

DOI:10.13718/j.cnki.xsxb.2021.01.007

# 基于乌鸦搜索优化算法的多级阈值图像分割方法<sup>①</sup>

康丽锋<sup>1</sup>, 吴 锋<sup>2</sup>

- 焦作师范高等专科学校 信息工程学院, 河南 焦作 454000;
- 信阳农林学院 信息工程学院, 河南 信阳 464007

**摘要:** 针对传统 Kapur 熵在多阈值图像分割算法中存在运算量大、计算效率低以及精度不高等问题, 提出了一种基于乌鸦搜索优化算法的多级阈值图像分割方法, 该方法采用 Kapur 熵作为计算适应度的目标函数, 通过引入乌鸦搜索优化算法求解目标函数最大化时的全局最优问题。实验结果表明: 相对于其他方法, 本文方法在多个评价指标上都有很好的性能体现, 并且本文方法在保证较好分割效果的同时, 计算效率明显提升。

**关 键 词:** 图像分割; 多级阈值; 乌鸦搜索算法; Kapur 熵

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2021)01-0038-06

图像分割是基于某种分组标准将图像细分成更易于分析内容的过程。对于基于计算机视觉的应用, 如面部识别、机器视觉、对象跟踪等领域, 图像分割是一项重要的预处理任务<sup>[1]</sup>。目前, 用于图像分割的技术很多, 大致可以分为基于边界、基于区域、基于聚类以及基于阈值 4 类方法<sup>[2-3]</sup>。基于阈值的方法是最简单、计算效率高且应用最为广泛的图像分割方法之一。阈值技术的主要目的是找出用于图像分割的阈值。在双阈值法中, 选择一个阈值将图像分割为目标和背景; 而在多级阈值法中, 多个阈值被确定, 并将图像分割为多个区域。

多阈值选择属于一个优化问题<sup>[4]</sup>。传统方法采用穷举搜索来获取最佳阈值, 计算十分复杂耗时。近年来, 由于元启发式技术在解决现实世界中高度非线性和多峰优化问题的突出表现而受到广泛关注, 许多研究者提出了一系列应用元启发式技术来获得最优阈值的方法<sup>[5]</sup>。文献[6]提出了一种基于鲸鱼优化和蛾-火焰优化算法的多级阈值图像分割方法, 该方法利用鲸鱼优化和蛾-火焰优化两种自然启发算法来确定多级阈值情况下的最佳阈值, 但是该算法的控制参数较多, 产生较大的计算复杂度。文献[7]提出了一种基于灰狼优化器的多级阈值处理方法, 该算法受到灰狼社交和狩猎行为的启发, 利用 Kapur 熵和 Otsu 类间方差函数解决多级阈值问题, 但是该方法存在收敛精度不够的问题。文献[8]提出了一种基于蛾群算法的多阈值图像分割方法, 该元启发式算法通过使用 Kapur 熵方法来降低最佳阈值的计算复杂度。文献[9]提出了一种基于粒子群优化算法和模糊熵的多级阈值图像分割算法, 通过选择香农熵和模糊熵作为优化技术的目标函数, 建立了基于粒子群优化算法的多层次阈值分割模型, 解决了模型收敛缓慢、计算成本高的问题。上述两种方法有效降低了计算复杂度, 提高了收敛速度, 但是存在高度依赖于初始控制参数值的问题。文

① 收稿日期: 2019-12-26

基金项目: 河南省科技攻关项目(172102210450).

作者简介: 康丽锋, 硕士, 讲师, 主要从事计算机应用技术研究。

献[10]提出了一种基于改进蜻蜓优化算法的彩色图像分割方法, 该方法通过结合蜻蜓算法和差分进化算法, 提高了图像阈值技术的准确性和稳定性.

针对大多数优化算法需要大量的控制参数, 性能高度依赖于初始控制参数值, 传统 Kapur 熵存在计算效率低的问题, 本文提出了一种基于乌鸦搜索优化算法的多级阈值图像分割方法, 该方法采用的控制参数较少, 从而有效避免了过早收敛的现象. 而且, 本文采用的 Kapur 熵比其他熵在测度时获取了更高的平均分数, 从而产生了正概率和全局最大熵.

## 1 乌鸦搜索算法

乌鸦搜索算法(Crow Search Algorithm, CSA) 是基于乌鸦觅食过程而提出的一种智能优化算法<sup>[11]</sup>. CSA 的工作原理: 乌鸦搜索算法由  $N$  个个体组成, 单个个体在  $d$  维环境中的位置可以由矢量表示为  $x^{i, \text{iteration}} = \{x_1^{i, \text{iteration}}, x_2^{i, \text{iteration}}, \dots, x_d^{i, \text{iteration}}\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $\text{iteration} = 1, \dots, \text{Maxiter}$ ,  $\text{Maxiter}$  表示最大迭代次数. 每个个体藏匿食物的位置都由一个记忆值表示, 在第  $itr$  迭代中, 第  $i$  只乌鸦在当前获取的最佳隐匿位置可以表示为  $m^{i, itr}$ . 此外, 每个个体都会记住自己当前的最佳位置. 而且个体  $i$  在环境中移动, 寻找更好的隐藏位置并记住这个位置. 如果个体  $j$  想要访问其最佳隐藏位置  $m^{j, itr}$ , 而其他乌鸦  $i$  想要跟随  $j$  发现其隐藏位置, 这种情况存在两种可能: 第一种可能是个体  $j$  不知道被跟踪, 则乌鸦  $i$  发现个体  $j$  的食物隐藏位置; 第二种可能是个体  $j$  发现乌鸦  $i$  在跟踪它, 为了保护自己食物不被发现, 乌鸦  $j$  通过转移位置来欺骗乌鸦  $i$ . 将这两种情况结合起来, 可以得到乌鸦  $i$  的新位置.

$$x^{i, itr+1} = \begin{cases} x^{i, itr+1} + r_i \times fl^{i, itr} \times (m^{j, itr} - x^{i, itr}), & r_j \geq AP^{j, itr} \\ \text{随机位置}, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $r_i$  和  $r_j$  取  $0 \sim 1$  之间的随机数,  $fl^{i, itr}$  表示飞行长度,  $AP^{j, itr}$  表示意识概率. 在评估适应度函数之后, 使用等式(2) 更新每个乌鸦的记忆值.

$$m^{i, itr+1} = \begin{cases} x^{i, itr+1}, & \text{if } f(x^{i, itr+1}) \text{ 优于 } f(m^{i, itr}) \\ m^{i, itr}, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

## 2 基于乌鸦搜索算法的多级阈值图像分割

本文提出了一种基于乌鸦搜索优化算法的多级阈值图像分割方法. 在此方法中, Kapur 熵作为适应度函数, 采用乌鸦搜索算法将熵最大化, 以达到最佳阈值. 多个阈值将图像分为多个类别进行分割, 随着阈值数量增加, 该方法通过向搜索空间添加更多限制和形式来增加问题的复杂性.

### 2.1 基于多级阈值的图像分割

考虑给定图像中存在  $G$  级灰度, 像素总数为  $N$ . 令  $f(i)$  为第  $i$  个强度级的频率, 则

$$N = f(0) + f(1) + \dots + f(G-1) \quad (3)$$

第  $i$  个强度级的概率由公式(4)给出.

$$p_i = f(i)/N \quad (4)$$

假设有  $M$  个阈值,  $\{th_1, th_2, \dots, th_M\}$ , 其中  $1 \leq M \leq G-1$ . 使用这些阈值, 将给定图像划分为  $M+1$  个片段, 并表示为  $Class(0) = \{0, 1, \dots, th_1 - 1\}$ ,  $Class(1) = \{th_1, th_1 + 1, \dots, th_2 - 1\}$  和  $Class(M+1) = \{th_{M-1}, th_{M-1} + 1, \dots, th_M\}$ . 多级阈值是一个优化问题, 通过最大化目标函数来进行优化.

$$\max F(th_1, th_2, \dots, th_M)$$

$$s. t. 0 \leq th \leq G-1$$

在多级阈值化中, 多个阈值在候选解决方案中被编码. 假设种群数量为  $N$ , 并且种群内的每个个体都

由  $d$  个阈值组成。因此，解向量  $SV$  可以表示为

$$SV = [C_1, C_2, \dots, C_N] \quad (5)$$

其中， $C_i = [th_1, th_2, \dots, th_d]$ 。

## 2.2 基于乌鸦搜索算法的 Kapur 熵

从物理学的角度，熵代表系统中的无序；在信息论中，熵是数据同质性和数据中是否存在冗余的量度<sup>[12]</sup>。本文使用的 Kapur 熵<sup>[13]</sup>是一种双层阈值方法，Kapur 熵标准进一步扩展可以解决多级阈值问题，并广泛用于多级图像分割中。多阈值问题的 Kapur 熵方法可以描述为：目标函数可以表示  $M+1$  个图像片段的组合熵，即计算每个图像片段的熵并将其求和。

$$F(th_1, th_2, \dots, th_M) = E_0 + E_1 + \dots + E_M \quad (6)$$

其中， $E_i$  表示第  $i$  个图像片段的熵。公式(6)给出了 Kapur 熵方法的计算公式。

$$\begin{cases} E_0 = -\sum_{i=0}^{i=th_1-1} \frac{p_i}{\omega_0} \ln \frac{p_i}{\omega_0}, \omega_0 = \sum_{i=0}^{i=th_1-1} p_i \\ E_1 = -\sum_{i=th_1}^{i=th_2-1} \frac{p_i}{\omega_1} \ln \frac{p_i}{\omega_1}, \omega_1 = \sum_{i=th_1}^{i=th_2-1} p_i \\ E_M = -\sum_{i=th_M}^{i=G-1} \frac{p_i}{\omega_M} \ln \frac{p_i}{\omega_M}, \omega_M = \sum_{i=th_M}^{i=G-1} p_i \end{cases} \quad (7)$$

为了获得多级阈值，目标函数最大化的优化问题可以通过公式(7)求得，本文采用乌鸦搜索算法作为优化算法。乌鸦搜索算法只有两个控制参数，飞行长度  $fl$  和意识概率  $AP$ 。意识概率  $AP$  用于搜索空间的多样化，飞行长度  $fl$  不会在很大程度上影响解决方案，但是正确选择意识概率会极大地影响最终结果。乌鸦搜索算法在探索和开发之间具有更好的平衡，该算法收敛更快，且不会产生过早收敛导致局部最优现象的发生，从而保证了乌鸦搜索算法比其他元启发式优化技术更具优势。

## 3 实验结果与分析

将本文测试结果与蛾—火焰优化算法(MFO)<sup>[6]</sup>、灰狼优化器算法(GWO)<sup>[7]</sup>、蛾群算法(MSA)<sup>[8]</sup>和改进蜻蜓优化(IDA)<sup>[10]</sup>等算法进行对比分析。本文算法的参数设置如下：种群数量  $N=20$ ，飞行长度  $fl=2$ ，意识概率  $AP=0.01$ ，最大迭代次数为 1500 次。终止条件还包括：如果经过 10% 的迭代后适应度值没有显著变化，则算法立即停止。

### 3.1 评价指标

为了比较分割图像与原始参考图像的相似性，采用图像处理中常用的 3 种指标评价本文算法的性能：峰值信噪比(PSNR)、结构相似性指数(SSIM)和特征相似度(FSIM)。

PSNR 表示分割图像的最大像素值与噪声的比值，PSNR 越大，说明分割图像失真越小，图像的效果越好。

SSIM 从亮度(均值)、对比度(方差)和结构 3 个层次比较图像失真，但经常用于比较分割图像与原始图像间的结构相似形，SSIM 在  $[-1, 1]$  区间范围内取值，其值越接近 1，说明两者结构相似性越好，相反相似性越差。

FSIM 是通过调节相位一致性和梯度幅度特征来计算图像之间的相似性，FSIM 越大，说明分割图像失真越小。

### 3.2 实验结果与分析

图 3、图 4 显示了本文提出的使用乌鸦搜索算法后分割图像的视觉质量。图 3a—图 3f 和图 4a—图 4f

分别表示原始灰度图像、具有 2, 4, 8, 16, 32 个阈值的分割图像。从图 3、图 4 中可以清楚地看出, 使用 CSA 获得的最佳阈值对所有基准图像进行了很好的分割, 证明了 CSA 的有效搜索能力。

为了研究 CSA 与其他一些启发式算法相比的性能, 本文使用不同的分割质量指标和 MFO, GWO, MSA 和 IDA 算法进行对比。



图 3 本文方法对 Cameraman 图像分割的视觉质量



图 4 本文方法对 woman\_darkhair 图像分割的视觉质量

与最新的多级阈值元启发式算法相比, 本文方法的性能更好, 具有良好的分割能力, 而且在阈值等级高时的搜索能力更佳。随着阈值等级的增加,  $PSNR$ ,  $SSIM$  以及  $FSIM$  的值也随之提高, 说明分割后的图像越接近原始图像, 分割算法的效果越好。

表 1 给出了本文算法与 MFO, GWO, MSA 和 IDA 采用不同阈值分割图像的计算时间。从表 1 中可以

明显看出,对于测试图像而言,本文算法比其他算法的计算效率更高。除此之外,从表1中还可以发现,随着阈值等级增加,算法的运行时间也随之增加,说明阈值等级越高,分割算法的计算量越大。但是,本文采用乌鸦搜索算法后,使得分割效率提升明显,完全适用于实际工程问题。

表1 不同算法针对分割图像的计算时间

ms

方法	阈值等级				
	2	4	8	16	32
MFO <sup>[6]</sup>	1.56	5.67	21.24	205.58	2 399.38
GWO <sup>[7]</sup>	1.48	5.62	20.89	202.50	2 396.10
MSA <sup>[8]</sup>	2.00	5.98	21.64	210.60	2 408.09
IDA <sup>[10]</sup>	1.96	6.02	22.45	212.67	2 435.55
本文算法	1.35	5.38	20.32	200.53	2 348.44

## 4 结语

本文提出一种基于乌鸦搜索优化算法的多级阈值图像分割方法,解决了传统Kapur熵在多阈值图像分割算法中存在计算复杂度高,计算时间过长的问题。该方法将多级阈值处理视为优化过程,并使用CSA的搜索功能和Kapur熵作为目标函数,其主要优点是使用较少的参数,从而避免了因过早收敛而发生局部最优的情况。通过基准图像集测试,本文算法在多个评价指标上的性能明显优于其他分割算法,而且具有极高的计算效率和适用度。

## 参考文献:

- [1] 吴禄慎,程伟,王晓辉.应用模拟退火粒子群算法优化二维熵图像分割[J].计算机工程与设计,2019,40(9):2544-2551.
- [2] de Oliveira P V, Yamanaka K. Image Segmentation Using Multilevel Thresholding and Genetic Algorithm: An Approach [C]//2018 2<sup>nd</sup> International Conference on Data Science and Business Analytics (ICDSBA). Changsha: IEEE, 2018.
- [3] RAHKAR FARSHI T, DEMIRCI R, FEIZI-DERAKHSI M R. Image Clustering with Optimization Algorithms and Color Space [J]. Entropy, 2018, 20(4): 296-313.
- [4] LI J F, TANG W Y, WANG J, et al. Multilevel Thresholding Selection Based on Variational Mode Decomposition for Image Segmentation [J]. Signal Processing, 2018, 147: 80-91.
- [5] Xuejun WU. Review of Theory and Methods of Image Segmentation [J]. Agricultural Biotechnology, 2018, 7(4): 136-141.
- [6] AZIZ M A E, EWEES A A, HASSANIEN A E. Whale Optimization Algorithm and Moth-Flame Optimization for Multilevel Thresholding Image Segmentation [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 83: 242-256.
- [7] KHAIRUZZAMAN A K M, CHAUDHURY S. Multilevel Thresholding Using Grey Wolf Optimizer for Image Segmentation [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 86: 64-76.
- [8] ZHOU Y Q, YANG X, LING Y, et al. Meta-heuristic Moth Swarm Algorithm for Multilevel Thresholding Image Segmentation [J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(18): 23699-23727.
- [9] 李红蕾,王翊. Bregman全散度水平集图像分割方法[J].计算机应用研究,2020,37(6):1916-1920.
- [10] XU L, JIA H M, LANG C B, et al. A Novel Method for Multilevel Color Image Segmentation Based on Dragonfly Algorithm and Differential Evolution [J]. IEEE Access, 2019, 7: 19502-19538.
- [11] 孔显,马晓珂.基于非归一化直方图的GrabCut图像分割算法改进[J].计算机应用研究,2020,37(5):1549-1552.
- [12] 雷翔霄,欧阳红林,肖乐意,等.基于等价三维熵与鲸鱼优化算法的图像分割研究[J].计算机工程,2019,45(4):217-222.

- [13] RAJA N S M, RAJINIKANTH V, FERNANDES S L, et al. Segmentation of Breast Thermal Images Using Kapur's Entropy and Hidden Markov Random Field [J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2017, 7(8): 1825-1829.

## Multi-Level Threshold Image Segmentation Method Based on Crow Search Optimization Algorithm

KANG Li-feng<sup>1</sup>, WU Feng<sup>2</sup>

1. College of Information Engineering, Jiaozuo Normal College, Jiaozuo Henan 454000, China;

2. College of Information Engineering, Xinyang Agriculture and Forestry University, Xinyang Henan 464007, China

**Abstract:** Aiming at the problems of traditional Kapur's entropy in multi-threshold image segmentation algorithm, such as large computational complexity, low computational efficiency and low precision, a multi-level threshold image segmentation method based on crow search optimization algorithm has been proposed. According to the algorithm, Kapur's entropy has been used as the objective function of computational fitness, and introduces the crow search optimization algorithm to solve the global optimal problem when the objective function is maximized. The experimental results show that compared with other methods, the proposed method has good performance on many evaluation indicators, and the calculation efficiency is obviously improved while ensuring better segmentation effect.

**Key words:** image segmentation; multi-level threshold; crow search algorithm; Kapur's Entropy

责任编辑 夏娟