标进行分段时, 设置合适的阈值 T 将物体点云进行分段, 这样能够有效避免在传统欧式聚类分割时因距离阈值不合适导致错误分割物体点云的现象。

然而针对同一物体易出现过分割的现象, 例如对于距离较远的物体像素低、点云数目少, 易过分割使得体积过小, 被误认为是杂乱点云, 无法形成检测框。本文提出在判断聚类分割时增加一个条件, 采用距离和角度两种阈值来判断局部点云分割。由于主动激光是平行扫过前方视野中的物体, 将世界坐标系的原点看作是公共端点, 因此在固定距离阈值内的所有点云中设置一个合适的角度阈值, 将小于角度阈值的点归为同一物体, 同时利用距离阈值和角度阈值作为判断条件进行聚类, 角度阈值的设置如图 8 所示。

图 8 展示了点云数据中的任意两点 A, B , 点 O 为世界坐标系的原点, 及 OA, OB 之间的位置关系。将 β 定义为原点连接点 A 的射线与 AB 之间的夹角, 假设 A, B 属于同一物体, 则可以基于角度 β 作为阈值分割的条件。由原始点云数据可知 OA, OB 的值, 角度 β 可由式(3)求得:

$$\beta = \arctan(\|BC\|, \|AC\|) = \arctan(d_2 \sin \alpha, d_1 - d_2 \cos \alpha) \quad (3)$$

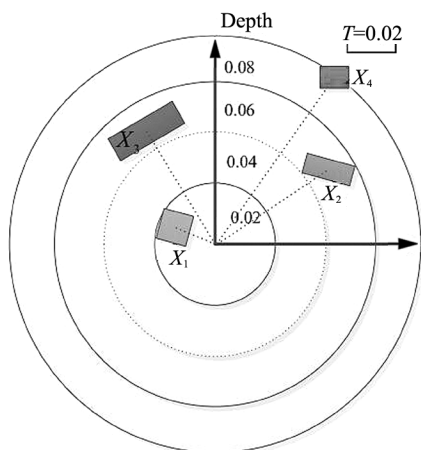


图 7 目标点云分段示意图

Fig. 7 Schematic diagram of target point cloud segment

在进行角度阈值判断的过程中,需要注意待分割物体有可能在 x 轴或 y 轴无增量,这时 β 变化量极小,不易判断两点是属于同一物体还是位于与光栅平行的平面,因此在利用角度阈值进行分割的关键在于 β 的求解。

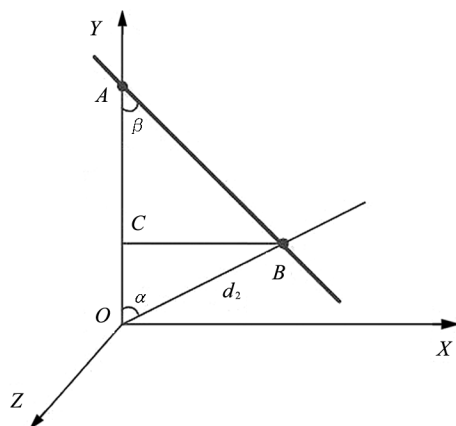


图 8 角度阈值示意图

Fig. 8 Schematic diagram of angle threshold

改进后的欧式聚类算法流程图如图 9 所示。

先根据阈值 T 将点云进行分段处理,将分段后的点云设置合适的距离阈值和角度阈值作为判断分割的条件进行聚类,来解决传统欧式聚类算法对阈值敏感造成的检测精度低的问题。

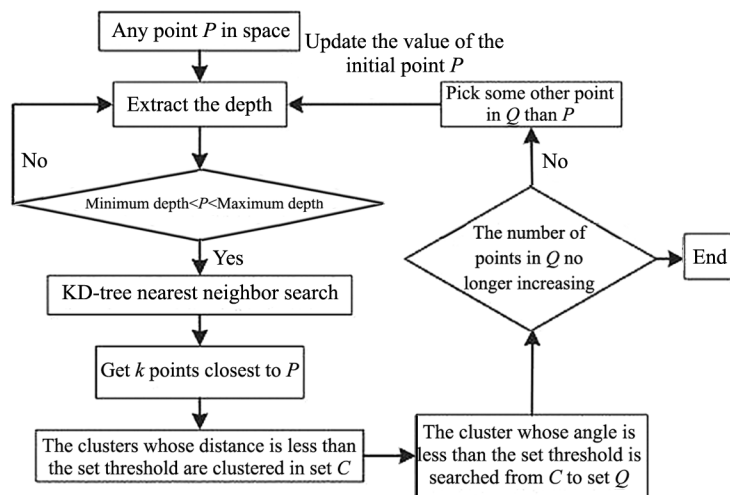


图 9 改进欧式聚类算法流程图

Fig. 9 Flow chart of improved Euclidean clustering algorithm

3 实验过程及实验结果

3.1 实验环境及模型参数

3.1.1 双目图像提取的装置参数

本实验采用 200 nW 高亮度一字线激光器发出红外光线,经过反射镜的反射照在相机视野中形成结构光;图像采集模块采用两个 Sentech 黑白相机实时采集带有激光光栅的二维图像;中央处理模块采用基于 FPGA 的封装,RS485 串口通讯,实现控制电机转动频率、快门帧率,并采用 Line0 触发的方式实现两相机的实时同步采集,将采集到的图像保存至

计算机;软件编写平台为 Visual Studio,数据处理平台为 MATLAB,点云可视化平台为 CloudCompare。双目图像提取装置如图 10 所示。

3.1.2 3D 点云目标检测的环境

实验平台为 YOGA-14ikb、NVIDIA MX130 显卡、8 G 运行内存,在 Ubuntu18.04 下搭建 Ros Melodic 框架,并配置 CUDA 10.0、CUDNN 7.6.5、VTK 9.1.0、OpenCV 3.4.1、mayavi 4.7.1 等库。

PCL 库起初就是 ROS 下的一个来源项目,因此在 ROS 中使用 PCL 处理外部信息更直接、方便,需要注意的是数据格式之间的转换。例如,本实验在

进行点云提取时得到的初始数据为 txt 格式文件, ROS 处理的数据格式为 bag 包,数据转换过程如图 11 所示。

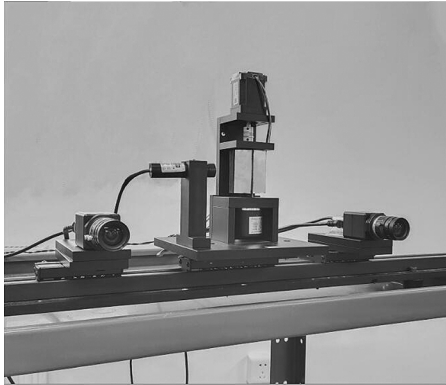


图 10 双目图像提取装置

Fig. 10 Binocular image extraction device

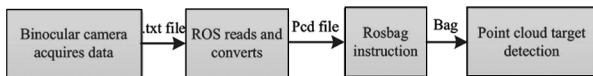


图 11 点云数据转换过程

Fig. 11 Point cloud data conversion process

最后在 RVIZ 平台中可视化点云数据及目标检测效果。

3. 2 原始点云提取

3.2.1 双目标定实验

本实验采用自制靶标板进行双目标定,靶标板中每个棋盘格的尺寸为 $20\text{ mm} \times 20\text{ mm}$,共设有 13×8 个角点数。采用 12 mm 定焦镜头, 30 mm 双目基距,根据双目靶标图像的误差直方图,将误差较大的图像对删除,直到误差满足标定需求。为了实现理想的双目视觉系统,本文使用 StereoRectify 函数进行双目图像的畸变矫正,以修正镜头畸变,得到畸变矫正所需要的映射矩阵。双目标定及畸变矫正实验结果如表 1 所示。

表 1 双目标定及畸变矫正实验结果

Tab. 1 Experimental results of binocular calibration and distortion correction

Camera	Left camera	Right camera
Internal parameter matrix/pt	$\begin{bmatrix} 2.57 & 0 & 0 \\ 0 & 2.57 & 0 \\ 658.75 & 521.35 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2.57 & 0 & 0 \\ 0 & 2.57 & 0 \\ 671.07 & 528.85 & 1 \end{bmatrix}$
Radial distortion	$[0.17 \quad -11.41]$	$[-0.09 \quad 1.20]$
Tangential distortion	$[0 \quad 0]$	$[0 \quad 0]$
Rotation matrix	$\begin{bmatrix} 0.99 & -0.00 & -0.02 \\ 0.03 & 1.00 & -0.00 \\ -0.20 & 0.00 & 1.00 \end{bmatrix}$	
Translation matrix/mm	$[-201.54 \quad 0.75 \quad 3.55]$	

3.2.2 图像采集实验

将系统硬件接入电源,开始时激光光栅扫描器控制其光栅位于最左侧,产生一条明亮的“激光光栅”,由主控板输出一定频率的脉冲信号控制电机转动,电机带动六棱反射镜旋转,“激光光栅”从左至右“扫”过前方视场;相机在中央控制器的驱动下发出同步触发信号进行图像的采集,以保证双目相机拍摄的每帧视图都为同一时刻。与此同时相机将采集到的相互关联的每对图像都输送至中央处理器中。双目采集到的目标物体的激光光栅图像如图 12 所示。



图 12 双目相机采集到的带有激光光栅的图像:

(a) 左目; (b) 右目

Fig. 12 The image with a laser grating captured by a binocular camera: (a) Left eye; (b) Right eye

3.2.3 点云生成实验

将激光光栅进行二值化处理、中心提取并整合后的点云图像,使用 CloudCompare 将点云数据从不同角度进行 3D 点云可视化的结果如图 13 所示。

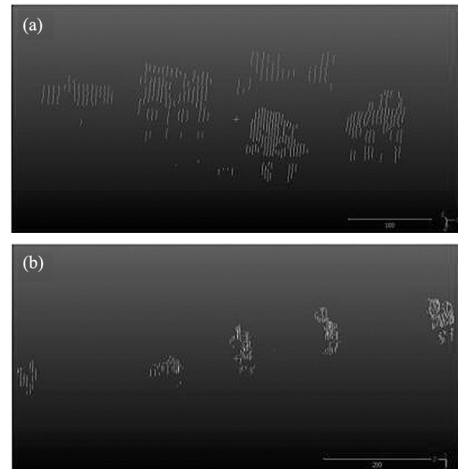


图 13 点云可视化结果:(a) 主视图; (b) 左视图

Fig. 13 Point cloud visualization results:

(a) Main view; (b) Left view

3. 3 点云目标检测及可视化

针对改进后的欧式聚类算法,以本文自主搭建

的主动式双目立体视觉检测系统采集到的 3D 点云为检测对象,先将原始数据形式转换为 bag 包后使用传统欧式聚类算法进行点云目标检测实验,实验结果如图 14 所示。

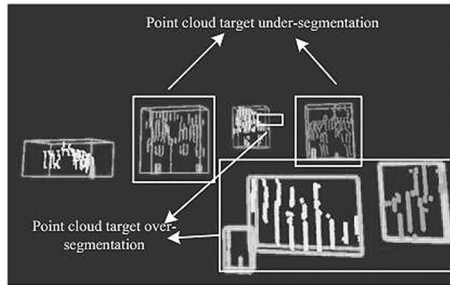


图 14 距离阈值为 0.01 进行欧式聚类的结果
Fig. 14 Results of Euclidean clustering with a distance threshold of 0.01

通过图 14 可看出,使用传统欧式聚类进行目标检测的准确率较低,设置多个阈值经过反复实验得到的目标都有出现过分割或欠分割现象。对所有物体点云进行多次实验找到合适的阈值。经多次实验发现,将阈值 T 设置为 0.25 可将场景分为三段进行分段聚类能取得较好效果;将阈值 T 设置为 0.01 可将场景分为 5 段进行分段聚类,能取得较好效果。使用分段聚类后的效果进行比较如图 15 所示。

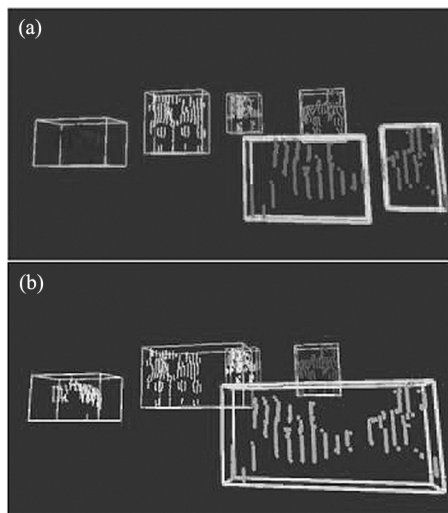


图 15 分段聚类的聚类结果:
(a) 分 3 段; (b) 分 5 段
Fig. 15 Results of segmented clustering:
(a) Three divisions; (b) Five divisions

使用分段聚类后,检测精度明显提升,从以上结

果来看,采用分段聚类并在分段间隔处对聚类目标进行融合的方法能有效解决传统欧式聚类算法在聚类过程中容易出现的欠分割和部分过分割问题。

采用距离阈值和角度阈值两种判断分割的条件,角度阈值的设置通过多次实验类比得到,加入角度阈值后的欧式聚类结果如图 16 所示。

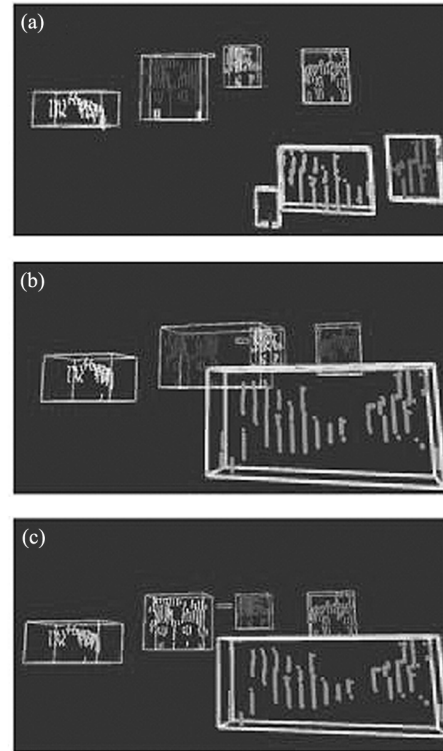


图 16 改进后的聚类结果:(a) 不分段;
(b) 分 3 段; (c) 分 5 段

Fig. 16 The improved clustering results:
(a) Not piecewise; (b) Three divisions; (c) Five divisions

分别通过传统欧式聚类算法和本文提出的算法进行处理,计算几种处理方法的准确率结果,如表 2 所示。准确率的计算如下:

$$Acc = \frac{S_1}{S}, \quad (4)$$

式中, Acc 表示准确率, S_1 表示准确分割的物体数量, S 表示实际物体数量。

由表 2 结果可知,本文提出的算法准确率最高可达 85.7%,相比于使用传统欧式聚类算法,准确率提高了 57.1%,其中欠分割率和过分割率都分别减少了 28.6%。说明本文提出的算法能够改善传统欧式聚类算法的不足,有效提高点云目标检测的准确度。

表2 传统算法与本文算法效果比较

Tab. 2 Comparison between the traditional algorithm and the algorithm in this paper

Algorithm		Rate of under-segmentation Acc / %	Rate of over-segmentation Acc / %	Acc / %
Traditional algorithm	Only distance threshold	28.6	42.9	28.6
	Distance threshold and angle threshold	28.6	28.6	42.9
Three truncated clustering	Only distance threshold	0	42.9	57.1
	Distance threshold and angle threshold	0	14.3	85.7
Five truncated clustering	Only distance threshold	0	28.6	71.4
	Distance threshold and angle threshold	0	14.3	85.7

4 结 论

文中采用自主设计的主动式双目立体视觉检测系统进行双目图像的采集,并将带有激光强特征的双目图像进一步处理得到点云数据,以此方法获得的点云数据作为研究对象,提出了一种基于欧式聚类的改进算法,将原始点云降采样后通过 RANSAC 算法去除地面点云,根据预处理后的点云深度值将 3D 点云图像进行分段聚类,在聚类过程中同时使用距离阈值和角度阈值两种判断聚类的方式,最后在分段处对点云目标进行融合。通过实验进行验证其有效性和合理性。实验结果表明,本文提出的融合主动视觉的 3D 点云目标采集方法能够在室内环境较好地采集到点云数据并用于后续的 3D 点云目标检测实验;提出的改进算法较好地解决了传统欧式聚类易出现的欠分割和过分割问题,使得改进后的欧式聚类在主动激光扫描到的范围内有较好的聚类效果。与使用传统欧式聚类算法得到的结果相比,本文提出的改进算法在目标检测的准确率上提高了 57.1%,其中欠分割率和过分割率都分别减少了 28.6%,为传统 3D 点云目标检测提供了一种较有效的方式。但是本文提供的 3D 点云目标采集方法和 3D 点云目标检测方法仍有不足之处,例如在室外环境、采集深色物体的效果较差,目标检测实时性不足,仅适用于室内场景下的目标检测,如何提高采集环境及采集目标的抗干扰性、提高改进算法的检测时间,使 3D 点云目标检测的方法能扩展到室外等更复杂的环境、应用于无人驾驶、室外机器人等领域将是下阶段研究的重点。

参考文献:

[1] YUE C K, WANG Y, TANG X T, et al. DRGCNN: Dynamic

region graph convolutional neural network for point clouds [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 205: 117663.

[2] QIAN R, LAI X, LI X R. 3D object detection for autonomous driving: a survey [J]. Pattern Recognition, 2022, 130: 108796.

[3] YUE Y C, CAI Y F, WANG D S. GridNet-3D: A novel real-time 3D object detection algorithm based on point cloud [J]. Chinese Journal of Electronics, 2021, 30(5): 931-939.

[4] ZHAO J M, GUAN X P. Design of measuring method for bovine body size based on binocular depth estimation [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2022, 33(4): 429-435. 赵建敏, 关晓鹏. 基于双目深度估计的牛体尺测量方法设计 [J]. 光电子·激光, 2022, 33(4): 429-435.

[5] SHI S S, WANG X G, LI H S. PointRCNN: 3D object proposal generation and detection from point cloud [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE, 2019: 770-779.

[6] LANG A H, VORA S, CAESAR H, et al. Pointpillars: fast encoders for object detection from point clouds [C] // 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 16-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE, 2019: 12689-12697.

[7] WU J, CHI X F, JI F L, et al. Multi-level modulation scheme based on pak algorithm for optical camera communications [J]. Optoelectronics Letters, 2022, 18(03): 152-157.

[8] DENG D S. Application of DBSCAN algorithm in data sampling [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1617: 012088.

[9] ZHANG C Y, CHEN Z H, HAN L. Lidar obstacle detection based on improved DBSCAN [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2021, 58(24): 2428005.

- 张长勇,陈治华,韩梁.基于改进 DBSCAN 的激光雷达障碍物检测[J].激光与光电子学进展,2021,58(24):2428005.
- [10] GU Q Q, LV S S, JIANG M S, et al. Phase error correction method based on the Gaussian filtering algorithm and intensity variance[J]. Optoelectronics Letters, 2021, 17(4):221-225.
- [11] GIANNELLA C R. Instability results for Euclidean distance nearest neighbor search on high dimensional Gaussian data[J]. Information Processing Letters, 2021, 169:106115.
- [12] LIU H, LIU J L, SHEN Y, et al. Segmentation method of supervoxel clusterings and salient map[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(12):172-179.
- 刘慧,刘加林,沈跃,等.植株点云超体聚类分割方法[J].农业机械学报,2018,49(12):172-179.
- [13] WANG K G, FENG H, XU H X, et al. Lidar target detection based on improved Euclidean clustering[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2021, 45(5):919-924.
- 王凯歌,冯辉,徐海祥,等.基于改进欧式聚类的激光雷达目标检测[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2021,45(5):919-924.
- [14] YAO S H, HE S, TU Y Y. Three-dimensional lidar point cloud target segmentation method based on improved Euclidean clustering[J]. Intelligent Computer and Applications, 2021, 11(10):73-76.
- 姚绍华,贺松,涂园园.基于改进欧式聚类的三维激光雷达点云目标分割方法[J].智能计算机与应用,2021,11(10):73-76.
- [15] GAMAL A, WIBISONO A, WICAKSONO S B, et al. Automatic LIDAR building segmentation based on DGCNN and euclidean clustering[J]. Big Data, 2020, 7:102.
- [16] XU Y J, SHOGO A, LIU D Y, et al. FPCC:Fast point cloud clustering-based instance segmentation for industrial bin-picking[J]. Neurocomputing, 2022, 494:255-268.
- [17] XIAO Z T, GAO J, WU D Q, et al. Voxel grid downsampling for 3D point cloud recognition[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(11):43-47.
- 肖正涛,高健,吴东庆,等.面向三维点云识别的体素网格降采样[J].组合机床与自动化加工技术,2021(11):43-47.

作者简介:

朱均超 (1972—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事计算机视觉、光电检测技术等方面的研究。