

引用格式: 彭晨, 余柏菡, 吴宾, 等. 基于移动激光扫描点云特征图像和SVM的建筑物立面半自动提取方法[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(7): 878-885. [Peng C, Yu B L, Wu B, *et al.* 2016. A method for semiautomated segmentation of building facade from mobile laser scanning point cloud based on feature images and SVM. *Journal of Geo-information Science*, 18(7):878-885] DOI:10.3724/SP.J.1047.2016.00878

基于移动激光扫描点云特征图像和SVM的建筑物立面半自动提取方法

彭 晨, 余柏菡, 吴 宾, 吴健平*

华东师范大学 地理信息科学教育部重点实验室, 上海 200241

A Method for Semiautomated Segmentation of Building Facade from Mobile Laser Scanning Point Cloud Based on Feature Images and SVM

PENG Chen, YU Bailang, WU Bin and WU Jianping*

Key Laboratory of Geographic Information Science, Ministry of Education, East China Normal University, Shanghai 200241, China

Abstract: Building facade is an important component of urban street features. Delineating and representing the building facade would benefit the urban building design and planning. As a new mobile mapping system, Mobile Laser Scanning (MLS) allows the quick and cost-effective acquisition of close-range three-dimensional (3D) measurements of urban street objects. This paper presents a semiautomated segmentation method for identifying the building facades from MLS point clouds data. The method consists of three major steps: (1) a horizontal grid system is built for the study area, and the multidimensional geometric features of 3D point clouds data, including the normal vector feature, omni-variance feature, geometric dimensionality of α_1 , α_2 and α_3 , and eigen-entropy feature, are defined and calculated. Then, a feature image is created after projecting these features to the horizontal grid. (2) Building facades are roughly extracted using Support Vector Machine (SVM). (3) The rough extraction result is filtered according to the characteristics of grid including the shape coefficient, grid's area, and the largest elevation. Two MLS point cloud datasets of Carnegie Mellon University (CMU) database were used in this study to estimate the feasibility and effectiveness of the method. It was found that this method performs well in extracting the building facades. The precision of the results is 0.88, and its recall rate is 0.90, which is better than some existing methods. Our method provides an effective tool for extracting building facades of streets from MLS point cloud data.

Key words: Mobile Laser Scanning system; building facades; segmentation; feature images; Support Vector Machine (SVM)

*Corresponding author: WU Jianping, E-mail: jpwu@geo.ecnu.edu.cn

摘要: 建筑物立面是城市地物的重要组成部分,而移动激光扫描是获取城市地物三维信息的重要手段之一。本文提出了一种基于移动激光扫描点云的建筑物立面半自动提取算法。该方法首先构建研究区水平网格;然后计算局部点云几何特征,并且将特征投影到水平网格生成点云特征图像;接着基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对建筑物立面网格进行粗提取;最后使用网格属性(形状系数、网格面积、最大高程)对粗提取结果进行过滤,并将结果反投影到三维空间中得到精确的建筑物立面。以卡内基梅隆大学的移动激光扫描点云进行试验后表明,本算法能够较好地提取出建筑物立面,提取精度为

收稿日期:2015-07-19;修回日期:2015-09-14.

基金项目:国家自然科学基金项目(41471449);上海市自然科学基金项目(14ZR1412200);中央高校基本科研业务费专项资金项目。

作者简介:彭 晨(1992-),男,硕士生,研究方向为城市遥感与GIS开发。E-mail: 51130801069@ecnu.cn

*通讯作者:吴健平(1962-),男,教授,研究方向为地理信息系统开发和遥感应用。E-mail: jpwu@geo.ecnu.edu.cn

84%,召回率为90%,数据修正后精度为88%,召回率为91%。通过与现有算法对比,本文提出的算法具有较高精度。

关键词:移动激光扫描系统;建筑物立面提取;点云特征图像;支持向量机(SVM)

1 引言

随着三维空间信息获取技术的发展,激光扫描技术(Laser Scanning)已经成为获取城市地表三维空间信息最快最有效的手段之一。近年来,从激光扫描数据中提取建筑物点云已经成为计算机图形学和城市遥感的一个热点问题。

根据搭载平台的不同,激光扫描系统可分为星载、机载、移动和地面固定等类型。星载激光扫描数据精度较低,并不适合城市建筑物提取;机载激光扫描系统能较快获得较大范围的高精度数据,已有大量研究提出了从机载激光扫描数据中提取建筑物的方法^[1-3]。虽然机载扫描数据能够覆盖大范围的城市区域,但是它无法获取建筑物的垂直立面。移动激光扫描能够获取海量的三维城市街区数据,相比地面固定扫描系统具有较强的可移动性,且点云密度相对均匀。但同时,由于道路两旁地物相互遮挡和数据的海量性,使从点云数据中高精度地提取建筑物十分困难。因此,研究从移动激光扫描数据中提取建筑立面的方法具有重要的理论意义和实际应用价值。

近年来,已有大量基于移动激光扫描点云数据的地物提取和分类的研究。根据分类对象的不同,大致可以分为3类:基于单个点^[4-5]、基于体元^[6-8]和基于特征图像^[9-15]的地物分类提取。

基于单个点几何形状特征的分类方法,首先通过计算点云维数特征将点云划分为线状(一维)、面状(二维)和簇状(三维),然后利用聚类算法或机器学习算法进行分类。例如,Lalonde等结合维数特征和高斯混合模型将点云分为线、面和簇3类,获得了较好的结果^[5];考虑到直接使用固定邻域半径来估算维数特征存在较大的误差,Demantke等提出了通过最小化熵值来获得最佳邻域半径的方法^[4];在该算法的基础上,Yang等增加了反射率信息获取了更佳的邻域半径,并使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对点云进行分类,然后通过二次聚类的方法将不同的地物分开^[16]。

基于体元或超体元的分类方法目前已经有大量研究。由于点云数据的海量性,基于单个点几何形状特征的分类方法计算时间较长。为了减少计算量,一些学者引入体元(Voxel)和超体元(Super Voxel)的概

念,通过将三维空间体元化,达到数据压缩的效果。此外,还能利用八叉树等数据结构来加快查询和计算速度。例如,Wu等首先使用体元组织点云数据,然后使用分层区域生长的算法来提取单株行道树^[8],无论是计算速度还是提取精度都有所提升;Lim利用超体元来加速条件随机场(Conditional random field, CRF)的计算^[7];Aijazi结合点云特征和体元生成超体元,然后使用连接链(link-chain)代替区域生长算法来进行地物识别和分类^[6]。

基于特征图像的分类方法虽然会损失一部分点云信息,但是相比于前2类算法的计算量更小。城市地物一般垂直于水平面,具有很强的2.5维特性,利用这一特点,部分学者提出了点投影算法,即在水平面构建一个虚拟的网格,采用正射投影的方法将三维点云投影到二维空间,形成一个二维的点云特征图像,再利用图像处理算法来进行点云的提取和分类。例如,史文中等提出了投影点密度法(Density of Projected Points, DoPP)来提取建筑物^[12],但是这种算法很难设置一个合理的建筑物边界阈值;吴宾等对这种算法进行改进,提出了分层点密度法提取行道树^[13]。高程是地物的一个很重要的特征,许多学者利用这一特点,将地物高程投影到二维平面生成高程特征图像^[9-11]来进行粗分类。例如,杨必胜等对DoPP算法进行改进,认为每个网格的值应该由点云的高程和距中心点的水平距离决定,利用图像处理的算法提取单个地物^[15],再使用PCA(Principal Component Analysis)等算法对地物进行分类和建筑物边界提取^[14],对点密度投影法有较大的改进。

根据已有研究现状,本文提出了一种基于多维特征图像和SVM的建筑物立面点云提取算法。本方法的优点在于:(1)延续点投影法的优点,降低计算开销,同时将多种点云特征生成的特征图像与SVM相结合;(2)利用网格属性过滤法弥补了点投影法分类精度较低的缺点,在建筑物立面提取上取得了较好的结果。

2 建筑物立面点云提取算法

本文算法主要包含3个步骤:(1)构建研究区域水平网格;(2)生成点云特征图像;(3)精确提取建

建筑物立面。具体流程如图1所示。

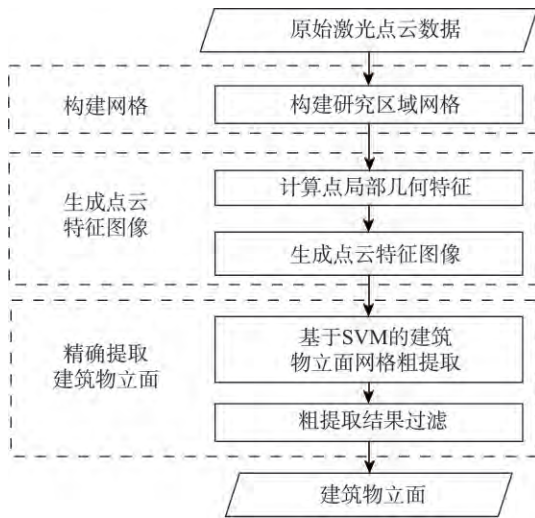


图1 算法流程图

Fig.1 Flow chart of the algorithm

2.1 构建研究区域水平网格

按照一定间距,将二维平面分割成相同大小的网格,然后把三维点云按照一定规则垂直投影到网格上。虽然网格化可能会使不同地物的点云糅杂在一个网格里,对建筑物提取的精度造成影响,但是由于城市建筑物是一种具有相对规则形状的人造地物,立面通常基本垂直于水平面,且高度较高,垂直方向上不存在其他地物的点云。因此,提取出的建筑物网格对应的三维点云是完整的建筑物点云。

对于给定的激光扫描点云数据 $P_{\text{Lidar}} = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 中的任意点 p_k 都有 (x_k, y_k, z_k) 三维坐标。首先定义二维平面网格大小长度(l)和宽度(w),然后计算出研究区域最大和最小的三维坐标(X_{\min} 、 X_{\max} 、 Y_{\min} 、 Y_{\max} 、 Z_{\min} 、 Z_{\max})。网格原点在三维空间的坐标定义为(X_{\min} 、 Y_{\min} 、 Z_{\min}),从而保证点云都在网格的正上方。

根据最大和最小 XY 坐标可将水平网格分割成 I 行和 J 列,用 $g(i,j)$ 代表第 i 行、第 j 列的网格,如式(1)所示。如果网格 $g(i,j)$ 柱面上存在激光点则为非空网格,标记为1,否则为空网格,标记为0,不参与后续计算。对于研究区域的水平网格系统 G ,有 $G = \{g(i,j) | 1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J, g(i,j) \neq 0\}$ 。定义非空网格 $g(i,j)$ 的点集为 $\{p_m | 1 \leq m \leq M, p_m \in g(i,j)\}$,其中 M 为点集中点的个数。对于 p_m 所属的网格,同样可将横纵坐标(x_m, y_m)代入式(1)进行计算。

$$\begin{cases} i = \text{int}((x - X_{\min})/l) \\ j = \text{int}((y - Y_{\min})/w) \end{cases} \quad (1)$$

2.2 生成点云特征图像

城市环境非常复杂,许多地物(如树木、电线杆和路灯等)都和建筑物的高程相似,而不同建筑物高程差异也较大,同时很多情况下地物会相互遮挡,导致数据缺失,因此,在很多情况下直接使用高程进行地物分割并不适用。对于同一类地物的点,局部几何特征具有一定的相似性,所以本方法选取点云的6种特征,分别为法向量与水平面夹角 θ 、全方差 v 、维数特征 α_1 、 α_2 、 α_3 和特征根熵 E_f ,生成点云特征图像,作为分类。

估算一个点法向量和特征根近似于估计一个相切面法线问题,可以找到该点最近点云,使用最小二乘法进行平面拟合。对于点云中的每个点 p_k ,使用最近邻法到最近的 K 个点,然后计算这 K 个点的协方差矩阵 C (式(2)), \bar{p} 为所有点的重心。

$$C = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T \quad (2)$$

式中: \bar{p} 为 K 个点三维坐标(x_i, y_i, z_i)的算术平均。

通过数学变换可以发现,点 p_k 的特征根为 $\lambda_k = (\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$,法向量估计近似于求取 C 最小特征根 λ_3 对应的特征向量 $n_k = \bar{e}_3 = (n_x, n_y, n_z)$,如式(3)所示。

$$C = [\bar{e}_1 \ \bar{e}_2 \ \bar{e}_3] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{e}_1 \\ \bar{e}_2 \\ \bar{e}_3 \end{bmatrix} \quad (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3) \quad (3)$$

建筑物立面垂直于地面,朝向并不固定,所以只需要提取点 p_k 的法向量与水平面的夹角 θ 作为其局部几何特征之一,如式(4)所示。

$$\theta = \arccos(\sqrt{n_x^2 + n_y^2}) \quad (4)$$

点 p_k 的特征根在计算前必须使用式(5)进行归一化处理,归一化后的所有特征根之和为1,然后再使用归一化特征根来计算点局部几何特征。首先,根据式(6)计算点云的全方差 v ;然后使用维数特征 α_1 、 α_2 、 α_3 (式(7))表示点云属于线状、面状还是簇状;最后使用特征根熵 E_f (式(8))描述点属于某一形状的概率。

$$\lambda_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^3 \lambda_i} \quad (5)$$

$$v = \sqrt[3]{\prod_{i=1}^3 \lambda_i} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \alpha 1 = (\lambda_1 - \lambda_2) / \lambda_1 \\ \alpha 2 = (\lambda_2 - \lambda_3) / \lambda_1 \\ \alpha 3 = \lambda_3 / \lambda_1 \end{cases} \quad (7)$$

$$E_f = -\lambda_1 \ln(\lambda_1) - \lambda_2 \ln(\lambda_2) - \lambda_3 \ln(\lambda_3) \quad (8)$$

综合上述所有特征,本文共构建了6维特征的向量 F (式(9))。对于任意一个包含了 m 个点的网格 $g(i,j)$,将这 m 个点的6维特征分别进行加权平均便得到了网格特征 $I(i,j)$ (式(10))。而对于整个网格系统 G ,一共可以生成6张特征图像 $I = \{I_\theta, I_v, I_{\alpha 1}, I_{\alpha 2}, I_{\alpha 3}, I_{E_f}\}$ 。

$$F = \{\theta, v, \alpha 1, \alpha 2, \alpha 3, E_f\} \quad (9)$$

$$I(i,j) = \frac{1}{m} \sum F(p_m), p_m \in g(i,j) \quad (10)$$

2.3 建筑物立面网格提取

点云特征通过网格化的方式生成了多维特征图像 I 。通过分析发现,建筑物的高程明显高于多数其它地物,而且建筑物立面与水平面的夹角较大,所以可使用线性分类器区分建筑物网格与非建筑物网格。由于SVM相对于其他线性监督分类器能够较好地处理高维数据,并具有较好的稳定性^[17],所以本文选用线性核函数的SVM来进行训练和分类。随机选取相同个数的建筑物立面与非建筑物立面网格点作为训练样本,训练建筑物网格分类模型;然后把六维特征图像 I 作为模型的输入特征,得到输出结果二值化图像 BI 。同时,直接使用SVM训练得到结果会出现很多错分类网格,必须使用建筑物立面网格的网格属性对非建筑物立面网格进行滤除。

首先,使用连通区域标记算法提取连续的建筑物区域;

然后,定义网格属性:

(1)建筑物立面投影多为线状或者是折线状,所以定义了形状系数 CI (式(11))。如果网格区域为一个正圆形,则 CI 接近1;如果 CI 为线状,则 CI 接近0。设置阈值 CI_0 ,令第 k 个区域 $CI_k < CI_0$;

(2)建筑物属于较大型的地物,因此网格区域应该较大,所以设定参数区域面积 A (式(12)),并且设定阈值 A_0 ,令第 k 个区域 $A_k > A_0$;

(3)建筑物属于较高的人造地物,因此其最大高程值 MH 必须高于指定阈值 MH_0 。

$$CI = 4\pi \frac{A}{P^2} \quad (11)$$

$$A = n \times l \times w \quad (12)$$

式中: P 为网格区域的周长; l 和 w 分别为网格的长度和宽度。

最后,将所得到的建筑物立面网格反投影到三维空间,得到精确的建筑物立面。

3 实验结果与分析

3.1 数据源

本文采用美国卡内基梅隆大学的移动激光扫描点云数据库的3个数据集 data-1、data-2 和 data-3,分别包含了 943 596、999 466 和 1 032 542 个点;每个数据集的研究区域覆盖范围分别是 168 m×463 m、488 m×409 m 和 390 m×368 m。3个标准数据集预先通过人工精确分类,总共分为 44 小类(表1),主要为建筑物立面、地表、树木、行人和电线等。图2为

表1 卡内基梅隆大学移动激光扫描点云数据库的分类编号和类别

Tab.1 Labeled id and name of CMU Oakland 3-D point cloud dataset

编号	类别	编号	类别	编号	类别	编号	类别
1001	undet	1109	fire_hydrant	1202	ground	1401	wall
1002	linear_misc	1110	post	1203	paved_road	1402	stairs
1003	surf_misc	1111	sign	1205	curb	1408	fence
1101	wire_bundle	1113	bench	1206	walkway	1409	gate
1102	isolated_wire	1114	lamp	1300	foliage	1410	ceiling
1103	utility_pole	1115	traffict_lights	1301	grass	1411	facade_ledge
1104	crossarm	1116	traffic_lights_support	1302	small_trunk	1412	column
1105	support_wire	1117	garbage	1303	large_trunk	1413	mailbox
1106	support_pole	1118	crosswalk_light	1305	thick_branch	1500	human
1107	lamp_support	1119	parking_meter	1306	shrub	1501	vehicle
1108	transformer	1200	load_bearing	1400	facade	9999	legacy

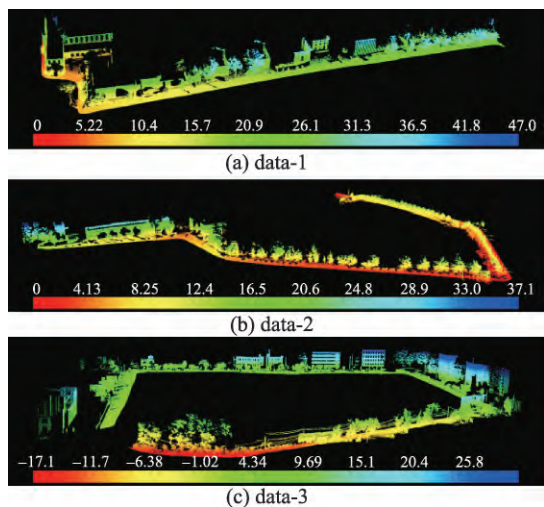


图2 卡内基梅隆大学移动激光扫描点云数据库
Fig.2 Overview of CMU Oakland 3-D point cloud dataset.

实验数据的概览图,其中图例为点云的相对高程。

3.2 点云特征图像生成

为了避免点云特征丢失,同时有效地保持非空网格的连通性,通过多次试验,网格最合适的宽度为 $0.25\text{ m} \times 0.25\text{ m}$,计算点局部几何特征选取最近30个点,生成的特征图像如图3所示。图3(a)是人工分类的原始点云数据,其中青色表示建筑物立面,黄色表示道路,绿色表示树木,蓝色表示车辆;图3(b)原始点云网格化生成的点云类别图像,绿色为建筑物网格,深红色为非建筑物立面网格。从特征图像(图3(c)–(h))可看出,建筑物立面与地面夹角较大,同其他地物有较大区别,全方差较小,主要的几何维数特征表现为面状。

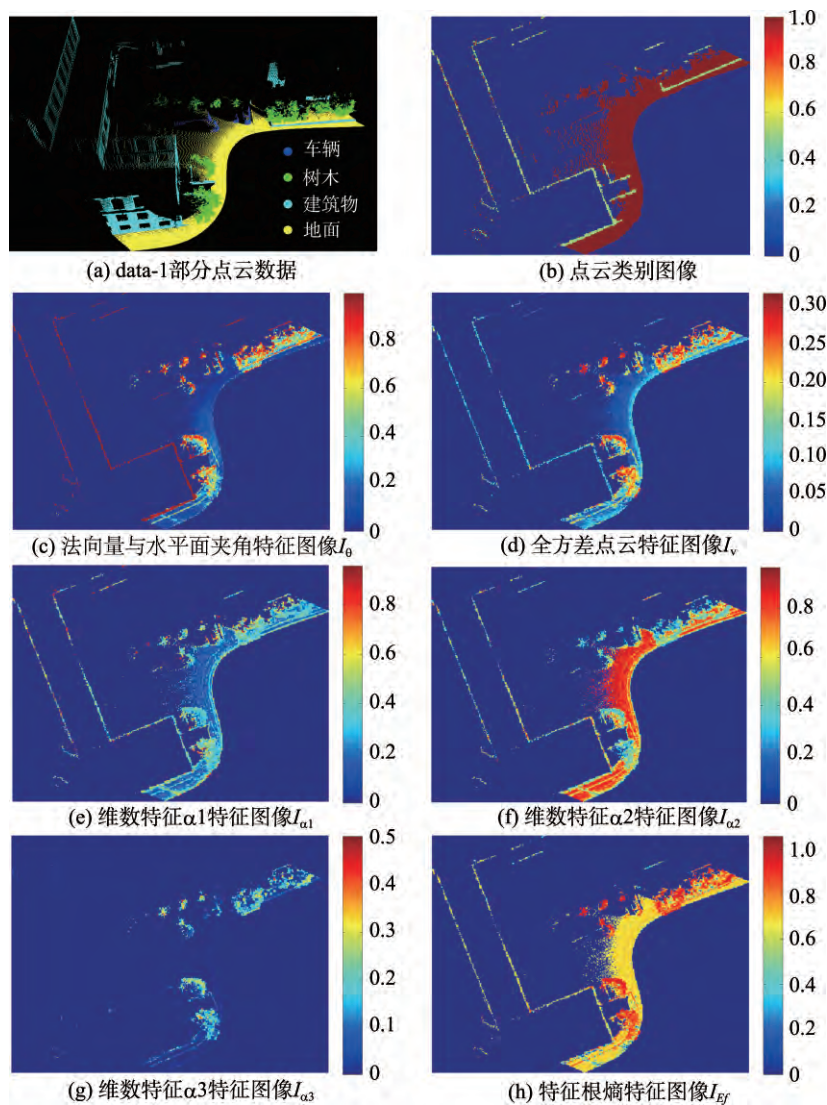


图3 点云特征图像

Fig.3 Feature images generated by 3D point clouds

3.3 建筑物点云提取结果

网格分类所选用的分类器为LIBSVM,核函数选用线性核函数。从每个研究区域中随机选取1000个建筑物和非建筑物立面网格作为训练样本,构建分类模型。表2为使用模型粗分类的结果。粗分类的精度相对较高,3个数据集的精度分别为90.7%、95.6%和96.1%;但是召回率相对较低,分别为62.6%、41.1%和51.9%。结果表明,在粗分类的过程中,容易把大量的非建筑物立面网格误分建筑物立面网格。

表2 建筑物网格粗提取精度和召回率

Tab.2 Precisions and recalls of classification based on the building grids by linear SVM

数据集	网格类型	精度/(%)	召回率/(%)
Data-1	建筑物立面网格	90.7	62.6
	非建筑物立面网格	94.7	99.0
Data-2	建筑物立面网格	95.6	41.1
	非建筑物立面网格	94.3	99.8
Data-3	建筑物立面网格	96.1	51.9
	非建筑物立面网格	93.6	99.7

为了滤除误分类的建筑物网格,对每个研究区分别设定合适的网格属性(形状系数、网格面积和最大高程值)。建筑物属于较大型的地物,所以所占用的网格数一般较大,设置为网格面积为20~44;建筑物网格的形状系数较小,所以阈值设定为0.45~0.5之间;而建筑物高程值一般大于3 m。利用以上阈值对粗分类结果进行精分类后,得到建筑物立面提取结果(图4),云精度如表3所示。建筑物最终分类的精度均超过80%,分别为81.7%、89.8%和

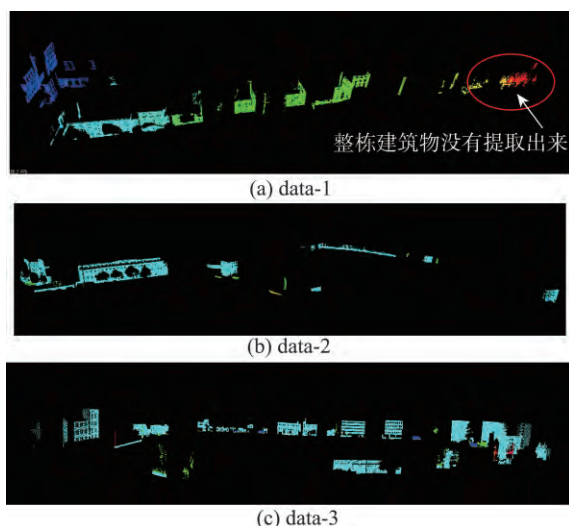


图4 建筑物立面提取结果

Fig.4 Results of segmentation

表3 建筑物立面点云提取精度和召回率

Tab.3 Precisions and recalls of building facade segmentation from point clouds

数据集	A/m ²	CI	MH/m	精度/(%)	召回率/(%)
Data-1	1.25	0.45	3	81.7	89.4
Data-2	2.75	0.45	3	89.8	90.7
Data-3	1.25	0.45	3	83.6	90.0

83.6%;召回率分别为89.4%、90.7%和90.0%。

对比图2可发现,data-1有一整栋建筑物没有提取出来,导致整体分类精度较低。针对此问题,对比实际建筑物照片和建筑物激光扫描点云(图5),图5(a)为建筑物在谷歌街景中的照片,图5(b)为建筑物在点云中的形状。从图中可看出,该建筑物立面是由较为规则的多个小面片组成,而在点云中则表现为多个不连续的柱状,因此在提取和过滤时,建筑物被当做柱状物过滤掉了。为了验证该想法,首先将data-1中的该建筑物去除,过滤的网格属性与原来一致,分别设置为20、0.45和3,得到的精度和召回率分别为91.4%和91.5%,比原来的精度提高了约10%,召回率提高了2.1%。



(a) 谷歌街景中的建筑物照片

(b) data-1中改建筑物点云形状

图5 data-1中未提取的建筑物

Fig.5 The building which is not extracted from data-1

3.4 实验结果分析对比

为了验证本算法,选取了同样使用CMU数据集且较为先进的3种算法:S3DP(Stacked 3-D Parsing)^[18]、LogR(K-class logistic regression)^[18]和M3N(Max-Margin Markov Network)^[19],其将点云数据分类为电线、杆状物、地面、植被、树干、建筑物和车辆7类,本文只针对建筑物这一类进行比较。由于分类结果在精度和召回率之间难以权衡,故设定综合评

价指标 $F1$ (式(13)), $F1$ 较高时说明试验方法有效。

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (13)$$

式中: P 为精度; R 为召回率。对比结果汇总如表3所示。

从表4可看出, LogR算法表现最差, 综合评价指标 $F1$ 为0.8, 远低于其他算法; S3DP算法表现最好, 精度为83%, 召回率为93%, $F1$ 为0.88。由于受上述不规则建筑物的影响, 本方法的建筑物立面提取结果略低于 S3DP算法, 精度为84%, 召回率为90%, $F1$ 为0.87。去除不规则建筑物影响后, 精度为88%, 召回率为91%, $F1$ 为0.9, 较修正前结果有较大提升。所以, 本算法在较规则的建筑物立面提取上有较好的提取结果。

表4 不同方法建筑物立面提取结果比较分析

Tab.4 Precisions/recalls of different methods

计算方法	精度/(%)	召回率/(%)	F1
S3DP	83	93	0.88
M3N	80	92	0.86
LogR	74	87	0.80
本文方法	84	90	0.87
修正后本文方法	88	91	0.90

4 讨论

4.1 网格大小的选取

不同网格大小会对结果产生较大的影响。一方面如果网格过大, 不仅会导致同一个网格中包含较多点云, 从而损失大量的细节信息, 也会使单个网格中含有不同地物点的概率增大, 特征图像的混合网格增多, 影响分类的精度; 另一方面, 如果网格过小, 不仅会使特征图像的网格个数增多, 增加计算复杂度, 还会使有效网格密度变小, 造成特征图像相同地物邻域不连通的问题。

本文采用不同的网格大小对点云数据库 data-2 进行试验, 试验结果如图6所示。结果表明网格大小为 $0.25 \text{ m} \times 0.25 \text{ m}$ 和 $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$ 的提取结果最好; 网格大小为 $0.1 \text{ m} \times 0.1 \text{ m}$ 的提取结果错分和漏分明显偏高; 当网格较大 ($1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$) 时, 不同的地物会被分在一个网格中, 不易区分, 导致分类精度偏低。

4.2 网格属性的选取

网格属性的3个自由参数(形状系数、网格面积、最大高程)对最终结果也有一定影响。其中, 建筑物的高程一般不会低于3 m, 所以最大高程一般设置为3 m左右; 形状系数和网格面积要根据研究区域而设定, 如果取值过大, 可能会滤除真正的建

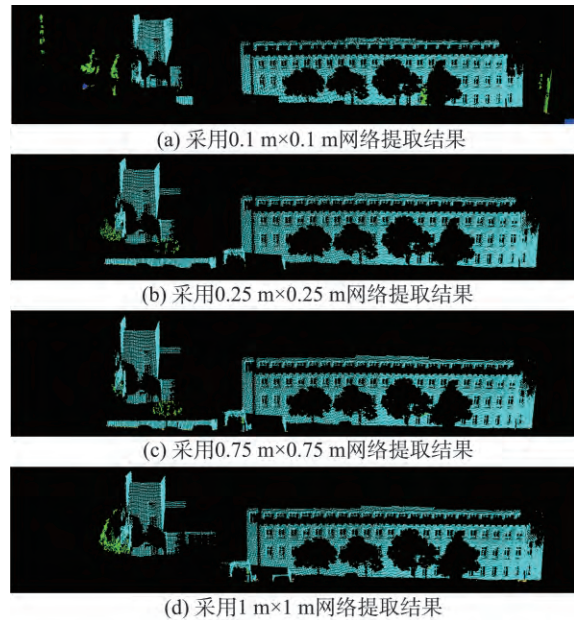


图6 网格大小对提取结果的影响

Fig.6 The impact of grid size on the extraction results

建筑物, 但是取值过小, 达不到过滤的效果。根据实验得出, 面积设置为 1.5 m^2 , 形状系数设置在0.45左右较为合适。

4.3 与同类型方法对比

本方法与文献[15]的方法属于同一类型方法, 因此本方法也具有计算开销小, 计算速度快的优点。不同的是, 文献[15]只使用了高度这一维信息, 因此在建筑物点云提取时会有2个缺点: 首先, 低矮的墙面由于高度较低, 很容易被过滤掉, 如图7(a)中左下角低矮的墙面并没有提取出来; 其次, 与建筑物高度的相似, 并且在特征图像上与之相连的地物很容易被错分, 如图7(a)中两侧的树木与建筑物高度类似, 并且靠近建筑物, 因此被错分为建筑物。而本文方法可以有效地避免上述2个问题(图7(b))。

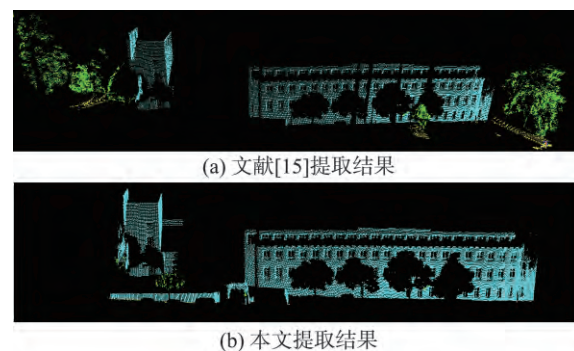


图7 提取结果对比

Fig.7 Comparison of extraction results

5 结论

本文提出了一种从移动激光扫描数据中半自动提取建筑物立面的方法。此方法延续了DoPP算法中点投影的思想,将三维问题进行“降维”处理,并在此基础上改进了杨必胜等^[15]的点投影特征图像算法,计算点的局部几何特征,得到多维点云特征图像;然后选取研究区域训练样本,使用SVM提取建筑物立面网格;最后使用网格属性(网格面积、形状系数和最大高程)过滤非建筑物立面网格,得到了较好的结果。以卡内基梅隆大学的移动激光扫描点云数据试验数据,本方法的提取精度和召回率分别为84%和90%。

本方法也存在一定的局限性,对一般建筑物立面提取比较理想,而对于比较特殊的建筑物立面,提取效果尚不完善。后续研究将对算法进行改进,使算法能够适应更加复杂的建筑物,并且将提取目标扩展到树木、地面、车辆等多种地物。

参考文献(References):

- [1] Haala N, Brenner C. Extraction of buildings and trees in urban environments [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999,54(2):130-137.
- [2] Suveg I, Vosselman G. Reconstruction of 3D building models from aerial images and maps [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and remote sensing*, 2004,58(3):202-224.
- [3] Yu B, Liu H, Wu J, *et al.* Automated derivation of urban building density information using airborne LiDAR data and object-based method [J]. *Landscape and Urban Planning*, 2010,98(3):210-219.
- [4] Demantké J, Mallet C, David N, *et al.* Dimensionality based scale selection in 3D lidar point clouds [J]. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Laser Scanning*, 2011, XXXVIII-5/W12(97-102).
- [5] Lalonde J F, Vandapel N, Huber D F, *et al.* Natural terrain classification using three-dimensional ladar data for ground robot mobility[J]. *Journal of Field Robotics*, 2006, 23(10):839-861.
- [6] Aijazi A K, 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.
- [7] Lim E H, Suter D. 3D terrestrial LIDAR classifications with super-voxels and multi-scale Conditional Random Fields [J]. *Computer-Aided Design*, 2009,41(10):701-710.
- [8] Wu B, Yu B, Yue W, *et al.* A voxel-based method for automated identification and morphological parameters estimation of individual street trees from mobile laser scanning data[J]. *Remote Sensing*, 2013,5(2):584-611.
- [9] Golovinskiy A, Kim V G, Funkhouser T. Shape-based recognition of 3D point clouds in urban environments[C]. *Computer Vision*, 2009:2154-2161.
- [10] Serna A, Marcotegui B. Detection, segmentation and classification of 3D urban objects using mathematical morphology and supervised learning[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014,93(7):243-255.
- [11] Zhu X, Zhao H, Liu Y, *et al.* Segmentation and classification of range image from an intelligent vehicle in urban environment[C]. *Intelligent Robots and Systems*, 2010: 1457-1462.
- [12] 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. [Shi W Z, Li B J, Li Q Q. A Method for Segmentation of Range Image Captured by Vehicle-borne Laserscanning Based on the Density of Projected Points[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2005,34(2):95-100.]
- [13] 吴宾,余柏菡,岳文辉,等.一种基于车载激光扫描点云数据的单株行道树信息提取方法[J].*华东师范大学学报:自然科学版*,2013,3(2):38-49. [Wu B, Yu B L, Yue W H, *et al.* Method for identifying individual street trees from the cloud data of the vehicle-borne laser scanning point [J]. *Journal of East China Normal University (Natural Science)*, 2013,3(2):38-49.]
- [14] 杨必胜,董震,魏征,等.从车载激光扫描数据中提取复杂建筑物立面的方法[J].*测绘学报*,2013,42(3):411-417. [Yang B S, Wei Z, Li Q Q, *et al.* Extracting Complex Building Facades from Mobile Laser Scanning Data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2013,42(3):411-417.]
- [15] 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. [Yang B S, Wei Z, Li Q Q, *et al.* A classification-oriented method of feature image generation for vehicle-borne laser scanning point clouds[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2010,39(5):540-545.]
- [16] Yang B, Dong Z. A shape-based segmentation method for mobile laser scanning point clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013,81(7):19-30.
- [17] 张学工.关于统计学习理论与支持向量机[J].*自动化学报*,2000,26(1):32-42. [Zhang X G. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. *Acta Autom Atic A Sinica*, 2000,26(1):32-42.]
- [18] Xiong X, Munoz D, Bagnell J A, *et al.* 3-d scene analysis via sequenced predictions over points and regions[C]. *Robotics and Automation*, 2011:2609-2616.
- [19] Munoz D, Bagnell J A, Vandapel N, *et al.* Contextual classification with functional max-margin markov networks [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009:975-982.