

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2020.202

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



基于多层次语义特征的建筑立面点云提取方法

向泽君,滕德贵,袁长征,龙川

(重庆市勘测院,重庆 401121)

摘要:建筑立面信息是指建筑物与外部空间接触面的空间分布及属性信息,如何从点云数据中提取建筑立面信息是点云数据处理中的热点和难点。为解决传统格网密度算法在建筑立面点云提取时评价标准单一、适应性不强的问题,综合分析建筑区各类典型地物点云的高程分布、投影密度、法向量分布等局部及整体空间特征,构建由点云单点语义、格网语义及区域语义组成的多层次语义特征描述子,在此基础上提出一种建筑立面点云提取方法,针对建筑立面点云在不同层次语义上的特点设置合理阈值,通过逐层筛选实现建筑立面点云的精确提取。试验结果表明:该算法能在低层、高层以及超高层建筑区等不同场景海量点云中快速准确地实现建筑立面点云提取,算法精度、效率、适应性好。

关键词:建筑立面;格网密度算法;点云;格网;语义;算法

中图分类号: TU198 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-6717(2020)04-0099-09

An extraction method for building facade point cloud based on multi-level semantic features

XIANG Zejun, TENG Degui, YUAN Changzheng, LONG Chuan

(Chongqing Surveying Institute, Chongqing 401121, P. R. China)

Abstract: Building facade information refers to the spatial distribution and attribute information of the contact surface between buildings and external space. How to extract building facade information from point cloud data is a hot and difficult problem in point cloud data processing. In order to solve the problems of single evaluation standard and weak adaptability of traditional grid density algorithm in building facade point cloud extraction, this paper analyzed the local and overall spatial characteristics such as elevation distribution, projection density and normal vector distribution of various typical surface feature point clouds in the construction area, and constructed a multi-level semantic feature descriptor composed of point cloud single point semantics, grid semantics and regional semantics. Based on this descriptor and the reasonable threshold which was set according to the semantic characteristics of building facade point cloud at different levels, a multi-level semantic feature extraction method was proposed to extract the building facade point

收稿日期: 2020-10-21

基金项目: 重庆市技术创新与应用发展专项重点项目(cstc2019jscx-fxydX0083, cstc2019jscx-mbdx0029)

作者简介: 向泽君(1965-),男,高级工程师,主要从事点云数据处理研究, E-mail: xiangzj@cqkcy.com。

袁长征(通信作者),男,高级工程师, E-mail: changzhengyuan@126.com。

Received: 2020-10-21

Foundation items: Key Projects of Chongqing Technological Innovation and Application Development (No. cstc2019jscx-fxydX0083, cstc2019jscx-mbdx0029)

Author brief: XIANG Zejun (1965-), senior engineer, main research interest: point cloud data processing, E-mail: xiangzj@cqkcy.com.

YUAN Changzheng (corresponding author), senior engineer, E-mail: yangkejia@tom.com.

cloud accurately layer by layer. The experimental results show that this algorithm can be used to quickly and accurately extract the building facades of low, high buildings and super high buildings from point clouds. Overall, this algorithm achieves a high precision, a high efficiency and a good adaptability.

Keywords: building facade; grid density algorithm; point cloud; grid; semantics; algorithm

建筑立面信息在建构筑物模型重建^[1]、老旧小区改造^[2]等方面具有重要作用,传统的立面测量方法包括全站仪法、测距仪法及摄影测量法^[3]等,存在信息获取不全、作业效率低等问题。三维激光扫描可快速获取具有三维坐标及颜色、强度、纹理等属性的海量点云,极大提升了空间地理信息的获取能力^[4-5],也为建筑立面测绘提供了一种更新、更快的技术手段^[6]。由于点云中包含的地物类型多样、点密度分布不均且存在各种噪声,快速准确地提取建筑立面一直是点云数据处理的难点。

学者们针对点云分类与提取进行了大量研究,主要算法分为模型拟合法^[7-8]、属性聚类法^[9-10]、区域生长法^[11-13]、机器学习算法^[14-20]以及平面投影法^[21-23]等。其中,模型拟合法^[7-8]基于平面、球体、圆柱体等几何体的数学模型进行点云分隔,处理速度快,但只适用于规则地物的提取;属性聚类法^[9-10]利用点云的特征进行聚类 and 分隔,其结果较稳定,但无法区分特征相似的地物,且处理复杂场景时耗时较长;区域生长法^[11-13]首先选取种子点,然后搜索邻域内满足一定相似性标准的点进行聚类,通过不断生长完成分割,算法结果依赖于种子点及生长准则的选取,选取不当将导致过生长或欠生长;面向三维点云的机器学习算法^[14-20]框架还有待完善,且需要大量样本数据进行训练,分类结果具有一定随机性。

点云平面投影方法^[21-23]将三维点云投影到二维平面并进行网格划分得到点云特征图像,然后采用图像处理方法进行分类,具有算法简单、运算速度快等优点,在点云分类方面得到了广泛应用。史文中等^[21]基于点云投影密度进行建筑物立面提取,由于分类标准单一,提取结果容易受其他地物干扰,在地形起伏较大、地物复杂多样时效果难以保证;卢秀山等^[22]通过三维和二维网格进行综合判断,并基于RANSAC算法去噪,提高了分类精度,但算法复杂度高,运算效率较低。邵磊等^[23]提出了一种结合多种投影影像提取建筑物的方法,但该方法首先要进行地面点云提取,增加了算法复杂度,且地面点提取精度将直接影响后续建筑物提取精度。

针对上述传统网格算法存在的问题,引入点云的单点语义、网格语义和区域语义,构建基于多层次语义特征的建筑立面点云提取方法,并对不同场景的点云数据进行提取,验证算法的有效性。

1 基于多层次语义的建筑立面点云提取算法

1.1 建筑区典型地物点云空间特性

建筑区地物可分为地面(含低矮植被)、建筑物、杆状物、树木及其他地物类型^[24],通过地面三维激光扫描仪获取的部分地物点云及平面投影如图 1 所示,其具体特性如下:

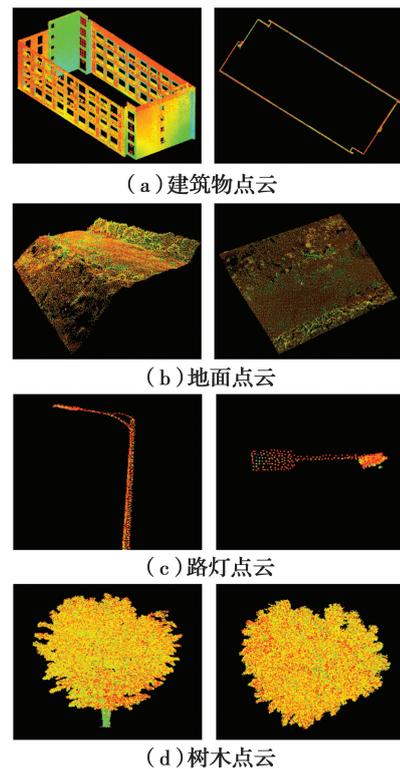


图 1 建筑区典型地物点云及平面投影

Fig. 1 Typical surface point cloud and plane projection in the building area

1) 建筑物点云特征。建筑物外形较为规则,高度较高,点云集中在建筑物外立面,投影到 XOY 平面后呈线性连续分布,立面投影区域点云密度大,建筑物内部点云密度小。此外,由于建筑立面一般垂直于地面,点云法向量垂直角集中分布在 90° 附近,

标准差较小。

2)地面点云特征。地面点云高程值较小,投影到平面后呈面状均匀分布,法向量垂直角分散分布,标准差较大。

3)杆状地物点云特征。电杆、路灯等杆状地物一般垂直于地面且有一定高度,投影面积小,点密度较大。立杆部分与附属部件(如灯泡、摄像头等)法向量垂直角差异较大。

4)树木点云特征。树木具有一定高度,且树冠范围较树干大,单棵树木投影后呈近似圆形分布,投影范围内点密度分布较为均匀,法向量垂直角标准差较大。

计算图 1 中各点云的法向量,并分别选取 10 000 个来计算其垂直角(法向量与 Z 轴夹角),分布特征如图 2 和表 1 所示:

表 1 建筑区典型地物法向量垂直角均值及标准差统计表
Table 1 Mean and standard deviation of normal vector vertical angle of typical features in the building area

地物类别	法向量数量	垂直角均值/(°)	垂直角标准差/(°)
建筑物	10 000	89.78	4.99
地面	10 000	67.92	71.13
路灯	10 000	82.35	24.53
树木	10 000	90.78	38.61

1.2 点云多层次语义特征

根据各类地物的空间特征,结合建筑物立面提取的需求,构建点云单点语义、格网语义和区域语义 3 类特征。

1)单点语义特征。对于点 P ,将其高程值 P_z 作为单点语义特征,即

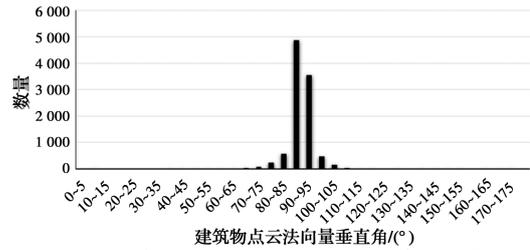
$$P = \{P_z\} \quad (1)$$

基于该特征,通过设置低点阈值 Z_{low} 可将低于该值的非建筑点云剔除;若大于高点阈值 Z_{high} 的点全部为建筑立面点,则可将该阈值以上的点标记为建筑立面点。

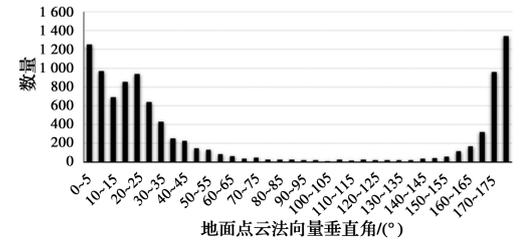
2)格网语义特征。将点云进行平面投影并按一定尺寸划分格网 G ,计算格网内的点云密度 G_D 、最高点与最低点高差 G_H 作为单元格网的语义特征,即

$$G = \{G_D, G_H\} \quad (2)$$

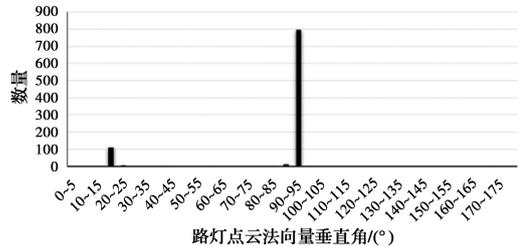
由于建筑物具有一定高度且在立面处的点云投影密度较大,可将格网密度或高差低于一定阈值的非建筑立面点云剔除。



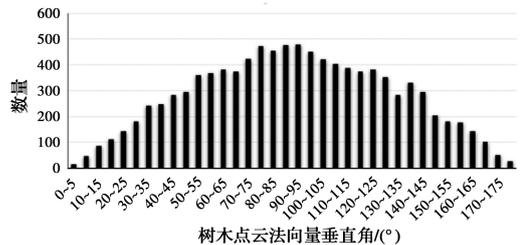
(a) 建筑物点云法向量垂直角分布统计图



(b) 地面点云法向量垂直角分布统计图



(c) 路灯点云法向量垂直角分布统计图



(e) 树木点云法向量垂直角分布统计图

图 2 建筑区典型地物法向量垂直角分布统计图

Fig. 2 Normal vector vertical angle distribution of typical features in the building area

3)区域语义特征。将满足格网语义特征阈值要求的格网定义为兴趣格网,相互连通的兴趣格网集合定义为一个对象区域 A ,对每个区域采用安德鲁算法(Andrew's Algorithm)计算凸包,统计凸包范围内格网总数 A_T 以及兴趣格网数量 A_C ,按式(3)计算兴趣格网比例。

$$A_R = \frac{A_C}{A_T} \quad (3)$$

建筑物对应区域 A_C 较大但 A_R 较小;杆状物及树木对应区域 A_C 较小但 A_R 较大。此外,由于建筑立面点云法向量垂直角标准差 A_N 明显小于其他地物,可作为立面点云提取的一个重要特征。综上,将 A_C 、 A_R 以及 A_N 作为对象区域的语义特征,即

$$A = \{A_C, A_R, A_N\} \quad (4)$$

以上定义的点云单点语义、格网语义及区域语义分别代表地物的单点特征、局部特征和整体特征,形成了点云多层次语义特征描述子,如表 2 及图 3 所示。

表 2 点云多层次语义特征

Table 2 Multi-level semantic features of point cloud

语义分类	语义特征
单点语义	高程 P_z
格网语义	点云密度 G_D 、高差 G_H
区域语义	兴趣格网数量 A_C 、兴趣格网比例 A_R 、法向量垂直角标准差 A_N

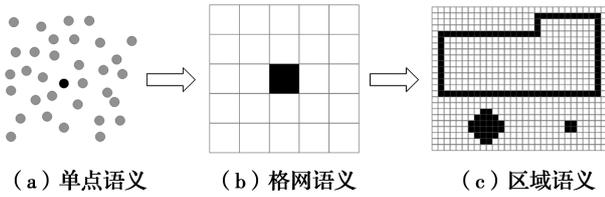


图 3 点云多层次语义特征示意图

Fig. 3 Multi-level semantic features of point cloud

1.3 算法步骤

基于上述多层次语义特征描述子,提出一种建筑立面点云提取算法:首先通过单点语义特征,即点的高程值剔除低于建筑物的点云,同时提取出一定高度以上仅包含建筑物的高层建筑点云;然后将剩余点云及高层建筑点云投影到 XOY 平面并划分格网,根据格网语义特征选取兴趣格网;最后对兴趣格网进行连通性分析得到对象区域,并基于区域语义特征实现建筑立面点云的精确提取,具体步骤如下。

1) 数据预处理。数据预处理主要是通过裁剪、滤波等方式剔除点云中的噪点,减少对后续数据处理的干扰;此外,按一定采样间隔进行重采样,去除过密点云,提高运算效率。

2) 基于单点语义特征的初步分类。设置低点阈值 Z_{low} ,剔除低于该值的非建筑点云;设置高点阈值 Z_{high} ,提取高于该值的建筑立面点,即

$$p(P_z) = \begin{cases} P_z < Z_{low}, \text{非建筑立面点} \\ Z_{low} \leq P_z \leq Z_{high}, \text{待分类点} \\ P_z > Z_{high}, \text{高层建筑立面点} \end{cases} \quad (5)$$

阈值设置时,要确保低于 Z_{low} 无建筑立面点,高于 Z_{high} 只有建筑立面点。

3) 点云平面投影及单元格网划分。将步骤 2) 得到的待分类点以及高层建筑立面点投影到 XOY 平面,投影计算公式为

$$[X', Y', Z'] = [X, Y, Z] \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} + [0, 0, h] \quad (6)$$

式中: X, Y, Z 为点云原始坐标; X', Y', Z' 为投影后坐标; h 为投影面高程,一般取 0。投影后即可按一定间隔 d 进行格网划分,设点云平面坐标最大、最小值分别为 $X_{min}, Y_{min}, X_{max}, Y_{max}$,则格网的行列数 R, C 分别为

$$\begin{cases} R = (X_{max} - X_{min})/d \\ C = (Y_{max} - Y_{min})/d \end{cases} \quad (7)$$

设点 i 坐标为 (x_i, y_i, z_i) ,则对应格网行列号 r_i, c_i 为

$$\begin{cases} r_i = \text{floor}\left(\frac{x_i - X_{min}}{d}\right) \\ c_i = \text{floor}\left(\frac{y_i - Y_{min}}{d}\right) \end{cases} \quad (8)$$

式中: floor 为小于该值的最大整数,且行列号从 0 开始计数。

4) 基于格网语义特征的二次分类。设格网 I 内的点数为 N ,对应三维点云坐标为 $(X_i, Y_i, Z_i), i = 1, 2, \dots, N$,则该格网的点密度 G_{DI} 、高差 G_{HI} 分别为

$$G_{DI} = N/d^2 \quad (9)$$

$$G_{HI} = \max_{1 \leq i \leq N} Z_i - \min_{1 \leq i \leq N} Z_i \quad (10)$$

设置点密度阈值 $G_{D,th}$ 和高差阈值 $G_{H,th}$,并基于式(11)所示准则选取建筑物立面对应兴趣格网。

$$g(G_D, G_H) = \begin{cases} (G_D > G_{D,th}) \wedge (G_H > G_{H,th}), \text{兴趣格网} \\ \neg [(G_D > G_{D,th}) \wedge (G_H > G_{H,th})], \text{非兴趣格网} \end{cases} \quad (11)$$

点密度阈值 $G_{D,th}$ 根据点云密度与格网尺寸 d 进行确定;高差阈值 $G_{H,th}$ 应略小于范围内最矮建筑物的高度。

5) 基于区域语义特征的精确分类。对兴趣格网进行连通性分析得到多个对象区域,设区域 J 包含的兴趣格网数量为 S ,对应凸包范围内格网总数为 T ,则该区域语义特征 A_{CJ}, A_{RJ} 分别为

$$A_{CJ} = S \quad (12)$$

$$A_{RJ} = \frac{S}{T} \quad (13)$$

计算区域内点云法向量及垂直角,并统计垂直角标准差 A_{NJ} ,然后设置各特征阈值 $A_{C,th}, A_{R,th}$ 及 $A_{N,th}$,基于式(14)所示准则进行建筑立面点云的精确分类。

$$a(A_C, A_R) = \begin{cases} (A_C > A_{C,th}) \wedge (A_R < A_{R,th}) \wedge (A_N < A_{N,th}), & \text{建筑立面区域} \\ [(A_C > A_{C,th}) \wedge (A_R < A_{R,th}) \wedge (A_N < A_{N,th})], & \text{非建筑立面区域} \end{cases} \quad (14)$$

兴趣格网数量阈值 $A_{C,th}$ 根据格网尺寸与建筑物大小进行设置;根据测试,比例阈值 $A_{R,th}$ 一般设置为 20%~30%,法向量垂直角标准差阈值 $A_{N,th}$ 一般设置为 $5^\circ \sim 10^\circ$ 。

最后,查询平面投影位于建筑立面区域内的点云,与步骤(2)提取的高层建筑点云取并集,即得到满足多层次语义特征的建筑立面点云。

算法流程如图 4 所示。

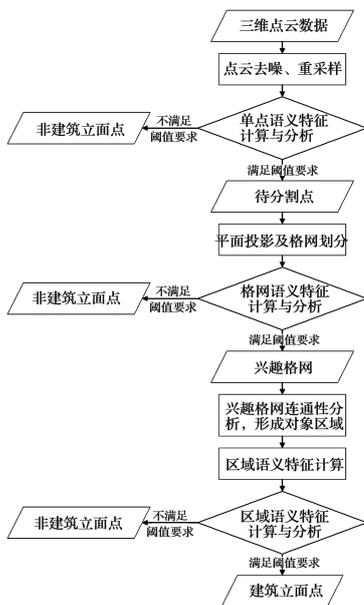


图 4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow

2 实验分析

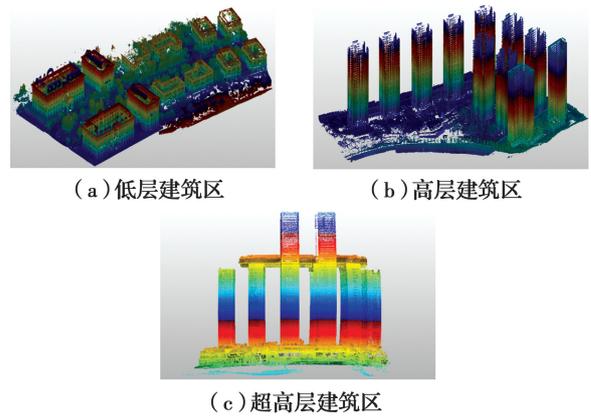
目前,基于属性聚类算法的点云分类方法在多款主流的点云商业处理软件中方得到了实现,使用较为广泛。本文算法是对传统格网密度算法的改进,因此,分别采用本文算法、传统格网密度(DoPP)算法以及属性聚类算法对不同场景的点云数据进行

建筑立面提取,并对提取结果进行评价以验证本文算法的提取精度、效率及适用性。

2.1 实验数据

实验数据为低层建筑区、高层建筑区以及超高层建筑区 3 种典型场景的实测地面三维激光点云,如图 5 所示。

3 个数据集的基本特征如表 3 所示。



(c) 超高层建筑区

图 5 实验数据

Fig. 5 Experimental data

2.2 实验方法

首先通过人工编辑方式对 3 个数据集建筑立面进行精细提取,并将其作为评价算法精度的标准;然后分别用 3 种算法提取建筑立面点云,对提取结果的精度、适应性及效率进行对比分析。其中本文算法及 DoPP 算法采用 C++ 语言编程实现,属性聚类算法采用某商业软件点云分类功能模块。

2.2.1 参数设置 针对不同数据集的实际特点,设置了本文算法以及 DoPP 算法的各项参数,为便于比较,对两种算法设置相同的格网尺寸和点云密度参数,如表 4 所示。

表 3 点云数据集特征描述

Table 3 Feature description of point cloud data set

数据集名称	点数	采样间隔/m	地面高差/m	建筑栋数	最低建筑高度/m	最高建筑高度/m	说明
低层建筑区	24 730 201	0.05	16.8	12	7.2	25.3	植被密集,有大量杆状地物
高层建筑区	11 335 158	0.1	30.9	12	1.7	97.2	建筑物高差大,有围墙及低矮建筑
超高层建筑区	8 051 998	0.1	28.6	8	6.3	341.8	超高层建筑,造型复杂,裙楼立面破碎

表 4 算法参数表

Table 4 Algorithm parameters

建筑类型	算法	单点特征			网格特征			区域特征	
		低点阈值 Z_{high}/m	高点阈值 Z_{low}/m	网格尺寸 d/m	点云密度 $G_{D_{th}}/(点/格)$	点云高差阈 值 $G_{H_{th}}/m$	兴趣网格数量 阈值 $A_{C_{th}}$	兴趣网格比 例阈值 $A_{R_{th}}$	法向量垂直角标 准差阈值 $A_{N_{th}}/(^\circ)$
低层建筑区	本文算法	324	363	0.1	5	7	2 000	0.4	10
	DoPP 算法			0.1	5				
高层建筑区	本文算法	307	353	0.1	3	3	200	0.6	8
	DoPP 算法			0.1	3				
超高层建筑区	本文算法	194	255	0.1	3	1	500	0.6	13
	DoPP 算法			0.1	3				

2.2.2 算法提取 图 6、图 7、图 8 分别展示了采用人工精细分类、本文算法、DoPP 算法以及属性聚类算法对 3 个数据集的建筑立面提取结果。

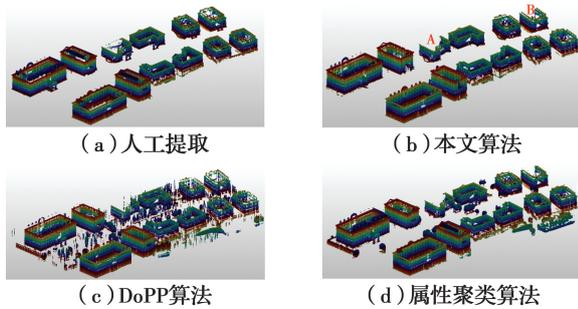


图 6 低层建筑区提取结果

Fig. 6 Extraction results of low-rise building areas

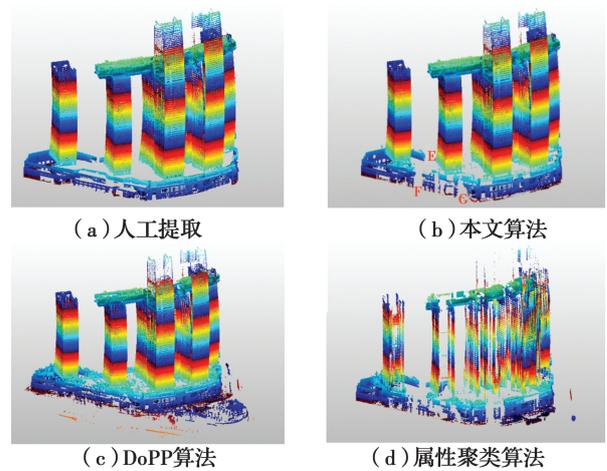


图 8 超高层建筑区提取结果

Fig. 8 Extraction results of super-tall building area

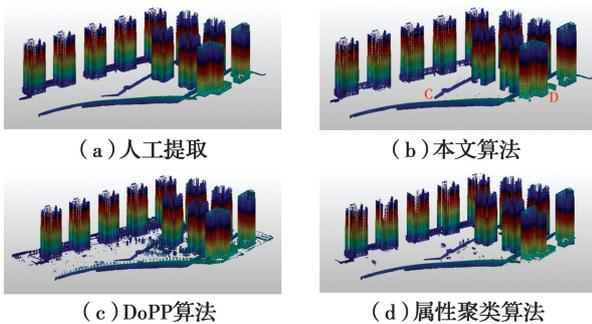


图 7 高层建筑区提取结果

Fig. 7 Extraction results of high-rise building areas

2.2.3 评价指标 以人工提取结果作为真实值,分别按式(15)、(16)、(17)、(18)计算各算法提取结果的真正类率(True Positive Rate, TPR)、假正类率(False Positive Rate, FPR)、准确率(Accuracy, Acc)和交并比(Intersection over Union, IoU)4个精度指标,同时,统计运算时间来评价算法效率。

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (15)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (16)$$

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (17)$$

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (18)$$

式中:TP、FP、TN、FN 的含义可用混淆矩阵表示。

表 5 分类混淆矩阵

Table 5 Classification confusion matrix

真实值	算法分类值	
	建筑立面点	其他地物点
建筑立面点	TP	FN
其他地物点	FP	TN

为评价算法效率,采用 3 种算法对所有数据集分别处理 10 次,计算平均用时,测试平台基本参数如表 6 所示。

表 6 测试平台基本参数表

Table 6 Basic parameter of test platform

操作系统	CPU 主频	内存	硬盘
Windows 10	2.81 GHz	16 GB	3 TB

3 种分类方法的评价指标如表 7 所示。

2.3 结果分析

从图 6、图 7、图 8 以及表 7 中可以看出:

1) 提取精度方面:除了高层建筑区的 TPR 指

表 7 提取结果对比分析

Table 7 Comparison and analysis of extracted results

数据	方法	算法分类	人工分类		精度指标				效率指标
			建筑立面	其他地物	真正类率 TPR/%	假正类率 FPR/%	准确率 Acc/%	交并比 IoU/%	运算时间/s
低层建筑区	本文算法	建筑立面	6 952 034	144 156	87.74	0.86	95.49	86.18	7.028
		其他地物	970 983	16 663 028					
	DoPP 算法	建筑立面	6 233 308	3 033 242	78.67	18.05	80.90	56.89	6.423
		其他地物	1 689 709	13 773 942					
	属性聚类算法	建筑立面	6 417 541	3 203 060	81.00	19.06	80.96	57.68	206.537
		其他地物	1 505 476	13 604 124					
高层建筑区	本文算法	建筑立面	7 884 992	26 574	90.93	1.00	92.83	90.66	4.669
		其他地物	786 156	2 637 436					
	DoPP 算法	建筑立面	8 550 546	830 214	98.61	31.16	91.61	89.99	3.891
		其他地物	120 602	1 833 796					
	属性聚类算法	建筑立面	7 518 823	38 351	86.71	1.44	89.50	86.33	95.613
		其他地物	1 152 325	2 625 659					
超高层建筑区	本文算法	建筑立面	5 496 908	143 703	94.84	6.37	94.50	92.54	3.445
		其他地物	299 297	2 112 090					
	DoPP 算法	建筑立面	5 143 255	896 651	88.73	39.75	80.76	76.85	2.863
		其他地物	652 950	1 359 142					
	属性聚类算法	建筑立面	2 202 063	361 300	37.99	16.02	50.88	35.76	933.792
		其他地物	3 594 142	1 894 493					

标,本文算法其他各项指标均为最优。对于高层建筑区,DoPP 算法的 TPR 指标最高,即该算法提取的真实建筑立面点最多,但 FPR 指标同样很高,说明结果中包含了大量错分点,图 7(c)也证明了这一结论。

2) 场景适应性方面:本文算法对 3 种不同场景的点云均提取出了较为完整的建筑立面,仅在点云过于稀疏的立面和挡墙处(图 6(b)A、B 处;图 7(b)C、D 处;图 8(b)E、F、G 处)有部分缺失;DoPP 算法在低层及高层建筑区的错分点云较多(图 6(c)、图 7(c)),在超高层建筑上部立面缺失明显(图 8(c));属性聚类算法在高层建筑区提取效果较好,但无法剔除大面积的密集植被,且超高层建筑立面缺失严重(图 8(d))。

3) 运算效率方面:与 DoPP 算法相比,由于本文

算法顾及的特征更加全面,运算时间略有增加,但相差均小于 1 s,且都在 10 s 以内;属性聚类算法运算时间较长。

综合各项评价指标,本文算法在提取精度及不同场景的适应性方面均明显优于 DoPP 算法及属性聚类算法;在运算效率方面与 DoPP 算法相当,与属性聚类算法相比优势明显。

3 结论

结合各类地物点云的单点特征、局部特征及整体特征构建对应的语义属性,并提出了一种基于多层次语义特征的建筑立面提取方法。该方法的主要贡献有:

1) 综合考虑点云高程、平面投影点密度及分布特征、法向量垂直角等多层次语义特征,实现对建筑

立面的精确描述,提高了提取结果的正确率和完整性。

2)将三维分类问题转化到二维平面,算法效率高。

3)算法参数设置灵活,适应性好,可满足不同场景的提取需求。

通过不同场景点云的提取实验结果表明:该方法可快速有效的提取复杂环境中的建筑立面点云,与传统 DoPP 算法及属性聚类算法相比,提取精度及适应性显著提高。目前,算法参数需根据点云的实际情况进行设定,下一步将研究参数的自适应设置,提高算法的实用性,并在三维建模、智慧城市建设等领域推广应用。

参考文献:

- [1] 罗德安,廖丽琼,吴志群. 基于点云的建筑立面模型快速重建[J]. 测绘通报, 2013(12):21-24.
LUO D A, LIAO L Q, WU Z Q. Rapid reconstruction building facade models from point cloud [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2013 (12): 21-24. (in Chinese)
- [2] 邵万里. Agisoft PhotoScan 在立面测量中的应用[J]. 城市勘测, 2019(2): 74-76.
SHAO W L. Application of agisoft PhotoScan in facade surveying [J]. Urban Geotechnical Investigation & Surveying, 2019(2): 74-76. (in Chinese)
- [3] 袁凌云,李慧,李杰,等. 三维激光扫描技术在建筑立面照明设计中的应用[J]. 测绘通报, 2020(1): 164-166.
YUAN L Y, LI H, LI J, et al. Application of 3D laser scanning technology in building facade lighting design [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(1): 164-166. (in Chinese)
- [4] 杨必胜,梁福逊,黄荣刚. 三维激光扫描点云数据处理研究进展、挑战与趋势[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1509-1516.
YANG B S, LIANG F X, HUANG R G. Progress, challenges and perspectives of 3D LiDAR point cloud processing [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1509-1516. (in Chinese)
- [5] 袁长征,滕德贵,胡波,等. 三维激光扫描技术在地铁隧道变形监测中的应用[J]. 测绘通报, 2017(9): 152-153.
YUAN C Z, TENG D G, HU B, et al. Application of 3D laser scanning technology in subway tunnel deformation monitoring [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(9): 152-153. (in Chinese)
- [6] 李婉. 地面三维激光扫描技术对建筑物立面测量的应用[J]. 测绘通报, 2016(Sup2): 241-244.
LI W. Application of ground 3D laser scanning technology to building elevation measurement [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2016(Sup2): 241-244. (in Chinese)
- [7] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection [J]. Computer Graphics Forum, 2007, 26(2): 214-226.
- [8] YANG B S, DONG Z. A shape-based segmentation method for mobile laser scanning point clouds [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 81: 19-30.
- [9] ZHAN Q M, LIANG Y, LIANG Y B. A point cloud segmentation method based on vector estimation and color clustering [C]//The 2nd International Conference on Information Science and Engineering, December 4-6, 2010, Hangzhou, China. IEEE, 2010: 3463-3466.
- [10] 王晓辉,吴禄慎,陈华伟,等. 应用改进的粒子群优化模糊聚类实现点云数据的区域分割[J]. 光学精密工程, 2017, 25(4): 1095-1105.
WANG X H, WU L S, CHEN H W, et al. Region segmentation of point cloud data based on improved particle swarm optimization fuzzy clustering [J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(4): 1095-1105. (in Chinese)
- [11] 赵传,张保明,陈小卫,等. 一种基于 LiDAR 点云的建筑物提取方法[J]. 测绘通报, 2017(2): 35-39.
ZHAO C, ZHANG B M, CHEN X W, et al. A method of extracting building based on LiDAR point clouds [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(2): 35-39. (in Chinese)
- [12] 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.
- [13] 卢学良,童晓冲,张永生,等. 城市密集点云的区域生长表面构网改进算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(6): 832-837.
LU X L, TONG X C, ZHANG Y S, et al. An improved region-growing surface triangulation algorithm for urban dense point cloud [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(6): 832-837. (in Chinese)

- [14] CHARLES R Q, HAO S, MO K C, et al. PointNet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 77-85.
- [15] LI Y Y, BU R, SUN M C, et al. PointCNN: Convolution on X-transformed points [C]//Advances in Neural Information Processing Systems, December 3-8, 2018, Montréal, Canada, 2018: 820-830.
- [16] PAOLETTI M E, HAUT J M, PLAZA J, et al. A new deep convolutional neural network for fast hyperspectral image classification [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 145: 120-147.
- [17] JADERBERG M, SIMONYAN K, ZISSERMAN A, et al. Spatial transformer networks [C]//Advances in Neural Information Processing Systems, December 7-12, 2015, Montreal, Quebec, Canada, 2015: 2017-2025.
- [18] LI Z Q, CAI X, LIU Y, et al. A novel Gaussian-bernoulli based convolutional deep belief networks for image feature extraction [J]. Neural Processing Letters, 2019, 49(1): 305-319.
- [19] KOMARICHEV A, ZHONG Z C, HUA J. A-CNN: annularly convolutional neural networks on point clouds [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. IEEE, 2019: 7413-7422.
- [20] YE X Q, LI J M, HUANG H X, et al. 3D recurrent neural networks with context fusion for point cloud semantic segmentation [M]//Computer Vision-ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 415-430.
- [21] 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. (in Chinese)
- [22] 卢秀山, 邢恺强, 刘如飞, 等. 一种三维激光点云中建筑物立面渐进分割方法[J]. 测绘科学, 2019, 44(12): 7-13.
- LU X S, XING K Q, LIU R F, et al. Gradual segmentation method for building facade in 3D laser point cloud [J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(12): 7-13. (in Chinese)
- [23] 邵磊, 董广军, 于英, 等. 车载激光扫描数据中建筑物立面快速提取[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(4): 462-470.
- SHAO L, DONG G J, YU Y, et al. A fast method of building extraction from mobile LiDAR scanning data [J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(4): 462-470. (in Chinese)
- [24] 吴芬芳, 李清泉, 熊卿. 基于车载激光扫描数据的目标分类方法[J]. 测绘科学, 2007, 32(4): 75-77, 195.
- WU F F, LI Q Q, XIONG Q. On classification of vehicle-borne laser-scanning data [J]. Science of Surveying and Mapping, 2007, 32(4): 75-77, 195. (in Chinese)

(编辑 章润红)