

# 利用灰度体元模型的机载 LiDAR 3D 道路提取

王丽英<sup>1</sup> 段孟柳<sup>2</sup>

**摘要** 面向机载 LiDAR 数据的道路提取算法的常用数据结构存在局限: 2D 网格及 TIN 表达多次回波数据时存在的信息损失会影响提取结果的完整性且提取结果为 2D 形式; 点云的空间结构及拓扑信息难以利用, 由此导致算法设计的困难. 为此, 提出了一种基于灰度体元模型的 3D 道路提取算法. 算法首先将 LiDAR 数据规则化为灰度体元模型 (灰度为体元内 LiDAR 点的平均强度值的量化表示); 然后选取道路种子体元进而搜寻并标记种子及其 3D 连通区域为道路体元; 最后利用数学形态学优化提取结果. 基于 ISPRS 提供的包含不同复杂程度的城区路网 LiDAR 数据测试“邻域尺度”和“灰度差阈值”参数的敏感性及提出的算法的精度. 实验结果表明: 56 邻域为最佳邻域尺度、2 为最佳灰度差阈值; 道路提取的平均质量、完整度及正确率分别为 70%、86.77% 及 81.13%; 对相对平坦的单层路网及起伏较大的复杂路网均可成功提取.

**关键词** 激光雷达, 道路提取, 灰度体元模型, 强度, 三维

**引用格式** 王丽英, 段孟柳. 利用灰度体元模型的机载 LiDAR 3D 道路提取. 自动化学报, 2020, 46(11): 2439–2447

**DOI** 10.16383/j.aas.c180527

## Grayscale Voxel Model Based Airborne LiDAR 3D Road Extraction

WANG Li-Ying<sup>1</sup> DUAN Meng-Liu<sup>2</sup>

**Abstract** 2D grid, TIN and point cloud, which are the commonly used methods to represent LiDAR data for road extraction, have defects, for example, it is difficult for 2D grid and TIN to represent multiple return LiDAR data and thus influences the integrity of grid and TIN-based road extraction results and their extraction results are 2D, it is difficult for point cloud to use its topological and adjacent information and thus leads to the difficulty in the design of point-based road extraction algorithm. To overcome these restrictions, a grayscale voxel model (GVM) based 3D road extraction algorithm is presented. LiDAR data are regularized into GVM in which the grayscale of a voxel corresponds to the quantized mean intensity of the LIDAR points within the voxel. Road seed voxels are selected and then seeds and their 3D connected regions are labeled as road voxels. The extracted road result is optimized using mathematical morphology. ISPRS urban LiDAR datasets, which are representative of road networks of different complexities, are used to analyze the sensitivity of “adjacency size” and “intensity difference threshold” parameters and assess the accuracy of the proposed algorithm quantitatively. The experiment results indicate that: 1) 56-adjacency is the optimal adjacency size and 2 is the optimal intensity difference threshold; 2) The average quality, completeness and correctness of road extraction were 70%, 86.77% and 81.13%, respectively; 3) Roads in the relatively flat single layer road network and the undulating complex road network can both be successfully extracted.

**Key words** LiDAR, road extraction, grayscale voxel model, intensity, 3D

**Citation** Wang Li-Ying, Duan Meng-Liu. Grayscale voxel model based airborne LiDAR 3D road extraction. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(11): 2439–2447

道路是关系国民经济的重要基础设施, 道路信

息的及时、准确获取与更新对交通管理、自动驾驶及应急事务处理均具有重要意义. 多回波激光雷达 (Light detection and ranging, LiDAR) 可以快速获取地表高精度的 3D 点云数据及回波、强度等辅助信息, 该技术的出现使得道路 3D 信息的快速提取成为可能.

已有经典的面向 LiDAR 数据的道路提取方法中主要采用的数据结构有 2D 网格<sup>[1–10]</sup>、不规则三角网<sup>[11–12]</sup> 和点云<sup>[13–26]</sup>. 其中, 前两者的同一平面坐标只能对应一个高程值, 用其表达 3D LiDAR 数据存在的信息损失会影响提取结果的完整性且其提取结果为 2D 形式, 难以直接构建 3D 道路网、反映道路的空间结构; 点云是 LiDAR 数据的原始表达,

收稿日期 2018-08-02 录用日期 2018-12-18  
Manuscript received August 2, 2018; accepted December 18, 2018

国家自然科学基金 (41471315), 辽宁省自然科学基金 (20170540419), 辽宁省教育厅科学技术研究项目 (LJ2019JL015) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (41471315), Natural Science Foundation of Liaoning Province (20170540419), and Science and Technology Research Project of the Educational Department of Liaoning Province (LJ2019JL015)

本文责任编辑 吴毅红  
Recommended by Associate Editor WU Yi-Hong  
1. 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院 阜新 123000 2. 中铁二十四局集团新余工程有限公司 新余 338000  
1. School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000 2. China Railway 24th Bureau Group CO., LTD, Xinyu 338000

可完全保留原始的 3D 信息,但其并未明晰表达内部各 LiDAR 点的邻接信息,由此造成了算法设计的困难.为了克服上述限制,本文提出了一种基于灰度体元模型 (Grayscale voxel model, GVM) 的 3D 道路提取算法.

GVM 是将离散、非规则分布的空间点集表示为以体元为基本单元的规则空间数据结构,并依据体元内 LiDAR 点的平均强度的离散化程度对体元赋值.其优势在于:3D 数据结构更有利于综合利用多次回波信息、易于移植 2D 图像处理算法或在此基础上开发新算法;各体元间隐含有几何拓扑关系,易于操作和处理;同时融合了 LiDAR 数据的高程和强度信息,可用于高程或强度信息不同的目标分类.本文提出的算法即很好地利用了上述优势,基于道路“空间结构上具有连通性、反射强度上表现出一致性”的特性、利用 3D 连通区域构建的理论构建道路提取模型.算法设计简单且道路提取结果——3D 道路体可直接用作灰度 3D 道路模型,相较于传统的道路提取算法具有明显优势.

## 1 GVM 构建

包括将场景空间依据体元分辨率划分成 3D 体元格网、依据体元内 LiDAR 点的强度值为体元赋值等步骤,如图 1 所示.另外, LiDAR 数据中通常包含的异常数据为非真实目标信息、呈现噪声特性,其存在会影响 GVM 构建的准确性及效率,因此,必须首先予以剔除.

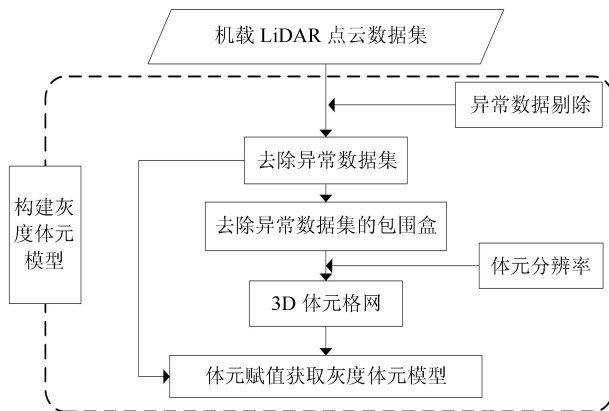


图 1 GVM 构建流程图

Fig. 1 Flowchart of GVM construction

### 1.1 异常数据剔除

异常点通常占少数且位于局部高程最高或最低的位置.因此,若将场景空间以 LiDAR 点的平均点间距为格网单元划分为 3D 格网,异常点将位于包含 LiDAR 点的最高或最低的格网中.因此,可首先定位上述格网并将其作为候选异常数据集.然后,对各

候选格网,比较其和给定邻域内(邻域必须足够大,如  $15\text{ m} \times 15\text{ m}$ ) 包含 LiDAR 点的格网的平均高程的高差,若其绝对值大于给定阈值  $T_{ed}$ ,则对应的格网内的 LiDAR 点判作异常点,予以剔除;否则予以保留.  $T_{ed}$  可取各个候选异常格网和其周围格网的高差绝对值的 3 倍标准差.剔除异常数据集记做  $Q$ ,  $Q = \{q_i(x_i, y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中,  $i$  是 LiDAR 点的索引,  $n$  是 LiDAR 点数,  $q_i$  代表第  $i$  个 LiDAR 点,  $(x_i, y_i, z_i)$  为第  $i$  个 LiDAR 点的坐标.

### 1.2 场景空间范围确定

由包含剔除异常数据集的轴向平行包围盒 (Axis-aligned bounding box, AABB) 确定.  $\text{AABB} = \{(x, y, z) | x_{\min} \leq x \leq x_{\max}, y_{\min} \leq y \leq y_{\max}, z_{\min} \leq z \leq z_{\max}\}$ , 其中,  $x_{\max} (y_{\max}, z_{\max}) = \max \{x_i (y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ ,  $x_{\min} (y_{\min}, z_{\min}) = \min \{x_i (y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, n\}$  分别代表  $Q$  中  $x$ 、 $y$  和  $z$  坐标的最大值和最小值.

### 1.3 体元分辨率的确定

体元分辨率是 GVM 构建过程中最关键的参数,其值过高将导致数据的过度表达及目标的过度分割;该值过低将导致数据的欠表达及目标的欠分割.为此,需选择合适的体元分辨率以保证后续道路的提取质量.考虑到 LiDAR 系统理想采样时各 LiDAR 点呈间隔均匀的格网分布,此时  $x$ 、 $y$  方向的体元分辨率 ( $\Delta x, \Delta y$ ) 可依据 LiDAR 点的平均点间距确定<sup>[27]</sup>,即:

$$\Delta x = \Delta y = \sqrt{\frac{A_{xy}}{n}} \quad (1)$$

其中,  $A_{xy}$  是 LiDAR 点水平投影所得 2D 点集的沿轴向最小外接矩形的面积.同理,  $z$  方向的体元分辨率  $\Delta z$  可将上述理论扩展至  $XZ$ 、 $YZ$  平面,依式 (2) 确定,

$$\Delta z = \min \left( \sqrt{\frac{A_{xz}}{n}}, \sqrt{\frac{A_{yz}}{n}} \right) \quad (2)$$

其中,  $A_{xz} (A_{yz})$  是 LiDAR 点的  $XZ (YZ)$  平面投影所得 2D 点集的沿轴向最小外接矩形的面积.式 (2) 中取最小值是因为其代表构建的体元模型和 LiDAR 数据间存在更少的精度损失.

### 1.4 场景空间划分为 3D 体元格网

给定体元分辨率即可将 AABB 划分为  $r$  行、 $c$  列、 $l$  层的 3D 体元格网,可用一个 3D 阵列表示.设  $V$  是 3D 阵列中的体元集合,  $V = \{v_j(r_j, c_j, l_j), j = 1, 2, \dots, m\}$ , 其中,  $j$  是体元索引,  $m$  是体元数,  $v_j$  是 3D 阵列中第  $j$  个体元,  $(r_j, c_j, l_j)$  是第  $j$  个体元的坐标.

### 1.5 点云映射及体元赋值

依式 (3), 将  $Q$  中的各 LiDAR 点映射到  $V$  中, 并对含有 LiDAR 点的体元赋值 LiDAR 点强度均值、不含有 LiDAR 点的体元赋值 0. 若上述体元值的灰度等级非 256, 则离散化到  $\{0, \dots, 255\}$  得到体元灰度值. 其中, 0 值体元对应背景, 称作背景体元, 其余体元对应目标, 称作目标体元. 构建所得即为 GVM, 其本质为 3D 灰度图像, 后续的道路提取应用将基于该图像进行.

$$\begin{aligned} r_i &= \left\lfloor \frac{x_i - x_{\min}}{\Delta x} \right\rfloor, c_i = \left\lfloor \frac{y_i - y_{\min}}{\Delta y} \right\rfloor, \\ l_i &= \left\lfloor \frac{z_i - z_{\min}}{\Delta z} \right\rfloor \end{aligned} \quad (3)$$

另外,  $Q$  中各 LiDAR 点的强度可能存在异常值, 其亦不能反映真实的目标信息, 必须在体元赋值前予以剔除. 剔除方案为: 统计  $Q$  中各个 LiDAR 点的强度值, 并以直方图的形式可视化显示统计结果; 进而目视判定真实目标的最高和最低强度值, 分别记做  $T_h$  和  $T_l$ , 将强度值高于  $T_h$  和低于  $T_l$  的 LiDAR 点判定为强度异常数据.

## 2 基于体元的道路体提取

由于单条道路为连续、光滑的曲面, 道路点云的激光反射强度相近且与周围邻近地物具有明显的区别<sup>[9]</sup>, 而 GVM 是对各目标空间位置及其激光反射强度的 3D 离散化表示, 所以属于单条道路的体元在 GVM 中不但是 3D 连通的而且这些体元的灰度值接近 (备注: 若机动车等目标遮挡导致道路部分区域缺失 LiDAR 点, 则 3D 连通区域中间可能出现空洞, 但不影响道路目标的 3D 连通区域的构建). 因此, 本文提出基于 3D 连通区域标记算法提取道路目标. 首先, 依据道路的灰度特性选取种子体元; 进而, 将与种子体元 3D 连通且灰度差小于设定阈值的体元标记为道路体元; 最后, 利用数学形态学优化道路提取结果获得道路体元集.

### 2.1 种子体元选取

以顶视图的方式可视化显示 GVM, 手工选取道路种子 (一条道路选择一个种子即可. 但实际应用中, 为了避免错误选择一个方框内的体元作为种子), 种子体元集记作  $V_s = \{v_k(r_k, c_k, l_k), k = 1, 2, \dots, t\}$ , 其中,  $k$  是种子的索引,  $t$  是种子数.

### 2.2 标记道路种子及其 3D 连通区域

3D 连通区域构建方案为: 对任一种子体元  $V_s$ , 依次从  $V_s$  的 6 邻域 (或 18、26 及其他邻域尺度, 如图 2 所示) 内体元出发, 遍历所有邻接体元, 直至

GVM 中和  $V_s$  有路径相通且灰度差小于阈值的体元都被标记. 算法详细步骤如下.

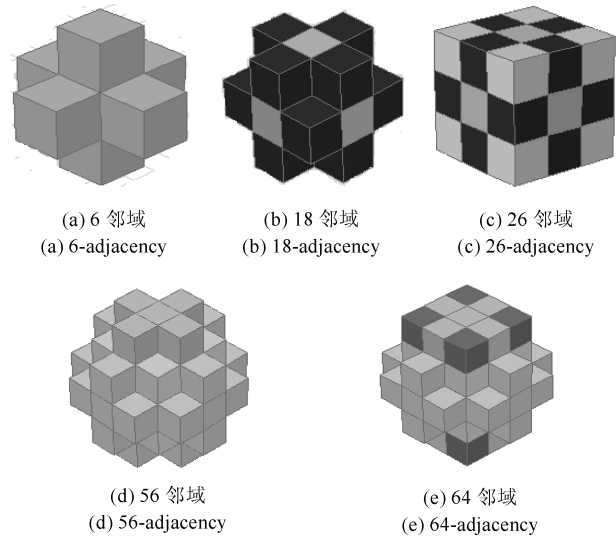


图 2 邻域尺度

Fig. 2 Adjacency size

1) 初始化, 设置存储种子体元的初始栈, 并标记种子体元为道路体元;

2) 从初始栈栈顶弹出一个元素, 获取其空间邻域内未标记的目标体元与该元素的灰度差, 若差值绝对值小于给定阈值  $T_i$ , 则标记为道路体元并存入栈中;

3) 如果栈中为空, 终止程序; 否则, 返回 2).

在上述标记过程中应用不同的邻域尺度、 $T_i$  会得到不同的道路提取结果. 邻域尺度及  $T_i$  过小会导致道路体提取结果不完整; 邻域尺度及  $T_i$  过大则影响效率及准确性. 最佳邻域尺度及  $T_i$  将在实验中确定.

算法基于“相邻且灰度值接近的目标体元可视同为同类”的思想, 是传统 2D 连通区域标记算法的 3D 扩展应用. 算法综合利用了高程及灰度信息, 且在利用高程信息时, 将高程接近条件转换为了空间邻域的搜索, 很好地利用了体元结构内部隐含的邻域关系, 设计简单、高效.

### 2.3 3D 道路体结果优化

实际生活中, 道路与停车场等目标邻接且高程及灰度均非常接近, 因而道路提取结果中往往存在一些非道路数据. 此处利用数学形态学去除非道路体元. 因为道路具有一定的方向性和宽度、呈线状, 因此, 设计线型结构元素检测并提取道路. 具体方案为:

1) 将第 2.2 节所得道路体元投影至  $XY$  平面, 并将其转换为二值图像  $I_2$ , 其中道路体元对应的像素赋值 1, 非道路体元对应的像素赋值 0;

2) 采用  $2 \times 2$  的方形结构元素对  $I_2$  进行腐蚀得到影像图  $I_3$ , 以断开细小的连接;

3) 针对非道路区域类型, 在  $I_3$  中采用线型结构元素 (大小如 3 或 5, 角度如  $70^\circ$ ) 对图像进行开运算, 得到影像图  $I_4$ ;

4) 统计  $I_4$  中连通区域的面积, 通过设定面积阈值将连通域小于设定阈值的区域去掉, 得到去除局部非道路区域的影像图  $I_5$ ;

5) 将  $I_5$  中的道路点投影到 GVM 中得到 3D 道路体.

### 3 实验数据

采用国际摄影测量与遥感协会 (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing,

ISPRS) 第三工作组 (<http://www.itc.nl/isprswg/III-3/filtertest/>) 提供的包含不同路网复杂度的城区 LiDAR 数据 (CSite2 和 CSite3, 如图 3 所示) 作为实验数据检验算法的有效性和可行性.

数据由 Optech ALTM 系统获取. CSite2 和 CSite3 的大小分别为  $0.5\text{ km} \times 0.39\text{ km}$  和  $0.42\text{ km} \times 0.63\text{ km}$ 、平均点密度分布为  $1.54\text{ 个}/\text{m}^2$  和  $1.59\text{ 个}/\text{m}^2$ , 点数分别为 408 921 和 320 477, 回波次数为 2 次. CSite2 中道路高程起伏较大, 道路与停车场、水泥路面相连, 道路中分布有立交桥. CSite3 为路况较简单的单层路网, 道路两侧主要为建筑物和水泥路面. 利用商业软件, 采用手工分类的方式从实验数据中分离出道路点集, 将其作为标准数据定量评价提出算法精度.

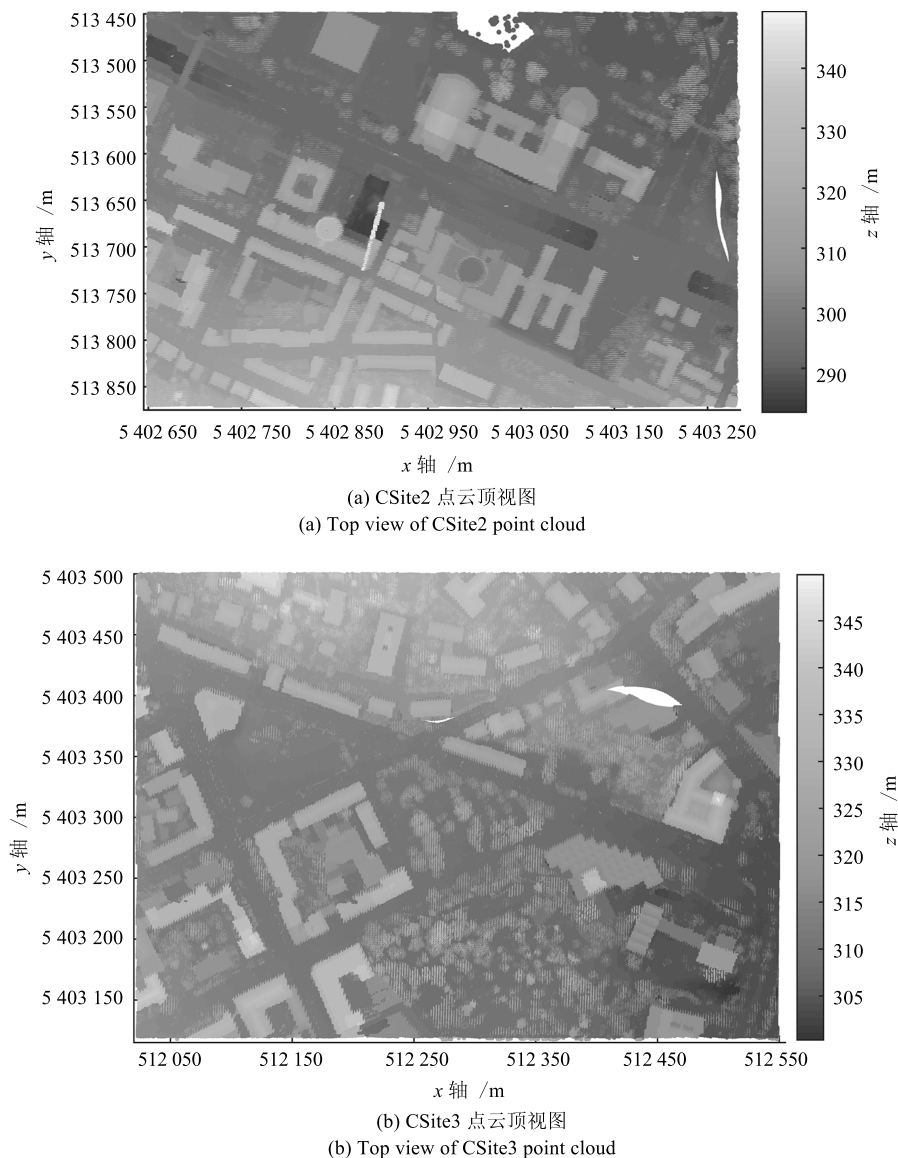


图 3 实验数据

Fig. 3 Experiment data



### 4 结果与讨论

本文提出的算法的提取结果是道路体元, 而标准数据中则是 LiDAR 点. 为了定量评价提出的算法的精度, 实验首先统计提取的道路体元内包含的 LiDAR 点, 然后与标准数据对比, 采用式 (4) 中完整率 ( $R_{com}$ )、准确率 ( $R_{cor}$ )、总误差 ( $R_e$ ) 以及总体质量 ( $R_q$ ) 等指标定量评价提出的算法的精度<sup>[28]</sup>.

$$\begin{cases} R_{com} = \frac{TP}{TP+FN}, & R_{cor} = \frac{TP}{TP+FP} \\ R_e = \frac{FP+FN}{n}, & R_q = \frac{TP}{TP+FP+FN} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $TP$  是正确提取的道路 LiDAR 点数,  $FP$  是误识为道路 LiDAR 点数,  $FN$  是未提取出的道路 LiDAR 点数.

#### 4.1 参数的敏感性分析

在相同条件下, 不同邻域尺度及  $T_i$  的道路提取算法的提取结果的总误差见表 1.

表 1 各不同邻域尺度及  $T_i$  下的道路提取算法总误差

Table 1 Total errors of the proposed algorithm with different adjacent sizes and  $T_i$

$T_i$	CSite2/CSite3 提取结果总误差 (%)				
	6 邻域	18 邻域	26 邻域	56 邻域	64 邻域
1	46.30/40.64	32.26/31.87	25.89/24.15	20.47/17.94	17.98/12.44
2	39.57/32.32	28.34/25.02	19.07/18.87	12.81/8.29	18.73/15.65
3	34.25/30.06	26.16/19.21	20.83/10.33	15.58/13.84	23.16/20.45
4	37.29/33.12	30.21/20.04	24.56/12.87	26.74/16.51	29.86/25.31

当  $T_i$  不变时, 对比不同邻域尺度下的道路提取结果的总误差可知: 邻域尺度的增大并不意味精度的必然提高. 以 6 邻域为例, 种子的信息只能向其 6 个基本方向扩展, 而 18、26 等其他邻域则可同时向更多的方向进行扩展, 随着邻域尺度的增加, 一些非道路体元也有可能被错判为道路体元, 从而在提取

结果中引入误差, 这可以解释为何部分 64 邻域对比 56 邻域精度反而有所降低.

当邻域尺度不变时, 对比不同  $T_i$  下的道路提取结果的总误差可知:  $T_i$  的增大并不意味精度的必然提高.  $T_i$  过大则可能将非道路 LiDAR 点错判为道路, 从而在提取结果中引入误差.

对比不同邻域尺度、 $T_i$  下的道路提取结果的总误差可知: 56 邻域为最优邻域尺度、2 为最优灰度差阈值.

#### 4.2 道路提取结果及其在道路网构建中的应用

最优邻域尺度及  $T_i$  下的 3D 道路提取结果如图 4 所示.

由图 4 可知: 提出的算法的道路提取结果为 3D 道路体元, 其是一种新形式的 3D 道路表示形式—3D 道路体; 图 4(a) 中 3 处圆圈圈出的区域中有 3 座桥梁, 桥梁与道路的灰度值差别较大, 由此导致道路提取结果在该 3 处发生了断裂; 所有的道路均被成功提取, 但是提取结果中仍然存在一些与道路相连十分紧密的非道路区域未被剔除.

提出的算法所得 3D 道路体可进一步处理以构建 3D 道路网. 如图 5(a) 和图 5(b) 所示, 对 3D 道路体结果进行空洞填补、提取道路骨架线<sup>[29]</sup>、去除毛刺短分支、多余通路和环形通路后所得的道路网是一种新形式的基于体元的 3D 道路网. 由图 5(c) 和图 5(d) 中道路网和 GVM 叠加顶视图可知, 道路网构建完整. 由图 5(a) 中圆圈所示, 道路网发生了明显的断裂. 断裂的原因在于立交桥的桥下由于被遮挡而出现了 LiDAR 点的缺失. 但是 3D 道路网的优势在于能明确这里是两条道路, 即立交桥结构. 即使存在断裂, 也可以通过某些路径算法预测道路的连通性. 倘若是基于 2D 图像构建道路网则无法判定立交桥结构的存在. 这也体现了基于体元的道路提取算法的优势, 其可以以 3D 的形式直观地呈现 3D 立体结构.

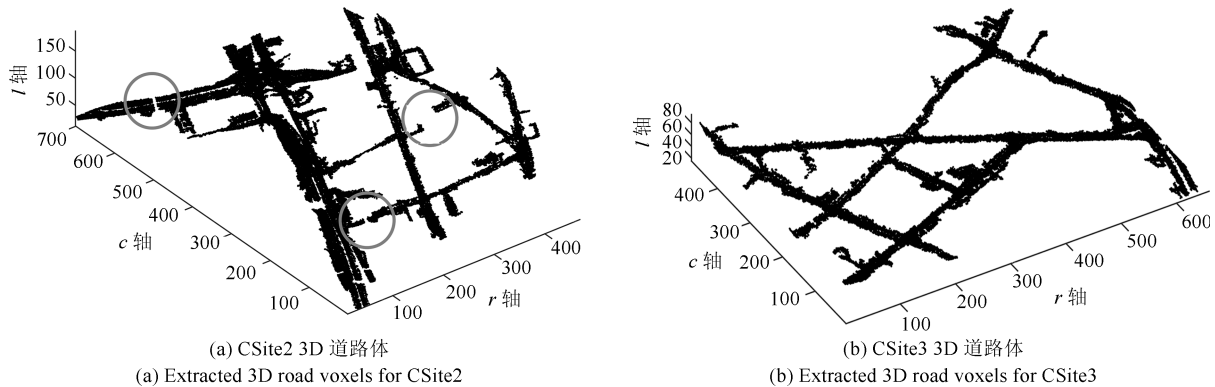


图 4 道路提取结果

Fig. 4 Road extraction results

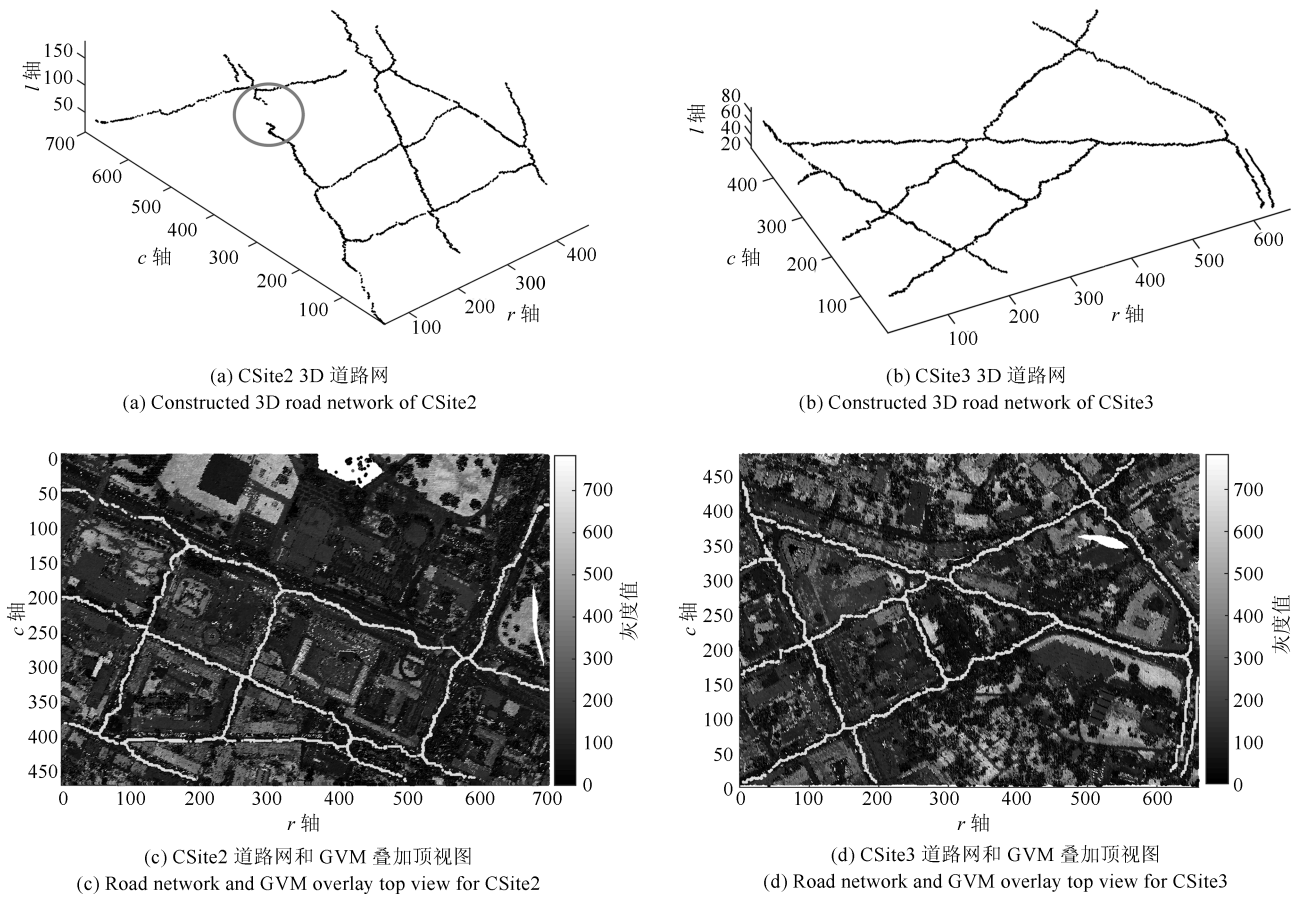


图 5 道路网

Fig. 5 Road network

4.3 定量精度评价

提出的算法的定量精度评价如表 2 所示.

表 2 提出的算法的精度  
Table 2 The accuracy of the proposed algorithm

数据	$R_{com}$ (%)	$R_{cor}$ (%)	$R_q$ (%)
CSite2	84.83	80.76	70.57
CSite3	88.71	81.50	73.84

表 2 表明: 算法提取的道路的总体质量可达 70%以上, 平均完整率、正确率分别为 86.77%、81.13%. 影响完整率的关键因素在于邻域扩展过程中部分道路边缘点的灰度值变化较大而未被提取; 影响正确率的关键因素在于仅利用高程及灰度信息无法完全抑制道路向周围高程及灰度信息均接近的非道路目标 (如停车场) 的扩展.

4.4 算法对比实验

为了体现本文提出的算法的优势, 首先展开其与商用软件 TerraSolid 的对比实验. 其中, 各实验

数据的 TerraSolid 道路提取指标如表 3 所示.

表 3 TerraSolid 道路提取精度  
Table 3 The road extraction accuracy of Terrasolid

数据	$R_{com}$ (%)	$R_{cor}$ (%)	$R_q$ (%)
CSite2	88.2	64.1	59.1
CSite3	93.8	56.9	54.8

表 3 表明: TerraSolid 提取的道路的平均完整率、正确率及总体质量分别为 91%、60.5%及 57.0%. 对比表 2 和 3 可知: 对比本文提出的算法的道路提取精度, TerraSolid 的完整率虽然具有绝对优势, 但其准确率较低, 由此导致其道路提取总体质量较差. 原因在于: TerraSolid 的道路提取是首先滤波得到地面点, 然后依据设定的道路的强度范围获得道路点. 这种将满足某些强度特性的地面点判作道路点的道路提取方法虽然可以获得较高的完整率, 但不可避免地会将一些非道路点误判作道路点, 从而影响道路提取结果的正确率, 如图 6 中错误分类的点所示 (以 CSite2 为例). 而本文提出的算法

则综合利用了道路的几何和强度特性, 因此其道路提取的正确率及总体质量均较高.

另外, 鉴于传统的道路提取算法多基于 2D 图像设计 (以下简称 2D 道路提取算法), 特开展其和本文提出的算法的性能对比实验.

实验所用 2D 道路提取算法的步骤如下: LiDAR 点云数据读取; 异常数据剔除; 剔除异常数据集投影至 XY 平面得到 2D 点集; 求取 2D 点集的沿轴向最小外接矩形以确定其范围; 根据平均点间距确定格网分辨率; 依据格网分辨率对最小外接矩形进行划分得到 2D 格网; 将 2D 点集映射到 2D 格网, 并将包含 LiDAR 点的格网赋值 LiDAR 点的平均强度及平均高程, 否则赋值 0. 若格网强度值的强度等级非 256 级, 则将格网值离散化到  $\{0, \dots, 255\}$ ; 可视化显示 2D 灰度图像, 手工选取道路种子点 (和

本文提出的算法的道路种子点选取相同区域); 标记与种子点 2D 连通、高程差小于设定阈值且灰度差小于设定阈值的像素作为道路像素, 完成基于 2D 灰度图像的道路提取. 如图 7 所示, 以 CSite2 为例, 在相当条件下 (3D 灰度图像邻域扩展时采用最优的 56 邻域、灰度差阈值 2; 2D 图像邻域扩展时采用 20 邻域、灰度差阈值为 2, 高程差阈值为 1 米 (1 米与“3D 灰度图像中的 56 邻域对应的高程差”相当)), 以相同平面位置的种子点为基础, 向周围做邻域扩展所得基于 2D 和 3D 图像的道路提取结果顶视图.

对比图 7(a) 和 7(b) 可知: 2D 和 3D 道路提取算法均提取出了所有主干道路, 但 2D 道路提取结果包含更多的噪声, 如图 7(a) 中实线框所示, 而 3D 道路提取结果则噪声较少, 如图 7(b) 中实线框所示; 对比图 7(a) 中虚线框区域, 该区域对应为一

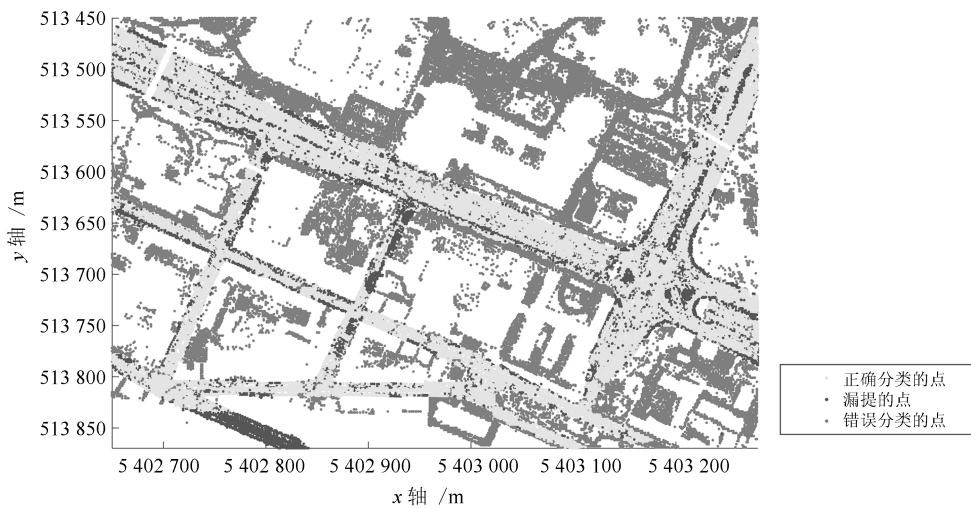


图 6 CSite2 的 Terrasolid 提取结果误差图  
Fig. 6 Error distribution of Terrasolid for CSite2

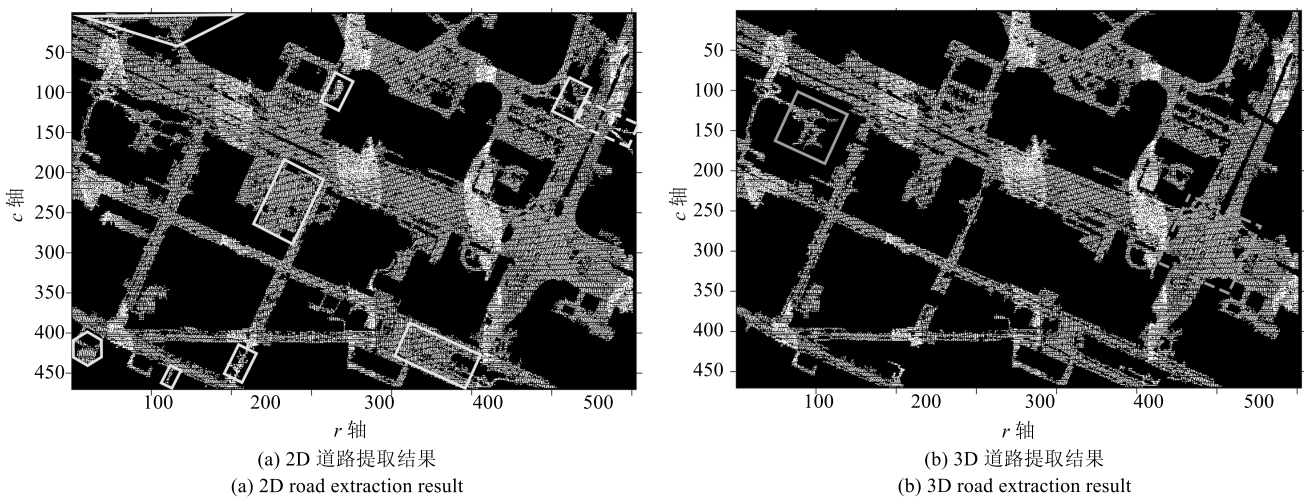


图 7 2D 和 3D 道路提取算法结果对比  
Fig. 7 Comparison of 2D and 3D road extraction algorithms

座桥, 基于 2D 图像的道路提取结果则误判作道路, 而基于 3D 图像的道路提取结果则未误判; 对比图 7(b) 中虚线框区域, 该区域包含立交桥, 立交桥的 3D 结构细节可直观呈现, 如图 4(a) 所示; 但是立交桥的 3D 结构信息则无法在基于 2D 图像的道路提取结果中直观呈现。

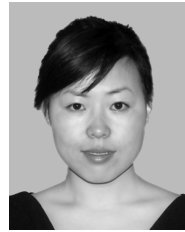
## 5 结论

本文针对机载 LiDAR 数据灰度体元模型构建及在此基础上的 3D 道路提取展开研究, 提出了一种基于体元的道路提取算法。该算法以 3D 连通区域构建理论为基础, 将 LiDAR 数据中的目标提取从点云聚类等传统方式转换成基于体元的空间邻域关系的搜索标记方式, 综合利用了 GVM 内部隐含的几何、拓扑关系及灰度信息, 算法设计简单。定量评价算法精度实验的结果表明: 无论是复杂、简单的道路网, 算法提取的道路完整率、正确率均可达 80% 以上, 总体质量可达 70% 以上。算法的不足之处在于: 需要人工交互选择道路种子, 自动化程度有待进一步提高; 算法仅利用了机载 LiDAR 数据的几何和强度信息, 由此可能导致的停车场等与道路邻接、高程且反射强度均接近的地物的错误提取。后续研究可尝试基于多值体元模型 (以多光谱 LiDAR 数据为数据源, 体元赋值其内的 LiDAR 点的色彩信息) 的 3D 道路提取研究, 以提高复杂场景下道路目标提取的准确性。

## References

- Matikainen L, Karila K, Hyypä J, Litkey P, Puttonen E, Ahokas E. Object-based analysis of multispectral airborne laser scanner data for land cover classification and map updating. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, **128**: 298–313
- Morsy S, Shaker A, El-Rabbany A. Multispectral LiDAR data for land cover classification of urban areas. *Sensors*, 2017, **17**(5): 958
- Hui Z, Hu Y, Jin S, Yao Z Y. Road centerline extraction from airborne LiDAR point cloud based on hierarchical fusion and optimization. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, **118**: 22–36
- Yuan Zhan-Hui. Research on Urban Road Extraction Based on Airborne LIDAR Point Cloud Data [Master thesis]. Southwest Jiaotong University, China, 2018  
(原战辉. 基于机载 LiDAR 点云数据提取城区道路研究 [硕士学位论文]. 西南交通大学, 中国, 2018)
- Wang Pu, Xing Yan-Qiu, Wang Cheng, Xi Xiao-Huan, Luo She-Zhou. Road extraction using airborne LiDAR data in mountainous areas. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, **32**(5): 851–857  
(王濮, 邢艳秋, 王成, 刁晓环, 骆社周. 机载 LiDAR 数据提取山区道路方法研究. 遥感技术与应用, 2017, **32**(5): 851–857)
- Huo L, Silva C A, Klauber C, Mohan M, Zhao L J, Tang P, Hudak A T. Supervised spatial classification of multispectral LiDAR data in urban areas. *Plos One*, 2018, **13**(10): e0206185
- Sturari M, Frontoni E, Pierdicca R, Mancini A, Malinverni E S, Tassetti A N, Zingaretti P. Integrating elevation data and multispectral high-resolution images for an improved hybrid land use/land cover mapping. *European Journal of Remote Sensing*, 2017, **50**(1): 1–17
- Hui Zhen-Yang. Research on Some Key Techniques of Extracting City Road Networks from Airborne LiDAR Point Cloud [P. D. dissertation]. China University of Geosciences, China, 2017  
(惠振阳. 从机载 LiDAR 点云中提取城市道路网的关键技术研究 [博士学位论文]. 中国地质大学, 中国, 2017)
- Hu Cheng-Yu. Study on Forest Road Extraction Based on Airborne LiDAR Point Cloud [Master thesis]. Southwest Jiaotong University, China, 2016  
(胡澄宇. 基于机载 LiDAR 的林间道路提取方法研究 [硕士学位论文]. 西南交通大学, 中国, 2016)
- Ferraz A, Mallet C, Chevata N. Large-scale road detection in forested mountainous areas using airborne topographic lidar data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, **112**: 23–36
- Peng J, Gao G. A method for main road extraction from airborne LiDAR data in urban area. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Electronics, Communications and Control. Ningbo, China: IEEE, 2011. 2425–2428
- Peng Jian-Gui, Ma Hong-Chao, Gao Guang, Zhao Liang-Liang. Road extraction from airborne LiDAR point clouds data in urban area. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2012, (9): 16–19  
(彭检贵, 马洪超, 高广, 赵亮亮. 利用机载 LiDAR 点云数据提取城区道路. 测绘通报, 2012, (9): 16–19)
- Choi Y W, Jang Y W, Lee H J, Cho G S. Three-dimensional LiDAR data classifying to extract road point in urban area. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, **5**(4): 725–729
- Matkan A A, Hajeb M, Sadeghian S. Road extraction from lidar data using support vector machine classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2014, **80**(5): 409–422
- Hu X, Li Y, Shan J, Zhang J, Zhang Y. Road centerline extraction in complex urban scenes from LiDAR data based on multiple features. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, **52**(11): 7448–7456
- Gong Liang, Zhang Yong-Sheng, Li Zheng-Guo, Bao Quan-Fu. Automated road extraction from LiDAR data based on clustering of intensity. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2011, (9): 15–17  
(龚亮, 张永生, 李正国, 包全福. 基于强度信息聚类的机载 LiDAR 点云道路提取. 测绘通报, 2011, (9): 15–17)
- Yuan Peng-Fei, Huang Rong-Gang, Hu Ping-Bo, Yang Bi-Sheng. Road extraction method based on multi-spectral LiDAR data. *Journal of Geo-information Science*, 2018, **20**(4): 452–461  
(袁鹏飞, 黄荣刚, 胡平波, 杨必胜. 基于多光谱 LiDAR 数据的道路中心线提取. 地球信息科学学报, 2018, **20**(4): 452–461)

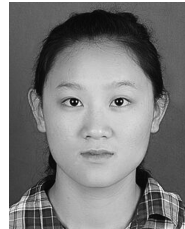
- 18 Mario S, Linh T, Belén R, Debra L. Automatic extraction of road features in urban environments using dense ALS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, **64**: 226–236
- 19 Ferraz A, Mallet C, Chehata N. Large-scale road detection in forested mountainous areas using airborne topographic lidar data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, **112**: 23–36
- 20 Zhao R, Pang M, Wang J. Classifying airborne LiDAR point clouds via deep features learned by a multi-scale convolutional neural network. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018, **32**(5): 1–20
- 21 Niemeyer J, Rottensteiner F, Soergel U, Heipke C. Hierarchical higher order crf for the classification of airborne lidar point clouds in urban areas. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2016, XLI-B3: 655–662
- 22 Yang Z, Jiang W, Xu B, Zhu Q, Jiang S, Huang W. A convolutional neural network-based 3D semantic labeling method for ALS point clouds. *Remote Sensing*, 2017, **9**(9): 936–953
- 23 Chen Fei. A Study of Methods for Road Extraction from Airborne LIDAR Data [Master thesis]. Southwest Jiaotong University, China, 2013  
(陈飞. 基于机载 LiDAR 点云的道路提取方法研究 [硕士论文]. 西南交通大学, 中国, 2013)
- 24 Xu Yu-Jun. Research on Hierarchical Road Extraction Algorithm Based on Airborne LiDAR Point Cloud [Master thesis]. Jilin University, China, 2013  
(徐玉军. 基于机载激光雷达点云数据的分层道路提取算法研究 [硕士论文]. 吉林大学, 中国, 2013)
- 25 Huang Xian-Feng, Li Na, Zhang Fan, Wan Wen-Hui. Automatic power lines extraction method from airborne LiDAR point cloud. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, **40**(12): 1563–1569  
(黄先锋, 李娜, 张帆, 万文辉. 利用 LiDAR 点云强度的十字剖分线法道路提取. 武汉大学学报 (信息科学版), 2015, **40**(12): 1563–1569)
- 26 Ding Xiao-Hua. Building Extraction Based on the LiDAR Point Cloud Data and Image Fusion [Master thesis]. China University of Geosciences, China, 2013  
(丁小华. 基于 LiDAR 数据的城市道路提取方法研究 [硕士论文]. 中国地质大学, 中国, 2013)
- 27 Hagstrom S T. Voxel-based LIDAR Analysis And Applications [Ph.D. dissertation], Rochester Institute of Technology, America, 2014
- 28 Rutzinger M, Rottensteiner F, Pfeifer N. A comparison of evaluation techniques for building extraction from airborne laser scanning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2009, **2**(1): 11–20
- 29 Zhang T Y, Suen C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. *Communications of the ACM*, 1984, **27**(3): 236–239



**王丽英** 博士, 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学教授. 2011 年获得辽宁工程技术大学地图制图学与地理信息工程专业博士学位. 主要研究方向为 LiDAR 基础理论与应用研究. 本文通信作者.

E-mail: wangliyinglntu@163.com

(**WANG Li-Ying** Ph.D., professor at the School of Geomatics, Liaoning Technical University. She received her Ph.D. degree in 2011 from Liaoning Technical University. Her main research interest covers studies on theory and application of LiDAR. Corresponding author of this paper.)



**段孟柳** 中铁二十四局集团新余工程有限公司助理工程师. 2017 年获得辽宁工程技术大学摄影测量与遥感专业硕士学位. 主要研究方向为机载 LiDAR 基础理论与应用研究.

E-mail: dml19930103@163.com

(**DUAN Meng-Liu** Assistant engineer at the China Railway 24th Bureau Group CO., LTD. She received her master degree in 2017 from Liaoning Technical University. Her research interest covers studies on theory and application of airborne LiDAR.)