

面向深空探测图像分割的群智能混合优化算法

聂启颖^{1,2,3}, 朱振才^{1,3*}, 张永合^{1,3}, 王亚敏^{1,3}

¹中国科学院微小卫星创新研究院, 上海 201203;

²中国科学院大学, 北京 100049;

³中国科学院微小卫星重点实验室, 上海 201203

摘要 深空探测任务中,探测器需要在复杂的地形区域着陆,因此在轨障碍的快速检测至关重要,而图像分割是在轨检测的关键过程之一。鉴于此,提出一种基于粒子群和灰狼混合优化的多级阈值图像分割算法。在寻优过程中,所提算法在考虑图像能量分布的情况下,针对不同场景通过改变种群初始条件来自定义阈值级数。在位置更新过程中,所提算法增加扰动算子来扩大全局搜索的范围,引入动态权重来平衡群体的全局搜索能力与局部搜索能力,从而提高寻优的速度和精度,完成图像分割。实验结果表明,相较于传统的群智能算法,所提算法表现出较好的搜索能力,在处理灰度直方图不呈现双峰的复杂图像问题上有明显改善。

关键词 图像处理; 小行星地表图像; 群体智能; 信息熵; 图像分割

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0210002

Group Intelligent Hybrid Optimization Algorithm for Image Segmentation of Deep Space Exploration

Nie Qiying^{1,2,3}, Zhu Zhencai^{1,3*}, Zhang Yonghe^{1,3}, Wang Yamin^{1,3}

¹Innovation Academy for Microsatellites of CAS, Shanghai 201203, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³Key Laboratory of Microsatellites, Shanghai 201203, China

Abstract In the deep space exploration missions, the detector needs to land in complex terrain areas. Therefore, the rapid detection of on-orbit obstacles is very important, and image segmentation is one of the key processes of on-orbit detection. In view of this, a multi-level threshold image segmentation algorithm based on particle swarm and gray wolf hybrid optimization is proposed. In the optimization process, the proposed algorithm defines the threshold series for different scenes by changing the initial population conditions considering the image energy distribution. In the process of location update, the proposed algorithm increases the perturbation operators to expand the scope of global search, and introduces dynamic weights to balance the global search ability and local search ability of the group, thereby improving the speed and accuracy of optimization and completing image segmentation. The experimental results show that compared with the traditional swarm intelligence algorithm, the proposed algorithm shows better search ability, and it has obvious improvement in dealing with the problem of complex images where the gray histogram does not show bimodal peaks.

Key words image processing; asteroid terrain image; swarm intelligence; information entropy; image segmentation

OCIS codes 100.2000; 110.2970

收稿日期: 2020-05-25; 修回日期: 2020-06-15; 录用日期: 2020-07-06

基金项目: 中国科学院战略性先导科技专项(A类)(XDA15020305)、中国科学院青年促进会(2020295)

*E-mail: zczhu@hotmail.com

1 引言

障碍检测是当前行星着陆任务中的重要过程之一,该过程基于视觉图像与地表检测技术实现对岩石和沟壑等障碍物的在线快速检测,这是避障及路径规划的基础工作之一。早期,关于行星地表障碍检测的研究都是针对大行星及尺寸较大的小行星,将特征明显的陨石坑作为地表特征来引导行星着陆的制导与控制^[1]。小行星的探测任务中,主要的障碍物除了陨石坑,还有岩石和陡坡等,这些障碍物均具有背景单一和纹理稀疏的特点^[2-3]。

近年来,国内外关于行星地表陨石坑提取的研究均取得较多的进展,最常用的方法有模板匹配、二次曲线拟合和霍夫(Hough)变换等^[4-8]。Magee等^[4]提出了一种基于互相关的模板匹配方法,该方法通过设计不同尺度的模板来检测不同尺寸的撞击坑并计算待测图像的互相关值,当互相关值达到局部极大时,则认为检测结果为撞击坑,但此方法对于地形复杂的图像,检测精度较低。Alexander等^[5]使用了边缘长度和光照方位等约束条件对属于同一个陨石坑的边缘进行配对,对配对成功的边缘采用椭圆拟合法提取陨石坑。冯军华等^[6]采用了最小二乘法拟合边缘的方法实现嫦娥一号 CCD(Charge-coupled Device)图像中撞击坑的提取。Yang等^[7]提出了二次曲线拟合陨石坑的方法,并将其应用于飞行器的光学导航研究领域中。Weismuller等^[8]提出了一种基于霍夫变换的检测方法并对月球表面图像进行识别,将边缘特征提取方法与霍夫变换结合可以计算预先选定直径的陨石坑,从而建立陨石坑边缘模型,并将其与实际的陨石坑边缘进行比较。霍夫变换的检测方法对间断不连续边缘的提取效果较好,但是随着参数的增加,该方法的计算量和内存均会出现指数型的增长趋势,当陨石坑不是规则的椭圆或圆形时,该方法的鲁棒性降低^[2]。

岩石的自动检测算法包括基于模板的方法^[9]、基于立体几何^[9-10]的方法,以及使用边缘检测器^[11]查找闭合轮廓的方法,这些方法虽然可以识别岩石,但小行星的表面质地不均匀,所以很难找到岩石的真实边缘^[12]。利用阈值分割技术对岩石进行提取,该过程是将图像中每个像素的灰度值与阈值进行比较以分割图像中的目标与背景,因此阈值分割的结果非常依赖于阈值的选择。传统方法是采用穷举搜索的策略来搜索最佳的阈值,但耗时长且计算量大,而群智能算法在求解复杂优化问题的过程中表现优异。

群智能算法包括粒子群算法、蚁群算法和差分进化(DE)算法等,其作为一种新兴的演化计算算法已成为越来越多研究者关注的焦点^[13]。近年来,粒子群算法已应用在激光器参数的反向设计^[14]和实时的三维测量技术^[15]等领域;差分进化算法已应用在光刻机的性能匹配^[16]和改进光纤光栅的应变分布解调的领域^[17];灰狼算法应用在干扰资源多的效能优化^[18]和控制器的参数优化^[19]等领域。

相较于传统方法,粒子群算法表现出较强的全局搜索能力,而灰狼算法在搜索过程中具有并行性。鉴于此,本文以飞行器在着陆过程中在轨障碍的快速检测任务作为背景,提出一种基于粒子群和灰狼混合优化的多级阈值图像分割方法以提高分割效率。首先对算法的原理进行分析,然后对算法的性能进行分析,最后使用真实的小行星地表图像对算法进行验证。实验结果表明,相较于经典的群智能算法,所提算法的准确性和稳定性都有明显提高,其能够自定义阈值级数且快速寻找最佳的分割阈值,从而得到地表岩石的分布图,这为后期避障任务奠定基础。

2 方法

2.1 传统的粒子群与灰狼算法

粒子群算法起源于鸟群的简化模型,其在解空间中随机初始化一群候选粒子,在每一次迭代过程中通过简单地调整每个粒子与其他粒子的最优位置来寻找全局最优解。该算法首先初始化粒子群参数以确定初始粒子的位置和速度以及适应度函数等相关参数,接着计算每个粒子的适应度值来判断是否更新粒子的最佳位置以及全局最佳位置,最后继续更新粒子的位置和速度,直到满足最大迭代次数则停止评价,输出全局最优值^[20]。

灰狼算法通过模拟自然界中灰狼的等级制度并基于群体协作的机制来达到优化的目的,灰狼算法的等级制度模型如图 1 所示。在等级制度模型中,定义适应度最好的三匹灰狼为 α 、 β 和 γ ,剩余部分称为 ω 。等级制度模型的第一层为群体的领导者 α ,其在群体中起着决策性作用;当 α 出现缺失时, β 接

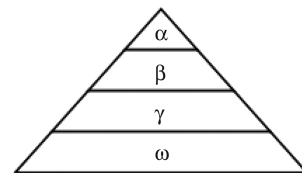


图 1 灰狼算法等级制度模型

Fig. 1 Wolves algorithm hierarchy model

替 α , 其决策权仅次于 $\alpha^{[21]}$ 。

由上述分析可知, 粒子群算法具有较强的全局搜索能力, 灰狼算法可以在同一时间从多个点出发进行搜索。鉴于此, 提出一种基于粒子群和灰狼的混合优化算法, 该算法基于图像能量分布完成图像分割, 使其在局部寻优与全局搜索之间达成平衡, 从而提高分割效率。

2.2 混合优化的阈值分割算法

图像阈值分割算法是一种基于区域的图像分割算法^[22], 设定不同的特征阈值将图像中的像素点分为若干类。

信息熵是在信息论中用于度量信息量的指标^[23]。图像中像素的灰度分布具有随机性, 因此这是一种特殊的信息来源。构造的图像二维熵可以在图像所包含信息量的前提下, 突出反映图像中像素位置的灰度信息和像素邻域内灰度分布的综合特征。将粒子群与灰狼算法进行混合优化, 并基于图像信息熵对图像进行分割, 流程如图 2 所示, 其中 t 为迭代次数, t_{\max} 为最大迭代次数。

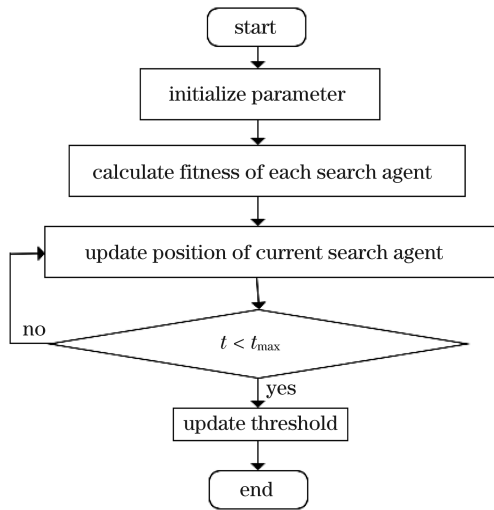


图 2 所提算法的分割流程图

Fig. 2 Segmentation process of proposed algorithm

混合优化策略如下。

1) 构建灰狼算法等级制度模型, 适应度最好的三匹灰狼为 α, β 和 γ , 剩余部分为 ω 。

2) 灰狼开始包围目标, 数学模型可表示为

$$\begin{cases} D = |C \times X_p(t) - X(t)| \\ X(t+1) = X_p(t) - AD \\ A = 2a \times r_1 - a \\ C = 2r_2 \end{cases}, \quad (1)$$

式中: A 表示随机系数组成的矩阵; C 表示自适应系数组成的矩阵; X_p 表示目标所在的位置, $P = \{\alpha, \beta,$

$\delta\}$; X 表示灰狼 ω 的位置; a 表示随迭代次数从 2 线性减小到 0 的收敛因子组成的矩阵; r_1 和 r_2 表示在 $[0, 1]$ 之间的随机数组成的矩阵; D 表示个体与食物的距离。

3) 搜索过程中, 基于信息熵构造适应度函数。假设 α, β 和 δ 灰狼具有较强的识别最优解能力, 因此每次迭代过程中, 保留当前种群最好的三只灰狼 α, β 和 δ , 然后利用这三只灰狼来指导灰狼 ω 向着最优解逼近。灰狼个体跟踪猎物位置的数学模型为

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \times X_\alpha - X| \\ D_\beta = |C_2 \times X_\beta - X| \\ D_\delta = |C_3 \times X_\delta - X| \end{cases}, \quad (2)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 D_\delta \end{cases}, \quad (3)$$

式中: D_α, D_β 和 D_δ 表示 α, β 和 δ 狼与其他狼间的距离; X_1, X_2 和 X_3 分别表示 ω 狼朝向 α, β 和 δ 狼的前进向量。

更新 ω 狼的位置融合粒子群算法, 表达式为

$$X(t+1) = X(t) + v(t+1), \quad (4)$$

$$v(t+1) = kv(t) + c_1 r'_1 (X_1 - X_\omega) + c_2 r'_2 (X_2 - X_\omega) + c_3 r'_3 (X_3 - X_\omega), \quad (5)$$

$$c_1 = \frac{|X_1|}{|X_1| + |X_2| + |X_3|}, \quad (6)$$

$$c_2 = \frac{|X_2|}{|X_1| + |X_2| + |X_3|}, \quad (7)$$

$$c_3 = \frac{|X_3|}{|X_1| + |X_2| + |X_3|}, \quad (8)$$

式中: v 表示当前 ω 狼的更新速度向量; c_1, c_2 和 c_3 表示加速因子数; $r'_1 \sim r'_3$ 表示在 $[0, 1]$ 之间的随机数; k 表示惯性权重。通过调整 k 值的大小来调节全局寻优能力和局部寻优能力, 当 k 值较大时, 则全局搜索能力强。

4) 当满足最大迭代次数或者最小精度要求时, 则结束寻优, 停止迭代。迭代过程中, 通过调节 A 和 C 来控制群体与目标值的分离。当 $|A| < 1$ 时, 灰狼集中搜索某些区域的最优解, 当 $|A| > 1$ 时, 则分散搜索最优解; 当 $|C| > 1$ 时, 表示对目标值的影响大, 这可以保证在优化过程中避免陷入局部最优。

2.3 混合优化算法的性能分析

为了验证算法的有效性, 将所提算法与目前主流的群智能算法进行对比, 目前主流的群智能算法有灰狼优化 (GWO) 算法、粒子群优化 (PSO) 算法、DE 算法和引力搜索 (GSA) 算法。仿真模拟的运行

环境为 Intel (R) Core (TM) i7-6500U CPU, Windows 7 64 位操作系统, 仿真软件为 MATLAB R2014a。所有对比实验设置的搜索代理均为 30 个, 迭代 500 次, 并使用三组单峰基准测试函数、三组多峰基准测试函数和三组固定维度多峰基准函数作为测试函数。算法独立运行 10 次, 取平均值来表示算法的准确性, 取标准偏差来表示算法的稳定性。测试函数如表 1~3 所示, 其中 min 表示函数 $f(x)$ 的最小值, Range 表示参数 x 的取值范围, n 表示维度, e 表示自然常数, $a = \{0.1957, 0.1947, 0.1735, 0.1600, 0.0844, 0.0627, 0.0456, 0.0342, 0.0323,$

$0.0235, 0.0246\}$, $b = \{0.25, 0.50, 1.00, 2.00, 4.00, 6.00, 8.00, 10.00, 12.00, 14.00, 16.00\}$, c 表示 a 和 b 的取值序号, 测试结果如表 4 和表 5 所示。

表 1 单峰基准测试函数

Table 1 Unimodal benchmark functions

Name	Function	n	Range	Min
F1	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
F2	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10, 10]$	0
F3	$f_3(x) = \max_i [x_i , 1 \leq i \leq n]$	30	$[-100, 100]$	0

表 2 多峰基准测试函数

Table 2 Multimodal benchmark functions

Name	Function	n	Range	Min
F4	$f_4(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right] + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
F5	$f_5(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(x_i / \sqrt{i}) + 1$	30	$[-600, 600]$	0
F6	$f_6(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10$	30	$[-5.12, 5.12]$	0

表 3 固定多峰基准测试函数

Table 3 Fixed-dimension multimodal benchmark functions

Name	Function	n	Range	Min
F7	$f_7(x) = \sum_{c=1}^{11} \left[a_c - \frac{x_1(b_c^2 + b_c x_2)}{b_c^2 + b_c x_3 + x_4} \right]^2$	4	$[-5, 5]$	0.00030
F8	$f_8(x) = \left(x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2} x_1^2 + \frac{5}{\pi} x_1 - 6\right)^2 + 10 \left(1 - \frac{1}{8\pi}\right) \cos x_1 + 10$	2	$[-5, 5]$	0.398
F9	$f_9(x) = [1 + (x_1 + x_2 + 1)^2 (19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2)] \times [30 + (2x_1 - 3x_2)^2 \times (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2)]$	2	$[-2, 2]$	3

表 4 不同算法在不同函数下的平均值

Table 4 Average of different algorithms under different functions

Functions	Proposed algorithm	GWO	PSO	DE	GSA
F1	5.18887×10^{-49}	2.80179×10^{-27}	0.000237219	0.00314	2.37×10^{-16}
F2	2.7456×10^{-25}	9.93897×10^{-17}	0.04260275	0.00339	1.08782
F3	1.9321×10^{-15}	6.53673×10^{-7}	1.120836	0.00334	43.30114
F4	4.3668×10^{-15}	1.10667×10^{-13}	0.07106	0.000275933	8.71582
F5	0	0.003175	0.016024	0.1462	335.2185875
F6	0	0.293711	66.0182	786.4320	13.13346
F7	0.0014554	0.010344514	0.000938607	1.50073×10^{-7}	0.00536
F8	0.398652	0.397891	0.3979	0.39771	0.3979
F9	3.00071	3.00733	3	3	3

表 5 不同算法在不同函数下的标准偏差

Table 5 Standard deviation of different algorithm under different functions

Functions	Proposed method	GWO	PSO	DE	GSA
F1	2.83492×10^{-49}	4.09404×10^{-27}	0.000207836	0.000685079	9.74×10^{-17}
F2	2.18425×10^{-25}	8.07479×10^{-17}	0.067624678	0.000860814	0.980801962
F3	6.10984×10^{-15}	4.7406×10^{-7}	0.278588176	0.001478137	1.147027104
F4	4.3668×10^{-15}	6.19657×10^{-16}	0.20023266	5.5731×10^{-5}	1.479301656
F5	0	0	0.012184864	0.08498613	180.0696952
F6	0	49.4631	20.8949	0	3.24273875
F7	3.40825×10^{-5}	0.01056044	0.00012533	1.44066×10^{-7}	0.004790778
F8	0.001191216	3.16228×10^{-6}	0	9.21×10^{-8}	0
F9	0.001747029	0.008511176	0	0	0

从表 4 可以看到,在单峰基准测试函数中,与 GWO 算法和 PSO 算法相比,所提算法的搜寻结果更接近真实值,这是因为所提算法在位置更新过程中融合粒子群更新的思想,并通过添加动态权重来调节群体的全局搜索能力与局部搜索能力;与其他主流群体智能算法相比,所提算法仍然表现较好,所以对于单峰基准函数来说,混合优化策略对算法的准确性有一定提升。

与单峰基准测试函数相反,多峰基准函数和固定维度多峰基准函数有许多局部最优解,仿真结果表明,传统的 PSO、DE 和 GSA 算法在寻优过程中容易陷入局部最优,但是所提算法依旧表现出较好的搜索能力,寻优结果优于传统的群智能算法。

从表 5 可以看到,在单峰基准测试函数中,所提算法的稳定性远优于其他对比算法,说明所提算法在提升寻优能力的同时可以保持较高的稳定性。在 F5~F7 函数和 F9 函数中,所提算法的表现较稳

定。综合算法的稳定性与准确性结果,可以看到所提算法在寻优能力上具有一定优势。

3 图像分割结果

为了验证算法在小行星地表图像分割方面的有效性,选取小行星 Eros 着陆阶段拍摄的地表图像并将其作为测试图像,图像中均存在障碍物与背景区域颜色相似和光照不均匀等现象,如图 3(a)所示。

使用灰度直方图对图像进行单阈值分割,当灰度直方图具有双峰特性时,选取两峰之间的谷所对应的灰度级作为阈值,该方法对于单目标和简单背景,以及两者对比明显的图像,准确性较高。地表图像由于受到突发噪声和照明不均匀等因素的影响,灰度直方图不存在明显的双峰。如果仍采用单一阈值处理每个像素,可能错误地划分目标和背景区域,所以无法分割出石头光亮区域,如图 3(b)所示。

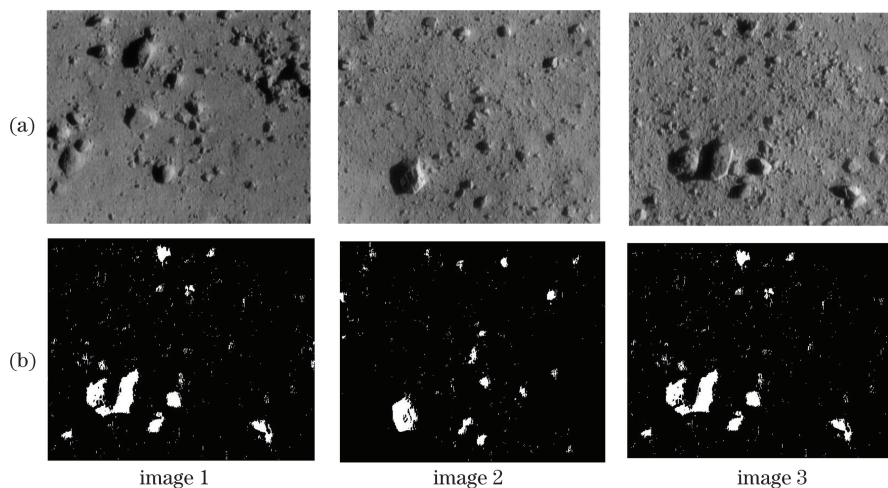


图 3 单阈值分割法的分割结果。(a)原图;(b)分割结果

Fig. 3 Segmentation results of single threshold segmentation method. (a) Original images; (b) segmentation results

最大类间方差方法可以同时考虑像素及其邻域像素的平均灰度值分布。在目标和背景的分界处,像素的灰度值和邻域像素的平均灰度值差距较大;在目标和背景处,像素的灰度值和邻域像素的平均灰度值接近,因此目标和背景中的像素出现在对角

线周围,如图 4 所示。最大类间方差方法(Otsu)取类内方差最小和类间方差最大所对应的阈值,并采用该方法对图像进行分割,该方法可以减少噪声的污染,但是对于地表复杂且颜色相近的图像,效果不佳。

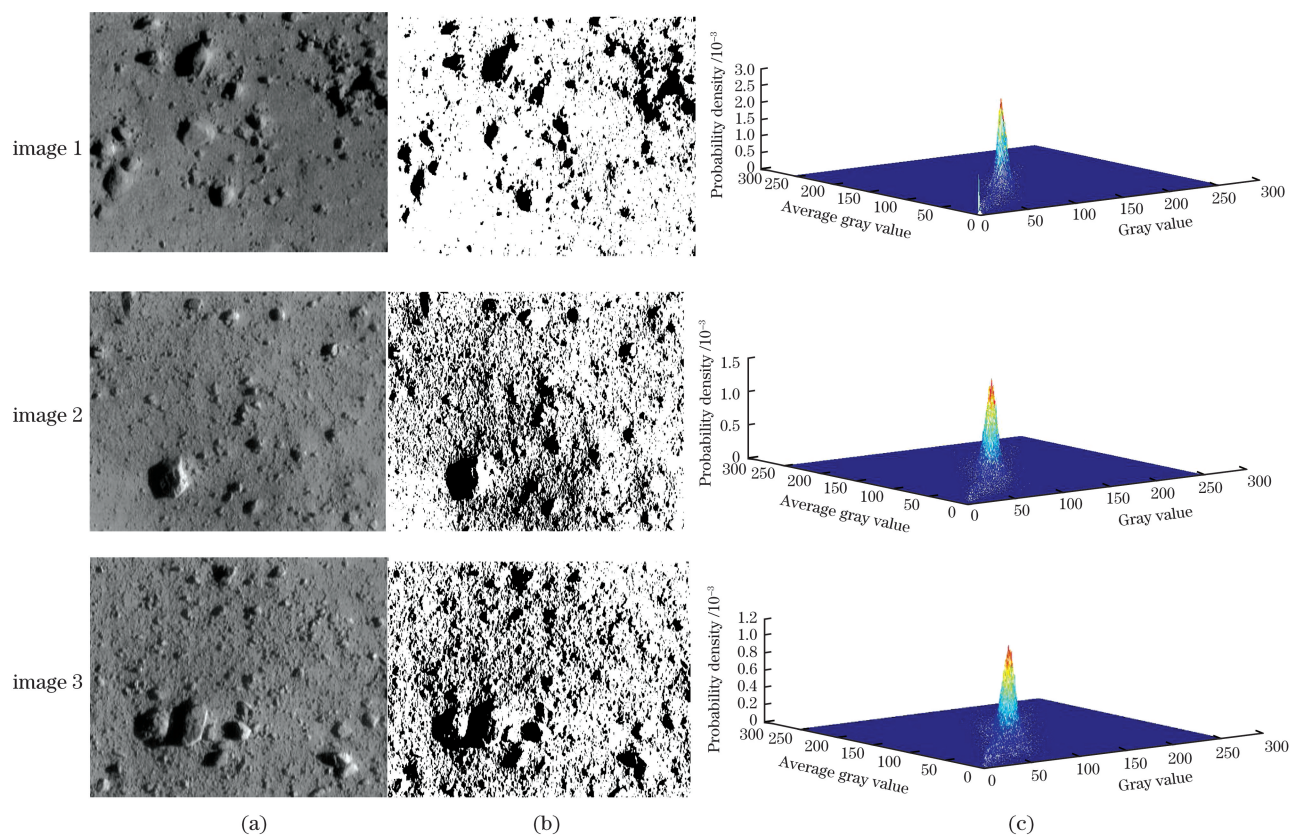


图 4 最大类间方差方法的分割结果。(a)原图;(b)分割结果;(c)灰度直方图

Fig. 4 Segmentation results of Otsu algorithm. (a) Original images; (b) segmentation results; (c) gray histograms

所提算法在考虑图像能量分布的前提下,针对不同的情景通过改变算法的初始条件来自定义阈值级数,实验分别以对数熵、指数熵和 T 熵作为代价函数,不同算法的阈值对比结果如表 6 所示,多级阈

值搜索的结果如表 7 所示,分割结果如图 5 所示。从表 6 和表 7,以及图 5 可以看到,所提算法不仅可以提升寻优精度,分割效果较传统方法也有明显改善。不同算法的分割细节如图 6 所示。

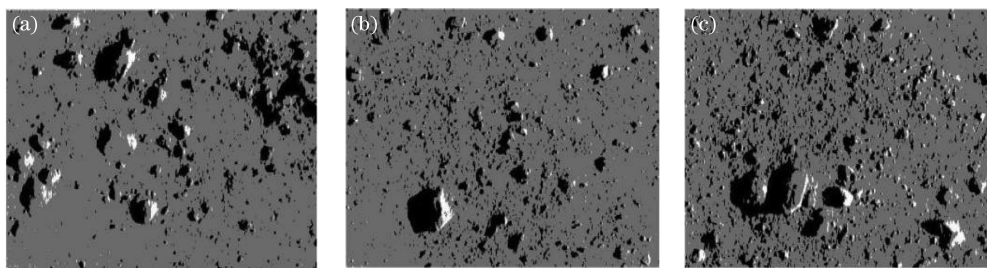


图 5 所提算法的分割结果。(a)图像 1;(b)图像 2;(c)图像 3

Fig. 5 Segmentation results of proposed algorithm. (a) Image 1; (b) image 2; (c) image 3

表 6 不同算法的阈值对比

Table 6 Threshold comparison of different algorithms

Image	Single threshold	Otsu	Proposed algorithm		
			Logarithmic entropy	Exponential entropy	T entropy
1	110	65, 109	76, 155	74, 148	78, 149
2	127	80, 120	74, 154	78, 153	78, 152
3	135	80, 123	74, 150	74, 153	71, 149

表 7 多级阈值搜索的结果

Table 7 Results of multi-level threshold search

Image	Number of thresholds is 2	Number of thresholds is 3	Number of thresholds is 4	Number of thresholds is 5
1	75, 153	74, 123, 211	67, 74, 153, 186	74, 77, 153, 207, 243
2	78, 149	74, 92, 153	74, 153, 202, 230	74, 82, 114, 153, 188
3	72, 154	74, 131, 153	74, 119, 127, 153	74, 127, 153, 185, 208

从图 6(b) 可以看到, 单阈值分割法会错误地划分目标和背景区域, 所以无法分割出光亮区域。从图 6(c) 可以看到, 因光亮面与背景融合在一起, 所

以传统多阈值分割法的分割效果较差。从图 6(d) 可以看到, 岩石阴影面、光亮面和背景具有相同的灰度值, 但所提算法还是可以实现三个区域的区分。

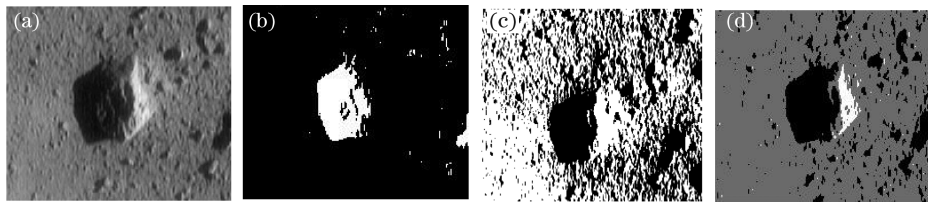


图 6 不同算法的分割细节图。(a) 原图; (b) 单阈值分割法; (c) 最大类间方差分割法; (d) 所提算法

Fig. 6 Segmentation detail diagram of different algorithms. (a) Original image; (b) single threshold segmentation; (c) Otsu algorithm; (d) proposed algorithm

4 结 论

基于图像信息熵将粒子群算法和灰狼算法混合优化, 在位置更新过程中引入动态权重来平衡群体的全局搜索能力与局部搜索能力, 最后采用该算法进行图像分割。实验结果表明, 相对于经典的群智能算法, 所提算法在单峰基准函数、多峰基准函数以及固定维度多峰基准函数中, 搜索的准确性与稳定性都有较大提升。在图像分割方面, 所提算法可以自定义种群的初始条件来定义阈值级数, 进而满足不同场景的多阈值分割需求。与传统分割算法相比, 所提算法在处理灰度直方图不呈现双峰的复杂图像上的分割效果较好, 较传统方法有明显改善, 可以更有效地判定平坦区域。

参 考 文 献

[1] Cheng Y, Ansar A. Landmark based position estimation for pinpoint landing on Mars [C] // Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 18-22, 2005, Barcelona, Spain.

New York: IEEE, 2005: 1573-1578.

- [2] Kubota T, Hashimoto T, Kawaguchi J, et al. Navigation, guidance and control of asteroid sample return spacecraft: MUSES-C [C] // Proceedings of the 4th ESA International Conference, October 18-21, 1999, Noordwijk, Netherlands. Paris: ESA, 1999: 511-516.
- [3] Scheeres D J, Williams B G, Bollman W E, et al. Navigation for low-cost missions to small solar-system bodies [J]. Acta Astronautica, 1995, 35: 211-220.
- [4] Magee M, Chapman C R, Dellenback S W, et al. Automated identification of Martian craters using image processing [C] // 34th Annual Lunar and Planetary Science Conference, March 17-21, 2003, League City, USA. Houston: LPI, 2003: 1756.
- [5] Alexander J, Cheng Y, Zheng W, et al. A terrain relative navigation sensor enabled by multi-core processing [C] // 2012 IEEE Aerospace Conference, March 3-10, 2012, Big Sky, MT, USA. New York: IEEE, 2012: 12690668.
- [6] Feng J H, Cui H T, Cui P Y, et al. Autonomous crater detection and matching on planetary surface

- [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010, 31(9): 1858-1863.
- 冯军华, 崔祐涛, 崔平远, 等. 行星表面陨石坑检测与匹配方法[J]. *航空学报*, 2010, 31(9): 1858-1863.
- [7] Yang C, Johnson A E, Matthies L H, et al. Optical landmark detection for spacecraft navigation [C] // 13th Annual American Astronautical Society/American Institute of Aeronautics and Astronautics (AAS/AIAA) Space Flight Mechanics Meeting, February 9-13, 2003, Ponce, Puerto Rico. Reston: AIAA, 2003: 1785-1803.
- [8] Weismuller T, Caballero D, Leinz M. Technology for autonomous optical planetary navigation and precision landing[C]//AIAA SPACE 2007 Conference & Exposition, September 18-20, 2007, Long Beach, California. Reston: AIAA, 2007.
- [9] Fox J, Castano R, Anderson R C. Onboard autonomous rock shape analysis for Mars rovers[C]// Proceedings, IEEE Aerospace Conference, March 9-16, 2002, Big Sky, MT, USA. New York: IEEE, 2002: 2036-2052.
- [10] Gor V, Mjolsness E, Manduchi R, et al. Autonomous rock detection for Mars terrain[C]//AIAA Space 2001 Conference and Exposition, August 28-30, 2001, Albuquerque, NM. Reston: AIAA, 2001.
- [11] Castano A, Anderson R C, Castano R, et al. Intensity-based rock detection for acquiring onboard rover science[C]//35th Lunar and Planetary Science Conference, March 15-19, 2004, League City, Texas. Houston: LPI, 2004.
- [12] Thompson D, Niekum S, Smith T, et al. Automatic detection and classification of features of geologic interest [C] // 2005 IEEE Aerospace Conference, March 5-12, 2005, Big Sky, MT, USA. New York: IEEE, 2005: 366-377.
- [13] Han J F. Research and application of swarm intelligence algorithm [D]. Dongying: China University of Petroleum (Huadong), 2008: 7-20.
韩锦峰. 群智能算法研究及应用[D]. 东营: 中国石油大学(华东), 2008: 7-20.
- [14] Feng P, Li Y. Semiconductor laser parameter inverse design method based on artificial neural network and particle swarm optimization [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(7): 0701001.
冯佩, 李俣. 基于人工神经网络和粒子群优化的半导体激光器参数反向设计方法[J]. *中国激光*, 2019, 46(7): 0701001.
- [15] Cai N, Chen Z B, Lin B, et al. High-quality three-dimensional shape measurement based on binary particle swarm dithering optimization [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(10): 1004003.
- 蔡宁, 陈浙泊, 林斌, 等. 基于离散粒子群抖动优化的高质量三维形貌测量[J]. *中国激光*, 2019, 46(10): 1004003.
- [16] Mao Y J, Li S K, Wang X Z, et al. Lithographic tool-matching method based on differential evolution algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(12): 1222002.
茅言杰, 李思坤, 王向朝, 等. 基于差分进化算法的光刻机匹配方法[J]. *光学学报*, 2019, 39(12): 1222002.
- [17] Zhang W, Su C Q, Zhang M, et al. Theory and method for improving optimization objective function in demodulation algorithm of fiber Bragg grating strain distribution [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(2): 0206002.
张伟, 苏超乾, 张梅, 等. 改进光纤光栅应变分布解调算法中优化目标函数的理论与方法[J]. *中国激光*, 2019, 46(2): 0206002.
- [18] Xing H X, Wu H, Chen Y, et al. Multi-efficiency optimization method of jamming resource based on multi-objective grey wolf optimizer [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2020(10): 1990-1998.
邢怀玺, 吴华, 陈游, 等. 基于多目标灰狼算法的干扰资源多效能优化方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2020(10): 1990-1998.
- [19] Long F, Xu J, Liu Q, et al. Active disturbance rejection control of unmanned airship and its optimization [J]. *Computing Technology and Automation*, 2019, 38(4): 1-8.
龙飞, 徐健, 刘强, 等. 无人飞艇的自抗扰控制研究和控制器优化[J]. *计算技术与自动化*, 2019, 38(4): 1-8.
- [20] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN '95-International Conference on Neural Networks, November 27-December 1, 1995, Perth, WA, Australia. New York: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [21] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [22] Xia D S, Fu D S, Xu F P, et al. Modern image processing technology and application[M]. Nanjing: Southeast University Press, 1997: 68-82.
夏德深, 傅德胜, 徐福培, 等. 现代图像处理技术与应用[M]. 南京: 东南大学出版社, 1997: 68-82.
- [23] Fu Z Y. Information theory: basic theory and application[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2001: 20-27.
傅祖芸. 信息论: 基础理论与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001: 20-27.