

功能性规则约束下的三维点云道路设施语义标注

蒋腾平^{1,2}, 王永君^{1,2}, 陶帅兵^{1,2}, 李云莉^{1,2}, 刘 珊³

(1. 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室, 江苏 南京 210023)

(2. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 江苏 南京 210023)

(3. 厦门大学海洋与地球学院, 福建 厦门 361102)

[摘要] 三维场景的语义标注研究是机器视觉、摄影测量以及机器学习等领域的热门研究课题。但基于移动激光扫描数据的道路设施精确解释仍处于瓶颈期。提出一种基于逻辑关系和功能性对道路设施进行语义标注的新方法, 先总结制定道路设施相关的特征符号和规则, 再根据所定义的规则功能对点云数据进行语义标注。基于该方法对国内某中等城市道路点云数据进行了相当详尽的解释, 正确提取了 93% 的杆状物体, 并全部正确识别。对于杆状物体的附件(如灯头、交通标志等), 基本正确识别且有效标记。与改进的 RANSAC 算法相比, 该方法提供了一个较好的解决方案, 有助于在城市环境中自动绘制详细的道路设施。

[关键词] 道路设施解释, 路灯, 交通标志, 移动激光扫描, 点云

[中图分类号] P237 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2018)04-0052-07

3D Point Cloud Road Facilities Semantic Labeling Constrained by Functional Rules

Jiang Tengping^{1,2}, Wang Yongjun^{1,2}, Tao Shuaibing^{1,2}, Li Yunli^{1,2}, Liu Shan³

(1. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment of Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China)

(3. College of Ocean and Earth Science, Xiamen University, Xiamen 361102, China)

Abstract: Nowadays 3D scene labeling has become a hot topic in the reform of machine learning, photogrammetry, computer vision, etc. Road facility semantic labelling is vital for large scale mapping and autonomous driving systems. This paper proposes a new method for semantic tagging of road facilities based on logical relationships and functionality. We first summarize the relevant feature symbols and rules for road facilities, and then we semantically tag the point cloud data according to the defined rules. Based on the method proposed by us, a detailed explanation of road point cloud data in a medium-sized city in China is conducted. 93% of rod-shaped objects are correctly extracted and correctly identified. For attachments to rod-shaped objects (such as lamp heads, traffic signs, etc.), they are basically correctly identified and effectively marked. Compared with the improved RANSAC algorithm, our framework provides a more promising solution to automatically map road furniture at a detailed level in urban environments.

Key words: road facility interpretation, street lights, traffic sign, mobile laser scanning, point cloud

随着无人驾驶、三维数字地图等技术的蓬勃发展, 三维场景语义分析的研究越来越得到重视。其中道路设施的语义解释是备受关注的研究问题, 对道路安全和大规模测绘具有重要意义。顾名思义, 道路设施是道路上安装的交通标志和交通灯等实体。交通设施的分布对道路安全具有很大的影响。在我国, 交通部门制定了道路基础设施等相关管理条例, 以减少交通事故。道路设施作为道路环境的重要组成部分, 在大规模测绘中发挥着重要的作用, 尤其是在恶劣的天气条件下, 可以为自动驾驶系统提供辅助服务。尽管对于道路设施语义标注的研究络绎不绝, 但更多的仍然是在没有较多细节信息的情况下对目标层次的道路设施进行语义标注。二维图像中的道路设施解释研究已相当成熟, 但这些 2D 标记的道路设施部件不够精

收稿日期: 2018-04-26.

基金项目: 国家自然科学基金(41771439)、国家重点研发计划项目(2016YFB0502300)、江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX18_1206).

通讯联系人: 王永君, 博士, 副教授, 研究方向: 三维 GIS. E-mail: wangyongjun@njnu.edu.cn

确,无法通过密集匹配生成道路设施的 3D 图。目前在测绘道路基础设施方面的工作仍依赖于视觉解释和手工标记,相当耗时。因此,全自动的道路设施解译算法的研究迫在眉睫。

对基于三维点云数据的道路设施识别,专家学者们进行了大量的研究。而在功能组件层面上对道路设施的解译算法研究却很少,即根据功能性对道路设施进行语义标注。本文提出了一种基于功能性规则和特征对道路设施进行语义标注的方法。图 1 所示为通过使用本文的算法语义标注的道路设施实例。

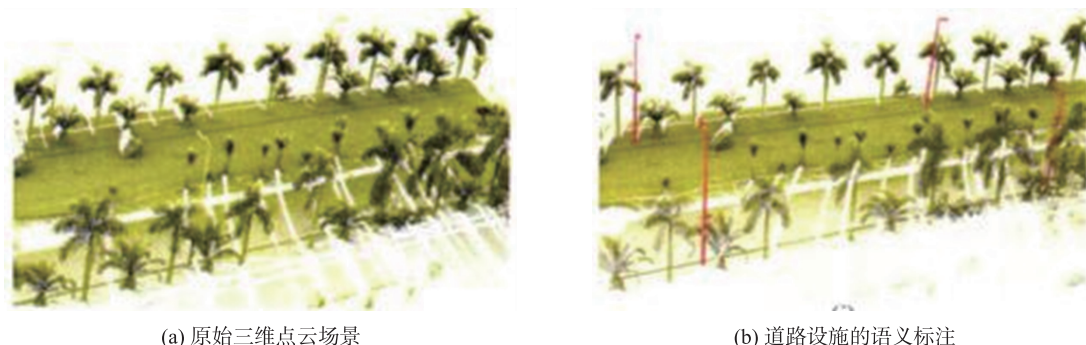


图 1 道路设施语义标注实例

Fig. 1 Road furniture interpretation

1 相关工作概述

基于模型驱动的方法是基于移动激光扫描(mobile laser scanning,MLS)数据对道路物体进行处理的一种尝试,通过参数模型以局部或全局特征(如空间位置和方向量)评估点,从而进行分类识别。Vosselman 等^[1]综述了点云中用于识别结构的几种技术。Fischler 等^[2]引入一种相当经典的算法-RANSAC(random sample consensus),该方法是模型拟合的最新技术,许多后续的成果都继承了这种初始算法,对点云数据中的异常值甚至具有高度的鲁棒性^[3-4]。Pu 等^[5]提出了基于 percentile 函数的方法,从道路动态管理研究的 MLS 数据中识别杆状结构。与 Pu 类似,Riveiro^[6]和 Li^[7]等采用形状信息来识别交通标志,在原有的基础上加上反射信息进行优化。然而,这两种方法不能检测和识别道路设施间的连接部位。El-Halawany^[8]和 Elberink^[9]等使用移动激光扫描数据中的面片特征来检测物体。Cabo^[10]和 Yang^[11]等提出基于体素及超体素的算法,通过使用相似的圆柱模型掩模从 MLS 数据中检测街道设施。基于模型的方法具有纯粹的数学原理,处理异常快速而稳健,但路灯杆等杆状设施往往连接着很多附件,这使得该方法难以进行有效的检测。

随着人工智能的普及,越来越多的学者热衷于基于机器学习的方法。Golovinskiy 等^[12]提出了一种基于形状的方法,通过使用最小割算法来识别城市环境中的三维点云。Yu 等^[13]提出了一种利用归一化分割算法从 MLS 点云中提取路灯杆的方法。Munoz 等^[14]采用 MaxMargin 马尔可夫网络(M3N)将城市场景分为五类。Ross 等^[15]利用信息传递算法来学习和预测点云的标签。Xiong 等^[16]提出了一个序列预测器来进行三维场景分析。Velizhev 等^[17]提出了一种基于隐式形状模型(implicit shape model,ISM)的自动定位和识别汽车和路灯杆的方法。文献[18-25]探讨了一种从 MLS 数据中检测和分类杆状公路设施的方法,利用杆状物体的形状特征及其周围的杆状物体的分布,采用结合已定义特征的支持向量机,对城市场景的点云数据进行分类。Tombari 等^[26]则提出了一种基于最优特征的方法,利用随机森林将城市环境物体分为不同类别。Song 等^[27]结合局部描述符和全局描述符来自动识别杆状道路基础设施,其对渲染视图生成的特征进行训练,并使用 SVM 对 3D 对象进行预测。Wu 等^[28]开发的 3D ShapeNets 通过使用卷积神经网络来区分点云中的物体,与其他方法相比,该算法不需要手工处理的特征。Vosselman^[29]介绍了一种三维卷积神经网络(ConvNets)来检测 RGB-D 图像中的物体。

基于点云道路设施识别的研究已相对成熟,且取得了令人满意的结果,但其仍然存在不足。例如,场景中相邻目标之间存在着不同程度的交错和重叠,易导致分割不足(多个目标聚类为一个簇),从而影响目标识别的精度;在实际场景中,同类目标之间存在着形态上的差异(如尺寸、纹理、空间拓扑结构等),而不同类目标之间又存在着一定的相似性;另外,相邻目标之间存在着不同程度的遮挡,导致同类目标之间存在着不同程度的数据完整性问题;机器学习等方法需要大量的训练样本,相当耗时费力。本文重点解译由路灯、交通信号

灯和相关标志组成的杆状道路设施,对道路设施的语义标注更为详细,且省时省力.

2 方法

本文主要根据功能性规则对道路设施分配有意义的标签. 首先,通过提取杆和分离附在杆上的附件对杆状物体进行分割,区分不同类型道路设施部件的功能,制定道路设施识别的通用规则,然后对道路设施进行语义标注.

2.1 道路设施特征符号

本文采用文献[13]的算法进行数据分割处理,获得输入数据,利用 6 个判别特征区分杆状物体及其附件:

相对位置:该特征描述了杆状物体和相应附件之间的拓扑关系,分为底部、中间和顶部. 其计算是基于连接杆的最高点之上或连接杆最低点之下的连接的百分比. 若超过杆的最高位置的附件比例高于预定义的阈值,则附件将被定义为位于杆的顶部. 若该附件的最低位置接近或低于杆的最低位置,则附件将被定义为位于该杆的底部. 否则,相对位置被设置为中间. 该功能旨在滤掉杆底部的附件,如地面点.

相对高度:该特征是附件和连接的杆之间的相对高度. 相对高度是附件的最低高度减去其连接杆的最低高度. 根据城市道路交通设计规范对于杆状物体高度的规定,附件的最低高度可反映此附件的功能性,对于判断杆状物体的属性是有价值的.

相对角度:该特征描述了附件的法线与对应杆的主要方向之间的角度,主要用于区分附加标志和其他组件.

尺寸:此特征针对平面附件,是附件在投影到其法线方向之后凹形的面积,用于区分不同类型的交通功能标志.

高度与长度之比:高度与长度之比给出了附件高度与水平面最大变化之间的比例,该特征用以区分路牌和其他标志.

几何结构:该特征表明附件的几何维度是线性的、平面的和分散的,用于描述附件的几何形状,有助于识别诸如交通标志的平面部件. 本文使用文献[31]描述的几何特征进行定义:

$$f_{1D} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_3}, \quad f_{2D} = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2}, \quad f_{3D} = \frac{\lambda_3}{\lambda_1}; \quad (1)$$

$$P_G = \operatorname{argmax}_{d \in [1,3]} (f_{dD}). \quad (2)$$

式中 f_{1D} 、 f_{2D} 、 f_{3D} 分别表示附着物的线性、平面或散射结构; λ_1 、 λ_2 、 $\lambda_3 \in \mathbf{R} (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3)$, 是与附件点协方差矩阵特征向量的正交系对应的 3 个特征值,这 3 个特征值是针对每个附件计算的; P_G 是附件的几何结构.

2.2 规则和功能的制定

本文将街道设施附件分为 5 类:路灯、交通标志、路牌(方向标)、交通信息标志和交通信号灯. 这些附件的实例如表 1 所示.

表 1 附件的实例

Table 1 Examples of attached components

路灯	交通标志	路牌	交通信息标志	交通信号灯
				

为了识别道路设施的组成部分,本文采用基于交通法规的通用规则进行表示,根据《城市道路交通设施设计规范 GB 50688-2011》,区分杆状物体与其附件之间的拓扑关系. 杆和附件之间的连通性取决于其间的最小距离,若小于阈值,则认为已连接. 以下规则的定义,为道路设施的每个组件分配一个语义标签.

一般情况下,道路设施的组件连接杆分为垂直杆和水平杆,而这两种杆的设计规则和功能也有区别,故而本文对其规则和功能的制定分类讨论.

与垂直杆相连的路灯(R_1):相对高度大于阈值 H_{sl} ,且在该杆顶部,则该组件将是路灯. H_{sl} 是识别路灯头的判别特征的阈值,GB 50688-2011 规定城市道路的路灯应高于 4.5 m,在该算法中设置阈值 H_{sl} 为 4.5.

与垂直杆相连的交通标志(R_2):若有一个组件连接到一个垂直杆,且不在其底部,相对角度为 90° ,其

面积小于 A_{ts} , 比例(高度对长度)接近于 1, 高度和长度之比大于 R_{ts} , 则该部件就是交通标志. GB 50688-2011 中规定主干道交通标志大小为 $1.5\text{ m} \times 0.45\text{ m}$, 次干道为 $1.2\text{ m} \times 0.36\text{ m}$.

与垂直杆相连的路牌/方向标志(R_3): 组件面积小于 A_{ss} , 比例小于 R_{ss} , 其余与交通标志相同. 大小比例用于区分路牌与其他交通标志.

与垂直杆相连的交通信息标志(R_4): 组件面积大于 $\max(A_{ts}, A_{ss})$, 且无大小比率之外的限制, 条件与交通标志相同.

与垂直杆相连的交通信号灯(R_5): 若一个组件与垂直杆相连, 且不是平面的(特征值 λ 不满足 $\lambda_0 \geq \lambda_1 \approx \lambda_2$), 相对高度小于 H_{sl} , 则该组件为红绿灯.

与水平杆相连的路牌/方向标志(R_6): 路牌或方向标志的特征是相对角度是垂直的, 其面积小于 A_{ts} , 高度与长度之比小于 R_{ss} , 大于 R_{ts} .

与水平杆相连的交通信息标志(R_7): 组件面积大于 $\max(A_{ts}, A_{ss})$, 且无尺寸比的限制, 条件与路牌相同.

与水平杆相连的交通信号灯(R_8): 若一个组件与水平杆相连, 且不是平面的(特征值 λ 不满足 $\lambda_0 \geq \lambda_1 \approx \lambda_2$), 则组件应为红绿灯.

2.3 语义标注

根据上节所定义的规则, 对道路设施的各个组件进行语义标注. 基于点云的定位算法可有效地检测到杆状物体. 分析附件与杆之间的连接关系, 根据连接关系, 可以找到杆状物体的附件, 通过所生成的特征拟合预定义的规则给附件赋予标签. 图 2 为复杂的道路设施语义标注的示意图.

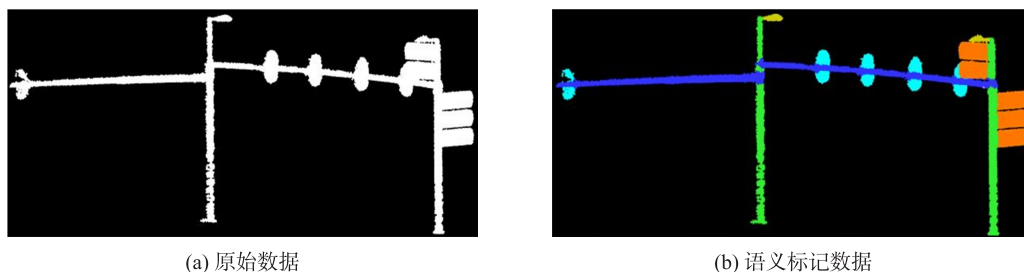


图 2 复杂道路设施语义标注示意图

Fig. 2 Interpretation of complex road furniture

3 实验结果

3.1 实验数据

为了评估本文方法的性能, 与改进的随机采样一致性算法^[3]进行比较. 所采用的数据集位于国内某中等城市. 数据采集系统是 Optech LYNX, 它包括两个安装在移动车辆后部的激光扫描仪. 该数据集包括不同类型的道路设施: 覆盖约 1.25 km^2 的主干道街景, 以及约 0.43 km^2 的次干道道路景观. 数据集中主干道的点密度高而均匀, 相邻点之间的距离 x 方向为 0.02 m , y 方向为 0.03 m . 数据集中次干道的点密度低且不均匀, 沿着扫描线方向的点密度远高于垂直于扫描线方向的点密度(如图 3 所示).

3.2 结果

选择一定比例的杆状道路设施进行训练, 通过随机森林分类器^[28]得到分类的真实值. 根据训练数据集中最高的 F_1 值(统计学中用来衡量分类模型精度的一种指标, 同时兼顾准确率和召回率), 自动获得最有利的参数组合. 训练过程旨在调整对本文定义的规则做出反应的敏感参数. 图 4 为通过分类器进行训练的正负训练样本, 这些参数是附件的相对高度和附件的反射值. 在主干道数据集中, 高度阈值和反射率阈值被设置为 2.4 m 和 65 . 在次干道数据集中, 高度阈值和反射率阈值被设置为 3.4 m 和 -4 . 本文算法中道路设施语义标注的结果如图 5(a) 所示, 改进的随机采样一致性算法的结果如图 5(b) 所示. 白色组件表示无法识别的组件或无意义的组件, 例如地面点和非交通功能附件.

主干道正确标注的道路设施示例如图 6 所示, 可正确识别路灯杆、路灯、交通标志、路牌和交通灯, 并根据这些道路设施的特征进行详细的标注. 图 7 显示了数据集中次干道一些正确的道路设施标注结果.

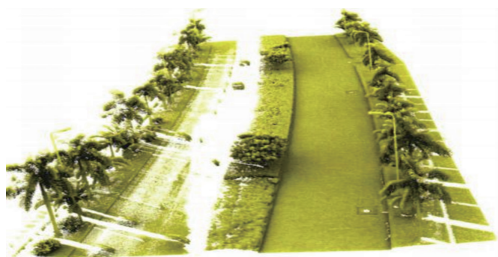


图 3 主干道与次干道相应数据比较

Fig. 3 Data comparison between primary and secondary roads

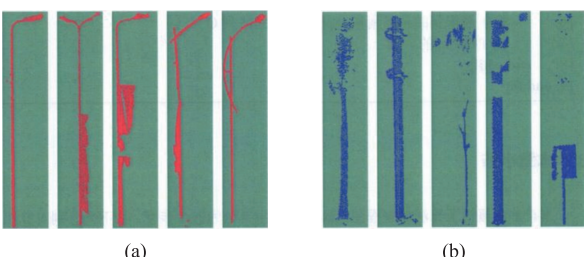
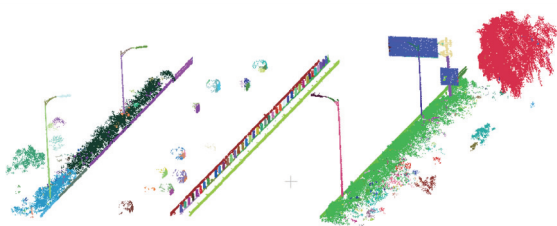
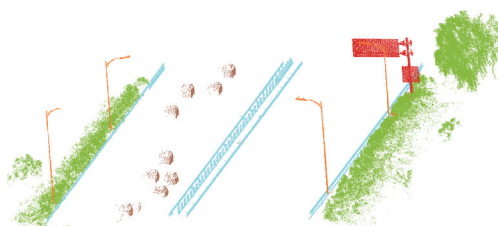


图 4 以路灯为例的训练样本

Fig. 4 A training sample for street lamps



(a) 本文方法对道路设施的解译

(b) 改进的随机采样一致性算法对道路设施的解译

图 5 本文方法与改进的随机采样一致性算法道路设施的解译比较

Fig. 5 Result comparison on road scene

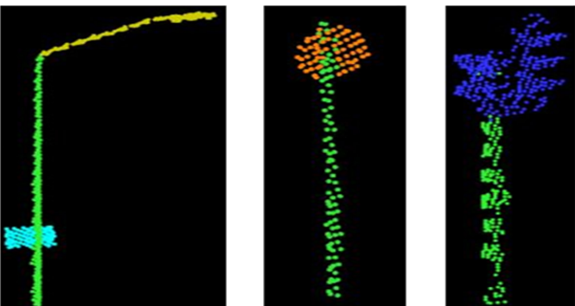


图 6 主干道标注示例

Fig. 6 Annotation example of trunk road data

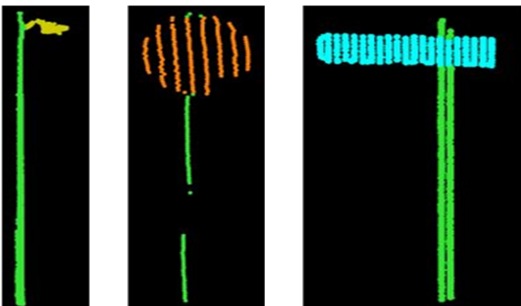


图 7 次干道标注示例

Fig. 7 Annotation example of secondary road data

3.3 分析

为评估本文所提出的城市物体检测方法的性能,将实验数据集中语义标记的道路设施与手动标记的道路设施进行比较.表 2 列出了该数据集中道路设施和城市对象语义标记的准确率和召回值.所提出的方法在提取路灯、交通灯、交通标志牌、树木、围栏及汽车等道路设施和城市物体方面取得了很好的效果,总体准确率达到 93.3%.

将本文方法与改进的随机采样一致性算法在主干道设施的语义标注上进行定量比较,相关精度、召回率和计算成本如表 3 所示.

与改进的随机采样一致性算法相比,本文方法具有更好的道路设施语义标记精度、召回率和总体准确度,且在计算效率方面有显著提高.

表 2 本文方法在语义标注上的精度、召回率和总体准确度

Table 2 Quantitative results of our method									
对象	路灯	交通灯	交通标志牌	树木	围栏	汽车	分类总量	准确率/%	召回率/%
路灯	186	0	2	9	0	0	197	94.4	93.9
交通灯	2	157	2	5	0	0	166	94.6	95.2
交通牌	2	1	227	3	0	0	233	97.4	98.3
树木	148	56	50	2 583	0	0	2 837	91.0	91.0
围栏	1	0	0	0	43	2	46	93.5	95.6
汽车	0	0	0	0	15	294	309	94.2	92.2
总量	339	314	281	2 600	58	296	4 177	Overall	93.3

表3 本文方法与改进的随机采样一致性算法的性能比较
Table 3 Performance comparison between the proposed method and others

	改进的随机采样一致性算法		本文方法	
	准确度/%	召回率/%	准确度/%	召回率/%
路灯	90.6	91.4	94.4	93.9
交通信号灯	89.2	90.2	94.6	95.2
交通标志牌	86.3	84.2	97.4	98.3
总体精度/%	87.8		93.3	
运行时间/min	478		243	

4 结语

本文提出了一种功能性规则约束下的从道路设施的MLS点云进行语义标记的方法,该方法根据所制定的规则进行语义约束,减少局部特征描述子的计算,从而大大降低了计算成本. 根据道路设施的显著性和城市对象的类型定义了目标对象的集合规则,形成了几种常见道路设施(如路灯、交通信号灯和交通标志牌)的语义知识的形式化表示,对城市物体进行了良好的语义标记. 实验表明,本文方法大大提高了时间效率和道路设施语义标记的鲁棒性,总体精度大于93%.

本文方法根据功能性规则,通过道路设施显著性提取目标对象,从而可靠地标记局部区域中的多个混合对象. 但在标记更复杂的城市物体,如具有非结构化部分(如自由形状表面)和立交桥等建筑物方面,仍有进一步改进的余地.

[参考文献](References)

- [1] VOSSelman G, GORTE B G, RABBANI T. Recognising structure in laser scanner point clouds[J]. International archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 2004, 46(8/wz): 33-38.
- [2] 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.
- [3] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for point cloud shape detection[J]. Computer graph forum, 2010, 26(2): 214-226.
- [4] TARSHA K F, LANDES T, GRUSSENMEYER P. Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3D building roof planes from LiDAR data[C]//ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and Silvi Laser 2007. Espoo, Finland, 2007.
- [5] PU S, RUTZINGER M, VOSSelman G, et al. Recognizing basic structures from mobile laser scanning data for road inventory studies[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2011, 66(6): S28-S39.
- [6] RIVEIRO B, DÍAZ-VILARIÑO L, CONDECARNERO B, et al. Automatic segmentation and shape-based classification of retro-reflective traffic signs from mobile LiDAR data[J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2016, 9(1): 295-303.
- [7] LI D, ELBERINK S D. Optimizing detection of road furniture(pole-like objects) in mobile laser scanner data[J]. ISPRS annals of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 2013, 1: 163-168.
- [8] EL-HALAWANY S I, LICHTI D D. Detecting road poles from mobile terrestrial laser scanning data[J]. Mapping sciences and remote sensing, 2013, 50(6): 704-722.
- [9] OUDE E S, KEMBOI B. User-assisted object detection by segment based similarity measures in mobile laser scanner data[C]//ISPRS Technical Commission III Symposium. Zurich, Switzerland, 2014.
- [10] CABO C, ORDOÑEZ C, GARCÍA-CORTÉS S, et al. An algorithm for automatic detection of pole-like street furniture objects from mobile laser scanner point clouds[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2014, 87(1): 47-56.
- [11] YANG B, DONG Z, ZHAO G, et al. Hierarchical extraction of urban objects from mobile laser scanning data[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2015, 99: 45-57.
- [12] GOLOVINSKIY A, KIM V G, FUNKHOUSER T. Shape-based recognition of 3D point clouds in urban environments[C]//IEEE 12th International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan, 2009.
- [13] YU Y, LI J, GUAN H, et al. Semi-automated extraction of street light poles from mobile LiDAR point-clouds[J]. IEEE

- transactions on geoscience and remote sensing, 2015, 53(3):1374–1386.
- [14] MUNOZ D, BAGNELL J A, VANDAPEL N, et al. Contextual classification with functional max-margin Markov networks[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA, 2009.
- [15] ROSS S, MUNOZ D, HEBERT M, et al. Learning message-passing inference machines for structured prediction[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs, USA, 2011.
- [16] XIONG X, MUNOZ D, BAGNELL J A, et al. 3-D scene analysis via sequenced predictions over points and regions[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA). Shanghai, China, 2011.
- [17] VELIZHEV A, SHAPOVALOV R, SCHINDLER K. Implicit shape models for object detection in 3D point clouds[J]. ISPRS annals of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 2012, 3:179–184.
- [18] KANAI S. Detection and classification of pole-like objects from mobile laser scanning data of urban environments[J]. International journal of CAD/CAM, 2013, 13(2):31–40.
- [19] YANG B, DONG Z. A shape-based segmentation method for mobile laser scanning point clouds[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2013, 81(7):19–30.
- [20] HUANG J, YOU S. Pole-like object detection and classification from urban point clouds[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA). Seattle, USA, 2015.
- [21] SOILÁN M, RIVEIRO B, MARTÍNEZ-SÁNCHEZ J, et al. Traffic sign detection in MLS acquired point clouds for geometric and image-based semantic inventory[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2016, 114:92–101.
- [22] LEHTOMÄKI M, JAAKKOLA A, HYYPPÄ J, et al. Object classification and recognition from mobile laser scanning point clouds in a road environment[J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2016, 54(2):1226–1239.
- [23] FUKANO K, MASUDA H. Detection and Classification of pole-like objects from mobile mapping data[J]. ISPRS annals of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 2015, 2:57–64.
- [24] HACKEL T, WEGNER J D, SCHINDLER K, et al. Fast semantic segmentation of 3D point clouds with strongly varying density[J]. ISPRS annals of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 2016, 3(3):177–184.
- [25] WEINMANN M, JUTZI B, HINZ S, et al. Semantic point cloud interpretation based on optimal neighborhoods, relevant features and efficient classifiers[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2015, 105:286–304.
- [26] TOMBARI F, FIORAIO N, CAVALLARI T, et al. Automatic detection of pole-like structures in 3d urban environments[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago, USA, 2014.
- [27] SONG S, XIAO J. Sliding shapes for 3d object detection in depth images[C]//European Conference on Computer Vision. Zurich, Switzerland, 2014.
- [28] WU Z, SONG S, KHOSLA A, et al. 3D ShapeNets: a deep representation for volumetric shapes[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, USA, 2015.
- [29] VOSSelman G. Point cloud segmentation for urban scene classification[J]. ISPRS international archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 2013, 1:257–262.

[责任编辑:严海琳]