

# 光电工程

## Opto-Electronic Engineering

中文核心期刊 中国科技核心期刊  
Scopus CSCD

### 基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别

陈海平, 李萌阳, 曹庭分, 严寒, 张亮, 张尽力, 王成程

#### 引用本文:

陈海平, 李萌阳, 曹庭分, 等. 基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别[J]. 光电工程, 2023, 50(2): 220240.

Chen H P, Li M Y, Cao T F, et al. Obstacle recognition on Mars surface based on LiDAR data[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, 50(2): 220240.

<https://doi.org/10.12086/oe.2023.220240>

收稿日期: 2022-09-30; 修改日期: 2022-12-29; 录用日期: 2023-01-11

## 相关论文

### 基于图像信息约束的三维激光点云聚类方法

夏金泽, 孙浩铭, 胡盛辉, 梁冬泰

光电工程 2023, (): doi: 10.12086/oe.2023.220148

### 频率调制连续波激光雷达测量技术的非线性校正综述

李超林, 刘俊辰, 张福民, 曲兴华

光电工程 2022, 49(7): 210438 doi: 10.12086/oe.2022.210438

### SiPM激光雷达阳光下探测概率性能分析

陈建光, 倪旭翔, 袁波, 严惠民

光电工程 2021, 48(10): 210196 doi: 10.12086/oe.2021.210196

### 基于CNN的点云图像融合目标检测

张介嵩, 黄影平, 张瑞

光电工程 2021, 48(5): 200418 doi: 10.12086/oe.2021.200418

更多相关论文见光电期刊集群网站 

 | 光电工程  
Opto-Electronic Engineering

<http://cn.ojournal.org/oe>



 OE\_Journal



Website

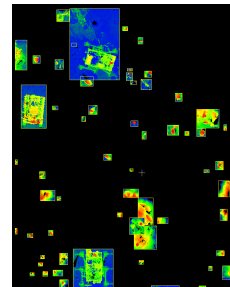


DOI: 10.12086/oe.2023.220240

## 基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别

陈海平, 李萌阳, 曹庭分, 严寒, 张亮,  
张尽力, 王成程\*

中国工程物理研究院激光聚变研究中心, 四川 绵阳 621900



**摘要:** 火星车的环境感知能力是其进行智能移动和探测的基础, 而障碍物检测识别是环境感知中的一个重要方面, 识别效果直接决定了火星车工作能力和安全性。本文提出一种基于激光雷达数据的火星表面障碍物自动识别方法。通过获取的激光雷达点云数据, 首先在分析激光反射强度理论的基础上, 通过强度补偿理论将点云强度根据距离、角度因素进行修正, 进而构建激光雷达强度值与目标特征的反射关系。通过大津法自动求取全局阈值, 自适应的将火星表面点云分类为障碍物点云和非障碍物点云; 然后通过曲率约束剔除不符合条件的障碍物点云; 最后利用基于八叉树叶节点的连通性聚类, 实现火星表面障碍物点云的识别。模拟实验结果表明, 该方法可实现激光雷达点云中的火星表面障碍物有效提取, 典型障碍物识别精度接近 90%, 为基于火星车障碍物检测和环境感知相关研究提供借鉴。

**关键词:** 火星表面; 激光雷达; 点云数据; 障碍物识别

**中图分类号:** P237

**文献标志码:** A

陈海平, 李萌阳, 曹庭分, 等. 基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别 [J]. 光电工程, 2023, 50(2): 220240

Chen H P, Li M Y, Cao T F, et al. Obstacle recognition on Mars surface based on LiDAR data[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, 50(2): 220240

## Obstacle recognition on Mars surface based on LiDAR data

Chen Haiping, Li Mengyang, Cao Tingfen, Yan Han, Zhang Liang, Zhang Jinli,  
Wang Chengcheng\*

Laser Fusion Research Center, Chinese Academy of Engineering Physics, Mianyang, Sichuan 621900, China

**Abstract:** The environment perception ability of the Mars rover is the basis of its intelligent movement and detection. Obstacle detection is an important aspect of environment perception, which directly determines the working ability and safety of the Mars rover. In this paper, a method of identifying obstacles on the surface of Mars based on LiDAR data is proposed. Based on the obtained LiDAR point cloud data, the intensity of the point cloud is modified according to the distance and angle factors through the intensity compensation theory based on the analysis of the laser reflection intensity theory, and then the reflection relationship between the lidar intensity value and the target characteristics is constructed. The global threshold is automatically obtained through the Otsu method, and the Mars surface point cloud is adaptively classified into an obstacle point cloud and a non-obstacle point cloud. Then, the obstacle point cloud which does not meet the conditions is removed by curvature constraint.

收稿日期: 2022-09-30; 修回日期: 2022-12-29; 录用日期: 2023-01-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (U20A20215)

\*通信作者: 王成程, wchch\_caep@163.com。

版权所有©2023 中国科学院光电技术研究所

Finally, using the connectivity clustering based on Octree-based leaf nodes, the recognition of the obstacle point cloud on the surface of Mars is realized. Through the simulation experiment, the results show that this method can effectively extract the obstacles on the surface of Mars from the LiDAR point cloud, and provide a reference for the related research based on the obstacle monitoring of the Mars rover and environmental perception.

**Keywords:** Mars surface; LiDAR; point cloud data; obstacle recognition

## 1 引言

深空探测, 对于人类研究太阳系和银河系的发展和构造, 以及为人类探索整个宇宙的奥秘都具有重要意义<sup>[1-2]</sup>。火星作为太阳系最具生命潜力的星球, 与地球存在诸多相似之处, 研究火星的起源、演化以及火星与类地行星的相同特征, 对地球和太阳系的演化与发展, 以及人类可持续发展等问题意义重大<sup>[3]</sup>, 已成为本世纪各国深空探测的重要内容<sup>[4]</sup>。自上世纪 60 年代以来, 人们已经经历过 40 多次的火星探测, 按照探测手段, 可分为飞越探测、轨道器、着陆器和火星车四个阶段。自 2016 年 1 月 11 日, 我国正式批复火星探测任务以来, 已先后发射“天问一号”探测卫星<sup>[5]</sup>和“祝融号”火星车<sup>[6]</sup>, 在扩大火星表面精细探测范围、克服探测器着陆精度、探索地外生命以及精细探测科学家感兴趣区域和目标方面, 火星车发挥着重要作用。火星车的环境感知能力是其进行智能移动和探测的基础<sup>[7]</sup>, 环境感知能力包括地形分析、障碍物监测、目标识别等, 而障碍物监测是环境感知中的一个重要方面, 障碍物监测能力直接决定了火星车工作能力和安全性。针对地球、月球和火星等行星的移动车体障碍物识别与定位以传统的立体视觉相机为主, 后来也有引入 TOF 相机、激光雷达、毫米波等技术进行障碍物辅助识别<sup>[8-11]</sup>。目前, 应用于火星车等深空巡视探测定位的方法主要包括地球敏感期或星敏感期测量技术、甚长基线干涉测量技术、甚高频多普勒跟踪技术、基于轨道影像控制点信息的图像定位技术、基于图像和里程计组合定位技术、基于惯导与里程计的组合导航技术以及图像光束法平差等<sup>[8-16]</sup>。在一些复杂多变的未知场景中, 当火星车无法利用现有感知手段获取足够信息时, 往往需要依赖其他三维定位数据进行自主移动。近年来, 激光雷达作为一种新兴的传感器, 逐渐随着无人车发展起来<sup>[17-19]</sup>, 相对于其他类型的传感器, 例如毫米波雷达、相机等, 激光雷达具有较强的环境适应能力、较高的测量精度、较多的环境信息及较小的数据量等特点, 被逐步用于无人车<sup>[20]</sup>、道路信息监测<sup>[21]</sup>及足式机器人<sup>[22]</sup>等领域。

对于火星车而言, 火星表面的主要障碍物为岩石、凹坑、陡坡和其他探测器。本文以岩石和其他探测器主要障碍物为目标, 在火星表面模拟场景下, 利用地面激光雷达模拟火星车扫描数据, 对火星表面障碍物识别方法进行初步研究, 在分析激光反射强度理论的基础上, 构建激光雷达强度值与目标特征的反射关系, 通过天津法自动求取全局阈值, 自引入基于八叉树叶节点的连通性聚类, 实现火星表面障碍物点云的识别。

## 2 基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别方法

### 2.1 激光反射强度理论分析

激光雷达点云一般包括三维位置  $X, Y, Z$  和反射强度 (intensity,  $I$ ) 信息, 对于每一个点  $D_i$ , 其数据格式为

$$D_i = \{X, Y, Z, I\}. \quad (1)$$

激光雷达的强度值  $I$  表示激光雷达接收到的待测目标反射的回波功率, 该回波功率经过以下一系列处理: 光电信号转换、信号放大、信号修正、信号数字化等, 会得到一个离散的整数数值, 并返回给用户<sup>[23]</sup>。对于同轴扩展目标, 可表示为<sup>[24]</sup>

$$P_r = P_t \eta_t \eta_r \frac{D^2}{4} \cdot \frac{\exp(-2\alpha R)}{R^2} \cdot \rho \cos^2 \theta, \quad (2)$$

式中:  $P_r$  为用户接收到的待测目标返回的回波功率,  $P_t$  为激光发射的激光脉冲的功率大小,  $\eta_t$  为激光器发射激光的光学效率,  $\eta_r$  为接收器接收激光的光学效率,  $D$  为激光接收器的探测孔径,  $\alpha$  为激光在大气中传播时的单程消光系数,  $R$  为激光器发射中心到待测目标点之间的距离,  $\rho$  为待测目标对激光的反射率,  $\theta$  为待测目标点与激光雷达发射脉冲之间的入射角。

在激光雷达信号转换过程中, 假定用函数  $h$  来表征复杂的信号转换过程, 则激光雷达所获得的待测目标的反射强度  $I$  可表示为

$$I = h(P_r). \quad (3)$$



式(2)中的数据点通常将待测目标视为余弦朗伯体, 而真实情况中, 待测目标点往往与余弦朗伯体有所偏离, 且在激光雷达扫描强度处理和校正的过程中, 扫描距离所呈现的平方反比变化规律也不一定严格成立, 因此, 可将式(2)改写为

$$P_r = K \cdot g(\theta) \cdot f(R), \quad (4)$$

式中:  $K$  表示激光雷达的系统参数与待测点目标的反射系数二者之间的乘积, 代表了待测目标点所具有的激光反射能力;  $g(\theta)$  为激光雷达的角度因子, 表征待测目标点反射的回波能量在空间中的分布情况;  $f(R)$  为激光雷达的距离因子, 表征待测目标点的反射强度与激光和待测点之间距离的关系。

联合式(3)和式(4), 待测点的反射强度可进一步表示为

$$I = h(K \cdot g(\theta) \cdot f(R)). \quad (5)$$

通过激光雷达回波反射信号的转换函数  $h$  以及激光雷达的距离和角度因子等参数, 进而可建立激光雷达反射强度与待测目标点之间的反射关系。对于火星车而言, 由于火星表面包含土质沙子这样的非障碍物地表以及岩石等障碍物, 二者具有明显的反射强度差异。因此, 只要确定合适的反射强度阈值, 可实现石块等障碍物的初步获取。

## 2.2 激光反射强度补偿

由于激光雷达点云的反射强度随着角度和距离的增大会出现一定的衰减, 这对于后续直接利用反射强度进行材质鉴别是有影响的。为了消除距离和角度对强度的影响, 本文根据强度值和点云到发射器之间的距离和角度进行补偿。由于识别的主要是传感器前方 25 m 范围以内的障碍物, 跟参考文献 [25] 中的情景比较雷同。在参考文献 [25] 中, 对于 5 m~10 m~20 m 的范围, 将强度与距离和角度的关系进行了补偿研究。因此, 本文的补偿参考其强度与距离、角度之间的经验关系:

$$I_{\text{observed}} = e^{2\sigma R} \cdot \cos\theta \cdot I_{\text{ideal}}, \quad (6)$$

其中:  $\sigma$  为距离衰减因子。对于水泥和岩石这样的材料, 取值 -0.0102 比较合适。  $I_{\text{observed}}$  为观测到的原始强度值,  $I_{\text{ideal}}$  为理想强度值, 也就是经过补偿得到的强度值。

这样通过预处理, 得到的理想点云强度更加符合物体表面反射特性, 为后续大律法分类做好铺垫。

## 2.3 Otsu 法反射强度阈值自适应计算

本文提出的基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别包含的关键内容之一为反射强度阈值的选取, 而反射强度阈值的选取则能最大限度发挥障碍物和非障碍物点云反射强度值差异的优势。为了增强数据处理过程中的自动化程度, 使得数据处理阈值的选取根据火星车探测的场景具有自适应性, 本文选取 Otsu 阈值法进行反射强度阈值的确定, 该方法为 1979 年由日本学者大津之 (Nobuyuki Otsu) 提出的一种自适应阈值确定方法, 该算法属于全局阈值选取方法, 通过类间方差最大可避免分割时的错分和漏分现象。具体步骤为: 在处理图像时, 利用灰度值, 通过阈值将图像分为背景和前景两部分, 如果背景和前景的类间方差越大, 则表示图像中这两部分的差异也越大; 当图像中部分背景和前景出现错分现象时, 二者之间的类间方差会变小。在进行激光雷达点云的火星表面障碍物点云阈值计算时, 需要对基于图像的 Otsu 方法进行重构, 以满足激光雷达点云的火星表面障碍物点云阈值自动计算<sup>[26]</sup>。

针对激光雷达点云的火星表面障碍物点云阈值计算时, 首先需要计算不同的差异反射强度值数量以及反射强度值占总反射强度值的比例, 假定场景中的激光点云数量为  $N$ , 可得到  $N$  个反射强度值, 其中, 包含  $L$  个完全不同的反射强度值 ( $L \leq N$ ), 设第  $i$  ( $1 \leq i \leq L$ ) 个完全不同的差异反射强度值包含  $n_i$  个点,  $P_i$  为该反射强度值出现的概率, 即:

$$P_i = \frac{n_i}{N}, \quad P_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^L P_i = 1. \quad (7)$$

设发射强度值分割阈值为  $t_l \in [1, L]$ , 按照这一阈值将场景点云分成  $C_0$  和  $C_1$  两类, 可表示为

$$F(x, y, z) = \begin{cases} C_0, & I(i) < t_l \\ C_1, & I(i) \geq t_l \end{cases}, \quad (8)$$

其中:  $C_0$  表示非障碍物点云,  $C_1$  表示障碍物点云。将  $\omega_0$  和  $\omega_1$  分别表示  $C_0$  和  $C_1$  出现的概率,  $\mu_0$  和  $\mu_1$  分别表示  $C_0$  和  $C_1$  对应的反射强度均值。计算可得到  $C_0$  和  $C_1$  的方差为

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^{n_0} (I_{\text{ideal}}(i) - \mu_0)^2 \frac{P_i}{\omega_0}, \quad (9)$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=n_0+1}^n (I_{\text{ideal}}(i) - \mu_1)^2 \frac{P_i}{\omega_1}, \quad (10)$$

其中:  $n_0$  为障碍物点云的个数。

则障碍物点云和非障碍物点云的类间方差为

$$\sigma_{t_i}^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2, \quad (11)$$

$\sigma_{t_i}^2$  的大小表明  $C_0$  和  $C_1$  的反射强度差别程度的大小及分类结果的好坏, 当  $\sigma_{t_i}^2$  为最大值时, 就是利用反射强度进行障碍物点云提取的最佳阈值, 即:

$$t_i = \arg_{\max} \{\sigma_{t_i}^2(t_i)\}, 1 \leq i \leq L. \quad (12)$$

经过以上的计算, 便可获得基于激光雷达数据的火星表面障碍物反射强度的阈值  $t_i$ 。针对火星表面激光点云中的每个点对应的反射强度值, 将大于该阈值的点分类为障碍物, 小于该阈值的点分类为非障碍物, 从而实现基于激光雷达点云数据的火星表面障碍物点提取。

## 2.4 曲率筛选

对于有的较大岩石, 可能是平铺在火星地表, Otsu 法会把这样的点云识别为障碍物点云。然而, 这样的岩石并不会阻碍火星车的行进。因此, 本文采取曲率几何特征约束对已经分类的点云进行进一步筛选。高斯曲率是一种描述点云邻域范围内所构成曲面的弯曲程度<sup>[27]</sup>。曲率越小, 表明此处点云越平坦; 曲率越大, 表明此处点云越弯曲, 为障碍物岩石的可能性越大。因此, 通过曲率计算和筛选, 平铺在火星地表的障碍物会被自动剔除。

## 2.5 基于八叉树叶节点的连通性聚类

对于经过曲率筛选后得到的火星表面障碍物点, 引入八叉树空间剖分方法<sup>[28]</sup>, 如图 1 所示, 对障碍物点进行空间剖分, 首先计算分类得到的障碍物点数据的  $X$ ,  $Y$ ,  $Z$  方向的跨度, 依据跨度的最大值构建立方体包围盒, 将该立方体包围盒作为八叉树空间剖分的根节点。然后将根节点的立方体包围盒, 通过均等分割产生八个大小一致的立方体作为根节点的子节点,

此过程不断递归, 将分裂得到的根节点立方体不断八等份分割, 当达到预先设置的八叉树分裂等级或者子节点立方体内包含的点数达到设定的最少点数, 八叉树分裂停止, 此时, 障碍物点云被剖分到不同的八叉树叶节点立方体中。

之后, 从八叉树分裂得到的任一个子节点开始, 对该子节点周围的子节点进行索引, 如果相邻的子节点同时都包含有点云数据, 则表明它们内部包含的点云属于同一类别, 进行八叉树叶节点合并。按照上述八叉树叶节点合并规则, 对所有的子节点进行搜索合并, 直到所有的子节点搜索完毕为止, 此时, 具有空间上邻近且连通的障碍物点云会被聚类到不同的单元, 作为火星表面障碍物识别结果。

## 3 基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别实验

### 3.1 实验数据介绍

为了验证方法的有效性, 建立火星表面模拟场, 模拟场尺寸为  $22 \text{ m} \times 16 \text{ m}$ , 模拟场主要由沙子堆积, 分布着散落的岩石和其他车体探测器, 同时还有高低起伏的地形以及人工挖开的凹坑。采用德国 Z+F 5016 三维激光扫描仪获取模拟场景的点云, 点云间隔  $5 \text{ mm}$ , 共得到 6557915 个点, 如图 2 所示, 图 2(a) 为二维实验场景原图, 图 2(b) 为模拟场三维点云数据, 图 2(c) 为实验数据按照高程进行渲染。

### 3.2 实验过程及结果

基于上述所提出的火星表面障碍物点云识别方法, 首先利用反射强度补偿方法, 对原始采集到的点云进行以距离和角度为自变量的强度补偿改正, 得到理想的点云信息。然后利用 Python 语言, 定义反射强度阈值计算函数  $Otsu(J)$ , 引入 math、Counter、lasp、

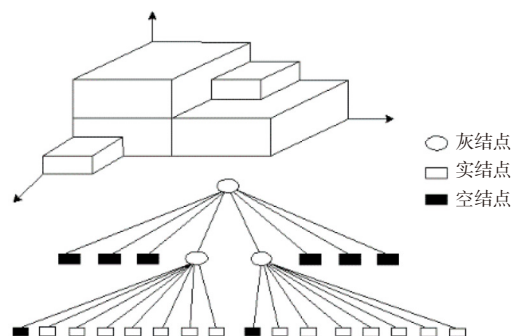


图 1 障碍物点云空间八叉树剖分示意图

Fig. 1 Diagram of the obstacle point cloud octree-based space division

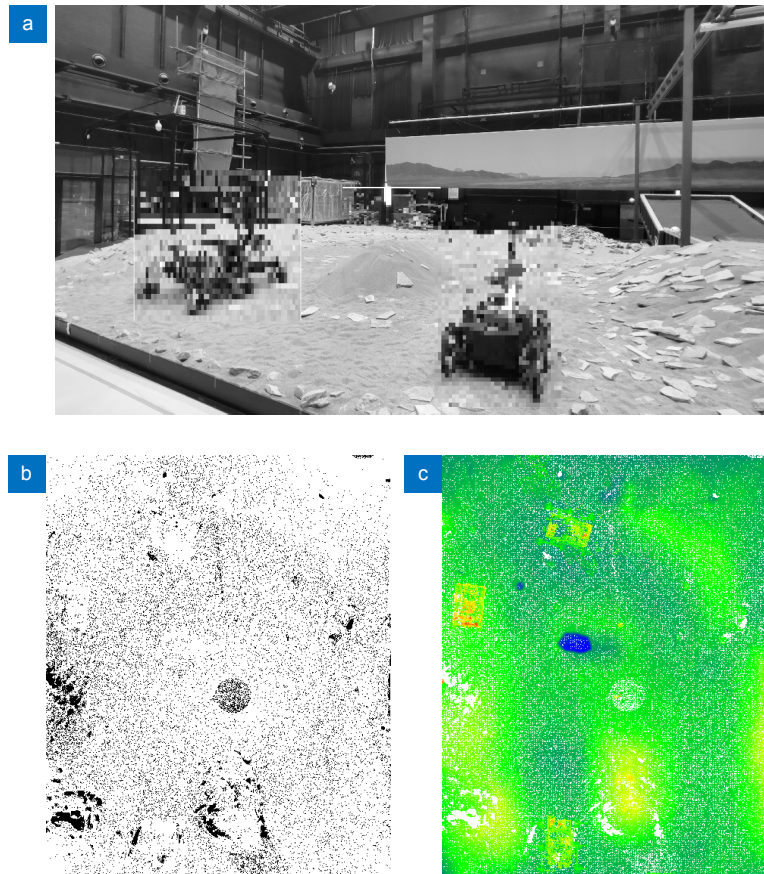


图2 实验数据。(a) 二维场景图; (b) 三维点云; (c) 高程渲染

Fig. 2 Experimental dataset. (a) Two-dimensional scene diagram; (b) Three-dimensional point cloud; (c) Elevation rendering

numpy 等 Python 语言扩展程序库, 编写程序对预处理后的点云进行基于激光雷达数据的火星表面障碍物提取实验, 构建激光雷达强度值与目标特征的反射关系, 得到的 6557915 个反射强度直方图如图 3 所示。

通过大津法自动求取全局阈值, 自适应地将火星表面点云分类为障碍物点云和非障碍物点云, 通过 Otsu 法计算实验区点云的反射强度阈值, 得到的实验区点云的反射强度阈值为 393216, 将大于该阈值的点的分类信息写为障碍物 (蓝色表示), 小于该阈值的点分类信息写为非障碍物, 然后利用曲率过滤条件进行筛选。将曲率小于 0.04 的障碍物进行剔除, 保留曲率大于 0.04 的障碍物点云, 得到最终的障碍物点云提取结果如图 4 所示。

依据 2.4 节描述的基于八叉树叶节点连通性的障碍物点云聚类识别方法, 将八叉树叶节点的深度阈值设置为 8, 每个叶节点所包含的最少点的数量阈值设置为 10, 将实验数据的障碍物进行聚类识别, 共得到 156 个聚类结果, 如图 5 所示。

从图 5 可以看出, 识别的障碍物中包含不同尺寸大小的各种障碍物。对于火星车而言, 并不是所有的障碍物岩石都会完全阻碍火星车行进。本项目火星车跨障碍能力以 0.3 m 直径为阈值, 大于 0.3 m 直径的障碍物被视为典型障碍物。接下来以高度和直径 0.3 m 为过滤条件, 将直径和高度均小于 0.3 m 的障碍物进行剔除, 得到符合特定条件的典型障碍物 68 个, 如图 6 所示。大部分明显的岩石和其他探测器都被识别出来, 并以外包络框的方式展示出来。每一个外包络框即代表了每一个障碍物目标实体的三维体积和轮廓。

将典型障碍物识别结果与图 7 中障碍物标注的真值对比大致可以看出, 分类结果与真值较为接近。从而初步验证了本文方法自动识别的有效性。

### 3.3 精度评价

为验证本文方法的有效性和准确性, 采用目视方式<sup>[29]</sup>和定量误差分析<sup>[30]</sup>的方式对提取和识别的效果进行评定。从目视情况来看, 所提出的方法整体上可



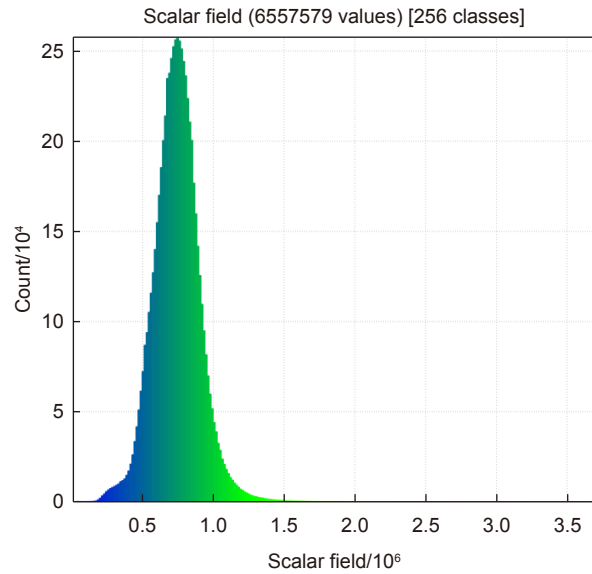


图 3 实验数据反射强度直方图

Fig. 3 Intensity histogram of the experimental dataset

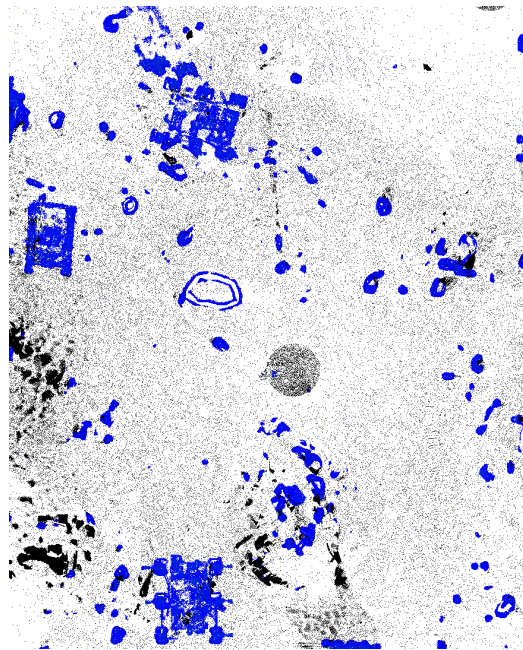


图 4 实验区障碍物点云分类结果 (俯视图)

Fig. 4 Obstacle point cloud classification results in the experimental area (vertical view)

较好地实现基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别。在定量分析时, 满足典型障碍物条件的岩石和其他探测器通过手动框选对应的点云并打标签。障碍物点云标记为 1, 非障碍物点云标记为 0, 打标签的点云作为真值, 如图 7 所示, 障碍物点云显示为绿色。定量精度通过采用分类误差进行评价。假如  $a$  和  $d$  分别代表被正确识别的障碍物点云数量和非障碍物点云数量,

$b$  和  $c$  分别代表两种类别被错误识别的点云数量。误差分为 I 类误差和 II 类误差。I 类误差代表障碍物点云中错误识别为非障碍物的误差, II 类误差代表非障碍物点云中错误识别为障碍物的误差。 $e$  和  $f$  分别代表本文识别方法处理得到的障碍物点总数和非障碍物点总数,  $e=a+c$ ,  $f=b+d$ 。 $g$  和  $h$  分别代表真实点云中的障碍物点与非障碍物点的总数。对两类误差和

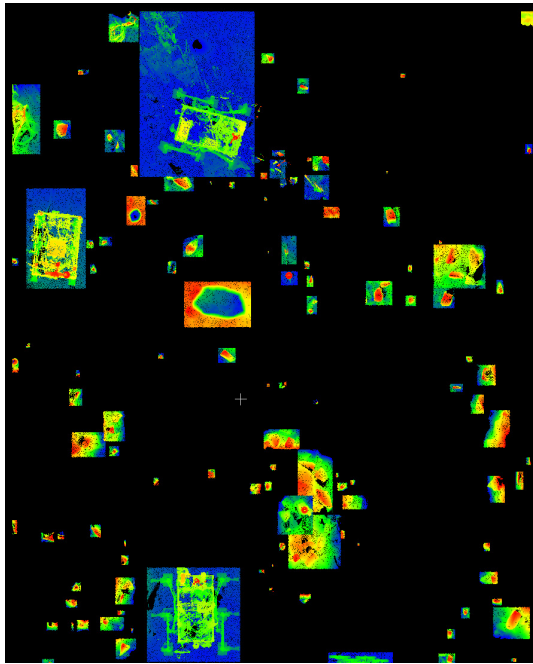


图 5 实验区障碍物点云识别结果 (俯视图)  
 Fig. 5 Obstacle point cloud recognition results in the experimental area (vertical view)

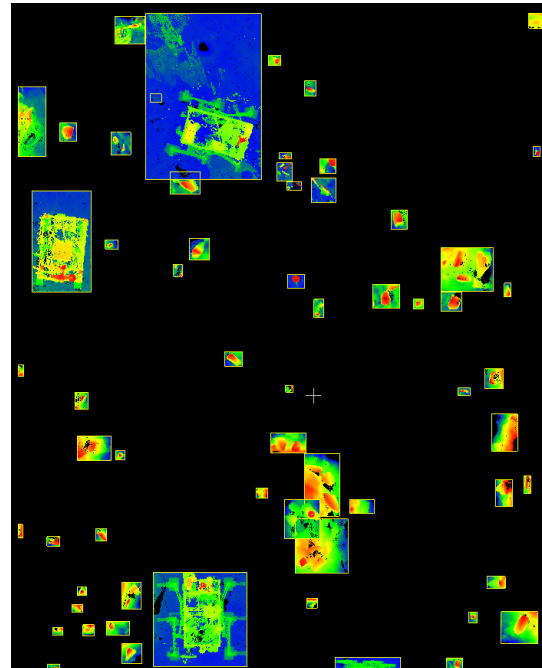


图 6 实验区典型障碍物识别结果 (俯视图)  
 Fig. 6 Representative obstacle recognition results in the experimental area (vertical view)

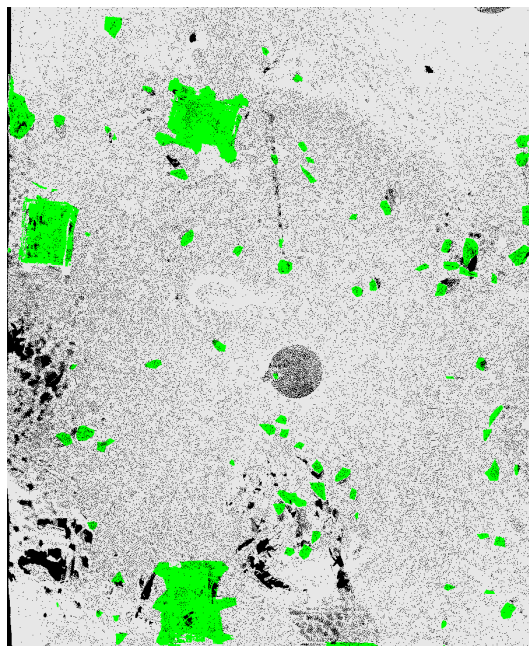


图 7 实验区障碍物标注真值图  
 Fig. 7 True value diagram of obstacle labeling in the experimental area

总误差的计算为:

$$\begin{aligned} \text{I 类误差} &= b/(a+b) = b/g, \\ \text{II 类误差} &= c/(c+d) = c/h, \\ \text{总误差} &= (b+c)/(a+b+c+d) = (b+c)/(g+h). \end{aligned}$$

由表 1 可以看出, 典型障碍物被识别为非障碍物

的 I 类误差为 11.5%, 而非障碍物被识别为典型障碍物的 II 类误差为 3.48%, 总误差为 4.91%, 取得了较高的识别精度。需要指出的是, 由于实验区域内部分沙砾的反射强度与典型障碍物石块相近, 以及个别岩石的反射强度不是很明显, 导致存在部分错误识别现象。



表 1 障碍物目标识别精度统计  
Table 1 Accuracy statistics of obstacle recognition

I class error/%	II class error/%	Total error/%
11.5	3.48	4.91

## 4 结 论

障碍物检测是环境感知中的一个重要方面, 直接决定了火星车工作能力和安全性。本文在模拟场景下, 利用地面激光雷达, 进行火星表面扫描和障碍物的识别, 提出一种基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别方法, 在分析激光点云反射强度理论的基础上, 通过强度补偿构建激光雷达强度值与目标特征的反射关系, 引入大津法、曲率约束和基于八叉树叶节点的连通性聚类方法, 进行全局反射强度阈值自动求取和火星表面障碍物点云识别。提出的方法充分利用原始三维点云的反射强度信息, 避免了数据内插造成的原始数据精度和信息的损失, 具有较高的自动化程度和可靠性。对于较为简单的火星表面场景, 可以为火星车使用并用以进行障碍物目标识别。

由于火星模拟场地的场景材质相对来说比较典型和简单, 利用激光雷达数据的火星表面障碍物识别方法虽然在模拟环境下取得了较好结果。但是, 实际的火星表面情况复杂, 可能会包含其他如水体、各类土质等复杂场景, 此方法对复杂材质场景可能会出现精度下降的情况。因此, 针对真实的火星环境, 后续研究将结合火星车的实际情况, 进一步研究算法的效率和适用性。同时, 随着反射强度理论和深度学习方法的不断发展, 在精确进行强度数据校正的基础上结合深度学习进行火星表面障碍物的智能识别也是下一步研究的重点。

## 参考文献

- [1] Wu W R, Liu X C. A survey of deep space exploration activities abroad[J]. *Aerosp China*, 2004(1): 26-29.  
吴伟仁, 刘晓川. 国外深空探测的发展研究[J]. *中国航天*, 2004(1): 26-29.
- [2] Golombek M P, Arvidson R E, Bell III J F, et al. Assessment of Mars Exploration Rover landing site predictions[J]. *Nature*, 2005, 436(7047): 44-48.
- [3] Shen P. Research on the key technology of multi source mars data processing and spatial information service system[D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2017.  
沈鹏. 多源火星地貌数据处理与信息服务平台构建关键技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2017.
- [4] Kirk R L, Howington-Kraus E, Rosiek M R. Recent planetary topographic mapping at the USGS, Flagstaff: moon, Mars, Venus, and beyond[C]//*Proceedings of XIXth ISPRS Congress Technical Commission IV: Mapping and Geographic Systems*, Amsterdam, Netherlands, 2000: 476-490.
- [5] Feng W, Yi W M, Yang W, et al. Design and verification of tianwen-1 probe cabin separation test system[J]. *Spacecr Recovery Remote Sens*, 2021, 42(3): 23-31.  
冯伟, 易旺民, 杨旺, 等. “天问一号”探测器舱体抛离试验系统设计与验证[J]. *航天返回与遥感*, 2021, 42(3): 23-31.
- [6] Ma Y Q, Peng S, Zhang J L, et al. Precise visual localization and terrain reconstruction for China's Zhurong Mars rover on orbit[J]. *Chin Sci Bull*, 2022, 67(23): 2790-2801.  
马友青, 彭松, 张建利, 等. 祝融号火星车在轨高精度视觉定位与地形重建[J]. *科学通报*, 2022, 67(23): 2790-2801.
- [7] Wang D S, Wang J. Research review of environmental cognition techniques of mobile robots in unknown environment[J]. *Mach Tool Hydraul*, 2013, 41(15): 187-191.  
王东署, 王佳. 未知环境中移动机器人环境感知技术研究综述[J]. *机床与液压*, 2013, 41(15): 187-191.
- [8] Li G Q. Research on methods of autonomous hazard detection on planetary surface and terrain relative navigation[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.  
李国庆. 行星表面障碍检测与地形相关导航方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [9] Xiao X M. Research on Martian hazard detection method[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.  
肖学明. 火星表面障碍检测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [10] Zhao Y B, Wang R B, Li L H, et al. Approach of obstacle detection based on laser sensor and single camera[J]. *Comput Eng Appl*, 2007, 43(26): 174-177,226.  
赵一兵, 王荣本, 李琳辉, 等. 基于多传感器信息的前方障碍物检测[J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(26): 174-177,226.
- [11] Hou J. Research on stereo vision and visual navigation for a lunar rover[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2007.  
侯建. 月球车立体视觉与视觉导航方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2007.
- [12] Shi D L, Ye P J, Jia Y. Study on Chinese lunar rover location methods[J]. *Spacecr Eng*, 2006, 15(4): 14-20.  
石德乐, 叶培建, 贾阳. 我国月面巡视探测器定位方法研究[J]. *航天器工程*, 2006, 15(4): 14-20.
- [13] Guo L, Li J L, Tong F X, et al. Precisely relative positioning of Chang'e 3 rover with SBI delta VLBI delay measurements[J]. *Geomat Inf Sci Wuhan Univ*, 2016, 41(8): 1125-1130.  
郭丽, 李金岭, 童锋贤, 等. 同波束VLBI技术对嫦娥三号巡视器的高精度相对定位[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2016, 41(8): 1125-1130.
- [14] Li R X, Ma F, Xu F L, et al. Large scale mars mapping and rover localization using descent and rover imagery[J]. *Int Arch Photogramm Remote Sens*, 2000, 33: 579-586.
- [15] Di K C, Xu F L, Wang J, et al. Photogrammetric processing of

- rover imagery of the 2003 Mars Exploration Rover mission[J]. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 2008, **63**(2): 181–201.
- [16] Alexander D A, Deen R G, Andres P M, et al. Processing of Mars Exploration Rover imagery for science and operations planning[J]. *J Geophys Res:Planets*, 2006, **111**(E2): E02S02.
- [17] Liu J Z. Research and application towards autonomous driving-system and platform[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017. 刘继周. 面向无人驾驶的智能车系统平台研究与应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
- [18] Zhang Z H. Research on obstacle detection algorithm based on laser point cloud data[D]. Ji'nan: Shandong University, 2020. 张振华. 基于激光点云数据的障碍物检测算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.
- [19] Xiao Z P. Research on key technologies of dynamic scene analysis for autonomous vehicles[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2018. 肖志鹏. 无人车动态场景分析关键技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.
- [20] Liu J W. Research on technology of processing 3D data about multi-path of Lidar[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018. 刘建伟. 多路径激光雷达三维数据处理技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [21] Zhang Z Y. Traffic data extraction based on roadside 3D LiDAR[D]. Suzhou: Soochow University, 2020. 张桢瑶. 基于路侧三维激光雷达的交通信息提取方法研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2020.
- [22] Yao C. Research on 3D state sensing and autonomous localization of quadruped robot in unstructured environment[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020. 姚辰. 四足机器人非结构环境3D状态感知与自主定位方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- [23] Pfeifer N, Höfle B, Briese C, et al. Analysis of the backscattered energy in terrestrial laser scanning data[C]//*Proceedings of the XXI Congress: Silk Road for Information from Imagery: the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, Beijing, 2008: 1045–1051.
- [24] Dai Y J. *The Principle of Lidar*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2002. 戴永江. 激光雷达原理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002.
- [25] Tong Y, Xia M, Yang K C, et al. Target reflection feature extraction based on Lidar intensity value[J]. *Laser Optoelectron Prog*, 2018, **55**(10): 102802. 童祎, 夏珉, 杨克成, 等. 基于激光雷达强度值的目标反射特征提取[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, **55**(10): 102802.
- [26] Wang S R. Research on otsu image segmentation algorithm based on fractional-order cuckoo optimization[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2022. <https://doi.org/10.27257/d.cnki.gnxhc.2022.000623>. 王仕儒. 基于分数阶布谷鸟优化的Otsu图像分割算法研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2022. <https://doi.org/10.27257/d.cnki.gnxhc.2022.000623>.
- [27] Su T K. Research on potential damage locating technique of bridge by Gaussian curvature with single phase point cloud[D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2022. <https://doi.org/10.26943/d.cnki.gbjzc.2022.000287>. 苏天科. 单期点云的高斯曲率定位桥梁潜在损伤技术研究[D]. 北京: 北京建筑大学, 2022. <https://doi.org/10.26943/d.cnki.gbjzc.2022.000287>.
- [28] Wang L Y, Wang X N. Multi-value voxel connected region construction based on 3D plane extraction for airborne LIDAR data[J]. *J Geo-Inf Sci*, 2021, **23**(9): 1598–1607. 王丽英, 王鑫宁. 多值体素连通区域构建下的机载LIDAR数据三维平面提取[J]. *地球信息科学学报*, 2021, **23**(9): 1598–1607.
- [29] Zhang R. Research on polymorphic object semantic segmentation of complex 3D scenes based on laser point clouds[D]. Zhengzhou: PLA Strategic Support Force Information Engineering University, 2018. 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.
- [30] Sithole G, Vosselman G. Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne laser scanning point clouds[J]. *ISPRS J Photogramm Remote Sens*, 2004, **59**(1–2): 85–101.

## 作者简介



陈海平(1988-), 男, 硕士, 工程师, 从事大型光机装置光机模块精密测量与装校工艺、精密工程测量技术及应用研究。

E-mail: [chping5705@163.com](mailto:chping5705@163.com)

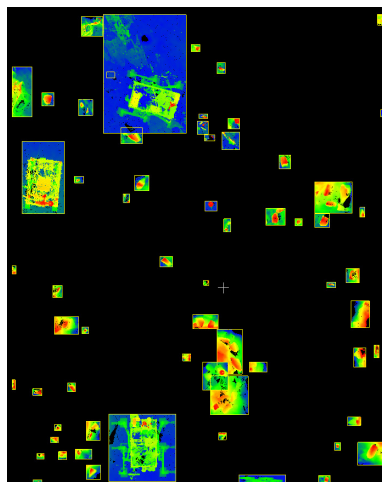


【通信作者】王成程(1974-), 男, 研究员, 从事大型光机装置光机模块精密装校工艺、大科学装置管理以及精密测量工程管理等研究。

E-mail: [wchch\\_caep@163.com](mailto:wchch_caep@163.com)

# Obstacle recognition on Mars surface based on LiDAR data

Chen Haiping, Li Mengyang, Cao Tingfen, Yan Han, Zhang Liang,  
Zhang Jinli, Wang Chengcheng\*



Representative obstacle recognition results in the experimental area

**Overview:** The environment perception ability of the rover is the basis of its intelligent movement and detection, and obstacle detection and recognition is an important aspect of the environment perception, and the recognition effect directly determines the work ability and safety of the rover. At present, the obstacle recognition of Mars exploration vehicles mainly relies on binocular cameras. This passive measurement method based on vision is easy to fail in 3D reconstruction in weak texture and low brightness areas. As a direct measurement method, lidar has better performance in the face of the above disadvantage scenarios, so it has attracted more attention in the current hot field of automatic driving. This paper proposes an automatic obstacle recognition method for the Mars surface based on lidar data. Firstly, based on the analysis of the laser reflection intensity theory, the point cloud intensity was corrected according to the distance and angle factors through the intensity compensation theory, so as to eliminate the intensity difference of homogeneous ground objects caused by the difference in distances and angles, and then the reflection relationship between the laser radar intensity value and the target feature was accurately constructed. The global threshold was automatically obtained by the Otsu method, and the point cloud on the Mars surface was adaptively classified into an obstacle point cloud and a non-obstacle point cloud. Then, the curvature threshold is set, the unqualified obstacle point cloud is eliminated by curvature constraint, and the obtained point cloud belongs to the obstacle. Finally, the connectivity clustering based on octree leaf nodes is used to segment the obstacle point cloud into independent individuals. On this basis, the typical obstacles larger than a specific size are separated from the obstacle point cloud by setting the obstacle diameter size threshold, so as to realize the automatic recognition of the Martian surface obstacle point cloud. The size of the simulated Martian surface field tested in this paper is 22 m×16 m, and the main obstacles in the scene are rocks and other vehicle detectors. The experimental data collection and processing of the simulated field show that the proposed method can effectively extract the Martian surface obstacles in the lidar point cloud, and the recognition accuracy of typical obstacles is close to 90%, which can provide a reference for the related research based on the Martian rover obstacle detection and environmental perception. Of course, the current popular deep learning method is also a highly intelligent recognition method, so the obstacle point cloud recognition based on deep learning is also a kind of idea worthy of subsequent discussion and experiment.

Chen H P, Li M Y, Cao T F, et al. Obstacle recognition on Mars surface based on LiDAR data[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, 50(2): 220240; DOI: [10.12086/oe.2023.220240](https://doi.org/10.12086/oe.2023.220240)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (U20A20215)

Laser Fusion Research Center, Chinese Academy of Engineering Physics, Mianyang, Sichuan 621900, China

\* E-mail: [wchch\\_caep@163.com](mailto:wchch_caep@163.com)