

# 基于阴影特征的月面凹障碍自动识别检测方法

刘晓慧, 刘世瑛, 刘少然, 王 稼, 钱雪茹

(北京航天飞行控制中心, 北京 100094)

**摘要:** 基于月面凹障碍在光照下存在阴影和高亮区一一对应的特征, 提出一种月面凹障碍自动识别检测方法。运用自适应双阈值分割法将凹障碍的阴影区和高亮区从背景中自动分割出来, 并聚类出每个阴影区和高亮区具体的位置; 引入先验光照信息, 利用光照方向对阴影和高亮区精确匹配, 完成对单个凹障碍粗提取; 遍历所有包含单个凹障碍的原始图像子图像序列, 进行边缘检测和参数拟合, 解决了同时处理多个障碍的干扰影响, 能够有效识别检测所有凹障碍的位置和范围。

**关键词:** 凹障碍; 阈值分割; 聚类分析; 阴影匹配; 边缘检测

**中图分类号:** V476.3

**文献标识码:** A

**文章编号:** 2096-9287(2023)06-0659-08

**DOI:** 10.15982/j.issn.2096-9287.2023.20220111

**引用格式:** 刘晓慧, 刘世瑛, 刘少然, 等. 基于阴影特征的月面凹障碍自动识别检测方法[J]. 深空探测学报(中英文), 2023, 10(6): 659-666.

**Reference format:** LIU X H, LIU S Y, LIU S R, et al. Automatic recognition and detection of lunar concave obstacles based on shadow feature[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2023, 10(6): 659-666.

## 引言

月面上大小不一的撞击坑即凹障碍, 是月面最主要的地形地貌特征, 其数量多、分布广, 是月球车着陆巡视的主要危险。

目标识别检测, 特别是障碍物识别检测, 作为智能移动机器人发展的关键环节, 得到高度关注并进行了深入研究, 涌现出众多检测方法。常用的检测方法主要有基于立体视觉的方法、基于三维激光雷达技术的方法和基于二维图像特征提取的方法。其中, 基于双目相机立体视觉的方法能够对月面地形进行三维重建, 进而可以很好地识别检测出各类型障碍<sup>[1]</sup>, 但三维构建的计算量比较大, 人工耗时长, 实时性差; 三维激光雷达技术可以通过激光束对月面环境进行高精度三维测绘, 检测各类障碍, 且不受光照条件影响<sup>[2]</sup>, 但对设备要求高且成本昂贵; 基于二维图像特征提取的方法, 发展较早、应用较广泛, 主要依靠光学相机成像得到行星表面的灰度图像, 然后利用各种图像处理技术, 把障碍区域从整个图像中直观便捷地提取出来<sup>[3]</sup>, 能够有效解决三维方法中数据点稀疏带来的误差问题, 也是本文主要采用的思路。

目前对于月面灰度图像中凹障碍的识别检测方法, 已有部分较成功的研究成果。Yang等<sup>[4]</sup>结合光照

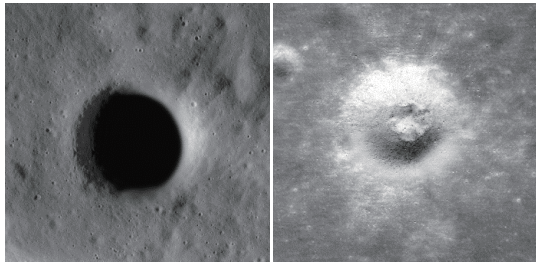
方向和陨石坑边缘锚点之间的几何关系实现了月面撞击坑检测; Leroy等<sup>[5]</sup>利用月球影像中典型撞击坑存在光照部分外边缘、坑内光照和阴影区边界、遮蔽部分外边缘3种特征边缘, 提出基于张量投票的多尺度检测方法; Sawabe等<sup>[6]</sup>将月面撞击坑分为阴影和光照两部分, 使用模糊Hough变换提取圆形特征边缘; 郑磊等<sup>[7]</sup>利用模型实现对大型撞击坑图像的分类, 并提高了边缘检测的算法精度; 丁萌等<sup>[8]</sup>通过特征点检测方法获取撞击坑所在的区域, 再对包含撞击坑的子图使用区域生长方法提取明暗两区域, 最后进行椭圆拟合。

本文从月面凹障碍存在一一对应的阴影区和高亮区这一典型图像特征出发, 提出一种基于阴影特征的月面凹障碍自动识别检测方法。与传统基于二维图像特征提取的方法相比, 该方法的创新点在于运用基于最大类间方差法自适应双阈值分割, 能够将凹障碍的阴影和高亮区从背景中自动分割出来; 引入先验光照信息, 利用光照方向矢量计算角度与距离因子作为约束条件, 能够精准匹配凹障碍的阴影和高亮区; 通过单个凹障碍区域的粗提取, 得到包含单个凹障碍的原始图像子图像序列, 解决多个障碍同时检测互相干扰, 影响检测效果的缺陷; 最后遍历所有子图像序列完成对所有凹障碍的边缘提取及位置范围检测。通过实验

仿真,验证了该方法能够快速有效地识别检测月面数字正射影像中的凹障碍位置和范围,具有一定的应用价值。

## 1 月面凹障碍阴影特征

月面撞击坑等凹障碍边缘基本呈椭圆形,内部凹陷,跟边缘形成高度差。在一定光照条件下,当太阳高度角极低时(小于 $10^\circ$ ),凹障碍内部全部处于阴影当中,如图1(a)所示;当太阳高度角较高时(高于 $40^\circ$ ),凹障碍则呈现为内部较暗边缘较亮的环形特征,如图1(b)所示。对于这两类光照条件下的凹障碍,阴影特征关系单一,采用单阈值分割即可分割出完整的凹障碍。



(a) 低太阳高度角下 (b) 高太阳高度角下

图1 极端太阳高度角下的月面凹障碍阴影特征

Fig. 1 Shadow feature of lunar concave obstacle under extreme Sun elevation angle

在中低太阳高度角的光照条件下,凹障碍边缘和内部背光一侧形成明显的阴影区,边缘和内部向光一侧形成明显的高亮区<sup>[9-10]</sup>,灰度区别于周围平坦地形并且阴影和高亮区一一对应,形成明显的分界线,阴影特征关系较前两类更为复杂,如图2所示。

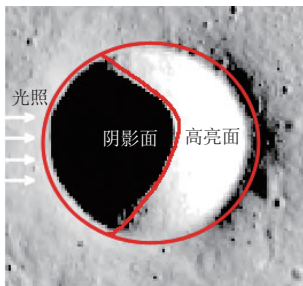


图2 中低太阳高度角下的月面凹障碍阴影特征

Fig. 2 Shadow feature of lunar concave obstacle under medium-low sun elevation angle

本文主要是对中低太阳高度角下月面凹障碍的识别检测,从以上典型阴影特征出发,通过自适应双阈值分割、聚类分析、阴影高亮区域匹配完成对凹障碍的粗提取,得到包含单个凹障碍的原始图像子图像序列;再遍历所有子图像序列,通过边缘检测和参数

拟合,完成对所有月面凹障碍的自动识别检测。具体方法流程如图3所示。

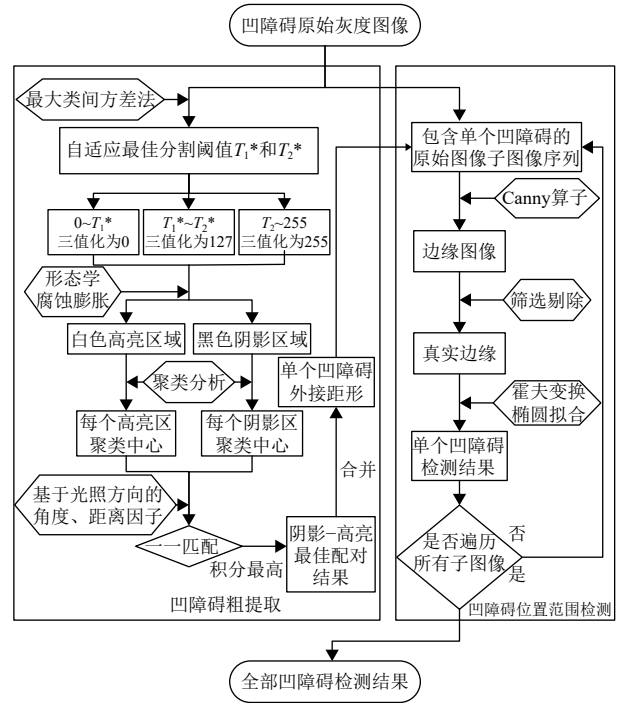


图3 方法流程图

Fig. 3 Flow chart of automatic detection method

## 2 凹障碍粗提取与实验分析

### 2.1 自适应双阈值分割

使用基于最大类间方差法的自适应双阈值分割法,提取图像的凹障碍阴影和高亮区<sup>[11]</sup>。设一副图像灰度值为 $i$ 的像素点出现的概率为 $p_i$

$$p_i = \frac{n_i}{N} \quad (p_i > 0, \sum_{i=0}^{255} p_i = 1) \quad (1)$$

其中: $n_i$ 为灰度值为 $i$ 的像素点个数; $N = \sum_{i=0}^{255} n_i$ 为像素点总数。

设置两个灰度阈值 $T_1$ 、 $T_2$  ( $0 < T_1 < T_2 < 255$ ),把图像的像素分成 $K_0$ 、 $K_1$ 和 $K_2$  3类。计算各类出现的概率和、平均灰度和方差分别为

$$\begin{cases} w_0 = \sum_{i=0}^{T_1} p_i \\ w_1 = \sum_{i=T_1+1}^{T_2} p_i \\ w_2 = \sum_{i=T_2+1}^{255} p_i = 1 - w_0 - w_1 \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \mu_0 = \frac{1}{w_0} \sum_{i=0}^{T_1} i p_i \\ \mu_1 = \frac{1}{w_1} \sum_{i=T_1+1}^{T_2} i p_i \\ \mu_2 = \frac{1}{w_2} \sum_{i=T_2+1}^{255} i p_i \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} \sigma_0^2 = \frac{1}{w_0} \sum_{i=0}^{T_1} (i - \mu_0)^2 p_i \\ \sigma_1^2 = \frac{1}{w_1} \sum_{i=T_1+1}^{T_2} (i - \mu_1)^2 p_i \\ \sigma_2^2 = \frac{1}{w_2} \sum_{i=T_2+1}^{255} (i - \mu_2)^2 p_i \end{cases} \quad (4)$$

设  $\mu = \sum_{i=0}^{255} i p_i$  为图像灰度均值, 计算整幅图像灰度值的平均方差为

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{255} (i - \mu)^2 p_i \quad (5)$$

由此定义类间方差

$$\sigma_t^2 = w_0(\sigma_0^2 - \sigma^2) + w_1(\sigma_1^2 - \sigma^2) + w_2(\sigma_2^2 - \sigma^2) \quad (6)$$

最大类间方差法即为上式取得极大值时, 得到最佳双阈值

$$(T_1^*, T_2^*) = \operatorname{argmax} \sigma_t^2 \quad (7)$$

将  $K_0$ 、 $K_1$  和  $K_2$  这 3 类分别三值化为 0、127 和 255, 即黑、灰和白, 分别对应于阴影区、背景区和高亮区。

实验仿真分析截取“嫦娥四号”(CE-4) 着陆区附近  $70 \text{ m} \times 50 \text{ m}$  范围内美国“月球勘测轨道器”(Lunar Reconnaissance Orbiter, LRO) 窄角相机(Narrow Angle Camera, NAC) 数据影像经校正处理后的月面数字正射影像(Digital Orthophoto Map, DOM), 图像尺寸  $1\,000 \times 788$  像素, 图像分辨率 300 dpi, 包含 6 个明显凹障碍作为待识别检测目标, 如图 4 所示。从原始图像的灰度直方图人工目测来看, 图像灰度值在约 60 以下低走平直, 随后迅速上升, 并在灰度值约 195 以上又趋于低走平直。

以上述两灰度值手动设置双阈值  $T_1 = 60$ ,  $T_2 = 195$  分割原始图像, 同时采用最大类间方差法分割图像, 计算出的自适应最佳阈值为  $T_1^* = 69$ ,  $T_2^* = 196$ , 结果如图 5 所示。对比发现两方法提取的阴影区、高亮区基本一致, 即该自适应双阈值方法能够自动确定合理阈值并有效分割出阴影和高亮区。

对于得到的阈值分割结果, 还需删除小面积联通区域, 并通过形态学的腐蚀膨胀去除区域边缘毛刺, 填补区域中的空隙。实验仿真设定最小联通区域的像素面积为 700, 腐蚀膨胀使用像素半径为 3 的圆形结构元素, 最终结果如图 6 所示。

## 2.2 聚类分析

使用  $K$  均值聚类算法聚合出单个阴影和高亮区, 其基本思想是以阴影区或高亮区的像素坐标作为相似性度量进行聚类分析, 聚类准则为像素点之间的欧氏

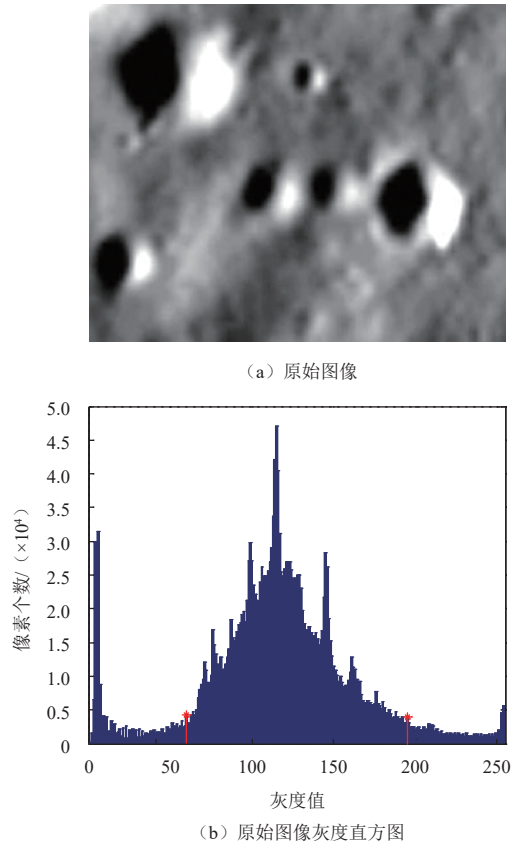


图 4 原始图像及其灰度直方图  
Fig. 4 Original image and gray histogram

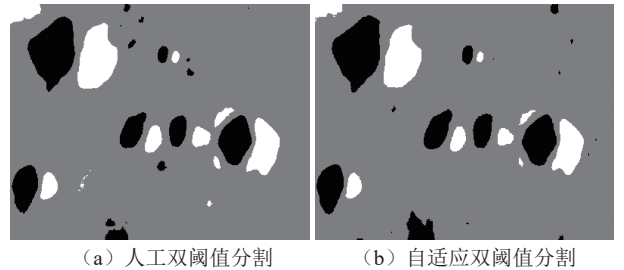


图 5 自适应双阈值分割与手动阈值分割对比  
Fig. 5 Comparison between adaptive dual threshold and manual threshold segmentation

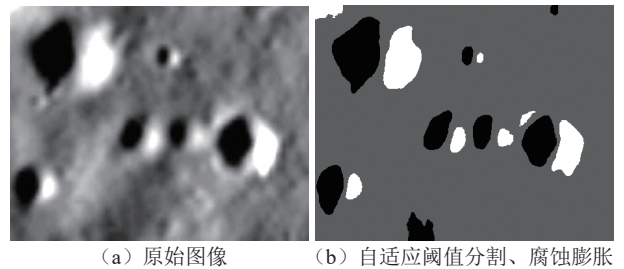


图 6 形态学优化结果  
Fig. 6 Morphological optimized result

距离, 通过寻找欧式距离最小值, 进而聚合同类像素<sup>[12]</sup>。

设聚类目标函数为

$$J = \min \left\{ \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \left[ I(x)_i^{(j)} - c(j) \right]^2 \right\} \quad (8)$$

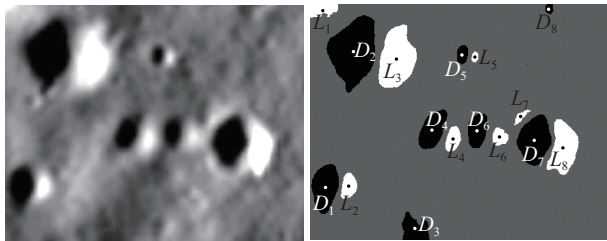
其中:  $I(x)$ 为阴影或高亮区域的像素坐标;  $c(j)$ 为第  $j$ 类中坐标的均值, 聚类过程中使用迭代算法, 使目标函数取得极小值, 将目标区域的像素坐标集合分成  $k$ 个类, 即含有  $k$ 个阴影区  $D_1, D_2, \dots, D_k$  或高亮区  $L_1, L_2, \dots, L_k$ 。

分别对2.1节中得到的阴影区域(黑色)和高亮区域(白色)按像素分布距离使用K均值聚类算法, 计算过程中取  $k=8$ , 最终得到每个单个阴影区和单个高亮区的聚类中心具体位置如表1所示(以图像左上角为像素坐标原点建立图像坐标系), 并进行标记如图7所示。

表1 阴影-高亮区聚类中心像素坐标

Table 1 Clustering centers' pixel coordinates of each shadow and highlight

聚类中心序号	像素坐标	聚类中心序号	像素坐标
$D_1$	(51, 612)	$L_1$	(43, 20)
$D_2$	(146, 158)	$L_2$	(130, 608)
$D_3$	(351, 751)	$L_3$	(290, 182)
$D_4$	(410, 421)	$L_4$	(479, 451)
$D_5$	(510, 169)	$L_5$	(552, 177)
$D_6$	(560, 422)	$L_6$	(635, 444)
$D_7$	(752, 455)	$L_7$	(706, 376)
$D_8$	(801, 16)	$L_8$	(848, 481)



(a) 原始图像

(b) 聚类标定

图7 阴影高亮区聚类中心标记

Fig. 7 Clustering centers labels of each shadow and highlight

## 2.3 阴影高亮区域匹配

通过阈值分割和聚类分析已将图像的每个阴影和高亮区从图形背景中提取出来并逐个标定, 然后需对两类区域进行粗匹配, 使阴影区与高亮区一一对应。

### 1) 匹配角度因子

根据先验光照信息得到图像成像时的太阳方位角, 即得到图像中光照方向单位矢量

$$\mathbf{S} = (S_x, S_y) \quad (9)$$

其中:  $S_x, S_y$ 为 $\mathbf{S}$ 在图像坐标系中的分量;  $|\mathbf{S}|=1$ 。

如图7所示, 记上一步聚类得到的待匹配阴影、高

亮区中心坐标二者连线的方向矢量为

$$\mathbf{C} = \mathbf{C}_d \mathbf{C}_l = (x_1 - x_d, y_1 - y_d) \quad (10)$$

其中:  $\mathbf{C}_d(x_d, y_d)$ 、 $\mathbf{C}_l(x_l, y_l)$ 分别为待匹配阴影、高亮区的中心坐标。

阴影-高亮区位置角度关系如图8所示, 计算待匹配阴影、高亮区中心坐标二者连线的方向矢量与光照方向矢量的夹角

$$\theta_s = \arccos \left( \frac{\mathbf{C} \cdot \mathbf{S}}{|\mathbf{C}| \cdot |\mathbf{S}|} \right) = \arccos \left( \frac{(x_1 - x_d)S_x + (y_1 - y_d)S_y}{\left( (x_1 - x_d)^2 + (y_1 - y_d)^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \right) \quad (11)$$

其中:  $\theta_s$ 角度值范围 $[0, 180]$ , 匹配正确的阴影和高亮区中心连线方向应与光照方向相对一致, 即 $\theta_s$ 应接近 $0^{[13]}$ , 因此构建角度因子 $\alpha$ ,  $\alpha$ 越大越接近1, 与光照方向的匹配程度越高

$$\alpha = 1 - \frac{\theta_s}{180} \quad (12)$$

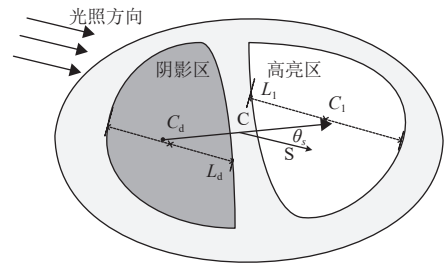


图8 阴影-高亮区位置角度关系示意图

Fig. 8 Position and angle relationship of shadow and highlight

### 2) 匹配距离因子

为约束参加匹配的阴影和高亮区之间距离不会过远, 且二者尺寸差异不会过大<sup>[14]</sup>, 构建距离因子 $\delta$ ,  $\delta$ 越大越接近1, 匹配区域的距离和尺寸约接近

$$\delta = \begin{cases} \left( \frac{d}{L_1 + L_d} \right) \left( \frac{L_{\min}}{L_{\max}} \right), & d \leq L_1 + L_d \\ \left( \frac{L_1 + L_d}{d} \right) \left( \frac{L_{\min}}{L_{\max}} \right), & d > L_1 + L_d \end{cases} \quad (13)$$

其中:  $L_1, L_d$ 分别为待匹配高亮、阴影区域在光照方向上的长度;  $L_{\max}$ 为二者中较长的长度;  $L_{\min}$ 则为较短的长度;  $d = |\mathbf{C}|$ 为二者中心距, 如图8所示。

### 3) 匹配过程

设上一步聚类得到  $n$ 个阴影区  $D_1, D_2, \dots, D_n$ ,  $m$ 个高亮区  $L_1, L_2, \dots, L_m$ ,  $m, n$ 为自然数。  $n$ 个阴影区中第  $k$ 个阴影区的聚类中心  $\mathbf{C}_d^k(x_d^k, y_d^k)$ 和光照方向上的长度  $L_d^k$ , 以及  $m$ 个高亮区中第  $j$ 个高亮区的聚类中

$C_i^j(x_i^j, y_i^j)$ 心和长度 $L_i^j$ 。以 $C_d^k$ 为中心, 同每个高亮区的中心 $C_i^j$ 进行连线, 得到 $m$ 个中心距 $d_{j,k}$ , 按照 $\alpha \cdot \delta$ 计算 $m$ 个匹配的积分。选择 $\alpha \cdot \delta$ 值最大的一对匹配作为阴影区 $D_k$ 的最终匹配, 直到匹配完所有的阴影区为止。再以高亮区为参考区域反向与每个阴影区进行互配得到一组匹配结果。为了确保较高的匹配正确率, 在反向匹配之后取两组匹配的交集为最终结果<sup>[14]</sup>。合并每对匹配的阴影和高亮区, 并确定其最大外接矩形。

仿真中使用的图像对应的当地太阳方位角为 $-81.715^\circ$ , 基于该先验光照信息进行匹配, 得到外接矩形范围内的一组包含单个凹障碍的原始图像子图像序列, 进行编号如图9所示, 每个子图像对应凹障碍的阴影匹配积分如表2所示。

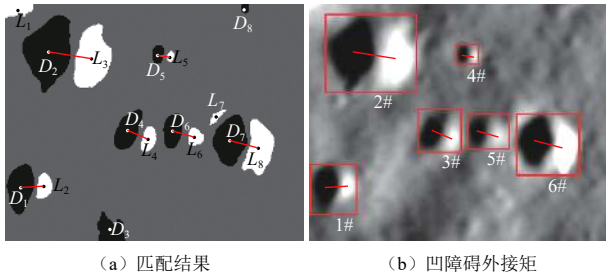


图9 阴影高亮区匹配与单个凹障碍子图像序列提取

Fig. 9 Shadow and highlight matching and sub-images sequence extraction

表 2 单个凹障碍的阴影匹配积分

Table 2 Shadow matching score of each concave obstacle

子图像序号	角度因子 $\alpha$	距离因子 $\delta$	匹配积分 $\alpha \cdot \delta$
1	0.938	0.323	0.303
2	0.994	0.382	0.379
3	0.916	0.402	0.368
4	0.986	0.421	0.415
5	0.955	0.554	0.529
6	0.962	0.359	0.345

为验证光照方向对区域匹配的影响, 本文又使用了相同区域范围内相同太阳高度角、不同太阳方位角下LRO数据影像处理后的DOM进行实验仿真。仿真中使用图像对应的当地太阳方位角 $44.134^\circ$ , 阴影高亮区域匹配结果如图10所示。

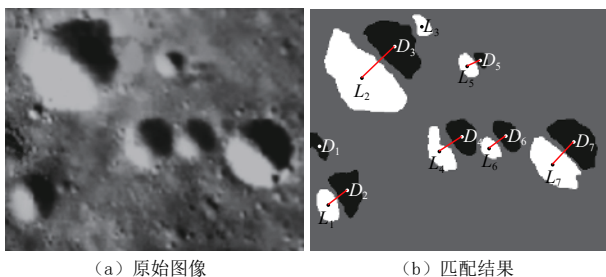


图 10 不同太阳方位角下的阴影匹配结果

Fig. 10 Shadow matching under different sun elevation angle

对比图9分析可知, 基于该先验光照信息设计约束匹配因子, 不受太阳方位角的影响, 可有效进行凹障碍的阴影高亮区域匹配。至此, 图像中的凹障碍已得到初步识别检测, 但对于实际应用还缺少更为精确的轮廓信息和位置范围信息, 需作进一步的边缘检测与参数拟合。

### 3 位置范围检测与实验分析

以上一步获取到的包含单个凹障碍的原始图像子图像作为待处理图像, 可有效减少多个撞击坑同时存在对检测效果的干扰影响, 遍历所有子图像序列, 通过基于Canny算子的边缘提取、筛选, 以及基于霍夫变换的椭圆参数拟合, 最终得到完整的障碍检测结果。

#### 3.1 边缘检测

用Canny算子进行初步边缘提取, 其结果包含大量非真实障碍边缘, 不能直接用于椭圆参数拟合, 需要筛选剔除。对于极短边缘, 将边缘像素长度小于阈值 $\lambda$ 的边缘进行剔除。对于由阴影和高亮区分界线引起的伪边缘, 其灰度减小方向与光照方向相反, 而真实边缘灰度减小方向与光照方向相同<sup>[3]</sup>, 如图11所示。

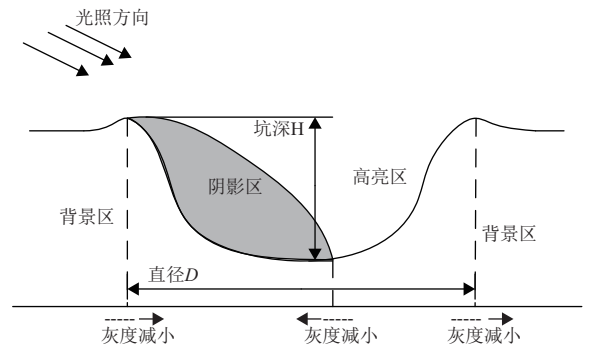


图 11 光照下凹障碍真实边缘灰度变化示意图

Fig. 11 Grayscale change of concave obstacle's real edge

可利用先验光照信息得到的光照方向, 按照式(14)增加约束条件, 将边缘中灰度梯度方向矢量与光照方向矢量的夹角小于阈值 $\theta_b$ 的像素点进行保留, 剔除不满足条件的伪边缘<sup>[3,15]</sup>。

$$\arccos \left[ \frac{S_x G_x + S_y G_y}{(G_x^2 + G_y^2)^{1/2}} \right] < \theta_b \quad (14)$$

其中:  $G_x, G_y$ 为边缘点 $(x, y)$ 的灰度 $G(x, y)$ 在 $x, y$ 方向的梯度值。

由于陨石坑的边缘都呈现的是弧形, 根据这一特征按照式(15)增加约束条件, 将边缘两端点连线的中间位置与边缘几何中心的像素距离大于偏差阈值 $\epsilon_p$ 的弧形边缘进行保留<sup>[3,15]</sup>, 剔除不满足条件的非弧形边缘

$$\frac{P_1 + P_2}{2} - P_c > \varepsilon_p \quad (15)$$

其中： $P_1$ 、 $P_2$ 分别为边缘两端点像素点的坐标； $P_c$ 为边缘几何中心的坐标。

以2.3节中识别出的序号为1的单个凹障碍子图像为例进行边缘提取，边缘筛选过程中选取的经验阈值 $\lambda = 15$ 、 $\theta_b = 40$ 、 $\varepsilon_p = 1$ ，剔除极短边缘、伪边缘和非弧形边缘等非真实障碍边缘，得到结果如图12所示。

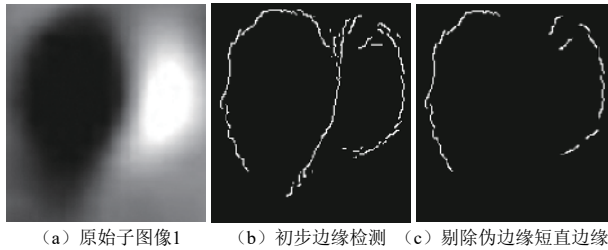


图 12 子图像1边缘检测结果

Fig. 12 Edge detection result of sub-image No.1

通过对比原始图像直接进行边缘检测得到的结果如图13所示，通过阴影高亮匹配获取包含单个凹障碍的原始图像子图像作为待处理图像进行边缘检测，可以有效减少多个凹障碍同时存在互相干扰、影响检测效果的缺陷。

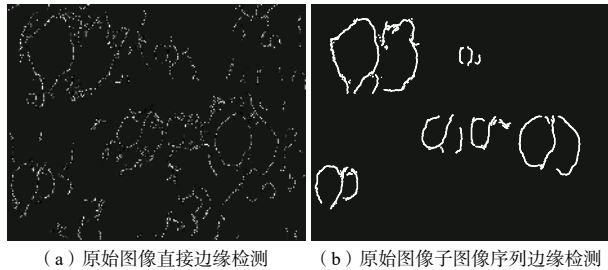


图 13 原始图像直接边缘检测与子图像序列边缘检测对比

Fig. 13 Edge detection comparison between original image and sub-image sequence

### 3.2 参数拟合

对于上述步骤提取的边缘信息，实为二值化的离散数据点，无法完整提取凹障碍轮廓，也无法精确定位凹障碍的位置和大小，因此需要对其进行参数拟合。考虑到月面撞击坑的实际外观形状，将障碍轮廓看作椭圆进行基于霍夫变换的椭圆拟合，该方法不仅对特征边缘信息存在间断缺损的情况包容性好，受图像噪声的影响也较小<sup>[16]</sup>。

对3.1节中得到的单个凹障碍边缘信息进行基于霍夫变换的椭圆拟合，提取完整轮廓如图14所示。

遍历所有包含单个凹障碍的子图像序列，并分别对其边缘信息进行椭圆拟合，得到全部子图像的凹障碍检测结果如图15所示。

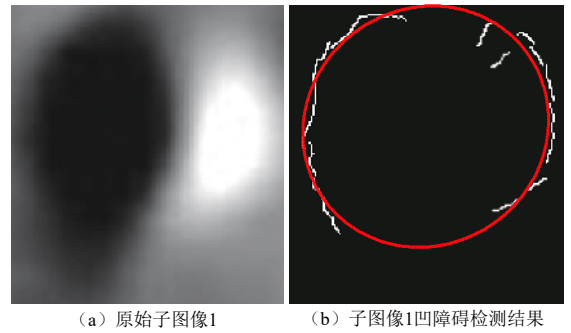


图 14 子图像1凹障碍检测结果

Fig. 14 Concave obstacle detection result of sub-image No.1

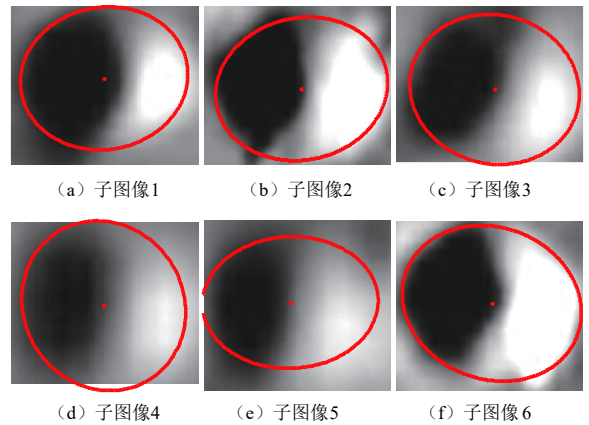


图 15 全部子图像的凹障碍检测结果

Fig. 15 Concave obstacle detection result of all sub-images

最终所有凹障碍的识别检测结果如图16所示。检测到的每个凹障碍的椭圆心像素坐标位置、轴长等具体位置范围信息如表3所示。

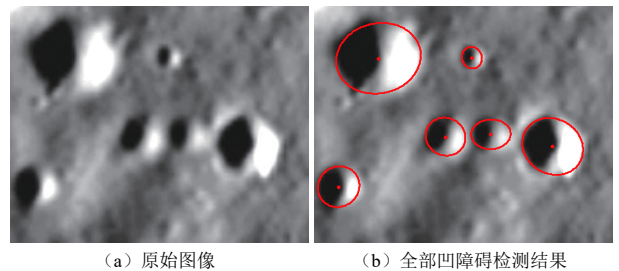


图 16 全图凹障碍识别检测结果

Fig. 16 Concave obstacle detection result of whole image

表 3 单个凹障碍位置范围信息

Table 3 Location and range of each concave obstacle

子图像序号	椭圆心像素坐标	长轴长/ pixel	短轴长/ pixel	椭圆倾角/(°)
1	(82.688, 604.606)	70.966	66.910	54.454
2	(216.297, 175.551)	142.880	117.020	77.768
3	(441.243, 437.460)	67.826	62.455	-63.999
4	(529.637, 173.437)	36.856	33.209	-23.824
5	(593.578, 429.431)	66.284	49.656	87.691
6	(800.529, 469.870)	105.237	91.359	-59.759

## 4 结 论

本文提出一种基于阴影特征的月面凹障碍自动识别检测方法,可用于提高月面凹障碍识别检测的正确率,特别适用于具有明显光照特性的凹障碍区域。与现有技术相比,本文方法的优点基于最大类间方差法的自适应双阈值分割法能够自动分割出凹障碍的阴影与高亮区;聚类分析后利用先验光照信息能够精确计算出阴影与高亮区的最佳匹配结果,实现单个凹障碍的粗提取,得到包含单个凹障碍的原始图像子图像序列,减少同时处理多个障碍的干扰影响;最终遍历所有子图像进行边缘提取和参数拟合,实现所有凹障碍的识别检测。使用LRO-NAC影像数据处理后的DEM进行实验仿真表明,该方法能够高效便捷地自动识别检测出DEM中凹障碍的位置范围,简单直观、实时性高、易实现,能够弥补三维检测方法中由于数据点稀疏带来的误差问题,对提高月面凹障碍检测的可靠性、为月面巡视探测器提供有效的障碍信息参考具有十分重要的意义。

## 参 考 文 献

- [1] 骆磊,王心源,郭华东,等. 嫦娥一号DEM数据月表撞击坑自动检测[J]. 遥感学报,2014,18(1): 105-116.  
LUO L, WANG X Y, GUO D H, et al. Automatic detection of lunar craters based on CE-1 DEM data[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(1): 105-116.
- [2] KLUMPP A R, COLLIER J B. Lidar-based hazard avoidance for safe landing on Mars[J]. Journal of Guidance Control & Dynamics, 2002, 25(6): 1091-1099.
- [3] 冯军华,崔祜涛,崔平远,等. 行星表面陨石坑检测与匹配方法[J]. 航空学报,2010,31(9): 1858-1863.  
FENG J H, CUI H T, CUI P Y, et al. Autonomous crater detection and matching on planetary surface[J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2010, 31(9): 1858-1863.
- [4] YANG C, JOHNSON A E, MATTHIES L H, et al. Optical landmark detection for spacecraft navigation[C]//Proceedings of the 13th Annual AAS/AIAA Space Flight Mechanics Meeting. Puerto Rico: AIAA, 2003.
- [5] LEROY B, MEDIONI G, JOHNSON E, et al. Crater detection for autonomous landing on asteroids[J]. Image and Vision Computing, 2001, 19(11): 787-792.
- [6] SAWABE Y, MATSUNAGA T, ROKUGAWA S. Automatic crater detection algorithm for the lunar surface using multiple approaches[J]. Journal of Remote Sensing, Society of Japan, 2005, 25(2): 157-168.
- [7] 郑磊,胡维多,刘畅. 基于深度学习的大型陨石坑识别方法研究[J]. 北京航空航天大学学报,2020,46(5): 994-1004.  
ZHENG L, HU W D, LIU C. Large crater identification method based on deep learning[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(5): 994-1004.
- [8] 丁萌,曹云峰,吴庆宪. 一种从月面图像检测陨石坑的方法[J]. 宇航学报,2020,46(5): 994-1004.  
DING M, CAO Y F, WU Q X. A method of craters detection from the surface imagery of Moon[J]. Journal of Astronautics, 2020, 46(5): 994-1004.
- [9] 欧阳自远. 月球科学概论[M]. 北京:中国宇航出版社,2005: 58-64.  
OUYANG Z Y. Introduction to lunar science[M]. Beijing: China Astronautic Publishing House, 2005: 58-64.
- [10] STOFFLER D, RYDER G, LVANOV B A, et al. Cratering history and lunar chronology[J]. Review in Mineralogy and Geochemistry, 2006, 60(1): 519-596.
- [11] 苟中魁,张少军,李忠富,等. 一种Otsu阈值法的推广——Otsu双阈值法[J]. 机械,2004,31(7): 12-14.  
GOU Z K, ZHANG S J, LI Z F, et al. A dual threshold method based on Otsu method[J]. Machinery, 2004, 31(7): 12-14.
- [12] 杨威,张田文. 一种用于二值图像分割的快速聚类算法[J]. 计算机研究与发展,1998,35(8): 719-723.  
YANG W, ZHANG T W. A fast clustering algorithm for thresholded image segmentation[J]. Computer Research & Development, 1998, 35(8): 719-723.
- [13] 钱洲元,贺亮,张瀚墨,等. 基于灰度特征与几何约束的月面陨石坑自动提取方法[J]. 载人航天,2021,27(2): 158-168.  
QIAN Z Y, HE L, ZHANG H M, et al. Automatic extraction of lunar craters based on gray features and geometric constrains[J]. Manned Spaceflight, 2021, 27(2): 158-168.
- [14] 杨世坤. 基于被动视觉的行星着陆自主障碍检测技术研究[D]. 北京:北京理工大学,2017.  
YANG S K. Research on passive vision based autonomous hazard detection for planetary safe landing[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2017.
- [15] 马泽祥. 月球软着陆多模障碍检测与识别方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2018.  
MA Z X. Multi-pattern obstacle detection and recognition methods for lunar soft landing[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.
- [16] 成浩,崔文超. 基于Hough变换的椭圆检测算法对比分析[J]. 软件导刊,2018,17(9): 115-121.  
CHENG H, CUI W H. Contrastive study of elliptical detection based on Hough transform[J]. Software Guide, 2018, 17(9): 115-121.

作者简介:

**刘晓慧**(1991-),女,硕士,工程师,主要研究方向:空间遥操作和行星表面遥操作图像处理。

通信地址:北京市海淀区北清路26号院(100094)

电话:(010)66361419;18813182758

E-mail:343389780@qq.com

**刘少然**(1980-),男,高级工程师,主要研究方向:航天器长期在轨管理工作等。**本文通信作者。**

通信地址:北京市海淀区北清路26号院(100094)。

电话:13810080167

E-mail:30710455@qq.com

# Automatic Recognition and Detection of Lunar Concave Obstacles Based on Shadow Feature

LIU Xiaohui, LIU Shiyong, LIU Shaoran, WANG Jia, QIAN Xueru

(Beijing Aerospace Control Center, Beijing 100094, China)

**Abstract:** The widespread impact craters and other concave obstacles on the lunar surface are the key factors threatening the safe landing and roving of the lunar rover. Once trapped, it will bring risks of tilt, landslide, and even rollover to the lunar rover. Therefore, the effective recognition and detection of lunar concave obstacles are conducive to obstacle avoidance, and provide necessary information reference for the safe landing and roving of the lunar rover. Based on the concave obstacles' feature that there is a one-to-one matching between the shadows and the highlights in the sun, an automatic recognition and detection method for the lunar concave obstacles is proposed. The adaptive dual threshold method is used to automatically separate the shadows and the highlights of the concave obstacles from the background. Each shadow and highlight are clustered the specific position and one-to-one matched using the sunlight direction with the prior forecast information involved. Then the rough extraction of every single concave obstacle are obtained. Finally the original sub-images sequence containing every single concave obstacle is traversed for edge detection and ellipse fitting, which can avoid mutual interference of multiple obstacles and effectively detect the locations and ranges of all concave obstacles.

**Keywords:** concave obstacles; threshold segmentation; cluster analysis; shadow matching; edge detection

## Highlights:

- Adaptive dual threshold method is used to automatically separate the shadows and the highlights from the background.
- Prior forecast information is involved to match each shadow and highlight.
- Original sub-images sequence containing every single concave obstacle is traversed for edge detection and ellipse fitting.
- DOM of Chang'e-4 landing zone taken by LRO-NAC is used for simulation experiment.
- All the concave obstacles in the lunar DOM are effectively detected using the method in this paper.

[责任编辑: 宋宏, 英文审校: 宋利辉]