

# 基于规范化特征的月球撞击坑探测方法

蒋先刚 丘贇立 冯大一 蒋兆峰

(华东交通大学理学院, 南昌, 330013)

**摘要:** 提出用多阈值分类和属性形态学对月球图像进行层次性和选择性预处理,使高对比阴阳月牙对和低灰度弱边界椭圆形撞击坑具备基本规范和稳定的 Haar 和 PHOG 特征。文中探讨了这些预处理方法对局部区域的小波 Haar 特征和塔式梯度方向直方图 PHOG 特征的稳定性的影响与作用,然后研究了 AdaBoost 和 SVM 这两种分类算法在月球撞击坑探测中的作用,并研究了将 Haar 和 PHOG 特征与 AdaBoost 和 SVM 相结合对撞击坑候选区域进行精确和高效定位的集成方法。结果表明利用属性形态学的柔性结构滤波和分类方法的集成应用能够使撞击坑的识别率较传统方法提高 2%~5%。

**关键词:** 属性形态学; Retinex 算法; Haar 特征; 塔式梯度方向直方图特征; 撞击坑检测

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Lunar Crater Detection Method Based on Normalized Features

Jiang Xiangang, Qiu Yunli, Feng Dayi, Jiang Zhaofeng

(School of Science, East China Jiaotong University, Nanchang, 330013, China)

**Abstract:** A method based on multi-threshold classification and attribute morphology is adopted to pre-process lunar image selectively in different gray layers, which ensure different highlight shadow crescent pair and low gray weak edge elliptical crater possess essentially normalized and steady Haar and PHOG feature. The influence and the function of the preprocessing method on partial wavelet Haar and pyramid histogram of oriented gradients feature is probed, and the effects of AdaBoost and SVM used in lunar crater detection are investigated. The integrated craters detecting strategy combining Haar and PHOG features with AdaBoost and SVM classifiers is also studied. The method is proved to have high accuracy and recognition efficiency. Experimental results demonstrate that lunar crater recognition ratio is proved by 2%~5% via attribute morphology and assemble classifier compared to traditional methods.

**Key words:** attribute morphology; Retinex algorithm; Haar feature; pyramid histogram of oriented gradients feature; crater detection

## 引 言

目前许多基于图像的星球撞击坑探测方法都是基于撞击坑呈现出高亮和阴影月牙对形状的特性,但这些撞击坑识别方法对光照条件有较大的依赖并忽视了无强烈对比撞击坑区域的探测,其识别效率

受到一定的影响<sup>[1]</sup>。本文利用每一个撞击坑所特有的纹理特征,将具备和不具备半圆月牙状的高亮和阴影对的撞击坑统一处理为含模糊圆形边缘的区域图像,结合撞击坑的区域和边缘分布的 Haar 或 HOG 特征,AdaBoost 或 SVM 分类器对月球地貌图像中撞击坑的候选区域进行快速定位和校验,并将这些预处理方法应用于特征的选取和精炼,以提高月球图像撞击坑识别系统的识别效率和鲁棒性。考虑到月球撞击坑图像的多模态和其噪声的复杂性,采用结构可变的可用数学方程描述准则的属性形态学的开和闭(Attribute open and chose, AOC)运算,通过变量方和方程描述的面积、光强度对比和不变矩等准则作为柔性结构,对局部图像的滤波处理可以使月球撞击坑区域图像的有向梯度方向直方图大致相似,使系统的识别效率和识别精度提高。通过最大树结构的组织,各灰度层次的各种属性处理效率将大大提高。对月球撞击坑采用的属性形态学主要采用面积开闭运算、光亮度对比平方运算和半月牙不变矩运算及这些方法的级联和组合。

## 1 月貌影像撞击坑区域的特征定义及相应的预处理方法

月球撞击坑在不同纬度和光照条件下及本身的坑的深度和风化时间的影响下,呈现出不同的局部影像特征,纬度高、光照角比较小、坑风化时间短且坑的深度比较大的撞击坑表现为黑白对比强烈的月牙对形态,而纬度低、光照角比较大、坑风化时间长且坑的深度比较小的撞击坑基本没有黑白对比强烈的月牙对形态,这些撞击坑影像表现为具备模糊边界且灰度分布与背景基本一致的形态。图 1 列举了主要的几个撞击坑图像形态种类,针对撞击坑的光照条件、纹理、边界以及坑周区域的差异需要采用较为统一规范的特征。基于机器学习的月貌影像撞击坑识别系统需要采用兼顾不同影像形态的撞击坑的图像预处理方法和特征定义方法。本文主要采用撞击坑的边界属性和特征作为机器学习的样本特征,相关的预处理方法也围绕这一规范的特征提取而展开。预处理方法的目的是获得撞击坑与背景对比强烈、特征基本稳定的图片。涉及特征更规范的图像预处理主要包括 Retinex 算法阴影消除与补偿,基于多阈值 Otsu 分类的撞击坑阴阳面处理,基于属性形态学的滤波方法和直方图规范化等。

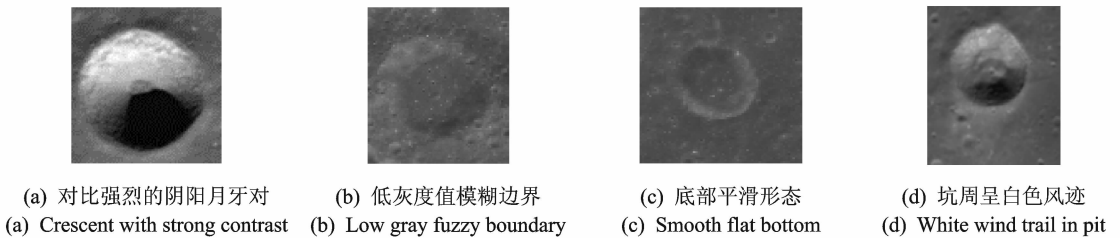


图 1 撞击坑图像形态种类

Fig. 1 Styles of lunar crater images

### 1.1 基于 Retinex 的月球撞击坑阴影细节加强

Retinex 算法能够补偿阴影细节和消除阴影的不良影响,作为人眼视觉感知颜色和亮度的模拟,Land 于 1977 年首先提出了 Retinex 算法模型,这种算法模型认为人眼对某一点的感知不仅来源于该点的绝对亮度和颜色,还取决于该点与四周各点亮度、颜色的对比与分布<sup>[2]</sup>,以此模拟单个神经元感受野的高斯差分函数,文献[2]据此提出了一种单尺度的 Retinex 算法(Single scale retinex, SSR),其计算方法为

$$R_i(x, y) = \log I_i(x, y) - \log \{k \cdot [F(x, y) * I_i(x, y)]\} \quad (1)$$

式中: $I_i(x, y)$ 表示原图像的第  $i$  个彩色通道,对环绕高斯函数与原图像各通道进行卷积等运算而获得  $R_i(x, y)$ ,  $k$  为归一化常数,  $k = 1 / \iint F(x, y) dx dy$ ,  $F(x, y)$  为环绕高斯函数

$$F(x, y) = e^{-r^2/c^2}, r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (2)$$

式中:  $c$  为高斯函数的尺度参数, 需要人为选择, 它对 SSR 的性能有关键性的影响。  $r$  表示空域范围。  $c$  越小, 则 SSR 的动态范围压缩能力越强, 亮度较暗区域的细节能得到较好的增强, 但由于平均对比范围较小, 输出 Retinex 会产生颜色失真。考虑兼顾两方面的性能而采用多尺度 Retinex 方法, 它较好地平衡了动态范围压缩能力和颜色保真性能。采用阴影补偿的方法还可使阴暗月牙区域细节更加清晰和明亮, 处理后的月球撞击坑区域图像特征表现在撞击坑椭圆形周边的梯度在各向的一致和稳定。

## 1.2 基于多阈值 Otsu 分类的撞击坑阴阳面处理

月貌图像包括阴、阳月牙形所占的阴影和高亮灰度分布两种图像, 还包括处在这两种灰度分布中间的表达背景、对比度较低的撞击坑和其他月貌物体的中灰度图像。通过多阈值 Otsu 方法可得到这 3 种灰度等级的图像, 然后在不同层次上进行适当的图像滤波而使撞击坑的图像特征更加规范和稳定。多阈值 Otsu 是在按图像的灰度特性分布首先划分成若干部分, 不同部分间的方差越大, 则说明构成图像的各个部分的类间差别就越大, 将多阈值 Otsu 分类应用到月球图像灰度分割的具体步骤如下。

(1) 遍历月球图像中的每个像素, 统计出每个灰度  $i$  包含像素的数量  $n_i$ , 则总的像素的数量为  $N = \sum_{i=0}^{255} n_i$ , 以及每个灰度值出现的概率为  $p_i = \frac{n_i}{N}$ 。

(2) 设阈值的个数为  $m$ , 则  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$  为相应的阈值, 为了更好地对  $T$  进行定义和利用, 需对  $T$  的定义作简单的修正, 使  $T = \{t_0 = -1, t_1, t_2, \dots, t_m, t_{m+1} = 255\}$ , 则  $T$  中各元素有如下性质

$$\begin{cases} t_i < t_j & i < j \\ t_i \in (t_{i-1}, t_{i+1}) & i = 1, 2, \dots, m \\ t_0 \equiv -1 \\ t_{m+1} = 255 \end{cases} \quad (3)$$

(3) 使  $T$  中各元素遍历所有可能取的值,  $i$  为遍历各阈值的次数, 计算每个类出现的概率  $p_{t_i, t_{i+1}}$  和灰度均值  $\omega_{t_i, t_{i+1}}$ , 以及相应的类间方差  $\sigma_{t_i, t_2, \dots, t_m}$

$$p_{t_i, t_{i+1}} = \sum_{j=t_i+1}^{t_{i+1}} p_j \quad i = 0, 1, \dots, m \quad (4)$$

$$\omega_{t_i, t_{i+1}} = \frac{\sum_{j=t_i+1}^{t_{i+1}} j p_j}{p_{t_i, t_{i+1}}} \quad i = 0, 1, \dots, m \quad (5)$$

$$\sigma_T = p_{t_0, t_1} \omega_{t_0, t_1} + p_{t_1, t_2} \omega_{t_1, t_2} + \dots + p_{t_m, t_{m+1}} \omega_{t_m, t_{m+1}} \quad (6)$$

(4) 选择使类间方差达到最大的阈值  $T_{\text{best}} = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ , 即有  $\sigma_{T_{\text{best}}} = \max_T \sigma_T$ 。

(5) 将二维图像中的像素  $I(x, y)$  按式(5)进行重置而得到多级灰度的二维图形数据, 这样可对特定层次的连通域进行特定的属性形态学等处理和滤波<sup>[3]</sup>。

经过上述 5 个步骤, 可以将月貌图像分成  $m$  类并且只有  $m$  种灰度值。如图 2 所示在实验的分类算法中阈值的个数设置为  $m=2$  而得到 3 个分类, 这类图像为低、中、高三个灰度图像如图 2(b)。通过将高、低灰度图像进行面积和几何过滤的属性形态学处理而得到主要包含半圆形月牙形状的图像, 通过对中灰度图像进行大尺度的圆形结构的中值滤波而得到比较平滑的背景物体图像, 然后对高、低灰度图像进行灰度值加权处理, 使高灰度的像素等级降低, 使低灰度的像素等级提高。图 2(c) 是面积重构开运算而消除小连通亮点的结果, 然后将这 3 类处理图像进行融合而得到对圆形区域加强的预处理后的月貌图像如图 2(d)。

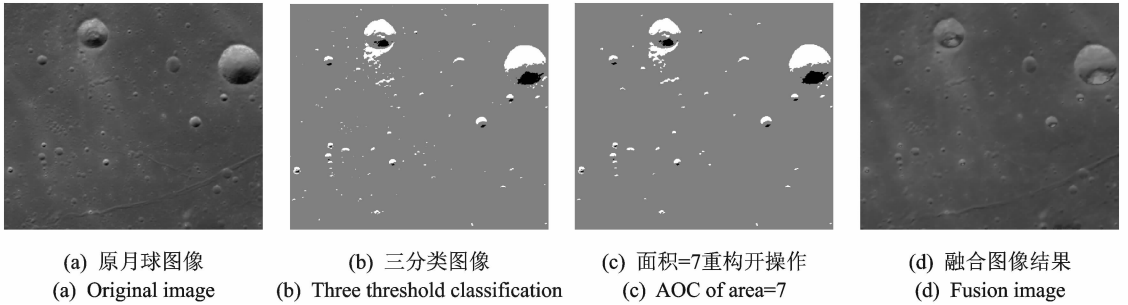


图2 按多阈值 Otsu 分类的撞击坑处理图像

Fig. 2 Result of lunar crater image processed by multi-threshold Otsu

### 1.3 基于属性形态学的图像噪声消除

灰度属性形态学的基本操作是灰度面积重构开和灰度面积重构闭操作<sup>[4]</sup>。灰度面积重构开操作  $\psi$  是指对于处理图像,  $f, g$  为定义于离散空间域  $D$ 、值域  $V = \{0, 1, \dots, N-1\}$  上的两个函数, 且  $f \leq g$ , 则  $\forall p \in D, f(p) \leq g(p)$ ,  $g$  为掩模,  $f$  为标识, 对于指定面积阈值  $S$ , 可得到面积重构开操作

$$\psi(f, g, S)(p) = \max\{k \mid p \in \omega(Tk(f), Tk(g), S)\} \quad (7)$$

重构开操作中, 如取输入信号  $g$  为掩模, 取标识为  $f = g - S$ ,  $Tk$  表示取相关域的阈值, 面积重构的结果是滤除了波形的尖峰干扰, 与固定结构的数学形态学相比较, 它在对信号侧轮廓或连通区域轮廓不消弱的情况下则具备滤除面积小于阈值的高灰度像素的性能。灰度属性重构开操作需在不同灰度等级上进行, 然后将各层次的处理结果进行综合叠加, 该串行过程可以通过最大树结构而简化。通过采用最大树结构将图像按灰度等级和属性构成结构树, 树的叶子就是表达一定灰度等级和一定属性(如面积)的连通域, 树的叶子一般是灰度值较大的区域, 树的根是图像的黑色背景。采用最大 Max, 最小 Min, 剪除 Subtractive 和直接剪除 Direct 等方法按面积、转动惯量等属性准则修剪这棵图像树, 然后将修剪后的树进行重构就可得到属性形态学方法滤波后的图像。

如采用面积重构开操作, 设定面积准则是  $S=10$ , 则如果在灰度值 = 255 层的一个任意形状连通域面积小于 10 的区域将被它下一灰度值层次的周围邻域融合或者修剪掉, 由于邻近灰度层次的区域融合或修剪使滤除噪声后的图像在视感上没有突变的感觉而表现自然, 且由于它的结构元素是柔性的任意形状, 对各灰度等级的连通域都不会造成边缘损失。同理, 面积重构闭的结果是填充了波形的谷底而滤除掉面积小于阈值的低灰度像素。面积属性形态学的重构开、闭(AOC)联合作用将修剪掉较亮和较暗的不同灰度等级上的面积小于属性准则的连通域。图 3 为面积重构 AOC 在不同面积准则条件下的滤波效果。

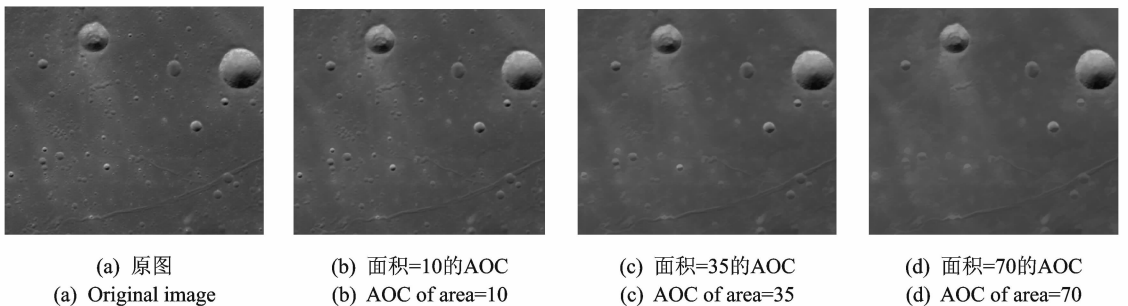


图3 面积属性形态学的噪声消除效果分析

Fig. 3 Results of lunar crater images processed by area attribute morphology

## 2 撞击坑的规范化特征提取

由于图像特征的多样性以及目标的特殊性,并不是所有特征都适用于任何图像目标,为了更有效地、定量地表示月球撞击坑,本文提出月球撞击坑的规范化特征,即适用于具有一般性的月球撞击坑的标准特征。

### 2.1 撞击坑区域纹理的 Haar 特征提取

撞击坑图像呈现边界模糊的呈点状和弧线状灰度等级分布等椭圆形状,可选择简单的几何纹理小波 Haar 特征描述,该特征将一个矩形区域划分为黑色、白色 2 个区域部分,其特征值由 2 个区域的灰度值相减而获得的。在一个标准尺寸区域里还包括更小尺度的同样黑白相间模型的叠加和交错排列而包括许多 Haar 特征。在训练和识别过程中,对于每一个撞击坑候选区域图像块能根据自身原始大小调整为标准尺寸 48 像素×48 像素的像素块,在标准尺寸下选取 8 种不同黑白相间部分组成的 Haar 边缘和线性特征模型如图 4 所示。



图 4 6 种用于撞击坑 Haar 特征提取的模型

Fig. 4 Six Haar feature templates for lunar craters

如取每种尺度块的变化范围从 2 像素×2 像素到 48 像素×48 像素,尺度块的宽、高每次变化均增加 2 个像素,步长为尺度块搜索窗口大小的一半,则对应于 3 314 个搜索窗口的 8 个 Haar 边缘特征类型,共得到 19 884 个包含特征类型和相应矩形位置及其大小的特征,需要在这些特征中选出最能反映撞击坑纹理特性的特征<sup>[5]</sup>。AdaBoost 方法使用投票等方法将多个单一分类器集成而产生一个复杂的分类器,强分类器中的  $T$  个简单弱分类器或者特征构成

$$h(C; f, p, \theta) = \begin{cases} 1 & p \cdot f(C) \geq p \cdot \theta \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$f(C)$  是撞击坑候选区域的图像块  $C$  的一个纹理特征数值,弱纹理特征分类器  $h(C)$  是由阈值  $f(C)$  和方向值  $p = \{1, -1\}$  来确定,其值为 1 代表撞击坑,而 0 代表非撞击坑。每个弱分类器反映的纹理灰度值分布的 Harr 值或者灰度梯度向量分布 HOG 的值对单个尺度和位置的纹理属性并没有很高的判断力,但择选出的各个不同的特征反映了撞击坑与非撞击坑在某一特定区域、方向的灰度和梯度的细小变化和不同,这些特征的组合在整体上表现出撞击坑与非撞击坑类间的差异而具备很强的分类能力<sup>[6-7]</sup>。

该算法选择每一个样本图像块中  $N$  (如 19 884) 个特征集来描述撞击坑和非撞击坑,每次循环它选择所有各分类器中最能反映特异性的第  $t$  个弱分类器而形成强分类器。图 5 是从撞击坑的 6 种模型的 19 884 个 Haar 特征中经 AdaBoost 选取的较优选择的前 6 个不同尺度的 Haar 特征。如果图 5(a,b) 中的 6 个底图用正样本的平均图像来表示,则 6 个黑白矩形表示的 Haar 特征是这些平均图像的较优的前几个最显著特性的表达,图 5(a) 中的较优黑白矩形集中在表达阴阳对比的区域,显然这些较优特征受阳光照射和坑深等条件影响。图 5(b) 中的较优黑白矩形集中在模糊椭圆形的四周,正样本基本与阳光照射和坑深等条件无关而呈现稳定的特征。



(a) 没经过阴影消除的撞击坑 (b) 经过阴影消除和属性形态学处理的撞击坑  
 (a) Crater without shadow elimination treatment (b) Crater after shadow elimination and attribute morphology

图 5 选取的适应撞击坑的较优选择的前 6 个 Haar 特征

Fig. 5 Six better Haar features for lunar craters

### 2.2 撞击坑区域边缘的塔式有向梯度方向直方图 PHOG 特征提取

HOG 是对规定区域的边缘或梯度向不同的角度方向范围进行累计而形成的直方图特征描述,它很好地表征区域内的梯度结构和变化,通常用来描述图像的局部形状以及空间关系,由于 PHOG 是将区域划分为许多不同层次的块而对 HOG 进行层次化整体和关联描述,并将其图像中的各层次的 HOG 特征进行级联,反映了纹理变化在整体上的统计特性。基于塔式 HOG 特征的 PHOG 具有一定的具有旋转不变性,因而能适应于小范围内不同太阳方位角的月球图像分析。如将每层的梯度的角度方向数定为  $K=9$ ,第 1 层是整个图像,第 2 层将特定区域分为  $2 \times 2$  的块,第 3 层将特定区域分为  $4 \times 4$  的块,第 4 层将特定区域分为  $8 \times 8$  的块,整个区域图像共有 PHOG 特征为  $85K=765$  维特征。图 6 是一个月球撞击坑正样本在 4 个层的塔式梯度方向直方图特征分布,图中下方直方图的 Y 轴为直方图梯度模量, X 轴为不同层次块中各方位角的次序。图 6(a) 是包含一定阴阳面撞击坑的 PHOG 特征,图 6(b) 是基本不含强烈对比阴阳面撞击坑的 PHOG 特征,下方区域的第 1 层的 HOG 特征在各个方向比较平稳。如将各个方位区域的撞击坑区域图像都处理成图 6 下方相似的模糊圆周图像,将使 HOG 的特征在各层上表现为都比较平稳和具备鲁棒性。通过加权处理将使各层的 HOG 特征具备更佳 的描述能力。

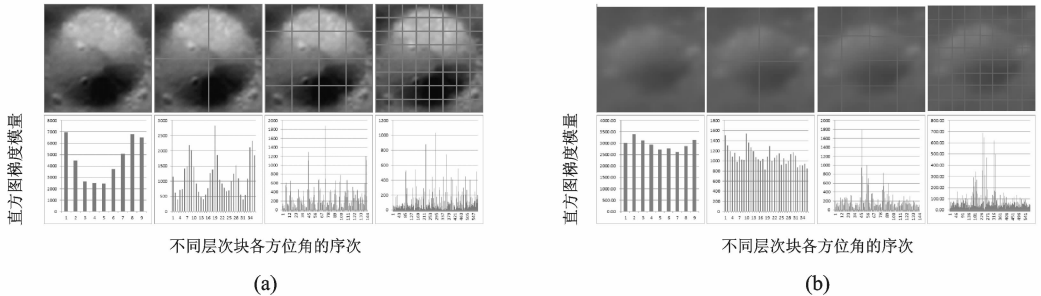


图 6 月球撞击坑的梯度方向直方图特征分布

Fig. 6 Histograms of PHOG of lunar craters

有向梯度方向直方图反映撞击坑的最大局部特性就是表现出圆形周边模糊的边界方向梯度分布,这些经过预处理后的撞击坑区域的正照射面和背阳面与其他灰度区域平滑过渡,其区域图像特征此时主要表现在撞击坑圆形周边的梯度变化,如考察第 1 层的 9 个 Bin 的值比较接近(如表 1 所示),避免了对于不同方向太阳光照射区域需要采用不同训练样本的繁琐,使撞击坑分类的训练和识别算法具备更大的通用性,本实验采用 PHOG 特征与 SVM 分类方法相结合组成分类器。

表 1 图像预处理对撞击坑的第一层 HOG 特征的影响

Table 1 Effect of preprocess for first layer of HOG

预处理方式	统计分析	Bin1	Bin2	Bin3	Bin4	Bin5	Bin6	Bin7	Bin8	Bin9
无预处理	均值	4 108.1	4 660.3	2 436.0	2 429.4	2 477.7	3 824.5	5 012.1	6 523.5	6 602.6
	方差	228.1	159.5	102.3	46.3	4.2	178.7	9.7	17.1	201.3
Retinex、高亮及阴影、属性形态学等预处理	均值	3 808.6	3 347.0	3 106.7	2 735.0	2 840.6	2 494.0	3 312.3	3 637.7	3 917.7
	方差	52.8	57.3	37.2	32.2	1.5	64.2	3.2	5.9	91.6

### 3 撞击坑识别试验分析

实验中选用样本和测试区域包括高对比月牙形、低灰度模糊边界撞击坑和点状类撞击坑的月貌图像。选择的搜索窗口的尺寸范围为 12 像素×12 像素到 128 像素×128 像素,用于训练的正、负样本数都为 400 个,搜索计算方法的快捷就需考虑遗传算法或依赖积分图计算的方法。依靠穷举的多尺度的窗口搜索与分类需要采用合适的区域特征、分类方法及它们的配合,实验中采用 8 种模型的 Haar 原始特征 19 884 个和 PHOG 的原始特征为 765 维特征。本文中的实验主机采用的 CPU 为 i5,内存为 4 GB,开发环境为编程平台 Delphi 7。图 7 为对不同方位的月球表面的撞击坑的探测结果,图 7(b)的撞击坑存在重叠和粘连等背景复杂情况,但仍能较好地被识别。

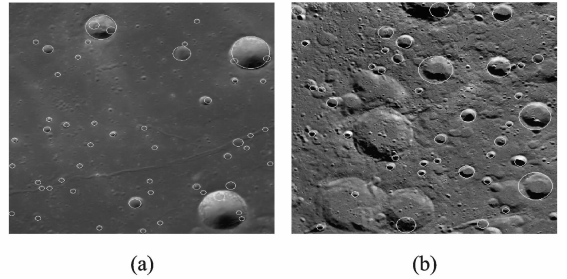


图 7 月球表面的撞击坑探测结果

Fig. 7 Detection results of lunar crater images

测试月球图片的分辨率为 1 024×980,表 2 是采用不同的预处理方法选取不同特征和分类器条件下测试的测试精度、训练时间和识别时间的对比表。在采用了属性形态学等预处理方法下的撞击坑纹理和几何特征都呈现比较稳定的椭圆形状,光学和坑的几何条件对 Haar 和 PHOG 特征的影响都明显减少,其训练时间和识别检测时间明显减少。采用 Haar 特征与 AdaBoost 分类方法相结合将比采用 PHOG 特征和 SVM 分类方法相结合的方式具备更快的识别效率<sup>[8]</sup>,但具有精确特性描述的 PHOG 特征与更高分辨能力的 SVM 相结合的方式具有更加高的识别精度<sup>[9]</sup>。

表 2 预处理方法对不同特征和分类器的识别精度、训练时间和识别时间对比

Table 2 Accuracy, training time and classifying time of different features and classifiers

特征	无阴影消除预处理+AdaBoost	无阴影消除预处理+SVM	属性形态学等处理+AdaBoost	属性形态学等处理+SVM
Haar	82.2/5 min/8.6 s	82.1/3 min/8.8 s	91.2/8 min/8.1 s	91.3/9 min/9.9 s
PHOG	80.3/4 min/10.4 s	83.4/3 min/13.6 s	93.2/9 min/9.3 s	94.2/11 min/10.3 s

### 4 结束语

本文提出的多阈值分类和属性形态学对月球图像进行层次性和选择性预处理,通过预处理方法得到与背景有较大区别的撞击坑区域,使高对比阴阳对和低灰度弱边界的撞击坑具备基本规范和稳定的 Haar 和 PHOG 特征。由于积分图运算的合理利用,使得 Haar 与 AdaBoost 的分类方式具备较高的识

别效率,而经过基于属性形态学等预处理的撞击坑区域特性的稳定性和 PHOG 本身对圆形纹理描述的鲁棒性,使之与 SVM 分类方式的组合具备较高和稳定的识别精确度。

### 参考文献:

- [1] Salamuniccar G, Loncaric S, Pina P, et al. MA130301GT catalogue of Martian impact craters and advanced evaluation of crater detection algorithms using diverse topography and image datasets[J]. *Planet Space Sci*, 2011,59(1):111-131.
- [2] 刘茜,卢心红,李象霖.基于多尺度 Retinex 的自适应图像增强方法[J]. *计算机应用*, 2009,29(8):2077-2079.  
Liu Qian, Lu Xinhong, Li Xianglin. Adaptive image enhancement method based on multi-scale retinex algorithm[J]. *Journal of Computer Applications*, 2009,29(8):2077-2079.
- [3] 袁悦锋,朱培民,赵娜,等.基于数学形态学的月海圆形撞击坑自动识别方法[J]. *中国科学:物理学力学天文学*, 2013,43(3):324-332.  
Yuan Yuefeng, Zhu Peimin, Zhao Na, et al. Automatic identification of circular mare craters based on mathematical morphology[J]. *Scientia Sinica (Physica, Mechanica & Astronomica)*, 2013,43(3):324-332.
- [4] Ouzounis G K, Wilkinson M H F. Second-order connected attribute filters using Max-trees[C]//*Proc Int'l Symp Math Morphology*. Netherlands: Springer, 2005:65-74.
- [5] Urbach E R, Stepsinski Tomasz F. Automatic detection of sub-km craters in high resolution planetary images[J]. *Planet Space Sci*, 2009,57(7):880-887.
- [6] Martins R, Pina P, Marques J S, et al. Crater detection by a boosting approach[J]. *IEEE Geosci Remote Sensing Lett*, 2009,6(1):127-131.
- [7] Papageorgiou C P, Oren M, Poggio T. A general framework for object detection[C]//*Sixth International Conference on Computer Vision*. Bombay, India: IEEE, 1998:555-562.
- [8] 李忠国,侯杰,王凯,等.模糊支持向量机在路面识别中的应用[J]. *数据采集与处理*, 2014,29(1):146-151.  
Li Zhongguo, Hou Jie, Wang Kai, et al. Application of fuzzy support vector machine on road type recognition[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2014,29(1):146-151.
- [9] 郑馨,王勇,汪国有. EM 聚类和 SVM 自动学习的白细胞图像分割算法[J]. *数据采集与处理*, 2013,28(5):614-619.  
Zheng Xin, Wang Yong, Wang Guoyou. White blood cell segmentation using expectation-maximization and automatic support vector machine learning[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2013,28(5):614-619.

### 作者简介:



蒋先刚(1958-),男,教授,研究方向:数字图像处理与模式识别, E-mail: jxg\_2@tom.com。



丘贇立(1987-),男,研究生,研究方向:数字图像处理与模式识别。



冯大一(1979-),男,讲师,研究方向:数字图像处理与模式识别。



蒋兆峰(1962-),男,副教授,研究方向:数字图像处理与模式识别。