

三维点云数据分割研究现状

秦彩杰, 管强

(三明学院 信息工程学院, 福建三明 365004)

摘要: 通过介绍三维点云数据分割的基本原理和特征,以及经典的点云数据集和测试平台,总结、对比现阶段各类点云分割算法的基本原理、特点和适用场景,指出现阶段点云分割算法存在现有算法的自适应能力差、大部分分割算法对异常点和噪声敏感,并且算法的分割效率也有待提升等问题。未来的研究除需解决上述问题外,还应充分利用点云数据的语境信息,进一步结合深度学习理论,从而提升点云分割效果。

关键词: 点云数据;点云分割;数据处理

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1671-5365(2017)06-0030-06

DOI:10.19504/j.cnki.issn1671-5365.2017.06.001

引用格式: 秦彩杰,管强. 三维点云数据分割研究现状[J]. 宜宾学院学报, 2017, 17(6): 30-35.

Cite it as: QIN CJ, GUAN Q. Research Status of 3D Point Cloud Data Segmentation[J]. Journal of Yibin University, 2017, 17(6): 30-35.

Research Status of 3D Point Cloud Data Segmentation

QIN Caijie, GUAN Qiang

(College of Information and Engineering, Sanming University, Sanming, Fujian 365004, China)

Abstract: The basic principles and characteristics of 3D point cloud data segmentation, classical point cloud data set and test platform were introduced. The existing problems were summarized by summarizing and contrasting the basic principles, characteristics and scenario: the adaptive ability of the existing algorithm is poor, most of the segmentation algorithm is sensitive to outliers and noise, and the segmentation efficiency of the algorithm should be improved. In addition to solving the above problems, the context information of the point cloud data should be fully exploited combined with further theory study to enhance the point cloud segmentation results.

Keywords: point cloud data; point cloud segmentation; data process

点云处理是人工智能对扫描场景进行三维重建^[1]、目标识别^[2]和场景理解^[3]等各项任务的基础,随着三维扫描硬件(如激光扫描仪LIDAR、微软Kinect等)设备的普及和点云实验室的发展,以及三维模型重建需求的增加,点云数据的处理已经成为人工智领域的一个热点问题。

1 点云分割概述

1.1 点云分割的定义

点云数据的分割是将杂乱无章的点云数据分割成若干个互不相交的子集,每一个子集中的数据具有相同的属性特征或一定的语义信息。

通过三维点云数据可以较容易地确定目标的形

状、尺度或者其他属性。点云数据自身的特征决定了在杂乱无章的点云数据中分割得到具体的目标并不是一项简单的任务。利用现有方法获得的点云数据通常是无序、稀疏的,并且包含大量的噪声点和异常点。由于扫描仪等设备的局限性,点云数据的采样密度也是不均匀的。此外,点云数据的表面形状和分布可以是任意的,没有固定或者鲜明的统计分布模式。由于点云数据冗余性高、采样密度不均匀并且缺少明确的结构特征等原因,点云数据的分割难度很大。

1.2 点云数据集和测试平台

随着三维扫描设备的普及和点云实验室的发展,催生出很多大规模用于点云处理实验的标准数

收稿日期: 2016-10-08 修回: 2016-11-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(11401341);福建省中青年教师教育科研项目(JA13292)

第一作者: 秦彩杰(1982-),女,讲师,硕士,研究方向为数字图像处理

网络出版时间: 2016-11-10 11:00 网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/51.1630.Z.20161110.1100.001.html>

据集和测试平台,较为流行的获取点云数据集的方法主要是:用Kinect捕获的室内场景的点云数据和用激光扫描仪捕获的室外场景的点云数据,而当前流行的点云数据集有三类:

(1) Cornell RGB-D dataset^[4]:数据集内包含52种带有RGB颜色信息的室内场景的点云数据(24种办公场景和28种家庭场景).数据集内的所有数据均由550个不同的视角构成,并且大部分数据经人工标注物体分割类别,可用来作为分割实验的结果进行对比.数据集共拥有2495个分割类别,标志出27种不同种类的物体类别.

(2) KITTI dataset^[5]:是通过激光扫描仪捕获的包含大量无组织的点云数据,主要用于测试交通场景中车辆检测、车辆追踪、语义分割、自动驾驶等车辆识别算法,是现阶段国际上最大的自动驾驶场景下的计算机视觉相关算法的测评数据集. KITTI数据集包括了七千多张车载图像,每张图像上尺度大小不同的车辆的数目最多可达十几辆,部分车辆会出现遮挡情况,而且远处车辆尺度非常小,检测难度非常大.

(3) Robotic 3D Scan Repository^[6]:该数据集提供室内和室外两种类型的点云数据,并且部分点云数据同时包含颜色信息和热敏信息.此数据集不仅可以用于点云分割实验,还可以应用于很多其他的点云处理实验.由于数据集的点云数据没有被人工标注,所用利用该数据进行分割实验之前需要对点云数据进行预处理.

图1为三类流行的点云处理数据集和测试平台.

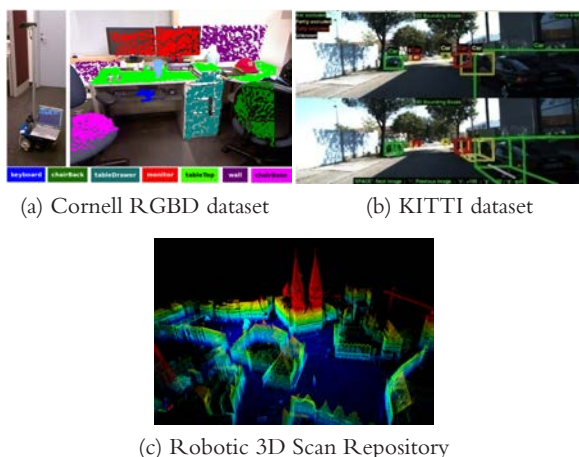


图1 三类流行的点云处理的数据集和测试平台

2 点云分割算法分类

点云分割算法主要可分为以下六类.

2.1 基于边缘的分割方法

边缘通常可以用来描述物体的形状特性.基于边缘的点云分割算法通过检测点云数据中隐藏的边缘信息来得到分割区域.边缘区域即点云强度快速变化或者表面法向量急剧变化的区域.

1896年,Bhanu^[7]等人首先提出,通过计算梯度信息、检测单位法向量的方向变化来检测点云数据的边缘.1999年,Jiang^[8]等人介绍了一种基于扫描线的边缘检测器算法,该算法给出了最优边缘检测的定义,提供了保证边缘强度的方法原理和几何解释. Jiang的算法相比于Bhanu的算法提高了点云的分割质量,大大提升了算法的运行时间.但Jiang的算法只适用于深度图像,而且对密度分布不均匀的深度图像分割效果不好.

总的来说,基于边缘信息的分割算法原理简单、分割速度快,但由于点云数据在提取边缘信息时容易受噪声和点云密度影响,算法的分割精度较低,与基于区域增长和基于图的点云分割算法相比,不适合处理复杂的点云数据.

2.2 基于区域增长的分割算法

该算法在邻域范围内结合具有相同属性的点组成孤立的区域,同时保证不同的区域之间差异性较大.算法的抗噪声能力比基于边缘的分割算法强,不容易受到点云数据异常点和点云密度的影响,分割效果更好.但是这类算法的分割过程无法准确地停止在物体边界处,亦无法得到确定的点云分割边缘,因此容易产生过分分割或者分割不足的结果.

基于区域增长的分割算法以种子曲面作为起点,通过相似度(如接近程度、坡度、曲率和曲面法向量等)度量,对各个种子曲面周围的离散点云进行分组,进而种子被逐步扩展到更大的曲面片.这种算法是1988年由Besl^[9]等人最早提出,它主要包括两个步骤:①确定种子曲面:测试任意一个未分类的点,判断该点邻域内能够拟合为平面的点的数目是否达到最少标准.如果是,则这些点构成种子表面,否则继续测试其它的点.②区域生长:通过对种子曲面内的所有点拟合得到平面方程.满足某点到平面的垂直距离小于某个阈值的情况下,该点才能被纳入到这个平面.

2000年,Koster^[10]等人在基本区域增长算法的基础上进行改进,利用不规则图来存储区域之间的相对信息,并将其相对信息最为区域增长算法中增长条件,基于相对信息进而比较并合并相邻区域.2003年,Rottensteiner^[11]等人利用激光雷达观测点云

并自动生成三维模型.处理时首先检测建筑物的整个区域,然后利用曲率作为区域增长的条件进行平面分割,检测屋顶平面.2005年,Tóvári^[12]提出一种基于区域增长的分割算法来处理机载激光点云数据.它的主要思想是综合考虑点云数据的法向量和点到种子平面的距离作为相似性度量进行区域增长.2012年,Wang^[13]提出一种基于区域增长的快速平面分割算法,成功应用于智能设备在室内场景中检测障碍物.Jeremie等人^[14]在2013年提出一种新的超像素分割算法,可以将点云数据分割得到依附于物体边界信息的超像素块.该算法首先体素化处理点云数据并生成种子区域,在距离种子最近的连通区域内,综合考虑颜色信息、空间距离和几何特征进行区域增长,直到达到搜索边界或者没有相邻体素可以搜索时迭代过程结束.图2展示了超像素分割算法分割效果.

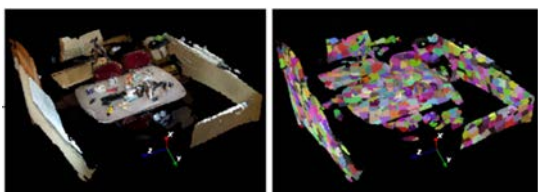


图2 Jeremie提出的超像素分割算法分割效果图

与基于边缘信息的点云分割算法不同,基于区域增长的分割算法依赖于点云数据的某一种或者几种属性信息,保证相同区域之间属性信息差异较小,不同区域之间属性的相似性差异较大.

基于区域增长的分割算法的优点有:①鲁棒性强,更适合处理大规模、复杂场景的点云数据;②对噪声信息和异常点不敏感;③算法原理简单,容易实现且计算成本较低.其缺点是:①算法的性能依赖于种子的选取和区域增长策略,很难确定精确的区域边界,容易出现过分分割或者分割不足的情况;②分割结果的好坏受约束条件或者兼容性阈值的影响较大.

2.3 基于属性的分割算法

基于属性的分割算法是一种利用点云的特征属性进行聚类的健壮性分割算法.算法的每个点都对应一个特征向量,该特征向量内包含了若干个属性不同的特征值.在特征空间中,通过常用的聚类算法(如K均值算法、最大似然算法和模糊聚类算法等)得到分割区域,实现点云分割.

2001年,Filin^[15]提出了一种利用表面纹理特征聚类激光点云数据的平面分割算法.该算法不仅可

以处理点云密度不均匀的情况,而且还可在激光点云数据上直接处理不需要栅格化.Vosselman^[16]等人利用Hough变换实现激光点云数据的平面分割.实验结果证明,该算法可以针对不规则分布的点云数据提取平面信息,但可能会出现过分分割的结果.2010年,Zhan^[17]介绍一种利用法向量和颜色信息作为属性特征进行聚类的点云分割算法.Zhan^[18]等人还提出一种改进的基于欧式距离聚类的点云分割算法,该算法综合考虑点云数据的法向量、颜色和欧式距离三种属性建立特征向量,在相邻区域内利用相似性进行聚类分割.2012年,Holz^[19]提出一种利用表面法向量的实时平面分割算法,可以实时感知周围场景中的主要目标物体,实验结果可以成功应用于机器人导航和避障.图3给出了利用法向量、颜色和欧氏距离为综合特征聚类的分割效果.

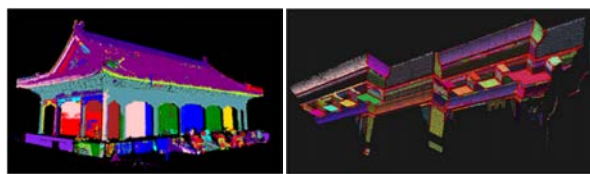


图3 法向量、颜色和欧式距离为特征聚类的分割结果

与其他算法相比,基于属性的分割算法的优势在于点云分割是在特征空间中实现,不受点云空间关系的影响,是一种比较稳定的分割算法.但该方法存在以下问题:①聚类算法的性能取决于特征空间和聚类方法的选择,特征空间和聚类算法的好坏会直接影响点云的分割效果;②受点云密度变化的影响较大;③在处理大规模复杂分布的点云数据时,算法的时间复杂性大,需要耗费较多的时间.

2.4 基于模型的分割算法

这类算法利用原始几何形态的数学模型(例如球体、圆柱体、平面和圆锥体等)作为先验知识进行分割,具有相同数学表达式的点云数据属于同一分割区域.

Fischer^[20]在1981年提出著名的随机抽样一致性估计算法.RANSAC是用来检测数学特征如直线、圆等的一种鲁棒性算法.算法从样本中随机抽选出一个样本子集,使用最小方差估计算法对这个子集计算模型参数,然后计算所有的样本与该模型的偏差,与预先设定的阈值进行比较,重复迭代直到满足结束条件.RANSAC是经典的模型拟合算法,基于几何模型点云分割算法都是在该算法的基础上发展起来的.

2007年, Schnabel^[21]等人改进RANSAC算法并用来分割网格和点云数据,可以自动检测杂乱点云数据中的基本几何形状.改进后的算法不仅增加了速度优化的步骤,同时保证了分割结果的准确性.为了打破算法对原始形状的局限性, Gelfand^[22]等人提出一种检测slippable形状的分割算法. slippable形状被定义为旋转和平移对称的形状,包括球、螺旋、平面和气缸等.该算法可通过合并原始的slippable表面形状来进一步处理点云数据中可能包含的复杂形状,算法的精确性依赖于初始分块的大小.2011年, Li^[23]等人在RANSAC算法的基础上提出一种改进算法,在局部范围内使用RANSAC算法检测基本的几何模型,然后在全局范围内进行融合,分割并且融合得到更为复杂的目标模型,图4给出了该融合算法得到的目标模型.

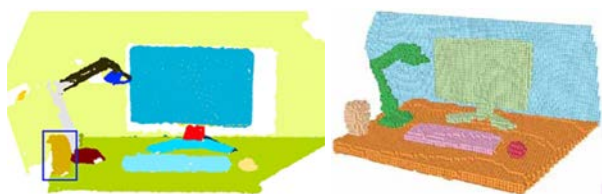


图4 Li等人的算法分割融合后得到的目标模型

2014年, Awadallah^[24]提出一种基于模型的点云分割算法,首先将点云数据投影到二维图像网格,然后利用主动轮廓模型——Snake模型——划分点云集合,实现稀疏、有噪声点云数据的良好分割.2015年, Wang^[25]等人介绍一种基于局部采样和统计推理的点云分割算法,利用RANSAC来确定点云数据中的平面、圆柱体和曲面.

与其他点云分割算法相比,基于模型的点云分割算法更加依赖于基本的数学原理和几何模型,它的优点是:①以数学原理和几何原型为基础,可借鉴大量的数学公式,算法处理速度快;②在点云分割过程中严格遵守一定的数学模型,可摒除相关杂点,对于噪声点和异常点不敏感.这类算法的主要限制是只能处理规则几何形状的人造物体或场景,无法处理大规模复杂场景下的点云数据.

2.5 基于图的分割算法

基于图的分割算法利用点云数据构造图结构,每个点云在图中对应一个顶点,两个顶点之间的边连接相邻两个点云数据.每条边都被分配一个权重,用它来表示点云数据中一对点的相似性.分割的过程要保证不同分割区域之间相似性最小,而同一分割区域上相似性最大.

很多基于图的点云分割算法将分割问题转换成概率推理模型,如条件随机场模型或者马尔科夫随机场模型. Schoenberg^[26]等人提出了一种利用马尔科夫随机场模型的分割算法,该算法处理的深度图像是将单光学相机和激光扫描仪得到的数据通过数据融合得到的.利用光学图像数据的约束条件,对稀疏的激光数据进行插值处理得到稠密的具有纹理信息的点云数据.通过综合考虑欧氏距离、像素密度和表面法线作为像素点间的相似性进行分割.该算法处理速度快,可以对城市场景的点云数据进行实时的分割处理. GrabCut是一种经典的图像分割算法,利用迭代的能量函数最小化和少量的用户交互实现图像的切割.2013年 Nizar^[27]等人对GrabCut算法进行改进,并将其应用于RGB-D点云数据的分割上.实验结果表明,结合RGB颜色信息和深度信息的混合GrabCut算法,比只考虑颜色信息或者深度信息的算法效果更好.2014年, Geetha^[28]介绍一种利用最小生成树分割点云的算法,基于距离和法线信息将点云聚类为若干部分,在聚类结果基础上构建加权平面图,然后利用图对应的最小生成树对分割结果作进一步细化处理.2015年, Yang^[29]等人利用图模型的方法进行区域融合,通过最小化能量函数得到边界清晰的RGB-D图像分割结果,图5给出了该算法的分割效果.



图5 Yang在图的基础上利用能量函数的分割结果

基于图的点云分割算法相比其他算法而言,是一种更为完善和先进的分割算法,其主要优势在于:①不受数学模型和点云空间分布等多种因素的影响,可以处理大规模复杂场景的点云数据;②对于带噪声或者点云密度分布不均匀的点云数据分割效果也很好.然而,这类算法也存在以下问题:①构造图或者构造能量函数时算法复杂度很大,通常无法实现实时处理;②在某些情况下,与机器学习的相关理论结合使用,使得这类算法可能需要离线的训练阶段或者需要特殊的传感器和摄像系统.

2.6 混合的分割算法

2010年, Ma^[30]等人提出一种针对点云数据形状

分割的算法,综合考虑谱聚类 and 图分割两种分割原理,用谱聚类的方法代替K最近邻算法计算的领域区间,可以更好地适应点云的采样密度,使得分割结果更精确、更贴合物体的形状,并且通过删除多余的谱特征向量降低空间维度,在低维空间处理点云分割问题,降低算法的计算复杂性.图6给出了谱聚类 and 图论的点云分割效果.



图6 基于谱聚类 and 图论的点云分割

2012年,Nurunnabi^[31]提出一种鲁棒性的激光点云分割算法,结合了主成分分析和基于区域增长的分割算法.该算法利用主成分分析中的协方差信息获得点云数据的局部显著性特征,在此基础上进行区域增长进一步分割点云数据,从而避免噪声干扰对分割造成的影响,提高分割算法的性能.

2015年,Wolf^[32]等人介绍一种利用超像素和机器学习的语义分割框架,利用聚类 and 条件随机场结合的算法实现点云数据的分割 and 场景理解.

同年,William^[33]提出了一种应用八叉树理论 and 图论进行点云分割的算法.算法的思想是通过融合空间关系、几何特征 and 外观作为特征向量,利用图论的原理进行点云分割.利用八叉树的结构来组织点云数据,通过概率的方式在体素空间内创建一个正态分布变换的特征模型,利用Hellinger距离来计算八叉树结构内点云数据的邻域距离.图7是William的实验结果,该实验结果证明,算法可以提高分割结果在边界处的精度.



图7 William算法提高算法在分割边界处的精度

与其他几类算法相比,单纯采用一种策略,在健壮性、唯一性和实时性等方面都会有一定的缺失,而混合的分割算法可在一定程度上弥补这些不足.

3 结语

从目前国内外的研究及应用来看,尽管点云分

割已经进行了大量的、面向不同应用问题的研究,但以下几个方面仍将是今后研究的热点 and 难点:

(1) 目前还没有一种适合所有应用的分割算法,绝大多数算法都是针对具体问题提出的,提高算法的自适应性值得深度研究.

(2) Anand^[4]等人利用点云数据的语义信息改进了分割算法,利用局部视觉外观、三维空间下的几何关系 and 形状特征,并结合室内场景的语义信息对复杂的点云数据进行处理并取得良好的分割效果.而点云数据的语义信息是点云分割算法中容易被忽略的重要信息,因此结合语义信息进行复杂点云数据处理是进一步要研究的工作.

(3) 在复杂的场景中,利用机器学习的分割算法优于只考虑点云空间连通性和几何特性的算法,这是因为点云数据自己的特点导致的,由于噪声、点云密度不均匀、存在大量遮挡区域等原因,很难在复杂场景中找到合适的几何特征.借助机器学习在场景分类方面取得的突出进展,利用点云数据的语境信息,并结合几何推理 and 深度学习的点云分割算法,将在今后大幅度的提升点云分割结果.

参考文献:

- [1] MAHABADI R K, HÄNE C, POLLEFEYS M. Segment based 3D object shape priors[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 2838–2846. doi:10.1109/CVPR.2015.7298901.
- [2] HÄNE C, SAVINOV N, POLLEFEYS M. Class specific 3D Object shape priors using surface normals[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:652–659. doi: 10.1109/CVPR.2014.89.
- [3] SONG S, LICHTENBERG S P, XIAO J, SUN RGB-D: A RGB-D scene understanding benchmark suite[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015:567–576. doi:10.1109/CVPR.2015.7298655.
- [4] ANAND A, KOPPULA H S, JOACHIMS T, et al. Contextually Guided Semantic Labeling and Search for three-dimensional Point Clouds[J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(1):19–34. doi:10.1177/0278364912461538.
- [5] GEIGER A, LENZ P, URTASUN R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 3354–3361. doi:10.1109/CVPR.2012.6248074.
- [6] NÜCHTER A, LINGEMANN K. Robotic 3D Scan Repository [EB/OL]. [2016–10–07]. <http://kos.informatik.uni-osnabrueck.de/3Dscans>.
- [7] BHANU B, LEE S, HO C, et al. Range data processing: representation of surfaces by edges[C]. 8th International Conference on Pattern Recognition, Paris, 1986:27–31.

- [8] JIANG X, BUNKE H. Edge detection in range images based on scan line approximation[J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 1999, 73(2):183–199. doi:10.1006/cviu.1998.0715.
- [9] BESL P J, JAIN R C. Segmentation through variable-order surface fitting[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1988, 10(2):167–192. doi:10.1109/34.3881.
- [10] KOSTER K, SPANN M. MIR: An approach to robust clustering—application to range image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2000, 22(5): 430–444. doi:10.1109/34.857001.
- [11] ROTTENSTEINER F. Automatic generation of high-quality building models from lidar data[J]. *IEEE Computer Graphics & Applications*, 2003, 23(6):42–50. doi:10.1109/MCG.2003.1242381.
- [12] TÓVÁRI D, PFEIFER N. Segmentation based robust interpolation – a new approach to laser data filtering[C]. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Enschede, the Netherlands, 2005:12–14.
- [13] WANG Z, LIU H, QIAN Y, et al. Real-time plane segmentation and obstacle detection of 3D point clouds for indoor scenes [C]. *IEEE International Workshop on Consumer Depth Cameras for Computer Vision*, in Conjunction with ECCV. 2012:22–31. doi:10.1007/978-3-642-33868-7_3.
- [14] PAPON J, ABRAMOV A, SCHOELER M, et al. Voxel cloud connectivity segmentation – supervoxels for point clouds[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013:2027–2034. doi: 10.1109/CVPR.2013.264.
- [15] FILIN S. Surface clustering from airborne laser scanning data[J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2002, 34(3A):119–124.
- [16] VOSSelman G, Dijkman S. 3D building model reconstruction from point clouds and ground plans[C]. *Int Arch of Photogrammetry & Remote Sensing*, Annapolis, 2001:37–44.
- [17] ZHAN Q, YU L, LIANG Y. A point cloud segmentation method based on vector estimation and color clustering[C]. *International Conference on Information Science and Engineering*, 2011:3463–3466. doi:10.1109/ICISE.2010.5691038.
- [18] ZHAN Q, YU L. Segmentation of LiDAR point cloud based on similarity measures in multi-dimension euclidean space[C]. *International Conference on Remote Sensing*, 2010:349–357. doi: 10.1007/978-3-642-27948-5_46.
- [19] HOLZ D, HOLZER S, RUSU R B, et al. Real-time plane segmentation using RGB-D cameras[C]. *Robot Soccer World Cup XV*, 2012:306–317. doi:10.1007/978-3-642-32060-6_26.
- [20] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[M]. *Readings in Computer Vision: Issues, Problems, Principles, and Paradigms*. Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1987:726–740. doi:10.1016/B978-0-08-051581-6.50070-2.
- [21] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection[J]. *Computer Graphics Forum*, 2007, 26(2):214–226. doi:10.1111/j.1467-8659.2007.01016.x.
- [22] GELFAND N, GUIBAS L J. Shape segmentation using local slip-page analysis[J]. *SGP '04 Proceedings of the 2004 Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing*, 2004: 219–228. doi:10.1145/1057432.1057461.
- [23] LI Y, WU X, BAOQUAN A C. Glob fit: consistently fitting primitives by discovering global relations[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(4):2011. doi:10.1145/2010324.1964947.
- [24] AWADALLAH M, ABBOTT L, GHANNAM S. Segmentation of sparse noisy point clouds using active contour models[C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2014:6061–6065. doi:10.1109/ICIP.2014.7026223.
- [25] WANG Y, SHI H. A Segmentation method for point cloud based on local sample and statistic inference[C]. *Geo-Informatics in Resource Management and Sustainable Ecosystem*, 2015:274–282. doi:10.1007/978-3-662-45737-5_28.
- [26] SCHOENBERG J R, NATHAN A, CAMPBELL M. Segmentation of dense range information in complex urban scenes[C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2010:2033–2038. doi:10.1109/IROS.2010.5651749.
- [27] SALLEM N K, DEVY M. Extended GrabCut for 3D and RGB-D point clouds[C]. *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, 2013:354–365. doi:10.1007/978-3-319-02895-8_32.
- [28] GEETHA M, RAKENDU R. An improved method for segmentation of point cloud using Minimum Spanning Tree[C]. *International Conference on Communications and Signal Processing*, 2014. doi:10.1109/ICCSP.2014.6949960.
- [29] Yang J, Gan Z, Li K, et al. Graph-based segmentation for RGB-D data using 3-D geometry enhanced superpixels[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 45(5):913–926. doi:10.1109/TCYB.2014.2340032.
- [30] MA T, WU Z, FENG L, et al. Point cloud segmentation through spectral clustering[C]. *IEEE International Conference on Information Science and Engineering*, 2010: 1–4. doi: 10.1109/ICISE.2010.5690596.
- [31] NURUNNABI A, BELTON D, WEST G. Robust segmentation in laser scanning 3D point cloud data[C]. *International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications*, 2012: 1–8. doi:10.1109/DICTA.2012.6411672.
- [32] WOLF D, PRANKL J, VINCZE M. Fast semantic segmentation of 3D point clouds using a dense CRF with learned parameters [C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2015:4867–4873. doi:10.1109/ICRA.2015.7139875.
- [33] GREEN W R, GROBLER H. Normal distribution transform graph-based point cloud segmentation[C]. *Pattern Recognition Association of South Africa and Robotics and Mechatronics International Conference*, 2015. doi:10.1109/RoboMech.2015.7359498.

【编校: 王露】