

## 利用SLAM点云的玉米株数自动识别

王果, 王成, 王宏涛, 张成龙, 杨福芹

### Automatic recognition of the number of corn plants in farmland using SLAM point cloud

引用本文:

王果,王成,王宏涛,张成龙,杨福芹. 利用SLAM点云的玉米株数自动识别[J]. [激光技术](#), 2024, 48(1): 140–144.

WANG Guo, WANG Cheng, WANG Hongtao, et al. Automatic recognition of the number of corn plants in farmland using SLAM point cloud[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2024, 48(1): 140–144.

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### 1. 基于机载激光点云的电网绝缘子识别方法

引用本文: 曾旭, 陈伯建, 潘磊, 等. 基于机载激光点云的电网绝缘子识别方法[J]. [激光技术](#), 2023, 47(1): 80–86.

### 2. 基于高光谱激光雷达的绿萝叶绿素3维重建

引用本文: 汪慧民, 邵慧, 孙龙, 等. 基于高光谱激光雷达的绿萝叶绿素3维重建[J]. [激光技术](#), 2023, 47(5): 708–715.

### 3. 激光焊缝图像分割与颜色识别方法研究

引用本文: 吴家洲, 刘君, 施佳文, 等. 激光焊缝图像分割与颜色识别方法研究[J]. [激光技术](#), 2023, 47(5): 723–728.

### 4. 一种地下电缆点云自动提取分割算法

引用本文: 李军阔, 刘建, 李光毅, 等. 一种地下电缆点云自动提取分割算法[J]. [激光技术](#), 2023, 47(2): 233–240.

### 5. 融合图注意力的多分辨率点云补全

引用本文: 潘李琳, 邵剑飞. 融合图注意力的多分辨率点云补全[J]. [激光技术](#), 2023, 47(5): 700–707.

文章编号: 1001-3806(2024)01-0140-05

## 利用 SLAM 点云的玉米株数自动识别

王果<sup>1,2\*</sup>, 王成<sup>3</sup>, 王宏涛<sup>2</sup>, 张成龙<sup>4</sup>, 杨福芹<sup>1</sup>

(1. 河南工程学院 土木工程学院, 郑州 451191, 中国; 2. 河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 焦作 454000, 中国; 3. 中国科学院 空天信息创新研究院 数字地球重点实验室, 北京 100094, 中国; 4. 北京控制工程研究所, 北京 100190, 中国)

**摘要:** 为了实现农田玉米株数的快速无损自动化识别, 提出一种利用同时定位与地图构建(SLAM)点云的农田玉米株数自动识别方法。借助飞马 SLAM100 手持扫描仪进行玉米田块点云数据采集, 充分利用 SLAM 点云中玉米植株的垂直度特征和扫描过程中植株的先验纹理特征, 进行玉米植株顶部的自动提取, 引入密度聚类算法进行玉米植株的区分与株数自动识别, 并通过农田实测数据进行实验。结果表明, 所设计的方法能够实现玉米植株的自动识别, 对玉米种植株数的识别率达到 92.53%。该研究在玉米植株自动识别、作物估产以及智慧农业研究领域具有良好的工程应用价值。

**关键词:** 激光技术; 同时定位与地图构建点云; 玉米植株; 自动识别

中图分类号: P237 文献标志码: A doi: 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2024.01.022

## Automatic recognition of the number of corn plants in farmland using SLAM point cloud

WANG Guo<sup>1,2\*</sup>, WANG Cheng<sup>3</sup>, WANG Hongtao<sup>2</sup>, ZHANG Chenglong<sup>4</sup>, YANG Fuqin<sup>1</sup>

(1. College of Civil Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China; 2. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China; 3. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China; 4. Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100190, China)

**Abstract:** In order to realize the rapid and non-destructive automatic recognition of corn plants in farmland, an automatic recognition method of corn plants using the simultaneous localization and mapping (SLAM) point cloud was proposed. The Pegasus SLAM100 hand-held scanner was used to collect the point cloud data of the corn field, making full use of the verticality characteristics of corn plants in the SLAM point cloud and the prior texture characteristics of plants in the scanning process, the top of corn plants were automatically extracted, then the density clustering algorithm was used to distinguish corn plants and automatically identify corn plants. The experimental results show that the method can realize the automatic recognition of corn plants, and the recognition rate is 92.53%. The research has good engineering application reference value in the fields of automatic corn plant identification, crop yield estimation, and intelligent agriculture research.

**Key words:** laser technique; simultaneous localization and mapping point cloud; farmland corn; automatic recognition

## 0 引言

株数计数是特定区域内准确的植株数量<sup>[1]</sup>, 作为研究出苗率和产量分析的重要参数, 玉米植株计数有助于评估玉米生长状况和田间管理, 对玉米估产和智

慧农业具有重要意义<sup>[2-3]</sup>。人工实地考察法是玉米株数识别最常规的方法, 该方法对玉米植株具有一定的损伤性, 需要耗费大量的人力和物力, 且对现场经验具有较大的依赖性, 尤其对于高密度种植区域, 容易出现错记、漏记现象<sup>[4-5]</sup>。

激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)技术的出现与不断发展, 为农田环境下作物的识别应用提供了新的技术手段。一方面利用激光雷达技术使得玉米株数获取更加准确, 另一方面由于外业数据获取自动化程度高, 大大降低了玉米株数获取的人力成本, 节约了数据采集时间, 且由于非接触的测量方式, 避免了

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(U22A20566); 河南省重点研发与推广专项(科技攻关)项目(232102321104); 河南省高等学校重点科研项目(23A420001)

\* 通信作者: wg@haue.edu.cn

收稿日期: 2022-11-30; 修回日期: 2022-12-07

对作物的损伤,成为目前作物生长参数获取和处理的研究热点<sup>[6-9]</sup>。国内外学者利用激光雷达技术针对不同作物开展了相关研究,LEI 等人<sup>[10]</sup>利用无人机激光雷达进行玉米数据获取并研究玉米叶面积密度的提取方法,为玉米发育速度和育种提供合理的种植密度参考。GUAN 等人<sup>[11]</sup>利用机载激光雷达通过局部邻域特征分割单行大豆植株,利用均值漂移方法对单株大豆进行提取。ZERMAS 等人<sup>[12]</sup>以玉米为例,研究随机点云的滑动行为,提出随机截取的节点 (randomly intercepted nodes, RAIN) 算法,实现玉米茎叶的分离。JIN 等人<sup>[13]</sup>利用地面扫描激光点云,采用快速区域卷积神经网络 (fast region convolutional neural network, Fast R-CNN) 对玉米的茎秆进行训练,结合区域增长方法对单个玉米植株进行分割。LIN 等人<sup>[14]</sup>通过地面扫描仪对玉米进行实验,在点云配准的基础上,利用玉米植株的圆柱几何信息进行玉米茎秆的识别。JIANG 等人<sup>[15]</sup>利用无人机激光雷达点云,借助冠层高度模型 (canopy height model, CHM) 中包含的植株高度,发展了固定窗口局部最大值算法,实现了玉米成株数的自动检测。

目前,国内外针对点云分割算法已经具有大量研究,但对于农田尺度非结构对象玉米等作物的点云分割和处理技术较少<sup>[16]</sup>,已有的作物识别方面的研究,对农田尺度作物的生长环境和状况具有较大的依赖性,而玉米农田通常具有种植密度较高、植株之间遮挡较为严重等特征,使得现有的农田作物识别方法针对玉米农田适应性较差<sup>[17]</sup>。

本文中利用飞马 SLAM100 手持扫描仪对农田真实环境下的玉米田块进行数据采集,利用同时定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 点云生成过程中的先验纹理特征和垂直度特征,对玉米株数自动识别算法进行研究,获取玉米茎秆数量,为玉米作物 3 维仿真、田间管理、玉米估产和智慧农业等提供支撑。

## 1 SLAM 点云玉米株数自动识别方法

作为典型的竖直生长作物,玉米植株在空间上具有近似垂直于地面、空间上具有一定间隔的特点,且在利用 SLAM 进行扫描的过程中,可以得到彩色的玉米田块点云。在进行玉米田块扫描时,扫描者在扫描时通常将 SLAM 设备置于胸前高度或者相当持平的高度,相当于 SLAM 设备处于侧视的角度进行数据采集,虽然由于激光的穿透性可以获得玉米植株顶部的点

云,但却缺少玉米植株顶部的纹理,因而,获得的玉米植株顶部点云具有缺少红绿蓝 (RGB) 纹理信息的特点,为利用 SLAM 点云进行玉米株数识别提供了依据。本文作者提出的方法主要包括点云垂直度计算与垂直点云提取、全彩色点云灰度化及玉米植株顶部点云提取、密度聚类法玉米株数识别等步骤。

### 1.1 点云垂直度计算与垂直点云提取

玉米植株具有典型的垂直生长特性,对于玉米植株表面点云,当前查询点的邻域点所拟合平面与水平面之间的关系可以用垂直度<sup>[18]</sup>进行描述,如图 1 所示。对当前查询点  $q$  的近邻点进行平面拟合,将该拟合平面的法向量记为  $\mathbf{n}$ ,同时,将水平平面的法向量记为  $\mathbf{z}$ ,那么这两个向量之间的夹角  $\theta$  的余弦值定义为垂直度,用  $q_v$  表示,可用下式进行计算:

$$q_v = 1 - \cos\theta = 1 - \frac{\mathbf{z} \cdot \mathbf{n}}{|\mathbf{z}| \cdot |\mathbf{n}|} \quad (1)$$

式中: $\theta$  取值范围为  $[0^\circ, 180^\circ]$ ;  $q_v$  取值范围为  $[0, 1]$ 。

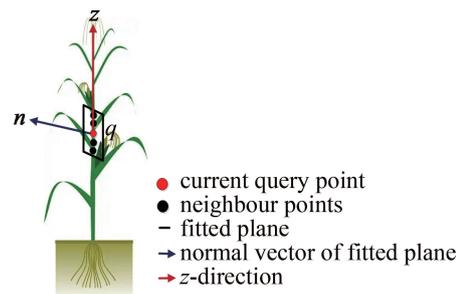


图 1 玉米植株垂直度示意图

Fig. 1 Verticality diagram of corn plant

如图 1 所示,对于玉米植株点云,当  $q_v = 1$  时,表明点  $q$  的垂直度最大,此时,法向量  $\mathbf{n}$  和  $\mathbf{z}$  的夹角为  $90^\circ$ ;当  $q_v = 0$  时,表明点  $q$  的垂直度最小,此时,点  $q$  及周围的紧邻点和水平面平行。通过设置适当的垂直度阈值  $q_{th}$ ,便可对原始玉米田块点云进行垂直度分类,分离出近似垂直于地面的点云数据。

### 1.2 全彩色点云灰度化及玉米植株顶部点云提取

经过垂直度计算,获得近似垂直于地面的点云数据之后,由于真实田块的复杂性,依然包含垂直于地面的杂草和部分地面点。根据 SLAM 设备处于侧视的角度进行数据采集缺少玉米植株顶部纹理这一特征,可采用全彩色点云灰度化方法进行玉米植株顶部点云提取,从而去除垂直度计算过程中的非玉米植株点云。

本文中采用彩色转灰度的经典加权平均 Luminance 算法,该算法依据心理学公式进行转换,根据人眼对亮度感知而调节出的标准化参数,广泛应用于数字图像处理软件,其基本算法如下式所示:

$$I(x,y) = 0.299 \times R(x,y) + 0.587 \times G(x,y) + 0.114 \times B(x,y) \quad (2)$$

式中,  $I(x,y)$  为  $(x,y)$  处的灰度值;  $R(x,y)$ 、 $G(x,y)$  和  $B(x,y)$  分别代表  $(x,y)$  处的红色、绿色、蓝色色彩分量值。将 SLAM 获得的真彩色玉米田块 3 维点云中的 RGB 信息, 通过 Luminance 算法将彩色点云转换为灰度点云, 并进行灰度归一化。通过灰度转换, 得到具有灰度属性的点云, 设定灰度阈值为  $I_{th}$ , 便可对经过垂直度分类的点云进行玉米植株顶部提取, 得到玉米植株顶部点云。

### 1.3 密度聚类法玉米株数识别

利用 SLAM 点云中玉米植株的垂直度特征和扫描过程中植株的先验纹理特征进行玉米植株顶部的自动提取之后, 为了识别单株玉米并统计玉米植株数, 将基于密度的聚类算法 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) [19-20] 引入农田环境下识别的玉米植株顶部点云进行单株玉米分割, 该算法包含两个参数 ( $\varepsilon, P_{min}$ ), 其中  $\varepsilon$  表示点集邻域的距离,  $P_{min}$  表示在以  $\varepsilon$  为距离阈值的邻域内包含的最小点数。该算法的基本原理如图 2 所示。

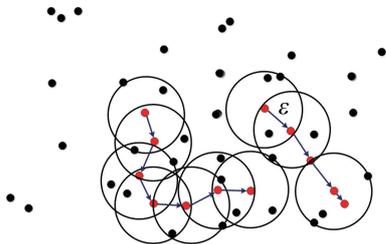


图 2 DBSCAN 算法基本原理

Fig. 2 Basic principle of DBSCAN algorithm

通过 DBSCAN 算法, 可得到单株玉米植株顶部点云, 统计聚类数目, 即可获得玉米株数。

## 2 实验过程及结果分析

### 2.1 实验数据

选择黄河流域矿区的实际农田进行实验, 实验区位于河南省洛阳市新安县, 实验地块中心地理坐标为  $34.81161493^{\circ}N, 112.10713860^{\circ}E$ , 海拔  $498.73\text{ m}$ 。该地区属暖温带大陆性季风气候, 光照充足, 四季分明, 北邻黄河流域, 适合玉米作物生长和种植。整个实验田块地势平坦, 种植密度平均为  $9\text{ 株}/\text{m}^2$ 。

采用飞马 SLAM100 手持移动式激光雷达进行实验数据采集, 该扫描仪具有  $360^{\circ}$  旋转云台, 点云覆盖范围为  $270^{\circ} \times 360^{\circ}$ , 具有 16 个 1 级激光通道, 内置 3 颗 500 万像素的摄像头, 视场角为水平  $200^{\circ}$ 、垂直  $100^{\circ}$ ,

扫描频率为  $320000\text{ 点}/\text{s}$ , 最大测程达  $120\text{ m}$ , 能够同步获取被测对象的纹理信息, 生成 3 维真彩色点云和局部全景影像, 将获取的点云进行手动裁剪, 去除田块周边的杂乱数据之后, 获得实验玉米田块全彩色点云如图 3 所示。



图 3 实验玉米田块的全彩色点云

Fig. 3 Color point cloud of experimental corn field

### 2.2 实验过程

实验玉米田块全彩色点云灰度化后的点云如图 4 所示。

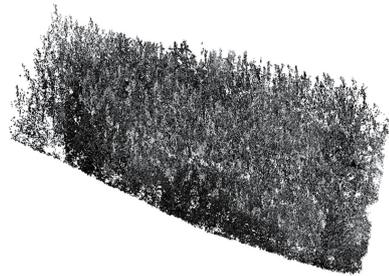


图 4 实验玉米田块的灰度化点云

Fig. 4 Gray point cloud of experimental corn field

将实验田块的点云进行垂直度计算, 设置垂直度阈值  $q_{th} = 0.8$ , 得到提取的垂直点云如图 5 所示。



图 5 实验玉米田块的垂直点云提取结果

Fig. 5 Vertical point cloud extraction results of experimental corn field

设定灰度阈值  $I_{th} = 0.8$ , 得到玉米植株顶部点云的提取结果, 如图 6 所示。

设置 DBSCAN 算法中的参数  $\varepsilon = 0.2\text{ m}$ ,  $P_{min} = 5$ , 对玉米植株顶部点云进行分割, 得到分割后的单株玉米顶部如图 7 所示。图中, 不同颜色代表不同的植株顶部 (颜色随机循环显示), 共识别出 359 株玉米。



图6 实验玉米田块的玉米植株顶部提取结果

Fig. 6 Top of corn plant extraction results of experimental corn field



图7 实验玉米田块的玉米植株顶部分割结果

Fig. 7 Top of corn plant segmentation results of experimental corn field

### 2.3 实验结果分析

不同平台的激光雷达点云由于扫描点云密度、扫描视角、信息丰富程度等存在一定的差别,导致现有针对机载和地面架站式的激光雷达的算法并不适用于SLAM点云。此外,对于点云提取效果的分析,由于缺乏统一准则的实验测试数据集,因此,研究人员需要获取特定场景和对象的点云数据开展实验验证,不同的算法之间缺乏可对比性,目前常采用目视的方式评定<sup>[21]</sup>。从图6、图7可以看出,采用本文中设计的算法,利用SLAM数据,能够将田块的玉米植株顶部进行分割,并实现玉米株数自动识别。

为进一步定量地分析SLAM点云玉米植株自动识别效果,人工现场实地考察实际株数为388株,与实际株数进行比较计算,完成精度 $J$ 验证,如下式所示:

$$J = (1 - |E - F|/F) \times 100\% \quad (3)$$

式中: $E$ 为经过算法自动识别的玉米株数; $F$ 为实验田块玉米的真实种植株数。玉米株数自动识别的准确率为92.53%,取得了较好的株数识别效果,进一步验证了利用SLAM点云和本文中设计方法能够实现玉米株数的自动识别,且具有参数简单、自动化程度高等特点。分析原因如下:(a)利用手持移动式激光雷达进行实验数据采集,获得了丰富的点云和纹理信息;(b)手持移动式激光雷达机动灵活,获取的数据信息完整,避免了固定站式激光雷达迁站和不同站间点云配准对玉米植株提取和识别的影响;(c)利用了SLAM点云

中玉米植株的竖直度特征和扫描过程中植株的纹理特征等先验知识;(d)使用了法向量、垂直度、Luninance、DBSCAN等成熟的算法和开源代码,提高了SLAM点云玉米株数自动识别的整体稳定性。

### 3 结论

针对农田环境中玉米株数识别的需求,本文中提出了一种利用SLAM点云的玉米株数自动识别方法,充分利用SLAM点云获取的丰富纹理信息和点云信息,引入垂直度特征和扫描中植株点云的先验纹理特征,进而借助DBSCAN算法进行玉米植株的区分与株数自动识别。实际农田的数据结果表明,本文中的方法能够实现农田玉米株数的自动识别,且参数简单,具有较高的自动化程度,为农田玉米株数自动识别提供了一种新的方法。

#### 参 考 文 献

- [1] PANG Y, SHI Y Y, GAO S C, *et al.* Improved crop row detection with deep neural network for early-season maize stand count in UAV imagery[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 405766.
- [2] MING B, XIE R Zh, HOU P, *et al.* Changes of maize planting density in China [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2017, 50(11): 1960-1972 (in Chinese).  
明博, 谢瑞芝, 侯鹏, 等. 2005—2016年中国玉米种植密度变化分析[J]. *中国农业科学*, 2017, 50(11): 1960-1972.
- [3] CHEN R Z, CHU T X, LANDIVAR J A, *et al.* Monitoring cotton germination using ultrahigh resolution UAS images[J]. *Precision Agriculture*, 2018, 19(1): 161-177.
- [4] GNADINGER F, SCHMIDHALTER U. Digital counts of maize plants by unmanned aerial vehicles (UAVs) [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(6): 544.
- [5] XIA Ch L, WANG L T, CHUNG B K, *et al.* In situ 3-D segmentation of individual plant leaves using a RGB-D camera for agricultural automation[J]. *Sensors*, 2015, 15(8): 20463-20479.
- [6] VARELA S, DHODDA P, HSU W, *et al.* Early-season stand count determination in corn via integration of imagery from unmanned aerial systems (UAS) and supervised learning techniques[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(3): 343.
- [7] LIU J G, ZHAO Ch J, YANG G J, *et al.* Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(24): 98-106 (in Chinese).  
刘建刚, 赵春江, 杨贵军, 等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(24): 98-106.
- [8] ZHANG H Ch, ZHOU H P, ZHENG J Q, *et al.* Research progress and prospect in plant phenotyping platform and image analysis technology[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(3): 1-17 (in Chinese).  
张慧春, 周宏平, 郑加强, 等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(3): 1-17.
- [9] LI P, LAO C L, YANG H, *et al.* Maize plant 3-D information acqui-

- sition system based on mobile robot platform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(s1): 15-21 (in Chinese).
- 李鹏, 劳彩莲, 杨瀚, 等. 基于移动机器人平台的玉米植株三维信息采集系统[J]. 农业机械学报, 2019, 50(s1): 15-21.
- [10] LEI L, LI Zh H, YANG H, *et al.* Xtraction of the leaf area density of maize using UAV-LiDAR data [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(11): 1737-1745 (in Chinese).
- 雷蕾, 李振洪, 杨浩, 等. 利用无人机激光雷达提取玉米叶面积密度[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(11): 1737-1745.
- [11] GUAN X P, LIU K, QIU B J, *et al.* Extraction of geometric parameters of soybean canopy by airborne 3D laser scanning [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(23): 96-103 (in Chinese).
- 管贤平, 刘宽, 邱白晶, 等. 基于机载三维激光扫描的大豆冠层几何参数提取[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 96-103.
- [12] ZERMAS D, MORELLAS V, MULLA D, *et al.* 3-D model processing for high throughput phenotype extraction-the case of corn[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: 105047.
- [13] JIN S C, SU Y J, GAO S, *et al.* Deep learning: Individual maize segmentation from terrestrial lidar data using faster R-CNN and regional growth algorithms[J]. Frontiers in Plant Science, 2018, 9: 866.
- [14] LIN Ch D, XIE L Y, HAN J, *et al.* Recognition of the number of corn plants in farmland based on laser point cloud[J]. Laser Technology, 2022, 46(2): 220-225 (in Chinese).
- 林承达, 谢良毅, 韩晶, 等. 基于激光点云的农田玉米种植株数数目识别[J]. 激光技术, 2022, 46(2): 220-225.
- [15] JIANG Y Y, ZHANG Ch J, HAN Sh Y, *et al.* Automatic counting of maize plants based on unmanned aerial vehicle (UAV) 3D point cloud [J]. Acta Agriculture Zhejiangensis, 2022, 34(9): 2032-2042 (in Chinese).
- 姜友谊, 张成健, 韩少宇, 等. 基于无人机三维点云的玉米植株自动计数研究[J]. 浙江农业学报, 2022, 34(9): 2032-2042.
- [16] LIAO J, WANG Y, YIN J N, *et al.* Point cloud acquisition, segmentation and location method of crops based on binocular vision[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2019, 35(4): 847-852 (in Chinese).
- 廖娟, 汪鹤, 尹俊楠, 等. 基于双目视觉的作物点云获取与分割定位方法[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(4): 847-852.
- [17] LIN Ch D, HAN J, XIE L Y, *et al.* Cylinder space segmentation method for field crop population using 3-D point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(7): 175-182 (in Chinese).
- 林承达, 韩晶, 谢良毅, 等. 田间作物群体三维点云柱体空间分割方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(7): 175-182.
- [18] LI J, YAO L. Ground laser point cloud semantic segmentation based on multi-feature deep learning[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(3): 133-139 (in Chinese).
- 李健, 姚亮. 融合多特征深度学习的地面激光点云语义分割[J]. 测绘科学, 2021, 46(3): 133-139.
- [19] QU J B, WANG Y, ZHAO Q. Application of DBSCAN clustering and improved bilateral filtering algorithm in point cloud denoising [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(11): 89-92 (in Chinese).
- 曲金博, 王岩, 赵琪. DBSCAN 聚类和改进的双边滤波算法在点云去噪中的应用[J]. 测绘通报, 2019(11): 89-92.
- [20] YUAN D B, WANG B L, YAN Y, *et al.* Clustering and visualization of indoor position trajectory[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(5): 21-24 (in Chinese).
- 袁德宝, 王炳灵, 闫瑜, 等. 室内位置轨迹的聚类与可视化[J]. 测绘通报, 2019(5): 21-24.
- [21] ZHANG R. Research on polymorphic object semantic segmentation of complex 3D scenes based on laser point clouds [D]. Zhengzhou: The PLA Information Engineering University, 2018: 10-12 (in Chinese).
- 张蕊. 基于激光点云的复杂三维场景多态目标语义分割技术研究[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2018: 10-12.