引文格式：叶长斌, 景国峰, 罗翠翠, 等. 基于点云特征的建筑物屋顶面提取[J]. 地理空间信息, 2023, 21(3): 86-89. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.03.018

基于点云特征的建筑物屋顶面提取

叶长斌[1]，景国峰[1]，罗翠翠[1]，焦宇军[1]，贾亚军[1]
（1. 山东正元数字城市建设有限公司，山东 烟台 264670）

摘　要：针对从激光雷达点云中提取建筑物屋顶面精度不高、效果不佳等问题，提出了一种利用点云特征的建筑物屋顶面提取方法。通过统计点云的屋顶面法向量特征识别屋顶面，利用改进的基于密度的空间聚类算法实现屋顶面聚类，并采用张量投票的方式解决屋顶面点云竞争的问题。实验结果表明，该方法能有效提取屋顶面点云，总体精度约为96%，能满足实际工作的需要。

关键词：三维激光；点云；屋顶面；基于密度的空间聚类；分类提取
中图分类号：P231　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）03-0086-04

Extraction of Building Roof Surface Based on Point Cloud Features

YE Changbin[1], JING Guofeng[1], LUO Cuicui[1], JIAO Zijun[1], JIA Yajun[1]
(1. Shandong Zhengyuan Digital City Construction Co., Ltd., Yantai 264670, China)

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy and poor effect of extracting building roof surface from LiDAR point cloud, we proposed a building roof surface extraction method based on point cloud features. We identified the roof surface by collecting the point cloud normal vector features of roof surface, used the improved density-based spatial clustering of applications with noise(DBSCAN) algorithm to realize the roof surface clustering, and used the tensor voting method to solve the problem of roof surface point cloud competition. The experimental results show that the method can effectively extract the point cloud of roof surface, and the overall accuracy is about 96%, which can meet the needs of actual work.

Key words: 3D laser, point cloud, roof surface, DBSCAN, classification extraction

随着激光雷达（LiDAR）技术的发展，LiDAR点云数据在数字城市建筑物提取、三维建模等方面的应用越来越广泛。获取高精度建筑物数据是构建数字城市的重要内容，因此从LiDAR点云中提取建筑物屋顶已成为研究热点。目前，建筑物屋顶面的提取主要采用基于随机采样一致性（RANSAC）算法、区域增长、三维Hough变换算法以及几者组合的算法[1]。朱军桃[2]等采用一种基于三角面的区域增长算法来实现建筑物屋顶面点云的分割，并结合RANSAC和Alpha Shape算法[3]把过度分割的面片进行合并；该方法对于处理复杂建筑物屋顶面的效果较理想，但对于分割狭长屋顶面的结果较差。杨洋[4]等根据建筑物边缘垂直或平行的特点，利用区域生长算法将屋顶面分成了不同的平面；该方法对于规则的建筑物屋顶面具有较好的效果，但易受点云密度影响，提取精度随点云密度的降低而降低，当点云密度低于1 pt/m^{2}时，可能会导致建筑物重建失败。闻平[5]等提出了一种基于点云数据的渐进式建筑物提取方法，采用改进效率的Hough变换提取点云中的平面，再根据相邻点方位角阈值和RANSAC算法拟合建筑物轮廓线，从而提取出建筑物；该方法对于长边和复杂边界建筑物提取效果较好，且提供了一整套提取建筑物的流程。

由于点云数据杂乱且数据量大，提取的屋顶面仍存在不完整、识别错误等问题，进而导致提取效果不佳、数据处理效率低。针对建筑物屋顶面提取中屋顶面识别问题，本文提出了一种基于点云特征的提取方法，结合点云特征和基于密度的空间聚类（DBSCAN）算法提取屋顶面。

1　研究方法

1.1　数据预处理

为剔除原始点云中的噪声点，并分离地面点和非地面点，需进行数据预处理。本文利用CloudCompare软件进行数据预处理，选择该软件中的基于布料模拟滤波（CSF）算法，将地面点和非地面点分离开来。由于本文研究的重点是建筑物屋顶面的提取，而屋顶离地面具有一定的距离，因此通过设置高程阈值可剔除大部分噪声点。

收稿日期：2021-10-06；修回日期：2021-12-13。
项目来源：山东省自然科学基金资助项目（ZR2017MD029）。
第一作者简介：叶长斌（1979—），高级工程师，注册测绘师，主要从事测绘地理信息工作，E-mail：yechangbin112233@163.com。

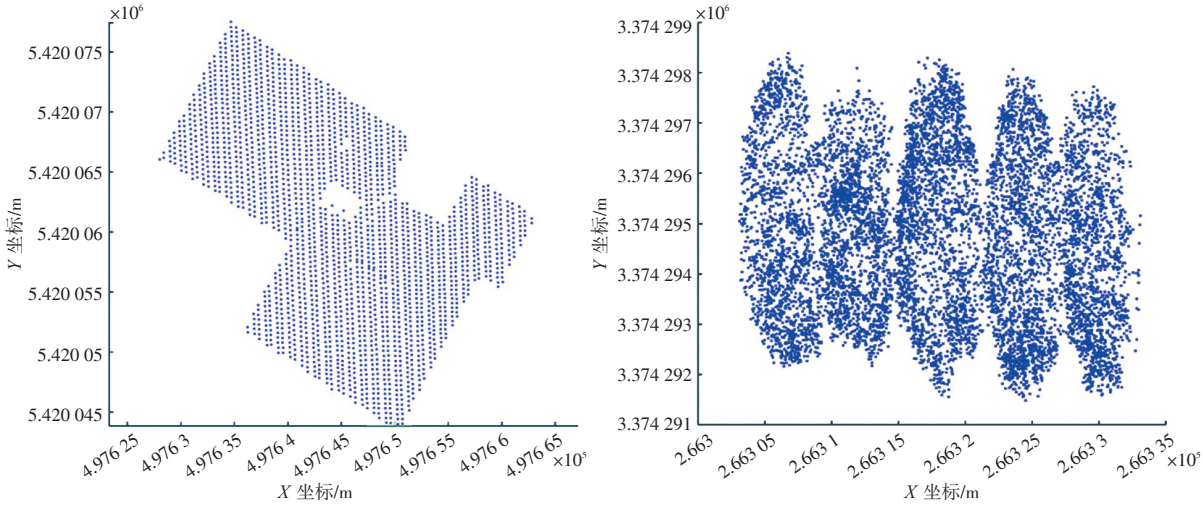
1.2　法向量特征

常见的建筑物屋顶面多为平面或曲面[6]，同一屋顶面的激光脚点往往具有相似的特征。利用点云特征可从LiDAR数据中提取屋顶面，本文主要利用法向量和点云密度特征提取屋顶面。

目前法向量的计算方法主要分为基于局部平面拟合、基于Delaunay/Voronoi、基于鲁棒统计3类[1]。本文利用屋顶面局部拟合平面求得法向量，以任意一点 p 为例，计算点 p 与其邻域点 $p_i(i=1,2,\cdots,k)$ 构成的局部平面法向量，再通过构造邻域点协方差矩阵求得其特征值以及对应的特征向量，最小特征值对应的特征向量即为点 p 的法向量。局部平面内点 p 的单位法向量的点积值[7]近似为1，因此可利用点云局部拟合平面的法向量来识别屋顶面。

1.3　基于DBSCAN的屋顶面提取

DBSCAN算法将具有相同密度特征的点归为一簇[8]，与其他地物点云相比，屋顶面激光脚点分布规律且密度均匀，如图1所示，屋顶面点云分布呈现一定的规律，且密度较均匀；树木点云则较杂乱且密度分布不均，因此可通过DBSCAN算法区分屋顶面点云和其他密度不均匀的点云。



a 屋顶面点云　　b 树木点云

图1　点云分布和密度特征对比示意图

DBSCAN算法的主要参数包括邻域半径（Eps）和最小点数阈值（MinPts）。以点 p 为例，计算点 p 与其他所有点的欧氏距离，按距离远近排序并找到距离转折点，据此设置Eps和MinPts的初始值；再通过聚类选出满足条件的点[9]；最后根据聚类效果调整参数大小，通过迭代算法实现所有点的聚类。然而，DBSCAN算法运行时间长、效率低，没有考虑屋顶面点云的特征。为更好地实现屋顶面点云的聚类提取，本文利用点云法向量特征对DBSCAN算法进行改进，除计算邻域点欧氏距离外，增加法向量信息，即计算点 p 单位法向量与各邻域点单位法向量的点积，若点积接近于1，则归为屋顶面点云。其基本步骤为：①输入数据集，设置初始参数（Eps和MinPts等）；②检索点 $p_i(i=1,2,3,\cdots,N)$，搜索其Eps内的点数 n，判断是否满足MinPts的阈值条件，若满足，则将该点标记为核心点，其邻域点标记为邻域点，若不满足则标记为噪声点；③计算点 p_i 和邻域点的单位法向量，并计算其点积，若点积值接近于1，则将点 p_i 标记为屋顶面点云，邻域点标记为待定屋顶面点云，若不满足则标记为噪声点；④检索点 p_i 的邻域点，重复步骤②、③，并不断向外生长检索其他点，直到所有点检索完成；⑤输出标记的屋顶面点云。

1.4　基于张量投票的屋顶面竞争

屋顶面竞争是指在交界处的点同时属于多个屋顶面，而在提取过程中，交界处的点云被误分到一个平面，导致面与面之间的边界不清晰[10]，如图2中屋顶面A、B、C的交界点 p_1、p_2，若先检索屋顶面B，则点 p_1、p_2 都被归属到屋顶面B的点集中，而屋顶面A、C的点集中没有点 p_1、p_2；相反，若先检索屋顶面A或C，点 p_1、p_2 则分别归属到A、C的点集中，而屋顶面B点集中没有点 p_1、p_2，这就造成了屋顶面竞争现象。

张量投票方法可以很好地解决建筑物屋顶面竞争问题。张量投票具有强大的结构特征推理能力[11]，首先根据点云的位置、法向量或曲率等信息将点云数据表示为稀疏张量，即正定对称矩阵；再根据位置进行稀疏投票；最后对投票后的张量矩阵进行特征分解，

得到张量分量和显著性，从而进行结构推理判断激光脚点所在的屋顶面。

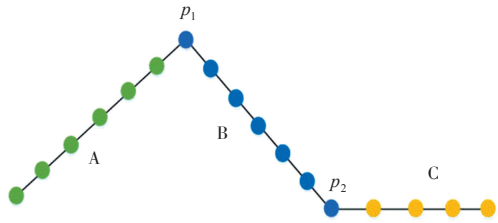


图2 屋顶面竞争示意图

2 实验结果与精度分析

2.1 实验数据

为验证本文算法的有效性，采用国际摄影测量和遥感学会提供的Vaihigen地区中部分建筑物点云数据进行实验，点云密度约为4 pts/m^2，平均点间距为0.5 m，建筑物影像如图3所示，屋顶多为复式结构且有天窗、小阁楼等。

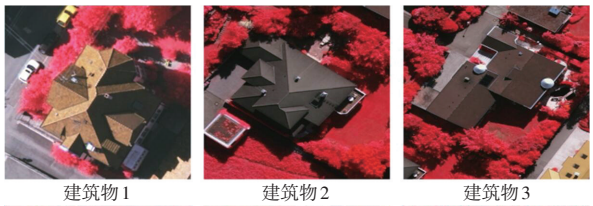


图3 建筑物影像

2.2 精度评价因子

为验证本文算法的提取效果，本文与RANSAC、区域增长算法提取的屋顶面结果进行对比，并采用参考文献[12]中的完整度（P）、正确度（R）、质量（Q）来评价提取效果。

$$P=\frac{P_T}{P_T+N_F} \tag{1}$$

$$R=\frac{P_T}{P_T+P_F} \tag{2}$$

$$Q=\frac{P_T}{P_T+P_F+N_F} \tag{3}$$

式中，P_T为正确提取的屋顶面点云的个数；P_F为非屋顶面点云被误分为屋顶面点云的个数；N_F为屋顶面点云被误分为非屋顶面点云的个数。

2.3 精度分析

利用本文方法提取的建筑物屋顶面如图4所示，可以看出，本文算法能提取建筑物屋顶面，且能实现不同面体的分割，平面屋顶面的面体越大、点数越多，提取效果越好，但存在点云遗漏和错误提取（图4中红色线框），算法特征提取没有正确识别出面体，出现了提取遗漏问题。为进一步验证本文算法的有效性和可行性，采用§2.2节的精度评价因子对提取结果进行统计，并与RANSAC、区域增长算法进行对比，结果如表1所示，可以看出，面积越大或点云个数越多的屋顶面面体具有更好的提取效果，对屋顶面的识别和判断更准确，本文算法的总体精度约为96.81%，RANSCA、区域增长算法的总体精度分别约为95.59%和96.62%，说明本文方法与RANSAC、区域增长算法的提取结果基本一致，能有效提取屋顶面；但因曲面屋顶面的法向量方向各异、点积不为1，建筑物3中的曲面屋顶面没有得到有效提取，在曲面屋顶面提取方面还需进行进一步的验证。

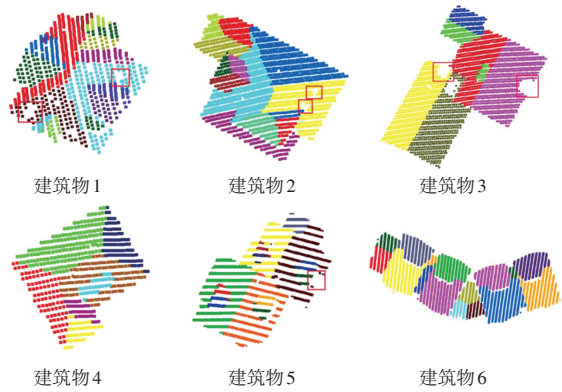


图4 提取的建筑物屋顶面点云

表1 屋顶面提取评价因子统计结果

数据	算法	P_T/个	P_F/个	N_F/个	P/%	R/%	Q/%
建筑物1	本文算法	747	18	21	97.27	97.65	95.04
	RANSAC	723	31	32	95.76	95.89	91.98
	区域增长	736	24	26	96.59	96.84	93.64
建筑物2	本文算法	1 414	25	22	98.47	98.26	96.78
	RANSAC	1 401	29	31	97.84	97.97	95.89
	区域增长	1 411	24	26	98.19	98.33	96.58
建筑物3	本文算法	2 450	28	57	97.73	98.87	96.65
	RANSAC	2 427	45	63	97.47	98.18	95.74
	区域增长	2 443	39	53	97.88	98.43	96.37
建筑物4	本文算法	549	11	9	98.39	98.04	96.49
	RANSAC	538	16	15	97.29	97.11	94.55
	区域增长	539	14	16	97.12	97.47	94.73
建筑物5	本文算法	2 303	19	31	98.67	99.18	97.88
	RANSAC	2 287	29	37	98.41	98.75	97.20
	区域增长	2 282	31	40	98.28	98.66	96.98
建筑物6	本文算法	5 852	54	63	98.93	99.09	98.04
	RANSAC	5 859	49	61	98.97	99.17	98.16
	区域增长	5 854	56	59	99.00	99.05	98.07

3 结 语

本文提出的基于点云法向量特征的建筑物屋顶面提取方法可实现建筑物屋顶面的提取，对平面屋顶面的提取效果较好，总体精度在96%以上，且屋顶面面体的点云数目越多、屋顶面特征越明显，提取效果越好。针对建筑物3中曲面屋顶面未被有效提取的问题，还需进一步研究和验证。

参考文献

[1] 赵传,张保明,郭海涛,等. 基于法向量密度聚类的LiDAR点云屋顶面提取[J]. 测绘科学技术学报,2017,34(4):393-398

[2] 朱军桃,王雷,赵传,等. 基于区域生长算法的复杂建筑物屋顶点云分割[J]. 国土资源遥感,2019,31(4):20-25

[3] Edelsbrunner H, Kirkpatrick D, Seidel R. On the Shape of a Set of Points in the Plane[J]. IEEE Transactions on Information Theory,1983,29(4):551-559

[4] 杨洋,张永生,张皓,等. 基于LiDAR数据的建筑物自动化重建[J]. 测绘科学技术学报,2010,27(2):123-126

[5] 闻平,赵飞,吴小东,等. 利用原始激光雷达点云数据提取渐进式建筑物轮廓线[J]. 测绘通报,2020(9):80-84

[6] 高广,马洪超,张良. 利用合成算法从LiDAR数据提取屋顶面[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2014,39(10):1 225-1 230

[7] 周钦坤,岳建平,李乐乐,等. 一种分步式建筑物屋顶面点云高精度提取方法[J]. 大地测量与地球动力学,2021,41(6):633-638

[8] 董伟. 利用邻近点几何特征实现建筑物点云特征提取[J]. 激光与光电子学进展,2018,55(7):181-188

[9] 曲金博,王岩,赵琪. DBSCAN聚类和改进的双边滤波算法在点云去噪中的应用[J]. 测绘通报,2019(11):89-92

[10] 赵传,郭海涛,卢俊,等. 结合区域增长与RANSAC的机载LiDAR点云屋顶面分割[J]. 测绘学报,2021,50(5):621-633

[11] 张慧娟,耿博,汪国平. 采用张量投票理论的三角网格特征边提取算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(1):62-70

[12] 赵宗泽,张永军. 基于植被指数限制分水岭算法的机载激光点云建筑物提取[J]. 光学学报,2016,36(10):503-511

（上接第76页）

[2] 汪敬忠,吴敬禄,曾海鳌,等. 内蒙古主要湖泊水资源及其变化分析[J]. 干旱区研究,2015,32(1):7-14

[3] 于瑞宏,李畅游,刘廷玺,等. 乌梁素海湿地环境的演变[J]. 地理学报,2004,59(6):948-955

[4] 郭嘉,韦玮,于一雷,等. 乌梁素海湿地富营养化研究进展[J]. 生态学杂志,2015,34(11):3 244-3 252

[5] 毛旭锋,魏晓燕. 富营养化湖泊叶绿素a时空变化特征及其影响因素分析[J]. 中国环境监测,2015,31(6):65-70

[6] 张世坤,赵希林,霍庭秀. 乌梁素海黄藻成因与防控对策[J]. 中国水利,2010(7):28-30

[7] 李旭英,尚士友,倪志华,等. 内蒙古乌梁素海湿地演化遥感动态分析研究[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版),2005,26(1):27-29

[8] LUO X, WANG Y, Luczhovich J. Mapping Submerged Aquatic Vegetation in Albemarle Sound, North Carolina, USA Using Landsat8 and SONAR Data[C]. IGARSS 2016, 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium,2016

[9] CHEN L, JIN Z, Michishita R, et al. Dynamics Monitoring of Wetland Cover Changes Using Time-series Remote Sensing Imagery [J]. Ecological Informatics,2014,24:17-26

[10] Dogan O, Akyurek Z, Beklioglu M. Identification and Mapping of Submerged Plants in a Shallow Lake Using Quickbird Satellite Data[J]. Journal of Environmental Management,2009,90(7):2 138-2 143

[11] Wolter P, Johnston C, Niemi G. Mapping Submergent Aquatic Vegetation in the US Great Lakes Using Quickbird Satellite Data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005,26(23):5 255-5 274

[12] 岳丹,刘东伟,王立新,等. 基于NDVI的乌梁素海湿地植被变化[J]. 干旱区研究,2015,32(2):266-271

[13] 包菡,卓义,刘华民,等. 乌梁素海芦苇湿地遥感生物量估算研究[J]. 干旱区研究,2016,33(5):1 028-1 035

[14] Villa P, Mousivand A, Bresciani M. Aquatic Vegetation Indices Assessment Through Radiative Transfer Modeling and Linear Mixture Simulation[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 30:113-127

[15] Pande-Chhetri R, Abd-Elrahman A, Jacoby C. Classification of Submerged Aquatic Vegetation in Black River Using Hyperspectral Image Analysis [J]. Geomatica, 2014, 68(3):169-182

[16] 阿如娜,青松,包玉海. 基于Landsat-8 OLI数据的乌梁素海总溶解性固体质量浓度遥感反演[J]. 灌溉排水学报,2018,37(4):99-105

[17] 李兴,勾芒芒. 内蒙古乌梁素海“黄苔”暴发初探及防治对策[J]. 环境工程,2010,28(6):28-30

[18] Olthof I, Fraser R H, Schmitt C. Landsat-based Mapping of Thermokarst Lake Dynamics on the Tuktoyaktuk Coastal Plain, Northwest Territories, Canada Since 1985[J]. Remote Sensing of Environment,2015,168:194-204