

# 基于显著区域的月球影像内容特征研究

陈慧中<sup>1,2</sup>, 陈永光<sup>3</sup>, 景 宁<sup>1</sup>, 陈 萃<sup>1</sup>, 王 钧<sup>1</sup>

(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:** 提出一种基于月球影像显著区域的内容特征(LIFBS),同时面向多核处理器架构,提出并行优化的 LIFBS 特征生成算法.该算法考虑显著子区域之间的方位、尺度、强度和距离关系,为每一个显著区域生成一个 LIFBS 局部特征,以此描述月球影像的内容.理论分析与实验结果表明,LIFBS 特征具有良好的不变性与相似性表达,同时特征生成算法具有较高的并行效率.

**关键词:** 月球遥感影像; 基于内容的图像检索; 图像特征

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 05-0911-09

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.05.009

## Research of Content Feature Descriptors for Lunar Images Based on Saliency Regions

CHEN Hui-zhong<sup>1,2</sup>, CHEN Yong-guang<sup>3</sup>, JING Ning<sup>1</sup>, CHEN Luo<sup>1</sup>, WANG Jun<sup>1</sup>

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

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

3. Ordnance Engineering College, Shijiazhuang, Hebei 050003, China)

**Abstract:** A feature descriptor called LIBFS is proposed for lunar remote sensing images based on the saliency regions and a parallel LIBFS generating algorithm is proposed facing the multi-cores processor architecture. The algorithm considers the location, scale, strength and distance relationship among different saliency regions in a lunar image. Several local LIBFS features are generated to describe the content of the image together. Theoretical analysis and experiments show that the LIBFS works well in invariance and similarity presentation, and the feature generating algorithm is of high parallel efficiency.

**Key words:** lunar remote sensing image; content-based image retrieval (CBIR); image feature

## 1 引言

自上世纪末始,全球范围内掀起了新一轮的月球探测热潮,迄今已实施多个新的月球探测计划,获得并公开发布了大量的月球遥感影像.这些影像具有来源广泛、形式多样、数据量大的特点,因而研究更快速有效的月球影像数据检索技术具有显著意义.基于内容的检索技术能根据视觉内容特性将用户感兴趣的月球影像从大量的非同源月球影像数据中检索出来,从而满足更为高效而广泛的数据获取需求.然而传统基于内容的图像检索(CBIR: Content Based Image Retrieval)<sup>[1]</sup>技术大多采用色彩、纹理和形状等底层视觉特征对图像内容的进行量化描述,对于目标对象单一且形状类似、缺乏色彩信

息的月球遥感影像适用性较差.因此需要针对月球影像的领域特点研究特定的内容特征描述方法.

本文从月球影像的视觉特性出发,针对月球影像的显著区域,研究每一块子区域间存在的相对关系并进行量化描述,考虑相对方位关系、尺度大小关系、显著强度关系和距离远近关系,产生一组基于显著区域的月球影像内容特征(LIFBS: Lunar Image Feature Based on Saliency);同时面向当前计算机广泛使用的多核处理器架构,提出一种考虑多线程并行处理的 LIFBS 特征生成算法;此外,对算法时间复杂度和 LIFBS 特征的常见几何不变性进行了理论分析,对实际月球遥感影像(嫦娥数据、克莱门汀数据)的实验与对比分析表明:LIFBS 特征在旋转、平移、缩放等常见几何变换以及光照、噪声、局部变

化等情况下具有良好的不变性、对于非同源数据能够很好地区分相似与非相似影像,效果明显好于灰度直方图、形状、纹理等经典全局特征。

## 2 问题描述与相关研究

### 2.1 问题描述

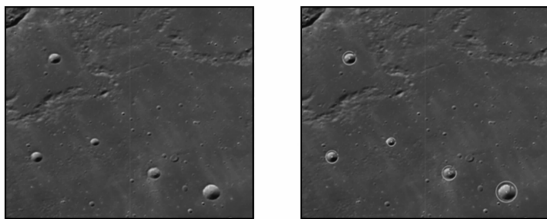
月球影像的显著区域是月球影像中最能引起视觉注意,最能表现影像内容特征的区域。由于月球表面结构相对较简单(多为撞击坑),其遥感影像通常只包含撞击坑区域与背景区域,因此其显著区域主要由视觉敏感的月球表面典型对象撞击坑区域构成。

我们在前期研究过程中,提出了一种利用基于SURF<sup>[2]</sup>特征点与支持向量机的月球影像显著区域提取算法<sup>[3]</sup>,其主要思想是通过合并、组合预处理后月球影像的明暗特征点检测出候选的感兴趣区域集合,通过支持向量机将显著的撞击坑区域与错误的检测结果及不显著的撞击坑区域分类,从而获得最终的月球影像显著区域并得到中心点、尺度和强度等显著区域相关参数,作为本文研究的前提和输入条件。

图1给出了一幅月球遥感影像原图(a)和显著区域((b)圈示区域),可以看出,显著区域包含了具有视觉显著性的主要内容,此外部分大都是单调的背景和散碎的小撞击坑。通过对这些显著区域进行特征描述,就可有效地对整幅影像的内容进行概括,从而在基于内容的检索过程中判定相似度。

由此,本文研究的基于显著区域的月球影像内容特征描述问题即是分析如图1(b)中的月球影像显著区域隐含的空间关系等要素,对其进行量化,产生一组局部特征向量,综合描述整幅影像的内容特征。为了便于描述,首先给出相关定义如下:

**定义1(显著子区域)** 月球遥感影像中一个视觉显著的撞击坑区域,记为 $SR$ ,使用三元组表示为 $SR = (c, r, H)$ 。其中, $c = (x, y)$ 为 $SR$ 中心点坐标; $r$ 为尺度即 $SR$ 区域半径; $H$ 为平均强度,指示了 $SR$ 的视觉显著程度。



(a) 原图

(b) 经检测的显著区域

图1 月球遥感影像及其显著区域

**定义2(显著区域)** 月球遥感影像中显著子区域集合,记为 $SRS$ , $SRS = \{SR_1, SR_2, \dots, SR_N\}$ ,其中, $N$ 为显著子区域的个数。

**定义3(邻近子区域)** 月球遥感影像中一个显著子区域除自己以外的所有显著子区域均称为它的邻近子区域,即:对于 $SR_i \in SRS$ ,每一个 $SR_j \in SRS$ 且 $j \neq i$ 均为 $SR_i$ 的邻近子区域。

基于上述定义,本文要解决的问题可以描述为:

**定义4(问题定义)** 基于显著区域对一幅月球影像进行内容特征描述的过程可以表述为:

$$FV = f(SRS) \quad (1)$$

其中, $f(\cdot)$ 为LIFBS生成算法,输入为月球影像提取后的显著区域集合 $SRS$ ,通过分析输入影像显著区各个分块之间的关系,对每一个显著子区域 $SR_i$ 均产生一个特征描述向量 $fv_i$ ,共同作为月球影像视觉特性的量化描述并输出,即基于显著区域的月球影像内容特征LIFBS集合 $FV = \{fv_1, fv_2, \dots, fv_N\}$ 。

### 2.2 相关研究

对于类似问题,基于图像局部区域进行内容特征描述一直是CBIR领域解决“语义鸿沟”问题的研究热点:Tian等<sup>[4]</sup>通过计算用户指定区域对象与图像子区域间底层特征的交叠程度来判断相似度;Carson等<sup>[5]</sup>提取图像局部区域的色彩直方图和纹理信息进行相似性匹配;Sivic等<sup>[6]</sup>对给定区域对象抽取局部特征并聚类抽象成为“视觉单词”,借鉴统计文本检索的方法匹配相似性;Hurtut等<sup>[7]</sup>提出一种不依赖图像分割的对色彩空间关系进行相似度匹配的方法;Lazebnik等<sup>[8]</sup>提出一种在不同分辨率上构建特征金字塔的方法;Liu等<sup>[9]</sup>使用纹理特征和3维色彩特征描述子区域并基于决策树的方法取得子区域的高层语义。

国内的有关研究中,韩东峰等<sup>[10]</sup>将物体的空间关系表示为一种概率的潜在关系,同时加入图像特征的统计信息;高科等<sup>[11]</sup>定义具有仿射协变性的空间邻域得到自适应的多层空间上下文描述并使用模糊堆土机距离度量方法计算相似性;江悦等<sup>[12]</sup>采用空间金字塔模型对视觉词对和词群进行建模,得到上下文金字塔特征;罗晓清等<sup>[13]</sup>用模糊C-均值聚类算法对图像进行分割,获取区域特征矩阵。通过降维处理计算区域的距离作为相似度;郭立君等<sup>[14]</sup>用局部特征相对于不同视觉单词的后验概率之和作为特征描述图像。

上述方法都是针对通用图像进行研究,子区域的底层特征多使用色彩、纹理和形状等。对于月球影像内容特征描述,此类特征的区分度和适用性较差,而本文研究的LIFBS特征则针对月球影像视觉特点展开。此外,很多已有研究都使用较为复杂的相似性度量方法对子区域的底层特征进行一次性匹配来衡量图像间的相似度,而本文在底层特征之上抽取出隐含内容相似性的多个“中层”局部特征,然后通过特征相似性匹配方法进行多次匹配,以保证较好的不变性。

### 3 LIFBS 特征生成

#### 3.1 基本思想

LIFBS 特征生成算法的主要思想是:在对一个显著子区域求取特征向量时,首先找到中心点间距离最近的邻近子区域,以其中心点连线方向作为基准方向线;然后以当前显著子区域中心点作为原点,以基准方向线作为第一象限的角平分线,将平面空间划分为四个象限;分别找到各象限最近邻的邻近子区域,计算它们与显著子区域的尺度比、强度比与距离尺度比三个参数作为对应象限的特征分量;然后将四个象限的分量综合起来得到该显著子区域一个 12 维的特征向量。

#### 3.2 LIFBS 生成算法

首先定义算法的两个前提条件:

**前提 1(子区域间互不重合)** 月球影像显著区域所包含的任意两个显著子区域的中心点均不会重合,即  $\forall SR_i, SR_j \in SRS$  且  $i \neq j$ , 有  $c_i \neq c_j$ 。

**前提 2(存在多个子区域)** 月球影像显著区域至少包含两个以上的显著子区域,即  $N \geq 2$ 。

显然,在一般情况,这两个前提是满足的,在此基础上,算法详细步骤描述如下:

**步骤 1** 输入提取的显著区域集合  $SRS$ ,  $\forall SR_i, SR_j \in SRS$  且  $i \neq j$ , 计算其两两之间的中心点距离:

$$D_{ij} = \text{Dist}(SR_i, SR_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

对于每一个  $SR_i = (c_i, r_i, H_i) \in SRS$ , 执行步骤 2 至步骤 7。

**步骤 2** 将所有  $SR_j = (c_j, r_j, H_j)$ ,  $j \neq i$  按  $D_{ij}$  递增排序, 排序后序号记为  $k$ , 这里, 有  $j = \text{pos}(k)$ ,  $k = 1, \dots, N - 1$ ,  $\text{pos}(\cdot)$  函数表示将排序后的序号对应到原有标号。

**步骤 3** 令  $k = 1$ , 取出离  $SR_i$  距离最近的  $SR_j$ ,  $j = \text{pos}(k)$  作为基准邻近子区域, 记为  $SR_0$ ; 中心点  $c_{\text{pos}(1)} = (x_{\text{pos}(1)}, y_{\text{pos}(1)})$  为基准方向点, 记为  $c_0 = (x_0, y_0)$ ;  $SR_i$  到  $c_0$  的连线为基准方向线  $L_0$ 。

**步骤 4** 以  $SR_i$  中心点为原点, 以基准方向线作为第一象限角平分线, 将以  $SR_i$  为中心的区域的平面空间划分为四个象限(如图 2 所示):  $QR_n$ ,  $n = 1, 2, 3, 4$ 。

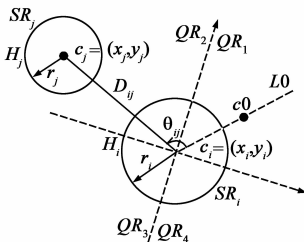


图2 特征分量计算示意图

**步骤 5** 对于邻近子区域  $SR_j$ ,  $SR_j$  中心点位于象限

$QR_n$  内, 则  $SR_j$  为第  $n$  象限内  $SR_i$  的最近邻。计算与  $SR_i$  间的三个特征分量, 作为子区域  $SR_i$  的第  $n$  象限特征分量用以表征  $SR_j$  与  $SR_i$  的相对关系, 定义如下:

**特征分量 1** 尺度比  $s_n$ 。定义为  $SR_j$  与  $SR_i$  之间的尺度大小比值, 即区域半径长度之比(如图 2 所示), 计算公式如下:

$$s_n = r_j / r_i \quad (3)$$

**特征分量 2** 强度比  $h_n$ 。定义为  $SR_j$  与  $SR_i$  之间的视觉强度大小比值, 计算公式如下:

$$h_n = H_j / H_i \quad (4)$$

**特征分量 3** 距离尺度比  $d_n$ 。定义为  $SR_j$  与  $SR_i$  中心点之间距离与  $SR_i$  区域尺度的比值, 计算公式如下:

$$d_n = \text{Dist}(SR_j, SR_i) / r_i = D_{ij} / r_i \quad (5)$$

**步骤 6** 令  $k = k + 1$ , 按距离  $D_{ij}$  递增的顺序取得下一个  $SR_j$ ,  $j = \text{pos}(k)$ , 计算  $SR_i$  到  $SR_j$  中心点连线与基准方向线  $L_0$  之间的偏差角  $\theta_{ij}$ (如图 2 所示):

$$\theta_{ij} = \begin{cases} \arccos\left(\frac{(x_j - x_i) \times (x_0 - x_i) + (y_j - y_i) \times (y_0 - y_i)}{\text{Dist}(SR_j, SR_i) \times \text{Dist}(SR_0, SR_i)}\right) & \text{if } ((x_0 - x_i) \times (y_j - y_i) - (x_j - x_i) \times (y_0 - y_i)) \geq 0 \\ 2\pi - \arccos\left(\frac{(x_j - x_i) \times (x_0 - x_i) + (y_j - y_i) \times (y_0 - y_i)}{\text{Dist}(SR_j, SR_i) \times \text{Dist}(SR_0, SR_i)}\right) & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (6)$$

根据  $\theta_{ij}$  判断  $SR_j$  中心点的象限  $QR_n$ :

$$n = \begin{cases} \lfloor \left( \theta_{ij} + \frac{\pi}{4} \right) / \frac{\pi}{2} \rfloor + 1, & \text{if } \theta_{ij} \in \left[ 0, \frac{7\pi}{4} \right) \\ 1, & \text{if } \theta_{ij} \in \left[ \frac{7\pi}{4}, 2\pi \right) \end{cases} \quad (7)$$

若已经存在第  $n$  象限特征分量, 则说明当前  $SR_j$  并非第  $n$  象限  $QR_n$  中到  $SR_i$  的最近邻, 执行步骤 6, 反之, 执行步骤 5, 直至当前  $k = N$  或者所有象限的特征分量均已存在, 则执行步骤 7。

**步骤 7** 对  $SR_i$  的所有  $N - 1$  个邻近子区域完成计算, 得到  $SR_i$  的一个 4 象限特征分量共同组成的 12 维 LIFBS 向量:

$$\mathbf{fv}_i = (s_1, h_1, d_1, s_2, h_2, d_2, s_3, h_3, d_3, s_4, h_4, d_4) \quad (8)$$

这里, 倘或  $SR_i$  在象限  $QR_n$  内不存在邻近子区域, 则该象限特征分量  $s_n, h_n, d_n$  均设置为零。

**步骤 8** 对所有显著子区域  $SR_i$  完成特征描述向量  $\mathbf{fv}_i$  的计算, 得到输入月球影像特征描述向量集合  $\mathbf{FV} = \{\mathbf{fv}_1, \mathbf{fv}_2, \dots, \mathbf{fv}_N\}$  并返回。

当前, 多核处理器已经得到了广泛的实际应用。而单个线程的计算任务仅能被单个处理核执行, 传统的以单一计算进程结构设计的算法, 无法有效利用多个处理器核, 造成计算资源的浪费与计算效率的相对低下。对此, 我们采取类似 Fork-Join 模式<sup>[15]</sup>的多线程并行

技术优化算法执行效率,具体地:

(1)步骤1中的距离计算作为一个并行处理块平均分配给  $thd$  个线程并行执行.

(2)步骤2到步骤7主要完成特征分量的计算,对于各个显著子区域是独立进行的,可将这几步组合成为一个并行处理块.均衡地分配给  $thf$  个计算线程并行执行.

考虑多线程优化的 LIFBS 生成算法流程示意如图3所示.

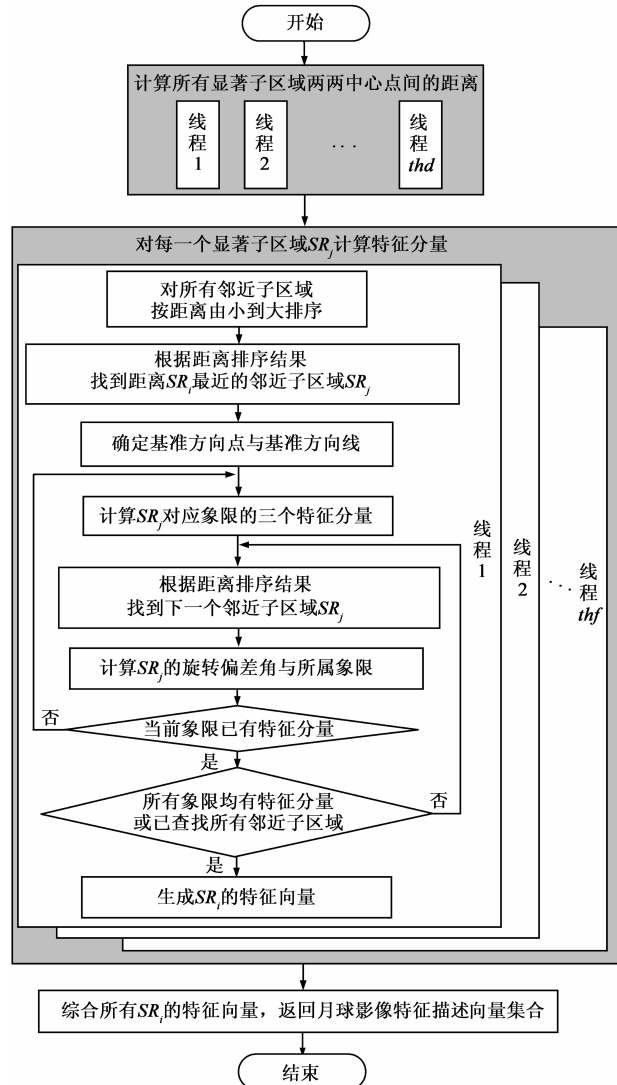


图3 LIFBS特征生成算法流程

## 4 理论分析

### 4.1 算法效率分析

对 LIFBS 生成算法的计算效率进行理论分析时,采用算法时间复杂度作为性能衡量指标,定义一次基本运算为单一维度上的一次基本运算.

首先计算所有子区域之间的两两距离,根据式

(2),串行时运算次数为  $N(N-1)/2 \times 6 = 3N^2 - 3N$ ;采用多线程并行执行时,最优情况下  $3N^2 - 3N$  次计算完全均匀地分配给  $thd$  个线程,此时距离计算的复杂度等同于  $(3N^2 - 3N)/thd$  次基本运算.然后分别对每一个显著子区域进行特征分量的计算,首先进行一次  $N-1$  个邻近距离的排序操作,使用快速排序算法<sup>[16]</sup>,时间复杂度为  $O((N-1)\log(N-1))$ ;然后,在四个象限特征分量均存在的情况下,需进行四次特征分量的计算(式(3)~(5)),计算量为  $4 \times 3 = 12$ ;此外,需对除基准邻近子区域以外的所有邻近子区域进行角度计算与象限判定(式(6),(7)),计算量为  $(N-2) \times 15 = 15N - 30$ ;对于一幅月球遥感影像,共有  $N$  个显著子区域,故串行执行总的基本运算次数为  $N \times (O((N-1)\log(N-1)) + 12 + 15N - 30) = 15N^2 - 18N + O((N^2 - N)\log(N-1))$ ;将这一计算过程分配给  $thf$  个线程并行计算,在最优的负载完全均衡情况下,时间复杂度等同于  $(15N^2 - 18N + O((N^2 - N)\log(N-1)))/thf$ .

依据上述分析,基于显著区域的月球影像内容特征描述并行算法总计算次数在最差情况(无并行)下为  $T(N) = 3N^2 - 3N + 15N^2 - 18N + O((N^2 - N)\log(N-1)) = 18N^2 - 21N + O((N^2 - N)\log(N-1))$ ;简化后,计算复杂度可以认为  $O(N^2) + O(N^2\log N)$ .在多个线程计算负载完全均衡的最优并行情况下,计算次数为  $T(N) = (3N^2 - 3N)/thd + (15N^2 - 18N + O((N^2 - N)\log(N-1)))/thf$ ;当取  $thd = thf = th$  时,简化后,计算复杂度可以认为  $O(N^2/th) + O((N^2/th)\log N)$ .

### 4.2 几何不变性分析

本节对平移、缩放以及旋转这三种最常见的影像几何变换下 LIFBS 特征的不变性进行理论分析.

对于影像中的任意像素点  $pt = (x, y)$  经过三种几何变换后的  $pt' = (x', y')$ ,可以表述为以下形式:

$$(x', y') = T((x, y));$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & \lambda \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta_x \\ \Delta_y \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中,  $\lambda$  为缩放比例,  $\lambda > 0$ ;  $\varphi$  为旋转角度,  $\varphi \in [0, 2\pi)$ ;  $\Delta_x$  和  $\Delta_y$  分别为横向与纵向的平移量.由于平移与旋转并不影响欧氏空间上的距离量算,变换后两点间的欧氏距离:

$$\|pt'_1 - pt'_2\| = \lambda \|pt_1 - pt_2\| \quad (10)$$

则对于一个显著子区域  $SR_i = (c_i, r_i, H_i)$ ,其变换后的  $SR'_i = (c'_i, r'_i, H'_i)$ ,有  $c'_i = (x'_i, y'_i) = T((x_i, y_i))$ ,  $r'_i = \lambda r_i$ ,  $H'_i = H_i$ .两个显著子区域间的距离根据式(2)与式(10),为

$$D'_{ij} = \text{Dist}(SR'_i, SR'_j) = \lambda \text{Dist}(SR_i, SR_j) = \lambda D_{ij} \quad (11)$$

计算  $SR'_i$  的 LIFBS 特征向量时,首先计算距离并找

到基准邻近子区域,根据式(11),变换后距离保持大小排序关系不变,因此变换后的基准邻近子区域必为  $SR_0'$ ,即经过变换的原基准子区域,从而划分的四个象限与原划分相一致.由于象限划分与距离关系均不变,各象限内的最近邻也必为原最近邻变换后的子区域,记为  $SR_n'$ ,  $n=1,2,3,4$ ,计算特征分量时:

$$s_n' = \frac{r_n'}{r_i'} = \frac{\lambda r_n}{\lambda r_i} = s_n \quad (12)$$

$$h_n' = \frac{H_n'}{H_i'} = \frac{H_n}{H_i} = h_n \quad (13)$$

$$d_n' = \frac{\text{Dist}(SR_j', SR_i')}{r_i'} = \frac{\lambda \text{Dist}(SR_j, SR_i)}{\lambda r_i} = d_n \quad (14)$$

可以得出, LIFBS 特征对于月球影像平移、缩放以及旋转这三种基本几何变换是保持不变的.

## 5 实验与结果分析

本节针对实际月球遥感影像进行不变性、相似性和并行效率实验.

实验中,特征向量的匹配使用文献<sup>[2,17]</sup>中采用的基于欧氏空间距离判定的局部特征匹配方法,影像间的匹配度则由特征向量成功匹配的数目计算得到,匹配度越高则影像相似性越大,定义如下:

**定义 5(特征的匹配)** 令  $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_D)$  为匹配影像  $I_1$  的一个特征向量,  $\mathbf{V}$  为被匹配影像  $I_2$  的特征向量集合.  $\mathbf{o}_1 = \{o_{11}, o_{12}, \dots, o_{1D}\}$ ,  $\mathbf{o}_2 = \{o_{21}, o_{22}, \dots, o_{2D}\}$  分别为  $\mathbf{q}$  在  $\mathbf{V}$  中的最近邻与次近邻.  $\delta$  为相似性匹配门限,  $0 < \delta \leq 1$ . 若:

$$\left( \sum_{d=1}^D (o_{1d} - q_d)^2 \right)^{\frac{1}{2}} / \left( \sum_{d=1}^D (o_{2d} - q_d)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \leq \delta \quad (15)$$

则称  $\mathbf{q}$  在  $\mathbf{V}$  中与  $\mathbf{o}_1$  成功匹配;反之,  $\mathbf{q}$  无匹配结果.

**定义 6(影像匹配度)** 令  $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{V}$  分别为待匹配影像  $I_1$ 、 $I_2$  的特征向量集合,定义匹配度:

$$\text{match}(I_1, I_2) = \frac{\|\{\mathbf{q}\}\|}{\|\mathbf{Q}\|}, \mathbf{q} \in \mathbf{Q}, \text{且 } \mathbf{q} \text{ 在 } \mathbf{V} \text{ 中成功匹配} \quad (16)$$

实验环境为 Intel Core i3 2.93GHz 4 核 CPU, 2.0G RAM, 采用 Microsoft Windows XP Professional 操作系统, Visual C++ 2008 编译器和 OpenCV 2.0. 实验数据来自嫦娥一号、嫦娥二号月球影像数据\* 以及 CLEMENTINE 月球影像数据\*\*. 实验相关参数设置: 匹配门限  $\delta = 0.7$ , 线程数目  $thd = thf = th$ .

### 5.1 不变性实验

不变性实验旨在测试原始月球影像的光照、噪声变换以及局部增加或减少显著子区域的变化情况下 LIFBS 的相对不变性. 这里, 由于 4.2 节中已对 LIFBS 特

征的常见几何不变性(平移、缩放和旋转)进行了理论分析, 不再对此进行重复性实验.

图 4 给出了嫦娥二号虹湾局部影像和经过光照变换, 添加高斯噪声, 显著区局部减少及增加后的实验影像, 图中圆圈指示了检测的显著区域. 图 5 展示 LIFBS 特征计算结果, 横坐标为特征向量维度, 纵坐标为各维度上的取值, 一根曲线代表一个特征向量, 一张特征向量示意图代表一幅影像的特征向量集合. 从图 5 可以看出, 光照变换(图 4(b))以及噪声(图 4(c))对 LIFBS 特征的影响较小, 虽然在部分向量的个别分量的值有所不同(如特征向量 4 的分量值差异), 但是差别不大, 不影响与原图的特征向量的总体相似性. 相对而言, 噪声的影响略大. 当显著子区域减少时, 可以明显看出, 距离最近的显著子区域 1 的 LIFBS 特征受到较大影响, 而距离较远的子区域 2 和 3 的特征基本无变化; 当显著子区域增加时, 同样是距离变化最近的显著子区域 1 和 2 受到较大影响, 其中, 2 的基准邻近子区域由于 3 的增加发生了变化, 从而整个特征都发生了较大的变化. 总的来讲, 显著子区域的局部增加与减少仅影响距离较远的子区域 LIFBS 特征; 这是由于在计算过程中, 本文算法仅考虑各象限内的最近邻子区域, 从一定程度上保持了特征的“局部性”, 屏蔽了距离较远的子区域变化产生的影响.

表 1 经不同变换的月球影像 LIFBS 特征匹配结果

	光照变换		添加噪声		局部减少		局部增加	
匹配结果	1	1	1	1	1	1	1	1
	2	2	2	2	2	—	2	—
	3	3	3	3	3	2	3	4
	4	4	4	4	4	3	4	5
匹配度	1		1		0.75		0.75	

表 1 给出了原图与经过不同变换的月球影像的 LIFBS 特征匹配结果. 从表中可以看出经过光照变换与添加噪声的月球影像与原图的所有 LIFBS 特征均成功匹配, 匹配度为 1. 显著子区域局部减少的情况下, 除了被减少掉的原子区域 2 没有匹配结果, 其余均成功匹配, 其中, 虽然距离变化区域最近的子区域 1 在部分分量上变化较大, 但对于整个 12 维 LIFBS 特征向量而言, 只对 3 个维度上的特征分量取值产生影响, 匹配结果受影响较小. 在显著子区域局部增加的情况下, 基准邻近子区域发生变化的子区域 2 的 LIFBS 特征由于差异较大而匹配失败, 其余的特征向量均成功匹配. 二种子区域局部变化的情况下匹配度均为 0.75, 相似性仍然较

\* 嫦娥探月数据发布网站: <http://moon.bao.ac.cn>

\*\* 克莱门汀探月数据发布网站: <http://nssdc.gsfc.nasa.gov/planetary/clementine.html>

高.可以认为,噪声和光照变换对月球影像 LIFBS 特征的匹配结果影响较小;显著区域发生局部变化时,造成 LIFBS 特征部分维度上的分量差异对其匹配结果影响较小,对于总体影像匹配度影响也较小.

由此,LIFBS 特征在光照及噪声影响下能保持良好的相对不变性,当局部显著区域发生变化时,影像整体 LIFBS 特征集合匹配度受影响较小,从而能保持影像相似度在上述变化情况下的相对不变.

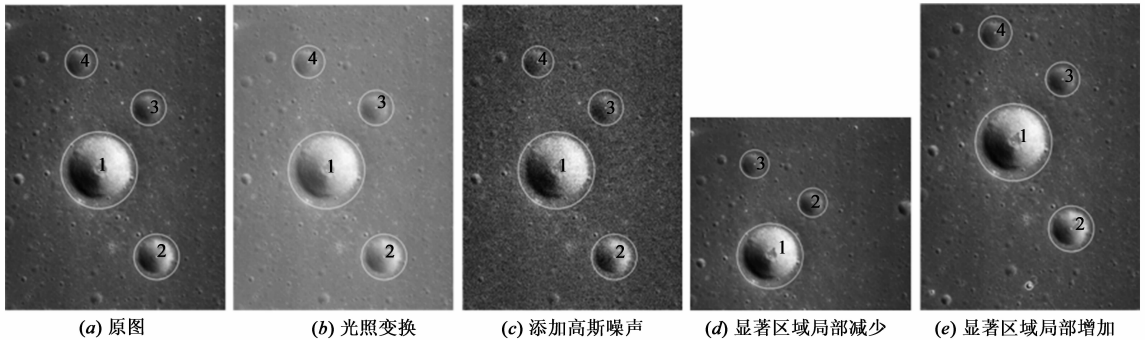


图4 嫦娥二号实验影像

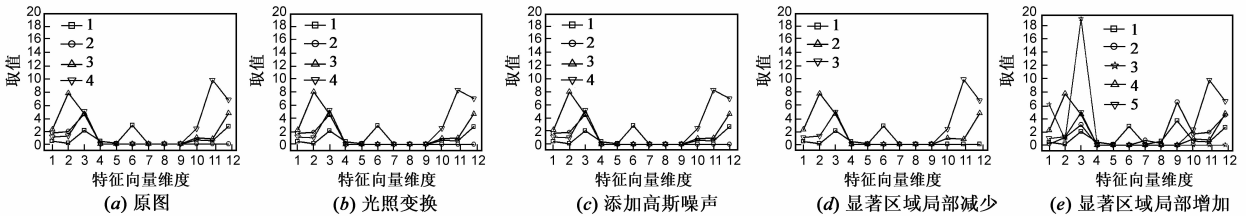


图5 经不同变换的月球影像LIFBS特征向量示意图

## 5.2 相似性实验

相似性实验目的在于验证 LIFBS 特征对于内容相近的非同源月球影像的相似性辨别能力.实验采用一组嫦娥一号(公开发布的第一幅影像局部)与克莱门汀(CLEMENTINE)月球影像数据,如图6所示,(a)、(d)为一幅嫦娥一号月球影像的原图与显著区域检测结果,(b)、(e)为与(a)同一区域的一幅克莱门汀影像以及显著区域,(c)、(f)为用作对比实验的另一幅嫦娥一号月球影像及显著区域.如图6可见,(a)与(b)由于来源不同,其光照方向和强度,对比度,分辨率等均存在不同;其检测出的显著区域均包含六个最显著的撞击坑区域,但显著程度并不相同,比如(e)中的显著子区域3明显比(a)中的对应子区域更为显著.(c)在对比度,分辨率等全局视觉感官上与(a)具有一定的相似性,其显著子区域个数也为6,但内容并不相关(见(f)).

图7给出了 LIFBS 特征计算结果特征向量示意图,

可以看出,同一区域的嫦娥影像与克莱门汀影像的 LIFBS 特征向量具有一定相似性,虽然由于影像来源不同,其通过显著区检测计算得到的显著区域尺度、强度和中心位置等参数均有一定的差异,但差异值较小,不影响对应 LIFBS 特征之间整体相似程度.值得注意的是,图6(e)中的3显然比图6(d)中的5视觉显著度高,但从图7来看,两者对应的 LIFBS 特征差异并不大.而对于内容无关的嫦娥对比影像,计算得到的 LIFBS 特征向量大部分与前两者存在显著差异.表2给出了匹配结果,同一区域的嫦娥月球影像与克莱门汀月球影像的六个 LIFBS 特征均成功匹配,匹配度为1;而不同区域的嫦娥月球影像之间 LIFBS 特征仅有一对成功匹配,匹配度仅为0.167,其中一对错配的情况(图6(d)中的4与图6(f)中的3)是由于从局部来看,两者确实存在一定的相似性;总体来说,内容相似的影像间 LIFBS 特征集合的匹配度远高于无关影像.

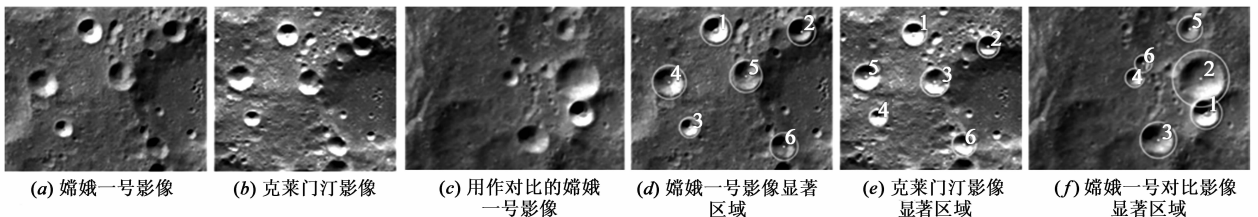


图6 非同源月球影像示例

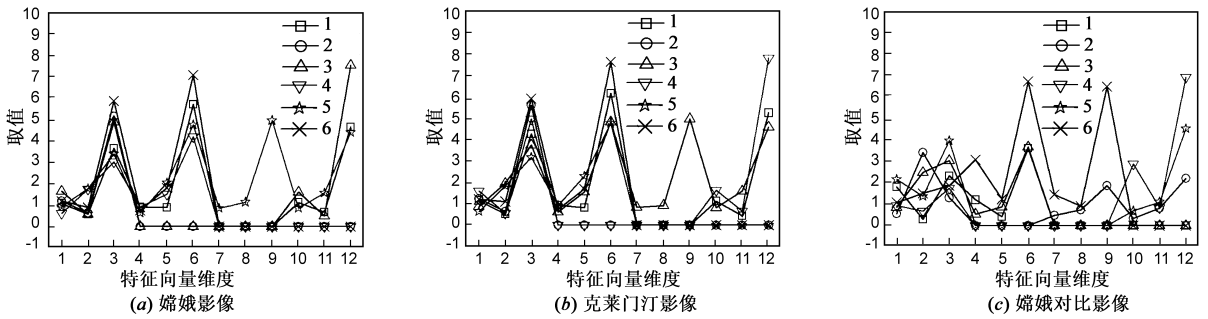


图7 非同源月球影像LIFBS特征向量示意图

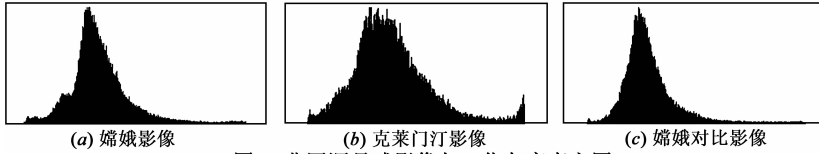


图8 非同源月球影像归一化灰度直方图

表 2 非同源月球影像 LIFBS 特征匹配结果

	克莱门汀		嫦娥对比	
匹配结果	1	1	1	—
	2	2	2	—
	3	4	3	—
	4	5	4	3
	5	3	5	—
	6	6	6	—
匹配度	1		0.167	

作为对比,本文同时计算了一些经典的底层全局特征.图8给出了三幅月球影像的归一化灰度直方图,

表 3 非同源月球影像 HU 矩

	HU1	HU2	HU3	HU4	HU5	HU6	HU7	Dist
嫦娥	1.433e-003	7.017e-008	8.351e-012	8.471e-012	5.827e-023	1.861e-015	4.100e-023	0.00
克莱门汀	1.235e-003	9.950e-009	4.021e-012	4.989e-012	-9.488e-024	4.390e-016	2.023e-023	5.111798
嫦娥对比	1.529e-003	2.242e-007	1.728e-011	2.376e-011	4.803e-022	1.119e-014	3.380e-023	3.835396

表 4 非同源月球影像部分 Tamura 纹理

	粗糙度	对比度	方向性
嫦娥	46.641	20.390	0.106
克莱门汀	38.909	31.019	1.3733e-010
嫦娥对比	47.180	17.700	0.2258

由此,LIFBS 特征对于月球影像的内容具有很好的相似性识别能力,其相似性度量结果优于经典的灰度直方图、HU 矩、Tamura 纹理等视觉特征.

### 5.3 并行效率实验

LIFBS 特征面向单机多核架构采用多线程并行计算得到.并行优化实验旨在测试并行优化的效果和确定合适的线程数目  $th$ ,实验结果用并行加速比和并行效率<sup>[18]</sup>衡量.

图 9 给出了实验结果,横坐标为线程数目  $th$ ,左侧

可以看出从直方图中很难判定三者差异.表 3 给出了影像的 HU 不变矩,表中最后一列给出了同一区域的嫦娥影像与克莱门汀影像间以及两幅不同区域嫦娥影像间的 HU 矩的相对距离,即各维归一化以后的欧氏距离.从表中数据来看,两幅嫦娥不同区域影像间的 HU 矩反而相对接近.表 4 给出了影像的 Tamura 纹理中最重要的三个参数:粗糙度、对比度和方向性,很明显可以看出,两幅内容无关的嫦娥影像间的纹理特征更为接近.上述三种全局特征均不能很好地体现非同源月球影像间的内容相似性,这是由于一方面月球影像在色彩、纹理、形状等方面总是较为相似的、区分度不大;另一方面则是同一起来源的月球影像由于光照、传感器等原因会具有更为类似的总体视觉特征.因而,使用这些经典的底层全局特征在识别月球影像内容相似性时存在一定的缺陷.

立柱为并行加速比,右侧立柱为并行效率,均取 10 幅月球影像的 LIFBS 特征生成平均值.如图所示,在实验采用的四核处理器环境下,在不同线程下,并行加速比为 1.698 到 2.695 不等,并行效率为 0.64 到 0.85 不等;并行加速比在  $th = 4$ ,即与处理器核数相同时取得最大值.线程数小于处理器核数时递增,这是由于  $th$  小于处理器核数时,由于没有充分利用每个处理器的计算资源;超过时则与峰值相差不大而略有减少,则是由于随着线程数目的增加,维护多个线程本身的开销增大.并行效率由于实际利用核数的变化随着线程数目增加而递减.

由此,对于 LIFBS 并行生成算法,线程数目等于处理器核数时,可以得到最优的并行性能提升,最高并行加速比可达 2.695,最高并行效率可达 0.85.

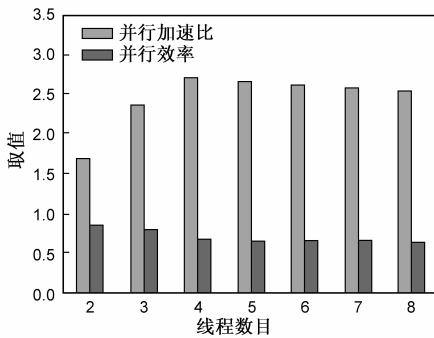


图9 并行优化实验结果

## 6 结语

为了得到性能良好的月球影像内容特征描述并运用于基于内容的月球影像检索,本文提出了一种基于显著区域的月球影像内容特征(LIFBS)以描述影像内容.不同于已有对通用图像的特征描述,LIFBS特征更多考虑了月球遥感影像的特有的视觉特性,其生成算法结构简单,易于实现并针对多核处理器进行了并行优化设计.理论分析与实验表明,LIFBS特征不变性与相似性较好,通过对LIFBS特征的简单匹配可以有效度量月球影像间的相似程度,且具有良好的并行效率.

在实际检索过程中,考虑多种特征和元数据信息的综合特征检索要比单纯的基于一种特征的检索效果好.因此,下一步的工作中,将针对LIFBS特征在检索中的实际应用,研究与其他全局、局部特征的综合方法;同时考虑结合影像元数据和用户反馈信息来优化月球遥感影像检索结果.

**致谢** 感谢中国科学院国家天文台提供的嫦娥月球遥感影像数据作为本文的实验数据来源之一.

## 参考文献

- [1] 黄祥林,沈兰荪.基于内容的图像检索技术研究[J].电子学报,2002,30(7):1177-1181.  
Huang Xiang-Ling, Shen Lan-Sun. Research on Content-Based Image Retrieval Techniques[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(7):1177-1181. (in Chinese)
- [2] Bay S H, Tuytelaars T, Gool L V. Surf: Speeded Up Robust Features[A]. Proceedings of European Conference on Computer Vision[C]. Graz, Austria: Springer Press, 2006. 404-417.
- [3] 陈慧中,陈永光,景宁,陈牵.基于SURF特征的月球影像ROI检测[J].红外与毫米波学报,2011,30(6):561-565.  
Chen Hui-Zhong, Chen Yong-Guang, Jing Ning, et al. ROI Detection Method for Lunar Imagery Based on Surf[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2011, 30(6):561-565. (in Chinese)
- [4] Tian Q, Wu Y, Huang S. Combine User Defined Region-Of-Interest and Spatial Layout for Image Retrieval[A]. Proceedings of International Conference on Imaging Processing[C]. Vancouver, Canada: IEEEExplore Press, 2000. 746-749.
- [5] Carson C, Belongie S, Greenspan H, Malik J. Blobworld: Image Segmentation Using Expectation-maximization and Its Application to Image Querying[J]. IEEE Transaction on Pattern Analyze and Machine Intelligent, 2002, 24(8):1026-1038.
- [6] Sivic J, Zisserman A. Video Google: A Text Retrieval Approach to Object Matching in Videos[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision[C]. Nice, France: IEEEExplore Press, 2003, (2):1470-1477.
- [7] Hurtut T, Gousseau Y, Schmitt F. Adaptive Image Retrieval Based on The Spatial Organization of Colors[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 112(2):101-113.
- [8] Lazebnik S, Schmid C, Ponce J. Beyond Bags of Features: Spatial Pyramid Matching for Recognizing Natural Scene Categories[A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. New York, USA: IEEEExplore Press, 2006. 2167-2178.
- [9] Liu Y, Zhang D-S, Liu G-J. Region-based Image Retrieval with High-level Semantics Using Decision Tree Learning[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(8):2554-2570.
- [10] 韩东峰,李文辉,郭武.基于潜在局部区域空间关系学习的物体分类算法[J].计算机学报,2007,30(8):1286-1294.  
Han Dong-Feng, Li Wen-Hui, Guo Wu. Object classification based on latent local spatial relations learning[J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(8):1286-1294. (in Chinese)
- [11] 高科,林守勋,张勇东,唐胜.基于空间上下文的目标图像检索[J].计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(11):1452-1458.  
Gao Ke, Lin Shou-Xun, Zhang Yong-Dong, et al. Object-based image retrieval using spatial context[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2008, 20(11):1452-1458. (in Chinese)
- [12] 江悦,王润生,王程.采用上下文金字塔特征的场景分类[J].计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(8):1366-1373.  
Jiang Yue, Wang Run-Sheng, Wang Cheng. Scene Classification with context pyramid features[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(8):1366-1373. (in Chinese)
- [13] 罗晓清,吴小俊.一种基于区域相似性的图像融合评价方法[J].电子学报,2010,35(5):1366-1373.  
Luo Xiao-Qing, Wu Xiao-Jun. An evaluation method of image fusion based on region similarity[J]. Acta Electronica Sinica. 2010, 35(5):1366-1373. (in Chinese)
- [14] 郭立君,赵杰煜,史忠植.生成模型与判别方法相融合的图像分类方法[J].电子学报,2010,35(5):1366-1373.  
Guo Li-Jun, Zhao Jie-Yu, Shi Zhong-Zhi. Image categorization

of integrated generative models and discriminative methods [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 35(5): 1366 – 1373. (in Chinese)

- [15] Kim C, Agrawala A K. Analysis of the fork-join queue [J]. *IEEE Transactions on Computers*, 1989, 38(2): 250 – 255.
- [16] Hoare C A R. Quicksort [J]. *Computer Journal*, 1962, 5(1): 10 – 15.
- [17] Lowe D. G. Distinctive Image Features from scale-invariant key points [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91 – 110.
- [18] 陈慧中, 陈永光, 景宁, 陈莹. PCPF: 一种面向多媒体数据库中高维向量匹配的并行索引结构 [J]. *计算机学报*, 2011, 34(10): 2009 – 2017.  
Chen Hui-Zhong, Chen Yong-Guang, Jing Ning, et al. PCPF: A parallel index for matching the high-dimensional vectors in multimedia databases [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2011, 34(10): 2009 – 2017. (in Chinese)

## 作者简介



**陈慧中** 女, 1982 年出生, 博士研究生. 主要研究方向为基于内容的图像检索, 智能信息处理.  
E-mail: chen\_huizhong@yahoo.cn; chen\_huizhong@126.com



**陈永光** 男, 1962 年出生, 博士, 教授, 博士生导师. 主要研究方向为电磁环境模拟与评估技术、电子战作战模拟.