文章编号:1672-7479(2017)04-0032-04

车载激光点云典型地物提取技术研究

赵胜强

(中铁第四勘察设计院集团有限公司 湖北武汉 430063)

Research on the object extraction technology of the vehicle laser point cloud

Zhao Shengqiang

摘 要 为了提高车载移动激光扫描点云数据处理的自动化程度,提出一种适用于车载点云数据的地物提取方法。首先对原始点云数据进行粗分类,划分为地面点云数据和非地面点云数据。对于非地面点云数据,使用欧氏空间聚类的方法进行空间实体划分,再通过地物空间几何特征计算并建立提取规则,对地物进行提取。最后,采用该算法对某地区街道扫描数据进行地物提取试验。试验结果表明,该方法可有效(从车载点云数据中)提取地面、建筑、树木、路灯等不同类型的地物。

关键词 车载激光扫描 空间聚类 分类 地物提取中图分类号: P237 文献标识码: A

随着城市数字化、信息化需求的日益增长、如何高效、精确地获取城市地物信息,已成为实现城市数字化、信息化的一个关键环节和技术难点。车载激光扫描作为一种先进的测量手段,具有快速、实时、主动、高密度及高精度等特点,可采集大面积的三维空间数据及建筑物、道路、植被等城市地物的表面信息,为有效解决城市快速数字化遇到的一系列瓶颈问题提供了新思路。目前,车载点云数据处理的自动化程度偏低,人工内业作业量较大。因此,如何快速精确地从车载激光点云数据中自动提取地物信息,已经成为城市数字化领域首先需解决的问题之一[1]。

提出一套面向对象的地物提取方法: 首先对车载点云数据进行粗分类,得到地面数据和非地面数据,然后对非地面数据进行欧氏空间聚类,获取空间位置独立的地物点云集合。根据地物点云几个空间特征和光谱特征,建立地物对象的分类语法,并将这套语法转换为计算机可以理解的特征约束,按一定的知识规则对车载激光扫描数据中的地物目标进行分类提取。

1 地物提取流程

传统的车载点云分类方法主要包括:(1)直接以激光点的空间几何特征和属性信息进行分类,该类方法只能区分点的类别属性,不能指出该点属于该类别中的哪个具体实体,且分类效率较低;(2)基于扫描线的方法,该类方法对于区分地面、建筑物立面等具有明显平面特征的地物效果较好,但是对于树木、灯杆等平面地物区分效果较差;(3)将点云数据投影为特征图像并通过图像处理的方法进行分类,但该类方法对于局部构造特殊的地物或者空间投影重叠的地物无法区分[3-6]。

采用面向对象的分类方法,首先对原始车载扫描数据进行去噪处理后粗分成地面数据和非地面数据,然后对非地面数据进行欧氏空间聚类,获取空间位置独立的地物点云集合,通过样本采集或者知识规则建立地物提取规则,对目标地物进行提取,提取流程如图1所示。

1.1 数据粗分类

为了提高数据处理的效率和精度,需要进行预处理。预处理主要包括重复点和孤立点的去除。孤立点一般具有邻域点较少或者不存在邻域的特征,可利用

收稿日期:2017-06-07

作者简介:赵胜强(1977—) 男 2014 年毕业于武汉工程大学测绘工程专业 ,助理工程师。

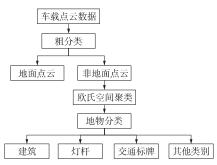


图 1 车载激光点云地物提取流程

该点一定邻域范围的邻近点个数是否小于阈值进行判断。扫描车行驶过程中存在重复扫描(线路、红灯、堵车等客观原因),获取的点云数据中存在大量的重复点。重复点的去除采用格网采样的方法,即先求出点云数据的外包盒,将外包盒均匀划分为边长等于扫描间隔的小立方体,每个立方体中只保留1个点,即可去除大量冗余数据,又完整保留了点云的特征信息。

预处理后 即可对点云数据进行粗分类 粗分类的目的是将点云数据划分为地面数据和非地面数据 ,具体算法流程如下:

- (1) 对原始点云数据建立规则格网索引。
- (2) 对每个格网单元取高程最低点做为初始地面点数据 将邻近高程差异超过阈值的初始点剔除 以提取的 初始地面点数据为基准,内插生成规则格网 DEM。
- (3) 遍历点云数据,对于每个点,通过式(1) 插值 求出该点在基准 DEM 中的高程,并与该点的高程值求 差,如果插值小于阈值,则判定为地面点;否则为非地 面点。

$$Z = \left(1 - \frac{X}{L}\right) \left(1 - \frac{Y}{L}\right) Z_{00} + \frac{X}{L} \left(1 - \frac{Y}{L}\right) Z_{10} + \left(1 - \frac{X}{L}\right) \frac{Y}{L} Z_{01} + \frac{X}{L} \frac{Y}{L} Z_{11}$$
 (1)

1.2 欧氏空间聚类分割

粗分类后 非地面数据失去了地面的联系 在空间上呈独立分布状态。根据这一空间分布特征 ,采用欧氏空间聚类分割的方法进行目标实体划分 ,该方法以点与点之间的欧氏距离作为测度函数 ,即该点与某类集合任一点的欧氏距离小于阈值时 ,则将其归为同一类。具体实现算法为: (1) 将所有点标记为未处理点 ,并建立 kd-tree 空间索引; (2) 任取一未处理点作为种子点并建立新集合 ,以距离阈值为搜索半径搜索邻域点(标记为已处理) ,并加入到种子点队列中; (3) 从种子点队列中取出新的种子点 重复第二步操作 ,直到种子点队列为空为止 ,并将所有搜索点加入到新的集合

中; (4) 重新选取一未处理点作为种子点进行聚类,直到所有点都处理完毕。图2分别列举了灯杆、树木、广告牌、车辆、栏杆等聚类分割后的典型地物。



图 2 典型地物分割结果

1.3 地物典型特征描述

通过对非地面点云数据的欧氏空间聚类处理后,每个独立地物点云集合都是不能再划分的实体单元,不同地物类别,无论是空间几何统计特征还是光谱特征都有较明显的区别,可基于这些特征对车载扫描数据进行分类提取。根据车载扫描场景中几种典型地物的形状特征,选取以下几种典型特征作为分类特征算子。

(1) 高度

地物高度可以通过该地物集合中最高点的高程坐标减去最低点高程坐标获得。车载扫描获取的地物尺寸与地物实际尺寸相同,且同一类型地物高度差异较小,通过高度特征可以快速筛选。

$$H = Z_{\text{max}} - Z_{\text{min}} \tag{2}$$

(2)"真实"长宽比

地物长宽比即地物在 XY 平面投影后的长宽比率。然而地物的长轴并不一定平行于坐标轴,直接计算得到的长宽比未必准确。通过计算 PCA 特征向量后估计地物在水平方向的长轴和短轴,并以此为坐标轴,建立新的坐标系,将地物点云变换到该坐标系下,计算得到的长宽比即为"真实"长宽比(如图 3)。

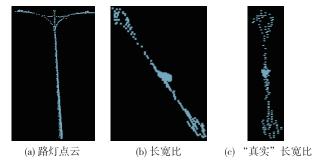


图 3 "真实"长宽比示例

(3) 投影面积

投影面积是在计算出"真实"长和宽之后相乘所得到的面积。一般而言,建筑的投影面积较大,路灯等杆状物的投影面积较小。

(4) 杆状度

杆状度是用于表达地物杆状部分在地物整体中所占的比率,如路灯、广告牌的杆状度较高,树木杆状度适中,建筑、栏杆等的杆状度为零^[9]。

(5) 特征值

特征值是从点集构造的协方差矩阵中获取的,一般表示为 λ_1 λ_2 λ_3 ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$) 特征值可以单独作为特征来使用,例如 λ_3 越小,点周围区域就越接近于平面。也可以提供更多额外的特征信息,如异向性、平面度、线性度等,具体计算如式(3) 所示[8]

平面度:
$$P_{\lambda} = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}$$

线性: $L_{\lambda} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1}$ (3)

2 地物分类方法

在完成对点云数据的空间聚类处理之后,即可对独立地物集合进行判别分类。地物分类主要针对城市环境中的路面、建筑物、树木和路灯4类,其中路面在数据粗分类过程中已经分离出,其余3种地物类型则根据其典型的地物特征,采用分类器进行分类。

2.1 属于建筑物的实体

点云数据外包围盒投影面积较大;建筑物实体的高度一般情况下高于其他类别;杆状度为零;特征值中线性较小,平面度较大。

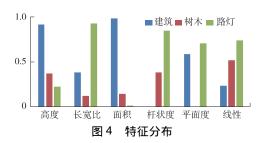
2.2 属于树木的实体

点云投影后的真实长宽比约为 1; 高度一般比建筑物低; 杆状度适中; 特征值中平面度、线性度较小。

2.3 属干路灯的实体

点云投影后外包围盒面积最小; 真实长宽比较大, 杆状度最高, 特征值中平面度、线性度较小。

为了验证地物特征的区分度,从点云数据中获取一系列地物实体样本进行分析,计算各类样本地物特征后,取平均值生成特征分布图,如图 4 所示。



从图 4 中可以看出,不同类别地物的地物特征差别较大。将这些特征信息作为地物分类依据,并通过

人机交互的方式采集样本数据进行训练后,采用决策树分类的方法对独立地物点云集合进行类别划分。

3 试验分析

选择山西某街区作为研究区来进行试验分析。研究区地物种类包括建筑、树木、路灯等典型地物。并基于 VisualStudio 2010 平台,开发了车载点云分类软件。在对点云数据进行分割聚类并提取特征的基础上,运用决策树分类对点云集合进行划分;同时人工选取验证数据,对点云数据的分类结果进行精度验证。

3.1 地物聚类

地物聚类主要包括两个步骤,第一步通过粗分类方法滤除地面数据,保留空间位置独立的地物点云(如图 5 所示);然后对非地面数据采用欧氏空间聚类分割的方法进行实体划分(如图 6 所示);不同的点云实体对象采用不同的颜色进行渲染。

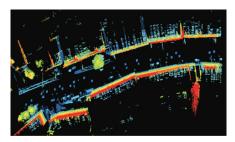


图 5 地面分割结果

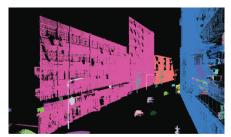


图 6 地物聚类

从图 5、图 6 可以看出 地面数据和非地面数据得到有效区分 并且能够将建筑、树木、路灯等地物划分为独立的点云集合。

3.2 地物分类

对城市车载扫描点云数据进行地物聚类处理后, 手工选取一些建筑、路灯、树木等点云集合作为训练样本并进行训练, 获取模型后,即可对其他地物集合进行判别分类。采用决策树分类的方法对独立地物点云集合进行类别划分,分类结果如图7所示。红色地物为建筑, 黄色地物为路灯、广告牌等杆状物, 绿色地物为树木, 蓝色为道路, 灰色为其他非兴趣地物。

(下转第38页)

涌水量分别为 $283 \text{ m}^3/\text{d} \times 2 243 \text{ m}^3/\text{d} \times 171 \text{ m}^3/\text{d}$,共计 $2697 \text{ m}^3/\text{d}$,涌水量随季节有所波动 枯水季节涌水量 较小 ,而丰水季节(每年 $5\sim 9$ 月) 涌水量较大。

根据其微地貌单元、水文地质单元特点 运用大气降水入渗法、地下水径流模数法、地下水动力学法计算其涌水量 综合分析评价隧道的涌水量 提出了在通过断层、节理密集带等处发生突水突泥的可能性 并给出隧道在通过太阳沟流域段落的防排水设计原则和治理措施。

参 考 文 献

- [1] 高如.复杂环境下山岭隧道区域水流场分布及涌水量预测[D].成都: 西南交通大学 2015
- [2] 国家铁路局.TB10049—2014 铁路工程水文地质勘察规范[S].北京: 中国铁道出版社 2015
- [3] 薛禹群 朱学愚 吴吉春 筹.地下水动力学: 第二版[M].北京: 地质出版社 ,1997
- [4] 朱大力,李秋枫.预测隧道涌水量的方法[J].工程勘察,2000(4):

18-32

- [5] 毛建安.山岭地区隧道涌水量预测计算方法的应用分析 [J].铁道 工程学报 2011(12):74-79
- [6] 庞练.成兰铁路龙门山段水文地质条件及其对隧道工程的影响研究[D].成都:成都理工大学 2010
- [7] 李显伟.深长隧道涌水量预测影响因素评价分析 [J].铁道建筑, 2014(2):70-73
- [8] 李鹏飞,张顶立,周烨.隧道涌水量的预测方法及影响因素研究 [J].北京交通大学学报 2010(4):11-15
- [9] 张雷 赵建 涨和平.隧道涌水量预测的计算方法研究[J].公路交通技术 2007(1):121-129
- [10] 田海涛 ,董益华 ,王延辉.隧道涌水量预测的研究 [J].水利与建筑 工程学报 2007(3):75-97
- [11] 王振宇 陈鲁银 刘国华 ,等.隧道涌水量预测计算方法研究[J]. 水利水电技术 2009(7):41-44
- [12] 刘俊新,尹洪波,刘玉田.雁门关隧道涌水量预测与防护措施研究 [J].铁道工程学报 2009(11):35-39
- [13] 陈秀义.北天山特长隧道涌水量预测及治理措施[J].隧道设计, 2009(9):33-39

(上接第34页)



图 7 地物分类结果

3.3 精度分析

为评估本方法的精度,对试验数据的分类结果进行人工判别,选取试验区的部分数据和分类结果进行对比分析。每类地物各选取了50处进行验证,生成的矩阵如表1所示。

表 1 混淆矩阵

地物	建筑	树木	路灯
建筑	45	5	0
树木	5	41	4
路灯	0	0	50

从表 1 可以看出 ,总体分类精度达到 90.6%。其中 ,建筑、杆状物的分类精度较高 ,而树木由于其形状、大小等特征变化较大 ,导致其提取精度较差。从试验结果可以看出 ,本方法对建筑、路灯等兴趣地物的分类有较高精度 ,可以为后续的矢量提取、建模提供有效的数据支持。

4 结束语

根据城市车载扫描点云数据的特点 提出并设计

一种适用于车载系统的分类方法,即先提取出路面点 然后进行独立地物实体划分和地物分类,并选择某街区车载扫描数据进行试验验证。试验结果中,几类典型的城市地物具有较高的分类精度,验证了算法的有效性和适用性,为拓宽车载激光点云数据的分类方法提供了一个新的思路。在后续研究中,可考虑引入强度、颜色等光谱特征参与分类,并可加入典型场景地物的先验知识,以提高分类精度和效率。

参考文献

- [1] 李婷, 詹庆明, 喻亮. 基于地物特征提取的车载激光点云数据分类方法[J]. 国土资源遥感, 2012(1):17-21
- [2] 史文中,李必军,李清泉.基于投影点密度的车载激光扫描距离 图像分割方法[J].测绘学报,2005,34(2):95-100
- [3] 谭贲,钟若飞,李芹.车载激光扫描数据的地物分类方法[J].遥感学报,2012,16(1):50-66
- [4] 喻亮. 基于车载激光扫描数据的地物分类和快速建模技术研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2011
- [5] Vosselman G. Point cloud segmentation for urban scene classification
 [J]. ISPRS Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci , 2013
- [6] 杨必胜,魏征,李清泉,等.面向车载激光扫描点云快速分类的点云特征图像生成方法[J].测绘学报,2010,39(5):540-545
- [7] Li D , Elberink S O. Optimizing detection of road furniture (pole-like objects) in mobile laser scanner data [J]. ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci , 2013 , 1: 163-168
- [8] Niemeyer J, Rottensteiner F, Soergel U. Conditional random fields for lidar point cloud classification in complex urban areas [J]. ISPRS annals of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 2012, 1(3): 263–268