

文章编号:1001-9014(2011)06-0561-06

基于 SURF 的月球影像 ROI 检测

陈慧中^{1,2}, 陈永光³, 景宁¹, 陈萃¹

(1. 国防科学技术大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073;

2. 西南电子电信技术研究所上海分所,上海 200434; 3. 军械工程学院,河北 石家庄 050003)

摘要:根据月球影像的光照特点,分析了月球影像的兴趣区域(ROI)特点与局部视觉特征的关系,构建了基于快速鲁棒性特征(SURF)的月球影像撞击坑模型.在此基础上提出了月球影像 ROI 检测算法:提取月球影像中撞击坑明亮面与阴影面的 SURF 点,合并相互交叠的同质区域,依据月球影像撞击坑模型的构建约束进行明暗特征对组合,形成 ROI. 针对嫦娥一号及嫦娥二号月球影像数据进行 ROI 检测,实验结果表明基于 SURF 的月球影像 ROI 检测方法能准确地提取影像中显著的撞击坑区域,检测效果明显好于经典的 Itti 检测方法.

关键词:月球影像;显著区域检测;快速鲁棒性特征

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

ROI detection method for lunar imagery based on SURF

CHEN Hui-Zhong^{1,2}, CHEN Yong-Guang³, JING Ning¹, CHEN Luo¹

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Shanghai Branch, Southwest Electronic and Telecommunication Research Institution, Shanghai 200434, China;

3. Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: A Lunar Impact Crater Model is proposed by analyzing the relationship between region of interest (ROI) and local salient features of lunar imagery according to the illumination characteristics. Based on the model, an ROI detection algorithm is proposed. SURF of the highlight region and shadow region of an impact crater are extracted at first; then the homogeneous features are merged into new ones. According to the constructive constrains of the Lunar Impact Crater Model, pairs of highlight feature and shadow feature are combined to generate the ROI. The algorithm has been put into test on Chang'e-1 and Chang'e-2 lunar imagery data, and was able to correctly detect the obvious regions of impact craters with results much better than those obtained by Itti algorithm.

Key words: lunar imagery; region of interest (ROI) detection; speeded up robust features (SURF)

PACS: 96.20.Dt

引言

月球影像的兴趣区域(Region Of Interest, ROI)是月球影像中最能引起视觉注意、最能表现影像内容特征的区域. 月球影像的 ROI 检测技术在月球影像特征的自动分析、影像内容理解、影像检索等方面有重要的研究与实际应用意义.

Itti^[1]模型以其检测效果好、速度快,成为应用最广泛的 ROI 检测方法,近年来不少研究^[2-3]均参照 Itti 模型思想. 但是,此类算法多针对通用图像设计,没有考虑月球影像目标对象单一且形状类似(多为撞击坑),背景与前景仅依靠光照形成的灰度

变化区别,缺乏色彩信息等领域特点.

撞击坑检测算法(Crater Detection Algorithm, CDA)利用模式识别及图像处理检测天体表面的撞击坑. 常用的检测手段包括 Hough 变换^[4-5]、纹理分析^[6-7]、模版匹配^[4,8]等. CDA 算法多用于自动计算包含撞击坑数量和尺寸的大幅天体影像,并以此推算天体表面构造的年龄. 因此其检测结果往往包含大量类似背景噪音的小型撞击坑的视觉特征,而非影像的显著内容特征.

结合图像尺度空间的视觉显著性特点和月球影像的光照特性提出一种基于月球影像快速鲁棒性特征(Speeded Up Robust Features, SURF)^[9]的撞击坑

收稿日期:2010-12-14,修回日期:2011-06-23

Received date: 2010-12-14, revised date: 2011-06-23

基金项目:国家“863”高技术研究发展计划项目(2008AA12A211;2009AA7010413)

作者简介:陈慧中(1982-),女,上海人,博士研究生,主要研究方向为遥感影像检索、智能信息处理,E-mail:chen_huizhong@yahoo.cn.

模型。在此基础上提出一种月球影像 ROI 检测算法。该算法通过对月球影像 SURF 特征的提取,合并与组合而构建撞击坑模型,形成 ROI。对嫦娥一号及二号影像数据进行了 ROI 检测实验,并与经典的 Itti 检测结果进行对比分析,取得了良好的检测效果。

1 月球影像 ROI 与 SURF 特征

1.1 月球影像 ROI

月球影像 ROI 主要由视觉敏感的月球表面典型对象撞击坑构成,求取月球影像 ROI 的问题关键在于检测月球影像中能够代表影像概貌的撞击坑区域。

撞击坑区域在月球影像中的表现通常由光照决定。由于太阳光对于月球表面存在照射倾角,撞击坑只有正对阳光的内壁能得到光照。拍摄时,正视角度垂直于月球表面,从而撞击坑的光照面在月球影像上呈现为明亮面,背向阳光的一面呈现为阴影面,二者的组合构成了撞击坑的视觉表现形式(如图 1(a))。

1.2 月球影像的 SURF

Herbert Bay 于 2006 年提出 SURF^[9] 是一种具有高效性、鲁棒性、尺度及旋转不变性的局部特征点。SURF 的主要思想是通过构造图像的尺度空间,并提取其中的局部极值点作为特征点,使用 Haar 小波生成特征点描述向量。SURF 基于尺度空间产生,提取的特征点具有一定的视觉显著性。

月球影像的 SURF 多集中于撞击坑区域,如图 1(b)所示,白色圆圈中心表示 SURF 的位置,圆圈大小表示 SURF 的尺度。从图中可以看出,显著的撞击坑,阴影面和明亮面可以分别检测出一个或多个 SURF;较小的或者不显著的撞击坑则仅能检测出明亮面特征或阴影面特征或没有特征。

因此,月球影像 SURF 密集区域从一定程度上代表了影像的概貌特征,明暗特征通过一定规则的组合通常可以构成视觉敏感的撞击坑区域,而这些区域的集合构成了月球影像 ROI。

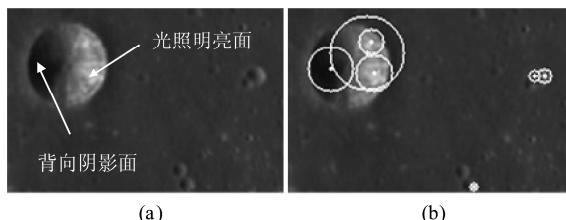


图 1 月球影像的光照特征与 SURF
Fig. 1 Illumination and SURF of lunar imagery

2 基于 SURF 的月球影像撞击坑模型

根据月球影像 ROI 特点与 SURF 的关系提出了一种基于 SURF 的月球影像撞击坑模型。首先定义亮点为三元组 $PB = (CB, SB, HB)$, 其中: $CB = (x_b, y_b)$ 为亮点中心坐标, SB 为亮点尺度, HB 为亮点特征强度指示; 类似地, 定义三元组 $PD = (CD, SD, HD)$ 表示暗点。

六元组定义撞击坑模型如图 2 所示, 表达式为 $CRATER = (PB, PD, Angle, Distance, Contrast, SRatio)$,

其中, PB 和 PD 为模型包含的明暗面特征点, 其他四个模型要素定义如下。

Angle: 月球影像中撞击坑亮点中心到暗点中心连线相对于水平的方向, 主要由实际太阳照射角度决定。如图 3 所示, 首先定义方向夹角,

$$\theta = \begin{cases} \arctan(y_b - y_d / x_b - x_d), & x_b > x_d \\ \pi + \arctan(y_b - y_d / x_b - x_d), & x_b < x_d \\ \pi/2, & x_b = x_d \text{ and } y_b > y_d \\ -\pi/2, & x_b = x_d \text{ and } y_b < y_d \end{cases} \quad (1)$$

在 $[0, 2\pi)$ 区间上将 θ 量化为 8 个区间, 则模型中 Angle 取值根据明暗方向不同定义为

$$\text{Angle} = \begin{cases} 1, & \text{if } \theta \in \left[\frac{15\pi}{8}, 2\pi \right) \\ \lfloor \left(\theta + \frac{\pi}{8} \right) / \frac{\pi}{4} \rfloor + 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

Distance: 亮点区域到暗点区域的外部距离(图 3), 主要由撞击坑的底部平坦程度决定:

$$\text{Distance} = \begin{cases} 0, & \text{if } (y_b - y_d)^2 + (x_b - x_d)^2 \leq (SB + SD)^2 \\ ((y_b - y_d)^2 + (x_b - x_d)^2)^{\frac{1}{2}} - SB - SD, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

Contrast: 亮点与暗点之间的特征强度对比度关系, 主要由太阳光照强度决定。

$$\text{Contrast} = \frac{HB}{HD} \quad (4)$$

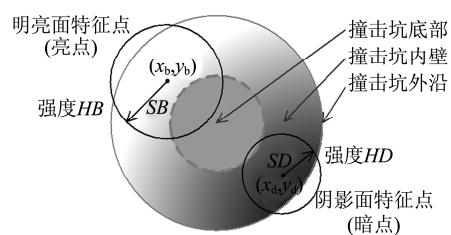


图 2 撞击坑亮点暗点示意
Fig. 2 Illustration of bright point and dark point of a lunar impact crater

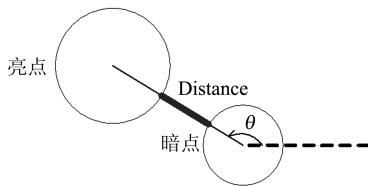


图 3 亮点暗点方向夹角与外部距离示意

Fig. 3 The direction angle and external distance of bright point to dark point

SRatio: 亮点与暗点特征之间的尺度比例关系, 主要由太阳照射高度角决定.

$$\text{SRatio} = \frac{SB}{SD} \quad . \quad (5)$$

3 ROI 检测算法

3.1 算法要点

基于 SURF 的月球影像 ROI 检测算法主要思想是通过构建月球撞击坑模型将影像的 SURF 特征点进行组合, 从而求得视觉敏感的月球影像 ROI.

如图 4 所示, 算法主要有三个步骤:

步骤 1 特征点提取. 首先对影像进行自动对比度调整、噪声消减等预处理, 然后根据 SURF^[9] 算法提取月球影像的多尺度特征点, 区分明暗特征, 并计算得到特征点属性参数, 即中心位置 (x_b, y_b) 、 (x_d, y_d) , 特征点尺度 SB 、 SD , 特征点强度 HB 、 HD .

步骤 2 同质特征合并. 合并尺度范围重叠的同质(同为亮点或同为暗点)特征为一个新的特征点, 根据两者属性计算新特征的属性参数.

步骤 3 ROI 组合. 根据约束准则组合成对的明暗特征, 构建月球撞击坑模型, 形成结果 ROI.

3.2 同质特征合并

同质特征合并的输入为原始明暗特征点集合 $\{\text{PB}\} \cup \{\text{PD}\}$, 输出为合并后特征集合, 步骤如下:

步骤 1 对 $\{\text{PB}\}$ 和 $\{\text{PD}\}$ 中所有特征点按特征

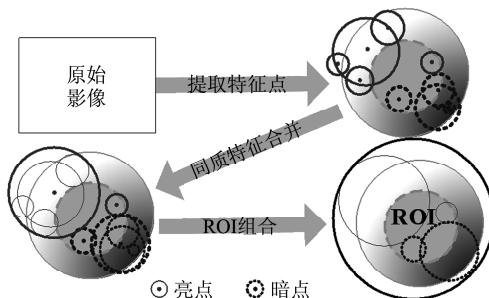


图 4 ROI 检测算法的主要步骤

Fig. 4 The main steps of the algorithm for ROI detection

尺度 SB 、 SD 从大到小排序.

步骤 2 从 $\{\text{PB}\}$ 取出第一个特征点 PB_1 , 分别计算其中心坐标 $CB_1 = (x_{b1}, y_{b1})$ 到集合内其他特征点 PB_2 中心 $CB_2 = (x_{b2}, y_{b2})$ 的距离:

$$\text{Dist} = ((y_{b2} - y_{b1})^2 + (x_{b2} - x_{b1})^2)^{\frac{1}{2}} \quad . \quad (6)$$

步骤 3 若距离 Dist 小于 PB_1 的尺度 SB_1 且不存在 $\text{PD}_1 \in \{\text{PD}\}$, 使 PD_1 中心落于 PB_1 的尺度范围内且与 PB_2 近邻(距离小于门限值 Dist_Threshold), 即:

$$\begin{cases} ((y_{d1} - y_{b1})^2 + (x_{d1} - x_{b1})^2)^{\frac{1}{2}} < SB_1 \\ ((y_{d1} - y_{b2})^2 + (x_{d1} - x_{b2})^2)^{\frac{1}{2}} < \text{Dist_Threshold} \end{cases} \quad . \quad (7)$$

则 PB_1 与 PB_2 可合并, 计算 PB_1 的新尺度:

$$SB'_1 = \begin{cases} SB_1, & \text{if } \text{Dist} + SB_2 \leq SB_1 \\ \text{Dist} + SB_2, & \text{otherwise} \end{cases} \quad . \quad (8)$$

若 $\text{Dist} + SB_2 \leq SB_1$, 计算新中心坐标 CB' :

$$\begin{cases} x'_b = x_{b1} + (x_{b2} - x_{b1}) \times \frac{(SB'_1 - SB_1)}{\text{Dist}} \\ y'_b = y_{b1} + (y_{b2} - y_{b1}) \times \frac{(SB'_1 - SB_1)}{\text{Dist}} \end{cases} \quad . \quad (9)$$

将 PB_2 从集合 $\{\text{PB}\}$ 中删除.

步骤 4 从集合 $\{\text{PB}\}$ 中取出下一个特征点, 重复步骤 2, 直到最后一个特征点.

步骤 5 对阴暗面特征点集合 $\{\text{PD}\}$ 使用类似步骤 2 到步骤 4 的方法进行同质合并. 输出 $\{\text{PB}\} \cup \{\text{PD}\}$.

通过以上步骤, 可以将同一个撞击坑明亮面或阴暗面上检测出的多个不同尺度的特征点合并成为同一个特征, 使得在下一步 ROI 组合的过程中, 一方面减少错误组合的概率, 另一方面减少计算量.

3.3 ROI 组合

ROI 组合通过组合亮点与暗点构建撞击坑模型求得 ROI. 在组合过程中, 需要满足以下约束条件.

约束一: 方向一致性约束, 同一幅影像阳光照射角度和拍摄角度一定, 撞击坑的明暗方向角度 Angle 应当一致. 考虑到边界误差, 设置一个主方向 A_{main} 和两个相邻方向 A_{left} 和 A_{right} , 需满足

$$\text{Angle} \in \{A_{\text{main}}, A_{\text{left}}, A_{\text{right}}\} \quad . \quad (10)$$

约束二: 邻近约束, 能够组合的明暗特征对总是相对邻近存在的. 设置距离上限 D_{Max} , 需满足

$$\text{Distance} \leq D_{\text{Max}} \quad . \quad (11)$$

约束三: 强度对比约束, 同一幅影像太阳光照强度一定, 撞击坑的明暗强度对比应在一定比例范围内. 设置平均比例 C_{Mean} , 比例上限因子 C_{Max} 和比例下限因子 C_{min} , 需满足

$$\begin{cases} \text{Contrast} \geq C_{\text{Mean}} \times C_{\text{min}} \\ \text{Contrast} \leq C_{\text{Mean}} \times C_{\text{Max}} \end{cases} \quad (12)$$

约束四：尺度对比约束，同一幅影像太阳照射高度角一定，撞击坑的明暗尺度对比应在一定比例范围内。设置平均比例 S_{Mean} ，比例上限因子 S_{Max} 和比例下限因子 S_{min} ，需满足

$$\begin{cases} \text{SRatio} \geq S_{\text{Mean}} \times S_{\text{min}} \\ \text{SRatio} \leq S_{\text{Mean}} \times S_{\text{Max}} \end{cases} \quad (13)$$

约束条件中的参数 $D_{\text{Max}}, C_{\text{Max}}, C_{\text{min}}, S_{\text{Max}}$ 和 S_{min} 可依据月球影像的分辨率、对比度等事先指定，参数 $A_{\text{main}}, C_{\text{Mean}}$ 和 S_{Mean} 可以人工指定，也可以对影像特征点进行计算统计后得到，参数 $A_{\text{left}}, A_{\text{right}}$ 由 A_{main} 计算得到。

ROI 组合算法的输入为同质合并后的特征点集合 $\{PB\} \cup \{PD\}$ ，输出为影像的 ROI 检测结果。这里，定义结果 $ROI = \{(C_{\text{ROI}}, R)\}$ ，为一组中心点在 $C_{\text{ROI}} = (x_{\text{ROI}}, y_{\text{ROI}})$ ，半径为 R 的圆形区域集合。ROI 组合算法主体流程如图 5 所示。

详细的 ROI 组合算法步骤描述如下：

步骤 1 对 $\{PB\}$ 和 $\{PD\}$ 内的特征按 HB, HD 从大到小排序。取 $\{PB\}$ 中第一个亮点和 $\{PD\}$ 中第一个暗点作为当前明暗特征对 $PB_{\text{current}}, PD_{\text{current}}$ 。

步骤 2 令 $PB_{\text{current}}, PD_{\text{current}}$ 为模型特征

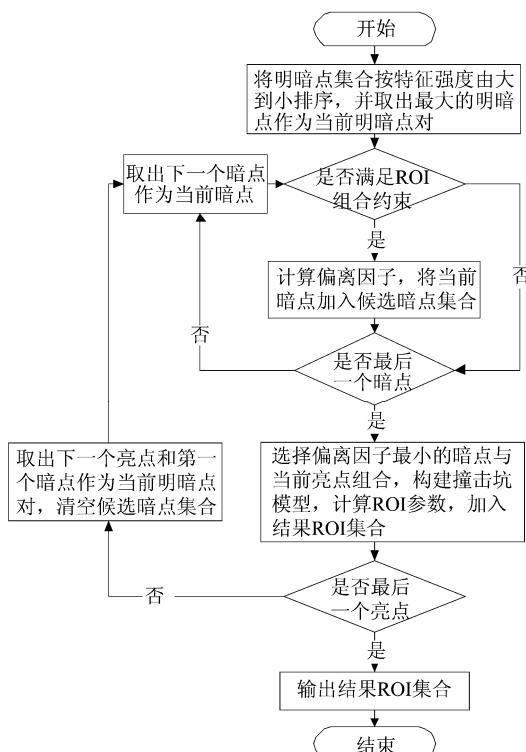


图 5 ROI 组合算法流程

Fig. 5 The flow chart of ROI combine algorithm

点，根据式(2)~式(5)分别计算得到 Angle、Distance、Contrast 和 SRatio 四个要素，依据式(10)~式(13)判断是否满足撞击坑组合约束。若全部满足则成功构建撞击坑模型，执行步骤 3；反之，执行步骤 4。

步骤 3 计算偏离因子：

$$\text{bias} = \frac{|\text{Contrast} - C_{\text{Mean}}|}{C_{\text{Mean}}} \times \frac{|\text{SRatio} - S_{\text{Mean}}|}{S_{\text{Mean}}} \quad (14)$$

将 PD_{current} 加入候选暗点集 $\{PD_{\text{Candidate}}\}$ 。

步骤 4 取出 $\{PD\}$ 中下一个暗点作为 PD_{current} ，重复步骤 2，直至 $\{PD\}$ 中最后一个暗点。

步骤 5 若 $\{PD_{\text{Candidate}}\} \neq \emptyset$ ，选择 $bias$ 最小的暗点作为 PD_{current} 与 PB_{current} 组成撞击坑模型，计算其 ROI 参数：

$$C_{\text{ROI}}: \begin{cases} x_{\text{ROI}} = (x_{\text{b_current}} + x_{\text{d_current}})/2 \\ y_{\text{ROI}} = (y_{\text{b_current}} + y_{\text{d_current}})/2 \end{cases}, \quad (15)$$

$$R = SB_{\text{current}} + SD_{\text{current}} + Distance/2 \quad (16)$$

将 PD_{current} 从 $\{PD\}$ 中删除，将 (C_{ROI}, R) 加入结果 ROI 集合 $\{(C_{\text{ROI}}, R)\}$ 。

步骤 6 $PD_{\text{Candidate}} \leftarrow \emptyset$ ，取出 $\{PB\}$ 中下一个亮点作为 PB_{current} ，取出 $\{PD\}$ 中第一个暗点，作为当前明暗特征对 $PB_{\text{current}}, PD_{\text{current}}$ 。重复步骤 3，直至 $\{PB\}$ 中最后一个亮点。

步骤 7 输出 $\{(C_{\text{ROI}}, R)\}$ 为所求 ROI 结果。

4 实验结果与分析

为验证算法效果，使用嫦娥一号及嫦娥二号的 CCD 影像数据^[10]进行 ROI 检测实验。

实验硬件环境为 2.93 GHz CPU, 2.0G RAM，采用 Microsoft Windows XP Professional 操作系统。软件开发环境为 VC 2008 + OpenCV 2.0。对比实验的 Itti 方法使用 Matlab 7.4 + SaliencyToolbox 2.1 实现。

实验预处理部分采用高斯平滑滤波消除影像噪音。采用下列公式对影像进行自动对比度调节：

$$gs_{\text{new}} = (gs - gs_{\text{min}}) \times (2^b - 1) / (gs_{\text{max}} - gs_{\text{min}}), \quad (17)$$

其中， $gs_{\text{max}}, gs_{\text{min}}$ 为原始影像最大、最小灰度值， gs 为单个像素点原始灰度值， gs_{new} 为调整后灰度值， b 为位深度。实验中算法参数设置如下： C_{min} 为 0.8， C_{Max} 为 1.25， S_{min} 为 0.8， S_{Max} 为 1.25；根据影像的不同对比度与分辨率，嫦娥一号、二号影像的 Hessian 门限分别为 800、500， D_{Max} 为 5、15；参数 $A_{\text{main}}, A_{\text{left}}, A_{\text{right}}, C_{\text{Mean}}$ 和 S_{Mean} 由影像特征计算统计得到。

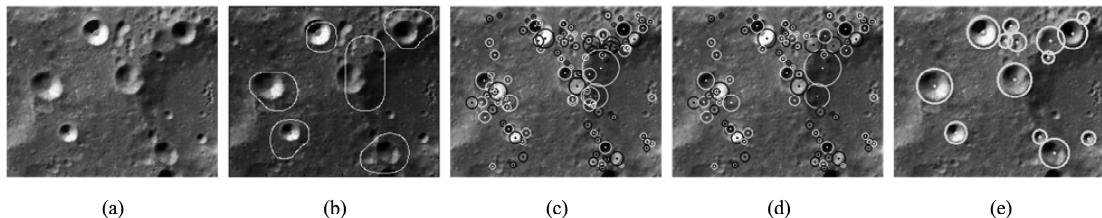


图 6 嫦娥一号影像的 ROI 检测结果 (a) 原始影像 (b) Itti 检测结果 (c) 影像 SURF (d) 同质合并后特征 (e) 文中算法检测结果

Fig. 6 (a) The original Chang'e-1 lunar imagery (partial) (b) result by Itti method (c) the SURF (d) merged homogeneous features (e) result by ROI detection algorithm based on SURF

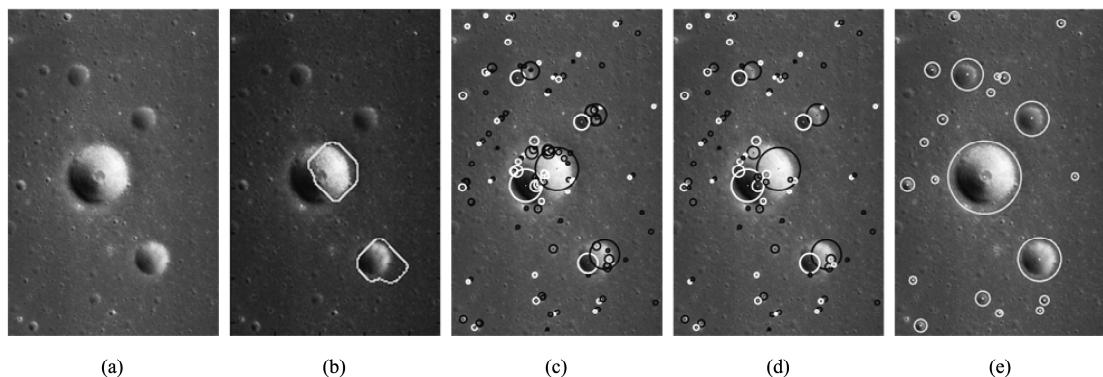


图 7 嫦娥二号 CCD 影像的 ROI 检测结果 (a) 原始影像 (b) Itti 检测结果 (c) 影像 SURF (d) 同质合并后特征 (e) 文中算法检测结果

Fig. 7 (a) The original Chang'e-2 lunar imagery of Sinus Iridum (partial) (b) result by Itti method (c) the SURF (d) merged homogeneous features (e) result by ROI detection algorithm based on SURF

图 6 给出了一幅嫦娥一号影像的 ROI 检测实验结果(影像为嫦娥一号发布的第一幅月面平面影像局部). (a) 为原始影像; (b) 为 Itti 方法检测的影像 ROI; (c) 为影像 SURF 点, 其中白色圆圈指示暗点, 黑色圆圈指示亮点; (d) 为同质合并后特征点; (e) 为所提方法检测的 ROI. 从图中可以看出, Itti 模型虽然能够提出影像中包含的主要撞击坑区域, 但大部分并不精确, 包含了较多的背景区域或撞击坑部分不完整. 对比图 6(b)、图 6(c), 其结果一定程度上只是对应了 SURF 密集区域, 而非撞击坑区域, 所提出的方法(图 6(e))则完全检测出图中的主要撞击坑, 且位置准确, 没有多余的背景.

图 7 为嫦娥二号发布的虹湾区域 CCD 影像局部的 ROI 检测实验结果. 从实验结果可以看到, Itti 模型能较好地提取出影像中视觉最显著的区域, 但没有检测出图中最大撞击坑上方的两个次大撞击坑, 存在 ROI 检测区域包含的撞击坑不完整以及包含不相关背景的情况. 本文算法的检测结果能够检测出更多的视觉敏感的撞击坑区域, 且与实际的撞击坑边界贴合良好.

实验表明, 文中算法能更准确地检测月球影像 ROI, 这主要因为该算法首先提取 SURF 获得视觉敏感的 ROI 候选区域, 然后通过构建撞击坑模型排除存在较多特征点的背景区域, 将符合约束的特征点组合成为结果 ROI, 较 Itti 模型提取的 ROI 更为准确, 也更符合月球表面撞击坑为主的地质特点.

5 结论

为提取月球影像 ROI, 提出了一种基于 SURF 的月球影像 ROI 检测算法, 通过构建撞击坑模型对影像的 SURF 进行归并组合, 形成显著区域. 不同于通用的图像 ROI 检测算法及专业的撞击坑检测算法, 该算法既利用尺度空间的理论体现视觉敏感度, 又考虑了月球影像的相关领域知识. 通过对嫦娥影像的实验结果证明, 基于 SURF 的月球影像 ROI 检测算法能够检测出满意的 ROI 结果.

后续研究工作中, 将通过引入高级分类识别技术, 进一步提高月球影像 ROI 的检测效果, 并在此基础之上, 研究基于 ROI 的月球影像检索方法.

(下转 570 页)

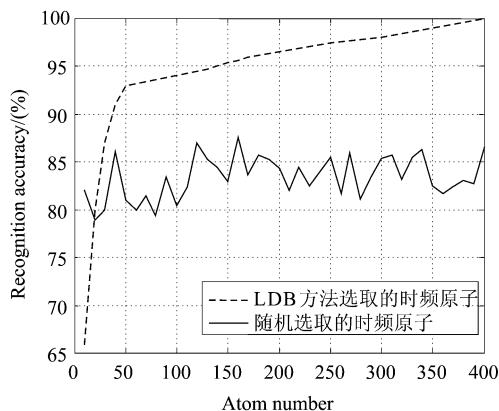


图4 3 dB信噪比下识别正确率随原子特征数目的变化
Fig. 4 Recognition accuracy vs. atom number at SNR of 3 dB

4 结论

提出了一种新的基于时频原子特征进行辐射源信号识别的方法。与传统的基于匹配追踪提取最能表示信号主要成分的时频原子的方法不同,采用的特征选择方法是基于类区分度准则从过完备的时频原子库中选取那些最能区分不同类信号的时频原子,并将原子与信号的内积的绝对值作为 fuzzy ARTMAP分类器的输入特征,实现辐射源的自动识别。实验结果证明了该方法提取的原子特征类内聚集性很强,类间分离度较大。在3 dB信噪比以上可以实现较高的识别正确率,且该算法在识别阶段的计算量远远小于其他算法,对于实时分类系统非常有意义。

REFERENCES

- [1] LI He-Sheng, HAN Yu, CAI Ying-Wu, et al. Overview of the crucial technology research for radar signal sorting[J]. *Systems Engineering and Electronics*(李合生, 韩宇, 蔡英)

(上接 565 页)

REFERENCES

- [1] Itti L, Koch C. Computational modeling of visual attention [J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2001, 2(3): 194–230.
[2] Stentiford F. An attention based similarity measure with application to content-based information retrieval[C]. In *Proceedings of the Storage and Retrieval for Media Databases Conference*, 2003: 221–232.
[3] Parkhurst D, Law K, Niebur E. Modelling the role of salience in the allocation of overt visual attention[J]. *Vision Research*, 2002, 42(1): 107–123.
[4] Vinogradova T, Burl M, Mjolness E. Training of a crater detection algorithm for Mars crater imagery[J]. *Proceeding of IEEE Aerospace*, 2002, 7: 3201–3211.
[5] Bue B. D, Stepinski T. F. Machine detection of martian impact craters from digital topography data[J]. *IEEE Trans-*

武, 等. 雷达信号分选关键技术研究综述. *系统工程与电子技术*, 2005, 27(12): 2035–2040.

- [2] ZHANG Ge-Xiang, HU Lai-Zhao, JIN Wei-Dong. Intrapulse feature analysis of radar emitter signals[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(张葛祥, 胡来招, 金炜东. 雷达辐射源信号脉内特征分析. *红外与毫米波学报*), 2004, 23(6): 476–480.
[3] Lunden J, Koivunen V. Automatic Radar Waveform Recognition[J]. *IEEE Journal of Selected Topic in Signal Processing*, 2007, 1(1): 124–136.
[4] Pace P E. Detecting and classifying low probability of intercept radar. *norwood*[M]. MA: Artech House, 2004.
[5] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuit with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397–3415.
[6] ZHU Ming, JIN Wei-Dong, PU Yun-Wei, et al. Feature extraction of radar emitter signals based on Gaussian chirplet atoms[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(朱明, 金炜东, 普运伟, 等. 基于 Chirplet 原子的雷达辐射源信号特征提取. *红外与毫米波学报*), 2007, 26(4): 302–306.
[7] FANG Chun, ZHANG Ge-Xiang, LIU Hong-Wen, et al. Application of fast time frequency atom decomposition algorithm to radar emitter signals[J]. *Modern Radar*(方纯, 张葛祥, 刘红文, 等. 快速 TFAD 在雷达辐射源信号中的应用. *现代雷达*), 2009, 31(10): 64–69.
[8] Bultan A. A four-parameter atomic decomposition of chirplets[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1999, 57(3): 731–745.
[9] Coifman R, Saito N. Constructions for local orthonormal bases for classification and regression[J]. *C. R. Acad. Sci. Paris*. 1994, 319(1): 191–196.
[10] Buckheit J, Donoho D. Improved linear discrimination using time-frequency dictionaries[J]. *Proc. SPIE*, 1995, 2569: 540–551.
[11] Jiang Q, Goh S, Lin Z. Local discriminant time-frequency atoms for signal classification[J]. *Signal Processing*, 1999, 72(1): 47–52.
[12] Carpenter G A, Grossberg S. Fuzzy ARTMAP: a neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, 3(5): 698–713.
- action on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(1): 265–274.
- [6] Kim J R, Muller J P, Gasselt S, et al. Automated crater detection a new tool for Mars cartography and chronology [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2005, 71: 1205–1217.
[7] Barata T, Alves E I, Saraiva J, et al. Automatic recognition of impact craters on the surface of Mars[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2004, 3212: 489–496.
[8] Michael G. Coordinate registration by automated crater recognition[J]. *Planetary and Space Science*, 2003, 51: 563–568.
[9] Bay S H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: Speeded up robust features[C]. In *European Conference on Computer Vision*, 2006: 404–417.
[10] <http://moon.bao.ac.cn>