

# 应用激光雷达与相机信息融合的障碍物识别

黄 兴, 应群伟

(上海宇航系统工程研究所, 上海 201109)

**摘要:** 针对探测器在地外星体表面软着陆过程中的障碍物识别问题, 提出了一种融合三维点云数据与灰度图像数据进行精确障碍物识别的方法; 首先利用坐标转换将灰度图像与三维点云归一化到同一坐标系下, 实现传感器数据的融合; 然后采用改进 K 均值聚类算法对预处理后灰度图像进行图像分割, 生成光学障碍图; 最后利用开源库 PCL (point cloud library) 对激光雷达生成的三维激光点云数据进行处理, 采用随机采样一致性算法提取着陆区地形水平面, 对去除水平面后的点云数据进行点云分割, 分离出突起物、凹坑等障碍物, 并通过激光雷达与相机转换坐标系, 投影到像平面, 生成最终障碍图。

**关键词:** 障碍物识别; 软着陆; 信息融合; K 均值; PCL

## Obstacle Recognition Based on Lidar and Camera Information Fusion

Huang Xing, Ying Qunwei

(Shanghai Aerospace Systems Engineering Institute, Shanghai 201109, China)

**Abstract:** Aiming at the obstacle recognition problem of the detector in the soft landing process of the extraterrestrial surface, a method of fusing 3D point cloud and grayscale image for accurate obstacle recognition is proposed. Firstly, the grayscale image and the 3D point cloud are normalized to the same coordinate system by coordinate transformation. Then the K-means clustering algorithm is used to the pre-processed grayscale image to generate the optical obstacle map. Finally, the 3D point cloud generated by the lidar is processed by the open source library PCL (point cloud library). The RASAC (random sample consensus, RASAC) algorithm is adopted to extract the plane of the landing zone. After removing the plane from the point cloud, a segmentation algorithm is used to separate obstacles such as protrusions and pits. By the convert matrix from lidar coordinate to camera coordinate, the obstacles are projected to the grayscale image, then the final obstacle map is generated.

**Keywords:** obstacle recognition; landing; information fusion; k-mean; point cloud library (PCL)

### 0 引言

近年来, NASA 宣布重启探月任务 (EM), 计划首先开始实施无人绕月飞行 (EM-1 阶段), 技术成熟后实施载人探月 (EM-2 阶段), 同时其火星、木星、太阳等地外天体的探测活动持续开展。俄罗斯在 2007 提出了自己的“探月三阶段”发展战略, 预计 2025 年前实现载人登月, 2032 年前在月球建立常驻考察基地, 同时计划与欧空局合作开展火星着陆巡视探测及采样返回<sup>[1]</sup>。日本则在小行星探测领域一枝独秀, “隼鸟一号”、“隼鸟二号”相继成功在小行星表面采样返回, 令人瞩目<sup>[2]</sup>。欧空局、印度等机构或国家也都规划了其地外天体探测计划<sup>[3]</sup>, 深空探测将逐渐成为未来航天领域发展的一个重要方向。

以中国探月工程与美国火星探测为代表, 地外天体探测将向着陆巡视、采样返回及载人探测返回的方向发展, 软着陆过程中对星体表面的障碍物精确识别尤为关键<sup>[4-5]</sup>, 现有工程应用上, 尚未采用信息融合进行障碍物识别。

为此, 本文提出了一种融合三维点云与灰度图像进行精确障碍物识别的方法。

收稿日期: 2019-05-29; 修回日期: 2019-07-30。

基金项目: 民用航天十三五规划项目 (D030101)。

作者简介: 黄 兴 (1987-), 男, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 工程师, 主要从事机器视觉、通信与信息系统方向的研究。

### 1 方法概述

地外天体探测任务中, 探测器软着陆的过程一般分为主减速段、接近段和垂直着陆段<sup>[6]</sup>, 如图 1 所示。

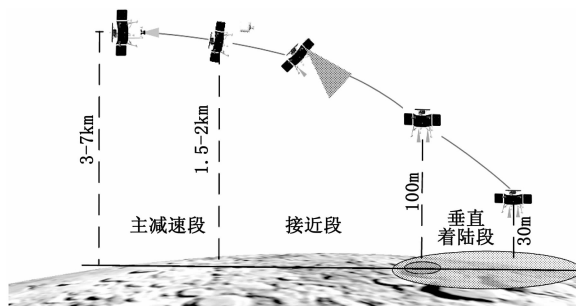


图 1 星体表面软着陆过程

本文所述方法应用在着陆器垂直着陆段, 实现探测器在垂直着陆过程中提供精确障碍物识别功能, 同时为后续的着陆点选取及相对导航提供基础。

垂直着陆段一般距离星体表面在百米量级, 经过姿态控制, 探测器此时已经垂直于星体表面。距离与姿态都满足导航相机与激光雷达的工作要求, 导航相机开机工作, 获取探测器下方星体表面的光学图像信息; 激光雷达开机工作, 获取探测器下方, 雷达视场内环境的三维激光点云数据。

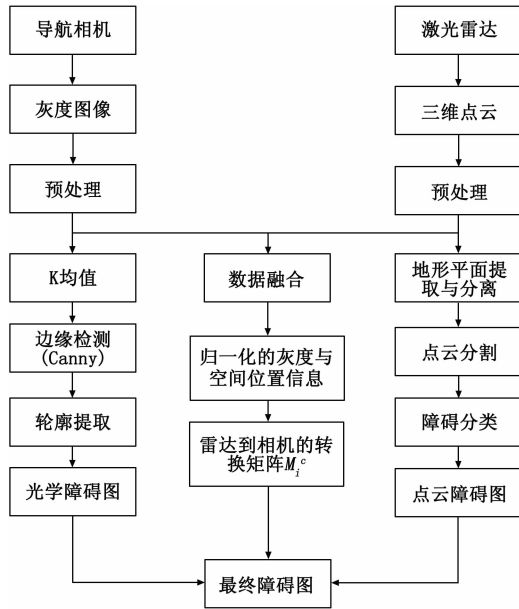


图 2 方法流程图

如图 2 所示, 探测器视觉导航计算机首先进行两类传感器数据的融合, 该环节实质是获取相机三维坐标系与激光雷达三维坐标系之间的转换关系, 从而将激光雷达三维坐标系下的空间点坐标转换到相机三维坐标系下, 最终获得视场环境内各点的灰度信息与空间位置信息。其次, 分别对灰度图像与三维点云数据进行障碍物识别获取光学障碍图与点云障碍图。最后通过雷达到相机坐标系下的转换矩阵, 将点云障碍图与光学障碍图进行归一化, 形成最终的障碍图, 实现精确障碍物识别。

### 2 三维点云数据与图像数据的融合

本方案采用坐标归一化的方法来完三维点云数据与灰度图像数据的融合, 通过求解激光雷达坐标系与相机坐标系的转换关系进行数据的归一化处理。

如图 3 所示, 导航相机与激光雷达的安装位置是固定的, 分别定义两者的坐标系, 则相机坐标系与激光雷达坐标系存在固定的转换关系。

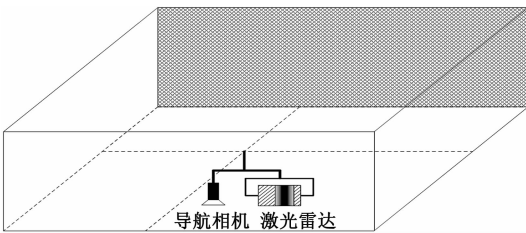


图 3 相机与激光雷达安装示意图

#### 2.1 坐标系定义及相机内参

相机坐标系  $O_c-XYZ$ : 相机光心为坐标原点, 相机光轴指向月面为  $Z$  轴,  $OXY$  平面同相机像平面, 形成右手坐标系。

激光雷达坐标系  $O_l-XYZ$ : 以扫描中心为坐标原点,  $Z$

轴指向月面,  $X$ 、 $Y$  轴与相机坐标系保持一致, 形成右手系。

相机内参主要描述相机三维坐标系下空间点到像平面的投影矩阵, 一般使用小孔成像的模型对相机的投影关系进行模拟, 图 4 为相机模型<sup>[7]</sup>。

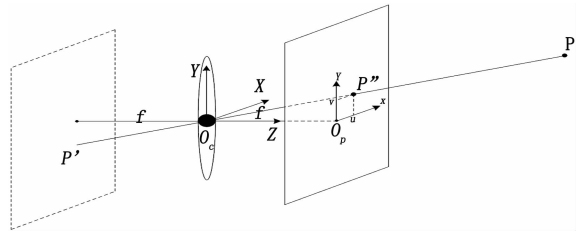


图 4 相机模型

相机内参矩阵的形式一般采用齐次坐标形式, 如式 1 所示。

$$Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f/dx & 0 & u_0 \\ 0 & f/dy & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中:  $f$  为相机的焦距;  $dx * dy$  为相机感光器件每个像素对应的物理尺寸;  $u_0$ 、 $v_0$  为对应像平面像素原点与像平面中心的偏移量, 单位为像素。

定义  $A_c = \begin{bmatrix} f/dx & 0 & u_0 \\ 0 & f/dy & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$  为相机的内参矩阵。

相机内参矩阵为相机的固有属性, 一般出厂后能够通过相关参数的计算获取。工程应用上会通过棋盘图像进行标定, 修正内参矩阵。

#### 2.2 激光雷达坐标系转换矩阵

本方案选用线阵扫描式激光雷达, 它一般有 16 线、32 线和 64 线等规格, 通过安装在平行于激光雷达  $Z$  轴的转动轴上的 16/32/64 个激光收发单元进行距离计算 (基于激光 Time of Flight 原理), 收发单元在转动轴纵向按固定角度分布, 称为激光雷达的垂直角分辨率, 转轴的转动角范围为激光雷达的水平视场角<sup>[8]</sup>。

激光雷达转动轴水平方向以一定的频率持续旋转, 扫描计算得到的数据以数据流的形式通过网络传输至视觉计算机。在现有的技术水平下, 工业级的激光雷达可达到 120 万点/秒的测量速度, 相当于百万级像素的相机, 转动频率在 5~30 Hz 的范围内, 能够满足距离维度测量的实时性<sup>[9]</sup>。

采集数据的处理上, 首先根据激光点对应的激光线 ID 可以查询激光线倾角  $\omega$ , 根据测距值  $r$  计算激光点在扫描面平面坐标系下的坐标  $X_0$ 。

$$X_0 = \begin{bmatrix} -x_0 \\ y_0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \sin \omega \\ r \cos \omega \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

当激光雷达进行扫描时, 输出的扫描角  $\alpha$  为扫描面与激光雷达坐标系  $XOZ$  平面的夹角。将扫描面平面坐标转换至激光雷达三维坐标, 旋转矩阵  $R_x$  为:

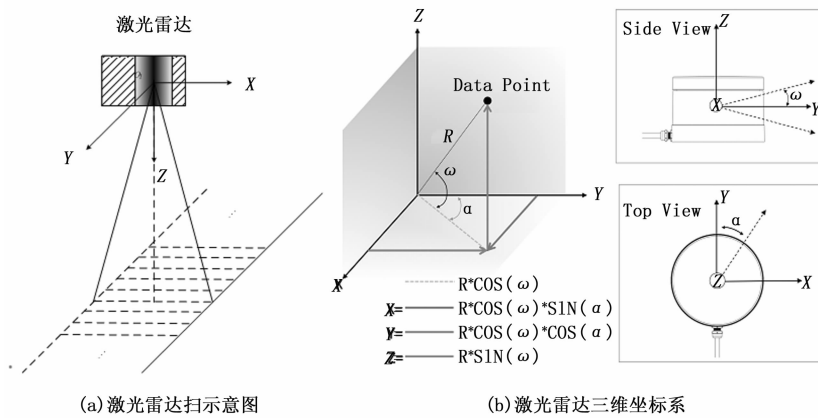


图 5 激光雷达扫描示意图

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \sin\alpha \\ -\cos\alpha \\ \cos\alpha \\ \sin\alpha \end{bmatrix} \quad (3)$$

最后可得到空间测量点在激光雷达坐标系下的坐标：

$$X_c = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = R_x \times X_0 \quad (4)$$

通过导航相机坐标系与激光雷达坐标系的建立，可以得到相机和激光雷达两种传感器在各自视场内空间点的坐标。而相机与激光雷达安装在同一水平支架的两处，相机坐标系与激光雷达坐标系存在固定的转换关系：

$$X_c = M_r^c X_l + R_r^c \quad (5)$$

其中： $M_r^c$ 为雷达坐标系到相机坐标系的旋转矩阵， $R_r^c$ 为两个坐标系原点的平移变换向量。通过式（5）可以将相机坐标系与激光雷达坐标系下各自得到的空间点统一到相机坐标系，从而实现相机与激光雷达的信息融合。

### 3 基于灰度图像的障碍物识别

综合技术特点和工程应用两方面考虑，采用基于改进 K 均值聚类的光学障碍物识别算法。该算法首先通过对灰度图片进行中值滤波预处理，滤除成像过程中产生的噪声；然后采用 K 均值聚类算法获取区分背景与非背景的最佳分离像素值，并进行二值化；最后采用边缘检测与轮廓提取方法，分离出障碍物，生成光学障碍物图。

#### 3.1 图像预处理

通过分析发现星体表面灰度图像中的噪声主要包含加性噪声和随机干扰噪声，为此首先采用中值滤波器对图像预处理，滤除图像的噪声。同时为更好地适应光照对图像采集的影响，采用直方图均衡化的方式，对灰度图像进行增强<sup>[10]</sup>。

#### 3.2 基于改进 K 均值聚类的灰度图像分割

传统 K 均值聚类是基于误差平方和最小准则对样本数

据进行聚类分析，算法对样本的区分依据是同类样本数据的相似性原则。本方案中，它根据灰度信息相似性度量原则对图像进行分割，获取能最优区分背景与非背景的分割像素值，依据背景像素值占据图像绝大部分，而非背景物体则占据少数，同时星表灰度图像中，背景暗，像素值偏低，非背景物体亮，像素值偏高的规律，对非背景最有可能出现的图像灰度中值至最大值的像素范围进行均值分类，选取相似性距离测度最大的像素值作为最优区分值，实现图像分割。算法的收敛性好，实际效果理想<sup>[11]</sup>。

定义误差度量函数  $J_k$  为：

$$J_k = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in C_j} |x_i - m_j| \quad (6)$$

$$m_j = E(C_j) \quad (7)$$

定义相似性距离测度  $L_j$  为：

$$L_{j-1} = \frac{m_{j+1} - m_j}{m_{j+1}} - \frac{m_j - m_{j-1}}{m_j}, \text{if}(L_j < 0) \text{then}(L_j = -1) \quad (8)$$

$$T = \frac{m_x + m_{x+1}}{2}, L_x = \text{Max}(L_j) \quad (9)$$

其中： $C_j$  ( $j=1, 2, 3 \dots k$ ) 表示  $k$  个聚类， $m_j$  为  $k$  个聚类的中心，这里采用聚类像素值的平均值作为聚类中心。

算法输入为预处理后图像，输出为分割后的二值化图。算法步骤如下。

步骤 1：首先初始化  $k$  个聚类中心，本方法采用图像平均像素值到最大像素值进行  $k$  阶等分形成  $k$  个聚类中心；

步骤 2：利用直方图对平均像素到最大像素值之间的所有像素进行误差度量计算，根据误差度量函数  $J_k$  最小的原则，将每个像素划分至相应的聚类中；

步骤 3：根据聚类重新划分后的结果，重新计算每个聚类的像素均值作为聚类中心，更新  $k$  个聚类中心；

步骤 4：循环运行步骤 3，直至更新后的  $k$  个聚类中心与更新前的  $k$  个聚类中心无变化，退出循环；

步骤 5：根据式（8）计算步骤 4 得到的  $k$  个聚类中心的距离测度  $L_j$ ，选取距离测度最大的  $L_x$ ，然后根据式（9）计算最优分割像素值  $T$ ；

步骤 6：以最优分割像素值  $T$  为阈值对灰度图进行二值化，得到分割二值化图，算法结束。

#### 3.3 边缘检测轮廓提取

利用 3.2 节得到的二值化图像可以使背景与非背景物体进行最优分割。然后对二值化图像进行 Canny 算子边缘检测，并将二值化图与 Canny 边缘检测图相加，最后对相加的图像进行轮廓提取，对每个轮廓进行分析，根据轮廓大小及面积决定是否判定为障碍物。下图为本算法在月貌仿真实验室进行检测的实际效果图，算法效果较为理想。

### 4 基于激光三维点云的精确障碍物识别

激光测距能够有效避免光照影响，实时性也能满足垂

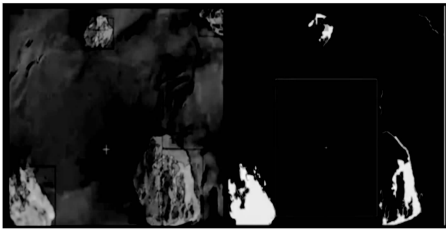


图 6 基于 K 均值聚类的灰度图像分割效果

直着陆段精确避障的要求, 在星体软着陆任务中有良好的应用前景。

激光雷达测量数据传输至视觉计算机后, 经过坐标转换, 形成激光雷达坐标系下的三维点云。本方案中借助开源点云数据处理库 PCL (point cloud library, PCL) 对点云数据进行处理<sup>[12]</sup>, 算法流程如图 7。

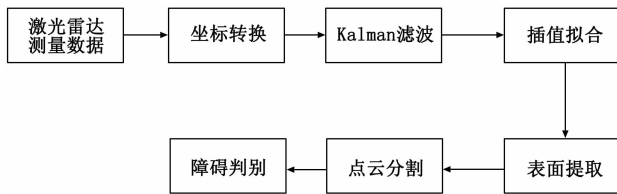


图 7 点云数据处理流程

#### 4.1 点云数据预处理

对激光雷达数据进行 Kalman 滤波的主要作用是修正雷达的系统误差以及探测器振动带来的测量误差<sup>[13]</sup>。

激光雷达由于其垂直分辨率的原因, 对应的空间分辨率会随高度的升高的降低, 在 200 m 的距离下, 点云的空间分辨率在几十个公分的量级, 为提高其空间分辨率, 依据预选着陆区地理环境一般都是平坦连续的考虑, 采用插值的方法提高点云密度。

#### 4.2 地形水平面提取

地形水平面提取是指从三维点云中提取星体表面, 并从点云中移除, 这样剩下的点云数据即为高于星表的突起物或者低于星表的凹坑, 以此来实现对星体表面突起物、凹坑及斜坡等障碍物的提取。

采用随机采样一致性算法 (Random Sample Consensus, RANSAC) 提取环境三维点云的地形水平面<sup>[14]</sup>。随机采样一致性算法是针对特定模型的最优估计算法, 如平面、圆柱等模型, 算法假设观测数据集是一组包含模型局外点和局内点的集合, 它通过重复迭代达到获取包含最多局内点的模型参数之目的, 算法与最小二乘法的区别在于随机采样一致性算法区分局内点与局外点, 并只是期望找到能够包含尽可能多局内点的具体模型; 而最小二乘法则是试图找到一种模型能够对所有观测数据点进行最优匹配<sup>[15]</sup>。针对环境三维点云来说, 地形水平面与突起物、凹坑分别属于不同的类型, 使用最小二乘法来找寻一个平面包含所有物体是不合理的, 而随机采样一致性算法则最有可能从包含少量突起物和凹坑的环境三维点云中获取地形平面, 并把突起物和凹坑与水平面区分开来。

算法的关键参数主要包括算法迭代次数  $k_c$ 、距离阈值  $T_n$ 。其中  $k_c$  用于约束算法的最大迭代次数, RANSAC 算法从理论上讲只有一定的概念保证找到正确的模型参数, 迭代次数越高得到正确估计的概率就越大。算法采用欧式距离作为局内点与局外点的度量, 对每个点计算其与每轮迭代得到的平面的欧式距离, 小于距离阈值  $T_n$  属于局内点, 否则属于局外点。

算法的具体计算流程如下。

步骤 1: 随机选取点云中 3 个不共线样本点  $(x_a, x_b, x_c)$ , 可以唯一地确定平面:

$$n \cdot x + d = 0 \quad (10)$$

其中: 平面法向量为  $n = (x_b - x_a) \times (x_c - x_a)$ , 平面截距为  $d = -n \cdot x_a$ 。

步骤 2: 利用步骤 1 中得到的平面, 计算点云中每个样本点  $x_i$  到该平面的距离:

$$r_i = (n \cdot x_i + d)^2 \quad (11)$$

步骤 3: 对步骤 2 计算得到的  $r_i$ , 如果  $r_i \leq T_n$ , 则该点属于局内点, 否则属于局外点, 记录本轮迭代局内点的个数  $N_j$  及模型参数  $(n, d)$ ;

$$N_j = \text{NUM}(x_i), r_i \leq T_n \quad (12)$$

步骤 4: 算法退出条件:

$j = k_c$ , 迭代次数达到设定值; or

$$N_j = \text{Num}(x_i), \text{Num}(x_i) \text{ 表示样本点个数} \quad (13)$$

步骤 5: 重复步骤 1、2、3, 直到满足步骤 4 的算法退出条件, 取  $N_j$  最大值所对应的平面参数  $(n_{best}, d_{best})$  作为当地地形的最佳拟合水平面。

借助 PCL 点云库可实现上述算法, 下图为实际效果图 ( $k_c = 1000, T_n = 0.15 \text{ m}$ )。

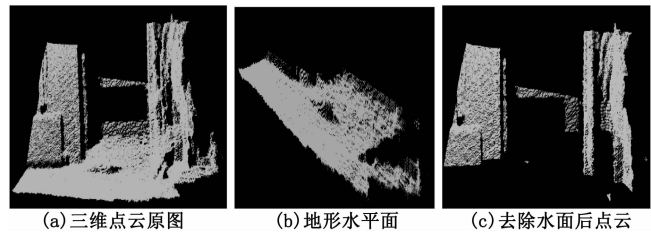


图 8 三维点云平面提取示意图

#### 4.3 点云分割

提取点云中的地形水平面后, 剩余点云中就只包含突起物、凹坑等障碍物。采用欧式聚类作为度量, 基于距离最小原理对点云进行聚类, 分割出一个个独立的子点云。分割后的子点云根据其在地形水平面法向量方向上的投影判断该聚类是高于地形平面还是低于地形水平面, 相应地区分子点云为突起物或者为凹坑。

最后对分割后的子点云进行轮廓提取, 提取各子点云的轮廓, 对轮廓进行尺寸分析, 结合障碍物的定义, 确定该轮廓是否确定为障碍物, 从而去除一些较小的、不影响探测器着陆的物体。同时, 通过激光雷达坐标系与相机坐标的转换关系可以将点云障碍物转换至相机坐标系中, 并

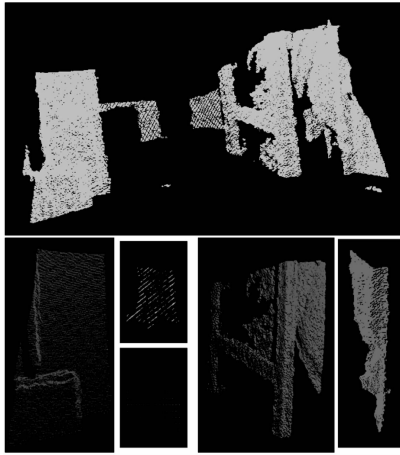


图 9 点云分割效果图

投影至像平面上,从而实现障碍物的精确识别,生成最终障碍图。

基于三维点云的障碍物识别可以有效避免图像纹理信息对障碍物识别的影响,且光照影响对激光雷达数据的生成影响较小。在垂直着陆段的精确障碍物识别应用环境下,效果良好。

### 5 实验结果与分析

通过以下实验对本文算法进行了验证。

#### 5.1 实验设备

表 1 实验设备

名称	型号	主要技术指标
激光雷达	R-Fans-16	16 线,点频 320 KHz
工业相机	MER-503-20GM	500 w 黑白相机,20 fps
电脑	PC	Intel-i3

固定相机与激光雷达,对室内模拟场景进行成像。实验结果如图 10~12。

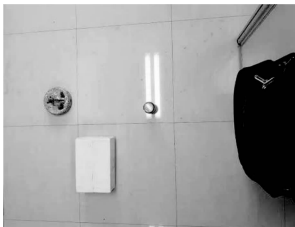


图 10 实验现场图

#### 5.2 结果分析

实验中,使用矩形纸盒、圆形铁盒及一个易拉罐模拟障碍物。同时,实验场景的光学图像中包含地砖缝隙、日光灯倒影等难以使用光学障碍物算法剔除的干扰物,但点云数据可以有效避免这些干扰的影响。通过点云分割、轮廓提取及对像平面的投影,成功生成基于激光雷达点云处理后生成的障碍图,实验效果比较理想。

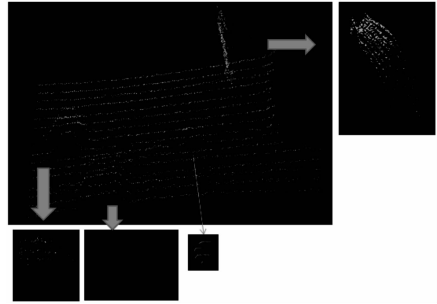


图 11 点云及分割图

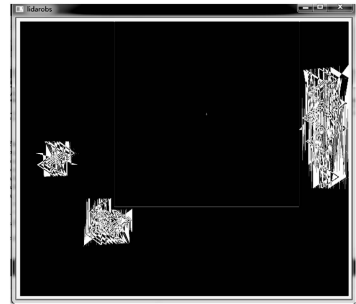


图 12 激光雷达点云处理后生成的障碍图

不足之处主要有几点:

- 1) 16 线激光雷达的角分辨率 ( $1\sim 2^\circ$ ) 较低,当工作距离比较高时,存在漏检的可能;
- 2) 物体尺寸较小时,点云数据稀疏,归一化、投影过程中可能漏检;
- 3) 算法的运算量大,实时性不足。

### 6 结束语

本文提出了一种融合激光三维点云数据与光学图像的精确障碍物识别方法。与嫦娥三号探测器垂直着陆段采用导航避障相机+激光三维成像传感器接力避障的方式相比具有以下优势<sup>[16-18]</sup>:通过融合光学灰度信息与三维点云信息,可以同时获取视场环境内各点的灰度与空间坐标位置信息,为后续的最佳落点选取和相对导航解算提供数据基础,拓展视觉系统的导航功能,而在嫦娥三号任务中,相机和激光三维成像仪仅用作避障,不提供导航信息;此外,融合光学灰度信息与三维点云信息进行障碍物识别,可以有效解决采用单一灰度信息进行粗避障处理中图像纹理对障碍物识别的干扰,提高障碍物识别的准确度,避免单一信息源存在的缺陷,丰富避障信息来源,提高了算法的鲁棒性和可靠性。经过仿真运算,本文方法具备可行性,效果较为理想,但算法的运算量较大,对视觉计算机的运算能力要求较高。

随着航天技术的发展,地外星体的巡视探测将越来越普遍,人类航天器走向深空的步伐也会越来越远,对探测器的自主性要求更高,本文提出的方法可以很好地适应深空探测的应用需求。