

基于序列图像的月球着陆定位计算方法研究

徐焕宇 刘佶鑫 孙巍巍 罗楠 朱近

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

摘要 针对月球着陆器计算机视觉着陆点定位系统的需求,提出了一种基于图像序列的月球着陆器着陆点定位计算方法。该方法以SURF(Speeded Up Robust Features)图像特征点提取算法为基础,通过最小二乘法迭代逐步消除误匹配点对,最后计算得到着陆器着陆时所拍摄的图像在有经纬度坐标的月面图像中的位置,并对着陆点误差进行分析以达到精确定位着陆点的目的。仿真实验使用两种月面仿真图像序列,结果表明该方法匹配准确度和稳定性较高,可以达到工程应用要求。

关键词 图像配准, SURF, 着陆定位, 月面数据

中图分类号 TP751.1 **文献标识码** A

Image Sequence Based Lunar Landing Locating Algorithm

XU Huan-yu LIU Ji-xin SUN Wei-wei LUO Nan ZHU Jin

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract According to the requirements of the computer vision landing locating system on a Lunar lander, this paper proposed an algorithm to obtain the landing position of the Lunar lander using image sequence registration. This algorithm is based on SURF(Speeded Up Robust Features), and uses least squares to iteratively remove the mismatch point pair, finally gets the range of a image taken when just landed in a wide range Lunar image with latitude and longitude information to obtain the exact landing position, moreover, analyzes the error of the landing position. The experiment uses 2 kinds of simulated Lunar image sequence. The numerical results show that it achieves high registration accuracy and stability, and is qualified for engineering application.

Keywords Image registration, SURF, Landing locating, Lunar image

准确定位巡视器在月面的着陆点,是保障完成探月任务的重要工作之一。传统的导航系统由于惯性元件的漂移,且不具备感知周围环境的能力,其位置跟踪误差会随着时间不断地累积,因此不适宜月面的着陆定位。而基于计算机视觉的导航定位系统借助于多个周围环境影像的特征点进行定位,因此具有跟踪误差积累小、设备的体积小、成本低、自动化程度高等特点,已经成功应用在各种飞行器的导航定位中^[1-3]。

基于序列图像的月球着陆定位的基本原理是:以事先已经获取的着陆区的高分辨率(包含经纬度信息的)图像作为基准图,在着陆器下降着陆过程中,对着陆器拍摄的一组地面时序图像序列依次进行特征点的提取和配准,计算出每幅图像在基准图像上的对应区域,最终确定着陆点在基准图中的相对位置。

自1999年1月起对EROS433进行探测的NEAR小行星探测器在导航方面就采用了图像导航技术^[4],其基本思想是结合已有的EROS433图像和激光测距仪来估计飞行器的运动轨迹,从而实现飞行器的导航。探测器的着陆定位精度可以在100m范围内。NASA与JPL共同研制的MER(Mars Exploration Rover)火星探测器在着陆下降阶段使用图像特

征匹配的方法估计水平速度,称之为DIMES(Descent Image Motion Estimation System)^[5]。

近年来国内学者也对月面着陆定位方法进行了仿真研究^[6-8]。文献[9]提出了用光学相关识别技术解决精确定点着陆问题;文献[10]利用SIFT算法提取月面特征方法,以解决存在较大旋转和缩放的图像的配准问题,再利用地貌匹配点的地理信息,通过2D/3D位姿估计方法,估计出探测器在地理坐标系下的绝对位置和姿态。但这些方法或在定位精度上略显不足,或需要各种传感器数据,方法复杂,难以在应用中实现。

与地面图像相比,月面图像纹理信息少,没有人工建筑的几何特征点。固定视场角相机在着陆过程中所拍摄的图像序列的分辨率变化大(从米级到厘米级)。由于下降过程中的运动和震动,序列图像会产生较大的平移、旋转和比例变化。如何设计有效的特征点提取和配准算法,改进着陆定位的计算精度,提高计算速度,选择合理的图像序列间隔来降低数据传输量,是登月工程需要解决的问题。

本文提出了一种基于SURF(Speeded Up Robust Features)图像特征点提取的着陆定位算法,使用实际月面图像和高分辨率仿真月面图像进行了实验分析,并研究了定位误

到稿日期:2011-01-13 返修日期:2011-04-06 本文受国家自然科学基金(61003108),教育部博士学科点基金(200802880017)资助。

徐焕宇(1985-),男,博士生,主要研究方向为图像处理, E-mail: xhydtc@hotmail.com;朱近 博士,教授,主要研究方向为模式识别与图像处理。

差和图像序列间隔的选取。实验结果表明,本方法的运算速度快,匹配准确度和稳定性较高,可以达到工程应用要求。

1 特征点提取与配准

从月面图像中准确地进行特征点的提取与配准,是着陆定位计算的基础。目前常用的图像配准方法主要分为基于灰度的图像配准和基于特征的图像配准。基于灰度的图像配准方法主要有灰度相关法、相位相关法及互信息法^[11],但图像配准计算量大、鲁棒性不高,图像间尺度差异较大时无法得到较好的匹配结果。基于特征的图像配准能有效地克服基于灰度的匹配方法受噪声、灰度变化及各种几何变形影响的不足,基于点特征的图像配准更是由于其易于表示及快速的特点获得了广泛的研究与应用。其中主要有 Harris 算子^[12]、SU-SAN 算子、SIFT 算子^[13],以及国内外学者提出的各种改进的描述符与去除误匹配的方法^[14-18],它们的匹配结果均优于原始的 SIFT 算子。其中,SURF 算子^[19]不但具有 SIFT 算子针对图像缩放和旋转有很高鲁棒性的特点,在几乎不损失精度的前提下相比 SIFT 算子大大提高了检测速度,是一种很有效的方法,而其在视角变化方面的弱势在本课题中几乎不存在。在分析研究了上述各种方法后,本课题选用了 SURF 算子进行月面图像的特征点提取与配准计算。

1.1 SURF 算子

SURF 描述子是 SIFT 描述子的一个快速改进算法。与 SIFT 算子一样,它具有对于尺度和旋转的鲁棒性。SURF 描述子包含两个主要部分:关键点检测和尺度旋转不变的特征计算。其中 SURF 的关键点检测采用的是快速 Hessian 检测算法;SURF 的特征采用的是经过方向配准的梯度方向直方图特征。

1.1.1 快速 Hessian 检测器

对于给定图像 I 上的一个像素点 $X=(x,y)$,在 X 点处的尺度为 σ 的 Hessian 矩阵 $H(X,\sigma)$ 可以表示为

$$H(X,\sigma)=\begin{bmatrix} L_{xx}(X,\sigma) & L_{xy}(X,\sigma) \\ L_{xy}(X,\sigma) & L_{yy}(X,\sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $L_{xx}(X,\sigma)$ 是 Gauss 二阶偏导数 $\frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$ 在 X 点处与图像 I 的卷积;同理表示 $L_{xy}(X,\sigma)$ 和 $L_{yy}(X,\sigma)$ 。

因 Gauss 函数在实际使用中需要离散化和截断,可使用盒(box)滤波器来近似 Gauss 滤波器,利用积分图实现特征快速提取。图 1 显示了二阶 Gauss 导数与其近似盒函数的图形。

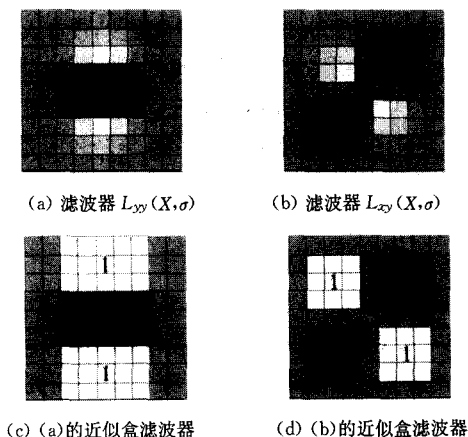


图 1 二阶 Gauss 导数与盒函数

其中 9×9 的盒滤波器对应于 $\sigma=1.2$ 的二阶 Gauss 导数。用 D_{xx} , D_{yy} 和 D_{xy} 分别表示盒函数对于二阶 Gauss 导数的近似。其中灰色部分表示 0,黑色部分表示负值,白色部分表示正值。为了计算快速,不再对各个区域的权重进行分别计算。在计算快速 Hessian 矩阵的秩时,可采用如下方法:

$$\det(H_{\text{approx}})=D_{xx}D_{yy}-(0.912D_{xy})^2 \quad (2)$$

与 SIFT 算法不同,SURF 方法中采用了放大滤波器尺寸的方式来构建多尺度图像金字塔。对应于 $\sigma=1.2$ Gauss 函数,我们将 9×9 的盒滤波器的尺度记作 $s=1.2$ 。在此基础上,为了使盒滤波器保持其结构,利用 $9 \times 9, 15 \times 15, 21 \times 21, 27 \times 27$ 等尺度的盒滤波器来构建图像金字塔。 27×27 的滤波器对应于 $\sigma=(27/9) \times 1.2=3.6=s$ 。为了计算尺度空间中的感兴趣点,使用 $3 \times 3 \times 3$ 的邻域进行非最大抑制(non-maximum suppression)。

1.1.2 SURF 描述子的计算

在 SURF 描述子的计算中,为了实现描述子对于旋转的不变性,需要首先确定其主方向。首先,在关键点处计算 Haar 小波滤波器在 x 和 y 方向的响应值,计算区域的半径为 $6s$,这里 s 表示关键点所在的尺度。然后,统计所有点的主方向的分布,以 $\pi/3$ 为量化步长计算,找到具有最大分布响应的角度,将其作为当前描述子的主方向。在找到主方向之后,需要确定特征提取区域,区域在以关键点为中心、大小为 $20s \times 20s$ 的与主方向相关的矩形区域。为了保留空间位置信息,需要将该区域划分成 4×4 个 $5s \times 5s$ 的子区域,并在每一个子区域内提取特征 $v=(\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$,其中 d_x 为 x 方向的梯度, d_y 为 y 方向的梯度。最后,区域内的所有 16 个子区域的特征可以串接成一个 64 维的特征向量作为中心点的特征,并进行归一化处理。3 种典型的图像模式的特征值响应如图 2 所示。



图 2 3 种典型图像模式的特征响应

1.1.3 关键点匹配

得到关键点的描述子特征向量后,需要对两幅图像的关键点进行匹配。匹配方法如下:比较待配准图像上的特征点的描述子特征向量与基准图像上的特征点的描述子特征向量,计算两特征向量的欧氏距离。如果两特征点的欧氏距离最短,并且此距离小于次短距离的 0.7 倍,则认为两特征点为对应的匹配点对。这种方法称之为最近邻比率匹配方法(nearest neighbor ratio matching strategy)。

1.2 误匹配点的去除

用上述特征点匹配方法计算的匹配结果之中,可能存在着错误的匹配点对。误匹配点对的存在会影响匹配结果——变换矩阵的准确性,需要尽可能将之去除。去除无匹配方法的主导思想是在尽可能少丢弃正确匹配点对的同时,将误匹配点对丢弃。传统的无匹配点对去除方法,如 RANSAC^[20]由于每次迭代随机取点,使得迭代次数不易控制,且结果不够稳定,难以适应本课题背景。因此,我们针对本课题的具体需

求,提出一种简单快速且具有很高鲁棒性的去除误匹配点对的方法。假设在所有匹配点对中,误匹配点对的数目相对正确匹配点对的数目较小,这在实际情况中也是较为合理的。

本课题所使用的去除误匹配点对方法的具体步骤为:首先使用初始匹配点对集合 $S_0 = \{(a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_n, b_n)\}$,再使用最小二乘法计算仿射变换矩阵:

$$H = \arg \min_X \sum_{k=1}^n |M \cdot a_k - b_k| \quad (3)$$

式中, a_k 与 b_k 为 2 幅待匹配图像中的对应匹配点的坐标, M 为任意变换矩阵。

将得到的矩阵 H 遍历计算所有匹配点对,去除当前 H 矩阵下计算误差大于阈值 T 的匹配点对,得到去除后的匹配点对集合:

$$S_{i+1} = S_i - \{(a, b) | T < |M \cdot a - b|\} \quad (4)$$

重复上述步骤 m 次或迭代至 S_{i+1} 与 S_i 集合相等,最终得到的匹配点对集合为 S_m 。使用 S_m 由式(3)计算得到最终的仿射变换矩阵。

去除无匹配点对方法的优势在于迭代次数容易控制,且可以保证丢弃误差较大的误匹配点对,即使在迭代中有正确的匹配点对被丢弃,依然对最后的匹配结果影响不大。在试验中也能够看到此方法具有良好的稳定性。

2 基于序列图像的着陆定位计算

基于序列图像的配准以两幅图像间的配准为基础,又有其自身的特点。序列图像的配准也应用于各种领域,如航天领域^[21]、医学领域^[22,23]、地理信息领域^[24]等。虽然应用领域各不相同,但使用的方法均有相通之处。本文主要研究着陆器接近、下降、着陆阶段着陆定位这个特定应用背景下的序列图像配准方法。确定两幅图像间的配准方法后,可以对着陆器接近、下降、着陆阶段拍摄的地面分辨率逐渐降低的图像序列进行配准,以达到着陆器定位的目的。

着陆器下降阶段成像示意图如图 3 所示, h 为着陆器的高度, d 为着陆器在相邻两次成像内所下降的距离,则两次成像的地面成像范围 l_1 与 l_2 之间的关系为:

$$l_2 : l_1 = h - d : h \quad (5)$$

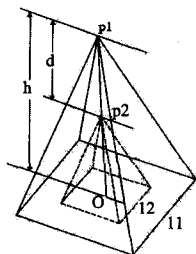


图 3 着陆成像过程示意图

因此,在着陆器逐渐下降过程中,地面成像范围将逐渐缩小,同时着陆器自身会有位置偏移与自转,但视角基本保持垂直于地面成像,无较大变化。这也是选择 SURF 算子的主要原因。

根据上述分析,本课题提出的基于序列图像的着陆器定位计算的流程如下。

(1) 读入基准图像。将带有经纬度信息的低分辨率(成像范围最大)图像作为基准图像,并将其作为序列图像的第一幅。

(2) 读入序列图像。读入着陆器着陆阶段拍摄的、分辨率逐渐提高的图像,每次读入一幅图像,并与图像序列中的前一幅图像组成图像对,进行图像配准操作。

(3) 特征点检测。使用快速 Hessian 检测器,提取图像对中的特征点。

(4) 特征点匹配。使用 SURF 描述子对提取的特征点进行特征点匹配。

(5) 去除误匹配点。使用本文上述的方法去除误匹配点。

(6) 生成变换矩阵。生成图像对中高分辨率图像到低分辨率图像的图像变换矩阵。

(7) 判断图像序列处理是否结束。如未结束,转到(2)。

(8) 计算最终的序列图像在基准图像中的位置。将所有配准图像对的仿射变换矩阵相乘,即可得到最高分辨率图像,也就是着陆器着陆时所拍摄的图像在带有经纬度信息的低分辨率图像上的位置,即着陆器的着陆区域。

3 仿真实验与误差分析

3.1 图像缩放配准实验

为了验证所提方法的有效性,首先对配准算法的准确性进行实验。着陆点定位应用中,最大的难点在于着陆器下降过程中所拍摄的不同分辨率图像间的配准,采用的配准方法须克服图像缩放较大的情况。为了使实验更好地接近真实应用,配准实验使用 Google Moon 中的真实月面图像,图像尺寸均为 800×460 像素,如图 4 所示。处理 Google Moon 真实月面图像,获得多幅图像(尺寸不变),缩放比例(即成像范围边长缩小比例,也即地面像元分辨率的缩小比例)改变的月面图像,使用本文的配准方法进行多次配准实验。快速 Hessian 检测器的阈值设置为 600,去除误匹配环节的阈值 T 设置为 3 像素,最大迭代次数设置为 20 次,实验统计结果如图 5 所示。其中,平均偏差表示配准结果对应区域与真实对应区域中心点像素的平均偏差,方差表示多次实验结果的方差。

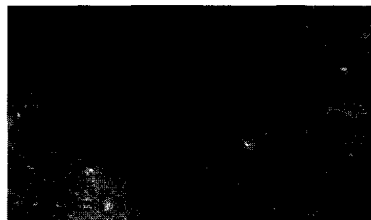


图 4 Google Moon 月面图像

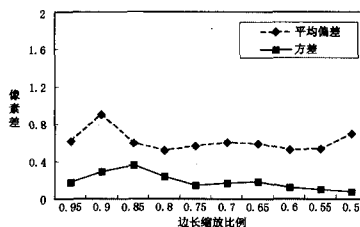


图 5 图像缩放配准实验结果

由上述实验结果可以看到,本文的配准方法在边长 0.95 至 0.5 的缩放比例间,配准结果的平均偏差与方差均未超过 1 个像素,在图像缩放较大的情况下依然能够达到亚像素级的配准精度,并且在缩放比例变化的情况下,配准结果基本保持平稳,与缩放比例基本无关。配准方法的精度以及稳定性

都达到了较高水平。但是在边长缩放比例小于 0.5 后(即面积缩放比例小于 0.25),由于配准图像间的尺度变化太大,匹配成功的特征点对极少,以致于无法计算变换矩阵,从而无法完成配准。在实际应用中,根据以上配准实验结果,可将拍摄的图像序列相邻两幅图像的边长缩放比例控制在 0.5 至 0.8 之间。综合配准实验结果的平均偏差与方差情况,边长缩放比例在 0.8 左右最佳。

3.2 仿真着陆定位实验

现阶段由于缺少真实的着陆器拍摄到的序列图像,无法进行真实着陆过程图像序列的着陆定位实验。本文使用两种途径获得的图像序列进行仿真实验,以验证本文方法的可行性与准确性:第一种途径的仿真图像序列使用 Google Moon 中的真实月面图像。为了模拟着陆器图像序列的成像特点,仿真图像序列每相邻的两幅图像有 0.5 倍的边长缩放比例(0.25 倍的面积缩放)。序列图像尺寸相同,图像序列无旋转,有小幅平移。第二种途径的仿真图像首先根据月面地形的特点及统计特征建立月面的三维仿真地形数据,并对三维仿真地形数据表面覆盖纹理,随后使用 OSG(Open Scene Graph)仿真着陆器的轨迹、姿态,并在着陆器下降过程中等时间间隔地拍摄月面,得到仿真图像序列。图像序列有较大幅度旋转、小幅平移,并且相机方向与地面方向有一定夹角。

图 6 和图 7 是两种仿真图像序列的配准情况及着陆点定位实验结果。

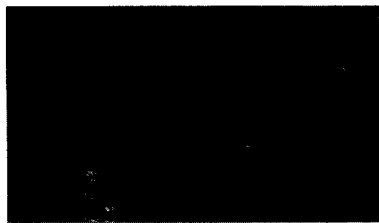


图 6 Google moon 仿真图像序列的配准及着陆点定位结果



图 7 OSG 仿真图像序列的配准及着陆点定位结果

图 8 为 Google moon 仿真图像序列的着陆定位实验结果,图中数据为 200 次实验后得到的统计结果。其中,平均偏差表示使用本文方法计算得到的当前序列图像中心点像素在基准图像中的位置与真实位置像素的平均偏差,方差表示多次实验结果的方差。

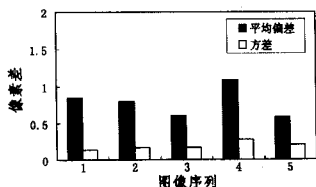


图 8 Google moon 图像序列着陆定位实验结果

如图 8 所示,前 5 次序列图像的着陆定位的配准结果中,

平均偏差和方差均控制在 2 像素差以内,配准精确度与稳定性均较高,平均偏差和方差没有出现误差累积效果。第 6 次序列图像的着陆定位误差突然增大,是由于地面分辨率逐渐提高,拍摄区域范围减小,导致图像特征点越来越少,匹配点对数量减少,误匹配点对所占比例升高所致。即使在这种情况下,误差依然在可以接受的范围内,并且在实际应用中通常不会有此情况发生。上述实验表明,本文提出的序列图像着陆定位计算方法可以满足实际工程应用的需要,能够达到对着陆器着陆点定位精度提出的要求。

3.3 误差分析

从 3.1 节的图像缩放配准实验的结果可以看到,图像对的配准方法在获得足够的匹配特征点的前提下,受图像缩放比例的影响很小。因此,我们可以假设在允许的缩放比例范围内,相邻两幅图像的配准误差 σ 为常数,则序列图像的最终总配准误差可表示为:

$$\sigma_{\text{total}} = \sqrt{\sigma^2 + (s \cdot \sigma)^2 + \dots + (s^{n-1} \cdot \sigma)^2} \quad (6)$$

式中, s 为缩放尺度,且小于 1, n 为图像序列的图像数量。则当 n 趋于无穷大时,可以明显证明序列图像的最终总配准误差收敛,且收敛于:

$$\sigma_{\text{total}} \rightarrow \sigma \sqrt{\frac{(1-s^{2n})}{(1-s^2)}} \quad (n \rightarrow \infty) \quad (7)$$

由此可知,使用上述图像配准方法,序列图像的最终总配准误差收敛,即无论图像序列中的图像数量多少,最终的总配准误差都不会超过收敛值。由此,便保证了本序列图像配准方法的准确性,从而保证了最终着陆定位的准确性。

根据 3.1 节和 3.2 节的实验结果,在此对以上的理论误差分析进行简单验证。根据之前的假设,相邻两幅图像的配准误差 σ 为常数,我们可以取为 3.1 节各缩放比例实验结果的最大值 $\sigma=1$ 。3.2 节中, $s=0.5$,则根据式(7),第一次配准误差在 1 以内,第二次总配准误差在 1.12 以内,第三次配准误差在 1.15 以内,第四次配准误差在 1.15 以内,第五次配准误差也在 1.15 以内。3.2 节的实验结果表明,每次配准误差都在理论误差值范围内,符合理论推导结果,由此也证明了本着陆定位方法的准确性和稳定性。

结束语 针对月面着陆器计算机视觉着陆点定位系统的需求,本文提出了一种基于图像序列的着陆定位计算方法,以 SURF(Speeded Up Robust Features)特征点提取方法为配准基础,使用最小二乘法迭代去除误匹配点对,对图像序列每相邻 2 幅图像进行配准,得到图像拍摄区域间的对应关系,计算得出着陆器着陆时拍摄的图像在有经纬度坐标的月面图像中的位置,以达到精确定位着陆点的目的。通过仿真实验与误差分析,表明本方法匹配准确度和稳定性较高,可以达到实际工程应用要求。

未来的工作主要是提出自适应调节 SURF 方法的阈值的方法,使得在图像特征较少的情况下依然有较好的匹配结果;研究更准确去除误匹配点对的方法,继续提高方法的准确度与稳定度。存在的问题:第一幅降落图像与基准图的配准误差决定了最终的结果误差,当这 2 幅图像差异大时必须通过人工干预,不能保证全自动实现。

参考文献

[1] Srihar, Phat:k A V. Analysis of Image-based Navigation System

- for Rotocraft Low altitude Flight[J]. IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics, 1992, 22(2): 290-299
- [2] Yakimenko O A, Kammer I I, et al. Unmanned aircraft navigation for shipboard landing using infrared vision[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 38(4): 1181-1200
- [3] Johnson A E, Matties L. Precise Image-based Motion Estimation for Autonomous Small Body Exploration[C]//Proc. 5th Int' 1 Symp. Artificial Intelligence, Robotic, and Automation in Space (ISAIRA 99). JAXA, 1999: 627-634
- [4] Kawaguchi J, Uesugi T, Fujiwara A, et al. The Muses-C, World's first sample and return mission from a near earth asteroid Neireus[C]//2nd Int' 1 Conf. Low-cost Planetary Missions. Space Age, 1996: 15-23
- [5] Cheng Yang, Johnson A, Matthies L. MER-DIMES: a planetary landing application of computer vision[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2005, 1: 806-813
- [6] 石德乐, 叶培建. 月球着陆器精确定点及安全着陆技术研究[J]. 航天器工程, 2007, 16(3): 9-16
- [7] 吴伟, 周金鹏, 秦石乔, 等. 光学相关识别在飞行器精确定点着陆中的应用[J]. 光电子·激光, 2008, 19(12): 1653-1655
- [8] 田阳, 崔平远, 崔枯涛. 基于图像的着陆点评估及探测器运动估计方法[J]. 宇航学报, 2010, 31(1): 98-102
- [9] 翟冬丽. 基于图像序列的小行星软着陆导航方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006
- [10] Ming Jie, Huang Xian-lin. The Vision Navigation Based on Lunar Surface Control Point Registration[C]//Proceedings of the 25th Chinese Control Conference. Beihang University Press, 2006: 2236-2239
- [11] Zitova B, Flusser G. Image registration methods; a survey[J]. Image and vision Computing, 2003, 21(11): 997-1000
- [12] Harris C, Stevens M. A Combined Corner and Edge Detector[C]//Proc 4th Alvey Vision Conf. BMVA. 1988: 147-151
- [13] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision. IEEE, 1999, 2: 1150-1157
- [14] Cheng S, Stankovic V, Stankovic L. Improved sift-based image registration using belief propagation[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2009: 2909-2912
- [15] Allaire S, Kim J J, Breen S L, et al. Full orientation invariance and improved feature selectivity of 3D SIFT with application to medical image analysis[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2008
- [16] Guo Xiao-jie, Cao Xiao-chun. Triangle-constraint for Finding More Good Features[C]//20th International Conference on Pattern Recognition(ICPR). IEEE, 2010: 1393-1396
- [17] Guo Xiao-jie, Cao Xiao-chun. FIND: A Neat Flip Invariant Descriptor[C]//20th International Conference on Pattern Recognition(ICPR). IEEE, 2010: 515-518
- [18] 袁修国, 彭国华, 王琳. 基于 GPU 的变型 SIFT 算子实时图像配准[J]. 计算机科学, 2011, 38(3): 300-303
- [19] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: Speeded Up Robust Features [C] // European Conference on Computer Vision. Springer, 2006: 404-417
- [20] Fischler M A, Bolles R C. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography[J]. Comm. of the ACM, 1981, 24(6): 381-395
- [21] 殷飞, 桑农, 王洗. 一种新的序列图像匹配定位算法[J]. 红外与激光工程, 2001, 30(6): 422-425
- [22] Tang Chun-ming, Dong Yan, Su Xiao-hong. Automatic Registration Based on Improved SIFT for Medical Microscopic Sequence Image[C]//Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application. IEEE, 2008: 580-583
- [23] Li Ming, Jiang Yu-gang, Liu Ya-dong, et al. Registration of intra-operative optical image sequence, Fifth International Conference on Photonics and Imaging in Biology and Medicine. SPIE, 2007, 6534: 65340L-1-65340L-7
- [24] Lin Yu-ping, Medioni G. Map-enhanced UAV Image Sequence Registration and Synchronization of Multiple Image Sequences [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2007: 1-7

(上接第 257 页)

- [5] Zhao Shan-heng, Hwee T N. Identification and Resolution of Chinese Zero Pronouns: A Machine Learning Approach[C]//Proceedings of the 2007 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning. 2007: 541-550
- [6] Li Liu. A contrastive analysis of the ellipsis rules of chinese and english language[J]. US-China Foreign Language, 2004, 2(2): 57-63
- [7] Soon W M, Ng H T, Lim. A machine learning approach to coreference resolution of noun phrase [J]. Computational Linguistics, 2001, 27(4): 521-544
- [8] 单文波. 试论英汉句子结构的差异[J]. 江汉大学学报, 2001, 18(1): 74-77
- [9] 李旺, 李绍滋. 基于 DRT 理论的汉语省略恢复研究[J]. 计算机工程, 2004, 30(17): 39-41
- [10] 殷鸿, 许威, 赵克, 等. 基于概念模型的省略恢复研究[J]. 计算机工程, 2007, 33(22): 229-231
- [11] 贾宁, 张全. 基于句间关系的汉语语义块省略恢复[J]. 中文信息学报, 2008, 22(6): 33-37