

大规模点云直线段的提取

胡宗田^{1*}, 杨必胜^{1,2}, 陈 驰¹, 张 飞³

¹武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉

²武汉大学时空数据智能获取技术与应用教育部工程研究中心, 湖北 武汉

³上海维智卓新信息科技有限公司, 上海

收稿日期: 2022年3月31日; 录用日期: 2022年4月13日; 发布日期: 2022年4月20日

摘 要

三维直线段作为最常见的基元, 在人工场景的矢量重建中发挥着重要作用。本文提出了一种从大规模点云中三维直线段提取的方法。该方法首先通过区域增长和区域合并提取了三维投影平面, 然后将其投影成二维图像, 最后将投影图像中提取的二维直线段反投影到三维空间得到了三维直线段。大规模户外场景的点云数据集实验表明, 所提出的方法可精准地提取场景中的直线特征线段, 同时过滤掉大部分的噪声, 从而能够提取更完整的直线段。与人工标注的真值直线段相比($d_l/d_s : 0.5, 0.5$)相比, 本文提出的方法提取的完成率和准确率平均达到83%, 而且平均处理速度为每秒27,000点。

关键词

三维直线段提取, 激光扫描, 特征提取, 点云

Line Segment Extraction from Large-Scale Point Clouds

Zongtian Hu^{1*}, Bisheng Yang^{1,2}, Chi Chen¹, Fei Zhang³

¹State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan Hubei

²Engineering Research Center for Spatiotemporal Data Smart Acquisition and Application, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan Hubei

³Shanghai Figure Interesting Information Technology Co., Ltd., Shanghai

Received: Mar. 31st, 2022; accepted: Apr. 13th, 2022; published: Apr. 20th, 2022

*通讯作者。

文章引用: 胡宗田, 杨必胜, 陈驰, 张飞. 大规模点云直线段的提取[J]. 测绘科学技术, 2022, 10(2): 69-80.
DOI: 10.12677/gst.2022.102008

Abstract

As the most common primitives, line segments play an essential role in the vectorized reconstruction of artificial scenes. In this paper, a method is proposed to extract line segments from large-scale point clouds. This method firstly extracts the 3D projection plane through region growing and region merging, then projects it to 2D to form an image, and finally back-projects the 2D line segment extracted from the projected image to 3D to obtain a 3D line segment. Experiments on point clouds datasets of large-scale outdoor scenes show that the proposed method can accurately extract the linear feature line segments representing the scene, filter out major noise, and extract more complete line segments. The Completeness and Correctness of the line segments extraction results reach 83% on average compared with manual labeled ground truth ($d_l/d_s : 0.5, 0.5$), at an average processing speed of 27,000 points per second.

Keywords

3D Line Segment Extraction, Laser Scanning, Feature Extraction, Point Clouds

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着传感器技术、芯片技术和无人机平台的飞速发展,以激光扫描和倾斜摄影为代表性的点云采集变得越来越便捷。点云(X, Y, Z, A)也已经成为继矢量地图和影像数据之后的第三种重要的时空数据源,同时点云也是三维地理信息获取的主要来源和对三维空间的精细化描述具有不可替代的重要作用[1] [2]。点云智能处理的理论和方法也引起了工业界和学术界越来越多的关注,特别是配准[3] [4]、补全[5]、分割[6]、目标检测[7] [8]和三维重建[9]等领域。三维物理世界中的物体是由不同的几何基元组合构成的[10],三维直线段则是几何基元的一个重要组成部分。它在许多点云处理中都起着至关重要的基础作用,如SLAM中的校正[11]和定位[12],点云配准[13] [14],三维重建[15] [16]等。目前主要有两种方法来提取三维直线段。第一种是基于多视图融合来提取三维直线段结构,这种方法主要是融合了一系列的RGB序列和深度图[17] [18],或者将点云投影到二维,形成一系列的图像,通过提取这些图像中的二维直线段并反投影到三维来提取三维直线段[19] [20]。这些方法可以充分利用现有的成熟算法来提取图像的直线段。然而,在2D-3D的转换往往存在着边缘信息的损失。第二种是直接从点云中提取边缘或直线段结构,这种方法一般利用局部特征将点区分为边界点和非边界点,并直接将边界点进一步链接成三维直线段[21] [22]。然而由于大规模室外点云场景复杂度高、遮挡多、点密度不均等问题[6]很难计算出鲁棒性和描述能力强的表征点云边缘的局部特征。最近,深度学习也被用于提取三维直线段[23] [24] [25] [26]。然而,基于学习的方法需要大量的综合训练样本,而这些样本从点云中手工提取又是非常耗时耗力的。

为了从大规模点云中稳健地提取直线段,本文提出了一种基于投影方式的方法。我们的方法的主要贡献有两点:

1) 所提出的方法融合了多尺度卷积神经网络输出的边缘图,充分提取了图像的边缘特征,减少点云在3D-2D转换中的边缘损失从而实现高效的直线段提取。

2) 提出了一种用于三维直线段的定量评价标准。同时标注了 Semantic-3D 公共数据集的真值直线段并提供给公众进一步使用, 丰富了 Semantic-3D 数据集。

2. 方法

本文将点云投影到二维图像再基于图像提取三维直线段, 所以第一步从点云中提取三维投影平面的准确性对精准地提取三维直线段很关键。本文为了使点云在 3D-2D 转换过程中使损失降到最低, 利用最新的多尺度卷积神经网络定位投影图像的边缘。为此, 本文重点围绕提取三维直线段的完整性和准确性, 从投影平面区域的提取, 3D-2D 投影两个方面出发, 提出了一种从大规模点云中提取三维线段的方法。该方法的流程图如图 1 所示, 主要分为两个步骤, 第一步是投影平面区域的提取, 第二步是基于投影的三维直线段的提取。

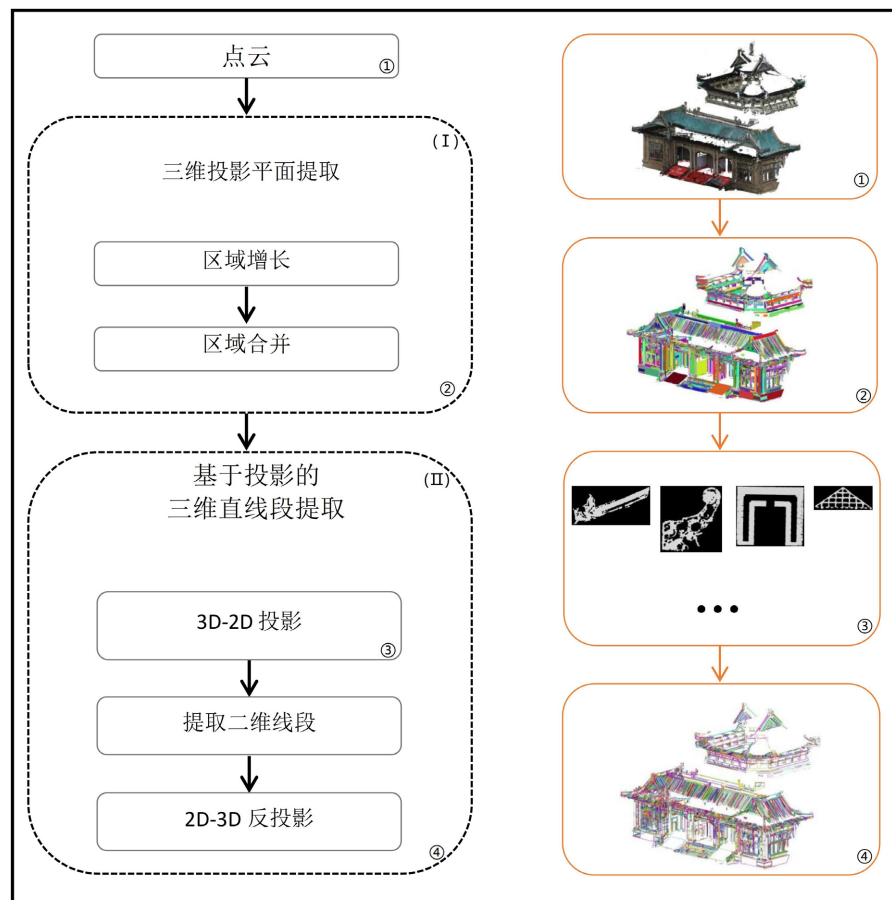


Figure 1. Pipeline of the proposed method

图 1. 方法流程图

2.1. 三维投影平面区域的提取

本文首先是对输入点云提取三维投影平面区域, 主要包括区域增长和区域合并。首先对输入点云建立 kd-tree, 计算每个点的曲率 λ_0 和该点到第五近邻点的距离即 $scale$ 。然后根据这两个性质对点云进行区域增长和区域合并。三维投影平面区域提取的流程见图 2, 区域增长的结果如图 2(b)所示, 算法如下所示:

1) 对于点云 P_L 中的每个点, 按照 λ_0 的大小进行升序排列。

2) 从排序后 P_L 中的未处理的第一个点 p_s 开始, 我们令 R_i 存储与 p_s 共面的所有点, 令 S_L 为 p_s 增长的种子点集合。将 p_s 点加入到 R_i 和 S_L 成为第一个点。

3) 遍历 S_L , 对于 S_L 一个未处理的点 p_i^s , 遍历 p_i^s 所有的近邻点 p_j 。如果 p_j 满足公式(1)所列的两个条件, 则将 p_j 加入到 R_i 中且将 p_j 从 R_i 剔除, 其中公式(1)的两个条件是为了保证 p_i^s 和 p_j 共面。如果公式 p_j 还满足公式(2)所列的两个条件, 则 p_j 加入种子点集合 S_L 。该公式第一个条件是保证的种子点的曲率小于某个阈值, 第二个条件保证 p_s 与种子点的距离小于某个阈值。

$$\left\{ \left[\left(p_i^s - p_j \right)^T n_{p_i^s} \right]^2 + \left[\left(p_i^s - p_j \right)^T n_{p_j} \right]^2 \right\} < th_1$$

$$\left[1 - \left(n_j^T n_{p_i^s} \right)^2 \right] < th_\theta$$
(1)

其中 $n_{p_i^s}$ 、 n_j 分别为 p_i^s 和 p_j 的法向量, $th_1 = (p_i^s.scale)^2 + (p_j.scale)^2$, $p_i^s.scale$ 、 $p_j.scale$ 分别为 p_i^s 和 p_j 的 $scale$ 。 th_θ 为固定值即为 $1 - (\cos \theta)^2$, $\theta = 10^\circ$ 。

$$p_j.c < c_{th}$$

$$\|p_s - p_j\| < th_i$$
(2)

其中 $p_j.c$ 为 p_j 点的曲率, c_{th} 当前 P_L 中第 30% 个点的曲率。 $\|p_s - p_j\|$ 为 p_s 点与 p_j 点的距离, $th_i = 30 p_s.scale$ 。

4) 重复第 2)、3)步, 直至 P_L 为空。

5) 对于每个区域 R_i , 如果该区域内点的个数小于 20, 则舍弃该区域。该区域的点则将属于另一个区域 R_j , 而 R_j 是包含该点的领域点最多的区域。

在区域增长后进行区域合并, 结果如图 2(c)所示, 算法如下:

1) 首先将区域增长得到的区域集合 R_L 中的每个区域进行 PCA 拟合, 得到每个区域的法向量、曲率 (λ_0)、 $scale$ 。

2) 给每个区域编号, 然后根据其以下规则, 找出每个区域对应的相邻的区域, 令这个相邻的区域集合为 Π_i 。规则: 对于区域 R_i 上的每个点 p_j , 遍历 p_j 的领域 I_{p_j} 中所有的点 p , 若 p 点所在的区域不是 R_i , 则 p 点所在的区域 R_k 就是 R_i 的相邻区域, 将 R_k 加入 Π_i 。

3) 对于 R_L 中第一个未处理的 R_i , R_i 标记为处理地。我们令 R_{temp} 为准备和 R_i 合并的区域的集合, 并将 R_i 加入 R_{temp} 。遍历该 R_{temp} 中所有的区域 R_k , 对于 R_k 的所有的相邻区域 R_j 。如果满足公式(3)中的两个条件则将该相邻区域 R_j 加入到 R_{temp} 。遍历完 R_{temp} 中所有的区域之后, 如果 R_{temp} 中的点的个数小于 100, 则舍弃这次合并, 否则保留并且从 R_L 剔除 R_{temp} 中的所有的区域。

4) 重复步骤 3), 直至 R_L 中所有的区域都被标记为处理地。

$$\left\{ \left[\left(C_i - C_j \right)^T n_{R_i} \right]^2 + \left[\left(C_i - C_j \right)^T n_{R_j} \right]^2 \right\} < th_2$$

$$\left[1 - \left(n_{R_i}^T n_{R_j} \right)^2 \right] < th_\theta$$
(3)

其中, C_i, C_j 分别为区域 R_i 和 R_j 的质心, 而 n_{R_i}, n_{R_j} 分别为区域 R_i 和 R_j 的法向量。

$th_2 = (R_i.scale)^2 + (R_j.scale)^2$, $R_i.scale$ 、 $R_j.scale$ 分别为区域 R_i 和 R_j 的 $scale$, 其中平面的 $scale$ 为该平面区域内所有点的 $scale$ 的平均值。 th_θ 为固定值即为 $1 - (\cos \theta)^2$, $\theta = 10^\circ$ 。

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{p_i} - X_{p_o} \\ Y_{p_i} - Y_{p_o} \\ Z_{p_i} - Z_{p_o} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{bmatrix} u_i \\ v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\eta_\alpha} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\eta_\alpha} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{\max} - x_i \\ y_{\max} - y_i \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, 公式(4)中的 $(X_{p_o}, Y_{p_o}, Z_{p_o})$ 为三维投影平面区域中所有质点在原始坐标系下的坐标。其中公式(5)中的 $x_{\max}$ 、 $y_{\max}$ 分别为所有投影点在投影平面 x 轴、 y 轴的最大坐标值, 其中 η_α 为所有三维投影点 $scale$ 的平均值。

得到投影图像后, 我们按图 4 的流程去获取三维直线段。我们利用带有预训练模型的卷积神经网络 DexiNed [27] 来定位前面得到的投影图像中的边缘, 得到所有的边缘图如图 5 所示。从图 5 可以看出, Fused 边缘图的效果最好, 基本上提出了人眼可以识别的薄边缘。下一步, 我们将利用 MCMLSD 算法[28]从 Fused 边缘图中提取直线段。最后, 根据公式(5)和(4)将二维直线段进行 2D-3D 反投影, 从而获得三维直线段。

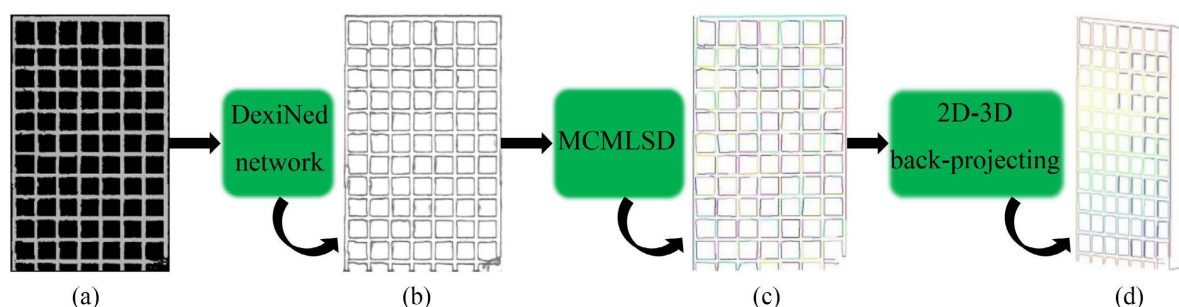
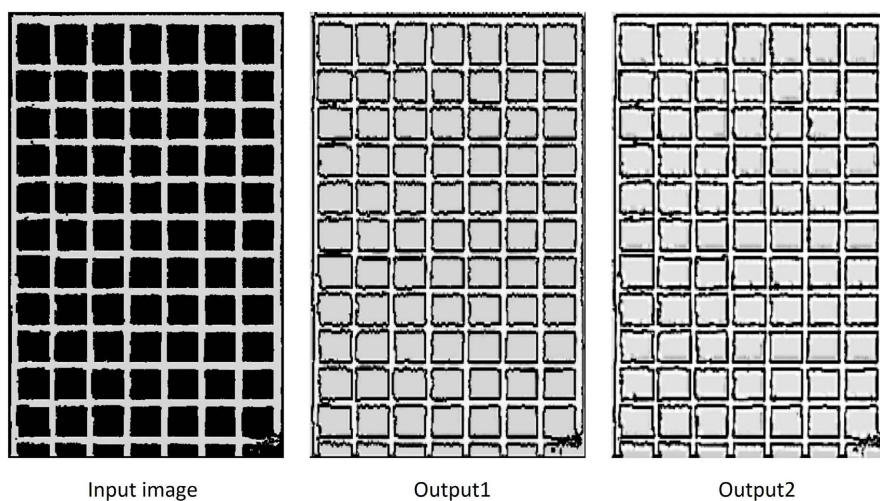


Figure 4. Pipeline and results of 3D line segments extraction based on the projection image (a) Projection image; (b) Fused edge-map; (c) 2D line segments; (d) 3D line segments

图 4. 基于投影图像三维直线段的提取流程 (a) 投影图像; (b) 边缘图; (c) 二维直线段; (d) 三维直线段



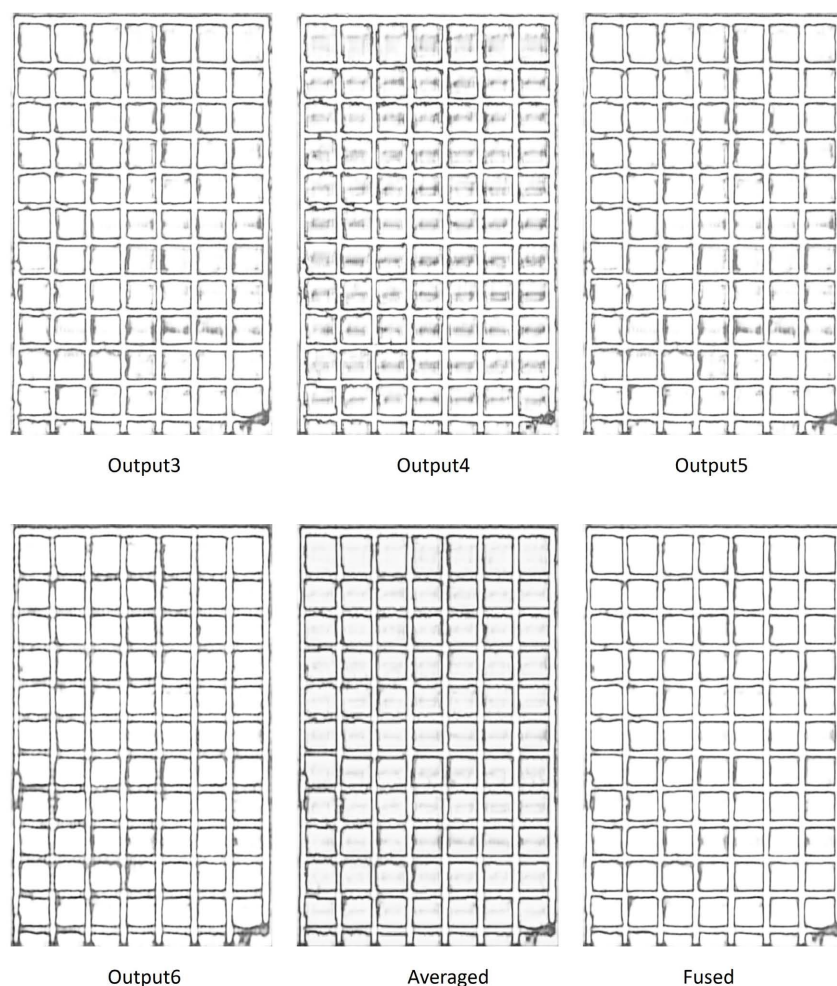


Figure 5. Edge-maps of the projection image

图 5. 投影图像的边缘图

3. 实验结果与分析

3.1. 实验数据集和评价指标

如图 6 所示, 为了评估我们的算法, 本文选取了公开数据集 Semantic3D¹ 几个有代表意义的点云场景作为实验数据。实验数据描述见表 1, 表 1 前五列描述了实验数据来源、实验数据名称、实验数据包含的点数、平均点密度和从这些场景中手动勾选的直线段 Ground-truth 数。考虑到人工标注的工作量大和难度大, 我们选择了 Semantic3D 的 bildstein1 的主要结构用于手动直线段标注。

Table 1. Experiment data and results description

表 1. 实验数据和结果描述

数据集	名称	点数/个	点密度/(point/m ²)	真值直线段数/条	提取的直线段数/条	实验时间/s
	StSulpice	5,389,330	442.84	0	9305	207.86
Semantic 3D	Bildstein1	2,519,735	4723.82	1903	2708	87.51
	Bildstein3	122,861	1220.98	0	259	2.13

¹ <http://www.semantic3d.net>。

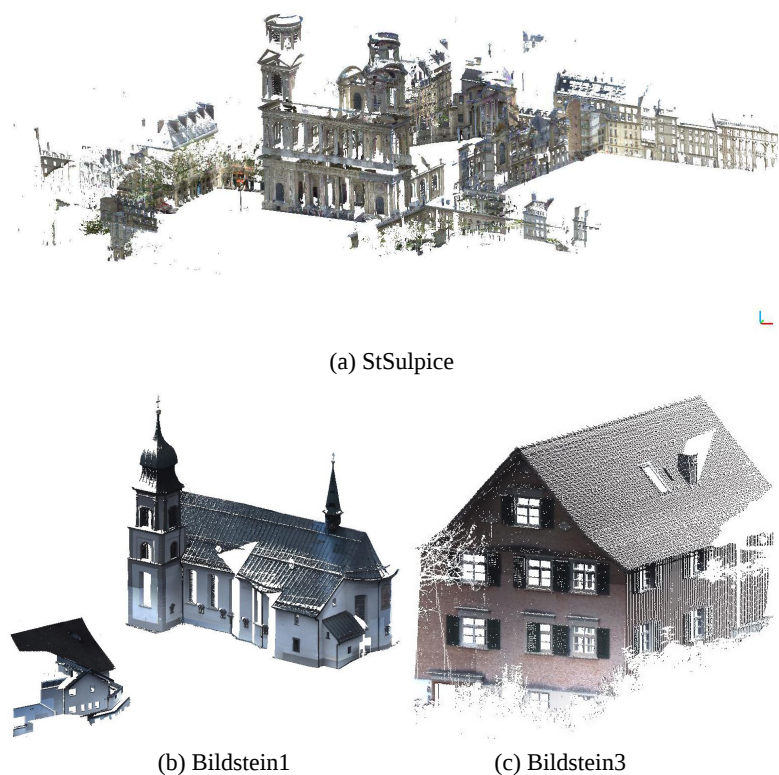


Figure 6. Experimental data

图 6. 实验数据

我们设计了两个准则来对真值直线段和算法提取的直线段进行相似性的度量。这两个准则分别是有效长度比(d_l)和平均最短距离(d_s), 计算示意如图 7 所示, 计算公式分别为公式(6)和公式(7)。

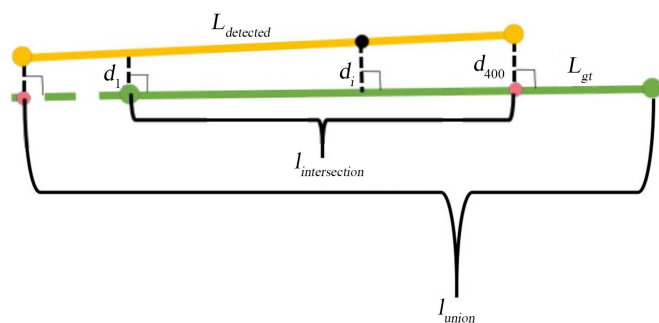


Figure 7. The schematic diagram of calculating two similarity criteria

图 7. 计算两个相似性度量的示意图

1) d_l 定义为提取的直线段在相对应的真值直线段上的有效长度比, 即提取的直线段投影到真值直线段上与真值直线段的交集长度除以并集长度。

$$d_l = \frac{l_{\text{intersection}}}{l_{\text{union}}} \quad (6)$$

2) d_s 定义为平均最短距离, 即提取的直线段投影到相对应的真值直线段上时, 提取的直线段对应的投影相交区域上的采样点到真值直线段的最短距离的平均值。

$$d_s = \frac{\sum_i^N d_i}{N} \quad (7)$$

图 7 中的黄线 $L_{detected}$ 和绿线 L_{gt} 分别代表提取的直线段和相对应的真值直线段。我们在计算 d_s 时在 $L_{detected}$ 上均匀地选取点。 N 是 $L_{detected}$ 投影到相对应的 L_{gt} 上时, $L_{detected}$ 上对应的投影相交区域上的采样点的个数, 本文设置为 400。如图 7 所示, d_i 是提取的直线段上的点到对应的真值直线段的最短距离。如果 d_i 大于 3 m, 则这个采样点不参与计算。

如果提取到的直线段的 d_i 大于特定阈值而 d_s 小于特定阈值, 则认为该直线段为真值直线段。然后我们使用完成率(Completeness)和准确率(Correctness)来评估我们算法的性能。Completeness (Comp)表明真值直线段有多少直线段被检测到了, Correctness (Corr)表示提取到的直线段有多少是正确的。计算公式见公式(8), $|TP|$ 是提取到的为真值直线段的直线段数, $|N|$ 是真值直线段总数, $|M|$ 是提取到的直线段总数。

$$\begin{aligned} Comp &= \frac{|TP|}{|N|} \\ Corr &= \frac{|TP|}{|M|} \end{aligned} \quad (8)$$

3.2. 实验结果与精度评价

三份点云场景提取的点云直线段数和所需时间分别如表 1 第六、七列所示, 提取的直线段如图 8、图 9(c)。图 8(a)、图 8(b)可以直观地看到, 本文方法可以提取建筑物中的绝大多数重要的直线段。如图 8(c)、图 8(d)中的黄色框中所示, 对于曲线或者曲面, 本文尽可能地用短直线段去拟合它们。

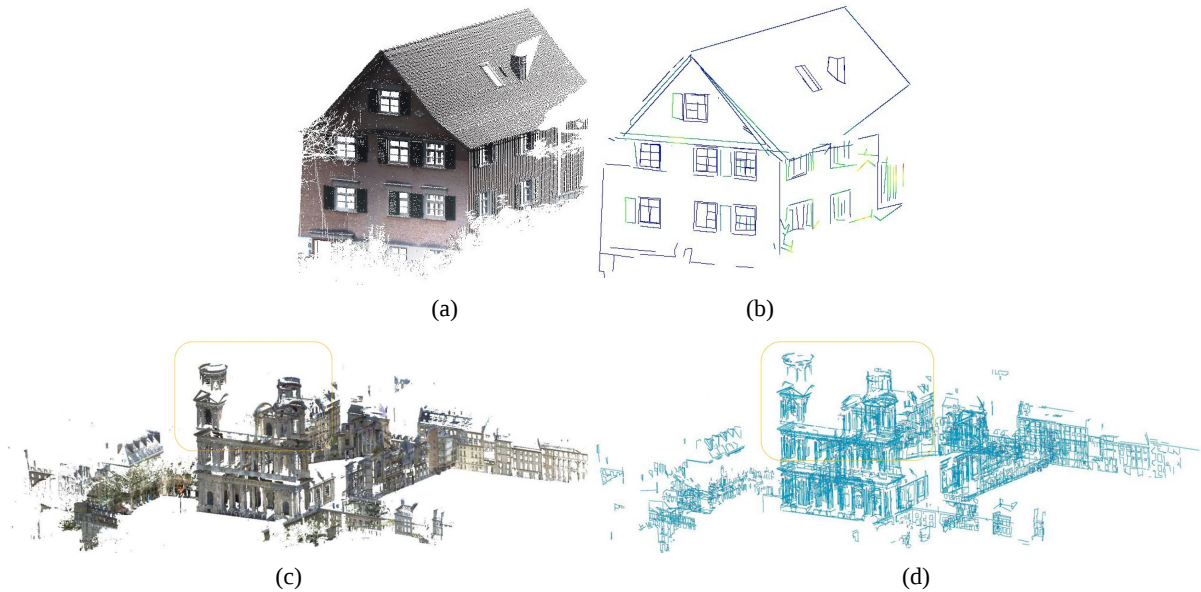


Figure 8. Point clouds and extracted line segments (a) (b) bildstein3; (c) (d) StSulpice

图 8. 点云和提取的直线段(a) (b) bildstein3; (c) (d) StSulpice

本文选取了 bildstein1 与 Lu 等[20]中的方法进行定量对比分析。通过 Lu 等和本文中的方法提取的直线段分别如图 9 中的(b)和(c)所示。如图 9(d)所示, 我们对该场景进行了人工勾线, 一共大概勾出了 1903 条直线段, 将这些直线段作为定量评价的真值。

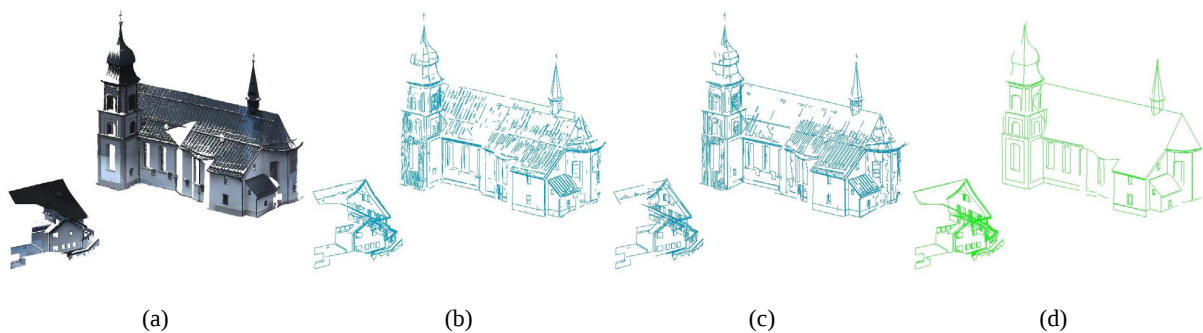


Figure 9. (a) Bildstein1 (b) Line segments by methods of Lu *et al.* [20] (c) Line segments by methods in the proposed method (d) Line segments manually extracted

图 9. (a) Bildstein1 (b) Lu 等[20]的方法提取的直线段 (c) 本文方法提取的直线段 (d) 手动提取的真值直线段

按照 3.1 节的定义，当 d_l 以步频为 -0.2% 从 100% 逐渐变为 0 和 d_s 以步频为 0.002 m 从 0.0 m 逐渐变为 1.0 米 时，我们画出了 bildstein1 中的评价指标 $Comp$ 和 $Corr$ 的变化曲线。对于 Lu 等[20]中的方法和本文提出的方法， $Comp$ 和 $Corr$ 的变化曲线分别如图 10 中的实线和虚线所示。如表 2 所示，当 d_l 和 d_s 选择五个特定的和阈值时，我们计算了 Lu 等中的方法和我们的方法提取直线段时的 $Comp$ 和 $Corr$ 。当 $d_l > 50\%$ 且 $d_s < 0.5\text{ m}$ 时，我们方法提取的直线段的 $Comp$ 和 $Corr$ 分别可以达到 0.85 和 0.80 。而在同样的条件下，Lu 等中的方法提取的直线段的 $Comp$ 和 $Corr$ 分别只能达到 0.57 和 0.51 。而且，当 d_l 减少和 d_s 增加时，我们的方法提取直线段的 $Comp$ 和 $Corr$ 比 Lu 等中的方法更快地接近 1 。

Table 2. Bildstein1

表 2. Bildstein1

	$d_l > 90\%$ $d_s < 0.1$	$d_l > 70\%$ $d_s < 0.3$	$d_l > 50\%$ $d_s < 0.5$	$d_l > 30\%$ $d_s < 0.7$	$d_l > 10\%$ $d_s < 0.9$
$Comp/Lu$	0.2167	0.4322	0.5727	0.7167	0.8595
$Corr/Lu$	0.1889	0.3874	0.5133	0.6370	0.7704
$Comp/ours$	0.3542	0.6588	0.8562	1.0	1.0
$Corr/ours$	0.3346	0.6222	0.8086	1.0	1.0

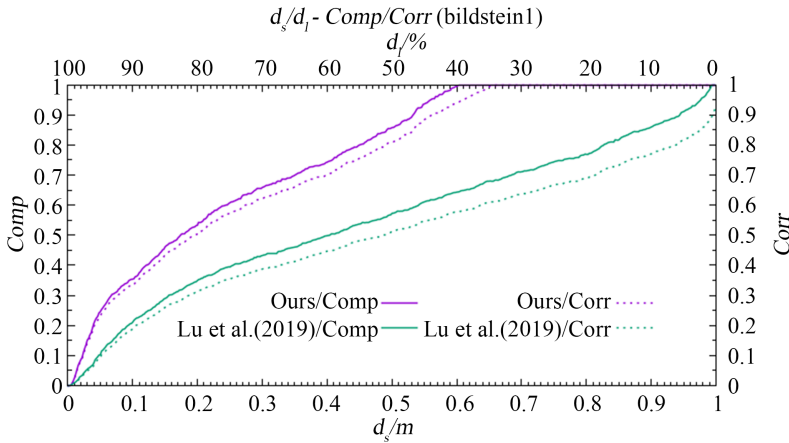


Figure 10. $d_l/d_s - Comp/Corr$ curves

图 10. $d_l/d_s - Comp/Corr$ 曲线

4. 结论

由于室外大场景点云存在遮挡多、点密度差异大、场景复杂等问题,从此类点云中提取直线段是一项具有挑战性的工作。本文充分利用目前在二维图像中提取直线段的成熟算法,提出了一种稳健高效地基于投影方式的提取大场景点云中直线段的方法。我们从 Semantic 3D 公共数据集中选取三个大型户外场景的点云进行实验。与人工标注的真值直线段相比,提取结果完成率和准确率平均达到 83% ($d_l/d_s: 0.5, 0.5$),且平均处理速度为每秒 27,000 点。与最新的直线段提取算法(Lu 等[20])相比,本方法过滤掉了主要的杂断线,提取了更完整的直线段。

基金项目

1) 国家自然科学基金面上基金资助,基金编号: 42071451; 2) 武汉大学知卓时空智能研究基金资助。

参考文献

- [1] 杨必胜, 董震. 点云智能研究进展与趋势[J]. 测绘学报, 2019, 48(12): 1575-1585.
- [2] 杨必胜, 董震. 点云智能处理[M]. 北京: 科学出版社, 2020: 31-36.
- [3] Yang, B. and Chen, C. (2015) Automatic Registration of UAV-Borne Sequent Images and LiDAR Data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **101**, 262-274. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.12.025>
- [4] Dong, Z., Liang, F., Yang, B., Xu, Y., Zang, Y., Li, J., Wang, Y., Dai, W., Fan, H., Hyyppä, J. and Stilla, U. (2020) Registration of Large-Scale Terrestrial Laser Scanner Point Clouds: A Review and Benchmark. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **163**, 327-342. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.03.013>
- [5] Chen, C. and Yang, B. (2016) Dynamic Occlusion Detection and Inpainting of *in Situ* Captured Terrestrial Laser Scanning Point Clouds Sequence. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **119**, 90-107. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.05.007>
- [6] Han, X., Dong, Z. and Yang, B. (2021) A Point-Based Deep Learning Network for Semantic Segmentation of MLS Point Clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **175**, 199-214. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.03.001>
- [7] Yang, B., Dong, Z., Zhao, G. and Dai, W. (2015) Hierarchical Extraction of Urban Objects from Mobile Laser Scanning Data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **99**, 45-57. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.10.005>
- [8] Chen, C., Yang, B., Song, S., Peng, X. and Huang, R. (2018) Automatic Clearance Anomaly Detection for Transmission Line Corridors Utilizing UAV-Borne LIDAR Data. *Remote Sensing*, **10**, Article ID: 613. <https://doi.org/10.3390/rs10040613>
- [9] Xu, Y. and Stilla, U. (2021) Towards Building and Civil Infrastructure Reconstruction from Point Clouds: A Review on Data and Key Techniques. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **14**, 2857-2885. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3060568>
- [10] Xia, S., Chen, D., Wang, R., Li, J. and Zhang, X. (2020) Geometric Primitives in LiDAR Point Clouds: A Review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **13**, 685-707. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.2969119>
- [11] Yuan, C., Liu, X., Hong, X. and Zhang, F. (2021) Pixel-Level Extrinsic Self Calibration of High Resolution Lidar and Camera in Targetless Environments. *IEEE Robotics and Automation Letters*, **6**, 7517-7524. <https://doi.org/10.1109/LRA.2021.3098923>
- [12] Yu, H., Zhen, W., Yang, W., Zhang, J. and Scherer, S. (2020) Monocular Camera Localization in Prior Lidar Maps with 2D-3D Line Correspondences. 2020 *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Las Vegas, 24 October-24 January 2021, 4588-4594. <https://doi.org/10.1109/IROS45743.2020.9341690>
- [13] Yu, H., Zhen, W., Yang, W. and Scherer, S. (2020) Line-Based 2-D-3-D Registration and Camera Localization in Structured Environments. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **69**, 8962-8972. <https://doi.org/10.1109/TIM.2020.2999137>
- [14] Li, S., Ge, X., Li, S., Xu, B. and Wang, Z. (2021) Linear-Based Incremental Co-Registration of MLS and Photogrammetric Point Clouds. *Remote Sensing*, **13**, Article No. 2195. <https://doi.org/10.3390/rs13112195>
- [15] Amblard, V., Osedach, T.P., Croux, A., Speck, A. and Leonard, J.J. (2021) Lidar-Monocular Surface Reconstruction

- Using Line Segments. 2021 *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Xi'an, 30 May-5 June 2021, 5631-5637. <https://doi.org/10.1109/ICRA48506.2021.9561437>
- [16] Cui, Y., Li, Q. and Dong, Z. (2019) Structural 3D Reconstruction of Indoor Space for 5G Signal Simulation with Mobile Laser Scanning Point Clouds. *Remote Sensing*, **11**, Article No. 2262. <https://doi.org/10.3390/rs11192262>
- [17] Brown, M., Windridge, D. and Guillemaut, J.Y. (2015) A Generalisable Framework for Saliency-Based Line Segment Detection. *Pattern Recognition*, **48**, 3993-4011. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2015.06.015>
- [18] Meng, Q., Zhang, J., Hu, Q., He, X. and Yu, J. (2020) LGNN: A Context-Aware Line Segment Detector. *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*, Seattle, 12-16 October 2020, 4364-4372. <https://doi.org/10.1145/3394171.3413784>
- [19] Lin, Y., Wang, C., Cheng, J., Chen, B., Jia, F., Chen, Z. and Li, J. (2015) Line Segment Extraction for Large Scale Unorganized Point Clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **102**, 172-183. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.12.027>
- [20] Lu, X., Liu, Y. and Li, K. (2019) Fast 3D Line Segment Detection from Unorganized Point Cloud. arXiv preprint arXiv:1901.02532.
- [21] Ni, H., Lin, X., Ning, X. and Zhang, J. (2016) Edge Detection and Feature Line Tracing in 3D-Point Clouds by Analyzing Geometric Properties of Neighborhoods. *Remote Sensing*, **8**, Article No. 710. <https://doi.org/10.3390/rs8090710>
- [22] Xia, S. and Wang, R. (2017) A Fast Edge Extraction Method for Mobile LiDAR Point Clouds. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **14**, 1288-1292. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2707467>
- [23] Hackel, T., Wegner, J.D. and Schindler, K. (2016) Contour Detection in Unstructured 3D Point Clouds. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 1610-1618. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.178>
- [24] Yu, L., Li, X., Fu, C.W., Cohen-Or, D. and Heng, P.-A. (2018) EC-Net: An Edge-Aware Point Set Consolidation Network. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, Munich, 8-14 September 2018, 386-402. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_24
- [25] Zhang, W., Chen, L., Xiong, Z., Zang, Y., Li, J. and Zhao, L. (2020) Large-Scale Point Cloud Contour Extraction via 3D Guided Multi-Conditional Generative Adversarial Network. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **164**, 97-105. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.04.003>
- [26] Wang, X., Xu, Y., Xu, K., Tagliasacchi, A., Zhou, B., Mahdavi-Amiri, A. and Zhang, H. (2020) Pie-Net: Parametric Inference of Point Cloud Edges. *Advances in Neural Information Processing Systems*, **33**, 20167-20178. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05225-7>
- [27] Poma, X.S., Riba, E. and Sappa, A. (2020) Dense Extreme Inception Network: Towards a Robust CNN Model for Edge Detection. *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision*, Snowmass, 1-5 March 2020, 1923-1932. <https://doi.org/10.1109/WACV45572.2020.9093290>
- [28] Elder, J.H., Almazan, E.J., Qian, Y. and Tal, R. (2020) MCMLSD: A Probabilistic Algorithm and Evaluation Framework for Line Segment Detection. arXiv Preprint arXiv:2001.01788.