

## 一种小天体软着陆中基于地表阴影区的跟踪算法

阮晓钢, 魏若岩, 李建更

(北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

**摘要:** 考虑到星体表面的阴影区在航天器软着陆小天体时可作为导航路标以及避障参考区, 提出一种基于地表阴影区的跟踪算法. 首先利用状态参数将拍摄到的前后两帧图像矫正到相同的状态, 根据提出的二值化算法对图像的阴影区进行检测; 然后利用模板匹配找出阴影区的相关位置点, 并通过特征向量法找到相似性最大的位置点; 最后结合RANSAC算法去除错匹配对. 以两组433 Eros的连续拍摄图像作为阴影区进行跟踪实验, 结果表明该算法具有一定的可行性.

**关键词:** 二值化; 阴影区; 相关性匹配; 避障; 小天体软着陆

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

## Method of tracking for soft landing on small body based on shadow areas

RUAN Xiao-gang, WEI Ruo-yan, LI Jian-geng

(School of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China.

Correspondent: WEI Ruo-yan, E-mail: weiruoyan1984@163.com)

**Abstract:** Considering the shadow areas of the planet surface can be seen as the landmark in the process of guidance, navigation and control(GNC) and hazard avoidance when the spacecraft soft lands on the small body, a method of the shadow areas tracking is proposed. Firstly, with the attitude estimates that are supplied by the attitude-measuring instruments, the two consecutive frames of image are rectified to the same attitude, and the shadow areas are detected by using the proposed binary algorithm. Then, the high correlation points of the shadow areas are found by using the template matching algorithm, and the feature vectors of the high correlation points are extracted to find the most similar point. Finally, the false matches are removed by using of random sample consensus(RANSAC). Two groups of sequence images of 433 Eros are utilized to teste the performance of the proposed method, and the results show that the method can be used in the real sequence images of planet.

**Key words:** binary; shadow area; correlation matching; hazard avoidance; planetary soft landing

## 0 引言

由于所探测的小天体距离地球遥远, 当航天器进行软着陆时, 位于地球的控制中心无法对其进行实时控制<sup>[1]</sup>. 针对这一问题已有基于惯性导航的方法实现对其进行自主导航与控制, 但是考虑到惯性测量仪存在漂移等问题所造成的状态估计的不准确性<sup>[2]</sup>, 需要基于光学导航得到的姿态信息对惯性导航的误差进行更正<sup>[3]</sup>. 基于光学导航的姿态估计是通过在下降过程中对得到的序列图像进行特征点匹配得到的. 目前, 下降图像间的匹配跟踪算法主要有两种: SFM<sup>[4-5]</sup>和DIMES<sup>[6]</sup>. SFM(Structure from motion)是通过图像间的特征点(如SIFT<sup>[7]</sup>, SURF<sup>[8]</sup>等)的匹配得到图像间的状态参数和相对位移的方法, 此类方法具有旋转和

缩放不变性, 在一定程度上也具有一定的视角不变性. 但是此种方法算法复杂度较高, 时效性差, 对于实时性较高的软着陆导航具有较大的局限性<sup>[9]</sup>. DIMES(Descent image motion estimation subsystem)是利用当前状态测量仪提供的状态变化参数(横滚角、航向角、俯仰角、高度)对图像进行矫正, 然后利用后一帧图像与前一帧图像进行全匹配从而得到后一帧图像在前一帧图像中的位置. 这类算法已成功应用于火箭发射的速度估计中<sup>[9-10]</sup>. 但该方法的缺点是如果状态测量仪存在较大的误差, 则会使得矫正不准确, 图像间的匹配将受到影响<sup>[11]</sup>.

星体表面的陨石坑、岩石等在光照条件下会形成特征较为鲜明的阴影区域, 并且序列图像间稳定

收稿日期: 2013-07-15; 修回日期: 2013-10-17.

基金项目: 国家973计划项目(2012CB720000).

作者简介: 阮晓钢(1958—), 男, 教授, 博士生导师, 从事模式识别、智能系统等研究; 魏若岩(1984—), 男, 博士生, 从事航天器的导航与制导的研究.

的光照条件使得阴影区的形状在一定时间内较为稳定. 阴影区域能够反映一些特殊地形的特点, 它的检测与跟踪不但能实现状态估计, 而且对航天器的避障与地形勘探提供了有力的帮助<sup>[12]</sup>. 对此, 本文提出一种基于 DIMES 框架、以拍摄的图像中阴影区域作为软着陆导航路标的提取与跟踪的算法. 首先利用状态测量仪提供的状态参数对图像进行姿态矫正, 针对在导航中需要提取到的阴影区域信息提出一种自适应的二值化阈值确定方法; 然后对二值化后的图像利用模板匹配与特征向量分析相结合的方法实现阴影区匹配; 最后通过 RANSAC (Random sample consensus)<sup>[13]</sup>算法进行错匹配消除从而实现对阴影特征区域的跟踪. 实验分析表明, 本文算法不但运算效率高, 精确率高, 而且当图像出现一定的噪声以及状态矫正误差时算法效果均具有一定的鲁棒性.

## 1 基于状态测量仪信息提供的仿射变换

考虑到航天器内部的状态测量仪器会实时探测航天器的各种状态, 如: 横滚角、俯仰角、航向角以及距离星体表面的高度等, 这些信息可以反映图像状态在不同拍摄时间的差异, 利用这些状态差异和仿射变换公式可以将不同时刻图像进行矫正, 使得两幅图像处于相同的旋转角度、大小尺度以及视角角度. 本文利用拍摄前一幅图像时的航天器状态作为基准状态, 则当前拍摄图像的状态矫正公式<sup>[14]</sup>为

$$\begin{pmatrix} x & y & 1 \end{pmatrix}' = \begin{pmatrix} x' & y' & 1 \end{pmatrix} * T. \quad (1)$$

其中:  $\begin{pmatrix} x' & y' & 1 \end{pmatrix}$  为第 2 幅图像的坐标,  $\begin{pmatrix} x & y & 1 \end{pmatrix}$  为经过仿射变换后的坐标,  $T$  为仿射变换矩阵, 且

$$T = \begin{bmatrix} k & 0 & 0 \\ 0 & k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \beta & 0 \\ \alpha & \alpha\beta + 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

这里:  $k$  为图像的缩放因子,  $\theta$  为图像的旋转角度,  $\alpha$  和  $\beta$  分别为横滚角与俯仰角的变化幅度.

## 2 阴影区的确定

文献 [15] 提出了一种基于 gMET 的阴影区检测算法, 该算法可自动设定二值化阈值以得到阴影区, 但是该算法只局限于一维双峰图像直方图的算法, 对于多峰、单峰直方图的图像则不适用, 而且该算法中  $\gamma$  值的选取在一定程度上会影响阴影区提取的结果. 文献 [1] 提出一种基于 MSER (Maximally stable extremal regions)<sup>[16]</sup>的阴影区检测算法, 通过设定阴影区与光照区平均像素值之间的比例关系检测出阴影区域, 但是该算法所用到的比例关系通常为常数, 会使得阴影区域的检测不能很好地应对多种光照条件的变化.

本文在阴影区提取方面提出了一种基于二维直方图的二值化阴影区的提取算法. 首先利用最小二乘法找到图像一维直方图中的孤立点并将其去除; 然后利用本文提出的 DBT (Determination of binary threshold for shadow areas) 方法提取出阴影区的二值化阈值; 最后利用二值化阈值缩小二维直方图中阴影区像素点的查找范围, 根据范围内像素点的分布情况寻找到阴影区对应的像素点.

### 2.1 一维直方图中孤立点像素值的查找

孤立点<sup>[17-18]</sup>是指在数据集中与大多数数据的特征不一致的数据.

令  $S$  为一幅图像中各个像素值的数目集合,  $s(i) \in S, i = 0, 1, \dots, 255$ , 且  $i+1 > i$ , 利用最小二乘曲线拟合算法求得以  $i$  为横坐标,  $\lambda(i)$  为纵坐标的曲线, 用该曲线  $\lambda$  来拟合曲线  $S$ .

**引理 1** 令  $d(i) = s(i) - \lambda(i), i = 0, 1, \dots, 255$ , 当  $j$  为  $S$  的孤立点时, 有

$$d(j) > 0 \text{ and } \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(d(j)-\mu)^2}{2\sigma^2}} \ll \bar{P}. \quad (2)$$

其中

$$\begin{aligned} \mu &= \frac{1}{256} \sum_{i=0}^{255} d(i), \\ \sigma &= \sqrt{\frac{1}{256} \sum_{i=0}^{255} (d(i) - \mu)^2}, \\ \bar{P} &= \frac{1}{256} \sum_{i=0}^{255} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(d(i)-\mu)^2}{2\sigma^2}}. \end{aligned}$$

**证明** 因为  $\lambda$  为  $S$  的最小二乘拟合曲线,  $d(i)$  为  $s(i)$  与  $\lambda(i)$  之间的距离, 当  $d(i) < 0$  时有  $s(i) < \lambda(i)$ , 则  $i$  的像素值不会影响整体图像; 当  $d(j) > 0$  时,  $j$  的像素值数量将高于拟合曲线的估计值, 所以具有孤立点的可能性. 由于  $d$  近似服从  $N(\mu, \lambda)$  的正态分布, 令  $\bar{P}$  为  $d$  的平均概率, 则当  $j$  为  $S$  的孤立点时, 意味着  $j$  为  $d$  的极小概率值,  $d(j)$  的概率值必然远小于  $d$  的平均概率值. 当  $e^{-\frac{(d(j)-\mu)^2}{2\sigma^2}} < \xi$  时,  $j$  为  $S$  的孤立点,  $\xi$  为孤立点像素值的阈值. 通过大量实验发现  $\xi$  的取值通常在区间  $[\bar{p}/10, \bar{p}/5]$  中, 这里取  $\xi = \bar{p}/10$ .

### 2.2 DBT 算法

该算法是针对图像中低值像素点 (像素值小于平均像素值的像素点) 数量的分布情况进行分析, 具体步骤如下.

**Step 1:** 计算图像中小于图像平均灰度值  $\bar{f}$  的像素值集合  $b_1$ , 并对  $b_1$  进行升序排列, 有

$$b_1(i) < \bar{f} \text{ and } b_1(i+1) \geq b_1(i), i = 1, 2, \dots, n_1. \quad (3)$$

其中

$$\bar{f} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y),$$

$f(x, y)$  为位置在  $(x, y)$  的像素值,  $n_1$  为像素值小于  $\bar{f}$  的像素点数目.

Step 2: 计算  $b_1$  与  $\bar{f}$  差值的变化率, 可得到一组新的集合  $v_1$  及其平均值  $\bar{v}_1$ , 即

$$v_1(i) = b'_1(i+1) - b_1(i)', \quad (4)$$

$$\bar{v}_1 = \frac{1}{n_1 - 1} \sum_{i=1}^{n_1-1} v_1(i). \quad (5)$$

其中:  $b_1(i)' = b_1(i) - \bar{f}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n_1 - 1$ .

Step 3: 计算在  $v_1$  中大于  $\bar{v}_1$  的最大位置  $L_1$ , 并计算  $L_1$  在  $v_1$  中的长度比例  $p_1$ , 有

$$L_1 : v_{L_1} = \max(v_1 \mid v_1(i) \geq \bar{v}_1), \quad (6)$$

$$i = 1, 2, \dots, n_1 - 1;$$

$$p_1 = L_1 / (n_1 - 1). \quad (7)$$

Step 4: 得到阴影区域的阈值  $\alpha_1$  为

$$\alpha_1 = \bar{f} - f'_1, \quad (8)$$

其中

$$f'_1 = \sqrt{\sum_{i=1}^{n_1 p_1} b'_1(i)^2 / (n_1 p_1)}.$$

### 2.3 利用二维直方图提取图像阴影区

图1为一幅图像的二维直方图示意. 其中:  $\alpha_1$  为图像的阴影区二值化阈值, 阴影区的像素点分布在二维直方图的区域  $A : (0 - \alpha_1, 0 - \alpha_1)$  中;  $l$  为二维直方图的对角线, 像素点越接近于对角线, 其为阴影区像素点的可能性越大, 越远离对角线的点是噪声像素点的可能性越大, 所以本文在区域  $A$  中利用分界线  $l_1$  和  $l_2$  来划分阴影区像素点与噪声像素点,  $l_1$  和  $l_2$  分别为区域  $A$  的上三角分界线与下三角分界线.

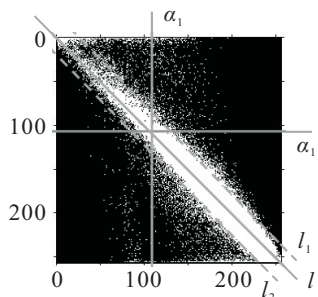


图1 二维直方图示意

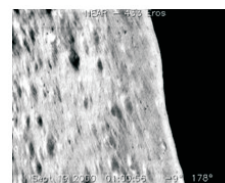
在二维直方图中, 分别统计每个分布点距离直线  $l$  的垂直距离, 由于每个分布点的值  $s$  代表该像素点数量的累加值, 令其为该分布点的权重, 利用点到直线的距离及式(12)和(13), 可得到分布点在上三角区域与下三角区域中像素点分布距离  $l$  的平均距离  $v_1$  和  $v_2$ , 即

$$v_1 = \frac{1}{S_1} \sum_{i=1}^{n_1} \frac{x_i + y_i}{\sqrt{2}} s_i, \quad S_1 = \sum_{i=1}^{n_1} s_i; \quad (9)$$

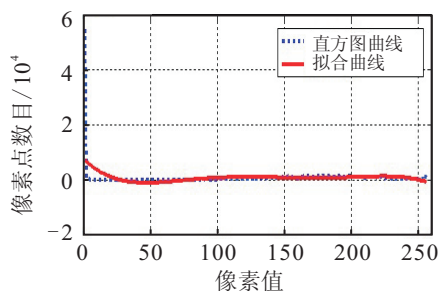
$$v_2 = \frac{1}{S_2} \sum_{j=1}^{n_2} \frac{x_j + y_j}{\sqrt{2}} s_j, \quad S_2 = \sum_{j=1}^{n_2} s_j. \quad (10)$$

其中:  $n_1$  和  $n_2$  分别为在区域  $A$  中的上三角和下三角中的分布点的数目,  $s_i (i = 1, 2, \dots, n_1)$  和  $s_j (j = 1, 2, \dots, n_2)$  为每个分布点中像素点的累加值,  $(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, n_1)$  和  $(x_j, y_j) (j = 1, 2, \dots, n_2)$  为分布点在区域  $A$  中的位置坐标. 所以  $v_1$  和  $v_2$  即为  $l_1$  和  $l_2$  到对角线  $l$  的距离, 凡是在区域  $A$  中处于  $l_1$  和  $l_2$  之间的像素点均为阴影区域像素点.

图2(a)是EROS 433小行星的一幅近距离拍摄图像, 图像中天体与太空背景形成了鲜明的对比, 太空背景的像素值基本在0或1附近. 图2(b)是其直方图曲线(虚线表示)与直方图的最小二乘拟合曲线(实线表示), 从中可以发现, 直方图曲线在0, 1附近的像素值数目极高, 并且与拟合曲线差别较大, 所以认为属于该像素值的像素点为像素点中的孤立点.



(a) 原图像

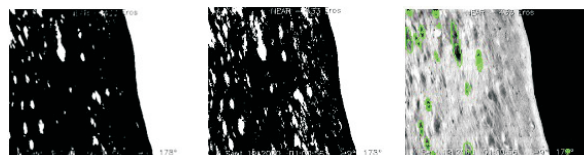


(b) 直方图曲线和拟合曲线

图2 存在孤立像素点的图像及其直方图曲线和拟合曲线

图3给出了本文算法与文献[15]和文献[1]的阴影区提取对比. 其中: 图3(a)为本文算法结果, 本文  $\gamma$  取默认值1; 图3(b)为文献[15]中的算法结果; 图3(c)为文献[1]中的算法结果. 其中比例关系如下式<sup>[15]</sup>所示:

$$[\text{average}(L) - \text{average}(D)] / \text{average}(L) > \sigma. \quad (11)$$



(a) 本文算法 (b) 文献[15]算法 (c) 文献[1]算法

图3 本文算法与其他算法的对比

average( $L$ ) 为光照区平均像素值, average( $D$ ) 为阴影区平均像素值,  $\sigma$  为关系比例值, 这里取  $\sigma = 0.7$ . 从图 3 中可以发现: 图 3(b) 存在较多的噪声; 而图 3(c) 中提取出的阴影区域(椭圆)较少; 本文算法的结果不但能提取到大部分阴影区域, 而且噪声较少, 可见本文的阴影区提取算法具有一定的可行性.

### 3 阴影区域的跟踪

#### 3.1 相关性分析

根据文献 [19], 两个函数相关性定义如下.

令  $P(x, y)$  是  $M \times N$  维函数, 函数  $S(x, y)$  的维数是  $K \times L$ , 并且  $K \leq M, L \leq N$ . 由于两个函数的维数不同, 先将  $S$  扩展成  $M \times N$  维函数  $S_{\text{extend}}$  (下文用  $S_e$  代替). 于是两个函数  $P$  和  $S_e$  的相关函数  $f$  可表示为

$$f(x, y) = T * g(x, y) / \max(g). \quad (12)$$

其中

$$g(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} P^*(x, y) S_e(x+m, y+n),$$

$T$  为  $g$  的值域上限,  $P^*$  为  $P$  的共轭复数. 因为  $P$  表示为一幅图像, 所以  $P^*$  应为实函数图像, 则有  $P^* = P$ .

#### 3.2 基于特征向量的阴影区域跟踪

图像的某一个阴影区域如图 4(a) 所示, 图 4(b) 为阴影区二值化后的图像. 找到其最小外接圆, 计算该圆的直径  $l$  长度, 以阴影区域的重心为中心, 边长为  $l$  的正方形将该阴影区域提取出来, 并且将此区域分成  $n$  个子区域(图中  $n$  为 16), 如图 4(b) 所示. 首先分别统计出每个子区域中像素值为 1 的像素点数量  $\alpha_i$  和像素值为 0 的像素点数目  $\beta_i (i = 1, 2, \dots, n)$ ; 然后设置一个  $n$  维的向量  $d$ , 即

$$d = (d_1, d_2, \dots, d_n). \quad (13)$$

则向量  $d$  中的每个向量元素表示像素值为 1 的像素点在该子区域中所占的比例, 即  $d_i = \alpha_i / (\alpha_i + \beta_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ .

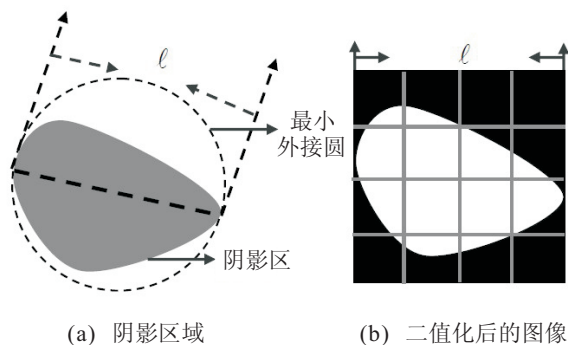


图 4 阴影区域分割示意

在进行阴影区域跟踪的过程中, 首先通过相关性分析算法查找到与被跟踪阴影区域所有高度相关(本

文定义匹配后图像中的像素点的像素值大于 150 即为高度相关点)的像素点所在的区域(其大小为被匹配阴影区域大小)的中心点; 然后将所有检测到的区域划分成  $n$  个子空间, 并利用本节方法提取出  $n$  维特征向量, 用同样的方法提取出被匹配阴影区域的  $n$  维特征向量, 通过比较特征向量之间的欧氏距离确定最终点. 对于算法的实时性问题, 先将被匹配阴影区域的特征向量与所有与其高度相关的像素点特征向量整合成训练样本, 再应用 PCA<sup>[20]</sup> 算法将样本进行降维处理, 从而降低高维数据的运算时间.

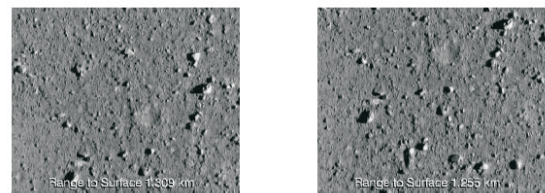
在跟踪阴影区域的过程中有的区域会脱离相机的拍摄范围, 这样会使探测器的定位受到影响, 所以在被跟踪阴影区即将离开所拍照范围时需要确定新的被跟踪阴影区.

### 4 实验分析

实验采用 NEAR 任务拍摄的 433 Eros 小天体真实图像作为本文算法的测试对象, 实验内容分为两个部分: 1) 用两幅连续拍摄图像<sup>[21]</sup> 检测在各种测量误差下的匹配效果; 2) 选择一组多幅真实序列图像<sup>[22]</sup> 进行阴影区的跟踪来验证本文算法的可行性.

#### 4.1 在状态测量仪存在测量误差下的匹配率实验

图 5 为两幅相邻帧图像, 图 6 在图 5(a) 中选择了 17 个两幅图像均存在的阴影区域(图 6 中白圈所示)作为跟踪目标, 这些阴影区域的大小所占原图的比例在 0.15%~1.5% 之间



(a) 前一帧

(b) 后一帧

图 5 两幅连续帧拍摄图像

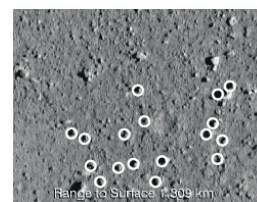


图 6 阴影区选择

将图 5(b) 进行了以下的假设处理以测试算法的有效性:

- 1) 不作处理;
- 2) 边长均扩大 5%, 用来模拟前后两次图像拍摄时图中的同样物体扩大的幅度;

3) 同时施加均差为 25 的高斯噪声以及 10% 的椒盐噪声, 用来模拟宇宙射线对航天器相机的拍摄效果的影响;

4) 进行视角变化(对图像进行横轴方向逆时针旋转 10°, 纵轴逆时针旋转 5°), 用来模拟航天器的状态测量仪在横滚方向与俯仰方向的测量误差;

5) 图像分别右旋和左旋 5° 角, 用来模拟航天器中的陀螺仪存在 5° 旋转角测量误差.

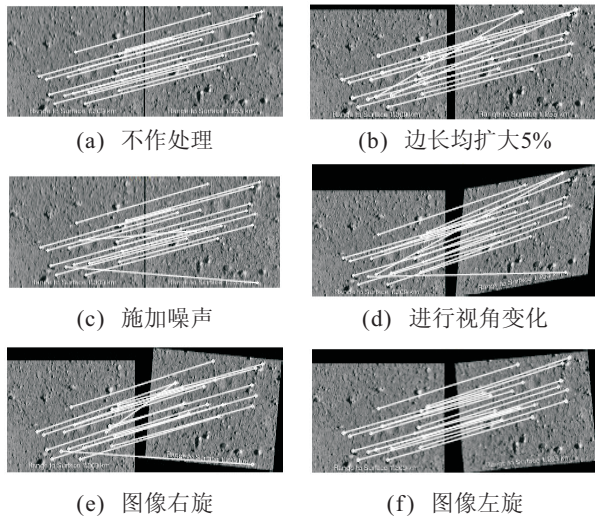


图7 跟踪效果图

图7给出了利用本文算法进行跟踪的效果图. 其中: 图7(a)~图7(d)对应着假设1)~假设4), 图7(e)~图7(f)则对应着假设5). 从图7中可以看出: 两幅原图在进行匹配时所有阴影区域均匹配成功; 当状态测量仪存在一定的测量误差时, 大部分误匹配为2对; 只有当匹配图像发生一定的视角变化时, 才会出现3对的误匹配, 匹配率均在82%以上. 因此, 本文算法对于发生一定变化的图像具有一定的鲁棒性.

4.2 关于序列图像的阴影区跟踪实验

这里选择一组多幅连续序列图像作为本文算法的可行性验证, 如图8所示. 该组图像为航天器针对 433 Eros 小天体的飞跃图像, 图像拍摄距离较高, 拍

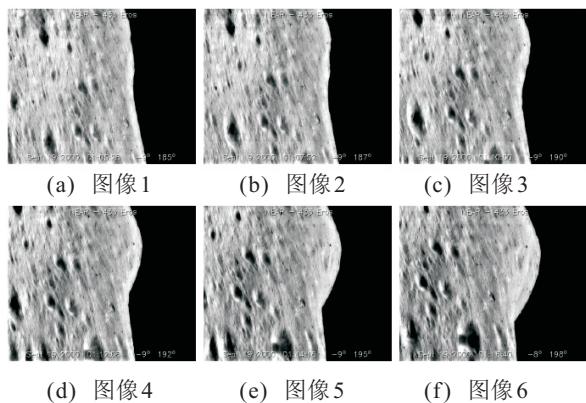


图8 多幅序列图像

摄间隔为 146 s, 天体经度相差 3°. 由于误匹配的存在, 本节实验利用 RANSAC 进行匹配提纯, 以提高光学导航的精准度.

在阴影区域提取过程中限定提取的阴影区面积占整个图像比例大于 0.02% 及小于 0.02% 的不予考虑. 运行环境为 Windows 7, Matlab 2010, CPU: Core i3, 2 G 内存.

图9给出了多幅序列图像的匹配结果. 从图9可以发现, 利用本文提出的阴影区域检测与匹配算法结合 RANSAC 算法可以使得该组序列图中的阴影区的匹配率达到 100%. 对于算法的时间问题, 本次实验大部分运算时间集中在 5~7 s 之间, 如果用于软着陆的跟踪, 则需要提高硬件设备和利用底层语言编写程序以适应实时性要求.

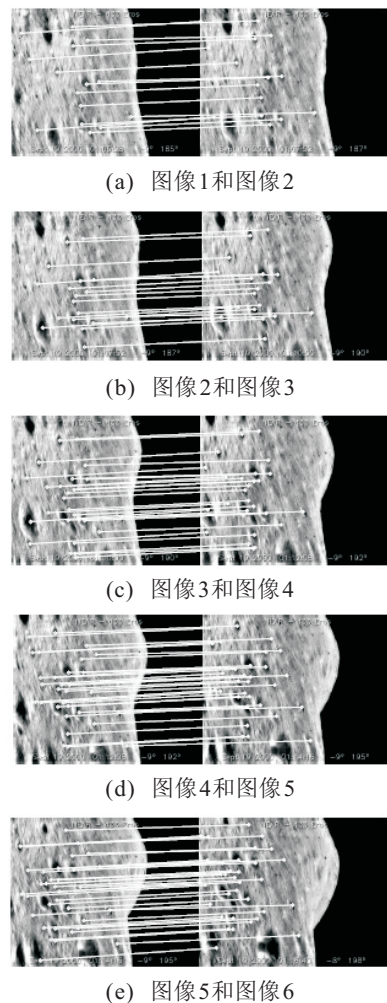


图9 序列图像匹配结果

5 结 论

本文提出了一种基于 DIMES 框架的阴影区匹配与跟踪算法, 通过实验分析得出该算法具有如下特点: 1) DBT 算法对于图像中的阴影区域具有较好的检测效果; 2) 跟踪的特征区域是基于行星表面普遍存在的阴影区域, 除了可用于姿态估计外, 也可作为航

天器的避障参考区域; 3) 当状态测量仪提供的状态参数存在一定误差时, 算法仍然可以匹配大部分的阴影区. 但是算法还存在一些不足, 需要以后进行深入研究: 1) 当状态测量仪提供的状态误差超出一定界限时, 匹配效果会受到较大影响; 2) 当前的算法还有待于优化以更好地满足深空探测的实时性要求.

### 参考文献(References)

- [1] Yu M, Cui H, Tian Y. A new approach based on crater detection and matching for visual navigation in planetary landing[J]. *Advances in Space Research*, 2014, 53(12): 1810-1821.
- [2] Van Pham B, Lacroix S, Devy M, et al. Landmark constellation matching for planetary lander absolute localization[C]. *VISAPP 2010. Angers, 2010*: 267-274.
- [3] Li S, Cui P, Cui H. Vision-aided inertial navigation for pinpoint planetary landing[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2007, 11(6): 499-506.
- [4] Bouguet J Y, Perona P. Visual navigation using a single camera[C]. *Proc of the 5th Int Conf on Computer Vision. Florida: IEEE, 1995*: 645-652.
- [5] Montgomery J F, Johnson A E, Roumeliotis S I, et al. The jet propulsion laboratory autonomous helicopter testbed: A platform for planetary exploration technology research and development[J]. *J of Field Robotics*, 2006, 23(3/4): 245-267.
- [6] Johnson A, Willson R, Cheng Y, et al. Design through operation of an image-based velocity estimation system for mars landing[J]. *Int J of Computer Vision*, 2006, 74(3): 319-341.
- [7] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *Int J of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [8] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features(SURF)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [9] Trawny N, Mourikis A I, Roumeliotis S I, et al. Coupled vision and inertial navigation for pin-point landing[C]. *NASA Science and Technology Conf. Washington DC, 2007*: B2P2.
- [10] Mourikis A I, Trawny N, Roumeliotis S I, et al. Vision-aided inertial navigation for spacecraft entry, descent, and landing[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2009, 25(2): 264-280.
- [11] Johnson A E, Montgomery J F. Overview of terrain relative navigation approaches for precise lunar landing[C]. *Aerospace Conf. Big Sky, 2008*: 1-10.
- [12] 于正滢, 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 Z S, Zhu S Y, Ma D M, et al. Detection and recognition method for irregular craters on planetary surface[J]. *J of Astronautics*, 2013, 34(3): 320-326.)
- [13] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [14] Szeliski R, Shum H Y. Creating full view panoramic image mosaics and environment maps[C]. *Proc of the 24th Annual Conf on Computer Graphics and Interactive Techniques. Los Angeles, 1997*: 251-258.
- [15] Huertas A, Cheng Y, Madison R. Passive imaging based multi-cue hazard detection for spacecraft safe landing[C]. *Aerospace Conf. Big Sky, 2006*: 1-14.
- [16] Matas J, Chum O, Urban M, et al. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions[J]. *Image and Vision Computing*, 2004, 22(10): 761-767.
- [17] 曹晖, 司刚全, 张彦斌. 一种基于密度近邻的增量式孤立点发现算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2009, 22(6): 931-935. (Cao H, Si G Q, Zhang Y B. A density-neighbors-based incremental outlier detection algorithm[J]. *PR&AI*, 2009, 22(6): 931-935.)
- [18] 韩德强, 韩崇昭, 杨艺. 基于  $k$ -最近邻的支持向量预选取方法[J]. *控制与决策*, 2009, 24(4): 494-498. (Han D Q, Han C Z, Yang Y. Approach for pre-extracting support vectors based on  $k$ -NN[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(4): 494-498.)
- [19] Rafael C Gonzalez, Richard E Woods. *Digital image processing*[M]. New Jersey: Pearson Education, 2002: 571-572.
- [20] Wold S, Esbensen K, Geladi P. Principal component analysis[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1987, 2(1): 37-52.
- [21] Applied Physics Laboratory of The Johns Hopkins University. Eros: The final approach[EB/OL]. [2013-06-03]. <http://near.jhuapl.edu/ioid/20010731/>.
- [22] NASA Official. NEAR eros animations[EB/OL]. [2013-06-03]. [http://nssdc.gsfc.nasa.gov/planetary/mission/near/near\\_eros\\_anim.html](http://nssdc.gsfc.nasa.gov/planetary/mission/near/near_eros_anim.html).

(责任编辑: 李君玲)