

基于多约束图形分割的点云对象基元获取方法

惠振阳^{1,2}, 李卓宣^{1,2}, 程朋根^{1,2*}, 蔡诏晨^{1,2}, 郭先春^{1,2}¹东华理工大学测绘与空间信息工程学院, 江西 南昌 330013;²东华理工大学自然资源部环鄱阳湖区域矿山环境监测与治理重点实验室, 江西 南昌 330013

摘要 针对目前 LiDAR 点云对象基元获取方法存在的运算量大、不能对建筑物不同屋顶平面进行有效分割等问题, 提出一种基于多约束图形分割的点云对象基元获取方法。该方法采用基于图的分割策略, 首先使用邻近点约束条件构建网图结构, 以此来降低图的复杂度, 提高算法的实现效率; 然后对相邻节点的法向量夹角进行阈值约束, 从而将位于同一平面的点云分割为同一对象基元; 最后进行最大边长约束, 对建筑物点云与其邻近的植被点进行分离。为验证所提方法的有效性, 选用 3 组由国际摄影测量与遥感学会 (ISPRS) 提供的公开测试数据集进行测试以及 2 组由武汉大学提供的数据集进行实验分析。实验结果表明, 所提方法能够有效分割建筑物的不同屋顶平面。使用 DBSCAN 和谱聚类方法与所提方法进行对比, 利用准确率、召回率和 F1 得分作为精度评价指标。相比其他方法, 在 5 组不同建筑物环境的点云数据中, 所提方法均能取得最佳的整体分割效果, 召回率和 F1 得分均优于其他两种方法。

关键词 机载 LiDAR; 点云; 对象基元; 图形分割; 法向量约束

中图分类号 P237 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231575

LiDAR Point Object Primitive Obtaining Based on Multiconstraint Graph Segmentation

Hui Zhenyang^{1,2}, Li Zhuoxuan^{1,2}, Cheng Penggen^{1,2*}, Cai Zhaochen^{1,2}, Guo Xianchun^{1,2}¹School of Surveying, Mapping and Spatial Information Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, Jiangxi, China;²Key Laboratory of Mine Environmental Monitoring and Improving around Poyang Lake, Ministry of Natural Resources, East China University of Technology, Nanchang 330013, Jiangxi, China

Abstract A LiDAR point object primitive obtaining method still encounters challenges, such as large computation amount and ineffective segmentation for different building roof planes. A point object primitive obtaining method based on multiconstraint graph segmentation is proposed to address these challenges. A graph-based segmentation strategy is adopted for this method. First, constraint conditions of adjacent points are used to construct a network graph structure to reduce the complexity of the graph and improve the efficiency of the algorithm. Subsequently, the angle of the normal vectors of adjacent nodes is constrained using a threshold value to divide the point cloud located in the same plane into the same object primitive. Finally, the maximum side length constraint is performed to separate the building point cloud from its adjacent vegetation points. Three sets of public test data provided by the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) and two datasets located in Wuhan University were selected for testing to verify the validity of the proposed method. Experimental results show that the proposed method can effectively divide different roof planes of buildings. DBSCAN and spectral clustering methods were used for comparison, and precision, recall, and F1 score were adopted as evaluation indexes. Compared with the other two methods, the proposed method achieves the best overall segmentation results in case of the five datasets with different building environments, with better recall and F1 score.

Key words airborne LiDAR; point cloud; object primitive; graph segmentation; normal vector constrain

收稿日期: 2023-06-20; 修回日期: 2023-08-27; 录用日期: 2023-10-09; 网络首发日期: 2023-11-07

基金项目: 国家自然科学基金(42161060, 41801325)、中国博士后科学基金(2019M661858)、江西省自然科学基金(20192BAB217010)、江西省教育厅科技项目(GJJ170449)、江西省数字国土重点实验室开放基金(DLLJ201806)、东华理工大学博士启动基金(DHBK2017155)

通信作者: *pgcheng@ecut.edu.cn

1 引言

车载激光雷达(LiDAR)技术是近年来发展十分迅速的主动遥感技术,具有快捷高效、测量精度高、受外界环境干扰小、主动性强等优点^[1-3]。因此,激光雷达技术已广泛应用于道路检测、电力线提取、森林参数估测、数字城市建设等领域^[4-6]。由于车载LiDAR系统具有采样率高的特点,其获取的点云数据集往往较大。为减少计算量、提高算法的实现效率,在进行点云分类之前,通常采用点云分割方法获取点云对象基元,将基于点的点云处理转换为基于对象的点云处理。根据算法类型,常见的点云分割算法主要有:基于边缘特征的分割、基于聚类特征的分割、基于模型的分割、基于图的分割、基于区域生长的分割和混合分割等^[7]。

基于边缘特征的分割通过计算点云的几何特征,例如曲率、法线和突变点等,来确定点云数据的边界;之后平滑连接点云边界点,得到若干个互不相交的点云集合,从而实现点云分割。该算法最早由文献[8]提出,通过计算点云数据的梯度信息和单位法向量的变化趋势,来确定点云数据的边缘。文献[9]用扫描线拟合技术改进了传统的边缘检测算法,该算法用扫描线分别沿行、列和两条对角线这4个方向进行最优边缘的探测。

基于聚类特征的分割方法是通过特征向量对点云数据进行分割的^[10]。文献[11]将法向量、RGB值和欧氏距离等空间特征作为特征向量,通过比较邻近点间的相似性测度来进行点云分割。基于点云特征聚类的分割算法不受点云分布密度的影响,分割效果鲁棒性较强。但是,这类方法需要大量的运算时间,不适用于海量点云数据的情况。

基于模型的分割方法先建立平面、圆柱和球体等基础几何模型,然后对点云数据进行数学拟合,将满足拟合条件的点云分割为一个对象。文献[12]提出了一种经典的基于模型的分割方法,即RANSAC算法。该算法首先随机选择一个点云子集,然后通过最小方差估计对其进行数学模型拟合,比较点云数据的特征,判断其是否满足拟合条件,从而完成点云分割。文献[13]改进了RANSAC算法,提出一种基于网络一致性的自适应随机采样一致性分割方法。该方法将距离、标准差和法向量相结合,以保证获取的对象基元之间的拓扑一致性。实验结果表明,该方法对建筑物屋顶进行分割时能够有效避免过分割和欠分割的问题。

基于图的分割算法首先对点云数据构建网图结构,顶点即为点云数据点,相邻顶点间的边根据距离、夹角等点云的空间特征被赋予不同的权重。文献[14]利用马尔可夫随机场将点云数据与图像信息融合并构建图形结构,进而利用点云数据的纹理信息和法向量等特征进行点云分割。实验结果表明,该算法运算速度快,对城市场景点云数据能够进行高效准确的实时

分割。文献[15]根据邻近点间的距离,采用最小生成树算法构建图形结构,并利用法向量等特征信息对其进行精细分割。实验结果表明,最小生成树算法能够对部分属于相同深度的目标进行有效分割。与其他分割算法相比,基于图的点云分割方法不受点云空间分布的影响,适用性强。

基于区域生长的分割算法首先选择合适的种子曲面作为区域生长的起点,然后根据种子曲面邻近点的曲率、法向量、距离等信息,判断这些点是否能与曲面划分为一类,从而使点云数据分割为若干个具有相似属性的独立区域。该类方法最早由文献[16]提出,首先选取一个种子面,之后判断种子面邻近点到该平面的距离,若小于阈值则将该点与种子面各点分为一类,用变阶曲面拟合算法迭代拟合新的种子面,直至遍历所有点。文献[17]提出了一种基于Octree超体素的区域生长分割算法,该算法先将点云数据体素化,在每个体素内确定种子点,当点的空间特征信息满足阈值条件时,将其与对应种子点分为一类,从而实现点云分割。文献[18]改进了这种基于超体素的区域生长分割方法,直接用体素中心点作为种子点,以空间连通性和表面光滑度作为生长条件,获取初始分割结果,继而,引入点云色彩信息优化分割结果。实验结果表明,该方法的精确率和召回率均高于传统区域生长分割算法。

基于混合的分割算法可以吸收多种算法的优势,得到较好的分割结果。文献[19]首先提出结合谱聚类分割和图分割的算法,其中谱聚类算法对不同的点云密度适应性强,能够取得较好的分割效果。文献[20]在基于图的点云分割算法中引入八叉树结构来组织点云数据,进而将点云的一系列空间特征数据作为边的权值,最终实现网图结构的分割。文献[21]提出一种DGPoint动态图卷积网络进行三维点云语义分割。文献[22]则采用空间图卷积进行点云分割。文献[23]结合空间注意力与形状特征实现了三维点云语义分割。

虽然上述方法均能取得良好的分割效果,但目前点云对象基元获取方法仍然存在以下难点和挑战:基于图的分割方法的网图构建过程较为复杂,计算量大,难以适用于海量的点云数据;不能对城市区域中建筑物的不同屋顶平面进行有效分割;在植被相对密集的城市区域,建筑物的分割结果易受邻近植被点的影响。针对上述问题,本文提出了一种基于多约束图形分割的点云对象基元获取方法。该方法采用基于图的分割策略,首先使用邻近点约束条件构建网图结构,以此来降低图的复杂度,提高算法的实现效率;然后对相邻节点的法向量夹角进行阈值约束,从而将位于同一平面的点云分割为同一对象基元;最后进行最大边长约束,对建筑物点云与其邻近的植被点进行分离。

2 实验方法

所提方法流程如图 1 所示。所提方法采用基于图的分割策略,首先对邻近点构建网图结构,然后分别对法向量夹角和最大边长进行阈值约束,从而获取位于

同一平面的点云对象基元。与传统的聚类方法不同,所提方法主要通过设置网图结构“边”的约束条件,实现点云网图组织的构建,进而基于图割理论获取各个子图连通区域,实现点云分割,获取各个分割的对象基元。

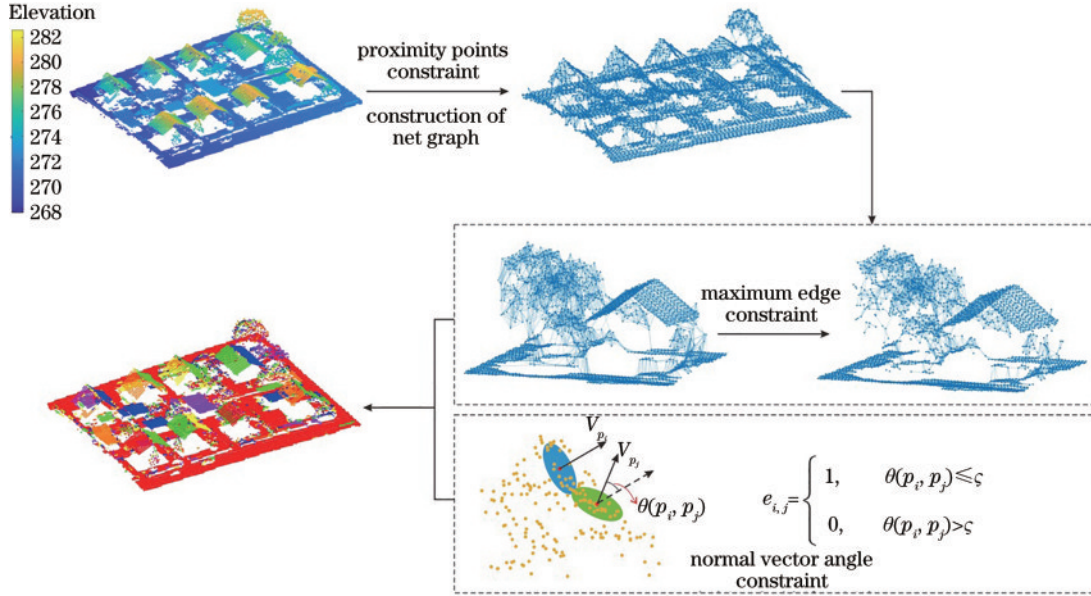


图 1 多约束图形分割流程

Fig. 1 Flowchart of multiconstraint graph segmentation

2.1 邻近点约束

为获取准确的对象基元,首先对点云数据构建网图结构,进而通过设置多约束图形分割条件实现对象基元获取。网图结构^[24]通常可表示为

$$G=(V, E), \quad (1)$$

式中: G 表示网图结构; V 为构成网图的顶点(v_i)的集合; E 为边($e_{i,j}$)的集合。 v_i 由点云中所有的点($p_i, i=1, 2, \dots, N$)组成, $e_{i,j}$ 则为任意两点(p_i 和 p_j)构成的边。

由于LiDAR系统的采样率较高,点云数据集往往较大。如果直接对所有的点构建边,进而建网,所构建的网图将会非常复杂,计算量也很大,不利于之后的网图分割。为使网图简单化,减少计算量,提升方法的实现效率,首先在网图构建过程中设置第一个约束条件,即只对邻近点进行边的构建,公式为

$$e_{i,j} = \begin{cases} 1, & p_j \in N_{\text{set } p_i} \\ 0, & p_j \notin N_{\text{set } p_i} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $N_{\text{set } p_i}$ 表示 p_i 点的 k 个邻近点集。式(2)表示如果点 p_j 为点 p_i 的邻近点,则点 p_i 和点 p_j 间有边,否则无边。 k 为邻近点个数常量,该值可根据点云的总量以及计算机硬件设备的计算能力设定。如果点云数量较大,则 k 值不宜设置过大,否则计算量过大。同样的,如果计算机硬件设备的计算能力有限, k 值也不宜设置过大。在本文中, k 值设置为10。

2.2 法向量夹角约束

网图构建完成后,为获取建筑物屋顶等主要地物的准确对象基元,还需要设置第二个约束条件,即法向量夹角约束。图 2(a)和图 2(b)分别是建筑物和植被的邻近点法向量夹角示意图。可以看出,同一建筑物平面点云的邻近点间的法向量趋于一致,而由于植被树冠部分点云没有统一的分布规律,因此植被邻近点

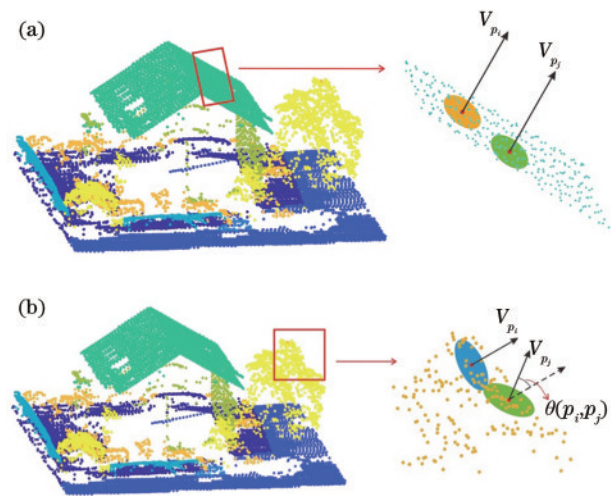


图 2 法向量夹角。(a)建筑物点云邻近点法向量夹角示意图;(b)植被点云邻近点法向量夹角示意图

Fig. 2 Angle of normal vectors. (a) Sketch map of normal vector angle of the neighboring building points; (b) sketch map of normal vector angle of the neighboring vegetation points

间的法向量夹角较大。根据这一特点,设置法向量夹角约束条件,即当 p_i 和 p_j 两点的法向量夹角小于阈值时, p_i 和 p_j 点间的边存在,表示为

$$e_{i,j} = \begin{cases} 1, & \theta(p_i, p_j) \leq \zeta \\ 0, & \theta(p_i, p_j) > \zeta \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\theta(p_i, p_j)$ 表示点 p_i 和点 p_j 间法向量的夹角; ζ 为角度阈值,将 ζ 设置为 5° 。可采用主成分分析法,通过计算邻近点构成的协方差矩阵的特征值和特征向量,将最小特征值所对应的特征向量定义为该点的法向量。

2.3 最大边约束

如图 3(a)所示,建筑物顶部位于同一平面的点被分割为同一对象基元,而不在同一平面上的邻近点(如植被点)被分割为多个对象基元。但是如果仅采用法向量约束,部分位于建筑物邻近区域的植被点云将被

误判为建筑物点云。图 3(b)和图 3(c)为图 3(a)中 I 和 II 两个区域的放大图。从图中可以看出,有部分植被点云环绕于建筑物的周边。这些植被点云的法向量有可能与建筑物屋顶的法向量十分相近,进而会产生误判。为避免邻近植被点云对建筑物对象基元的干扰,提出第 3 个图形分割的约束条件,即最大边约束,表示为

$$e_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{Dist}(p_i, p_j) \leq \text{mean}(N_{\text{set } p_i}) + \text{std}(N_{\text{set } p_i}) \\ 0, & \text{Dist}(p_i, p_j) > \text{mean}(N_{\text{set } p_i}) + \text{std}(N_{\text{set } p_i}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\text{Dist}(p_i, p_j)$ 表示点 p_i 和点 p_j 间的欧氏距离; $\text{mean}(N_{\text{set } p_i})$ 表示所有邻近点与点 p_i 距离的均值; $\text{std}(N_{\text{set } p_i})$ 表示所有邻近点与点 p_i 距离的标准差。该约束限制了最大边的范围,有效解决了部分邻近植被点会被错误分为建筑物对象基元的问题。

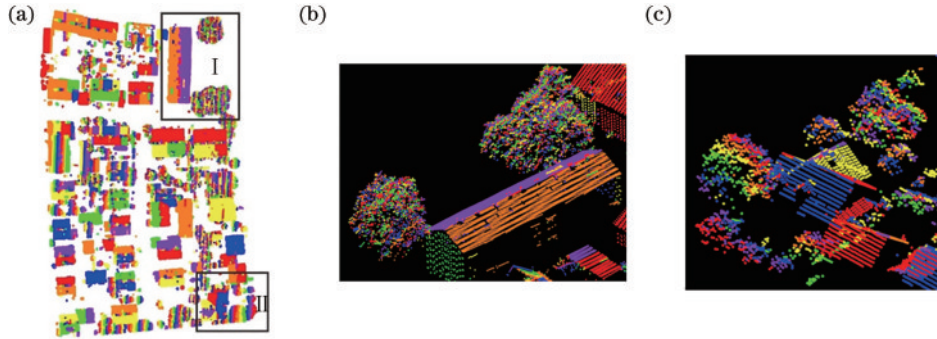


图 3 多约束网图分割。(a)多约束网图分割结果;(b) I 区域的放大结果;(c) II 区域的放大结果

Fig. 3 Graph segmentation based on multi-constraints. (a) Result of graph segmentation based on multi-constraints; (b) enlarged version of area I; (c) enlarged version of area II

3 实验分析

3.1 实验数据

为验证所提方法的有效性,选用 5 组实验数据进行实验分析。其中 3 组数据是由国际摄影测量与遥感学会(ISPRS)提供的公开测试数据集^[25]。该数据集采用徕卡 ALS50 系统获取,激光扫描视场角为 45° ,平均飞行高度为 500 m,水平和垂直方向精度约为 0.1 m,平均航带重叠率为 30%,点云密度为 4~7 个/ m^2 。该数据集位于德国的 Vaihingen 城市,由 3 个区域组成(Area1、Area2、Area3),主要地物包括低矮植被、不透水面、汽车、建筑物、灌木、树和栅栏等,如图 4 所示。Area1 区域包含多种复杂形状和不同尺寸大小的建筑物,如图 4(a)所示。Area2 区域数据的主要特点在于建筑物周围分布有密集的植被,如图 4(b)所示。Area3 区域分布较为规律,建筑物周围有部分低矮植被,如图 4(c)所示。另外两组数据位于武汉大学(Area4 和 Area5),包含有不同形状大小的建筑物。由此可见,5 个区域的数据集对验证在不同建筑物环境下的点云分割方法具有代表性,有助于检测方法在复

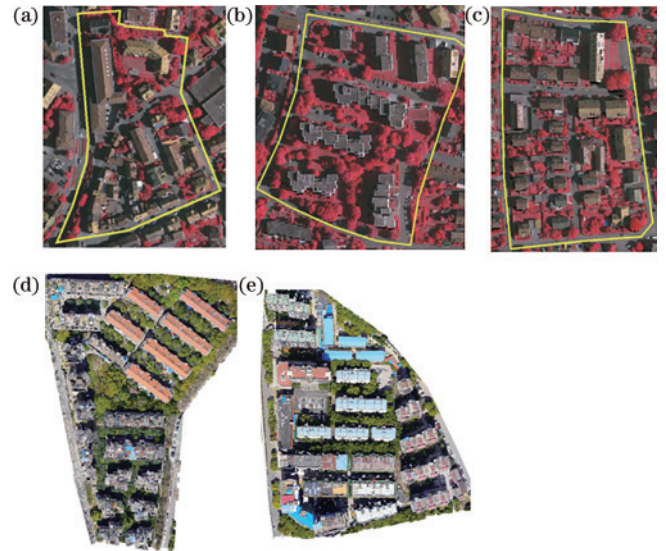


图 4 实验研究区域。(a)Area1;(b)Area2;(c)Area3;
(d)Area4;(e)Area5

Fig. 4 Study areas. (a) Area1; (b) Area2; (c) Area3; (d) Area4;
(e) Area5

杂环境下的有效性。

3.2 实验结果与分析

为定量评价分割方法的有效性,采用准确率(P)、召回率(R)和 F1 分数(F_1)3 个精度评价指标^[17]来评价方法的对象基元获取效果。3 个精度指标的公式分别为

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}}, \quad (5)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}, \quad (6)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}, \quad (7)$$

式中: N_{TP} 表示同时存在于参考对象基元和分割结果对象基元中的点数量; N_{FP} 表示仅存在于分割结果对象基元中的点数量; N_{FN} 表示仅存在于参考对象基元中的点数量。准确率表示分割结果中正确分割点的占比,反映了实验结果过分割的程度,准确率越低,所得结果的过分割现象越严重。召回率表示参考对象基元中与实验结果准确对应的点的占比,反映了实验结果的欠分割程度,即召回率越低,所得结果的欠分割现象越严重。F1 分数是评定点云分割结果的综合指标,能够综合准确率和召回率,整体反映分割方法获取的对象基元的有效性。

为客观评价所提方法的有效性,选用两种经典的聚类分割方法,即 DBSCAN 和谱聚类,进行实验结果对比分析。DBSCAN 是一种基于密度的聚类方法,该方法随机选取任意点作为种子点,并查找该种子点所有密度可达的邻近点,将其作为一个聚类,进行迭代计算,直至所有点都被标记。谱聚类是基于图的聚类分割算法,该算法首先将所有点组成一个无向图,边的权重与节点间的距离成反比,然后进行图切,使不同对象间边的权重尽可能小,使对象基元内各个节点间的权重尽可能大,从而实现分割聚类。

图 5 为不同方法在 5 组实验区域的分割结果对比,其中相邻的对象基元被赋予不同颜色。为方便展示,这里只保留大型地物如建筑物的对象基元获取结果。图 5(a) 是所提方法的点云分割结果,图 5(b) 是 DBSCAN 方法的点云分割结果,图 5(c) 是谱聚类方法的点云分割结果,图 5(d) 是点云参考分割结果。整体而言,所提方法在 5 个实验区域内均能取得良好的分割效果,大部分位于同一平面的建筑物屋顶被分为同一对象基元。虽然 Area1 和 Area3 存在许多大小不一、形状复杂的建筑物,但所提方法均能实现正确分割,由此可以看出所提方法在复杂建筑物环境下均能获取有效的对象基元;Area2 存在层叠式建筑物,方框内高低错落的建筑物屋顶同样得到有效分割。DBSCAN 没有对 Area2 的不同建筑物屋顶平面进行有效分割。谱聚类分割方法虽然能够对 Area2 层叠式的建筑物屋顶进行有效分割,如大方框所示,但是针对位于同一建筑物不同侧面的屋顶平面,仍然存在欠分割的现象,如

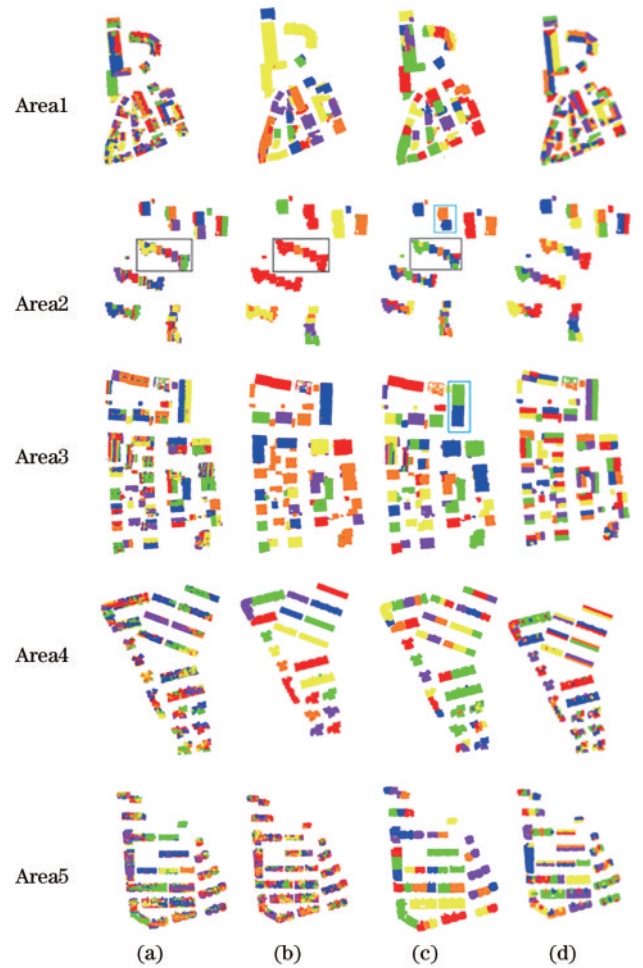


图 5 不同方法的点云分割结果对比。(a) 所提方法;(b) DBSCAN;(c) 谱聚类方法;(d) 参考分割结果

Fig. 5 Comparison of the point cloud segmentation results processed by different methods. (a) Proposed method; (b) DBSCAN; (c) spectral clustering method; (d) referenced segmentation result

Area2 中小方框和 Area3 中方框所示。针对 Area4 和 Area5,相较于参考分割结果,所提方法的分割结果也更为准确。

表 1 是所提方法与两种经典方法对 5 个研究区域建筑物的分割精度对比,对比结果中最优值用粗体表示。整体而言,所提方法在 5 个区域均能取得较好的分割效果。相对于其他两种方法,所提方法对前 3 个区域内的建筑物的 F1 得分均能达到最优,这说明所提方法对建筑物点云能获取最有效的对象基元。在 Area2 和 Area3 中,虽然谱聚类方法的建筑物分割准确率高于所提方法,但是召回率远远低于所提方法,这说明针对建筑物点云,谱聚类方法存在较严重的欠分割现象。DBSCAN 和谱聚类方法在 Area1、Area2、Area3 和 Area4 的召回率均明显低于所提方法,说明这两种方法对建筑物点云均存在欠分割现象,没有将位于不同侧面的建筑物屋顶点分割开,这是因为 DBSCAN 和谱聚类方法在分割过程中分别用点密度

表1 点云分割精度对比

Area	Method	$P / \%$	$R / \%$	$F_1 / \%$
Area1	DBSCAN	61.36	1.02	2.01
	Spectral clustering	68.19	25.91	37.55
	Proposed method	68.78	84.83	75.97
Area2	DBSCAN	59.17	3.95	7.41
	Spectral clustering	73.31	59.95	65.96
	Proposed method	71.93	99.61	83.54
Area3	DBSCAN	99.20	8.19	15.12
	Spectral clustering	81.61	36.58	50.52
	Proposed method	60.62	93.53	73.56
Area4	DBSCAN	46.02	29.31	35.81
	Spectral clustering	54.41	59.04	56.63
	Proposed method	47.10	64.00	54.30
Area5	DBSCAN	89.20	64.54	74.90
	Spectral clustering	64.64	45.20	59.46
	Proposed method	92.63	22.33	35.98

和距离作为聚类 and 分割的标准,均缺少对邻近点法向量夹角的约束。

图6是所提方法与DBSCAN和谱聚类方法在3个研究区域的平均精度对比。从图6可以看出:所提方法的平均F1分数均高于另外两种方法,这说明所提方法对建筑物的整体分割效果均优于其他两种方法;虽然所提方法的平均准确率略低,但是平均召回率均明显高于另外两种方法。由此可以看出,所提方法对建筑物不同屋顶平面的分割程度较高,但存在一定程度上的过分割现象,这是因为屋顶表面存在烟囱、天窗等凹凸不平的小型物体,导致同一屋顶平面被分割成不同的对象基元。

表2为3种方法的分割效率对比。从表2可以看出,3种分割方法的分割效率均与点云数据量成正相关,对Area1、Area2、Area3的运算时间明显高于对Area4和Area5的运算时间。所提分割方法的实现效率相较于其他两种方法有明显的提升,所提方法在5个实验区域的平均点云分割时间为1.526 s,而DBSCAN方法的平均运算时间约是所提方法的50倍,谱聚类方法的平均运算时间约是所提方法的70倍。

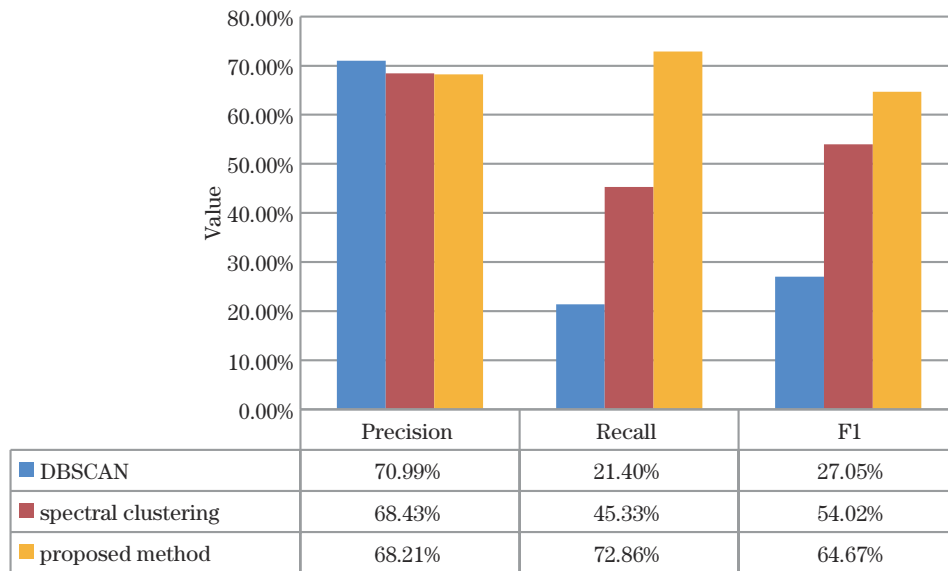


图6 点云分割结果的平均精度对比

Fig. 6 Comparison of average accuracy of point cloud segmentation results

表2 点云分割时间对比

Area	Proposed method	DBSCAN	Spectral clustering
Area1	1.951	17.303	82.117
Area2	2.121	107.587	102.463
Area3	2.645	130.124	134.064
Area4	0.519	5.006	29.237
Area5	0.393	4.157	19.635
Mean	1.526	52.835	73.503

3.3 参数讨论分析

本文主要涉及两个参数:邻近点个数 k 和角度阈值 ζ 。邻近点个数 k 决定着邻近点集 N_{set_p} 的大小,而角度阈值 ζ 则直接影响点云分割的结果。这两个参数直接决定网图构建过程中边的取舍,对网图的构建结果影响较大。邻近点个数 k 越大,参与构网的边越多,形成的网图结构越复杂,会带来巨大的计算负担,影响方法的实现效率。近年来,研究人员提出了一些确定邻近点个数 k 的方法,例如最小熵法和最高相似性方法^[24]。最小熵方法计算每个点的香农熵,之后通过计

算最小熵来确定最优的邻域半径。在最高相似性方法中,相似性指标定义为维数标记与中心点维数标记相同的邻域半径比例。通过查找每个点的最高相似度指标,来确定邻域半径。虽然这些最佳邻域半径的选择方法可以帮助确定邻近点个数 k ,但所需的运算量较大。为方便所提方法的实现,设置了一个固定的邻近点个数,经实验分析,当 $k=10$ 时,网图的复杂度和方法的实现效率能够得到平衡。

设置角度阈值 ζ 是为了将位于同一平面的点分割为同一对象基元,不同平面的邻近点分割为多个对象基元。图 7(a)~(c) 分别是 ζ 取 1° 、 10° 、 15° 时的多约束图形

分割结果,图 7(d) 是参考的分割结果。从图 7(a) 可以看出,角度阈值过小时,建筑物屋顶的过分割现象更严重,位于同一平面的建筑物屋顶同样被分割为若干个较小的对象基元,如图 7(a) 方框内所示。当 ζ 取 10° 时,部分位于建筑物不同屋顶平面的点没有被分割为不同的对象基元,如图 7(b) 方框中的建筑物所示。当继续增大 ζ 时($\zeta=15^\circ$),会有更多的建筑物屋顶平面存在欠分割现象,如图 7(c) 所示。实验结果表明,当角度阈值 ζ 取 5° 时,能取得较好的分割效果,如图 5(a) Area3 所示,所提方法能够较好地平衡过分割与欠分割现象,能够将位于同一平面的建筑物点云分割为同一对象基元。

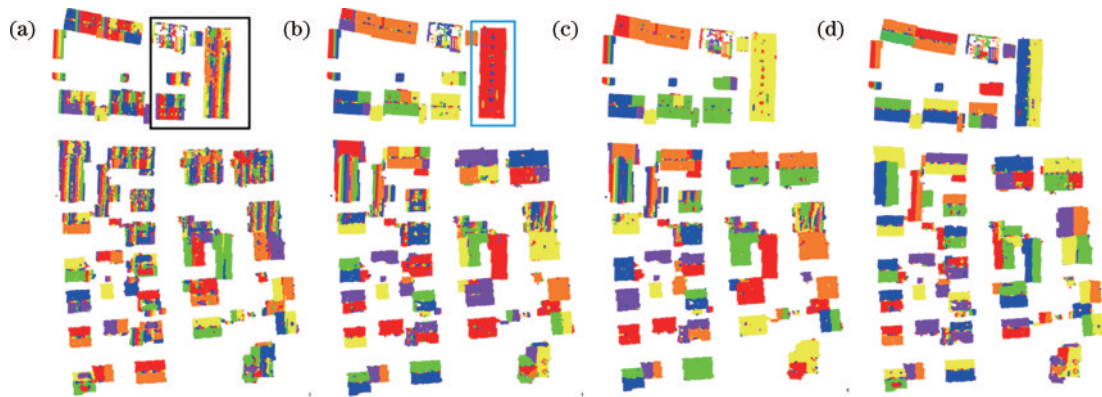


图 7 不同角度阈值的多约束分割结果图。(a) $\zeta=1^\circ$; (b) $\zeta=10^\circ$; (c) $\zeta=15^\circ$; (d) 参考分割结果

Fig. 7 Graph segmentation based on multi-constraint results with different ζ . (a) $\zeta=1^\circ$; (b) $\zeta=10^\circ$; (c) $\zeta=15^\circ$; (d) reference segmentation result

4 结 论

提出了一种基于多约束图形分割的机载 LiDAR 点云对象基元获取方法。该方法首先用邻近点约束来构建网图结构,降低网图复杂度,以此来减少构图过程中的计算量,提高方法的实现效率;进而采用法向量夹角约束进行图割,将位于同一平面的点云分割为同一对象基元,位于不同平面的植被点分割为若干个较小的对象基元;最后通过最大边约束,将可能被错分的邻近植被点与建筑物对象基元分割开。采用 2 组位于武汉大学的实验数据和 ISPRS 提供的 3 组不同区域的公开测试数据集进行点云分割实验。实验结果表明,所提方法在 5 个测试区域均能获取有效的对象基元。与其他 2 种经典的分割聚类方法相比,所提方法对建筑物的分割效果均达到最优。

参 考 文 献

- [1] Luo L, Wang X Y, Guo H D, et al. Airborne and spaceborne remote sensing for archaeological and cultural heritage applications: a review of the century (1907—2017) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 232: 111280.
- [2] Tarsha Kurdi F, Awrangjeb M, Munir N. Automatic filtering and 2D modeling of airborne laser scanning building point cloud[J]. *Transactions in GIS*, 2021, 25 (1): 164-188.
- [3] Wen C C, Li X, Yao X J, et al. Airborne LiDAR point cloud classification with global-local graph attention convolution neural network[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 173: 181-194.
- [4] Ma Z Y, Pang Y, Wang D, et al. Individual tree crown segmentation of a larch plantation using airborne laser scanning data based on region growing and canopy morphology features[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(7): 1078.
- [5] Jia J X, Sun H B, Jiang C H, et al. Review on active and passive remote sensing techniques for road extraction[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(21): 4235.
- [6] Hu S J, Li Z R, Zhang Z Y, et al. Efficient tree modeling from airborne LiDAR point clouds[J]. *Computers & Graphics*, 2017, 67: 1-13.
- [7] 刘阳阳. 三维点云数据预处理和分割算法的研究[D]. 西安: 西安工程大学, 2019.
- [8] Liu Y Y. Research on preposition and segmentation algorithm of 3D point cloud data[D]. Xi'an: Xi'an Polytechnic University, 2019.
- [9] Bhanu B, Lee S K, Ho C C, et al. Range data processing: representation of surfaces by edges[EB/OL]. [2023-06-08]. https://collections.lib.utah.edu/dl_files/e0/66/e06663477cc4836944daee4926c0c1d162c33a46.pdf.
- [9] Jiang X Y, Bunke H. Edge detection in range images

- based on scan line approximation[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 73(2): 183-199.
- [10] Filin S. Surface clustering from airborne laser scanning data[J]. *International & Comparative Law Quarterly*, 2002, 34(3A): 119-124.
- [11] 喻亮, 李婷, 詹庆明, 等. 基于多维欧氏空间相似度的激光点云分割方法[J]. *国土资源遥感*, 2014, 26(3): 31-36.
Yu L, Li T, Zhan Q M, et al. Segmentation of LiDAR point clouds based on similarity measures in multi-dimensional Euclidean Space[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2014, 26(3): 31-36.
- [12] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [13] Chen D, Zhang L Q, Li J, et al. Urban building roof segmentation from airborne lidar point clouds[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(20): 6497-6515.
- [14] Schoenberg J R, Nathan A, Campbell M. Segmentation of dense range information in complex urban scenes[C]//2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 18-22, 2010, Taipei, China. New York: IEEE Press, 2010: 2033-2038.
- [15] Geetha M, Rakendu R. An improved method for segmentation of point cloud using Minimum Spanning Tree[C]//2014 International Conference on Communication and Signal Processing, April 3-5, 2014, Melmaruvathur, India. New York: IEEE Press, 2014: 833-837.
- [16] Besl P J, Jain R C. Segmentation through variable-order surface fitting[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, 10(2): 167-192.
- [17] 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.
- [18] 韩英, 郑文武, 赵莎, 等. 一种改进的超体素与区域生长点云分割方法[J]. *测绘通报*, 2022(12): 126-130.
Han Y, Zheng W W, Zhao S, et al. An improved segmentation method of hypervoxel and regional growing point cloud[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2022(12): 126-130.
- [19] Ma T, Wu Z Z, Feng L, et al. Point cloud segmentation through spectral clustering[C]//The 2nd International Conference on Information Science and Engineering, December 4-6, 2010, Hangzhou, China. New York: IEEE Press, 2011.
- [20] Green W R, Grobler H. Normal distribution transform graph-based point cloud segmentation[C]//2015 Pattern Recognition Association of South Africa and Robotics and Mechatronics International Conference (PRASA-RobMech), November 26-27, 2015, Port Elizabeth, South Africa. New York: IEEE Press, 2015: 54-59.
- [21] 刘友群, 敖建锋, 潘仲泰. DGPoint:用于三维点云语义分割的动态图卷积网络[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(16): 1610014.
Liu Y Q, Ao J F, Pan Z T. DGPoint: a dynamic graph convolution network for point cloud semantic segmentation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(16): 1610014.
- [22] 张坤, 朱亚薇, 王晓红, 等. 基于空间图卷积的三维点云语义分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(2): 0228007.
Zhang K, Zhu Y W, Wang X H, et al. Three-dimensional point cloud semantic segmentation network based on spatial graph convolution network[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(2): 0228007.
- [23] 郝雯, 王红霄, 汪洋. 结合空间注意力与形状特征的三维点云语义分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(8): 0828004.
Hao W, Wang H X, Wang Y. Semantic segmentation of three-dimensional point cloud based on spatial attention and shape feature[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(8): 0828004.
- [24] Wang D, Takoudjou S M, Casella E. LeWoS: a universal leaf-wood classification method to facilitate the 3D modelling of large tropical trees using terrestrial LiDAR[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2020, 11(3): 376-389.
- [25] Shao J, Zhang W M, Shen A J, et al. Seed point set-based building roof extraction from airborne LiDAR point clouds using a top-down strategy[J]. *Automation in Construction*, 2021, 126: 103660.