

基于机载 LiDAR 点云的初始道路提取

于子龙*, 胡友健

中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院, 湖北 武汉 430074

摘要 为了解决机载 LiDAR 点云进行道路网提取时存在的道路强度不统一问题,提出一种基于局部强度的栅格分割方法,用于道路点云提取。该方法首先对滤波后的地面点,利用偏度平衡得到道路信息强度阈值,将地面点划分为网格并计算网格内点云的平均强度值,然后通过确定中心网格及其邻域网格的强度值在道路信息强度阈值内的网格数量来确定道路点云。在复杂的环境下利用实际数据进行实验,结果表明该方法可以有效地减少道路周围的异常点并得到更完整的道路信息,这为后续进一步提取道路网提供了参考。由本文方法提取的初始道路中,数据 1 有 84.1% 的完整率,数据 2 有 67.1% 的完整率,相比于传统的方法有明显的优势。

关键词 遥感; 激光雷达; 道路提取; 栅格分割; 偏度平衡; 道路强度

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2401003

Initial Road Extraction of Airborne LiDAR Point Cloud

Yu Zilong*, Hu Youjian

School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan, Hubei 430074, China

Abstract In road network extraction using airborne LiDAR point clouds, the road intensity inconsistency issue results in more points similar to road intensity when using intensity to extract roads, and some real road points are also filtered out. In this paper, we propose a grid segmentation method for extracting road point clouds based on local intensity. The method first uses skewness balance to obtain the road-intensity threshold of the filtered ground points, divides the ground points into a grid, and calculates the grid's average intensity value. The number of grids for intensity values of the central grid and its neighboring grids within the road-intensity threshold is used to calculate the road point cloud. Experiments conducted with actual data in a complex environment show that the method can effectively reduce the abnormal points around the road while obtaining a more complete road, providing reference for future road network extraction. Data1 in the extracted initial road has a completeness rate of 84.1%, and data2 has a completeness rate of 67.1%, which has obvious benefits compared with the traditional method.

Key words remote sensing; LiDAR; road extraction; grid segmentation; skewness balance; road intensity

OCIS codes 010.3640; 100.6890; 150.1135

1 引言

随着数字城市和智慧城市的发展,构建三维城市模型显得越来越重要。道路作为其重要组成部分,已用于城市规划、导航、交通安全等多个方面,因此近年来许多学者对道路提取进行了研究^[1]。目前

道路提取主要是基于遥感影像来实现,但由于影像的特性,道路提取时仍存在一些问題,如树木的遮挡、建筑的阴影、“同物异谱”和“同谱异物”等,都会使得提取的道路不完整。

机载 LiDAR(Light Detection and Ranging)的快速发展为我们提供了一种用于道路提取的新途

收稿日期: 2020-11-27; 修回日期: 2021-01-20; 录用日期: 2021-03-02

通信作者: *zl_y20181130@163.com

径^[2]。利用机载 LiDAR 进行道路提取时,首先对原始数据进行滤波处理,得到包含道路的地面点。目前的滤波方法主要有:基于数学形态学^[3]、基于曲面拟合^[4]、基于坡度^[5-6]等,这些滤波方法都存在普适性问题,很多学者已对特定数据集的某些问题进行研究。为解决滤波方法的普适性问题,许多学者提出并改进了移动曲面滤波方法:朱磊等^[7]针对移动曲面滤波算法的种子点粗差问题,提出了一种基于多级种子点优化的移动曲面滤波算法;邢承滨等^[8]提出一种置信区间检验方法,即利用残差、均方根误差和置信概率作为参考值,选择最佳的初始种子点;朱笑笑等^[9]提出了一种多级移动曲面拟合的自适应阈值点云滤波方法,即通过逐级改变格网大小及邻域大小进行滤波。其次,对地面点进行进一步处理,得到道路点。目前的主要方法有:徐景中等^[10]提出了一种基于多尺度追踪的道路中线提取方法^[10]。该方法首先利用逐步约束的方法得到道路点云,进而利用多尺度追踪的方法提取中线。宋袁龙等^[11]提出了一种基于点云分割和区域生长的机载 LiDAR 数据道路点云提取方法。李峰等^[12]采用区域生长法分割出初始道路区域,并通过长度阈值等优化道路。Hui 等^[1]提出了一种 SHR 法,其中使用了三个关键算法:偏度平衡、旋转邻域以及分层融合和优化。Li 等^[13]利用基于局部强度分布的直方图得到地面点中的候选道路,并利用粗糙度与面积优化道路点云。张爱武等^[14]针对道路场景下三维激光点云语义分割精度低的问题,提出了一种基于卷积神经

网络并结合几何点云多特征的端到端的语义分割方法。原战辉等^[15]利用高程与强度得到初始道路,采用距离分割法和基于 RANSAC 算法精化初始道路点云。

尽管学者们针对道路提取已经做了许多研究,但机载 LiDAR 道路提取还存在许多问题。由于点云强度与发射功率、角度、距离等有关,且道路材质的不同导致道路强度不统一,故道路强度的阈值不能准确确定。文献[10-13]采用统计的方法来确定道路强度的范围,缺乏准确性且需要手动确定。文献[1]利用偏度平衡来确定道路强度阈值,虽能自动确定道路强度阈值,但因噪声点对偏度平衡有较大的影响,其结果缺乏可行性。这样直接利用强度进行初始道路提取会导致存在很多非道路点,且会滤除部分真正的道路点,因此本文基于局部强度的栅格分割方法来得到初始道路点云,通过利用邻域格网的强度值约束来得到道路点云,该方法可以有效地解决强度不统一的问题,且可以减少由于点云本身误差的影响,得到的初始道路点云有利于后续道路的优化。

2 道路点云的提取方法

在道路点云提取前需要对数据进行滤波处理,将地面点与地物点分离,通过滤波可以得到包含道路的地面点。接下来从地面点中利用强度特征提取道路点云。本文提出基于局部强度的栅格分割方法,该方法可以得到完整的初始道路点,其主要的技术方案如图 1 所示。

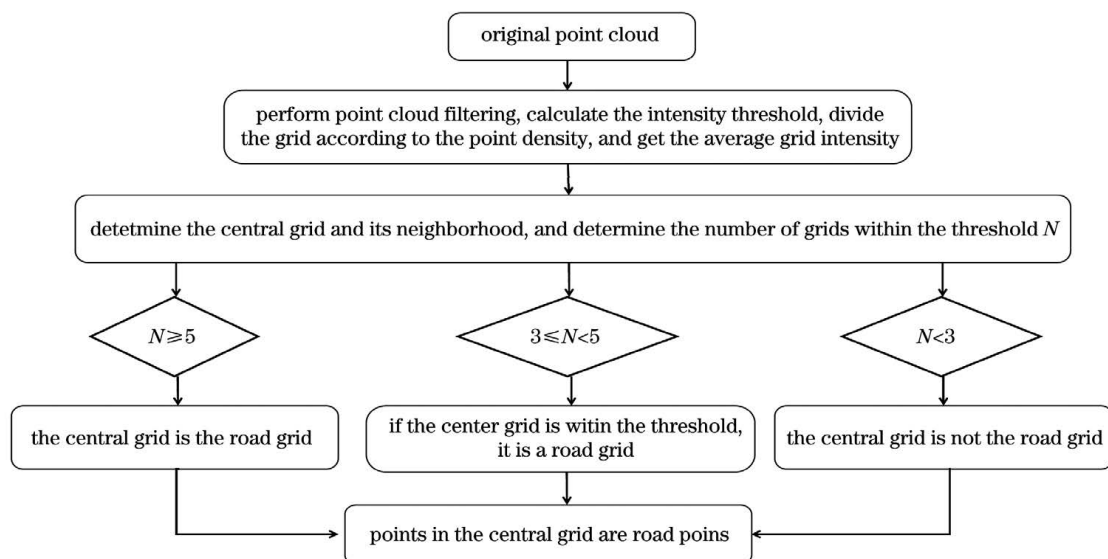


图 1 技术路线

Fig. 1 Technical route

2.1 点云预处理

通过 LiDAR 获得的数据是海量的离散点云, 为了对点云进行处理, 需要对离散点云建立有效的组织结构, 现在常用不规则三角格网、K-D 树、规则格网等对点云进行数据组织。本研究采用规则格网的方法组织点云, 首先需要根据点云确定边界与格网边长, 根据格网边长将整个点云在 XOY 平面以规则格网进行划分, 然后根据每个点的 X 、 Y 坐标确定所在格网, 最后得到一系列包含离散点的格网, 后续步骤将以每个格网作为处理对象。其中格网边长是格网划分的关键参数, 可以根据算法进行调整。

对点云在 XOY 平面进行格网分割, 主要有以下几个步骤:

1) 确定数据的边界, $\max X$, $\max Y$, $\min X$, $\min Y$ 分别为 X 、 Y 的最值;

2) 根据格网边长 a 计算行数 M 、列数 N , 表达式为

$$M = \text{floor}\left(\frac{\max Y - \min Y}{a}\right) + 1, \quad (1)$$

$$N = \text{floor}\left(\frac{\max X - \min X}{a}\right) + 1, \quad (2)$$

式中 $\text{floor}(\cdot)$ 为向下取整函数。

3) 将各点分配到格网中, 该点的行 r 、列 c 可表示为

$$r = \text{ceil}\left(\frac{Y - \min Y}{a}\right), \quad (3)$$

$$c = \text{ceil}\left(\frac{X - \min X}{a}\right), \quad (4)$$

式中 $\text{ceil}(\cdot)$ 为向上取整函数。

如图 2 所示, 任何一个点都对应一个格网。

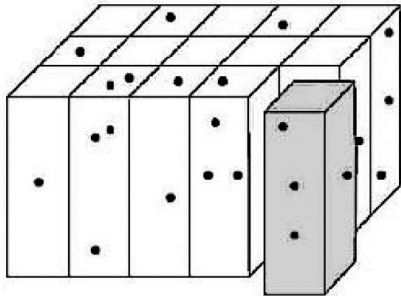


图 2 划分格网示意图

Fig. 2 Grid division diagram

将点云划分为规则格网后, 需要对原始 LiDAR 点云进行预处理, 包括噪声点的滤除以及非地面点的去除。首先对于高空飞鸟、由于系统异常导致距离异常等噪声点, 本研究采取的方法是在某一格网

中计算某一点云与其他点云的高差值, 如果高差值大于给定的阈值, 则判断该点为噪声点并滤除。然后进行 LiDAR 点云的滤波处理。本研究对原始 LiDAR 点云采用文献[9]中的多级移动曲面拟合的自适应阈值算法进行滤波, 该方法通过不断改变格网大小, 逐步将地物滤除, 最后只保留地面点, 该方法适用于相对平坦的复杂环境。

2.2 提取道路点云

2.2.1 强度阈值及地面点格网划分

LiDAR 点云滤波结果中去除了与地面点云高程相差比较大的建筑物、树木等, 但未提取出与地面高程相近的裸地、低矮植被等。LiDAR 点云除了具备三维信息, 还有一个很重要参数就是强度信息, 强度值的大小与目标地物的反射率成正比, 道路一般是沥青、混凝土表面, 其强度值相比于周边的裸地具有明显的差别, 因此可以设定合适的阈值来去除非道路点。目前阈值的确定方法有基于手动选取的部分道路点计算其强度均值的方法、利用偏度平衡的方法等, 本研究采取一种双向平衡的方法^[16]来确定强度阈值, 这种方法相比于偏度平衡方法来说具有三个明显的优势: 1) 对强度异常值不敏感, 减少了异常值对确定阈值的影响; 2) 适应区域更广, 不仅仅适用于城市区域, 也适用于农村、道路较少的区域; 3) 能加快算法的收敛速度, 同时能准确地确定阈值。

确定阈值之后, 将地面点根据点密度进行格网划分, 进行格网划分时主要的步骤是确定格网的边长, 其中边长不能过大, 过大会导致部分信息丢失, 提取结果不准确, 反之, 边长也不能过小, 过小会出现很多空的网格, 这对后续处理会产生影响。本研究根据实验区域的平均点密度来确定边长, 边长的大小略大于点云的平均点密度。确定格网之后计算格网内 LiDAR 点云强度的平均值 I_{mean} , 并将其作为格网的强度值。

根据格网强度值是否在道路强度阈值内, 可以将格网分为道路格网与非道路格网, 其示意图如图 3 所示, 其中灰色部分代表道路格网, 白色部分代表非道路格网。

2.2.2 基于局部强度的栅格分割方法

本文基于局部强度的栅格分割方法进行道路点的提取, 该方法可以有效地降低道路点云强度不统一所造成的影响, 能够提取更正确、更完整的道路点云, 同时采用栅格的方法, 对道路上存在的空洞进行了明显的改进, 这有利于后续道路中心线的提取。

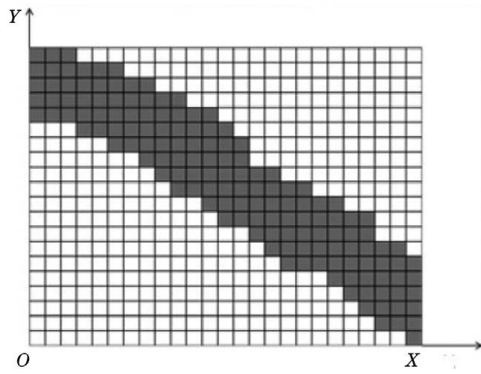


图 3 道路与非道路格网示意图

Fig. 3 Schematic diagram of road and non-road grid

该算法的主要步骤如下:

1) 确定中心格网,并设置 3×3 邻域,即利用 8 个格网作为邻域,然后判断格网的强度值是否在道路强度阈值内,并统计在阈值内格网的个数 N 。

2) 若 $N \geq 5$,则认为中心格网为道路格网;若 $3 \leq N < 5$ 且中心格网强度在阈值内,则认为中心格网为道路格网;若 $3 \leq N < 5$ 且中心格网强度不在阈值内,则认为中心格网不是道路格网;若 $N < 3$,则中心格网不是道路格网。

3) 根据索引,确定下一个中心格网,重复步骤 1) 和 2),直到遍历所有格网,最后得到道路格网。

其中某一中心格网及其邻域示意图如图 4 所示,灰色格网表示强度值在道路阈值范围内的格网,白色格网表示强度值不在道路强度阈值内的格网。图 4 表示了中心格网邻域的 8 种情况,根据邻域格网中道路格网的数量来判断中心格网是否为道路格网,降低了强度值不统一、不一致对道路提取结果的影响。

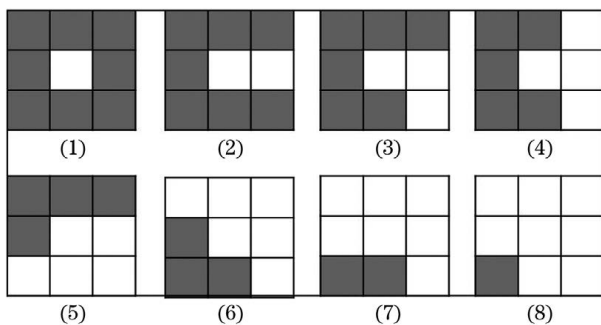


图 4 中心格网及其邻域格网

Fig. 4 Central grid and its neighborhood grid

2.2.3 传统基于强度的道路提取方法

目前机载 LiDAR 点云初始道路的提取方法主要是利用强度信息,其主要步骤主要包括以下

三步:

1) 预处理。对原始 LiDAR 点云进行预处理,处理的目的是删除一些高程异常点,即滤除极低点,这是因为本文滤波算法需要将格网内的最低点当作地面点来处理,极低点的存在会导致最低点的误判,进而影响点云滤波的结果。

2) 点云滤波。去除点云异常点后需要对点云进行滤波,即将地面点和地物点进行分离。滤波操作可以去除绝大部分地物点,这样可以在降低后续点云处理效率的同时更有效地提取道路点。

3) 初始道路提取。将道路点从地面点中提取出来的方法大多依赖点云强度信息,由于道路强度值低于地面其他点云,故可通过手动或者偏度平衡等自动方法确定道路与非道路的强度阈值,然后通过强度值提取初始道路点。

3 实验分析

为了对所提算法进行验证,本文采用两组数据进行实验分析。数据集 1 为德国摄影测量、遥感与地理信息协会(DGPF)提供的公开数据集,是专门用于建筑物重建以及城市地物分类的 ISPRS 测试数据,该数据集由 Leica ALS50 系统(视场角为 45° ,地面平均飞行高度为 500m)捕获的 10 条条带组成,在单个条带中,平均点密度为 4 m^{-2} ,记录了多个回波强度,如图 5(a)所示。考虑到计算机性能及计算效率,本研究选取其中一条条带 Vaihingen_Strip_05 作为实验数据(数据 1)进行算法验证,如图 5(b)所示。

数据集 2 为加拿大多伦多数据,该数据集覆盖了加拿大多伦多市中部约 1.45 km^2 的区域,该区域由 Optech 的机载激光扫描仪(ALTM-ORION M)获得,平均点密度为 6 km^{-2} 。多伦多市中心数据包含北美现代特大城市的代表性场景特征,包括低层和高层建筑的混合物,这些建筑物具有各种屋顶结构以及街道和道路特征,如图 5(c)所示。本文选取 Toronto_Strip_02 条带作为实验数据(数据 2),如图 5(d)所示。

本文所示实验结果均按高程信息进行可视化,高程由低到高分别为蓝、绿、黄、红。

基于以上算法流程中各个步骤的阈值选择,得到以下结果:

1) 当对原始数据进行去噪以及滤波时,根据地物的最大尺寸设置初始格网的大小,数据1、数据2

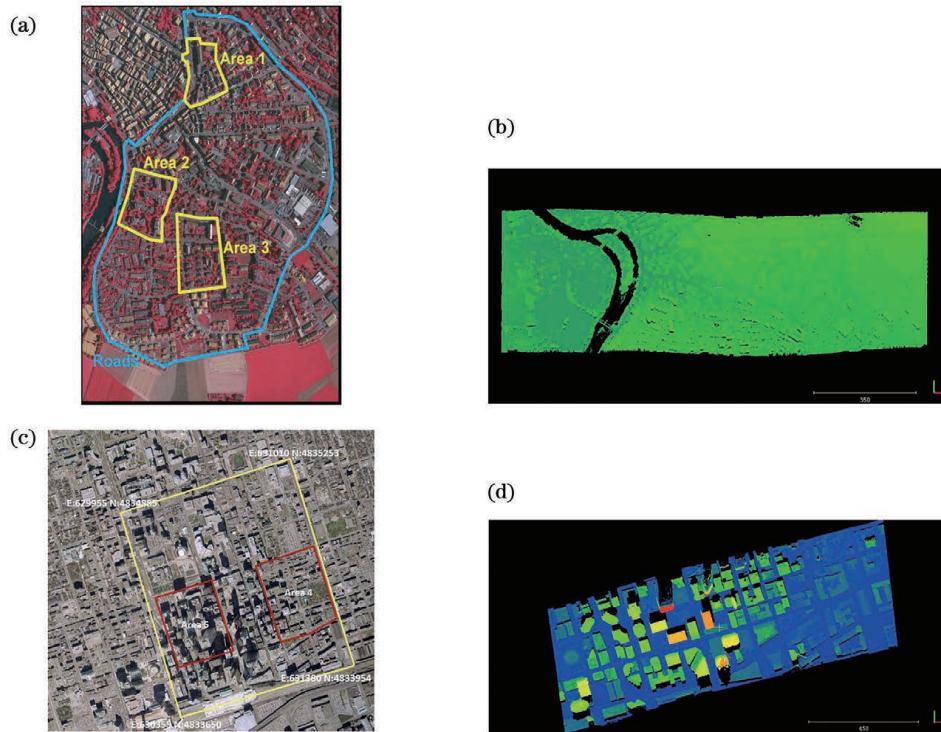


图 5 实验数据区域。(a) 数据 1; (b) Vaihingen_Strip_05 条带; (c) 数据 2; (d) Toronto_Strip_02 条带

Fig. 5 Experimental data area. (a) Data1; (b) Vaihingen_Strip_05 bands; (c) data2; (d) Toronto_Strip_02 bands

分别设为 20 m、25 m, 将格网内明显的高程异常点去除, 然后将邻域大小设为 3×3 格网邻域, 通过多级移动曲面拟合滤波算法进行滤波, 共进行 3 级滤

波, 可以将高大建筑物、低矮建筑物、植被等去掉得到地面点。数据 1、数据 2 的滤波结果如图 6(a) 和图 6(b) 所示。

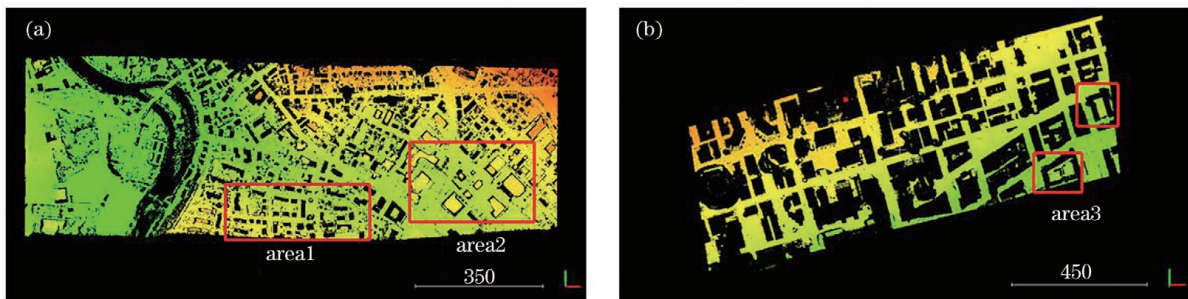


图 6 滤波结果。(a) 数据 1; (b) 数据 2

Fig. 6 Filtering results. (a) Data1; (b) data2

从图 6 中可以看出整体的滤波效果满足实际需要, 数据 1 总点数为 3582656, 滤波后剩余地面点有 1898337 个, 数据 2 总点数为 1928393, 滤波后剩余地面点有 616408 个, 数据 2 滤除的点数大于数据 1, 这主要是因为数据 2 有较多的高大建筑物被滤除, 滤波结果基本保留了道路的完整性。但从图中也可以看出, 图 6 中仍存在一些非道路点没有滤除, 区域 1 滤波效果较好, 植被、房屋等基本被滤除, 但区域 2、区域 3 存在一部分屋顶没有被滤除, 但其强度值相比于道路区域有较大差别, 故对后续初始道路提取的影响不大。

2) 确定滤波后地面点的强度阈值。首先可以通过地面点强度分布直方图确定地面点强度值的大致范围, 如图 7 所示, 然后利用双向偏度平衡来计算强度的阈值, 得到数据 1 道路的强度阈值范围为 24~73, 数据 2 道路强度阈值范围为 0~9。

3) 利用局部强度的栅格分割方法进行初始道路的提取。首先根据点密度确定网格大小, 数据 1 的网格大小为 1 m, 数据 2 的网格大小为 1 m。然后划分网格并计算每个网格的强度均值, 确定中心网格及邻域。运行算法得到初始道路点, 如图 8 所示, 直接利用强度值对地面点云进行提取, 得到的结

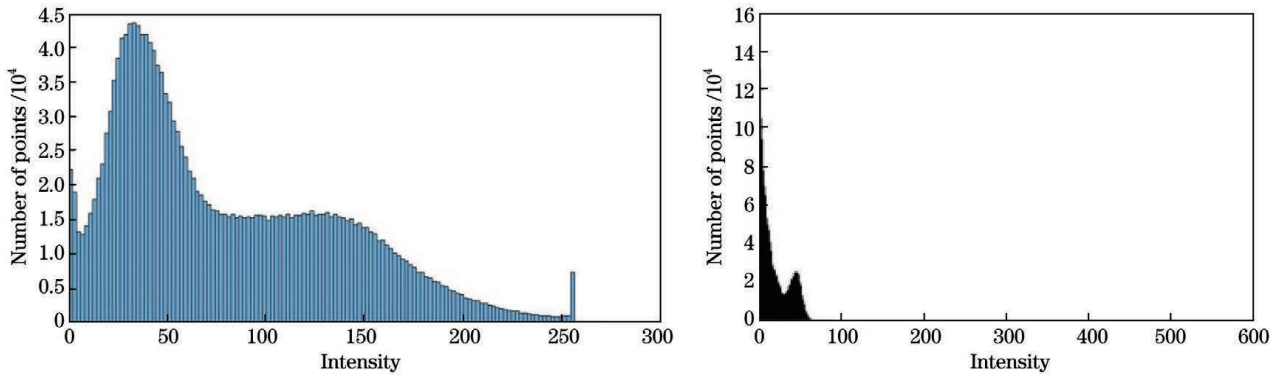


图 7 地面点强度分布直方图。(a)数据 1;(b)数据 2

Fig. 7 Histogram of the intensity distribution of ground points. (a) Data1; (b) data2

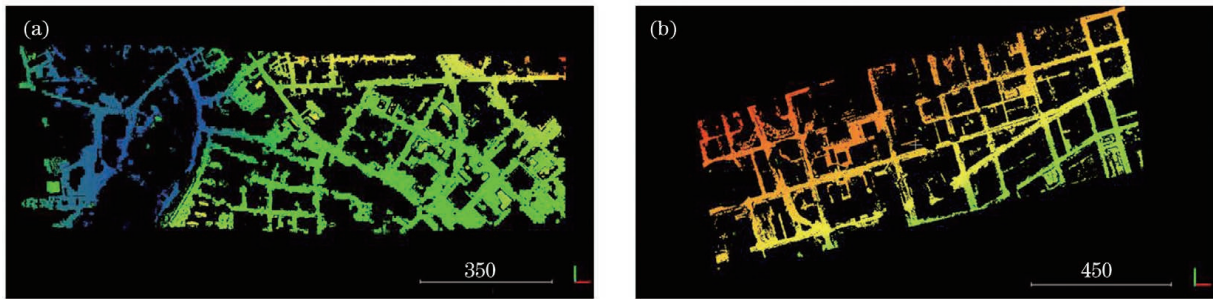


图 8 本文方法得到的初始道路。(a)数据 1;(b)数据 2

Fig. 8 Initial road obtained by this method. (a) Data1; (b) data2

果如图 9 所示,从中可以看出利用本文方法可以有效减少道路周围的地面点,同时能保证道路点不被

误删,这使得道路更加完整,更有利于后续道路中线的提取。

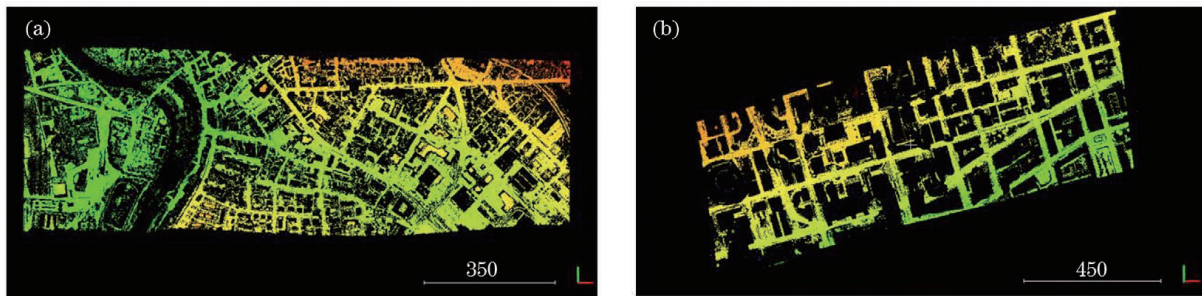


图 9 传统方法得到的初始道路。(a)数据 1;(b)数据 2

Fig. 9 Initial road obtained by the traditional method. (a) Data1; (b) data2

从数据 1 得到的结果可以很明显地看出,本文方法可以得到更加完整的道路点,而且非道路点的个数减少,这为后续处理降低了难度。为了进一步分析算法的处理结果,截取一个 200 m×100 m 的区域手动选取由两种方法获得的道路点数量,具体

数量如表 1 所示。从数据 2 得到的结果可以看出,本文方法与直接利用强度值方法得到的结果基本一致,其原因在于数据 2 的强度值分布较为集中,且是城市区域。滤波后得到的地面点很少有裸露的地面,这样直接利用强度值可以得到大部分的道路点。

表 1 两种方法从数据 1 中提取得到的道路点数量

Table 1 Number of road points extracted from data1 by two methods

Step	Method	Number of total points	Number of road points
After filtering	—	41392	12632
After extracting	Our method	28639	10620
	Direct intensity method	25923	4120

表 2 两种方法从数据 2 中提取得到的道路点数量

Table 2 Number of road points extracted from data2 by two methods

Step	Method	Number of total points	Number of road points
After filtering	—	58196	32847
After extracting	Our method	33628	22042
	Direct intensity method	34089	22485

根据上述数据进行数量分析,初始道路提取的精度可通过完整性来表示。道路提取的完整性 C_p 可表示为

$$C_p = \frac{T_p}{M}, \quad (5)$$

式中 T_p 为初始道路点中道路点的数量, M 为滤波后道路点的总数。

利用本文提出的局部强度的栅格分割方法对数据 1 进行道路提取时完整性 C_p 为 84.1%, 而直接利用强度的方法对数据 1 进行道路提取时完整性 C_p 为 32.6%; 利用本文方法对数据 2 进行道路提取时完整性 C_p 为 67.1%, 直接利用强度的方法对数据 2 进行道路提取时完整性 C_p 为 68.5%。通过以上的分析,可知本文方法对于城镇区域(裸露地较大的)能够得到较为完整的道路,同时周围杂点较少,对于大型城市(裸露地较小),本文方法与传统方法得到的结果一致。

本文方法确定的格网大小越小,越能保证道路的完整性,但当道路内部存在一些空洞点时,格网小会使空洞点扩大,进而影响道路提取的正确性,反之,格网越大,对道路空洞越不敏感,但格网过大会删除一些短小道路,同时也会造成道路不连续,这使得临近道路的区域难以滤除。本文通过不断改变格网大小,在保证道路完整性的情况下尽量减少周围杂点,最终确定最优的格网边长。

4 结 论

从机载 LiDAR 中提取道路网中的一个关键步骤是初始道路的提取。目前很多学者直接通过强度阈值来提取初始道路,但由于强度与距离、光线、材质等有关,导致强度值的不统一,故基于这一方法提取的初始道路中很多噪声点以及道路点缺失。为解决这一问题,提出基于局部强度的栅格分割方法,该方法可以更加完整地提取道路点同时减少噪声点,通过对公开数据集的处理也可以明显看出本文方法的有效性。但该方法会缺失道路边界点,降低提取道路点的完整性,且一些短小的道路、广场等区域还

需作进一步处理。

参 考 文 献

- [1] Hui Z Y, Hu Y J, Jin S G, et al. Road centerline extraction from airborne LiDAR point cloud based on hierarchical fusion and optimization[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 118: 22-36.
- [2] Chen F. A Study of methods for road extraction from airborne LiDAR data[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2013.
陈飞. 基于机载 LiDAR 点云的道路提取方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2013.
- [3] Chen Y F, Hou Y F, Xu Q, et al. Li DAR points cloud filtering method based on adaptive morphological[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2014, 31(6): 603-607, 613.
陈永枫, 侯一凡, 徐青, 等. 一种自适应数学形态学 LiDAR 点云滤波方法[J]. 测绘科学技术学报, 2014, 31(6): 603-607, 613.
- [4] Li P C, Xu Q, Xing S, et al. Weighted curve fitting filtering method based on full-waveform LiDAR data [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(3): 420-427.
李鹏程, 徐青, 邢帅, 等. 利用波形信息的加权曲面拟合 LiDAR 点云滤波[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(3): 420-427.
- [5] Susaki J. Adaptive slope filtering of airborne LiDAR data in urban areas for digital terrain model (DTM) generation[J]. Remote Sensing, 2012, 4(6): 1804-1819.
- [6] Jin S H, Yang H H, Wang L Y. Research on slope filtering of point cloud data based on gridding LIDAR [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2013, 36(6): 154-156.
靳生洪, 杨鸿海, 王莲玉. 基于网格化 LIDAR 点云数据坡度滤波方法的研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2013, 36(6): 154-156.
- [7] Zhu L, Deng X S, Xing C B, et al. Moving surface filtering algorithm based on multilevel seed point optimization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(17): 172801.

- 朱磊, 邓兴升, 邢承滨, 等. 基于多级种子点优化的移动曲面滤波算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(17): 172801.
- [8] Xing C B, Deng X S, Xu K. Improved moving surface algorithm based on confidence interval estimation theory[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(3): 0328001.
- 邢承滨, 邓兴升, 徐康. 基于置信区间估计理论的改进型移动曲面算法[J]. 光学学报, 2020, 40(3): 0328001.
- [9] Zhu X X, Wang C, Xi X H, et al. Hierarchical threshold adaptive for point cloud filter algorithm of moving surface fitting[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(2): 153-160.
- 朱笑笑, 王成, 刁晓环, 等. 多级移动曲面拟合的自适应阈值点云滤波方法[J]. 测绘学报, 2018, 47(2): 153-160.
- [10] Xu J Z, Wan YC, Lai Z L. Multi-scale method for extracting road centerlines from LIDAR datasets[J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(6): 1099-1103.
- 徐景中, 万幼川, 赖祖龙. 机载激光雷达数据中道路中线的多尺度提取方法[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(6): 1099-1103.
- [11] Song Y L, Hu Y. A semi-automatic extraction method of road point clouds from LiDAR data[J]. Science of Surveying and Mapping, 2015, 40(5): 92-94, 121.
- 宋袁龙, 胡洋. 一种机载激光雷达道路点云的半自动提取方法[J]. 测绘科学, 2015, 40(5): 92-94, 121.
- [12] Li F, Cui X M, Liu X Y, et al. A semi-automatic algorithm of extracting urban road networks from airborne LiDAR point clouds[J]. Science of Surveying and Mapping, 2015, 40(2): 88-92.
- 李峰, 崔希民, 刘小阳, 等. 机载 LiDAR 点云提取城市道路网的半自动方法[J]. 测绘科学, 2015, 40(2): 88-92.
- [13] Li Y, Yong B, Wu H Y, et al. Road detection from airborne LiDAR point clouds adaptive for variability of intensity data[J]. Optik, 2015, 126(23): 4292-4298.
- [14] Zhang A W, Liu L L, Zhang X Z. Multi-feature 3D road point cloud semantic segmentation method based on convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(4): 0410001.
- 张爱武, 刘路路, 张希珍. 道路三维点云多特征卷积神经网络语义分割方法[J]. 中国激光, 2020, 47(4): 0410001.
- [15] Yuan Z H, Xiao L P. Urban road extraction based on airborne LiDAR point cloud data[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2019, 42(2): 166-169.
- 原战辉, 肖林萍. 基于机载 LiDAR 点云数据的城区道路提取[J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(2): 166-169.
- [16] Martínez Sánchez J, Fernández Rivera F, Cabaleiro Domínguez J C, et al. Automatic extraction of road points from airborne LiDAR based on bidirectional skewness balancing[J]. Remote Sensing, 2020, 12(12): 2025.