



## 基于点云处理的仿人机器人楼梯障碍物识别与剔除方法

于乃功 谢秋生 李洪政

### Obstacle recognition and elimination method for humanoid robots based on point cloud processing

YU Naigong, XIE Qiusheng, LI Hongzheng

引用本文:

于乃功, 谢秋生, 李洪政. 基于点云处理的仿人机器人楼梯障碍物识别与剔除方法[J]. *北科大: 工程科学学报*, 2025, 47(2): 339–350. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2024.05.10.001

YU Naigong, XIE Qiusheng, LI Hongzheng. Obstacle recognition and elimination method for humanoid robots based on point cloud processing[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2025, 47(2): 339–350. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2024.05.10.001

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2024.05.10.001>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 协作机器人智能控制与人机交互研究综述

Review: Intelligent control and human–robot interaction for collaborative robots

工程科学学报. 2022, 44(4): 780 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2021.08.31.001>

#### 基于多模态信息融合的四足机器人避障方法

Obstacle avoidance approach for quadruped robot based on multi–modal information fusion

工程科学学报. 2024, 46(8): 1426 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2023.07.01.002>

#### 新型仿鳐鱼水陆两栖机器人的结构设计、运动学建模与运动规划

Structure design, kinematic modeling, and motion planning of novel ray–inspired amphibious robots

工程科学学报. 2024, 46(9): 1594 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2023.08.31.006>

#### 矿区废弃地移动机器人全覆盖路径规划

Complete coverage path planning of mobile robot on abandoned mine land

工程科学学报. 2020, 42(9): 1220 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2019.09.09.004>

#### 面向三维复杂焊缝的焊接机器人焊缝跟踪方法

Welding seam tracking method of welding robot oriented to three–dimensional complex welding seam

工程科学学报. 2023, 45(2): 310 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2021.09.02.001>

#### 基于BP神经网络的机器人波动摩擦力矩修正方法

Wave friction correction method for a robot based on BP neural network

工程科学学报. 2019, 41(8): 1085 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2019.08.014>

# 基于点云处理的仿人机器人楼梯障碍物识别与剔除方法

于乃功<sup>1,2,3)✉</sup>, 谢秋生<sup>1,2)</sup>, 李洪政<sup>1,2)</sup>

1) 北京工业大学信息科学技术学院, 北京 100124 2) 北京市计算智能与智能系统重点实验室, 北京 100124 3) 教育部数字社区工程研究中心, 北京 100124

✉通信作者, E-mail: [yunaigong@bjut.edu.cn](mailto:yunaigong@bjut.edu.cn)

**摘要** 环境感知对于仿人机器人自主导航和运动规划具有重要研究意义, 是实现仿人机器人在复杂环境中进行自主移动进而完成特定任务的基础. 在特殊的楼梯场景中仿人机器人环境感知过程面临诸多挑战, 楼梯障碍物会破坏阶梯平面特征, 导致仿人机器人获取不准确的楼梯参数而出现踏空、摔跤等问题. 本文结合区域生长和平面构造方法识别和剔除楼梯障碍物点云, 基于剔除障碍物后的楼梯进行三维参数估计. 首先利用相邻点的投影之和最小原理准确完成对楼梯水平面的提取; 其次根据区域生长算法判定楼梯障碍物聚类情况, 构造平面并分析平面内点数以完成对障碍物点云的快速识别与剔除工作; 最后对有障碍物楼梯与剔除障碍物楼梯进行楼梯三维感知实验. 实验结果表明, 本文剔除楼梯障碍物的平均精度为 92.43%, 且剔除后的楼梯参数感知误差仅为有障碍物时的 0.5 倍. 总体表明所提算法能提高机器人在复杂楼梯环境中的楼梯参数估计精度, 能够有效提高仿人机器人在复杂楼梯环境下的感知能力.

**关键词** 仿人机器人; 复杂环境感知; 楼梯; 区域生长; 参数估计

**分类号** TG142.71

## Obstacle recognition and elimination method for humanoid robots based on point cloud processing

YU Naigong<sup>1,2,3)✉</sup>, XIE Qiusheng<sup>1,2)</sup>, LI Hongzheng<sup>1,2)</sup>

1) Faculty of Information Science and Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China

2) Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing 100124, China

3) Engineering Research Center of Digital Community, Ministry of Education, Beijing 100124, China

✉Corresponding author, E-mail: [yunaigong@bjut.edu.cn](mailto:yunaigong@bjut.edu.cn)

**ABSTRACT** Understanding environmental perception is crucial for the autonomous navigation and motion planning of humanoid robots, especially in complex environments. Staircases pose a significant challenge as obstacles on them can disrupt planar features, leading to inaccurate parameter acquisition and potential missteps or falls. This study employs a methodology that integrates region growing and plane construction techniques. Initially, a depth camera captures the point clouds. Improved voxel filtering and straight pass filtering are applied to effectively eliminate noise, reduce data volume, and improve algorithm processing speed. The KD-Tree algorithm is then used to establish point cloud topology. By minimizing the sum of projections of neighboring points, the algorithm estimates normal vectors and accurately extracts staircase levels based on plane normal vector constraints. The region-growing clustering algorithm with adaptive parameters recognizes stair obstacles by defining cluster boundaries using statistical properties and principles. Individually clustered obstacles are then eliminated by assessing the region's minimum points, whereas non-individually clustered obstacles are identified based on the maximum number of points in the region. Subsequently, the plane is constructed, and obstacles are

收稿日期: 2024-05-10

基金项目: 北京市科委、中关村科技园管理委员会智能制造与机器人技术创新资助项目(Z22110000222016)

eliminated by analyzing point mutations within the plane. In this study, obstacle elimination experiments were conducted using data from various obstacle-impaired staircases of inaccessible types. The data and experimental results were recorded and analyzed. Additionally, experiments were conducted to estimate staircase parameters with and without obstacle rejection. The elimination experiments demonstrate that the average correct rate for removing individually clustered obstacle point clouds is 92.13%, whereas non-individually clustered obstacles are removed with a 92.72% accuracy, leading to an overall elimination accuracy of 92.43%. These findings indicate the effectiveness of the proposed method in precisely identifying and eliminating various obstacles in staircase environments. In stair parameter estimation experiments, obstacles significantly hinder the humanoid robot's ability to accurately measure step height and depth. The experimental results demonstrate that the maximum height error in stair parameter estimation when obstacles were present reached 30.55%, with the overall average relative error being 16%. However, once obstacles were removed, the errors in three-dimensional height measurements decreased to 8.53%, and the overall perception error dropped to approximately 7%. The average relative error in height is reduced to approximately 25% of that when obstacles are present, whereas the overall perception error decreases to about 50% of the error observed with obstacles. These findings highlight the profound impact obstacles have on stair perception and demonstrate that removing them substantially enhances the accuracy of stair parameter estimation.

**KEY WORDS** humanoid robot; complex environment perception; staircase; region growing; parameter estimation

随着科技的发展,我国智能机器人领域取得了显著的进步.特别的,仿人机器人以其灵活的结构和高度的适应性,在自主导航和动态环境感知方面展现出了卓越的能力.与传统的轮式机器人和履带式机器人相比,仿人机器人拥有双腿、手臂和躯干等人类特征,这使得它们在面对复杂环境时具备更高的灵活性和适应性<sup>[1]</sup>.例如,在需要进行水平移动或执行精细操作的任务中,仿人机器人的优势尤为突出<sup>[2]</sup>.随着社会老龄化的加剧,越来越多的老年人或因病丧失自主行走能力的人群,对能够帮助他们克服日常生活障碍的技术需求日益增长.特别是对于那些需要爬楼梯、爬坡等活动的个体来说,仿人机器人凭借其优秀的灵活性,成为了一种理想的辅助工具<sup>[3]</sup>.这类机器人不仅能够帮助老年人、瘫痪患者及视障人士完成日常行动,还能在紧急情况下提供必要的救援支持.尽管仿人机器人具有诸多优点,但在实际应用中仍面临不少挑战.特别是在多层建筑环境中,楼梯成为了仿人机器人必须克服的一个难题<sup>[4-5]</sup>.楼梯是城市楼宇和社区中的常见结构,由于人们倾向于在楼梯附近放置物品或装饰品,楼梯区域往往会变得较为杂乱<sup>[6]</sup>.在灾难发生时,楼梯间可能会散落各种障碍物,如砖头、木块、纸箱等,这些障碍物会改变楼梯原有的形态,增加仿人机器人准确感知和导航的难度<sup>[7]</sup>.因此,为了使仿人机器人能够在复杂的楼梯环境中高效运行,研究人员正致力于开发更加先进的感知技术和导航算法.通过提高机器人对环境变化的适应能力,从而提升其在日常生活中的服务效率,增强其在紧急情况下的救援能力.

具体而言,当仿人机器人在楼梯间通行时,首先需要识别楼梯并检测楼梯上的障碍物,以获取楼梯的可通行区域<sup>[8]</sup>.其次,为了避免仿人机器人在上楼梯时与阶梯发生碰撞或摔倒等现象,需要对楼梯障碍物进行有效剔除.这一过程中仿人机器人需获取当前楼梯的三维信息,计算抬脚高度、行走步长以及行走速度,减少对可通行区域的误判.最终,这些技术手段使仿人机器人在获取可通行区域的同时,准确规划楼梯落脚点,从而实现安全、高效的楼梯通行.由此可知,研究楼梯的检测识别、定位及几何参数估计对仿人机器人具有重要意义.早期的研究主要集中在楼梯识别上,基于二维图像的方法虽然识别速度快,但无法获取楼梯的深度信息<sup>[9]</sup>.为了解决这一问题,许多学者开始将研究重点转向楼梯参数估计.基于点云处理的方法常被用于楼梯参数估计中,通过提取平面特征并结合滤波、区域分割等技术,建立楼梯的三维结构模型<sup>[10]</sup>.如 Castro 等<sup>[11]</sup>结合 RANSAC (Random sample consensus) 算法和近似的矩形方法识别楼梯,得到阶梯各级的边界信息从而拟合楼梯三维模型,但该方法容易受环境光线的影响,并且算法依赖于参数. Awwad 等<sup>[12]</sup>和 Pérez-Yus 等<sup>[13]</sup>对 RANSAC 算法进行改进,获取精确的楼梯平面边缘.但该方法容易受噪声点影响,且分割阈值可能会导致平面分割不足或者过度分割问题.

随着环境的复杂化,实际场景中的动静态障碍物会破坏楼梯的平面特征,如平面边界不清晰、平面间距发生相应变化,导致机器人无法准确感知楼梯三维结构信息<sup>[14]</sup>.为解决这一问题,需要进行障碍物的检测与剔除.文献<sup>[15]</sup>结合区域生长

与参数自适应的DBSCAN(Density-based spatial clustering applications with noise)聚类算法对障碍物进行检测,该方法能有效检测各种障碍物,但是成本过高且过度依赖传感设备.文献[14]结合区域聚类、区域筛选以及楼梯垂直边界的提取从而剔除障碍物并建立楼梯模型,但该方法只能检测非单独聚类的障碍物,不能解决单独聚类的障碍物问题.且当楼梯结构只由水平阶梯构成时,该文献提取垂直平面的方法不再成立.文献[16]结合RANSAC算法、KD树(K-dimension tree)<sup>[17]</sup>以及欧氏距离聚类等方法提取障碍物,通过判断簇的大小和外接长方体的体积获取障碍物,但该方法对于远处障碍物的检测精度较差,只适用于低速运动的载体.

针对楼梯障碍物破坏楼梯平面特征导致仿人机器人获取的楼梯三维参数不准确,从而使仿人机器人在行走过程中出现磕绊、踏空、摔跤等问题.本文基于区域生长和平面构造进行楼梯障碍物点云剔除并在此基础上进行楼梯参数估计.所提方法应用于原有数据<sup>[18]</sup>和采集数据,主要贡献为:

(1)针对采集的楼梯点云数据量过大问题,结合改进的体素滤波与直通滤波算法进行点云预处理,针对楼梯特征结合KD树算法和法向量提取楼梯的水平平面.

(2)基于改进的区域生长算法进行平面聚类,针对单独聚类的障碍物根据区域聚类最小点数进行剔除,针对非单独聚类的障碍物,依据构造平面内点数突变原理进行剔除.

(3)针对楼梯三维参数估计问题,进行有障碍物时的楼梯感知和剔除障碍物时的楼梯感知实验.

(4)针对双足仿人机器人系统,使用D455深度相机采集楼梯障碍物数据.经过实验验证,结果表明该算法针对不同形态的障碍物剔除有较高的准确性和良好的鲁棒性,且对剔除障碍物后的楼梯三维结构信息感知精度较高,为仿人机器人落脚点规划等相关工作奠定了基础.

## 1 方法

本文方法主要由点云预处理、法向量估计、区域生长聚类、障碍物剔除及楼梯参数感知5个部分组成.我们首先结合了体素滤波和直通滤波来处理原始点云数据,解决了数据量大和噪声点的问题.其次,我们采用了KD树算法和主成分分析方法来估计楼梯点云的法向量,并通过平面间的法向量关系提取了楼梯的水平面点云.随后,我们引入了自适应参数的区域生长算法,对平面进行聚类处理,以有效分离出不同情况的障碍物.最后,我们分别基于区域聚类最小点数和平面内点数的突变原理来剔除单独聚类的障碍物点云和非单独聚类的障碍物点云.同时,根据聚类结果剔除障碍物,最后感知楼梯结构.方法的实现过程如图1所示.

### 1.1 点云预处理

滤波处理通常是作为预处理的第一步<sup>[19]</sup>.为了保留楼梯水平的更多信息,我们在体素滤波的基础上加入了法向量平面约束,我们对与平面法向量一致的点的体素大小增大,以保留更多的细节,对不与平面法向量一致的点,保留体素大小不变,以保证整体点云的均匀性和准确性.最后采用

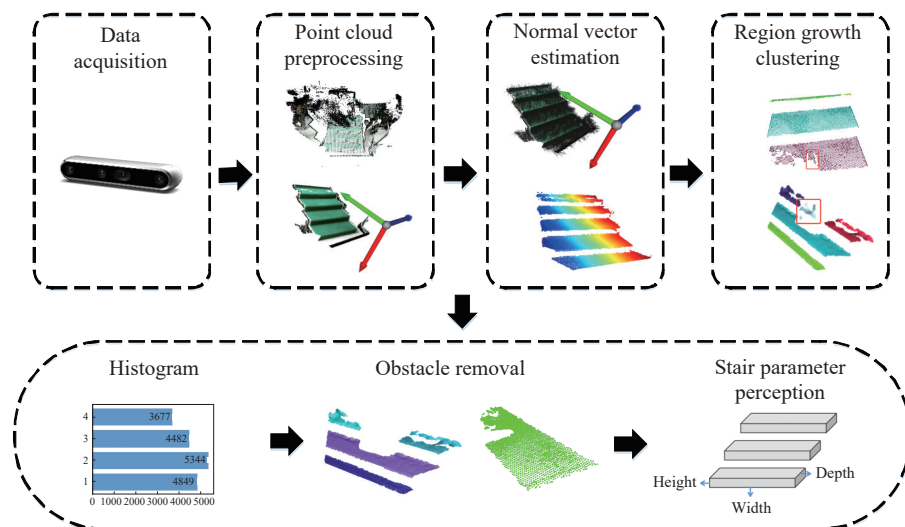


图1 方法实现流程图

Fig.1 Method implementation flowchart

体素平均值作为滤波的体素大小<sup>[20]</sup>.

采用体素网格对原始点云建立拓扑结构; 将楼梯点云记为  $\mathbf{R}(\mathbf{P}_i)$ ,  $N$  为点云总的数量, 用  $i$  和  $j$  分别表示点云和体素的索引变量,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $\mathbf{P}_i$  为空间中的任意一点,  $n$  为每一个体素内的点云数量,  $j = 1, 2, \dots, n$ , 每个  $\mathbf{P}_i$  都有法向量  $\alpha_i$ ,  $V_j$  为每一个体素的体积,  $L_j$  为每一个小体素的边长,  $s$  为比例系数,  $\mu$  为小体素边长的比例因子.  $L_{jX}$ 、 $L_{jY}$ 、 $L_{jZ}$  表示小体素在  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  轴上的投影.  $\alpha_c$  为水平面的法向量,  $\theta$  为法向量之间允许的最大角度差. 计算体素内的每个点的法向量与水平面法向量是否相似, 根据体素内的法向量一致性, 保留满足条件的点.

$$L_j = \mu \sqrt[3]{sV_j} \quad (1)$$

$$V_j = V_{jX}V_{jY}V_{jZ} \quad (2)$$

$$|\alpha_i \cdot \alpha_c| \geq \cos \theta \quad (3)$$

体素滤波后的点云依旧存在复杂的背景, 因此需要再进行直通滤波处理. 直通滤波的作用是通过设置指定维度上的值域范围, 裁剪部分点云<sup>[21]</sup>. 具体是遍历点云中的点, 判断该点是否在值域内, 删除值域外的点, 从而达到提取楼梯点云的目的.

## 1.2 法向量估计

楼梯的障碍物剔除需要提取楼梯的水平平面点云. 对于任意的点, 可以用周围邻近的点来拟合平面, 求出平面相应的法向量作为该点的法向量<sup>[22]</sup>. KD 树方法有高效的最近邻搜索能力、良好的计算效率以及对数据结构具有良好适应性. 将楼梯点云记为  $\mathbf{R}(\mathbf{P}_i)$ ,  $\mathbf{P}_i$  为空间中的每个点. 利用 KD-Tree 查询点  $\mathbf{P}_i$  附近的  $n$  个点, 记为  $\mathbf{N}(\mathbf{P}_i)$ . 计算  $\mathbf{P}_i$  的法向量  $\alpha_i$ ,  $\mathbf{N}(\mathbf{P}_i)$  中所有点到平面的距离之和满足式 (4), 式 (5) 中  $\mathbf{P}_0$  为平面的中心点.

$$L(n) = \arg \min_{\alpha_i} \sum_{\mathbf{P}_j \in \mathbf{N}(\mathbf{P}_i)} ((\mathbf{P}_j - \mathbf{P}_0)^T \alpha_i)^2 \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_0 = \frac{1}{n} \sum_{\mathbf{P}_j \in \mathbf{N}(\mathbf{P}_i)} \mathbf{P}_j \quad (5)$$

$$\mathbf{S} = \sum_{\mathbf{P}_j \in \mathbf{N}(\mathbf{P}_i)} (\mathbf{P}_j - \mathbf{P}_0)(\mathbf{P}_j - \mathbf{P}_0)^T \quad (6)$$

$$\begin{cases} \cos \theta_1 = \frac{\mathbf{A}_i \cdot \mathbf{B}_1}{\|\mathbf{A}_i\| \|\mathbf{B}_1\|} \\ \cos \theta_2 = \frac{\mathbf{A}_i \cdot \mathbf{B}_2}{\|\mathbf{A}_i\| \|\mathbf{B}_2\|} \end{cases} \quad (7)$$

记每点的法向量为  $\mathbf{A}_i$ , 与阶梯水平面垂直的坐标轴 1 的法向量为  $\mathbf{B}_1$ , 坐标轴 2 的法向量为  $\mathbf{B}_2$ ,

因此公式 (7) 中  $i$  表示点云的索引变量,  $i = 1, 2, \dots, n$ . 根据主成分分析法 (Principal component analysis, PCA)<sup>[23]</sup> 可知, 寻找一个方向使该方向上  $\mathbf{N}(\mathbf{P}_i)$  中的所有相邻点的投影之和最小, 这意味着该方向上的投影点分布最集中, 方差最小. 此时可以认为  $\alpha_i$  是 PCA 找到的最小特征值对应的特征向量<sup>[24]</sup>. 可转化为协方差矩阵  $\mathbf{S}$  的特征值分解. 通过测量两个向量夹角的余弦值来度量向量之间的相似性, 考虑实际中两个向量并不一定完全垂直, 因此设定夹角范围在  $60^\circ \sim 120^\circ$ , 将余弦值范围规定在  $-0.5 < \cos \theta < 0.5$  内, 当  $\cos \theta_1$  与  $\cos \theta_2$  同时满足要求时则为水平面的点云, 将其提取并显示.

## 1.3 区域生长聚类

成功提取楼梯的水平平面后, 使用区域生长聚类算法. 该算法是由 Levine 等提出的, 该算法的原理是将具有相似性的点云集合起来构成区域<sup>[25]</sup>. 主要包括种子点和区域生长准则的确定两部分.

(1) 区域生长种子点的确定: 当前获取种子点的一种方法为 RANSAC 算法, 但容易产生重叠分割; 另一种为曲面内曲率最小点法. 曲率最小值点所在的区域即为最平滑的区域, 从该区域进行生长可以有效避免过分割的问题<sup>[26]</sup>. 本文选择最小曲率值点作为区域生长的种子点. 采用主成分分析法来求取曲面中某点的曲率. 定义一个平面方程:

$$AX + BY + CZ + D = 0 \quad (8)$$

$$\mathbf{Q} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (\mathbf{P}_i - \bar{\mathbf{P}})(\mathbf{P}_i - \bar{\mathbf{P}})^T \quad (9)$$

其中,  $A$ 、 $B$ 、 $C$  为平面的三个参数,  $D$  为所取点到平面的距离. 将点云记为  $\mathbf{R}(\mathbf{P}_i)$ , 且  $\mathbf{P}_i = (X_i, Y_i, Z_i)$ ,  $\mathbf{Q}$  为点云中任意一点  $\mathbf{P}_i$  的  $K$  近邻协方差矩阵. 其中  $\bar{\mathbf{P}} = \left( \sum_{i=1}^K \mathbf{P}_i \right) / K$ . 使用奇异值分解 (SVD)<sup>[27]</sup> 求解  $\mathbf{Q}$  的特征值 ( $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ) 和特征向量 ( $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ ), 设法向量  $\alpha_{\min}$  对应的最小特征值为  $\lambda_{\min}$ , 则  $\mathbf{P}_i$  对应的曲率  $\delta$ .

$$\delta = \frac{\lambda_{\min}}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (10)$$

(2) 区域生长准则的确定: 确定每个区域的初始种子点; 设定法线夹角和曲率阈值, 对比种子点与相邻点; 满足阈值则更新种子点, 重复步骤<sup>[28]</sup>. 其中, 法向量角度阈值使用从相邻点的法向量获得的局部平均值. 曲率阈值与物体特征有关, 对于明显的特征, 其曲率阈值较大, 对于较平滑的特征, 曲率阈值较小<sup>[29]</sup>. 本研究计算相邻点的平均曲率, 使用平均值的 5 倍作为算法的曲率阈值. 其聚类效果如图 2 所示.

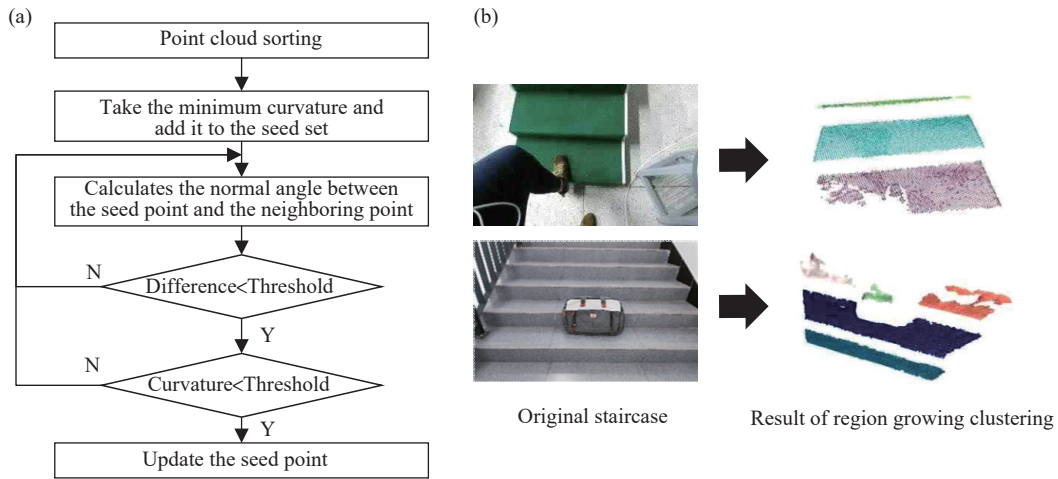


图2 (a) 区域生长准则流程图; (b) 区域生长聚类结果

Fig.2 (a) Region growing criteria flowchart; (b) result of region growing clustering

## 1.4 障碍物点云剔除

### (1) 单独聚类的障碍物.

对于楼梯区域中独立的障碍物会单独成为一个聚类平面. 在点云数量分析中, 若某个聚类的点云数量显著少于其他聚类, 其标准差通常会比较小. 而标准差是一种衡量数据分散程度的统计量, 因此我们使用平均值和标准差为区域聚类点数确定一个合理的范围, 对于小于最少点数的单独聚类的障碍物平面直接滤除.

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (n_i - \bar{n})^2} \quad (11)$$

$$N_{\min/\max} = \bar{n} \pm \beta \sigma_i \quad (12)$$

其中,  $N$  是聚类的个数,  $\sigma_i$  表示第  $i$  个聚类的标准差,  $n_i$  表示第  $i$  个聚类的点数,  $\bar{n}$  表示聚类的平均点数.  $N_{\min}$  表示一个聚类的最少点数,  $N_{\max}$  表示一个聚类的最大点数.  $\beta$  为点数调整参数. 假设数据分布近似于正态分布, 根据正态分布的性质, 约有 68% 的数据落在均值加减 1 倍的标准差范围内, 约有 95% 的数据落在均值加减 2 倍的标准差内. 因此我们可以将  $\beta$  参数设置在 [1, 1.5] 的范围内.

### (2) 非单独聚类的障碍物.

当障碍物与阶梯同一聚类时, 聚类点数增多. 对于超过最大点数的聚类平面, 可认为是非单独聚类的障碍物平面. 对该聚类平面首先需要构造平面, 定义坐标轴, 如以  $X$  轴方向为指定方向, 找到初始平面对应的初始点. 规定正方向为构造平面的法向量  $\alpha = (A, B, C)$ , 定义已知的初始点为  $M_0 = (x_0, y_0, z_0)$ , 设  $M = (x, y, z)$  为构造平面上的任意一点,  $M - M_0 = (x - x_0, y - y_0, z - z_0)$ , 则:

$$\alpha \cdot (M - M_0) = 0 \quad (13)$$

$$A(x - x_0) + B(y - y_0) + C(z - z_0) = 0 \quad (14)$$

在进行平面构造时, 选择构造步长是一个关键的决策, 为能够在保证构造速度的同时, 尽可能减少误差, 将构造平面的步长和点到平面阈值距离均设置为 0.03 m. 障碍物平面点云与障碍物的宽度密切相关, 当障碍物宽度不大时, 正常阶梯平面和障碍物平面会在点云密度上有明显的变化. 而均值可以对数据分布的中心值提供了一个直观的估计, 用来衡量每个构造平面的内点数相对于正常情况的偏离程度. 因此我们将所有构造平面点数的均值作为阈值  $\varepsilon$ . 然而, 由于数据的不平衡分布特性, 我们引入了一个范围为 [0.5, 1.5] 的剔除因子  $\zeta$ , 可以在一定程度上调节变化量的敏感度, 从而更好地检测障碍物点云平面从而剔除障碍物点云的任务. 当相邻构造平面点云变化量  $\Delta n$  大于等于  $\zeta \varepsilon$ , 则认为找到了阶梯与障碍物的边界处. 将非障碍物点云保留以达到剔除该障碍物的目的.

为使得仿人机器人能够在可通行区域中计算其抬脚高度、抬脚步长, 需要在剔除障碍物点云后获取剔除后的楼梯三维参数信息. 考虑本文的障碍物形态较适中, 在剔除障碍物后仍能保留大部分阶梯点云信息, 因此考虑采用矩形框包围阶梯, 计算包围框边长来获取楼梯的参数信息.

## 2 实验

### 2.1 实验环境

本文针对双足仿人机器人系统, 采用 Intel RealSense Depth Camera D455<sup>[30]</sup> 作为机器人的主要视觉传感器, 基于型号为 ThinkBook 14 G4+ IAP 的笔

记本电脑做数据处理. 如图 3 所示将深度相机固定在制定的传感系统套件中, 以 45°附着在距离地面 1 m 左右的高度获取相应的楼梯数据. 实验数据一部分是原有数据<sup>[18]</sup>, 一部分是使用相机采集的数据. 主要采集室内正常光照下的楼梯数据, 其台阶高度为 0.15 m, 宽度为 1.65 m, 深度为 0.30 m. 选取不同形状的障碍物放置于不同阶梯上进行实验. 其障碍物的相关参数信息如表 1 所示. 在直通滤波算法中, 确定本方法分别沿着 X、Y、Z 轴选择范围为(-0.85 m, 0.85 m)、(0 m, 0.8 m)、(0 m, 1.3 m) 内的点云.

### 2.2 点云滤波实验

在点云滤波方面, 我们进行了统计学滤波、半径滤波、体素滤波、改进的体素滤波、直通滤波以及相结合的滤波方式的对比, 如表 2 所示. 实验结果表明统计学滤波、半径滤波、体素滤波、体素与统计滤波、体素与半径滤波方法各有优点, 但通常存在点云数目未能充分滤除或算法运行时间过长的问題. 改进的体素滤波能够很好地平衡滤波点云数目和算法运行时间问題, 但仍然面临大量非

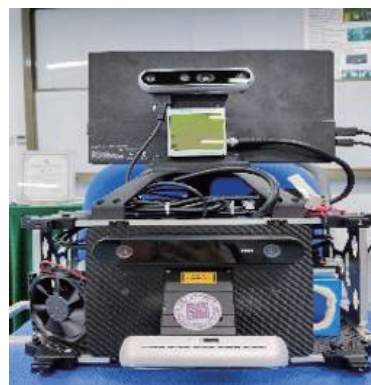


图 3 环境感知系统

Fig.3 Environmental awareness system

楼梯点云的挑战. 因此, 我们在改进的体素滤波基础上引入了直通滤波, 更加有效地提取楼梯的相关点云数据.

### 2.3 法向量估计实验

在法向量估计方面, 我们系统地探索了不同的估计方法, 如 K 最近邻搜索、半径搜索、混合搜索和 KD 树算法, 如表 3 所示. 实验结果表明, K 最近邻搜索、半径搜索和混合搜索方法通常在处理

表 1 障碍物形态参数

Table 1 Obstacle morphological parameters

Data (number-name)	Physical picture	Colors	Length/m	Width/m	Height/m	Diamete, r/m	Volume/m <sup>3</sup>
①- Footsteps		Brown	0.2600	0.0500	0.0500	—	0.0007
②- Laptop bags		Ashen	0.4930	0.0750	0.3000	—	0.0111
③- Large boxes		White, blue	0.3720	0.2450	0.2350	—	0.0214
④- Ball tubes		Blue, orange	0.3930	—	—	0.0660	0.0013
⑤- Paper towel		White, blue	0.1300	0.0950	0.0550	—	0.0007
⑥- Small boxes		Red, yellow	0.1950	0.1480	0.1060	—	0.0031
⑦- Stack paper towel		White, blue	0.1300	0.0950	0.1100	—	0.0014
⑧- Paper towel and small boxes		—	—	—	—	—	—
⑨- Large boxes and kettle		Blue	0.4000	—	—	0.1560	0.0076

表2 点云滤波方法对比实验

Table 2 Comparative experiments among point cloud filtering methods













Method	Filtering results	Point clouds	Running time/s
Original point cloud		217088	—
Statistical filtering		182979	0.1280
Radius filtering		203542	156.0
Voxel filtering		72846	0.0145
Voxel and statistical filtering		19642	0.0258
Voxel and radius filtering		19214	0.1807
Improved voxel filtering		54339	0.0852
Improved voxel and pass-through filtering		17830	—

表3 法向量估计方法对比实验

Table 3 Comparative experiments among normal vector estimation methods

Method	Results	Point clouds
K Nearest Neighbors		9885
Radius Neighbors		9813
K-Radius Neighbors		6784
KD-tree		9641

大规模数据时会面临较高的计算复杂度和效率低下的挑战。而KD树首先能够通过构建高效的树结构,实现快速的最近邻搜索。其次在处理大规模数据时表现出色能够快速定位局部数据点,有效提升了法向量估计的计算效率,能够快速又准确地

提取楼梯的水平面点云。

## 2.4 单独聚类障碍物点云剔除实验

采用数据②、③、⑥、⑦进行楼梯单独聚类的障碍物点云剔除实验。设定领域搜索点数为30,一个颜色代表一个聚类,其障碍物都被分为了单独聚类,用红色方框标出,采用直方图进行点云个数的统计,如图4(c)所示。纵轴为聚类序列,横轴为每个聚类对应的点云数量。通过比较聚类平面点数与区域最小点数剔除单独聚类的障碍物平面。实验过程如图4所示,图4(a)为楼梯障碍物实物图,图4(b)为点云预处理后的图,图4(c)为聚类总直方图,其中横坐标表示每一个聚类平面,纵坐标表示平面对应的点云数量,图4(d)为聚类个数结果图,图4(e)为障碍物剔除的效果图,均能有效地剔除楼梯台阶上的障碍物点云。此外对四组数据的原始点云、参数值、实际障碍物点云以及剔除的障碍物点云数目进行记录,计算楼梯障碍物剔除的准确率。实验结果如表4所示,四组数据的障碍物剔除精度分别达到92.19%、91.12%、93.83%以及91.38%,平均剔除正确率为92.13%,表明该方法能够较好地剔除单独聚类的障碍物,有较高的精确度。

## 2.5 非单独聚类障碍物点云剔除实验

采用数据①、④、⑤、⑧和⑨进行楼梯非单独聚类的障碍物点云剔除实验。通过区域聚类的最大点数确定非单独聚类障碍物平面。根据不同的坐标系指定不同的正方向,提取具有障碍物的聚类进行平面构造,根据障碍物大小设置不同的平面间距,统计每个平面高度对应的点云数量,根据阈值判断阶梯和障碍物的边界处,将突变高度以上的点云进行保存。

实验过程如图5所示,图5(a)为楼梯障碍物实物图,图5(b)为点云预处理后的图,图5(c)为聚类总直方图,其中横坐标表示每一个聚类平面,纵坐标表示平面对应的点云数量,图5(d)为聚类结果图,图5(e)为障碍物聚类层的构造平面点数,其中横坐标表示当前构造平面所在的高度位置,纵坐标表示当前构造平面的点云数量,图5(f)为障碍物剔除后的效果图,均能有效剔除楼梯台阶上的障碍物点云。

综上所述,针对不同类型的五组障碍物数据,记录其原始点云、参数值、实际障碍物点云以及剔除的障碍物点云数目,计算楼梯障碍物剔除的准确率。实验结果如表5所示。五组数据的障碍物剔除精度分别为95.40%、93.24%、87.02%、92.82%、

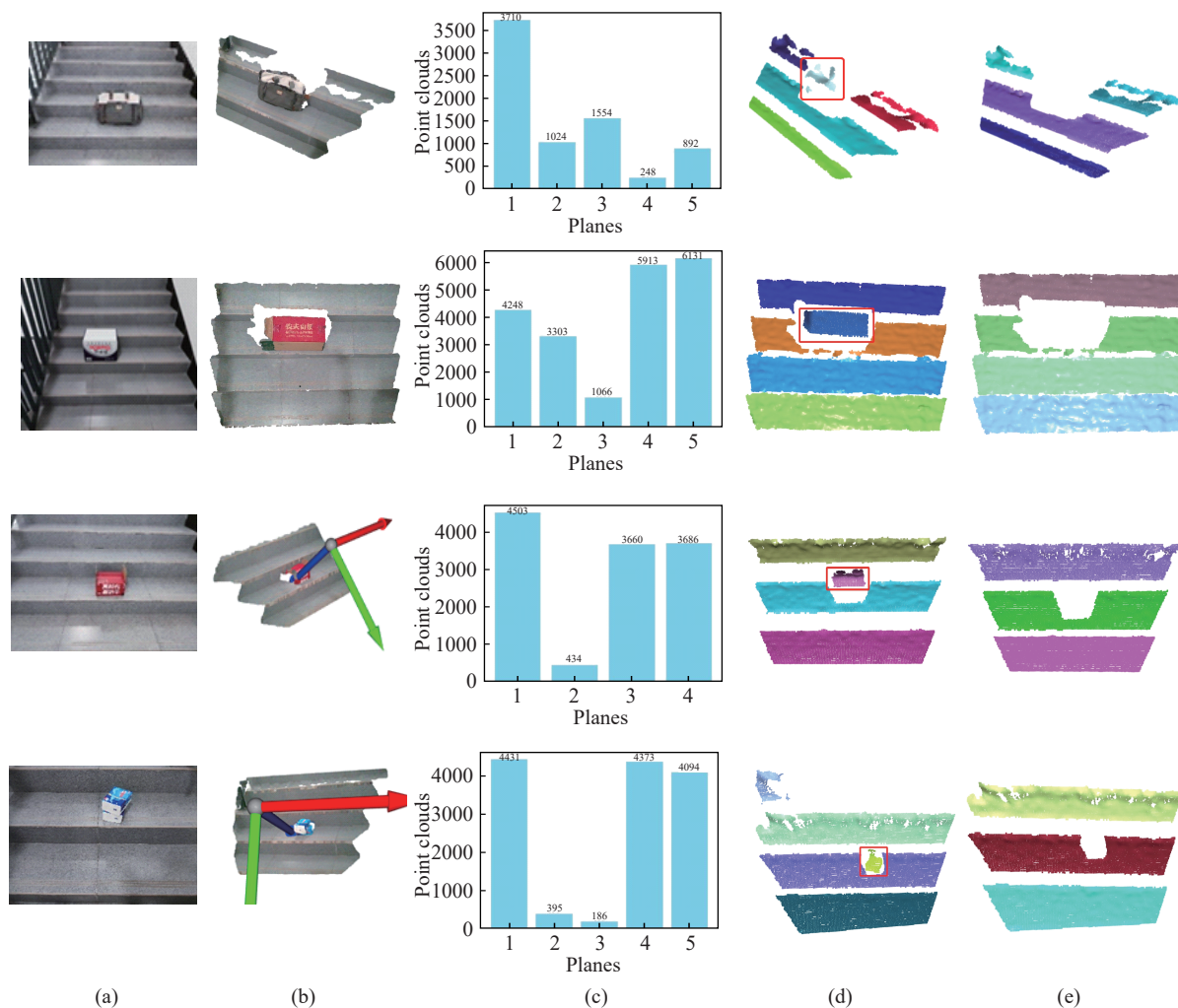


图 4 单独聚类障碍物点云剔除实验。(a) 原图; (b) 点云图; (c) 聚类直方图; (d) 聚类结果; (e) 障碍物剔除结果

Fig.4 Elimination experiments for individual clustering obstacle point clouds: (a) original image; (b) point cloud image; (c) clustering histogram; (d) clustering results; (e) obstacle removal results

表 4 单独聚类障碍物点云剔除实验结果

Table 4 Results of the elimination experiment of individual clustering obstacle point cloud

Data	Parameter, $\alpha$	Lower threshold, $N_{min}$	Original point clouds	Actual obstacle point cloud	Eliminated obstacle point cloud	Rejection accuracy/%
②	1.0	487.70	7627	269	248	92.19
③	1.0	1142.76	20784	1092	1189	91.12
⑥	1.0	749.80	4140	438	465	93.83
⑦	1.0	805.79	4606	232	252	91.38

95.14%, 表明这种方法具有较好的鲁棒性和准确性。总体而言, 对于非单独聚类的障碍物, 平均剔除正确率能够达到 92.72%。

### 2.6 非单独聚类障碍物点云剔除实验对比

为验证方法的有效性, 本文与文献 [14] 进行非单独聚类障碍物点云剔除以及算法运行时间对比。

(1) 障碍物点云剔除精确度对比实验。

文献 [14] 方法的主要思想是提取楼梯的竖直平面, 通过相邻构造平面内点数的跳变寻找阶梯

竖直面, 从而去除障碍物。采用数据①和数据⑨, 设定领域搜索点数为 30, 平滑阈值为 30, 曲率阈值为 0.05, 对楼梯竖直平面进行区域聚类生长。如图 6(c) 所示, 其聚类个数分别为 3 和 6, 其中, 数据①只有一个非单独聚类的障碍物, 数据⑨中有两个非单独聚类的障碍物。根据不同的坐标系指定不同的正方向, 提取具有障碍物的聚类进行平面构造, 找到对应的构造平面的初始点, 将平面间距均设置为 0.01 m, 统计每个平面高度对应

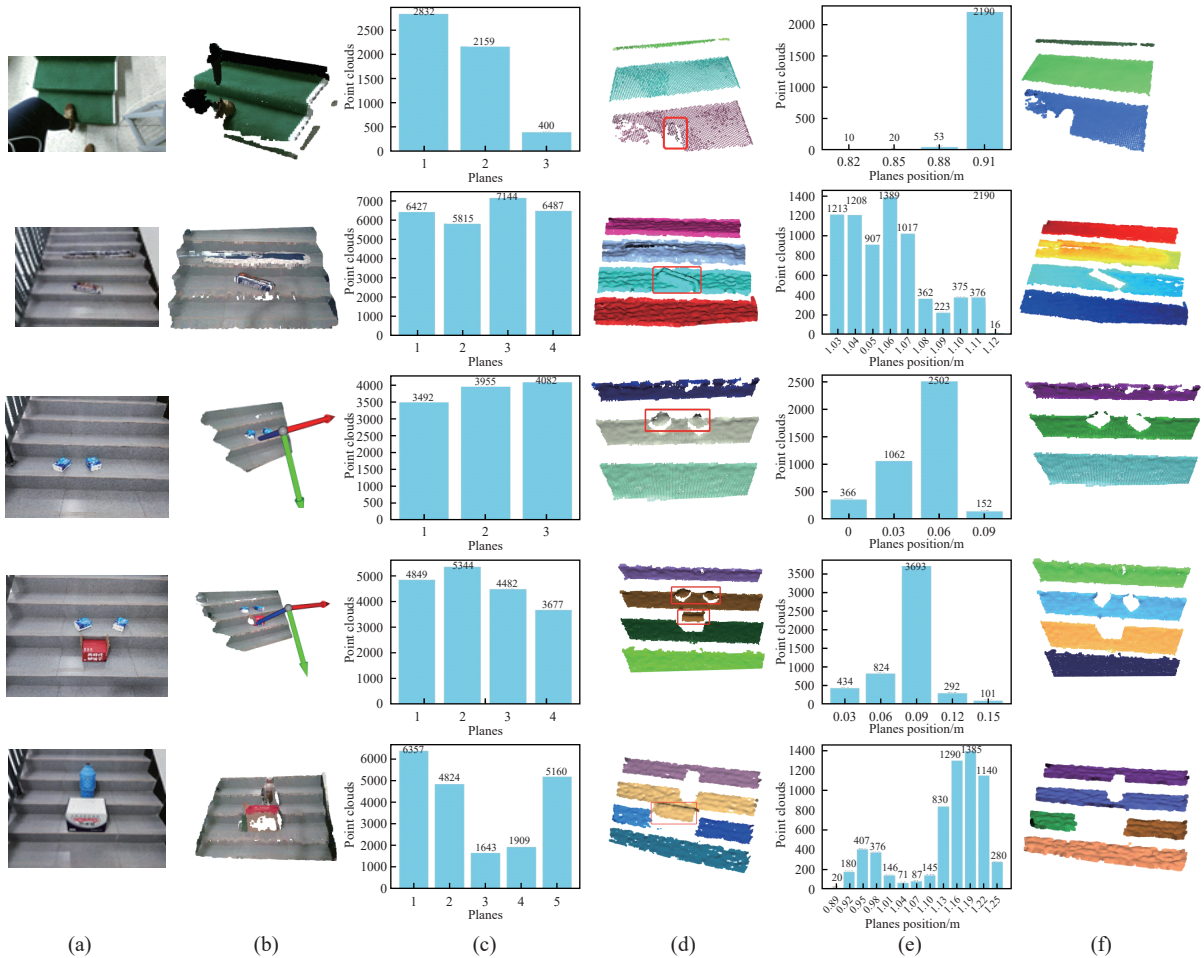


图5 非单独聚类障碍物点云剔除实验. (a) 原图; (b) 点云图; (c) 聚类直方图; (d) 聚类结果; (e) 平面构造直方图; (f) 障碍物剔除

Fig.5 Elimination experiments for non-individually clustered obstacle point clouds: (a) original image; (b) point cloud image; (c) clustering histogram; (d) clustering results; (e) planar construction histogram; (f) obstacle removal

表5 非单独聚类障碍物点云剔除实验结果

Table 5 Experimental results of the elimination of non-individually clustered obstacle point clouds

Data	Higher threshold, $N_{max}$	Culling factor (0.5, 1.5)	Threshold, $\zeta_c$	Amount of change, $\Delta n$	Original point clouds	Actual obstacle point cloud	Eliminated obstacle point cloud	Rejection accuracy/%
①	2823.00	1.2	681.9	2137	2823	87	83	95.40
④	7060.66	0.8	566.88	655	7144	1450	1352	93.24
⑤	4045.84	1.2	1224.60	1440	4082	439	382	87.02
⑧	4972.52	1.2	1282.56	3401	5344	891	827	92.82
⑨	5845.53	1.2	586.8	685	6357	1439	1432	95.14

的点云数量, 设定突变的阈值为平面高度点云的平均值, 根据相邻平面点数变化量与阈值的比较判断阶梯和障碍物的边界处, 将突变高度以上的点云进行保存, 实验结果如图 6(e) 所示, 其中图 6(d) 的横坐标表示当前构造平面所在的高度位置, 纵坐标表示当前构造平面的点云数量。

实验结果如表 6 所示, 文献 [14] 的方法通过提取楼梯的竖直平面能够有效去除楼梯障碍物, 对于三种类型障碍物的剔除准确率分别为 87.04%、

91.93% 和 88.64%, 但平均剔除准确率仅为 89.20%, 并且该文献方法仅能用于剔除非单独聚类的障碍物情况, 有一定的局限性。相比之下, 本文的楼梯障碍物剔除方法能够很好地解决单独聚类障碍物与非单独聚类障碍物的识别与剔除问题, 且针对多种类型楼梯障碍物其平均剔除的正确率能达到 92.43%。表明本文方法有较高的鲁棒性和准确性。其中, 对于单独聚类障碍物的剔除正确率为 92.13%, 对于非单独聚类障碍物的剔除正确率为 92.72%。

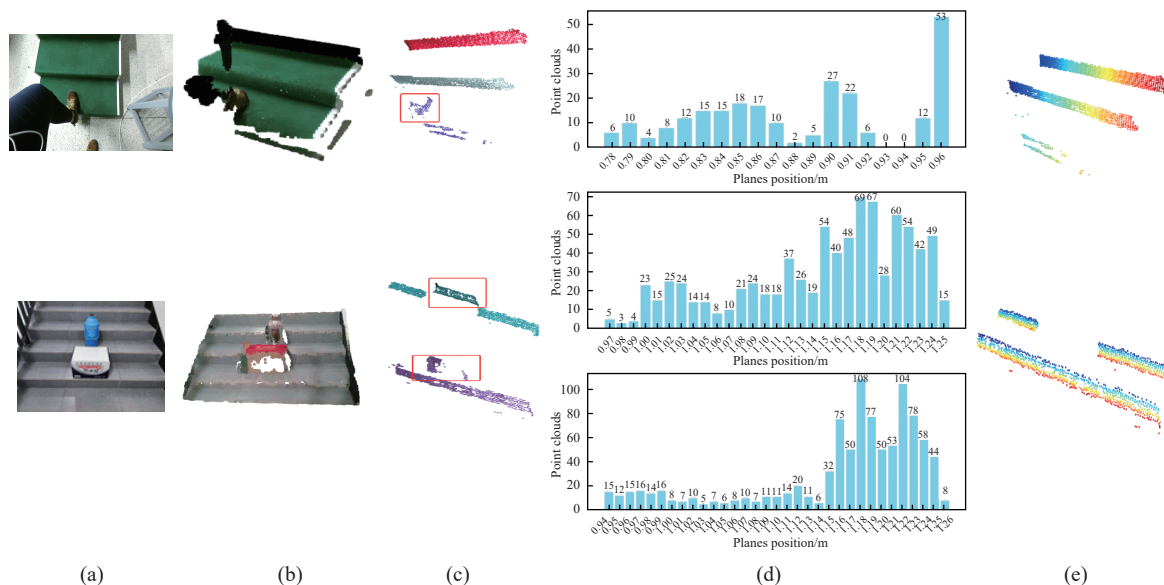


图 6 文献 [14] 方法的非单独聚类障碍物点云剔除实验. (a) 原图; (b) 点云图; (c) 聚类结果; (d) 点云直方图; (e) 障碍物剔除结果

Fig.6 Elimination experiments for non-individually clustered obstacle point clouds using the method in Ref.[14]: (a) original image; (b) point cloud image; (c) clustering results; (d) point cloud histogram; (e) obstacle removal results

表 6 文献 [14] 方法的非单独聚类障碍物点云剔除实验结果

Table 6 Experimental results of elimination of non-individually clustered obstacle point cloud using the method in Ref. [14]

Data	Spacing of plane/m	Threshold $\varepsilon$	Amount of change $\Delta n$	Original point clouds	Actual obstacle point cloud	Culled obstacle point cloud	Rejection accuracy/%
①	0.01	12.68	22	244	108	122	87.04
⑨-up	0.01	28.76	35	836	285	308	91.93
⑨-down	0.01	29.27	43	966	234	261	88.46

(2) 算法运行时间对比实验.

针对非单独聚类障碍物实验, 本文与文献 [14] 方法进行了算法时间的对比, 采用数据①、⑤、⑥、⑧、⑨. 其中, 对本文算法可使用五组数据, 对文献 [14] 方法仅可使用两组数据, 对每组数据记录其输入点云数量与其算法运行时间, 在表 7 中用“Cloud”表示数据的点云数量, 用“Ours-T”表示本文算法运行时间, 用文“14-T”表示文献 [14] 方法的运行时间, 其单位均为秒. 用“—”表示算法不能剔除该数据的障碍物. 实验结果如表 7 所示.

实验结果表明, 本文算法在点云数据量为  $10^5$  的数量级下其平均运行速度为 0.9024 s, 文献 [14] 算法在点云数据量为  $10^5$  的数量级下其平均运行速度为 1.2064 s. 由此可知本文算法在时间效率上比文献 [14] 的方法具有一定的优势.

2.7 楼梯三维参数感知实验

本小节对有障碍物时的楼梯和剔除掉障碍物时的楼梯进行阶梯的三维参数感知实验(表 8), 采用了数据④、⑤、⑧和⑨, 用“编号-H”表示障碍物存在时的楼梯感知参数, 用“编号-W”表示剔除障

表 7 与文献 [14] 的算法运行时间对比实验数据

Table 7 Experimental data compared with algorithm runtime in Ref. [14]

Data	Cloud	Ours-T/s	14-T/s
①	9614	0.5638	0.7219
⑤	307183	0.9934	—
⑥	298453	1.0234	—
⑧	307182	1.1179	—
⑨	14430	0.8134	1.3857
Average	187372	0.9024	1.2064

碍物后的楼梯感知参数, 具体感知的参数为阶梯高度  $H$ 、宽度  $L$ 、深度  $D$ , 单位为 m. 并用  $H_{RE}$ 、 $L_{RE}$ 、 $D_{RE}$  以百分数的形式表示参数的相对误差值 RE (Relative-error), 其中  $RE = |\text{真实值} - \text{估计值}| / \text{真实值}$ . 最后用“H-M”和“W-M”表示四组数据中  $H$ 、 $L$ 、 $D$  对应的平均相对误差值, “—”表示无此台阶.

参考楼梯实际参数 ( $H=0.15$  m,  $L=1.65$  m,  $D=0.3$  m), 衡量估计值与真实值之间差异, 以平均相对误差的百分数为评估指标, 其值越低表示感知的楼梯参数越准确. 实验结果表明, 楼梯存在障碍

表 8 有障碍物与剔除障碍物点云的楼梯参数感知实验结果

Table 8 Experimental results of staircase parameter perception with and without obstacle point clouds

Data	$H_1/m$	$H_2/m$	$H_3/m$	$H_{RE}$	$L_1/m$	$L_2/m$	$L_3/m$	$L_4/m$	$L_{RE}$	$D_1/m$	$D_2/m$	$D_3/m$	$D_4/m$	$D_{RE}$
④-H	0.1940	0.1471	0.1078	19.79	1.7454	1.7332	1.7115	1.6182	4.11	0.3210	0.3323	0.3293	0.3600	11.88
④-N	0.1547	0.1509	0.1334	4.93	1.7284	1.6628	1.7080	1.5950	3.30	0.3200	0.3251	0.3331	0.3602	11.30
⑤-H	0.1938	0.1080	—	28.60	1.4092	1.5600	1.7049	—	7.80	0.2954	0.2836	0.2776	—	4.82
⑤-N	0.1700	0.1672	—	12.40	1.4092	1.5600	1.7049	—	7.80	0.2954	0.2859	0.2776	—	4.57
⑧-H	0.1540	0.2083	0.1264	19.10	1.3809	1.4677	1.5508	1.6487	8.34	0.2643	0.3249	0.4407	0.2939	17.28
⑧-N	0.1585	0.1712	0.1635	9.60	1.4800	1.4677	1.5491	1.6487	6.89	0.2611	0.3249	0.3073	0.2939	6.43
⑨-H	0.2022	0.2483	0.0542	54.70	1.7609	1.7560	1.7230	1.7480	5.86	0.2777	0.3208	0.3156	0.3200	6.56
⑨-N	0.1518	0.1295	0.1400	7.17	1.7323	1.7348	1.7454	1.6985	4.71	0.2862	0.2873	0.2986	0.3048	2.73
H-M	—	—	—	30.55	—	—	—	—	6.51	—	—	—	—	10.14
N-M	—	—	—	8.53	—	—	—	—	5.67	—	—	—	—	6.25

物时主要受影响的参数为阶梯的高度和深度,其中,高度平均相对误差已达到 30.55%。反之,剔除障碍物时的三维参数( $H$ 、 $L$ 、 $D$ )感知误差分别为 8.53%、5.67% 和 6.25%。其高度平均相对误差仅是有障碍物时高度平均相对误差的 0.25 倍左右。总体而言,相比于楼梯实际参数,有障碍物时的楼梯参数感知误差约为 16%,剔除障碍物后的楼梯参数感知误差约为 7%,表明障碍物的存在对楼梯感知的影响很大,有剔除的必要,为本文的主要研究问题提供了有力的支撑依据,且剔除障碍物后的楼梯参数感知误差较小,可为仿人机器人提供较高精度的楼梯参数感知结果。

### 3 结论

本文专注于通过点云处理技术来提升仿人机器人在复杂环境中的感知能力,以避免潜在的安全问题。具体而言,本文创新性地提出了一种楼梯障碍物点云识别与剔除算法,该算法能够精准地识别并剔除楼梯中的障碍物点云,进而实现对楼梯参数的精细估算,显著提升了机器人对楼梯结构的识别与理解能力。这一研究成果不仅为仿人机器人的自主导航与步态规划提供了坚实的基础,也为未来开发与实现仿人机器人运动控制系统铺设了坚实的环境感知之路。展望未来,本文的算法在实时性与参数估计精度方面可进一步提升,我们将致力于对现有算法进行深度优化与改进,并积极探索与深度学习技术的融合之道,力求在复杂多变的模拟场景中验证其性能,最终实现一个既精确又实时的楼梯感知解决方案,为仿人机器人领域的持续发展贡献力量。

### 参 考 文 献

- [1] Wang Q L, Li Q, Zhao M G. Fast terrain-adaptive motion of humanoid robots based on model reference one-step-ahead predictive control. *IEEE Trans Contr Syst Technol*, 2023, 31(6): 2819
- [2] McCrory S, Mishra B, Griffin R, et al. Bipedal navigation planning over rough terrain using traversability models // *SoutheastCon* 2023. Orlando, 2023: 89
- [3] Feng Y C, Xia L Q, He Y, et al. Stairs reconstruction with 3D point cloud for gait generation of lower limb exoskeleton robot // *2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. Dali, 2019: 2019
- [4] Sriganesh P, Bagree N, Vundurthy B, et al. Fast staircase detection and estimation using 3D point clouds with multi-detection merging for heterogeneous robots // *2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. London, 2023: 9253
- [5] Zhu K T, Zhan J X, Chen S T, et al. ATV navigation in complex and unstructured environment containing stairs // *2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Las Vegas, 2020: 817
- [6] Westfechtel T, Ohno K, Mertsching B, et al. Robust stairway-detection and localization method for mobile robots using a graph-based model and competing initializations. *Int J Robot Res*, 2018, 37(12): 1463
- [7] Sánchez-Rojas J A, Arias-Aguilar J A, Takemura H, et al. Staircase detection, characterization and approach pipeline for search and rescue robots. *Appl Sci*, 2021, 11(22): 10736
- [8] Wang C, Pei Z C, Qiu S, et al. RGB-D-based stair detection and estimation using deep learning. *Sensors (Basel)*, 2023, 23(4): 2175
- [9] Rekhawar N, Govindani Y, Rao N. Deep learning based detection, segmentation and vision based pose estimation of staircase // *2022 1st International Conference on the Paradigm Shifts in Communication, Embedded Systems, Machine Learning and Signal Process-*

- ing (PCEMS). Nagpur, 2022: 78
- [10] Wang C, Pei Z C, Qiu S, et al. Deep leaning-based ultra-fast stair detection. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 16124
- [11] Castro A L F, de Brito Y B, de Souto L A V, et al. A novel approach for natural landmarks identification using RGB-D sensors // 2016 *International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC)*. Bragança, 2016: 193
- [12] Awwad T M, Zhu Q, Du Z Q, et al. An improved segmentation approach for planar surfaces from unstructured 3D point clouds. *Photogramm Rec*, 2010, 25(129): 5
- [13] Pérez-Yus A, López-Nicolás G, Guerrero J J. Detection and modelling of staircases using a wearable depth sensor // *Computer Vision—ECCV 2014 Workshops*. Zurich, 2014: 449
- [14] Ye Y F, Wang J Z. Stair area recognition in complex environment based on point cloud. *J Electron Meas Instrum*, 2020, 34(4): 124  
(叶一飞, 王建中. 基于点云的复杂环境下楼梯区域识别. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(4): 124)
- [15] Li J, Zhao K, Zhang Z C, et al. A fast obstacle detection method by fusion of density-based clustering and region growing algorithms. *Robot*, 2020, 42(1): 60  
(李炯, 赵凯, 张志超, 等. 一种融合密度聚类与区域生长算法的快速障碍物检测方法. 机器人, 2020, 42(1): 60)
- [16] Shang Y H, Zhang G Q, Meng Z J, et al. Field obstacle detection method of 3D lidar point cloud based on euclidean clustering. *Transac Chin Soc Agricul Mach*, 2022, 53(1): 23
- [17] Li X R, Liu G S, Sun S, et al. Contour detection and salient feature line regularization for printed circuit board in point clouds based on geometric primitives. *Measurement*, 2021, 185: 109978
- [18] Zhao X M, Chen W H, Li B, et al. An adaptive stair-ascending gait generation approach based on depth camera for lower limb exoskeleton. *Rev Sci Instrum*, 2019, 90(12): 125112
- [19] Zhang H Y, Zhu L C, Cai X H, et al. Noise removal algorithm based on point cloud classification // 2022 *International Seminar on Computer Science and Engineering Technology (SCSET)*. Indianapolis, 2022: 93
- [20] Li P C, Wang J T, Song J L. PCL-based preprocessing for point cloud data of 3D vision. *J Comput Appl*, 2019, 39(Sup 2): 227  
(李朋超, 王金涛, 宋吉来. 基于 PCL 的 3D 点云视觉数据预处理. 计算机应用, 2019, 39(增刊 2): 227)
- [21] Li X D, Gao Z M, Chen X D, et al. Research on estimation method of geometric features of structured negative obstacle based on single-frame 3D laser point cloud. *Information*, 2021, 12(6): 235
- [22] Zheng L M, Wang R D, Wang S Y, et al. Point cloud plane fitting based on RANSAC and robust eigenvalue method // 2022 *IEEE 8th International Conference on Computer and Communications (ICCC)*. Chengdu, 2022: 1368
- [23] Mineo C, Pierce S G, Summan R. Novel algorithms for 3D surface point cloud boundary detection and edge reconstruction. *J Comput Des Eng*, 2019, 6(1): 81
- [24] Yu N G, Li H Z, Xu Q, et al. 3D reconstruction and defect pattern recognition of bonding wire based on stereo vision. *CAAI Trans Intell Technol*, 2024, 9(2): 348
- [25] Ma X F, Luo W, Chen M Q, et al. A fast point cloud segmentation algorithm based on region growth // 2019 *18th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOON)*. Huangshan, 2019: 1
- [26] Feng G Y, Shi W, Li Z F, et al. Segmentation of complex scene point cloud based on region growing. *J Jiangsu Univ Technol*, 2023, 29(2): 56  
(封功源, 施卫, 李展峰, 等. 基于区域生长的复杂场景点云分割. 江苏理工学院学报, 2023, 29(2): 56)
- [27] Wang J H, Fan P Z, McLernon D, et al. An SVD-based construction of Doppler resilient complementary waveforms // 2022 *IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops)*. Sanshui, 2022: 478
- [28] Yan D Y, Ming D P. Object-oriented remote sensing image segmentation based on automatic multiseed region growing algorithm. *Chin J Eng*, 2017, 39(11): 1735  
(闫东阳, 明冬萍. 基于自动多种子区域生长的遥感影像面向对象分割方法. 工程科学学报, 2017, 39(11): 1735)
- [29] Vo A V, Truong-Hong L, Laefer D F, et al. Octree-based region growing for point cloud segmentation. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 2015, 104: 88
- [30] Servi M, Mussi E, Profili A, et al. Metrological characterization and comparison of D415, D455, L515 RealSense devices in the close range. *Sensors (Basel)*, 2021, 21(22): 7770