区域回波比率与拓扑识别模型结合的城区 激光雷达点云分类方法

左志权¹ 张祖勋² 张剑清²

(¹中国测绘科学研究院,北京 100830 ²武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉 430079

摘要 针对城区激光雷达点云提出一种全自动分类方法。采用具备一定抗过分割能力的拓扑启发式分割算法对 栅格高程图像进行面向对象分割;依据迭代最大类间方差(Otsu)聚类方法及两种拓扑模型实现地面图斑对象与非 地面图斑对象初步分离,并合并邻接非地面对象;在地物对象中引入多次回波比率检测树木对象,采用区域面积、 建筑物高度等条件区分建筑物及其他两类地物,并依据栅格索引分类。选择具有丰富地物类型的典型城区点云数 据进行实验,结果表明,该算法具有良好分类精度及较强实用价值。

关键词 遥感;雷达;分类;拓扑模型;多次回波

中图分类号 P237 文献标识码 A doi: 10.3788/CJL201239.0414001

Classification of LiDAR Point Clouds for Urban Area Based on Multi-Echo Region Ratio and Recognition Topology Model

Zuo Zhiquan¹ Zhang Zuxun² Zhang Jianqing²

¹ Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100830, China

 $^{\setminus_2}$ School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China $^{\setminus_2}$

Abstract An automatic classification method for urban area lidar point clouds is proposed. A segmentation algorithm named topology heuristic segmentation to process regular grid height image is used. A separation for terrain objects and off-terrain objects is carried out with Otsu clustering algorithm and adjacent regions is merged. The typical off-terrain objects could be detected by using topological models, the tree can also be detected by multi-echo ratio of region. An experiment is done with a typical urban cloud points, the result shows that the algorithm has good classification accuracy and strong practical value.

Key words remote sensing; lidar; classification; topology model; multi-echo OCIS codes 100.4999; 150.1135; 140.3430; 140.3460

1 引

言

城区激光雷达点云分类具有较大的应用价值, 其意义至少体现在三个方面:1)实现地面点与非地 面点的初步分离,为各种后续点云滤波处理提供先 验知识引导;2)对建筑物的正确分类,可以确定建 筑实体的初始空间位置,是各种自动三维建模处理 的基础;3)对树木或植被的分类,可以估计城市的 绿地信息,并作为城区道路自动检测的辅助信息等。 因此,点云自动分类是点云智能数据处理的基础问 题,也是影响激光雷达技术进一步实用化的关键 因素。

目前,国内外新的激光扫描传感器正在快速发展^[1,2],获取城区机载激光雷达点云质量也不断提升,但是具备全自动点云分类功能的成熟软件并不 多见,如 TerrainScan^[3]可以进行半自动点云分类: 其建筑物与树木分类是建立在对点云进行滤波与剔 除距地面2 m以下低矮灌木丛的基础上,采用最小 描述长度(MDL)准则对地物进行分类,分类结果仅

收稿日期: 2011-11-07; 收到修改稿日期: 2011-12-17

基金项目:国家 863 计划(2008AA121506)和中国测绘科学研究基本科研项目(777101604)资助课题。

作者简介: 左志权(1983—), 男, 博士, 主要从事摄影测量与遥感等方面的研究。E-mail: zqzuo@casm. ac. cn

以离散面片形式进行表达并交由后续建模软件进行 处理^[4]。TerrainScan 地物分类流程复杂,各类子算 法涉及参数繁多,自动化程度较低。10 多年来,从 点云分类精细程度上讨论,相关研究大致分为三个 阶段:第一阶段以研究地面点与非地面点分离的滤 波算法为主,如 Vosselman^[5]提出利用坡度理论将 地面点与非地面点粗分类,并取得一定效果,而 Axelsson^[6]则采用渐进三角网模型分离地面点与非 地面点,并在商业软件 TerrainSolid 中实用化;第二 阶段是针对特定地物提取的点云分类方法,如 Rottensteiner 等^[7~9]分别在原始点云上提取建筑 物,Straub 等^[10~12]结合点云与光谱影像提取建筑物 或树木; 第三阶段地物分类种类逐渐增多, Nardinocchi 等^[13,14]基于高程纹理图像将地面、建筑 物及树木进行分类,而 Haala 等^[15]则尝试将点云与 高光谱影像结合提取建筑、树木与草坪区域。第一 阶段以生产数字地面模型(DTM)为目的,分类类别 较为笼统;第二阶段以提取专题信息为主要目的,为 全自动分类提供理论借鉴和技术基础;第三阶段的 分类方法确立及源数据选择还不成熟,仍是未来一 段时期的研究热点。

在没有足够地面控制点的条件下,直接将机载 激光扫描系统随机拍摄的原始航空相片与点云进行 配准存在较大困难。因此,仍以内插高程纹理图像 作为分类基础,整合面向对象分割、自动聚类以及多 种地物识别技术于一体,并针对典型的城区样本数 据进行分类。实验结果表明:采用区域回波比率特 征与拓扑识别模型,进行城区激光雷达点云分类具 有一定的适用性。

2 实验数据

数据集是徕卡 ALS50 激光雷达系统所采集的 原始激光雷达点云,绝对地理位置位于河南省某地 区。系统数据采集基本参数信息如下:航高约 800 m;航飞速度约 70 km/h;最大扫描角度绝对值 约 40°;最大回波记录次数 4 次;点云数目为 384, 275 个;点阵密度约 4 m⁻²。原始点云主体地物包含 有高层建筑、低矮建筑、树木、道路等,在三维环境下 按高程渲染后的顶视图如图 1 所示。

3 分类思想及流程

将点云分为地面点、建筑点、树木点及其他四个 类别,分类基本思想是:首先针对规则格网化后的栅 格高程数据进行面向对象分割,生成有限个初始矢



图1 点云按高程分层三维渲染后顶视图 Fig.1 Top-view of point clouds with different elevations 量图斑对象;其次采用迭代最大类间方差(Otsu)聚 类方法将地面与非地面图斑对象进行分离,并合并 拓扑邻接的非地面对象;然后使用拓扑模型识别高 程突变的地物对象,在多次回波比率、区域面积及建 筑物最小高度等条件约束下区分建筑物和树木及其 他三类对象;最后利用栅格分类图对原始点云进行 类别赋值。分类基本流程如图2所示。



图 2 点云分类流程图 Fig. 2 Flowchart of point clouds classification

4 栅格化及图斑对象生成

针对不同的应用,将离散点云栅格化需选择合适的格网间距。在实际处理中,间距太小会导致栅格影像数据量较大,而间距太大则会影响后续数据处理精度,因此采用平均点距(0.5 m)针对全部点云回波信号进行规则格网内插,内插分两个步骤:1)构建离散点云的不规则三角网;2)基于三角网内插规则格网。

面向对象分类技术的基础是生成高质量初始图 斑对象:首先采用平均点距(0.5 m)针对全部点云 回波信号进行规则格网内插;其次采用拓扑启发式 影像分割算法生成初始对象,该分割方法可生成高 度同质的多边形图斑对象,且自动记录着对象之间 继承与邻接关系,能极大地方便后续对象空间分析。 该分割是一个自下而上,逐步合并的过程:分割由单 个像元开始,通过启发式搜索方式寻找局部最优分 割区域对,合并区域并维护拓扑网络的动态更新,迭 代上述过程直到分割结束^[16]。分割结果如图3所示,图斑以拓扑多边形网络进行表达。



图 3 面向对象分割效果图。(a)原始高程灰度图像;(b)叠加拓扑网络后的栅格图像 Fig. 3 Result of object-oriented segmentation. (a) Gray image of original elevation data; (b) raster image covered with topology network

5 聚类与地物识别

传统面向对象分类流程可概括为:先选择合适 特征空间并计算对象特征值,然后根据预设分类器 进行地物类别划分。该分类方式获得的分类精度较 大程度依赖于特征空间与分类器的选择。为避免传 统分类方式不足,采用一种由粗到精全自动分类策 略:从聚类到粗识别再到精识别,分三步实现全自动 点云分类。

5.1 迭代 Otsu 聚类方法

Otsu方法^[17]是在判决分析最小二乘法原理基础上推导得出的自动选择阈值的二值化方法,基本思想是将图像用直方图分割成两组,当被分割成的两组方差最大时,此灰度值就作为二值化处理的阈值,数学表述如下:

设阈值 k 将灰度级 L 分为两组 , C_0 、 C_1 分别代表 背景和目标;

 C_0 概率为 $w_0 = w(k), C_1$ 概率为 $w_1 = 1 - w(k), C_0$ 均值为 u_0, C_1 均值为 $u_1, 则$:

两组的数学期望为 $u = w_0 u_0 + w_1 u_1$;

两组的类间方差为 $\sigma(k) = w_0 (u_0 - u)^2 + w_1 (u_1 - u)^2;$

以类间方差 $\sigma(k)$ 作为衡量不同阈值导出类别分 离性能的测量准则,极大化 $\sigma(k)$ 的过程就是自动确定 阈值过程,最佳阈值 T_h 为 $T_h = \arg \max_{\alpha \in I} [\sigma(k)]_{\alpha}$

从定性讨论,如果分类结果中类内方差越小,而 类间方差越大,则认为分类结果是稳定的。在一定 特征空间中,Otsu方法使得分类后两组数据类间方 差最大化,在动态阈值选择上具有良好适应性。依 据上述原理设计迭代 Otsu 聚类算法对地面对象和 非地面对象初步聚类。其分类特征空间为二维向 量,即对象均值和标准差,二者算术和作为分类特征 值。算法步骤如下:

1)标记所有对象为地面区域,计算所有地面区 域的分类特征值;

 2)按特征值数值大小将地面对象进行由小到 大排序;

3) 依次遍历对象列表,逐一计算类间方差数值 并记录;

4)选择类间方差最大值所对应对象的分类特征值作为分割阈值,将低于该分割阈值的对象标记为地面区域,高于该阈值的对象标记为非地面区域, 并将相邻的非地面区域进行合并;

5) 重复执行 2) 至 4), 直到分离出的剩余地面 对象高差低于某一阈值时,结束迭代。

迭代 Otsu 聚类方法先将典型地物与地面进行 分离,然后逐次将较为低矮地物与地面分离,并保证 每次分类过程满足最大类间方差准则。其过程类似 于一颗分类二叉树,如图 4 所示。

采用迭代 Otsu 方法迭代两次后的聚类结果如 图 5 所示(彩图请见电子版)。图 5(a)中亮白色的 区域为第 1 次迭代合并典型地物对象,大尺寸建筑 物基本合并;图 5(b)中黄框区域为第 2 次迭代合并 低矮地物对象,其中较低矮地物进一步合并。

5.2 拓扑模型与实体识别

拓扑学又称为橡皮几何学,是一种对实体间空间关系的定性表述理论,应用于对区域内部的连通性以及区域外部的邻接关系进行描述^[18]。应用拓扑理论对空间实体进行自动识别,必须寻找实体在



图 4 迭代 Otsu 分类示意图

Fig. 4 Schematic diagram of iteration Otsu classification



图 5 迭代 Otsu 方法聚类效果图。(a) 第 1 次迭代合并结果;(b) 第 2 次迭代合并结果

Fig. 5 Results of iteration Otsu classification. (a) Result of first iteration; (b) result of second iteration

拓扑空间中的本质特征,并且该特征不受其他变形 因素所影响。依据地物空间分布属性,定义两种拓 扑模型进行非地面对象识别:

1) 孤立拓扑模型

a内部连通子区域数目较少;

b 在拓扑邻域内,高程明显较各子邻域大(一般 较邻域高程均值高2m)。

孤立拓扑模型对高程建筑、独立树较为敏感,其 拓扑模型示意图如图 6(a)所示。

2) 桥接拓扑模型

a 内部连通子区域数目较少;

b 在拓扑邻域内,存在已经标记后的孤立区域;

c 在拓扑邻域内,除孤立区域外,高程明显较其 他子邻域大(阈值同上)。

桥接模型适合于与高程建筑毗邻的低矮建筑,以 及道路两侧行树,其拓扑模型示意图如图 6(b)所示。



图 6 两种实体拓扑模型。(a)孤立拓扑模型; (b)桥接拓扑模型

Fig. 6 Two topology models of objects. (a) Isolating topology model; (b) co-connection topology model 采用拓扑模型识别结果如图 7 所示(彩图请见电子版)。图 7(a)中红色填充区为孤立拓扑模型识别后非地面对象;图 7(b)中黄框区域(抽样标注)为桥接拓扑模型进一步识别后非地面对象。



图 7 拓扑模型地物识别结果。(a)孤立模型识别后结果;(b)桥接模型识别后结果 Fig. 7 Results of topology models recognition. (a) Result of isolating topology model; (b) result of co-connection topology mode

5.3 进一步精细分类

拓扑模型能准确区分地物实体对象与地面实体 对象,但针对有相同拓扑属性的树木和建筑两类地 物却无法进一步识别。激光雷达系统具备接受多重 回波信号能力,尤其在植被区域存在大量多次回波 信号,以及建筑物边缘也存在少量多次回波信号。 区域回波比率是一种与对象大小、高程等属性无关 的特征,计算方法如下:

设区域内总点数为 N,有且仅有单次回波的点数为 n,则区域多次回波比率 R_{echo}为

$$R_{\rm echo} = (N-n)/N. \tag{1}$$

设定合适区域多次回波比率阈值可从地物实体 对象中有效分离树木区域,一般以整个区域多次回 波比率统计值作为树木检测阈值(本实验区域统计 所得的检测阈值为 0.1)。进一步地,由于建筑物边 缘回波的影响,将建筑物对象邻域中较小树木对象 合并为建筑物。最后,地表实体中仍包含少量如汽 车、行人以及噪声信号,算法通过限定区域面积小于 5 m×5 m(约 100 像元面积)及建筑物高度低于 2 m 的对象归类为其他类别,其分类结果如图 8 所示(彩 图请见电子版)。



图 8 栅格图像上的分类结果 Fig. 8 Classification results of raster image

在图 8 中,绿色填充区域为树木类,红色为建筑 物类,土黄色为地面类,紫色为其他类,从上述分类 结果可以看出:1)大量行树与独立树被正确分类; 2)少量建筑物边缘区域误分为树木,这一现象从侧 面说明建筑物边界存在少量回波信号。

根据获取的栅格分类图,对原始点云数据进行 逐点投影计算分类类别。原始点云分类后的三维渲 染,如图 9 所示。可以看出,1)原始点云分类效果 与栅格分类效果基本一致,其中大部分建筑、树木、 地面分类效果较好,而道路上由于灌木的影响存在 少量误分现象;2)对原始点云采用平均点间距 (0.5 m)进行栅格化,并基于栅格信息提取进行点 云分类是可行的。



图 9 原始点云分类结果 Fig. 9 Classification results of original point clouds

6 分类质量评价

在遥感影像分类处理中,通过统计样本点分类 混淆矩阵来定量评价分类精度。采用参与分类的全 体点云数据进行分类误差统计,评价过程如下:

 1)全人工在三维环境下判读每个样本点的真 实类别,并保存分类信息;

 2)统计每一类点云数据的分类误差,并计算混 淆矩阵;

3) 依据混淆矩阵计算 Kappa 系数及各种精度 指标参数。

针对两个城区样本数据进行全人工判读后的分 类结果,如图 10 所示。

特别地,由于全人工判分类仍可能产生一定的 判读误差,在手工编辑过程中,采用如下两点约定: 1)建筑物侧边的墙面点分类为建筑物点;2)低矮 且无显著形状的地物点分类为其他类点。



图 10 全人工分类结果

Fig. 10 Artificial classification results

样区分类混淆矩阵及各项精度指标统计结果, 如表1所示。

从表1可看出:1)样本区域所得到总体分类效 果较好,总分类精度在88%以上,Kappa系数也在 0.8以上;2)在城区地物信息中,建筑物特征最为 明显,因此综合分类精度最高;3)在样区数据中,树 木与地面误分现象较为显著;4)由于本次实验没有

Table 1 Error matrix of classification result						
Classification	Ground	Building	Tree	Other	Row Sum	Producer accuracy / %
Ground	175377	4988	11442	578	192385	91.16
Building	1387	123893	1294	28	126602	97.86
Tree	7540	3287	40884	1221	52932	77.24
Other	3303	5406	2163	1484	12356	12.01
Column sum	187607	137574	55783	3311	384275	
User accuracy / $\frac{0}{0}$	93.48	90.06	73.29	44.82		
	Total a	ceuracy /%.88	90	Kappa.0 820		

表1 分类结果混淆矩阵

将城区的灌木单独列为一类,因此其他类的分类精 度较低。

7 结 论

讨论了一种激光雷达点云分类方法,并针对其 中所涉及关键技术进行详细论述。分类方法中涉及 两类关键算法:拓扑启发式影像分割算法与 Otsu 面向对象分类算法。其中拓扑启发式影像分割算法 是一种扩展的区域生长算法,其时间效率与像素数 量成线性关系,即 O(n),而尽管 Otsu 面向对象分类 算法理论时间效率是 O(nlog n),但由于分割后的 图斑对象数量相对原始像素数量非常小,因此采用 的自动分类算法及后续的拓扑模型识别算法效率均 较高。最后通过对典型城区点云数据进行分类实 验,总体实验结果表明:

1) 迭代 Otsu 聚类算法在理论上实现两类样本 的最佳分类,在城区激光雷达点云信息提取中具有 一定实用性,尤其适合提取明显地物,如建筑物、行 树等;

 2) 拓扑识别模型与区域回波比率在地物识别 上具有较好效果。

参考文献

1 Zhang Lei, Shao Bibo, Yang Pengling *et al.*. Near-infrared detecting array for high-energy laser measurement [J]. Acta Optica Sinica, 2011, **31**(s1): s100517

张 磊, 邵碧波, 杨鹏翎 等. 高能激光测量的近红外探测阵列 [J]. 光学学报, 2011, **31**(s1): s100517

2 Meng Zhaohua, Hong Guanglie, Hu Yihua et al.. Research on chirped amplitude modulation coherent lidar [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(8): 2446~2451

孟昭华,洪光烈,胡以华等. 啁啾调幅相干探测激光雷达关键技术研究[J]. 光学学报,2010, **30**(8): 2446~2451

- 3 Terrasolid. Terrasolid-world leader in airborne and mobile lidar and image processing software [OL]. [2010-05-05]. http:// www.terrasolid.fi/
- 4 P. Axelsson. Processing of laser scanner data-algorithms and applications[J]. ISPRS J. Photogrammetry & Remote Sensing, 1999, 54(2-3): 138~147
- 5 G. Vosselman. Slope based filtering of laser altimetry data[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 33(B3/2): 935~942

- 6 P. Axelsson. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, **33**(B4/1): 111~118
- 7 F. Rottensteiner. A new method for building extraction in urban areas from high-resolution LiDAR data [J]. International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2002, **34**(3/A): 295~301
- 8 G. Vosselman. Building reconstruction using planar faces in very high density height data [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 32 (Sect 2W5-3): 87~94
- 9 H. G. Mass. Two algorithms for extracting building models from raw laser altimetry data [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 1999, **54**(2-3): 153~163
- 10 B. M. Straub. C. Heipke. Automatic extraction of trees for 3Dcity models from images and height data [J]. Atuomatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Iamges (Ⅲ), 2001, 3: 267~277
- 11 F. Rottensteiner. Automatic extraction of buildings from LiDAR data and aerial images [J]. International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2002, 34(4): 569~574
- 12 M. Awrangjeb, M. Ravanbakhsh, C. S. Fraser. Automatic detection of residential buildings using LiDAR data and multispectral imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2010, 65(5): 457~467
- 13 C. Nardinocchi. Classification and filtering of laser data [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2003, $34(3/W13): 1\sim7$
- 14 G. H. Mass. The potential of height texture measures for the segmentation of airborne laser scanner data [C]. Fourth International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition/21st Canadian Symposium on Remote Sensing. Canada, 1999. 21~24
- 15 N. Haala, C. Brenner. Extraction of buildings and trees in urban environments [J]. ISPRS J. Photogrammetry & Remote Sensing, 1999, 54(2-3): 130~137
- 16 Zuo Zhiquan, Zhang Zuxun, Zhang Jianqing *et al.*. Seamlines intelligent detection in large-scale urban orthoimage mosaicking[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2011, **40**(1): 84~89 左志权,张祖勋,张剑清 等. DSM 辅助下城区大比例尺正射影 像镶嵌线智能检测[J]. 测绘学报, 2011, **40**(1): 84~89
- 17 N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histogram
 [J]. IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics, 1979,
 9(1): 62~66
- 18 R. C. Gonzalez, R. E. Woods. Digital Image Processing (2nd Edition)[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003

冈萨雷斯, 伍 兹. 数字图像处理(第2版)[M]. 北京: 电子工 业出版社, 2003