

文章编号 1004-924X(2017)增-0318-07

单幅图像行星软着陆障碍区识别

杨世坤*, 徐 瑞, 朱圣英

(1. 北京理工大学 深空探测技术研究所, 北京 100081;

2. “深空自主导航与控制”工信部重点实验室, 北京 100081)

摘要:为了解决复杂地形情况下的探测器软着陆障碍检测问题, 本文提出了一种基于单幅图像的被动视觉障碍区识别方法。首先, 使用基于相位谱法的显著性检测获取图像的显著图, 并计算原图像的灰度方差图。接着, 以原图像每个像素点对应的显著图像素灰度及方差图像素灰度为两特征量, 构建地形图像的二维灰度直方图。通过设计分段伽玛校正函数对两幅特征图像进行增强, 使二维灰度直方图呈现良好的峰值特性。然后采用二维大津法对灰度直方图进行分割, 得到障碍区域的二值图像。最后使用 HIRISE 提供的火星地形灰度图像以及对应的高程数据, 对障碍区识别算法进行评价。实验表明, 算法平均识别正确率 $TN+TP$ 达到 80%, 能够在复杂地形环境下有效地分割出障碍区域以及安全区域, 为着陆点选择提供参考。

关键词:障碍检测; 显著性; 方差图; 伽马校正; 二维大津法

中图分类号: TP394.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172513.0318

Obstacle region recognition using single image for planetary soft landing

YANG Shi-kun*, XU Rui, ZHU Sheng-ying

(1. *Institute of Deep Space Exploration, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;*

2. *Autonomous Navigation and Control for Deep Space Exploration of Ministry of Industry and Information, Beijing 100081, China)*

* *Corresponding author, E-mail: yangshikun@bit.edu.cn*

Abstract: In order to overcome the problem of obstacle detection in complex terrain for planet soft landing, a passive visual obstacle detection method based on single image was proposed. First, a saliency map of the image was obtained using the saliency detection based on the phase spectrum method, and the variance map of the original image was calculated. Then, the two-dimensional histogram of terrain image was constructed by counting the gray level of two graphs, and the segmented Gamma correction was used to enhance the peak feature. Furthermore the two-dimensional histogram of terrain image was segmented by the two-dimensional Otsu method, which was used to obtain the binary image of the obstacle area. Herein, the various terrain grayscale images provided by HIRISE and the corresponding DEM data were employed to evaluate the accuracy of the obstacle detection algorithm. The average detection rate of $TN + TP$ is over 80%. Experiment result indicates that the algorithm can effectively segment the obstacle area and the safety area in complex terrain environments, thus providing useful information for landing point selection.

收稿日期: 2017-07-10; 修订日期: 2017-07-27.

基金项目: 国防基础科研项目 (No. JCKY2016602C018)

Key words: obstacle detection; saliency; variance map; Gamma correction; two-dimensional Otsu method

1 引言

着陆阶段是行星探测任务中较为复杂和危险的阶段,探测器能否安全着陆直接影响到行星探测任务的成败,因此自主环境感知与障碍规避能力已成为未来探测器发展的必然趋势。目前,探测器采用的障碍检测传感器主要是三维激光高度计和被动光学成像系统(例如 CCD 相机)。由于激光扫描设备体积和功耗都较大,并且成像时需要探测器进行悬停,成像时间较长;而相机不仅体积与功耗较小,同时具备瞬时成像的能力且分辨率更高,所以,基于光学图像的障碍检测成为着陆障碍检测的重要手段。

近年来,各国学者提出了多种基于图像的障碍检测方案。美国 JPL 实验室 Yang Cheng 等人提出了利用视觉进行障碍检测的 HDAS 方案。该方案将威胁探测器着陆的障碍分为陨石坑、岩石、斜坡以及裂缝四类^[1]。现有的基于视觉的障碍检测方法往往只针对某种类型的障碍物。Huertas 等人提出利用阴影区域分割配合太阳照射角来确定岩石区域^[2]的方法。张泽旭使用多分辨率双阈值分割岩石并使用 C 聚类完成对岩石区域的检测^[3]。李建更等人使用双阈值增强图像并采取二维最大熵分割算法分割岩石区域取得了良好的分割效果^[4]。Bandeira 等人根据陨石坑内部的明暗特性提出了一种更加有效的陨石坑边缘检测算法^[5]。于正湜等人提出了基于抗差线性估计的重叠及不完整陨石坑检测方法,可对非标准的陨石坑进行提取^[6]。尹继豪等使用 Gist 特征对陨石坑进行检测,通过仿真实验验证了算法的鲁棒性^[7]。Larry 等人使用双目视觉的方式结合阴影分析对岩石类地形进行障碍检测^[8]。以上方法都是基于某类特定障碍地形(例如陨石坑)的障碍检测方法;但现实着陆环境中会出现多种类型障碍物混叠在一起的情况,而不同类型的障碍存在多样异构性,导致障碍地形的三维形貌难以准确恢复或者障碍识别算法出现结构理解的困难。虽然可以使用多种障碍检测算法,但其计算量巨大,效率低。针对多种障碍同时存在的复杂场景,需要一种能对各类障碍地形进行统一检测并且效率较高的算法。吴伟仁等人提出了使用 SFS 方法通过单目图像对障碍地形的三维结构进行恢复从而计算障碍信息

的方法^[9],但该方法仅适用于地表反射率为常值的情况。而火星等行星地表物质反射率并非单一,从而导致三维信息的解算错误。为了解决这个问题,本文提出了一种利用单幅图像的灰度信息对障碍地形进行统一检测的方法,并通过实验验证了算法的有效性。

2 障碍检测流程与算法设计

2.1 障碍检测流程

由于着陆阶段探测器在不同高度拍摄的图像地面分辨率以及覆盖范围不同,障碍检测可分为障碍搜索阶段、区域障碍检测阶段、局部障碍检测阶段、安全区域选择阶段^[1]4 个阶段。以火星着陆为例,伞降段开始时由于气动加热减弱,光学系统开始工作进入障碍搜索阶段。此时探测器仅对直径大于 100 m 较为显著的陨石坑类障碍进行检测,并找到几处候选区域。在伞降段末期高度 2 km 以下随着分辨能力的提升,对候选区域进行区域障碍检测,此时对上一步漏检的直径小于 100 m 的陨石坑以及岩石类障碍进行检测并使用单映性估计坡度并找到安全区域。在整个着陆段末期,探测器已经规避了大型障碍运动到安全区域上方。随着地面分辨率的进一步提升,通过边缘提取、光照阴影区分析等方法对探测器下方米级尺寸的岩石以及纹理突出的凹凸区域进行检测。此时需要检出直径大于 0.4 m 的岩石类障碍。在障碍检测完成后,根据障碍信息将地形分为危险区域和安全区域,为着陆点选择提供参考。本文针对障碍检测的前两个阶段设计了通用的障碍检测算法,该算法简洁、运行效率高,可以有效地分辨陨石坑、岩石、裂缝、陡坡等障碍地形。

2.2 障碍检测算法设计

基于图像灰度信息的障碍检测有两种常用方式:一种是基于光亮区域以及阴影区域分割的方式,该方式多用于岩石类障碍的检测;另一种是基于图像灰度梯度信息,图像灰度梯度变化的越剧烈说明该区域越粗糙,例如基于 ISD 的地形粗糙度估计^[10]以及通过图像区域的角点、边缘响应结合纹理分析估计障碍区域分布的方法^[11]。陨石坑、岩石、陡坡等障碍存在明显的亮区以及暗区特征并伴随有相对丰富的结构纹理特性,本文针对这两类特点,先使用同态滤波对局部光照非均匀

进行抑制以减少光照变化对障碍检测的干扰同时增强细节纹理。之后使用多尺度灰度方差图描述障碍的光亮阴影特征,并使用多尺度显著图提取障碍的显著纹理特征。最后基于两类特征使用二维大津法对像素进行分类,从而得到障碍区域的二值分割图像。

3 基于显著图及方差图的障碍检测

3.1 图像预处理

为了提升障碍检测的效果,需要对图像进行增强。同态滤波能够抑制图像光照不均匀,并且提升图像的高频细节^[12]。对于存在遮挡关系的障碍地形,同态滤波能够一定程度上增强阴影区以及光亮区的对比度,从而提升障碍检测算法对过亮以及过暗区域障碍的检测能力。常用的高通滤波器在进行顶帽变换时要求结构元尺寸大于障碍物尺寸,这个对于障碍信息复杂多变的环境难以做到自适应。并且增强后的图像会存在由于结构元形状引起的伪边缘,而同态滤波则不存在这种问题。故选用同态滤波作为增强滤波器,同态滤波的滤波过程如图 1 所示。



图 1 同态滤波示意图

Fig. 1 Block diagram of homofilter

其中滤波函数:

$$H(u, v) = (\gamma_H - \gamma_L) [1 - e^{-D^2(u, v) / D_0^2}] + \gamma_L \quad (1)$$

图 2(a)、2(b)分别为滤波前后的图像,可以明显看到,图像照度变化被削弱的同时细节纹理被加强。

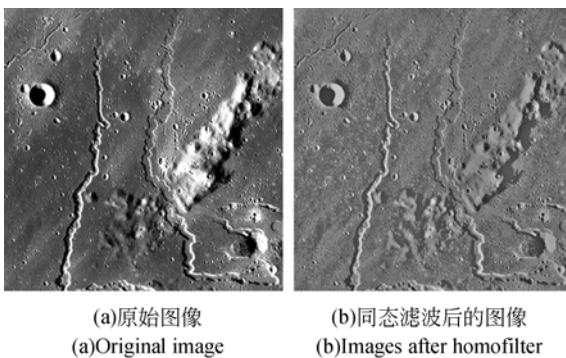


图 2 同态滤波图像

Fig. 2 Image before and after homofilter

3.2 基于显著性分析的障碍检测

本文在多分辨率基础上使用显著性分析的方法对于图像中存在的显著区域(障碍)进行检测。一幅图像的频谱信息可分为幅值信息和相位信息。图像的幅值表征了图像的亮度信息;而相位则表征了图像的结构纹理信息,并且受图像的亮度影响较小,故选择相位谱法对地形图像进行障碍信息提取。首先对图像进行同态滤波增强并构建三层图像金字塔。为了避免重复进行傅里叶变换,直接对同态滤波的频域结果进行相位谱计算,可得到显著性的检测结果。最后将不同分辨率的检测结果进行融合生成最终的检测结果。相位谱显著性的检测流程如下^[13]:

$$f(u, v) = F(I(x, y)), \quad (2)$$

$$p(u, v) = P(f(u, v)), \quad (3)$$

$$s(x, y) = g(x, y) * \|F^{-1}[e^{i \cdot p(u, v)}]\|^2, \quad (4)$$

其中: $g(x, y)$ 为 9×9 高斯核, P 代表求取相位谱。图 3 为图 2 使用多分辨率显著性检测叠加得到的显著图,其中灰度越高代表障碍的可能性越大。



图 3 地形显著图

Fig. 3 Image of saliency map

3.3 基于方差图的障碍检测

由于障碍物在阳光照射下会存在光亮区与阴影区。与平坦区域灰度产生较大的差异,同时地形起伏越剧烈图像的灰度变化越强烈。方差图通过计算局部灰度偏离图像灰度均值的程度来突出障碍信息。方差图的计算公式如下:

$$I_{ave} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I(i, j)}{m \cdot n}, \quad (5)$$

$$\text{var}(i, j) = \frac{\sum_{u=i-\omega}^{i+\omega} \sum_{v=j-\omega}^{j+\omega} [I(u, v) - I_{ave}]^2}{(2\omega + 1)^2}, \quad (6)$$

其中: m, n 为图像的行列像素数目, $2\omega + 1$ 为窗口尺寸。取 $\omega = 3$ 对之前构建的图像金字塔计算

方差图并融合得到结果如图 4 所示。

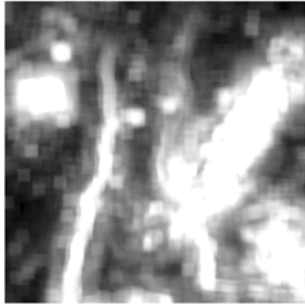
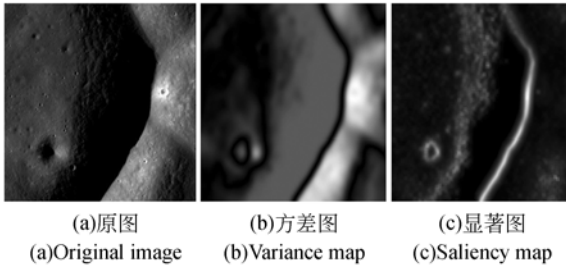


图 4 地形灰度方差图

Fig. 4 Image of variance map

3.4 两类障碍检测的性能

实验发现,由相位谱法得到的显著图更加侧重于检测图像的细节与边缘纹理信息;而方差图则更加偏重于检测图像某点灰度偏离灰度均值的情况。在障碍检测中表现为:方差图将障碍内部的明暗信息较为完整地表现出来,而显著图则将障碍的边缘信息以及尺度较小的障碍凸显出来。两者对于障碍信息的表征既有重叠也有互补。这在处理包含大尺度障碍地形的图像时表现得十分明显。图 5 为两种算法对大尺度障碍地形的检测效果差异。



(a)原图 (b)方差图 (c)显著图
(a)Original image (b)Variance map (c)Saliency map

图 5 两种算法检测效果差异

Fig. 5 Difference of test results between two method

4 障碍区域识别

4.1 二维大津法障碍区域分割

将显著图与方差图灰度分别归一化到区间 $[0, 255]$ 。以原图每个像素对应的方差图灰度为横坐标,对应的显著图灰度为纵坐标生成二维灰度直方图,如图 6 所示。

从图中可以看出,其灰度直方图除沿对角线分布之外,还大量分布在对角线两侧。原点附近

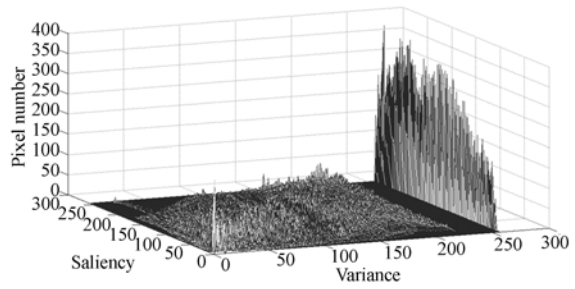


图 6 二维灰度直方图

Fig. 6 2D gray level histogram

的峰值区域代表显著图与方差图值均较低的部分即安全区域。中间沿对角线的分布代表显著图与方差图重叠的部分。而与对角线方向不一致部分的峰值代表显著图与方差图障碍检测的互补部分。传统二维大津法的目标与背景区域划分如图 7 所示。

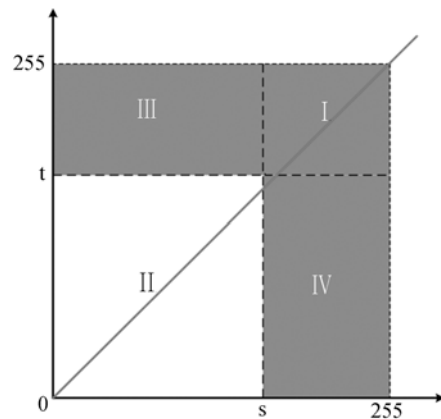


图 7 目标和背景区域示意图

Fig. 7 Image of target and background area

传统二维大津法将沿对角线分布的 I 区认为是目标区, II 区认为是背景区, III, IV 两区认为是噪声。对于本文构建的二维灰度直方图而言,由于两种算法在障碍检测中本身具有抗噪性并且检测结果存在一定的互补性,由图 6 的直方图分布可以得到图 7 的 III, IV 两区域亦存在大量障碍信息。于是将区域 II 认为是安全区域,而将区域 II 以外的部分视为障碍区(图 7 灰色区域)。那么平坦区域和障碍区域两类出现的概率分别为:

$$p_0(s, t) = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{i,j}, \quad (7)$$

$$p_1(s, t) = 1 - p_0(s, t). \quad (8)$$

两个区域对应的由方差图及显著图构成的灰

度均值矢量分别为:

$$\boldsymbol{\mu}_0 = (\mu_{0_i}, \mu_{0_j})^T = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t i \cdot \frac{p_{i,j}}{p_0} \\ \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t j \cdot \frac{p_{i,j}}{p_0} \end{pmatrix}, \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\mu}_1 = (\mu_{1_i}, \mu_{1_j})^T = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{t-1} \sum_{j=0}^{t-1} i \cdot \frac{p_{i,j}}{p_1} - \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t i \cdot \frac{p_{i,j}}{p_1} \\ \sum_{i=0}^{t-1} \sum_{j=0}^{t-1} j \cdot \frac{p_{i,j}}{p_1} - \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t j \cdot \frac{p_{i,j}}{p_1} \end{pmatrix}. \quad (10)$$

图像整体对应的显著图及方差图构成的灰度均值矢量为:

$$\boldsymbol{\mu}_T = (\mu_{T_i}, \mu_{T_j})^T = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{t-1} \sum_{j=0}^{t-1} i \cdot p_{i,j} \\ \sum_{i=0}^{t-1} \sum_{j=0}^{t-1} j \cdot p_{i,j} \end{pmatrix}. \quad (11)$$

定义离散测度矩阵:

$$\mathbf{S} = \sum_{k=0}^1 p_k(s, t) [(\boldsymbol{\mu}_k - \boldsymbol{\mu}_T)(\boldsymbol{\mu}_k - \boldsymbol{\mu}_T)^T]. \quad (12)$$

矩阵 S 的迹为:

$$tr(\mathbf{S}) = \sum_{k=0}^1 p_k(s, t) [(\mu_{k_i} - \mu_{T_i})^2 + (\mu_{k_j} - \mu_{T_j})^2]. \quad (13)$$

当 $tr(\mathbf{S})$ 最大时所对应的 s, t 即为两类区域的最佳分割阈值。

4.2 图像分割增强

对照图 6、图 7 可以看出,在背景区域的峰值特性仍不够明显,进行分割时容易受到影响导致分割质量下降。为了增强大津法的分割效果,设计了一种分段 Gamma 校正函数,对显著图以及方差图使用该函数进行校正可以达到分别压缩障碍区域与安全区域灰度级,同时增加两类区域灰度差异的效果。具体操作如下:

$$\begin{cases} m + (255 - m) \cdot \left(\frac{x - m}{255 - m}\right)^\gamma, & x > m \\ m \left(\frac{x}{m}\right)^{\frac{1}{\gamma}}, & x \leq m \end{cases}, \quad (14)$$

其中: m 为图像的灰度均值, x 为当前的像素灰度,取 $\gamma=5.0$ 。图 8 为该校正函数曲线。

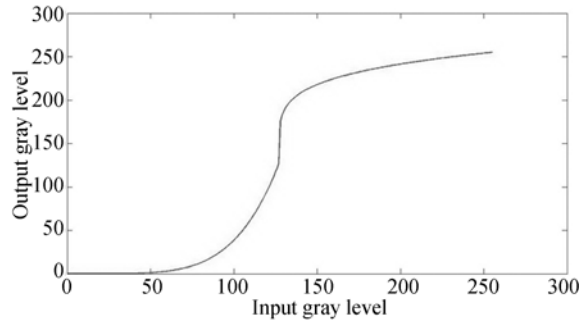


图 8 伽马校正函数曲线
Fig. 8 Curve of Gamma function

图 9 为经过校正后的显著图和方差图,可以看出图像中的障碍信息被从背景中凸显出来。

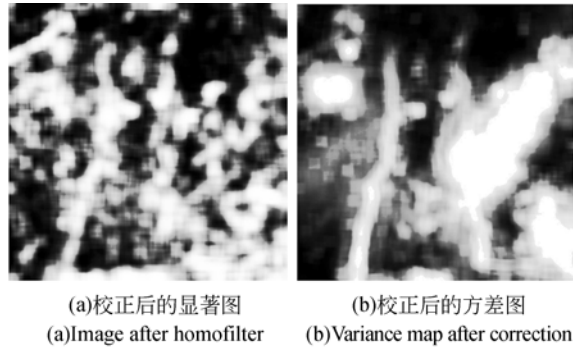


图 9 校正后的显著图和方差图
Fig. 9 Maps after Gamma correction

在校正图像基础上构建的二维灰度直方图体现出良好的分割特性,由图 10 可以看出在背景区域直方图呈现良好的单峰。

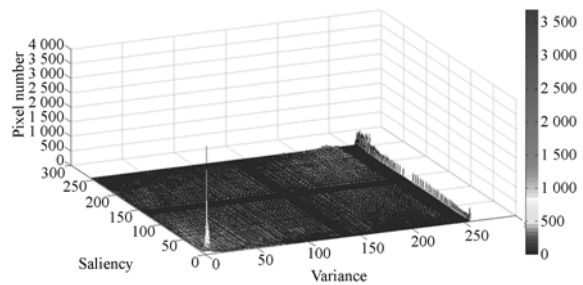


图 10 校正后的二维灰度直方图
Fig. 10 Two-dimensional histogram after Gamma correction

经过二维大津法分割之后得到的障碍区域的分割图像如图 11 所示。将障碍区域的轮廓线绘制在原图上可以看出,对于陨石坑、岩石、沟壑等

不同类型和不同尺度的障碍,该算法都能进行有效的检测。

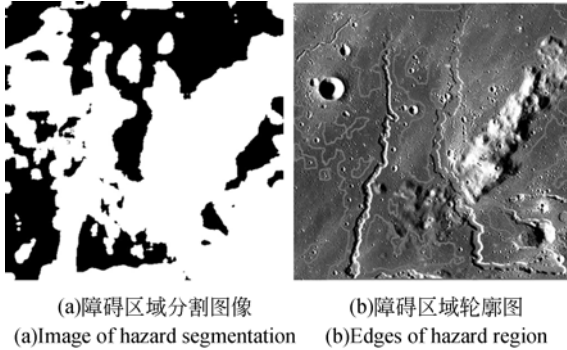


图 11 障碍区域分割结果图

Fig. 11 Result of obstacle region segmentation

5 障碍区域识别算法评价

使用 HIRISE 地形库提供的真实火星地形图像进行障碍检测,并使用其提供的地形三维数据生成的障碍区域作为障碍检测评价标准,使用的图像的地面分辨率为 1 m。将基于灰度图像的障碍检测结果同基于高程数据的障碍分割结果进行比对作为算法的检测效果评价。图 12 为使用的地形图像以及该图像对应的 DEM。

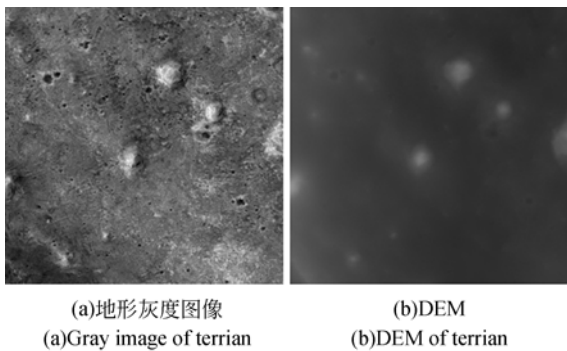


图 12 地形灰度图像及其 DEM

Fig. 12 Gray image and DEM of test terrian

图 13 为本文算法障碍检测结果以及基于高程数据的障碍地形分割结果对比,由于数据分辨率的限制,使用高程数据识别障碍时设定坡度大于 20°,粗糙度大于 1 m 的区域为障碍区域。

本文使用 50 组不同地形不同尺寸的数据对算法的障碍检测能力进行测试和评价。FP 代表未被检测出的障碍占区域总面积的比例, FN 代

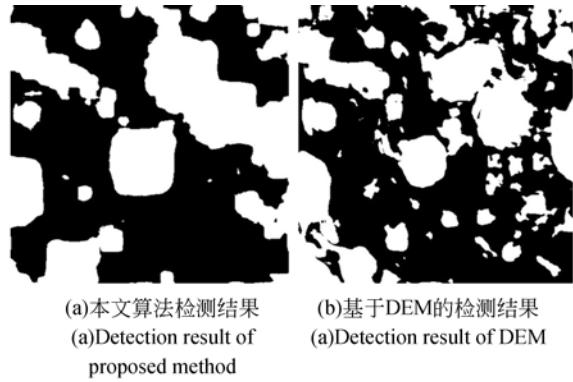


图 13 障碍检测结果对比

Fig. 13 Comparison of obstacle detection results

表误检为障碍的安全区占区域总面积的比例, TN 代表正确识别的障碍区域占总面积的比例, TP 代表正确识别的安全区域占区域总面积的比例。TN 和 TP 会随着不同地形障碍的多少而发生较大的变化,故统计时考察 FN+FP 以及 TN+TP 的值作为算法检测能力的指标。算法检测能力统计如图 14 以及表 1 所示。

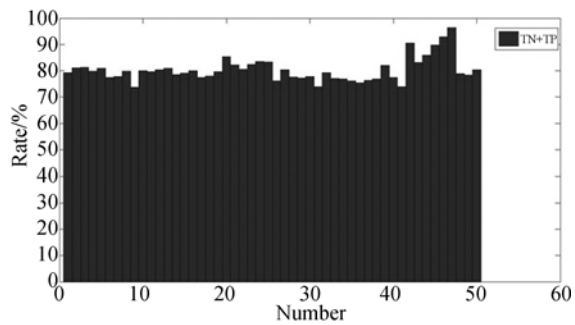


图 14 算法检测率直方图

Fig. 14 Histogram of algorithm detection rate

表 1 算法检测性能统计

Tab. 1 Statistics of algorithm detection performance(%)

统计量	FN+FP	TN+TP
均值	19.72	80.28
最小值	3.5	73.7
最大值	26.3	96.5
方差	4.57	4.57

由上述实验结果可知,本文提出的算法能够有效地检测实际地形中存在的障碍。

6 结 论

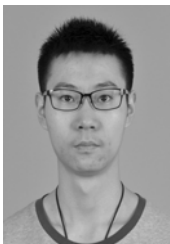
本文根据行星着陆探测器在复杂环境下安全着陆的要求,提出了基于单幅灰度图像的障碍检测方法。实验结果表明,算法的检测正确率为 73.7%~96.5%,平均检测正确率为 80.28%,方

差为 4.57%,证明了本文提出的算法能够有效地检测岩石、陨石坑以及断层裂缝等起伏明显、较为粗糙的地形。不过该算法对于障碍的坡度以及粗糙度不能给出定量的检测结果,实验中未能有效检测的障碍为坡度不满足安全着陆要求但灰度差异不明显的缓坡类障碍,若配合立体视觉的方法进行障碍检测将会得到更好的检测结果。

参考文献:

- [1] HUERTAS A, CHENG Y, MADISON R. Passive imaging based multi-cue hazard detection for spacecraft safe landing [C]. *IEEE Aerospace Conference*, IEEE, 2006:14.
- [2] HUERTAS A, CHENG Y, MATTHIES L H. Automatic hazard detection for landers [J]. *Proceedings of 9th International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space*, 2008.
- [3] ZHANG Z, WANG W, CUI P. A reliable algorithm of rock detection and avoidance for safe spacecraft landing [C]. *International Symposium on Systems and Control in Aeronautics and Astronautics*, IEEE, 2010:1009-1013.
- [4] LI J G, ZHEN J, XIAO-GANG R. Optimal site selection for soft landing on asteroid [C]. *Chinese Conference of Control and Decision*, 2014:2944-2948.
- [5] BANDEIRA L, SARAIVA J, PINA P. Impact crater recognition on mars based on a probability volume created by template matching [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2007, 45(12):4008-4015.
- [6] 于正淦, 朱圣英, 马冬梅, 等. 行星表面非规则陨石坑检测与识别方法 [J]. *宇航学报*, 2013, 34(3):320-326. YU ZH SH, ZHU SH Y, MA D M, *et al.*. Detection and recognition method for irregular craters on planetary surface [J]. *Journal of Astronautics*, 2013, 34(34):320-326. (in Chinese)
- [7] YIN J, LI H, JIA X. Crater detection based on gist features [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2015, 8(1):23-29.
- [8] MATTHIES L, HUERTAS A, CHENG Y, *et al.*. Landing hazard detection with stereo vision and shadow analysis [C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2008*, Pasadena; DBLP, 2008:2735-2742.
- [9] 吴伟仁, 王大轶, 毛晓艳, 等. 基于月面单幅图像的软着陆障碍识别与安全区选取方法 [J]. *深空探测学报*, 2014(4):262-268. WU W R, WANG D Y, MAO X Y, *et al.*. Obstacle recognition and safe area selection method in soft landing based on a single lunar image [J]. *Journal of Deep Space Exploration*, 2014(4):262-268. (in Chinese)
- [10] CHENG Y, JOHNSON A E, MATTHEIS L H, *et al.*. Passive imaging based hazard avoidance for spacecraft safe landing [J]. *IEEE Aerospace Conference Proceedings*, 2007 :1-7.
- [11] MAHMOOD W, SHAH S M A. Vision based hazard detection and obstacle avoidance for planetary landing [C]. *International Workshop on Nonlinear Dynamics and Synchronization*, IEEE, 2009:175-181.
- [12] GONZALEZ R C, WINTZ P. *Digital Image Processing* [M]. Addison-Wesley, 2007.
- [13] GUO C, MA Q, ZHANG L. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion fourier transform [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2008*, IEEE, 2008:1-8.

作者简介:



杨世坤 (1992—), 男, 陕西宝鸡人, 2015 年于北京理工大学获得学士学位, 主要从事图像处理及机器视觉方面的研究。E-mail: yangshikun@bit.edu.cn