铁路场景三维点云分割与分类识别算法*

郭保青[1],余祖俊[1],张 楠[1],朱力强[1],高晨光[2]
(1. 北京交通大学机械与电子控制工程学院 北京 100044;2. 北京控制工程研究所 北京 100190)

摘 要:铁路限界侵入检测对保障高速铁路安全具有重要意义,基于激光三维点云分割与分类识别的异物侵入检测具有准确、直观的优点,在诸如隧道口和站台的铁路重点区域监测中具有广泛应用前景。设计了一种带动二维激光雷达进行俯仰运动的装置用于铁路三维点云的采集,基于法线方向一致性原则提出采用区域生长分割算法解决欧氏聚类分割和随机采样一致性(RANSAC)分割造成的过分割和欠分割问题;针对分割后的单物体点云,提出利用视点特征直方图(VFH)进行不同目标的三维点云特征提取,基于不同物体 VFH 建立 KD 树,并利用最近点搜索方法完成单物体点云分类识别。铁路场景典型物体的分类实验结果表明,本算法对铁路场景典型物体的分类识别准确率大于 90% 。

关键词: 三维点云;区域生长;分割;视点特征直方图;分类识别
中图分类号: U298 TH89 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 580.80

3D point cloud segmentation, classification and recognition algorithm of railway scene

Guo Baoqing[1], Yu Zujun[1], Zhang Nan[1], Zhu Liqiang[1], Gao Chenguang[2]
(*1. School of Mechanical, Electronic and Control Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;*
2. Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100190, China)

Abstract: Railway clearance intrusion detection is critical to the safety of high-speed railway. The foreign object intrusion detection based on 3D laser point cloud segmentation, classification and recognition has the merits of accuracy and intuition, and has broad application prospects in the monitoring of railway key regions such as tunnel entrance and platform. In this paper, an equipment is designed, which drives the 2D laser radar to implement pitching movement and acquires the 3D point cloud of railway scene. Based on the normal consistency principle, the region growing segmentation algorithm is proposed to solve the over segmentation and under segmentation problems caused by Euclidean cluster segmentation and RANSAC segmentation methods. Aiming at the segmented single object point cloud, the Viewpoint Feature Histogram (VFH) is used to extract the 3D point cloud features of different objects; then, based on the VFHs of different objects k-dimensional (KD) tree is built, and the closest point searching algorithm is adopted to achieve the classification recognition of single object point cloud. The result of the classification experiment on the typical objects in railway scene shows that the classification recognition accuracy of the proposed algorithm for the typical objects in railway scene is higher than 90% .

Keywords: 3D point cloud; region growing; segmentation; viewpoint feature histogram (VFH); classification recognition

0 引 言

侵入铁路限界的物体严重影响运营安全,在车站站台、咽喉区、隧道口、通道门等重点区域,识别侵入物体的具体位置、大小和类别具有重要意义。以防护网为代表的接触式检测方法无法获知物体的大小进而评估其危害,非接触式检测中的视频分析方法会受到天气及光线条件的影响[1],红外对射和二维激光检测方法只能获取监测平面内的位置,无法获知物体的三维形状[2]。三维激光点云包含场景中目标的准确尺寸及相对位置关系,利用三维点云检测目标侵入潜力巨大。

收稿日期:2016-09 Received Date: 2016-09
* 基金项目:国家重点研发计划(2016YFB1200100)项目资助

点云分割与分类识别是三维目标检测的基础,也是目前的研究热点,广泛应用于环境三维重建[3-5]、智能车辆环境探测[6-8]、目标分类识别[9]、物体尺寸姿态估计与状态检测[10-12]领域。三维点云分割是分类识别的基础。在点云分割方法研究方面,卢维欣等人[13]提出了一种利用半径渐变的主成分分析法确定局部特征,并依此完成区域生长进而对建筑物进行平面分割和优化的新方法;闫利等人[14]提出了基于八叉树遴选种子,将区域增长与随机采样一致相结合的点云平面分割方法。上述研究主要是针对平面分割方法,王肖等人[6]研究了一种基于 3D 全景式激光雷达的点云快速分割方法用于智能车辆环境感知,能够快速准确地完成车辆与行人的分割;王新竹等人[7]通过点云深度数据的聚类实现地面与障碍物点集的划分。在点云分类识别方面,Li K. Q. 等人[8]提出了对点云模型归一化提取的局部特征进行稀疏迭代最近点(iterative closest point, ICP)配准的三维点云耳廓识别方法;李嘉等人[15]提出了利用层次聚类实现复杂三维点云中识别并定位非确定个数、未知半径球形目标的自动识别方法;Radu B. R. 等人[16]将视点特征直方图(viewpoint feature histogram, VFH)用于 60 个不同目标物体三维点云的识别分类取得了理想效果;Tomasz K 等人[17]和 Plouffe G 等人[18]利用 VFH 对深度相机获取的三维手势点云进行特征提取,并用最近邻搜索算法完成手势识别的方法;李新德等人[9]提出了一种基于 2D 和 3D 尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)的特征级融合物体识别算法,解决了单一特征识别率低的问题,但需要结合二维图像信息。

本文将三维激光点云分割与分类识别结果用于铁路场景异物侵入监测,针对复杂铁路场景三维点云提出基于法线方向一致性的区域生长分割算法,利用不同物体三维点云 VFH 特征建立 KD-Tree,通过 KD-Tree 的最近邻搜索完成点云分类识别,最后通过铁路现场实验验证了本文方法的有效性。

1 基于二维激光的三维点云获取

由于三维激光扫描设备成本高昂,通过为二维激光雷达增加俯仰运动实现三维点云的获取,系统硬件包括二维激光雷达、雷达俯仰机械平台、数字舵机及上位机 4 个部分,其结构如图 1 所示。其中,UTM-30LX 二维激光雷达是系统的关键测量设备,每次可以获得一个半径 60 m,角度为 270°的二维扇形扫描平面内物体的位置信息;雷达俯仰机械平台由数字舵机控制,舵机轴与俯仰平台转动轴采用过盈配合连接,同时与二维激光雷达测量面共线;上位机通过 RS485 接口向舵机发送控制命令带动二维激光雷达进行俯仰运动,每转动一个固定步进角后接收激光雷达在当前扫描面上的二维测量数据,当俯仰平台由初始位置依次转动到终止位置时即可获得当前场景的一幅三维点云数据。

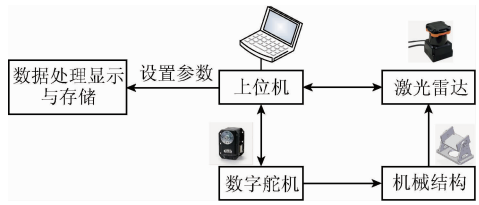


图 1 三维点云采集系统结构

Fig. 1 Structure diagram of 3D point cloud acquisition system

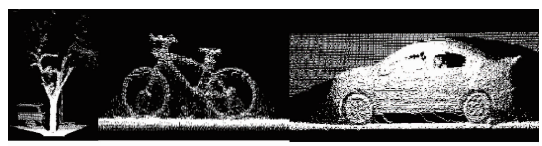
利用上述方法获得的是球坐标系下的点云数据,假设球坐标系下激光雷达某测量点坐标为(r,α,θ),其中 r 为激光器中心到目标的距离,α 为数字舵机控制的俯仰角,θ 为扫描角度。利用式(1)将二维激光雷达采集的三维点云转换为直角坐标。

$$\begin{cases} x = r\cos\alpha\cos\theta \\ y = r\cos\alpha\sin\theta \\ z = r\sin\alpha \end{cases} \tag{1}$$

点云获取过程中通过控制数字舵机的俯仰步进角和二维激光雷达自身的扫描步进角即可获得不同密度的三维点云,图 2 所示为三维点云采集系统实物图。图 3(a)所示为利用该系统采集的一些常见物体的三维点云,图 3(b)~(d)所示为某铁路场景三维点云的三视图。

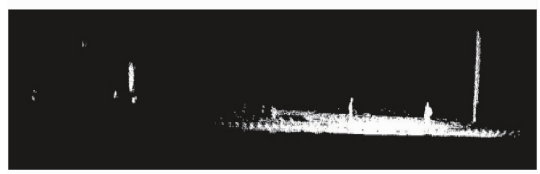
图 2 三维点云采集系统

Fig. 2 3D point cloud acquisition system



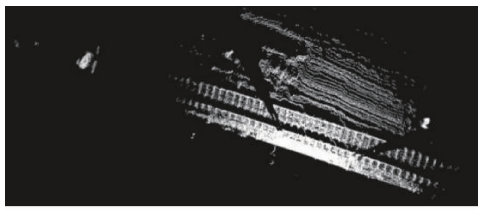
(a) 树、自行车和汽车的三维点云图

(a) The 3D point clouds of tree, bicycle and car

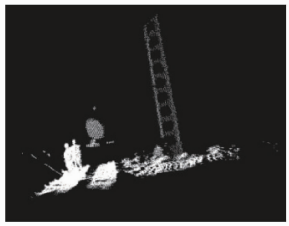


(b) 铁路点云正视图

(b) Front view of railway point cloud



(c) 铁路点云俯视图
(c) Top view of railway point cloud



(d) 铁路点云右视图
(d) Right view of railway point cloud

图 3　不同场景三维点云图
Fig. 3　3D point clouds for different scenes

2　基于直通滤波和统计滤波的点云预处理

由于点云获取设备扫描范围过大或环境干扰会在点云中引入无效点。铁路场景中的铁轨、通过的列车、接触网立柱、侵入铁路限界的行人与其它异物为有效点云,其余孤立的离散点为无效点。这些无效点可以采用直通滤波与统计离群点滤波予以剔除。

直通滤波是一种非常简单有效的滤波算法,通过设置周界参数滤除周界范围之外的点。设原始点云为 $S_0=\{p_1, p_2, \cdots, p_n\}$,点 $p_n=(x_n, y_n, z_n)$ 满足 $x_n \in X_0, y_n \in Y_0, z_n \in Z_0$,直通滤波之后获得的点云为 $S_1=\{p_1, p_2, \cdots, p_m\}$,点 $p_m=(x_m, y_m, z_m)$ 满足:

$$\begin{cases} x_m \in X_0 \mid X_1 \leqslant x_m \leqslant X_2 \\ y_m \in Y_0 \mid Y_1 \leqslant y_m \leqslant Y_2 \\ z_m \in Z_0 \mid Z_1 \leqslant z_m \leqslant Z_2 \end{cases} \tag{2}$$

式中:$X_1=-12\,000$,$X_2=1\,2000$,$Y_1=0$,$Y_2=10\,000$,$Z_1=-1\,800$,$Z_2=4\,500$ 为周界参数。对图 3(c)中点云俯视图进行直通滤波后的效果如图 4 所示。

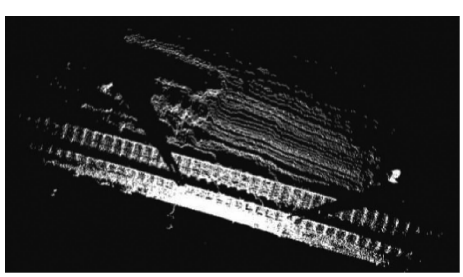


图 4　直通滤波效果
Fig. 4　Result of pass-through filter

直通滤波只是简单滤除指定范围外的点,对稀疏离群噪声点无法滤除,这些点可以采用统计离群点滤波算法进行二次滤波。

统计离群点滤波假设空间中所有点符合某个特定分布,利用不和谐校验识别离群点。具体过程是对每个点的邻域进行统计分析,将不符合模型分布的点作为离群点予以剔除。本文基于点到临近点的平均距离符合高斯分布将平均距离在标准范围之外的点作为离群点予以剔除。设参数邻域 $k=50$,取 3 倍标准差,即对点云中的每个点,计算它与临近 50 个点的平均距离,当该值大于 3 倍标准差时记为离群点。统计离群点滤波后的结果如图 5 所示,可以看出直通滤波后的离散点已被剔除。

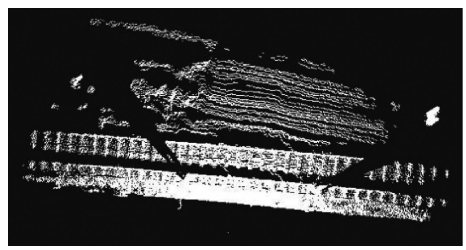
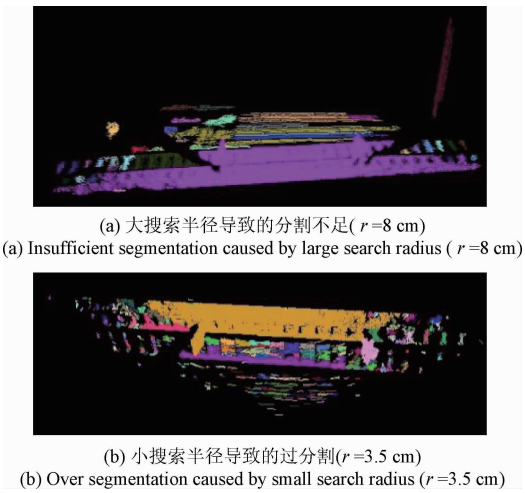


图 5　统计离群点滤波效果
Fig. 5　Result of statistical outlier removal filter

3　基于法线一致性的区域生长分割算法

三维点云在计算机中以很多孤立点的形式存储的,点与点间的相互关系无法直接获知。点云分割就是根据空间位置、几何和纹理特征将点云数据划分为若干个互不相交的子集,使每个子集内的数据具有相同或相似的属性,即同属于一个具有单一特征的曲面或目标。点云分割是后续特征提取、目标分类与识别的前提。目前,针对三维点云的分割方法主要有基于特征聚类、基于模型拟合和基于区域生长的 3 大类方法,其中欧氏距离聚类和随机采样一致性(random sampling consensus, RANSAC)方法是前两类的典型算法。

基于欧氏距离的聚类分割算法的核心思想是将点与点之间欧氏距离满足某种阈值条件的点划归为一个聚类。该方法中聚类阈值的选取是关键,对复杂的铁路场景若阈值选取过大或过小会容易造成欠分割或过分割的情况。图 6 所示为不同阈值时的分割结果,图 6(a)因搜索半径过大($r=8$ cm)导致分割不足,图 6(b)因搜索半径过小($r=3.5$ cm)导致分割过度。



(a) 大搜索半径导致的分割不足(r =8 cm)
(a) Insufficient segmentation caused by large search radius (r =8 cm)

(b) 小搜索半径导致的过分割(r =3.5 cm)
(b) Over segmentation caused by small search radius (r =3.5 cm)

图 6 欧氏距离聚类分割结果

Fig. 6 Segmentation results of Euclidean distance cluster method

RANSAC 算法通过随机取样一致性剔除局外点的影响,构造一个全部由局内点的数据组成的子集。该方法需要为待识别点云预先设定一个已知的形状模型,然后才能从点云中分割出和模型近似的物体,该方法适合提取具有固定几何形状的物体。由于复杂铁路场景内的物体形状不固定,因此该方法不适用于铁路点云分割。图 7所示为在 RANSAC 算法中利用平面模型获得的分割结果,浅色点为分割出的平面,深色点为未分割的点。

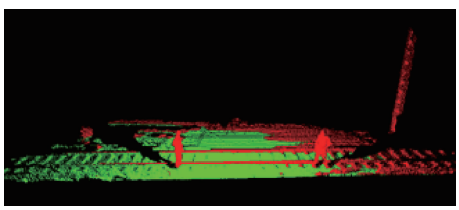


图 7 随机采样一致方法分割结果

Fig. 7 Segmentation result of RANSAC method

基于区域生长的分割方法最初用于图像分割[19],该方法依据同一物体所属区域内的像素相似性实现聚类,从初始位置开始,将具有相同或相似属性的相邻像素或小区域合并到当前区域实现逐步生长,直至所有相邻的像素点或小区域被遍历完为止。在二维图像的区域生长过程中,相同或相似属性包括颜色、纹理、方向和平均灰度等。对三维激光点云而言,当目标本身的尺寸及深度信息相对目标位置很小时,无法获取纹理信息,因此这些方法不适用于三维点云分割。本文根据铁路场景特点提出基于法线方向一致性的区域生长分割算法,计算种子点与邻域点法线方向的夹角,若两者夹角比设定的阈值小则认为是归属于同一光滑曲面,否则视为不同平面加以分割。算法流程[20]如下。

1)利用点云某点 p 与其 k 近邻点 $p_1,\cdots,p_k$ 通过式(3)计算协方差矩阵 $\boldsymbol{C}_{3\times3}$,其特征值记作 k_0、k_1、k_2 且 $k_0<k_1<k_2$。

$$\boldsymbol{C}_{3\times3}=\begin{bmatrix}p_1-\bar{p}\\ \vdots\\ p_k-\bar{p}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\begin{bmatrix}p_1-\bar{p}\\ \vdots\\ p_k-\bar{p}\end{bmatrix} \tag{3}$$

则 p 点曲率 k_p 可以用式(4)估计。

$$k_p=\frac{k_0}{k_0+k_1+k_2} \tag{4}$$

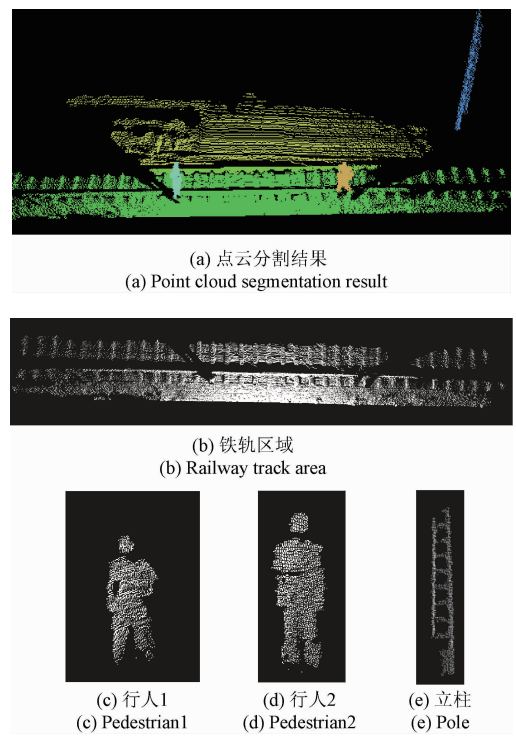
2)计算并比较各点曲率 k_p,取最小值点作为区域生长的初始种子,将种子所在区域作为当前区域。

3)计算当前种子及其 k 近邻点的法向量方向,若两法线之间的夹角小于阈值,将该点添加到当前区域。

4)将种子点的 k 近邻点曲率与阈值比较,若小于阈值,则将该近邻点加入种子点序列,并删除当前的种子点,循环执行该过程直到种子序列中没有种子。

5)迭代上述过程直到所有点已经划归为某个区域,即实现了三维点云的单目标分割。

利用上述方法时设置单目标点数为 N_P, 1 000 < N_P <200 000, k = 150,法线夹角阈值取 5°,曲率阈值取 0.15。图 3(b)分割结果如图 8 所示,其中图 8(a)中用不同颜色标识分割出的不同物体,图 8(b)~(e)所示为被分割出的单物体点云,各物体包含的点数如表 1 所示。



(a) 点云分割结果
(a) Point cloud segmentation result

(b) 铁轨区域
(b) Railway track area

(c) 行人1 (d) 行人2 (e) 立柱
(c) Pedestrian1 (d) Pedestrian2 (e) Pole

图 8 基于区域生长算法的分割结果

Fig. 8 Segmentation result of region growing algorithm

表 1　单物体点云的点数

Table 1　Number of points for single object point cloud

点云	区域 1(轨道区)	区域 2(人 1)	区域 3(人 2)	区域 4(立柱)
点数	48 435	2 029	2 746	1 250

通过 3 种方法的结果对比可看出,基于法线方向一致性的区域生长分割算法能够有效避免过分割和分割不足问题,可将铁路三维点云有效分割为单目标点云。

4　基于 VFH 的三维点云特征提取

点云分割完成了单目标聚类的任务,但聚类后的单目标点云代表什么物体仍无从知晓。点云特征的描述与提取是点云分类识别的基础,本文提取 VFH 作为特征描述,分析了同类物体 VFH 特征的相似性和不同类物体 VFH 特征的差异性,并将其作为后续分类识别的依据。

4.1　VFH

VFH 是在快速点特征直方图(fast point feature histogram, FPTH)基础上加入视点变量构成的,因此,VFH 包含一个描述表面形状的扩展 FPFH 分量和一个与视点方向相关的分量[16],分别如下。

1)描述表面形状的扩展 FPFH 分量:如图 9 所示,橙色点集 p 表示一个分割后的单目标点云,其质心为 c 点,点云的第 j 点记作 p_j,该点在曲面的单位法向量记作 $\overrightarrow{n_j}$。对每个 p_j 点,利用式(5)计算该点法向量 $\overrightarrow{n_j}$ 与向量 $\overrightarrow{p_jc}$ 间的夹角。

$$\begin{cases}\alpha = \arccos(\overrightarrow{v}\cdot\overrightarrow{n_j})\\ \phi = \arccos\left(\dfrac{\overrightarrow{u}\cdot\overrightarrow{p_jc}}{|\overrightarrow{p_jc}|}\right)\\ \theta = \arctan(\overrightarrow{w}\cdot\overrightarrow{n_j},\ \overrightarrow{u}\cdot\overrightarrow{n_j})\end{cases} \tag{5}$$

统计每个点 p_j 处 $\overrightarrow{n_j}$ 与 $\overrightarrow{p_jc}$ 之间夹角值形成直方图,即完成扩展 FPFH 分量计算。

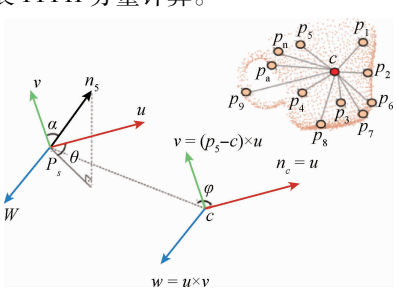


图 9　扩展 FPFH 分量原理

Fig. 9　Principle of extended FPFH component

2)视点方向相关分量:计算时以视点与物体表面所有点构成的点对作为计算单元。如图 10 所示,橙色点集 P 仍代表一个点云,其质心 c 与视点 v_p 间的向量记作 $\overrightarrow{v_pc}$,对每个 p_j 点,计算该点单位法向量 $\overrightarrow{n_j}$ 与向量 $\overrightarrow{v_pc}$ 之间的夹角,所有点处该夹角值形成的直方图即为视点方向相关分量。

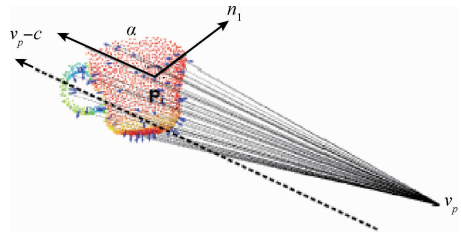


图 10　视点方向分量计算原理

Fig. 10　Calculation principle of the viewpoint direction component

单位法向量 $\overrightarrow{n_j}$ 可通过局部表面拟合得到,设点云表面平滑,首先计算 p_j 点的 k 近邻点,然后用这些点计算最小二乘意义的平面 P,表示为:

$$P(\overrightarrow{n},d) = \underset{(\overrightarrow{n},d)}{\operatorname{argmin}}\sum_{j=1}^{k}(\overrightarrow{n}\cdot p_j - d)^2 \tag{6}$$

将扩展 FPFH 和视点分量结合在一起即可构成一个三维点云的 VFH。

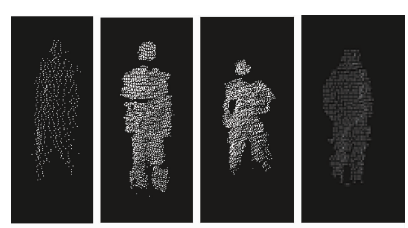
4.2　不同物体点云 VFH 特征提取

对前面分割出的单物体点云进行视点特征直方图 VFH 计算,横坐标[1,135]上的曲线对应扩展 FPFH 分量,其中[1,45]、[46,90]、[91,135]上的曲线分别是 α、φ、θ 角度直方图;横坐标[136,315]上是视点方向分量直方图。

4 个不同密度、不同姿态人的三维点云图像和对应的 VFH 特征曲线如图 11 所示,4 条曲线的 FPFH 分量非常相似,而视点方向分量存在较大差异。因此可以判定这 4 个点云属于同类型不同姿态物体的点云。

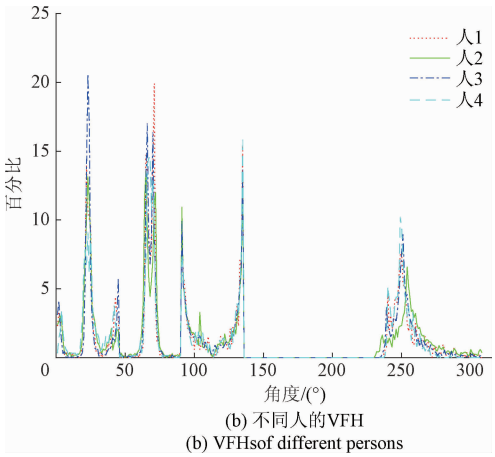
图 12 所示为 3 个接触网立柱的三维点云和对应的 VFH 特征图。同样,3 个立柱 VFH 特征中的扩展 FPFH 分量极其相似而视点方向分量不相似,这 3 个点云仍属于同类型不同姿态的点云。

图 13 所示为两个姿态相同密度不同的高速列车三维点云及其 VFH 特征图。可以看出,两个列车 VFH 特征中的扩展 FPFH 分量和视点分量都非常相似,说明这是姿态相同的两个同类物体点云。



(a) 不同人的三维点云图像

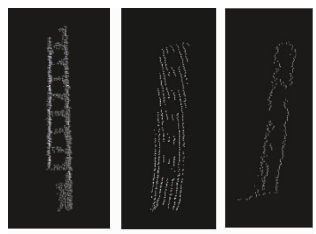
(a) 3D point cloud images of different persons



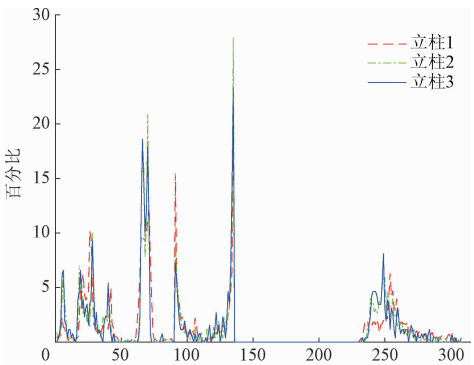
(b) 不同人的VFH
(b) VFHsof different persons

图 11 不同人的三维点云与 VFH

Fig. 11 3D point clouds and VFHs of different persons



(a) 不同立柱的三维点云图
(a) 3D point clouds of different poles

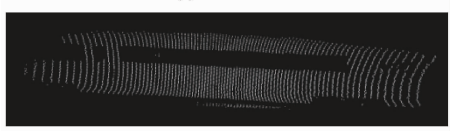


(b) 不同立柱的VFH
(b) VFHs of different poles

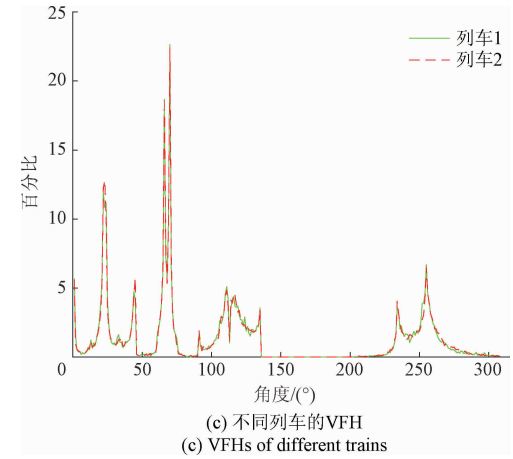
图 12 不同立柱的三维点云及 VFH

Fig. 12 3D point clouds and VFHs of different poles

(a) 列车1
(a) Train 1



(b) 列车2
(b) Train 2



(c) 不同列车的VFH
(c) VFHs of different trains

图 13 不同列车的三维点云与 VFH

Fig. 13 3D point clouds and VFHs of different trains

图 14 所示为图 11 ~ 13 中人、接触网立柱和列车的平均 FPFH 特征图,分别用点划线、虚线和实线表示。对人与列车而言,其 α、ϕ 直方图相似,但 θ 直方图有较大差异;对人和立柱而言,其 ϕ、θ 直方图相似,但 α 直方图存在差异;对列车和立柱而言,其 α、θ 直方图都不相似。因此,可以利用单目标点云的 FPFH 特征分量对人、立柱和列车这 3 类典型物体进行分类,可以利用视点方向分量进行物体姿态辨别。

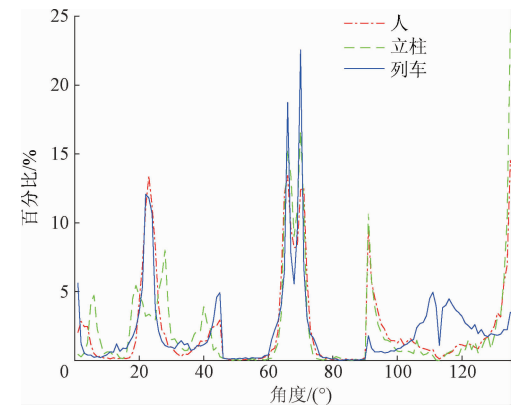


图 14 人、立柱、列车的 FPFH

Fig. 14 FPFHs of different objects-person, pole and train

5 基于 KD-Tree 近邻查找的特征分类识别

由上述内容可知,不同物体点云具有不同的 VFH 特征,只要计算出待识别三维点云的 VFH 特征,通过与模型库中样本的 VFH 特征进行匹配即可实现点云分类。

KD-Tree 本质上是一种二分树,非常适用于在多维空间中搜索关键数据。建立 KD-Tree 时在根上放置指定

维度的值,在该维度上包含较大数值的在右子树,较小的在左子树,然后分别在两侧的子树上重复上述过程,直到准备分类的最后一个树叶仅由单个元素构成。

为了建立 KD-Tree 样本库,首先获取铁路场景下人、列车、接触网立柱等典型物体的三维点云样本若干,可以直接通过三维点云采集系统采集单个物体点云,也可以是从复杂场景中分割出的单个物体点云;随后计算各样本点云的 VFH 特征,建立包含物体类别及 VFH 特征的 KD-Tree 模型数据库,本文建立的特征模型库包含了 100 个不同姿态的人、20 列列车和 20 根接触网立柱的 VFH 特征。

构建好 VFH 特征模型库后,即可利用最近邻查找算法对铁路场景分割出的单物体三维点云进行识别与分类,流程[20]如下:

1)从铁路场景点云中分割出将单目标点云;

2)计算第 i 个单目标点云的 VFH 特征,利用 KD-Tree 在模型库中搜索 k 个最近邻特征模型,计算该点云与这 k 个模型 VFH 特征之间的欧氏距离并排序;

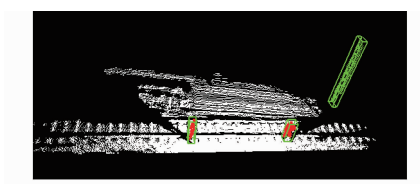
3)比较最小距离与设定阈值的大小,若小于该阈值,则该单目标点云与对应的模型属于一类;若大于阈值,则与样本模型都不同类;

4)获取第 $i+1$ 个单目标点云,重复上述判断步骤,完成其分类识别;

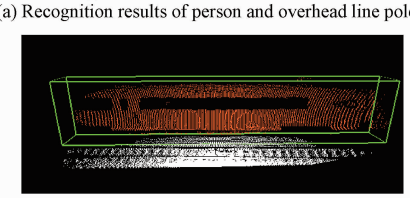
5)对分割出的所有 n 个单目标点云重复上述判断过程,完成各单目标点云的分类识别;

6)用不同颜色对识别出的单目标物体进行标记,完成点云分类显示。

图 15 所示为利用上述方法对不同铁路场景三维点云分类识别的结果,图中用长方体框出单个物体点云,并将行人,接触网立柱和列车采用深色点集与浅色的背景进行了区分。



(a) 人、接触网立柱的识别结果
(a) Recognition results of person and overhead line pole



(b) 列车的识别结果
(b) Recognition result of train

图 15　三维点云识别结果

Fig. 15　Recognition results of 3D point clouds

为了验证分类识别准确性,本文对 50 个样本库外不同铁路场景中的人、列车、接触网立柱点云进行了分类识别,结果如表 2 所示。表中,列车与接触网立柱的识别率高于人的识别率是由人体姿态不同导致的 VFH 特征差异造成的。但本文算法对 3 类典型物体的识别率都在 90% 以上,能够满足铁路场景三维点云有效识别与分类的需求。

表 2　铁路三维点云分类准确率

Table 2　Accuracy of railway 3D point cloud classification

(%)

类别	人	列车	立柱
识别率	90.37	98.91	94.18

6　结　　论

本文提出基于法线方向一致性的区域生长分割算法进行铁路场景点云分割,有效解决了复杂场景单物体点云分割问题,与基于欧氏距离的聚类分割算法和 RANSAC 算法相比,本方法能够更有效地进行单目标点云分割;对于分割后的单物体点云,本文基于不同物体具有不同 VFH 特征的性质,通过提取 VFH 特征建立 KD-Tree 并利用最近点搜索进行单目标点云分类识别。铁路现场实验表明,本文算法对铁路场景 3 类典型物体点云的分类识别准确率均在 90% 以上,能够满足铁路重点地段异物侵入监测的需求。

参考文献

[1] 史红梅,柴华,王尧,等. 基于目标识别与跟踪的嵌入式铁路异物侵限检测算法研究[J]. 铁道学报,2015,37(7):58-65.
SHI H M, CHAI H, WANG Y, et al. Study on railway embedded detection algorithm for railway intrusion based on object recognition and tracking[J]. Journal of the China railway Society, 2015,37(7):58-65.

[2] 郭保青,朱力强,史红梅. 基于快速 DBSCAN 聚类的铁路异物侵限检测算法[J]. 仪器仪表学报,2012,33(2):15-21.
GUO B Q, ZHU L Q, SHI H M. Intrusion detection algorithm of railway clearance with rapid DBSCAN clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(2):15-21.

[3] 闫勇刚, 邓小玲,姚丽峰,等. 基于主成分分析的大型管道三维表面重建[J]. 仪器仪表学报, 2014,

35(11):2567-2573.
YAN Y G, DENG X L, YAO L F, et al. Three-dimensional surface reconstruction of large-scale pipe combining principle component analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(2):15-21.

[4] MARANI R, RENO V, NITTI M, et al. A modified iterative closest point algorithm for 3D point cloud registration[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2016, 31(7):515-534.

[5] 缪君,储珺,张桂梅,等. 基于稀疏点云的多平面场景稠密重建[J]. 自动化学报,2015,41(4):813-822.
MIAO J, CHU J, ZHANG G M, et al. Dense multi-planar scene reconstruction from sparse point cloud[J]. Acta Automatica Sinica, 2015,41(4):813-822.

[6] 王肖,王建强,李克强. 智能车辆 3-D 点云快速分割方法[J]. 清华大学学报:自然科学版,2014,54(11):1440-1446.
WANG X, WANG J Q, LI K Q. Fast segmentation of 3-D point clouds for intelligent vehicles [J]. Journal of Tsinghua University : Science and Technology, 2014, 54(11): 1440-1446.

[7] 王新竹,李骏,李红建,等. 基于三维激光雷达和深度图像的自动驾驶汽车障碍物检测方法[J]. 吉林大学学报:工学版,2016,46(2):360-365.
WANG X ZH, LI J, LI H J, et al. Obstacle detection based on 3D laser scanner and range image for intelligent vehicle[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2016,46(2):360-365.

[8] LI K Q, WANG X, XU Y C, et al. Density enhancement-based long-range pedestrian detection using 3-D range data [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(5): 1368-1380.

[9] 李新德,刘苗苗,徐叶帆,等. 一种基于 2D 和 3D SIFT 特征级融合的一般物体识别算法[J]. 电子学报,2015,43(11): 2277-2283.
LI X D, LIU M M, XU Y F, et al. A recognition algorithm of generic objects based on feature level fusion of 2D and 3D SIFT descriptors [J]. Acta Electronica Sinica, 2015,43(11): 2277-2283.

[10] AL-RAWABDEH A, HE F N, MOUSSA A, et al. Using an unmanned aerial vehicle-based digital imaging system to derive a 3D point cloud for landslide scarp recognition[J]. Remote Sensing, 2016, 8(2): 95-107.

[11] 南刚雷,张瑞峰,张梓然. 基于 PCL 的柴油机缸盖三维特征提取技术[J]. 电子测量技术,2016, 39(2):80-82,90.
NAN G L, ZHANG R F, ZHANG Z R. Technology about cylinder head's 3D feature extraction based on PCL[J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(2): 80-82,90.

[12] 巩垠熙,闫飞,冯仲科,等. 改进的三角网构网算法用于 LiDAR 树冠体积提取[J]. 仪器仪表学报,2016,35(2):177-183.
GONG Y X, YAN F, FENG ZH K, et al. Extraction of crown volume using triangulated irregular network algorithm based on LiDAR [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016,35(2):177-183.

[13] 卢维欣,万幼川,何培培,等. 大场景内建筑物点云提取及平面分割算法[J]. 中国激光,2015,42(9): 336-242.
LU W X, WAN Y CH, HE P P. Extracting and plane segmenting buildings from large scene point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015,42(9):336-342.

[14] 闫利,谢洪,胡晓斌,等. 一种新的点云平面混合分割方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2013,38(5): 517-521.
YAN L, XIE H, HU X B, et al. A new hybrid plane segmentation approach of point cloud[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(5): 517-521.

[15] 李嘉,阿依古丽·阿曼,郑德华. 复杂场景三维点云中未知球形目标的自动识别方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2013,25(10):1489-1495.
LI J, AYIGULI A, ZHENG D H. Automatically identifying uncertain spherical targets in 3D point clouds of complex scenario [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2013, 25 (10): 1489-1495.

[16] RADU B R, GARY B, ROMAIN T, et al. Fast 3D recognition and pose using the viewpoint feature histogram[C]. IEEE/RSJ International Conference in Intelligent Robots and Systems, 2010:2155-2162.

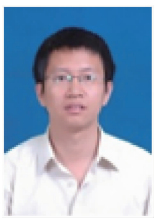
[17] TOMASZ K, MARIUSZ O, MARIAN W, et al. Recognition of hand gestures observed by depth cameras[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2015, 12(4):1-15.

[18] PLOUFFE G, CRETU A M. Static and dynamic hand gesture recognition in depth data using dynamic time warping[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(2):305-316.

[19] XIAO J H, ZHANG J H, ADLER B, et al. Three-dimensional point cloud plane segmentation in both structured and unstructured environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(12):1641-1652.

[20] 张楠. 铁路场景下三维点云识别与分类算法研究[D]. 北京:北京交通大学,2016
ZHANG N. Research on recognition and classification algorithm of 3D point cloud of railway scene [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.

作者简介



郭保青(通讯作者),2009 年于北京交通大学获得博士学位,现为北京交通大学副教授,主要研究方向为铁路基础设施检测、机器视觉检测。
E-mail: bqguo@ bjtu. edu. cn

Guo Baoqing (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Beijing Jiaotong University in 2009. Now he is an associate professor in Beijing Jiaotong University. His main research interest includes detection and diagnosis of railway infrastructure, machine vision detection technology.

高晨光,2005 年于北京航空航天大学获得硕士学位,现为北京控制工程研究所高级工程师,主要研究方向为传感器技术及应用。
E-mail: gao_bh@ sina. com

Gao Chenguang received his M. Sc. degree from Beihang University in 2005. Now he is a senior engineer in Beijing Institute of Control Engineering. His main research interest includes sensor technology and application.