

基于切片采样和质心距直方图特征的 室外大场景三维点云分类

佟国峰^{**}, 杜宪策, 李勇^{*}, 陈槐嵘, 张庆春

东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819

摘要 三维(3D)点云数据在智能驾驶、遥感测量和虚拟现实等领域的应用越来越广泛。针对室外大场景,提出了一种兼顾快速性与准确性的三维点云分类算法,该算法首先对原始点云进行离群点去除,并在现有地面滤波算法的基础上,结合点云法向量差信息滤除地面点;然后再使用具有噪声的基于密度(DBSCAN)的聚类算法对非地面点云进行分割,同时针对点云的过分割问题采用了就近融合的策略;再提取出不同物体点云的全局特征,包括垂直方向切片采样直方图和质心距直方图,以及点云的二维投影图像方向梯度直方图(HOG)特征;最后,通过支持向量机(SVM)分类器分类,得到较为精确的三维点云分类结果。实验结果表明:所提算法可以将复杂的室外大场景分类为较为准确的单个物体,并且具有较高的精确率以及召回率;相较于其他算法,所提算法的效率有了较大提高。

关键词 机器视觉; 室外大场景; 法向量差; 点云分割; 特征提取; 点云分类

中图分类号 TN958.98

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201845.1004001

Three-Dimensional Point Cloud Classification of Large Outdoor Scenes Based on Vertical Slice Sampling and Centroid Distance Histogram

Tong Guofeng^{**}, Du Xiance, Li Yong^{*}, Chen Huairong, Zhang Qingchun

College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China

Abstract Three-dimensional (3D) point cloud data are widely used in intelligent driving, remote sensing, and virtual reality. This study presents a 3D point cloud classification algorithm that classifies large outdoor scenes effectively and accurately. First, the algorithm eliminates outliers from the original point cloud. Then, based on the off-the-shelf ground-filtering algorithm, it leverages difference of norms to filter ground points. Then, it uses the density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) clustering algorithm to segment non-ground point cloud. The nearest fusion strategy is used to solve the oversegmentation problem of the point cloud. Then, the proposed algorithm extracts global features that represent different objects from the point cloud, including vertical slice sampling and centroid distance histograms, as well as histogram of oriented gradient (HOG) features representing a two-dimensional projected image of the point cloud. Finally, a support vector machine (SVM) classifier is used to obtain the accurate 3D point cloud classification results. The experimental results reveal that the proposed algorithm can classify complex large outdoor scenes into accurate single objects with high accuracy and high recall rate. The proposed algorithm is more efficient compared with other algorithms.

Key words machine vision; large outdoor scene; difference of normal vector; point cloud segmentation; feature extraction; point cloud classification

OCIS codes 150.1135; 150.6910; 280.3640

1 引言

三维激光点云的处理技术在智能车无人驾驶、

三维重建、城市规划、地理测绘等领域的应用前景非常广阔,对点云数据的处理已成为继图像之后人工智能领域的另一个热点课题。

收稿日期: 2018-02-03; 修回日期: 2018-04-22; 录用日期: 2018-04-27

基金项目: 国家自然科学基金(61175031)、国家 863 计划子课题(2012AA041402)、国家科技支撑计划子课题(2015BAF13B00-5)

* E-mail: 842384077@qq.com; ** E-mail: tongguofeng@ise.neu.edu.cn

近几十年来,各国的研究者针对点云分类提出了大量算法,这些算法主要分为两大类:基于点的分类和基于分割的分类。基于点的分类是直接对每一个三维点进行分割,如:Hackel等^[1]根据密度构建尺度金字塔,计算每个点共144维特征向量,并使用分类器对室外场景点云进行直接分类;Weinmann等^[2]选取尺度大小不同的最近邻提取多种特征,并使用分类器分类大场景点云。由于点的特征提取受到尺度的限制,因此在一些复杂的情况下,基于点的分类效果并不好。基于分割的分类是先对点云数据进行分割,之后再判别每个分割块的类别。如:Xiang等^[3]根据法线信息对每个点构建邻接关系,并组成大的分割块,再利用支持向量机(SVM)判别来实现城市道路场景的点云分类;Aijazi等^[4]将三维点体素化后合并成超体素,再根据设定的阈值对超体素进行划分,进而完成点云的分类。基于分割的分类不仅计算速度较快,而且能提取更加丰富的特征信息,进而提高准确率。因此,研究人员越来越关注基于分割的分类。

点云分割是点云分类的基础,主要有基于边缘的方法、基于区域的方法、基于模型的方法、基于图的方法、基于聚类的方法等。基于边缘的分割是将局部几何性质突变处视为边缘,最后通过一定的算法将其连接成不同的封闭区域,从而实现点云分割。如:柯映林等^[5]将点云分为网格后,对边缘网格进行检测,并据此分割点云。该方法的分割速度快,但容易受到噪声和点云密度的影响。基于区域增长的分割是将三维点云中具有相似几何特征的特征点集划分到同一个区域。如:卢维欣等^[6]将点的局部特征作为区域生长法的生长准则,对分割结果进行优化;Vo等^[7]在八叉树的基础上使用区域生长来粗分割城市点云,但该方法依赖于种子点的选取,且区域生长准则也不容易确定。基于模型的分割是将数学的几何模型作为先验知识对目标进行分割,将点集中具有同样数学几何表达式的点归为一类。如:杨泽鑫等^[8]基于随机采样一致性算法拟合平面的思想有序地分割船舱构件点云,该方法可以快速提取出与几何模型一致的点集,但是过于依赖基本的数学几何模型。基于图的分割方法是利用图论知识对点云进行分割,如:Salleem等^[9]将GrabCut算法移植到RGB-D点云数据的分割中,提高了分类精度;Green等^[10]将点云分成体素块,并将空间、几何和外观特征的相似度作为相邻体素之间的边的权重,基于图割实现了室内场景点云的分割,该方法对复杂三维点云数据的分割效果较好,但是时间

复杂度较大。基于聚类的分割是将具有相似属性的点集聚集在一起,将不相似的点集划分到不同的类别中。如:程效军等^[11]将航空影像的光谱信息赋予机载点云,并将光谱信息作为特征向量进行聚类,进而分离出建筑物,并提取建筑物的轮廓。该算法具有更强的稳健性,可以更好地处理复杂的点云,适用于室外大场景下的点云分割。

目前,多数点云分类算法通常在室内或小场景情况下具有较好的分类精度,但在室外大场景复杂情况下的分类准确性往往不高。而且,现有的算法往往为了具备良好的稳健性而损耗大量时间,而通过减小信息处理量来提高效率的算法往往会降低算法的稳健性。

针对上述问题,本文针对室外大场景提出了一种基于聚类分割的点云分类算法,该算法在初步滤波后再利用点云的法向量差信息滤除地面点,然后对非地面点进行聚类分割,并融合过分割点云,最后提取点云的融合特征,利用分类器进行分类,得到最终分类后的点云。

2 基于分割的点云分类

如图1所示,所提算法主要分为三步。首先,对图1(a)中的原始点云结合布料模拟滤波器(CSF)^[12]与点云的法向量差信息进行地面滤波,使得提取的非地面点云更加完整,如图1(b)所示;之后,利用稳健性较强、运行效率较高的具有噪声的基于密度的聚类算法(DBSCAN)对非地面点进行分割^[13],并对过分割问题采用就近融合的策略来改善分割效果,如图1(c)所示;最后,提取物体的多重特征,使用SVM进行分类,图1(d)即为最终分类效果。

2.1 基于CSF滤波器的地面滤波

通过观察大量点云数据可知,地面点几乎都是处于点云中的最底层,且具有连续性。本研究使用CSF对点云进行初步地面滤波。CSF地面滤波器首先将激光点云倒置,然后在顶层模拟一块具有一定刚性的布料。布料会因重力作用而覆盖在点云的最上面,最后与布料接触的点即为地面点。

本研究选取了两组不同环境下的点云对其进行CSF地面滤波。由图2所示的滤波效果可知,通过CSF地面滤波方法提取到的地面效果较好,但是存在一些归类为地面点的非地面点,如图2(b)所示;甚至在地面有较大起伏的情况下,将较低处的非地面点当成了地面点,而较高处的地面点却没有被滤掉,如图2(d)所示。

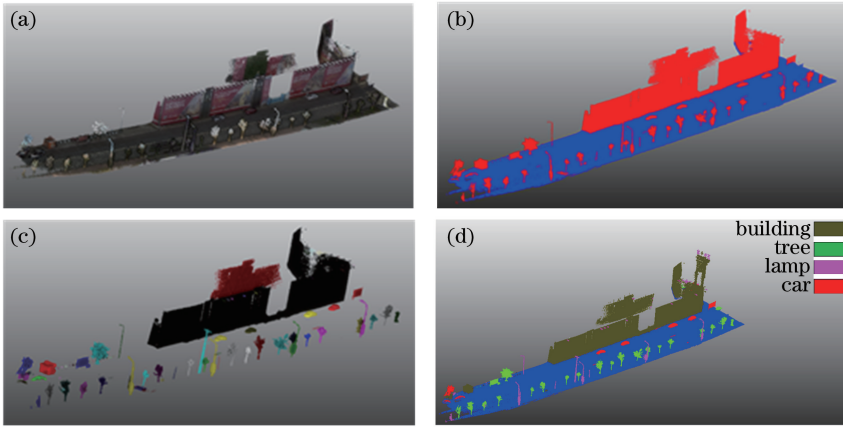


图1 点云分类过程图。(a)原始点云;(b)地面滤波;(c)非地面点分割;(d)最终分类结果

Fig. 1 Point cloud classification process diagram. (a) Original point clouds; (b) ground filtering; (c) segmentation of non-ground points; (d) final classification result

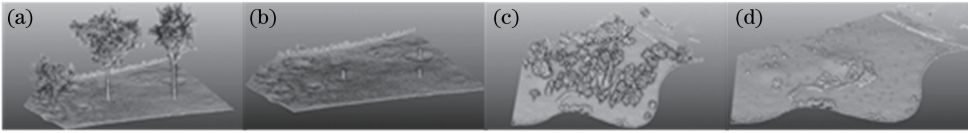


图2 CSF地面滤波效果。(a)原始点云1;(b)滤波结果1;(c)原始点云2;(d)滤波结果2

Fig. 2 CSF filtering effect. (a) Original point clouds 1; (b) filtering result 1; (c) original point clouds 2; (d) filtering result 2

为了解决 CSF 滤波时对地面滤除不精确的问题(主要是为了避免将树桩等当作地面点),本课题组提出了 CSF 与法向量差结合的地面滤波方式。点云法线向量差的求取算法如下:1)在小尺度半径范围内进行点云法向量的求取,得到点云

的法向量1,即 $\mathbf{n}(P, r_s)$,如图3(a)所示;2)在大尺度半径范围内进行点云法向量的求取,得到点云法向量,即 $2\mathbf{n}(P, r_l)$,如图3(b)所示;3)计算点云法向量2与点云法向量1的差,即 $\Delta\mathbf{n}(P, r_s, r_l)$,如图3(c)所示。

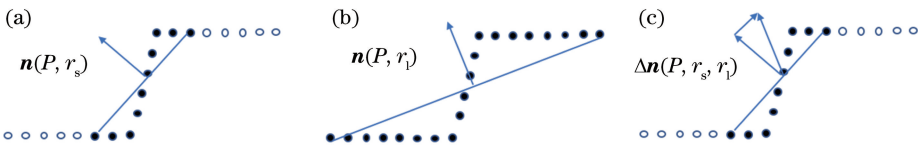


图3 法向量差的计算示意图。(a)点云法向量1;(b)点云法向量2;(c)点云法向量1与点云法向量2之差

Fig. 3 Sketch maps of calculating normal vector difference. (a) Cloud point normal vector 1;

(b) cloud point normal vector 2; (c) difference of cloud point normal vector 1 and cloud point normal vector 2

通过以上步骤即可得到通过 CSF 提取的初步地面点云的法向量差,然后通过设定一定的阈值滤除法向量差较大的点,即可将初步地面点云中的非地面点剔除,从而实现地面的精确提取。数据点法向量差的求取公式为

$$\Delta\mathbf{n}(P, r_s, r_l) = \frac{\mathbf{n}(P, r_s) - \mathbf{n}(P, r_l)}{2}, \quad (1)$$

式中: r_s, r_l 分别为小尺度半径与大尺度半径; $\mathbf{n}(P, r)$ 为点 P 所在的 r 范围内表面的法向量。

采用直接从点云数据集中近似推断出表面的方

法求取法线:首先将采样点附近的近邻点近似拟合在一个局部平面上,之后采用最小二乘法拟合该平面的方程,然后求解出该平面对应的法线即可。对于每个点,协方差矩阵的计算公式为

$$\begin{cases} \mathbf{C} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\overrightarrow{OP}_i - \overrightarrow{OP}) \cdot (\overrightarrow{OP}_i - \overrightarrow{OP})^T, \\ \mathbf{C} \cdot \mathbf{v}_j = \lambda_j \cdot \mathbf{v}_j \end{cases}, \quad (2)$$

式中: k 为点 P_i 近邻点的数目; \bar{P} 为最近邻元素的三维质心; λ_j 为协方差矩阵的第 j 个特征值; \mathbf{v}_j 为第 j 个特征向量; O 为圆心。利用(1)~(2)式可以

求出点集中每个点的法向量差,然后根据(3)式判断非地面点 $P_{\text{nonground}_i}$,滤除法向量差较大的点。(3)式的表达式为

$$P_{\text{nonground}_i} = \begin{cases} \text{true}, & \text{if } |\Delta \mathbf{n}| > t \\ \text{false}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $|\Delta \mathbf{n}|$ 为法向量的差; t 为设置的阈值。

图 4 为在 CSF 滤波的基础上使用法向量差精确滤波的效果,通过对比图 4(a)和图 4(b)、图 4(c)

和图 4(d)、图 4(e)和图 4(f)可以看出,CSF 地面滤波后会部分非地面点当作地面点,而法向量差信息可以有效地将诸如树桩等非地面点从地面点中分离;即使在如图 4(e)所示的具有较大坡度和杂物的林地中,依然可以将大量 CSF 误分类的点从地面点中分离。结果表明:在一定程度上,滤除法向量差大的点可以改善地面滤波的效果,从而为后续的点云分割提供更佳的非地面点云数据。

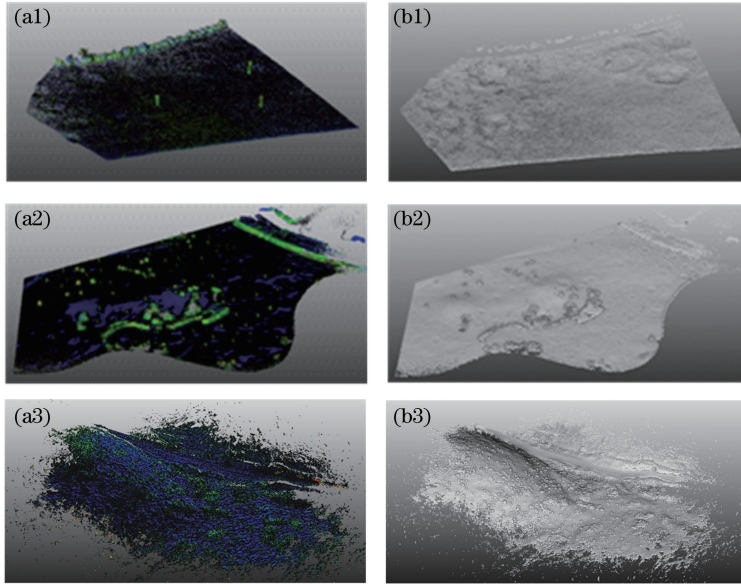


图 4 不同地面点云的精确提取结果。(a) CSF 地面点云的法向量差;(b)法向量滤波后的地面点

Fig. 4 Results of precise extraction of different ground point clouds. (a) Differences of normal vector of ground point clouds after CSF; (b) ground point clouds after filtering the difference of normal vector

2.2 基于 DBSCAN 的点云分割

点云分割是关系点云最终分类效果的关键步骤。由于分类是在分割的基础上完成的,所以一个稳健性强、效率高的分割算法是至关重要的,本研究采用的是 DBSCAN 算法,该算法可以高效、准确地分割室外大场景点云。具体步骤如表 1 所示。

由表 1 中的算法流程可知,DBSCAN 聚类的时间主要花费在对每个点的遍历上,用以确定该点是否为核心点。本研究采用八叉树作为数据存储结构,通过八叉树结构来查询某点半径内的邻域点数,时间复杂度为 $O(\lg n)$,故其整体的时间复杂度为 $O(n \lg n)$ 。在用 DBSCAN 算法进行非地面点云聚类时,由于数据采集不精确或目标物体被遮挡等原因,有些物体的点云并不连续,导致在聚类时产生了过分割等现象,如图 5(a)所示,车窗部分的一些点云数据被聚为一类。为了解决这种过分割的问题,采用以大包小、就近融合的策略。即:如果聚类后某一类的点的数量较少,且离点的数量较多的另一类较近,就将两类融合,

处理后得到图 5(b)所示的结果。

2.3 基于多特征融合的点云分类

本研究提出了两种新的特征描述子:垂直方向切片采样直方图(VSS)和质心距直方图。

VSS:在室外大场景下的非地面点云数据中,几乎所有的物体点云数据在垂直方向上的分布都具有较大的差异性,例如树木与街灯。通常情况下,街灯在方向上的点云分布具有一定的均匀性,而树木在垂直方向上的点云分布则具有较大的波动性。因此,可以用不同物体的点云在垂直方向上的点云个数分布直方图来表达该物体的点云分布特征。将 Z 方向划分为 100 个网格,统计落在每一个网格内的点云个数,将其作为该网格的属性值,最后进行归一化处理,形成一个 VSS。由特征计算方式可知,VSS 需要遍历一遍所有点找到极大值和极小值,再遍历一遍所有点来确定每个网格内的点数,所以 VSS 的时间复杂度为 $O(n)$ 。该特征可以很好地描述不同物体点云在垂直方向上的形状差异,计算公式为

表 1 DBSCAN 算法流程

Table 1 Algorithm flow of DBSCAN

Function description: point cloud segmentation based on DBSCAN

Input: dataset D that contains n points

Parameters: E_{ps} , radius parameter; $\min(P_{ts})$, threshold of neighborhood density

Output: a set of clusters based on density

Algorithm:

1. mark all points in the dataset D as unvisited
2. for select a point P from the unvisited points do
3. mark P as visited, put all points in the neighborhood of P into a set N
4. if number of points in N is not less than $\min(P_{ts})$
5. establish a new cluster C , add P to cluster C
6. for each point P' in N
7. if P' is unvisited
8. mark P' as visited
9. if number of points in the neighborhood of P' is not less than $\min(P_{ts})$
10. Add all the points in the neighborhood of P' to N
11. end if
12. end if
13. if P' is not yet member of any cluster
14. add P' to cluster C
15. end if
16. end for
17. end if
18. end for

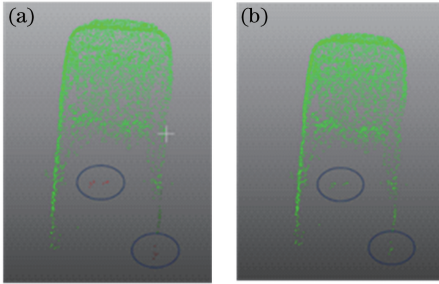


图 5 过分割问题的处理。(a)处理前;(b)处理后

Fig. 5 Over-segmentation processing.

(a) Before processing; (b) after processing

$$\begin{cases} \Delta = \frac{z_{\max} - z_{\min}}{100} \\ h(x_i) = \frac{n[z_{\min} + i \times \Delta \leq z \leq z_{\min} + (i + 1) \times \Delta]}{N} \\ \mathbf{F}_{\text{VSS}} = [h(x_1), h(x_2), \dots, h(x_n)] \end{cases} \quad (4)$$

式中: z_{\max} 与 z_{\min} 分别为物体点云在 Z 方向上的最大值与最小值; N 为所有点的总数; $n[z_{\min} + i \times \Delta \leq z \leq z_{\min} + (i + 1) \times \Delta]$ 为物体点云中在 Z 方向上满足 $z_{\min} + i \times \Delta \leq z \leq z_{\min} + (i + 1) \times \Delta$ 的点的总数,

$i = 0, 1, \dots, 99$; Δ 为网格的尺度; \mathbf{F}_{VSS} 为物体点云最终的 VSS 描述子特征向量。树木和街灯点云的 VSS 特征直方图如图 6 所示。

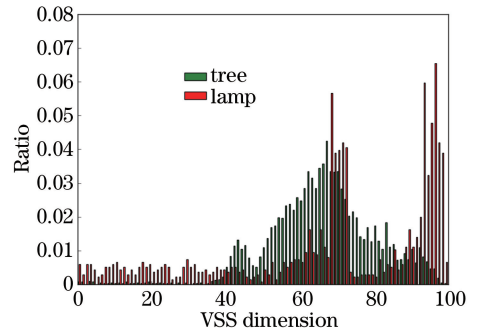


图 6 垂直方向切片采样直方图

Fig. 6 Histogram of vertical slice sampling

边界质心距直方图特征可以很好地描述图像的边缘轮廓。本研究在二维图像边界质心距直方图的基础上构建了三维物体点云的质心距直方图。其中, 三维点云的质心求取公式为

$$P_{\text{centroid}} = \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N}, \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N}, \frac{\sum_{i=1}^N z_i}{N} \right), \quad (5)$$

式中： x_i, y_i, z_i 分别为物体中第 i 个点在 X, Y, Z 三个方向上的坐标值。求取物体点云的质心后，以质心为球心，以质心到点云数据中距离最大的点的距离为半径做一个外围球，该外围球包围整个物体的点云，然后依次向内等分成 100 个球体，形成一个同心球簇，如图 7(a)所示，三个坐标分别是 X, Y, Z 轴，最后统计落在每两个相邻同心球之间球环内的点的个数，求出每个球环内三维点个数占整个物体三维点个数的比率，形成一个 100 维的质心距直方图，简称 D2C。D2C 特征与 VSS 类似，也是需要遍历一遍所有点来寻找最短距离，再遍历一遍所有点来确定质心距直方图中每个元素的值，故其时间复杂度也是 $O(n)$ 。该特征可以很好地描述不同物体点云由内向外或由外向内的形状差异，并且对噪声

具有很强的稳健性，计算公式为

$$\begin{cases} \Delta = \frac{r_{\max}}{100} \\ h(x_i) = \frac{n[i \times \Delta \leq \|P_n - P_{\text{centroid}}\| \leq (i+1) \times \Delta]}{N} \\ \mathbf{F}_{\text{D2C}} = [h(x_1), h(x_2), \dots, h(x_n)] \end{cases} \quad (6)$$

式中： r_{\max} 为物体点云中点到质心距离的最大值，即包围物体点云的最外层球的半径； $i=0, 1, \dots, 99$ ；

$\|P_n - P_{\text{centroid}}\|$ 为两点间的欧氏距离，计算公式为

$$\|P_1 - P_2\| =$$

$$\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (7)$$

基于(6)~(7)式就可以求出物体点云的 D2C 特征，即向量 \mathbf{F}_{D2C} ，结果如图 7(b)所示。

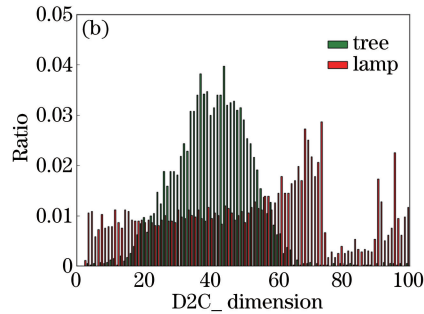
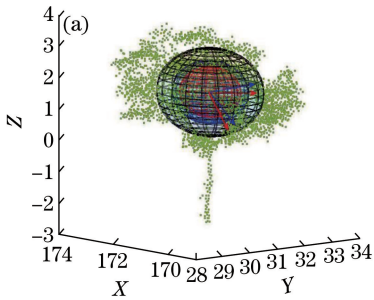


图 7 特征示意图。(a)同心球簇；(b)质心距直方图

Fig. 7 Sketch maps of features. (a) Homocentric sphere; (b) centroid distance histogram

3 实验结果与分析

本研究使用的点云数据由文献[3]中的数据集和本课题组采集的数据集组成，自行采集的数据采用文献[14]中的方式及设备获得，根据这些数据可直接得到配准到大地坐标系的点云数据，其中雷达的扫描距离为 0~100 m，扫描频率为 20 Hz，扫描分辨率为 2 mm，角分辨率为 0.4°，最终获得的点云密度为 0.005 m。

为检验算法的性能，将所提的地面滤波和分割算法与文献[15]的算法进行对比，结果如图 8 所示。其中：图 8(a)、(b)是整体滤波效果的对比，图 8(c)、(d)是细节部分的对比。可以清晰地看出：文献[15]算法将所处地势较低的大量车辆当成地面点，这对之后的分割分类造成了极大干扰，而所提算法则保留了绝大部分车辆点。可见，本研究所提的地面滤波算法具有更高的精确度，可以有效地将接近地面的物体与地面分离开，而且所提算法的参数设置很少。此外，相较于文献[15]算法要求笔直的道路、平

坦的地面，所提算法更能自适应地处理复杂地形，具有更强的稳健性。经过多次观察 CSF 滤波后的地面点可知，大部分的误分类都是将树干根部等错误分割，树干根部的高度多为 20~30 cm，所以在算法向量差时小尺度选择 0.2 m，大尺度选择 2.0 m，实验证明这种参数设定是正确的。图 8(e)和图 8(f)分别为本文算法与文献[15]算法的分割结果，通过观察可知，文献[15]的分割对密度变化过于敏感，且存在较多的过分割情况，而所提算法的分割块则相对较完整，这会对之后的点云分类效果产生直接影响。可见，所提分割算法具有更好的分割效果和更强的稳健性。

为了检验特征描述子的性能，从数据集中共标记出约 1000 个不同物体的点云数据，其中 600 个点云数据作为训练集，400 个点云数据作为测试集，针对建筑物、树木、街灯以及车等 4 类不同物体的点云，分别提取出它们的形状函数的集合 (ESF) 特征^[16]、投影图像 HOG 特征^[17]、VSS 特征以及 D2C 特征等，共形成 4 组不同的特征样本。由于单一特

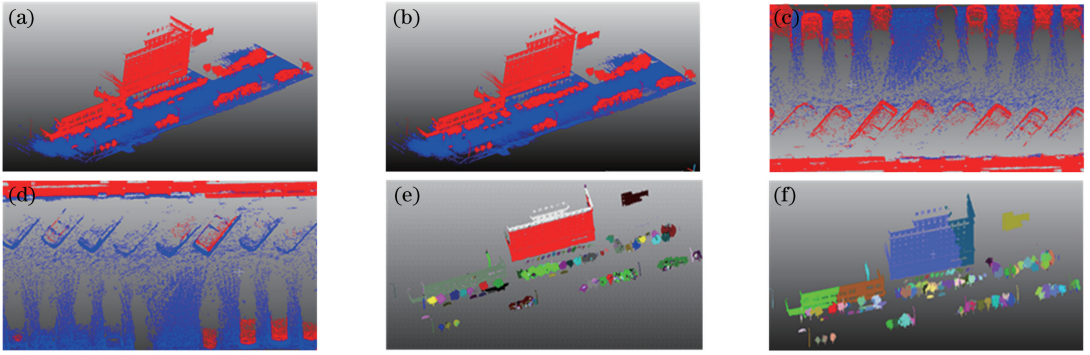


图 8 所提算法与文献[15]算法的地面滤波效果和分割效果。(a)所提算法的地面滤波整体效果;(b)文献[15]算法的地面滤波整体效果;(c)所提算法的地面滤波细节;(d)文献[15]算法的地面滤波细节;(e)所提算法的整体点云分割;(f)文献[15]算法的整体点云分割

Fig. 8 Ground filtering and segmentation results with our algorithm and algorithm in Ref. [15]. (a) Overall result of ground filtering with our algorithm; (b) overall result of ground filtering with algorithm in Ref. [15]; (c) details of ground filtering with our algorithm; (d) details of ground filtering with algorithm in Ref. [15]; (e) point cloud segmentation with our algorithm; (f) point cloud segmentation with algorithm in Ref. [15]

征很难完整地描述多种物体的不同特性,因此采用不同的特征融合策略来完成非地面点云的分类。不同的特征融合策略如表 2 所示。

表 2 不同的融合策略

Table 2 Different fusion strategies

Fusion strategy	Feature combination
1	ESF+HOG
2	ESF+VSS+D2C
3	VSS+D2C+HOG

针对以上不同的特征融合策略,本研究采用 SVM 分类器(RBF 核)对其进行训练与测试。为了充分利用数据集对算法效果进行测试,采用了 k -折交叉验证的方式,即将数据集随机分为 k (本实验采用 SVM 工具箱默认参数,即 $k=5$)个样本集,每次将其中的一个样本集作为测试集,其他 $k-1$ 个样本集作为训练集进行训练。

得到训练完成的分类器模型之后,针对 400 个建筑物、树木、街灯以及车的点云数据进行测试实验。基于不同特征融合策略的点云分类方法得出的不同物体的混淆矩阵以及最终结果分别如表 3~6 所示。

如表 5 所示,基于 VSS+D2C+HOG 等特征融合的点云分类方法不仅具有较高的精确率以及召回率,而且特征提取所花费的时间较短,运行效率较高,具备一定的实用性与实时性。

另外,为了对比不同融合策略的实际分类效果,将室外场景三维点云数据分别采用基于融合策略 1 与融合策略 3 的分类方法进行了实验,结果如图 9 所示。

表 3 融合策略 1 的混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix for the first fusion strategy

Item	Building	Tree	Lamp	Car	Recall
Building	95	1	1	3	0.950
Tree	0	98	0	2	0.980
Lamp	1	1	98	0	0.980
Car	2	0	0	98	0.980
Accuracy	0.969	0.980	0.990	0.951	-

表 4 融合策略 2 的混淆矩阵

Table 4 Confusion matrix for the second fusion strategy

Item	Building	Tree	Lamp	Car	Recall
Building	96	0	2	2	0.960
Tree	1	99	0	0	0.990
Lamp	3	0	96	1	0.960
Car	6	0	0	94	0.940
Accuracy	0.906	1.000	0.980	0.969	-

表 5 融合策略 3 的混淆矩阵

Table 5 Confusion matrix for the third fusion strategy

Item	Building	Tree	Lamp	Car	Recall
Building	96	0	0	4	0.960
Tree	0	100	0	0	1.000
Lamp	1	0	99	0	0.990
Car	2	0	0	98	0.980
Accuracy	0.970	1.000	1.000	0.961	-

表 6 不同融合策略的最终结果

Table 6 Final results of different fusion strategies

Fusion strategy	Average accuracy / %	Average recall / %	Time of feature extraction / s
1	97.25	97.25	8.33
2	96.38	96.25	7.39
3	98.28	98.25	1.86

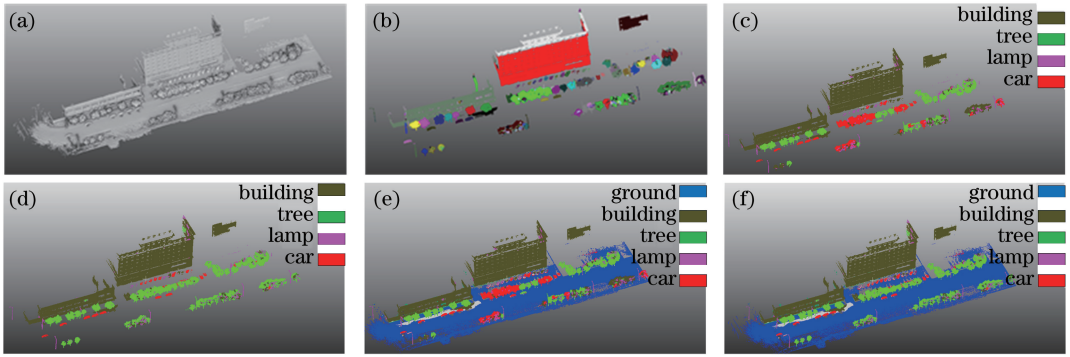


图 9 基于融合策略 1 与 3 的分类结果。(a)原始点云;(b)非地面点云分割结果;(c)基于融合策略 1 的非地面点云分类结果;(d)基于融合策略 3 的非地面点云分类结果;(e)基于融合策略 1 的最终分类结果;(f)基于融合策略 3 的最终分类结果

Fig. 9 Classification results of the first fusion strategy and the third fusion strategy. (a) Original point clouds; (b) segmentation result of non-ground point cloud; (c) classification result of non-ground point clouds based on the first fusion strategy; (d) classification result of non-ground point clouds based on the third fusion strategy; (e) final classification result based on the first fusion strategy; (f) final classification result based on the third fusion strategy

4 结 论

本研究提出了一个针对室外大场景下三维点云数据分割与分类的完整框架。该方法首先结合点云的法向量差信息对经过 CSF 提取的地面进行改善处理,使提取的非地面点云更加完整;然后有效利用 DBSCAN 算法对非地面点进行聚类,同时对聚类后的点云采取大块就近融合过分割小块的原则;再提取每个分割后点云的 VSS、质心距直方图和投影图像等融合特征,使用 SVM 训练之后再分类,进而得到分类后的完整点云。

实验结果表明,所提算法具有较高的准确率和运行效率,具有应用于室外大场景下点云分类的能力。但所提算法针对一些特殊道路场景的处理效果还不是很理想。例如,由于两棵行道树紧密相连,造成分割过程不能分为两棵单株树。因此,针对复杂的室外大场景点云,快速准确地分割点云以及更精确地提取点云特征是今后需要深入研究的方向。

参 考 文 献

[1] Hackel T, Wegner J D, Schindler K. Fast semantic segmentation of 3D point clouds with strongly varying density [J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, III-3: 177-184.

[2] Weinmann M, Jutzi B, Hinz S, *et al.* Semantic point cloud interpretation based on optimal neighborhoods, relevant features and efficient classifiers [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 105: 286-304.

[3] Xiang B B, Yao J, Lu X F, *et al.* Segmentation-based classification for 3D urban point clouds [C]. IEEE International Conference on Information and Automation, 2016: 172-177.

[4] Aijazi A, Checchin P, Trassoudaine L. Segmentation based classification of 3D urban point clouds: a super-voxel based approach with evaluation [J]. Remote Sensing, 2013, 5(4): 1624-1650.

[5] Ke Y L, Shan D R. Edge-based segmentation of point cloud data [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2005, 39(3): 377-380.
柯映林, 单东日. 基于边特征的点云数据区域分割 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2005, 39(3): 377-380.

[6] Lu W X, Wan Y C, He P P, *et al.* Extracting and plane segmenting buildings from large scene point cloud [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(9): 0914004.
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): 0914004.

[7] 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.

[8] Yang Z X, Cheng X J, Li Q, *et al.* Segmentation of point cloud in tank of plane bulkhead type [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(10): 1010006.
杨泽鑫, 程效军, 李泉, 等. 平面舱壁类型的船舱点云分割方法 [J]. 中国激光, 2017, 44(10): 1010006.

[9] Sallem N K, Devy M. Extended GrabCut for 3D and RGB-D point clouds [C]. International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems,

- 2013: 354-365.
- [10] Green W R, Grobler H. Normal distribution transform graph-based point cloud segmentation[C]. International Conference on Pattern Recognition Association of South Africa and Robotics and Mechatronics, 2015: 54-59.
- [11] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, *et al.* Buildings detection and contour extraction by fusion of aerial images and LIDAR point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(5): 0514002.
程效军, 程小龙, 胡敏捷, 等. 融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取[J]. 中国激光, 2016, 43(5): 0514002.
- [12] Zhang W M, Qi J B, Wan P, *et al.* An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501.
- [13] Ester M, Kriegel H P, Sander J, *et al.* A density-based algorithm for discovering clusters a density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise [C]. International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 1996: 226-231.
- [14] Huang H, Wang L, Jiang B, *et al.* Precision verification of 3D SLAM backpacked mobile mapping robot[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2016 (12): 68-73.
黄鹤, 王柳, 姜斌, 等. 3D SLAM 激光影像背包测绘机器人精度验证[J]. 测绘通报, 2016(12): 68-73.
- [15] Yu Z D, Xu C J, Liu J Z, *et al.* Automatic object segmentation from large scale 3D urban point clouds through manifold embedded mode seeking [C]. Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia, 2011: 1297-1300.
- [16] Wohlkinger W, Vincze M. Ensemble of shape functions for 3D object classification [C]. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2011: 2987-2992.
- [17] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2005: 886-893.