

基于地物特征提取的车载激光点云数据分类方法

李婷^{1,2}, 詹庆明^{1,2,3}, 喻亮^{2,3}

(1. 武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430079; 2. 武汉大学数字城市研究中心, 武汉 430072;
3. 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430074)

摘要: 车载激光扫描测量方法较传统摄影测量方法具有更多优点, 它能快速采集大面积、高精度的三维空间数据, 具有广阔的应用前景。针对车载激光扫描数据的分类问题, 提出了一种基于地物特征提取的点云数据分类方法, 即采用主成分分析(PCA)方法, 在提取多种街区地物点云数据几何特征和总结地物对象特征知识规则的基础上, 根据选取的主特征设计一套层次式的分类方法, 并利用该方法对一套车载激光点云数据进行了分类试验。结果表明, 该方法的分类效果良好, 具有一定的实用性。

关键词: 车载激光点云数据; 特征提取; 主成分分析; 数据分类

中图分类号: TN 249 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2012)01-0017-05

0 引言

随着城市数字化、信息化需求的日益上升, 如何采用高效、精确的手段进行城市三维模型的构建, 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, 不仅具有快速、不与测量物接触、实时、动态、主动、高密度及高精度等特点^[1], 而且能采集大面积的三维空间数据和获取建筑物、道路、植被等城市地物的表面信息, 从而为有效解决传统摄影测量在进行三维建模时所遇到的一系列瓶颈问题提供了新思路。因此, 如何快速精确地对车载激光点云数据进行分类, 已经成为三维建模领域首先需解决的问题之一。

国内对激光点云数据的自动分类研究起步较晚, 早期的研究主要是利用影像信息进行特征提取和分类, 而激光点云数据仅作为辅助信息。随着激光扫描技术的进步, 单纯基于点云数据的分类研究开始逐渐增多。李必军等提出了基于建筑物几何特征的信息挖掘方法, 但该方法在对地形、地物数据进行分类以及对点云数据的去噪方面, 均需要根据已知信息对观测值进行概算^[2]; 史文中等提出了基于投影点密度的车载激光扫描距离图像分割方法^[3]; 李永强等提出了一种基于车载激光点云数据的三维公路信息提取方法, 但该方法过度依赖人工交互, 不适用于复杂的城市环境^[4]。

国外在该领域的研究起步较早, 已经发展了较

为理想的点云数据自动分类识别算法。Manandhar和Shibasaki提出了根据断面扫描点的点位空间分布特征(几何特征、分散程度和密度信息)将激光扫描点云数据分类成不同组^[5]的算法, 但该算法对混合排列点的识别较为复杂; Shi Pu和George Vosselman提出了基于建筑物语义的点云数据特征提取方法^[6], 旨在从地面点云数据中通过提取语义特征来构建墙壁、门、窗户, 建筑物凸出部分和凹进部分以及屋顶等部件的数字模型: 首先对点云数据进行分割, 以保证每一块分割好的点云数据只包含一种语义特征; 然后根据语义特征的大小、点位、方向、拓扑关系以及点云数据密度等特点来对其进行分类, 以实现建筑物的三维重建。

本文延伸了基于建筑物语义的点云数据特征提取方法, 提出了一套较为完整的、基于地物特征的车载激光点云数据分类新方法。该方法首先提取街区地物点云数据的多种语义特征, 同时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; 然后采用主成分分析(PCA)方法提取主特征, 按一定的知识规则对车载激光扫描数据进行层次式分类。

1 基于PCA的分类方法

基于主成分分析(PCA)的分类方法是在提取多种街区地物的点云数据几何特征和在总结地物对象

特征知识规则的基础上,基于选取的主特征,通过设计一套层次式的分类策略来实现对车载激光点云数据的分类,它是按照点云数据几何特征提取、城市地物知识规则归纳、地物主特征提取和地物分类等步骤进行的。

1.1 点云数据几何特征提取

车载激光扫描系统对获取的点云数据是以离散点的形式存储的(包括 x, y, z 三维坐标信息),但每个离散点间并无关联,这使得单个点云数据并不能解释为被扫描对象的整体特征信息。因此在进行点云数据分类前,需对点云数据进行分割处理。一般采用点的邻近度和局部平滑度作为确定表面延伸和种子增长的标准。经过处理后,使属性相同或相近、且空间邻近的点云数据被划分为一个分割面块^[7]。综合考虑城市地物对象的空间分布特征、几何特征以及激光点云数据和分割面块自身的特征信息,可以提取高程、法向量、拟合残差、 XOY 平面投影面积与密度等几个特征。

1.1.1 平面拟合

人们通常使用最小二乘法给定点集进行表面拟合,使得所有的点到所拟合表面的垂直距离平方和最小。尽管大多数的拟合表面估计都是非线性的,但为了在满足精度要求的前提下,通过减少参数数量来加快运算速度,可采用平面方程进行拟合。一般在处理激光点云数据时,多采用

$$ax + by + cz = 1 \quad (1)$$

作为平面拟合的参数方程。式中: a, b, c 为参数; x, y, z 为变量。

1.1.2 法向量提取

当使用式(1)对某邻域内一定数目的点云数据

集进行最小二乘平面拟合时,若可计算出方程参数 a, b, c , 则该点云数据的法向量为 (a, b, c) 。

1.1.3 残差拟合

残差是指实际观察坐标值 y_i 与回归估计值 \bar{y} (取实际观察坐标值的平均值)的差值,即

$$\delta_i = y_i - \bar{y} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

但当需要对平面拟合结果进行残差评估时,就不能采用任何实际观察坐标值的平均值作为回归估计值,而应采用各点到所拟合平面垂直距离的平方和作为点云数据平面拟合的总残差。任何一个点到平面 $ax + by + cz = 1$ 的垂直距离为

$$\delta_i = \frac{|ax_i + by_i + cz_i - 1|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \quad (3)$$

式中: x_i, y_i, z_i 表示点的实际观测坐标值; δ_i 代表第 i 点到拟合平面的空间垂直距离。

总残差 δ 的计算方法为

$$\delta = \sum_{i=1}^n \delta_i^2 \quad (4)$$

1.1.4 XOY 平面投影面积与密度

将分割面内包含的点云数据投影到 XOY 平面上,就存在一个围合点云数据的外轮廓多边形,可采用最小面积的外接矩形法对其进行简化来代替其外轮廓。该最小矩形的面积可作为该分割面的 XOY 平面投影面积; XOY 平面投影密度是分割面内的点云数据数与其投影面积之比。

1.2 城市地物知识规则归纳

1.2.1 街区地物分类体系

根据城市环境,尤其是城市的主干道及其两侧的街景,可将城市街区基本地物分为道路、建筑物、植被以及其他地物(图1)。

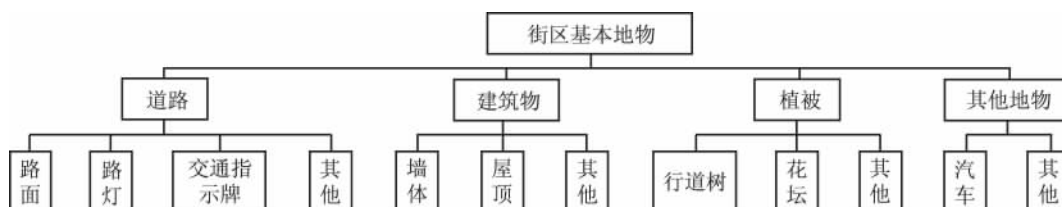


图1 城市街区地物分类体系

Fig.1 Classification system of urban objects

1.2.2 街区地物对象的模式化

所谓街区地物模式化,即通过分析不同街区地物对象的空间分布特征和几何构造特征,并根据构

成支撑分类的知识规则来形成城市地物分类的知识规则。表1为构建的用于城市地物分类识别和重建的知识库。

表 1 城市街区地物对象的特征知识库
Tab. 1 Characteristic knowledge base of feature objects

对象	特征模式描述
路面	在场景中位置一般较低 相比其他地表地物高程低 地面起伏不大 高度变化平缓 平行于水平面 贯穿整个扫描场景 呈带状分布
建筑物	地面之上 分布于道路两侧 形状规则 墙体光滑 垂直于水平面 平面投影为线形 墙面一般为整块规则的矩形或曲面 宽度大 转角多为直角 窗户呈矩形 以一定间距均匀嵌于墙体上 高程发生陡然变化
行道树	位于建筑物和道路之间 以一定间隔成排分布 高程介于地面和建筑物之间 分为树干和树冠部分 树冠多为伞形或锥形 平面投影为形状不完全规则的圆形 树叶密集但分布无规则
花坛	位于建筑物和道路之间 花坛呈狭长形状 花坛中的低矮灌木 高程较行道树低 接近于地面 花坛中的植被空间分布无规则
交通指示牌	位于建筑物或围栏前面 以一定间隔成排分布 高度与树木略为接近 牌杆为细长规则圆柱体 牌面为光滑矩形面

1.2.3 街区地物对象的知识规则 可以理解的特征约束 如表 2 所示。
将表 1 中各类对象的特征知识库转换为计算机

表 2 城市街区地物对象的特征知识规则
Tab. 2 Characteristic knowledge rules for various objects

对象	规则				
	高程	XOY 平面投影面积	XOY 平面投影密度	法向量	平面拟合残差
路面	最低	面积大	小 均匀分布	垂直	小
建筑物	最高	线形 面积较大	大 直线	水平	小
行道树	高于花坛 低于建筑物	不完全规则的圆形 面积较大	较大 扩散分布	方向各异	大
花坛	较低 高于地面 低于行道树	长椭圆形 面积较大	较大	方向各异	大
交通指示牌	高于花坛 低于建筑物	面积较小	较大	水平	较大

1.3 地物主特征提取

在分析各种地物点云块特征的基础上 通过总结每类地物与其他地物存在最大表现差异的特征 即可提取一二种主特征和辅特征 用于建立层次式的分类策略。本文采用基于 PCA 的方法来提取主特征 几种典型地物的主特征如表 3 所示。

表 3 城市街区地物对象主特征
Tab. 3 Main characteristics of feature objects

对象	规则				
	高程	XOY 平面投影面积	XOY 平面投影密度	法向量	平面拟合残差
路面	★				
建筑物		☆	☆	★	☆
行道树	☆			★	☆
花坛	☆			★	☆
交通指示牌	☆			★	

★表示主特征; ☆表示辅特征

1.4 地物分类

综合考虑表 3 中归纳的对各类地物分类起关键作用的主特征 即可建立层次式分类模式。设计的

算法流程如图 2 所示。

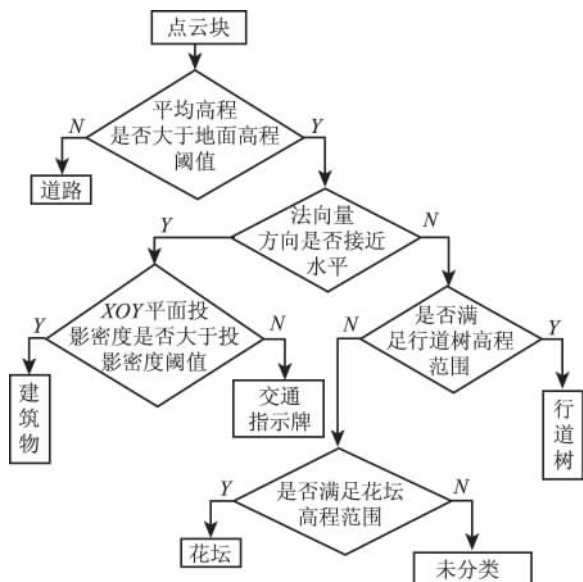


图 2 层次式分类模式
Fig. 2 Hierarchical classification mode

2 实验与分析

文中采用的实验数据是由三维激光测量车 LYNX 采集的某测试路段的点云数据,基于 Visual Studio 2005 平台,采用 C#语言进行分类实验。当对

搜索半径为 0.5 m 范围内的 30 个点进行平面拟合时,通过设置角度阈值(15°)和残差阈值百分比(95%)来对车载激光点云数据进行分割;在对点云数据进行分割的基础上,运用 PCA 方法对点云分割面块进行分类,得到的自动分类结果如图 3(左)所示;通过人机交互方式,对实验数据进行分类,即可得到点云数据的真实分类结果(图 3 右)。

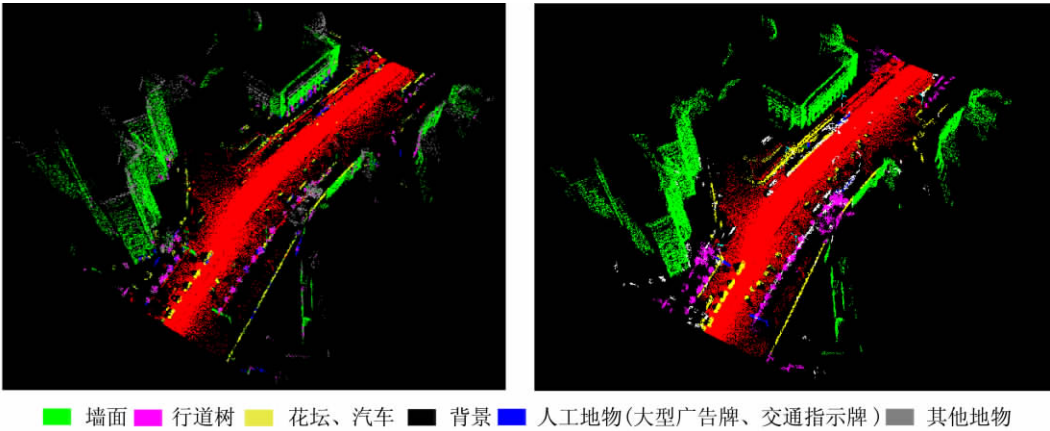


图 3 自动(左)和人机交互(右)分类结果
Fig. 3 Automatic (left) and artificial classification (right) results

采用本文提出的方法对街区点云数据进行自动分类,与人机交互的手工分类结果进行比较,得到的分类混淆矩阵如表 4 所示。表中“精度 1”是自动分

类所得正确分类的面块数占自动分类所得分割面块总数的比率。“精度 2”是自动分类出来的分割面块数占属于特定地物分割面块总数的比率。

表 4 混淆矩阵
Tab. 4 Confusion matrix (个)

地物	路面	建筑物	指示牌	花坛	行道树	其他	合计	“精度 1”/%
路面	303	0	4	22	1	0	330	91.8
建筑物	0	186	12	8	5	118	329	56.5
指示牌	2	17	56	0	8	0	83	67.5
花坛	65	0	6	103	5	0	179	57.5
行道树	9	11	8	22	92	38	180	51.1
其他	121	5	12	13	42	43	236	18.2
合计	500	219	98	168	153	199	1 337	
“精度 2”/%	60.6	84.9	57.1	61.3	60.1	21.6		58.5

从表 4 可以看出,共有 1 337 个分割面块,其中,地面的分类“精度 1”和分类“精度 2”分别为 91.8% 和 60.6%; 建筑物的“精度 1”和“精度 2”分别为 56.5% 和 84.9%; 其他地物,如交通指示牌、花坛、行道树的分类精度虽然较前两者低,但也基本符合要求,总体分类精度为 58.5%。各类地物间均存在不同程度的错分现象:

1) 建筑物与交通指示牌之间存在错分。因为建筑物上存在零散的分割面,其高程与交通指示牌较为接近,而交通指示牌的法向量方向与建筑物一样,也接近于水平,这与建筑物的分类规则存在一定的重叠。

2) 路面分类的“精度 1”为 91.8%,“精度 2”却

仅为 60.6%。因为接近地面高程的点云数据被分割的面块较为零散,在自动分类时,地面的主要分类特征也是高程,而这些零散的小面块实则属于“其他”类别,故降低了地面的分类“精度 2”。本文改进的分割算法降低了分割面块的离散性,因此地面的分类“精度 1”也会相应提高。

3) 人工分类得到的建筑物面块数比用本文方法分类得到的面块数目多。因为建筑物屋顶有球状的穹顶、坡屋顶以及其他不规则的附属物,且存在一部分不规则的弧形墙体,描述这些物体的点云数据所生成的分割面较为零散,特征与知识库中墙体的特征规则不相同所致。

4) 花坛和行道树分类存在一定的混淆现象。

因为花坛和行道树的法向量方向各异、离散无规则,而行道树的树干部分以及部分树冠部分则可能被分割成独立的离散面,其高程与花坛较为接近,而且分类特征与花坛的分类特征接近,所以就产生了分类混淆的现象。

5) 低矮地物(花坛、路肩)被划分为路面。由于现代道路一般是中间高、两侧低(便于排水),因此高程阈值不易确定,阈值太低会造成道路中部的分割面不能划分到道路,阈值太高又会造成路边部分地物划分到路面类别中。

由于地物纷繁多样,且具备不同的结构特征,因此实验中未被分类出来的分割面数较多。用本文中提取的几个特征并不能完全描述所有地物特征,也不能实现地物的高精度分类。但实验验证了将高程、法向量、XOY平面投影面积、投影密度以及残差等特征用于点云数据分类的可行性,同时验证了基于PCA分类方法的可行性,但精度仍有待提高。

3 结论

本文根据多种街区地物点云数据的语义特征,提出了一种基于地物特征的车载激光点云数据分类新方法,该方法与传统的激光点云数据分类算法中的基于回波强度或者灰度信息等单指标的分类方法有很大的不同。基于主成分分析方法通过提取城市地物的主特征和充分利用知识规则,实现了阶层式

的分类策略,并避免了造成约束条件中特征信息的冗余。实验结果表明,该方法具有可行性,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,可考虑利用多个特征参数和设定不同的权值参与分类;对于分类时特征参数阈值的设定也可以通过手工分类的方式先进行统计,并将其作为其他场景分类的先验知识,以提高分类精度和效率。

参考文献:

- [1] 吴芬芳. 基于车载激光扫描数据的建筑物特征提取研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2005.
- [2] 李必军, 方志祥, 任 娟. 从激光扫描数据中进行建筑物特征提取研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2003, 28(1): 65-69.
- [3] 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, 2003, 34(2): 95-100.
- [4] 李永强, 盛业华, 刘会云, 等. 基于车载激光扫描的公路三维信息提取[J]. 测绘科学, 2008, 33(4): 23-25.
- [5] Manandhar D, Shibasaki R. Vehicle - borne Laser Mapping System (VLMS) - A New Observation System for 3 - D Mapping of Urban Areas [C] // Proceedings of IEEE Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, Rome, Italy, 2001: 5-9.
- [6] Shi Pu, George Vosselman. Knowledge Based Reconstruction of Building Models from Terrestrial Laser [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2009, 64(1): 575-584.
- [7] Liu Y, Xiong Y. Automatic Segmentation of Unorganized Noisy Point Clouds Based on the Gaussian Map [J]. Computer - Aided Design, 2008, 40(5): 576-594.

A Classification Method for Mobile Laser Scanning Data Based on Object Feature Extraction

LI Ting^{1,2}, ZHAN Qing - ming^{1,2,3}, YU Liang^{2,3}

(1. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

2. Research Centre for Digital City, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 3. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan 430074, China)

Abstract: Compared with traditional survey technologies, mobile laser scanning has many advantages. Its characteristics make it possible to rapidly acquire large - area high - precision 3D spatial data for reconstruction of 3D (three - dimensional) model. This paper focuses on the classification of mobile laser scanning data. The authors present a multi - level classification method based on object feature extraction, namely extraction of main features by PCA (Principal Component Analysis). This method was applied to blocks point data obtained by mobile laser scanning, and the results show that the proposed classification method is promising.

Key words: mobile laser scanning data; feature extraction; PCA; classification

第一作者简介: 李 婷(1988 -),女,硕士研究生,研究方向是LiDAR数据的处理、摄影测量与遥感技术在城市规划中的应用。

E - mail: tingziforever@foxmail.com.

(责任编辑: 刁淑娟)