

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2014. 03. 05

引用格式: 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 and Resources, 2014, 26(3): 31-36.)

# 基于多维欧氏空间相似度的激光点云分割方法

喻亮<sup>1,4</sup>, 李婷<sup>2</sup>, 詹庆明<sup>3</sup>, 于坤<sup>2</sup>

(1. 成都信息工程学院资源环境学院, 成都 615000; 2. 中国国土资源航空物探遥感中心, 北京 100083;  
3. 武汉大学城市设计学院, 武汉 430079; 4. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 北京 100010)

**摘要:** 点云数据分割是对激光扫描(LiDAR)场景进行三维重建的基础。针对现有基于边界、表面或聚类的点云分割方法中存在的分割不足或过度分割问题,提出了一种基于多维欧几里德空间相似度的点云数据分割方法。通过计算激光点的法向量,结合点云的光谱特征进行数学变换,计算激光点在高维空间中的欧氏距离,比较邻近点间的相似性,最终完成对激光点云数据的分割。该方法解决了常用点云分割中几何特征和光谱特征无法同时使用的问题,融合了几何分割和颜色分割的两方面优势,提高了点云分割精度。采用 2 组数据分别比较了基于几何特征、光谱特征和高维空间相似度的 3 种不同分割算法的分割结果,实验结果验证了该方法的可行性和实用性。

**关键词:** 激光扫描(LiDAR); 点云分割; 欧几里德空间

**中图分类号:** TP 751.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2014)03-0031-06

## 0 引言

激光扫描又称激光探测及测距(light detection and ranging, LiDAR),是近 10 a 来快速发展的一种新型测量技术,并逐渐成为城市三维建筑物模型获取的一种重要手段<sup>[1]</sup>。LiDAR 系统获取的数据是三维现实场景中扫描对象表面的不规则离散点云,针对离散点云的处理按照数据预处理、点云分割、点云分类识别和三维建模的步骤进行,其中点云分割是后续对象建模的基础环节。

点云数据分割是对在同一对象表面上采集到的数据点赋予相同标志的过程,主要包括基于边缘检测、基于区域增长和基于聚类的分割算法。基于边缘检测的分割方法通过搜索得到边界点,并将边界点连接形成边界线,分割开来的多个独立的点集就构成了对象表面。Fan 等<sup>[2]</sup>采用逐点计算点局部曲率的方法,根据曲率变化情况判断是否为边界点,但逐点计算曲率的方法计算量较大;Sappa 等<sup>[3]</sup>采用 2 步边界查找方法,但在边界优化过程中对曲面拟合的初始迭代参数精度要求很高,实用性不强;柯映林等<sup>[4]</sup>先根据曲率差函数判别并抽取边特征栅格,再进行点云分割,这类算法的栅格大小划分是一个难点。基于区域增长的分割方法是从选定的种子

点开始,种子点邻域内满足拟合规则的点被放到同一区域中,这种方法需要选择合适的拟合函数和种子点。Besl 等<sup>[5]</sup>采用幂次可变的高阶多项式作为曲面拟合函数,但变阶迭代算法对初始参数限制较多,而且容易形成大量碎片;基于光滑约束的区域增长算法是近年来研究较多的方法,Rabbani 等<sup>[6]</sup>和 Pu 等<sup>[7]</sup>分别提出了应用于工业管道和建筑物立面对象的点云分割,这种方法能够较好地处理规则的平面对象;李峰等<sup>[8]</sup>首先利用不规则三角网提取非地面点云,然后采用区域生成算法提取建筑物和植被的面域。基于聚类的分割方法是一种多元统计分析方法,与基于区域增长的分割算法相比,聚类方法并不需要初始化种子点,也不考虑种子点扩散,其重点是识别点云聚类模式。Filin<sup>[9]</sup>采用点云的六维矢量集合共同构成聚类要素空间中的维度数据,获得了较优的分类结果,但该算法只适用于机载 LiDAR 数据的分割;史文中等<sup>[10]</sup>提出了基于投影点密度的车载激光扫描距离图像分割方法,根据投影密度的差异区分不同地物,从而达到对原始点云分割的目的。

近年来国内外学者还研究了一些其他方法,如利用融合影像<sup>[11-13]</sup>、建筑底图<sup>[14-15]</sup>等辅助数据来进行点云数据处理,是现阶段点云分割和分类方法研究的一个热点。

然而,现有的不同分割算法没有辅助数据作为分割参考,通常只利用了点云数据的某一类特征,容易造成分割不足或过度分割的情况;综合利用点云的几何特征和光谱特征进行点云分割的方法还有待进一步研究。本文提出一种基于多维欧几里德空间相似度的点云数据分割方法,旨在综合几何分割和颜色分割的部分优势,提高点云分割精度;并对不同方法的分割结果进行对比实验,以证明本文方法的可行性和实用性。

## 1 点云分割算法

### 1.1 算法原理

在点云数据建模处理中,图像数据主要用于后期建模后的贴图,以获得更真实的建模效果。点云位置信息和颜色信息分别由激光测距仪和 CCD 相机获取,同一扫描对象除了在空间位置等几何特征上表现出相关性以外,在颜色、反射强度等光谱特征上也表现出一定的近似性<sup>[16-17]</sup>,这使得综合利用几何特征和光谱特征进行点云分割成为可能。

本文提出的基于多维欧几里德空间相似度测量(similarity measures in multi-dimension Euclidean space)的点云分割方法是对当前区域增长分割方法的一种改进。这种点云分割方法借鉴了区域增长方法和基于聚类的分割方法的优势,将两者统一起来,把点云的特征数据(如法向量、颜色、强度等)都视为多维欧几里德空间中的一个维度方向上的数据;计算点云在欧氏空间中的距离,根据此距离远近判断原始点云空间中的相似程度,以达到分割点云的目的。

### 1.2 算法流程

不同空间维度代表激光点云的特征,计算种子点与其邻域内的点的空间相似度后,即可进行点云分割。基于多维空间相似度的点云分割算法流程如图 1 所示。点云分割算法步骤如下:①初始准备,标记所有点为未分割状态,计算激光点云中各点的特征空间向量,构造 K 维树(K-dimension tree, KD-Tree),确定各特征空间向量的权重系数;②开始一个新的区域分割;③从未分割的点云数据中选择一个点作为种子点,计算种子点邻域;④选择邻域中的一个点,计算该点与种子点的空间相似度;⑤如果空间相似度小于指定的阈值,则将该点与种子点标记为同一个区域,并将该点加入到种子点序

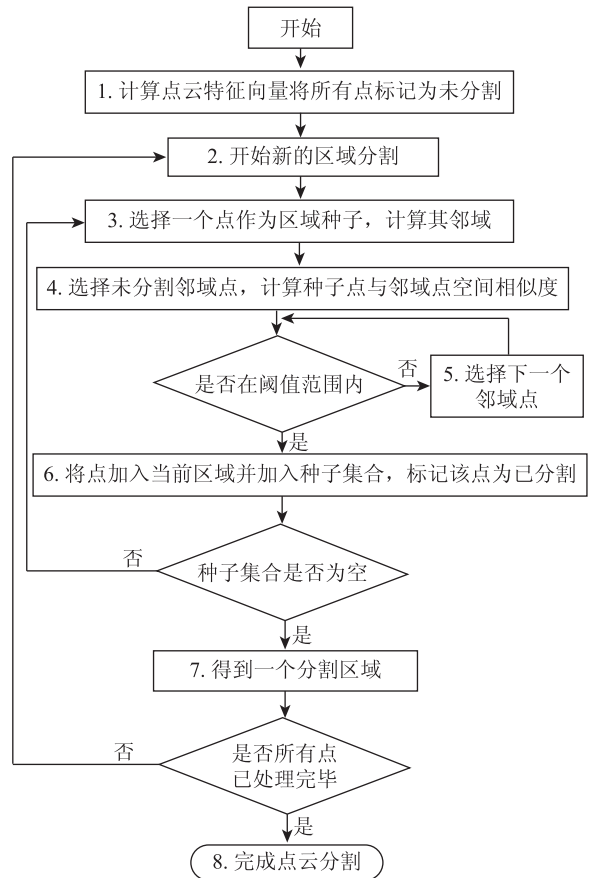


图 1 分割算法流程图

Fig. 1 Flow chart of segmentation method

列,否则不对该点做任何标记,并选择下一个邻域点进行判断;⑥重复执行步骤④—⑤,直到处理完种子点邻域内的全部点;⑦重复步骤③—⑥,直到该次分割种子点集合中没有待处理的点,此时得到一个完整的分割区域,并开始新的分割;⑧重复步骤②—⑦,直到所有点均被标记,完成激光点云的分割。

### 1.3 法向量计算

在点云的特征数据中,颜色信息能够在图像数据融合后赋值,强度信息可直接从 LiDAR 数据中获取;但点云的法向量需要单独计算,通常采用最小二乘法计算点云邻域内点集的拟合平面的法向量作为点云的法向量,同时计算拟合残差,并判断拟合精度。

### 1.4 点云相似度计算

参考多维空间的欧几里德距离公式,并考虑到不同空间特征对点云分割的影响可能存在不一致的情况,以对每一个空间维度添加权重系数的方式来反映这种影响。多维欧几里德空间相似度(Similarity)计算公式为

$$\text{Similarity}(p_1, p_2) = \sqrt{\varepsilon_1(x_1 - y_1)^2 + \varepsilon_2(x_2 - y_2)^2 + \cdots + \varepsilon_n(x_n - y_n)^2}, \quad (1)$$

式中:  $p_1, p_2$  为点云数据中的 2 个点;  $x_i, y_i$  分别为

这 2 个点在不同维度上的值;  $n$  为欧几里德空间的

维数;  $\varepsilon_i$  为  $n$  维欧几里德空间中的不同维度的权重,  $\sum_{i=1}^n \varepsilon_i = 1$ 。计算结果越小,表明这 2 个点的维度特性差异越小,根据分割阈值决定是否属于同一类地物。

### 1.5 权重及阈值确定

基于多维空间相似度的点云分割算法的关键在于计算过程中点云不同维度向量的权重分配以及相似度阈值的确定。

点云的特征向量包括几何特征(如法向量、曲率半径等)和光谱特征(如颜色、强度等)等。由空间相似度的计算方法可以看出,通过调整权重分配突出某类维度特征,会对最终的点云分割结果产生显著的影响。针对不同的点云数据可采用不同的权重分配,考虑到实验数据中以建筑物为主,平面特征较明显,计算过程中对法向量特征赋予较高的权重,对颜色和强度特征则赋予较低的权重。对于其他场景的点云数据,可以根据点云数据特征调整权重。

同时,分割算法中的相似度阈值也是直接影响区域增长范围的关键参数。将几何特征和光谱特征进行数学变换后,统一到同一个量纲下,采用纯数学值来表达不同点云之间多维特征差异。实验中将几何特征和光谱特征都通过数学方法变换到  $[-1, 1]$  区间,相似度阈值在  $(0, 1]$  之间取值,并根据多次分割结果对比确定阈值。

不同维度向量之间的权重分配模式还没有统一的标准,本次实验中针对 2 组点云数据,比较了基于几何特征分割、基于颜色(强度)聚类分割和基于多维欧几里德空间相似度分割等 3 种方法的分割情况。

## 2 点云分割实验比较

当前激光扫描系统获取的场景信息中,包含有

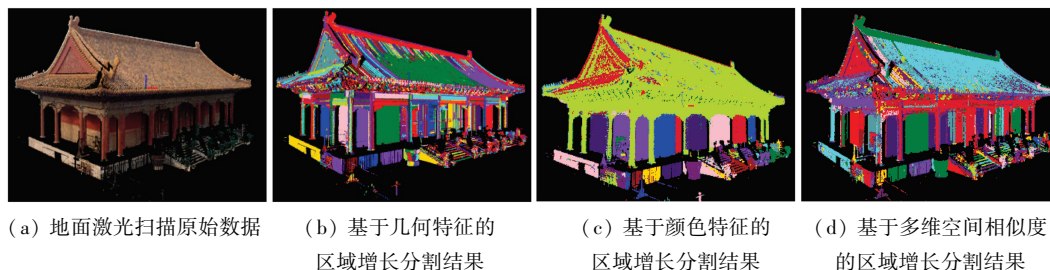


图2 地面激光扫描数据不同方法分割结果比较

Fig. 2 Comparison among results of different segmentation methods for TLS data

比较基于几何特征的区域增长方法(以下简称“方法1”,参考图2(b))、基于颜色特征的区域增长方法(以下简称“方法2”,参考图2(c))和基于本文提出的多维欧氏空间相似度度量的区域增长方法(以下简称“方法3”,参考图2(d))对同一组地面激

大量的人工地物,这些地物大多表现出明显的平面特征。本文采用多维空间相似度的点云分割模式,以计算点云几何特征为主、其他特征(颜色特征、反射强度等)为辅的方式进行,将点云几何特征和辅助特征作为欧几里德空间中的维度数据,并通过对不同维度赋予不同的权重系数来反映不同特征的主从地位,综合分析在统一的模式下这些特征数据用于点云分割的可靠性。

### 2.1 综合几何特征和颜色特征的分割

#### 2.1.1 点云颜色值调整

一般说来,通过平面拟合得到的点云局部法向量的 3 个坐标分量取值范围在  $-1 \sim 1$  之间(即  $u \in [-1, 1], v \in [-1, 1], w \in [-1, 1]$ ),而 RGB 颜色值的取值范围是  $0 \sim 255$ 。为了避免量纲不一致对空间相似度计算的影响,首先将 2 种数据的取值调整到相同的范围中来,本次实验中将 RGB 颜色值调整到  $0 \sim 1$  之间,只需要进行简单的比例变换,即

$$\begin{cases} R' = R/255 \\ G' = G/255 \\ B' = B/255 \end{cases} \quad (2)$$

上述变换不改变颜色值之间的比例关系,不会引起颜色变化;同时在 OpenGL 中可采用  $0 \sim 1$  的颜色范围表达,调整点云颜色后对数据显示没有影响。

#### 2.1.2 分割结果分析

法向量特征和颜色特征各自包含 3 个维度数据,共同形成计算点云相似度的六维空间。鉴于原始点云数据是建筑物单体,平面对象较多,为了保证法向量特征在相似度计算时具有主导地位,赋予法向量的权重应比赋予颜色的权重更大。为便于比较不同分割方法的效果,实验中采用了与几何分割相同的平面拟合参数。不同分割方法结果如图 2 所示。

光扫描(terrestrial laser scanning, TLS)数据的区域分割结果可以看出:对于具有一定弧度的屋顶面,方法 1 造成了较严重的过度分割,形成了较多的细碎面块,破坏了屋顶面的完整性;方法 2 虽然保证了屋顶面的完整性,但不能将屋顶面和房梁、枋等部件

区分开来,造成了分割不足;方法 3 的分割结果相对优于前 2 种方法的结果,在总体保证平面对象的点云划分之外,也兼顾了屋顶曲面的相对完整性,对于水瓮也保持了较好的完整性;但曲率半径很小的

廊柱构件还是被分割成了多个面片,这是由于形成廊柱构件激光点的局部法向量之间差异较大,用点云颜色特征无法消除这种差异。对 3 种分割方法的最终结果统计见表 1。

表 1 地面激光扫描数据不同分割方法结果统计

Tab. 1 Statistics of results of different segmentation methods for TLS data

(个)

分割方法	离散点数	分割结果									
		10 ~ 99		100 ~ 999		1 000 ~ 9 999		≥10 000		有效区合计	
		面数	点数	面数	点数	面数	点数	面数	点数	面数	点数
基于几何特征的区域增长(方法 1)	29 011	2 287	57 106	401	120 761	62	160 337	7	131 675	2 757	469 879
基于颜色特征的区域增长(方法 2)	12 614	879	23 113	138	42 488	36	106 510	9	315 265	1 062	487 376
基于多维空间相似度的区域增长(方法 3)	22 550	1 581	43 064	256	80 573	50	157 035	8	195 668	1 895	476 340

从表 1 可以看出,方法 1 造成的离散点(单点或增长区少于 10 个点)数和总面片数明显比另 2 种方法的多,对照图 2(b)是过度分割的体现;而方法 2 在局部区域存在明显的分割不足的情况(图 2(c));采用本文提出的方法 3 结合点云的几何特征(法向量)和光谱特征(颜色)在多维空间进行相似度计算,得到的分割结果(图 2(c))明显优于前 2 种方法的分割结果。

2.2 综合几何特征和强度特征的分割

2.2.1 反射强度值调整

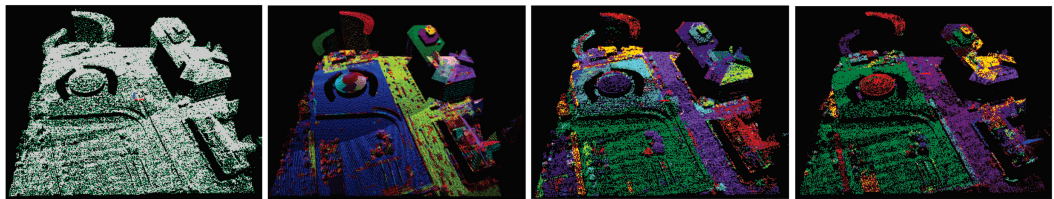
综合几何特征和反射强度特征的相似度度量分割方法同样要经过数据调整和权重系数定义 2 个步骤。反射强度数据的调整方法按照式(3)进行,即

$$\begin{cases} T_{val} = T_{max} - T_{min} \\ T'_i = T_i - T_{min}/T_{val}, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}, \quad (3)$$

式中:  $T_{val}$  为反射强度最大值  $T_{max}$  和最小值  $T_{min}$  之间的差值;  $T_i$  为原始的反射强度值;  $T'_i$  为调整后的反射强度值,取值范围为 0 ~ 1。

2.2.2 分割结果分析

在点云数据中,法向量特征和强度特征共同形成计算点云相似度的四维空间。本次研究采用机载激光扫描(airborn laser scanning, ALS)数据比较基于几何特征的区域增长方法(方法 4, 图 3(b)),基于反射强度特征的区域增长方法(方法 5, 图 3(c))和基于四维空间点云相似度的区域增长方法(方法 6, 参考图 3(d))的差异性。



(a) 机载激光扫描原始数据 (b) 基于几何特征的区域增长分割结果 (c) 基于反射强度特征的区域增长分割结果 (d) 基于四维空间点云相似度的区域增长分割结果

图 3 机载激光扫描数据不同方法分割结果比较

Fig. 3 Comparison among results of different segmentation methods for ALS data

由图 3 可知,方法 4 能够得到较规则的分割面,对于坡屋顶的细节也处理得比较好;但对于圆弧状屋顶的处理效果不尽如人意,容易产生过度分割的现象。方法 5 能够将差异较大的地物区分开来,道路、屋顶、林木等地物都被划分到不同的区域中,对于具有接近反射强度的圆弧状屋顶也能够准确地划分;但对于构造形态比较复杂的坡屋顶,整个坡屋顶都被划分在一起,不能反映出坡屋顶的具体构造

细节;同时,不同地物间边界划分不明显,容易造成锯齿状面片。从图 3(d)所示的方法 6 分割结果可以看出,圆弧状屋顶能够被完整地划分到同一个分割面片中,结构复杂的坡屋顶也较好地反映出屋顶交界面的细节,突出地表的树木也被聚类在一起。方法 6 综合考虑点云法向量和反射强度的分割方法,较好地弥补了两者的不足。对 3 种分割方法的最终结果统计见表 2。

表2 机载激光扫描数据不同分割方法结果统计

Tab.2 Statistics of results of different segmentation methods for ALS data

(个)

分割方法	离散点数	分割结果									
		10~99		100~999		1 000~9 999		≥10 000		有效区合计	
		面数	点数	面数	点数	面数	点数	面数	点数	面数	点数
基于几何特征的区域增长(方法4)	26 241	510	10 516	37	12 495	8	17 276	2	62 093	557	102 380
基于反射强度特征的区域增长(方法5)	4 338	160	4 362	20	7 020	13	34 128	2	78 773	195	124 283
基于四维空间点云相似度的区域增长(方法6)	10 298	340	8 152	38	12 709	13	26 207	2	71 255	393	118 323

从表2可以看出,综合点云几何特征(法向量)和光谱特征(反射强度)在多维空间进行相似度计算(方法6),得到的分割结果明显优于前2种分割方法的分割结果。

### 3 结论

1)本文提出了基于空间相似度度量的点云分割方法。该方法将点云的法向量特征、颜色特征和反射强度特征均视为点云数据在多维欧几里德空间中的维度数据,并引入维度特征的权重系数,通过计算多维空间中的欧氏距离来判断点云间的相似度。实验比较证明,本文提出的方法对于平面片和曲面片都能获得较优的分割结果。

2)基于多维欧氏空间相似度的点云分割方法具有较大的灵活性和可扩充性,可根据原始数据包含的信息选择合适的特征构造多维空间;维度数据的选择也不限于本文提到的法向量、颜色和强度等;并且通过各个维度之间的权重系数的调整,能够有针对性地获取不同的分割结果。但是,现阶段对于不同维度特征的权重尚无法做到自动分配,还需要根据数据形态人工干预权重分配。今后将在如何调整权重系数获取更优的分割结果以及不同维度的权重自动分配等方面展开研究。

#### 参考文献(References):

[1] 李德仁. 论地球空间信息的三维可视化: 基于图形还是基于影像[J]. 测绘学报, 2010, 39(2): 111-114.  
Li D R. 3D visualization of geospatial information: Graphics based or imagery based[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2010, 39(2): 111-114.

[2] Fan T J, Medioni G, Nevatia R. Segmented descriptions of 3-D surfaces[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1987, 3(6): 527-538.

[3] Sappa A D, Devy M. Fast range image segmentation by an edge detection strategy[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. Quebec City, Que: IEEE, 2001: 292-299.

[4] 柯映林, 单东日. 基于边特征的点云数据区域分割[J]. 浙江大

学学报: 工学版, 2005, 39(3): 377-380.

Ke Y L, Shan D R. Edge-based segmentation of point cloud data[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2005, 39(3): 377-380.

[5] 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.

[6] Rabbani T, van den Heuvel F A, Vosselman G. Segmentation of point clouds using smoothness constraint[J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2006, 36(5): 248-253.

[7] Pu S, Vosselman G. Extracting windows from Terrestrial Laser Scanning[C]//ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007. Espoo, Finland, 2007.

[8] 李峰, 崔希民, 袁德宝, 等. 利用机载LiDAR点云提取复杂城市建筑物面域[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(3): 85-89.  
Li F, Cui X M, Yuan D B, et al. Extraction of the building region from airborne LiDAR point clouds under complex urban conditions[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2013, 25(3): 85-89.

[9] Filin S. Surface clustering from airborne laser scanning data[C]//ISPRS Commission III, Symposium 2002. Graz, Austria, 2002.

[10] 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 laser scanning based on the density of projected points[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2005, 34(2): 95-100.

[11] 程亮, 龚健雅, 李满春, 等. 集成多视航空影像与LiDAR数据重建三维建筑物模型[J]. 测绘学报, 2009, 38(6): 494-501.  
Cheng L, Gong J Y, Li M C, et al. 3D building model reconstruction from multi-view aerial images and LiDAR data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2009, 38(6): 494-501.

[12] Huang X, Zhang L P, Gong W. Information fusion of aerial images and LIDAR data in urban areas: Vector-stacking, reclassification and post-processing approaches[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(1): 69-84.

[13] 李怡静, 胡翔云, 张剑清, 等. 影像与LiDAR数据信息融合复杂场景下的道路自动提取[J]. 测绘学报, 2012, 41(6): 870-876.  
Li Y J, Hu X Y, Zhang J Q, et al. Automatic road extraction in complex scenes based on information fusion from LiDAR data and remote sensing imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2012, 41(6): 870-876.

- [14] Vallet B, Pierrot - Deseilligny M, Boldo D, et al. Building footprint database improvement for 3D reconstruction: A split and merge approach and its evaluation [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(5): 732 - 742.
- [15] 李 迁, 肖春蕾, 陈 洁, 等. 基于机载 LiDAR 点云和建筑物轮廓线构建 DSM 的方法 [J]. *国土资源遥感*, 2013, 25(2): 95 - 100.
- Li Q, Xiao C L, Chen J, et al. Method for constructing DSM based on building contour line and airborne LiDAR data [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2013, 25(2): 95 - 100.
- [16] 张 帆, 黄先锋, 李德仁. 激光扫描与光学影像数据配准的研究进展 [J]. *测绘通报*, 2008(2): 7 - 10.
- Zhang F, Huang X F, Li D R. A review of registration of Laser scanner data and optical image [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2008(2): 7 - 10.
- [17] 王晏民, 胡春梅. 一种地面激光雷达点云与纹理影像稳健配准方法 [J]. *测绘学报*, 2012, 41(2): 266 - 272.
- Wang Y M, Hu C M. A robust registration method for terrestrial LiDAR point clouds and texture image [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2012, 41(2): 266 - 272.

## Segmentation of LiDAR point clouds based on similarity measures in multi - dimensional Euclidean Space

YU Liang<sup>1,4</sup>, LI Ting<sup>2</sup>, ZHAN Qingming<sup>3</sup>, YU Kun<sup>2</sup>

(1. *College of Resources and Environment, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 615000, China*; 2. *China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources, Beijing 100083, China*; 3. *School of Urban Design, Wuhan University, Wuhan 430079, China*; 4. *Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100010, China*)

**Abstract:** The segmentation of LiDAR point cloud is a basic and key step in 3D reconstruction of architecture. Some problems such as under - segmentation or over - segmentation exist in current point cloud segmentation based on boundary, surface or clustering method. In this paper, a point data segmentation method based on similarity measures in multi - dimension Euclidean Space (SMMES) is presented. The main workflow of this method consists of calculating point normal vector, transforming the raw data combined with image features, calculating Euclidean distance in the multi - dimension space, comparing the similarity between the adjacent points, and segmenting the point data. The method proposed in this paper has solved the problem that geometry and spectral features cannot be used in parallel during the point cloud segmentation. In addition, it has the advantages of both geo - metrical segmentation and color - metrical segmentation, and can improve the accuracy of the point cloud segmentation. The segmentation results of the three different methods which are based on geometry features, spectral features and SMMES respectively were compared with each other by using two sets of data, and the experimental results show that the proposed method is significantly feasible and practical.

**Key words:** light detection and ranging (LiDAR); point cloud segmentation; Euclidean Space

第一作者简介: 喻 亮(1976 - ), 男, 博士, 主要从事激光遥感、三维建模和地理信息系统等方面的研究。Email: yuliang@cuit.edu.cn。

(责任编辑: 刘心季)