

改进乌鸦算法优化多阈值图像分割

常君杰, 李东兴, 钟欣, 杜文汉, 王倩楠

(山东理工大学 机械工程学院, 山东 淄博 255000)

摘要: **目的** 针对传统乌鸦算法随机搜索的盲目性和易陷入局部最优的缺点, 提出一种改进乌鸦算法, 用于多阈值图像分割。**方法** 采用精英分享策略, 弥补乌鸦位置更新的盲目性; 引入 Levy 飞行机制, 避免算法陷入局部最优; 随迭代次数调整变尺度系数, 限制搜索步长, 加快算法收敛; 以 Kapur 熵为适应函数, 利用改进乌鸦算法对不同类型图像进行多阈值分割, 并与传统乌鸦、布谷鸟等 4 种算法的分割结果进行对比分析。**结果** 改进乌鸦算法对 Lena, Flower, Fruits 和 Boat 图分割后的结构相似性分别为 0.7703, 0.7761, 0.7276 和 0.7921; 标准偏差分别为 0.0295, 0.0385, 0.0344 和 0.0173, 实验数据表明, 改进算法较其他算法有着更好的分割效果。**结论** 文中算法有效地改进了传统乌鸦算法的盲目性和易陷入局部最优的缺点, 能够准确地分割复杂图像, 在多阈值图像分割领域具有一定的参考价值。

关键词: 多阈值图像分割; 乌鸦搜索算法; 精英分享策略; Levy 飞行

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2021)11-0238-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.11.035

Image Segmentation of Multilevel Threshold Based on Improved Crow Search Algorithm

CHANG Jun-jie, LI Dong-xing, ZHONG Xin, DU Wen-han, WANG Qian-nan

(School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China)

ABSTRACT: To solve the problems existing in the random search process of the traditional crow algorithm, such as the blindness and tendency to fall into local optimum, an improved crow search algorithm was proposed for multi-threshold image segmentation. The elite sharing strategy was adopted to make up for the blindness of the crow's position when updated. To avoid falling into local optimum, the Levy flight mechanism was introduced. Then the scale coefficients were adaptively adjusted with the number of iterations, which made the search step size of the improved algorithm limited and accelerated the convergence of the algorithm. Kapur entropy was selected as the adaptation function, and the improved crow algorithm was used to perform multi-threshold segmentation on the different types of images in the end, and the results of the algorithm in this article were compared with the segmentation results of the four algorithms such as the traditional crow algorithm, cuckoo algorithm. Lena, Flower, Fruits and Boat were segmented, and the structural similarity of improved crow search algorithm was 0.7703, 0.7761, 0.7276, and 0.7921; the standard deviations were 0.0295, 0.0385, 0.0344, and 0.0173. Experimental data shows that the improved algorithm had better segmentation than other algorithms. The algorithm in this paper effectively improves the blindness and the shortcomings of being easy to fall into the local optimum about the traditional crow algorithm. It can accurately segment complex images, which has certain ref-

收稿日期: 2020-09-27

基金项目: 国家自然科学基金 (51705296)

作者简介: 常君杰 (1996—), 男, 山东理工大学硕士生, 主攻成像探测与图像处理。

通信作者: 李东兴 (1962—), 男, 博士, 山东理工大学教授, 主要研究方向为成像探测与导引, 信号及信息处理。

erence values in the field of multi-threshold image segmentation.

KEY WORDS: multilevel threshold image segmentation; crow search algorithm; elite sharing strategy; levy flight

图像分割指将图像划分成具有不同特性的区域，并提取出有用目标区域的过程，是理解和分析图像的重要前提，已被直接应用于产品包装缺陷的自动检测^[1]及过程控制^[2]等多个领域，阈值法简单、高效，在进行图像分割时应用广泛。多阈值分割的时间随阈值数量的增加而增加，阈值数量较多时分割的实时性不易被满足^[3]。

为加快阈值选取速度，国内外学者开始研究智能算法用于多阈值图像分割。由于智能算法的求解精度高、寻优性能好，因此在图像分割领域取得了较理想效果。2016 年 Askarzadeh^[4]受乌鸦觅食启发，提出了乌鸦搜索算法 (Crow Search Algorithm, CSA)，结构简单，应用广泛。在此基础上，Pankaj 等^[5]提出一种新的多阈值分割方法，利用 CSA 与 Kapur 熵结合，计算分割阈值，获得了较高的分割精度。虽然传统 CSA 中随机飞行的搜索模式在一定程度上增加了种群多样性，但更新策略存在盲目性，使得算法收敛速度慢，精度不高。针对传统 CSA 的不足，肖子雅等^[6]使用正弦余弦算法改进乌鸦搜索算法(SCA-CSA)，一定程度上弥补了算法的盲目性，提高了精度。基于正弦余弦的局限性，当待处理问题维度较高时存在收敛速度慢、易陷入局部最优的缺点^[7]。

针对上述算法的不足，文中提出一种改进乌鸦搜索的多阈值图像分割方法。通过提出精英分享策略，引入 Levy 飞行机制以及变尺度系数来弥补 CSA 算法在搜索过程中的盲目性，避免算法陷入局部最优，加快算法收敛速度，达到准确、快速分割复杂图像的目的。

1 乌鸦搜索算法

CSA 算法中每只乌鸦均代表问题的可行解，通过乌鸦群体在解空间中并行迭代搜索，实现问题的优化求解^[8]。

假定 d 维优化问题中乌鸦个体数量为 N ，相应种群可表示为：

$$X_{\text{Crows}} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \cdots & x_d^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \cdots & x_d^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^N & x_2^N & \cdots & x_d^N \end{bmatrix} \quad (1)$$

乌鸦 i 在第 t 次迭代时的位置为 $x^{i,t} = [x_1^{i,t}, x_2^{i,t}, \dots, x_d^{i,t}]$ ，其中 $i=1,2,\dots,t_{\max}$ ； $t=1,2,\dots,t_{\max}$ ， t_{\max} 为最大迭代次数；每只乌鸦均有记忆值，设第 t 次迭代时乌鸦 i 的记忆值为 $m^{i,t}$ 。

乌鸦 i 为获取食物，会跟踪其他乌鸦 j 并偷取食物。若乌鸦 j 发现自己被跟踪，则随机飞行，迷惑跟踪者 i 。乌鸦 i 的子代新位置见式 (2)。

$$x^{i,t+1} = \begin{cases} x^{i,t} + r_i \times l_f^{i,t} \times (m^{j,t} - x^{i,t}) & r_j \geq P_A^{j,t} \\ \text{a random position,} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中： r_i, r_j 为 $[0,1]$ 内的随机数； $l_f^{i,t}$ ， $P_A^{j,t}$ 分别为乌鸦 i, j 在 t 次迭代时的飞行长度和感知概率。

乌鸦个体位置更新后，按式 (3) 所示原则更新记忆位置。

$$m^{i,t+1} = \begin{cases} x^{i,t+1} & H(x^{i,t+1}) \geq H(m^{i,t}) \\ m^{i,t} & H(x^{i,t+1}) < H(m^{i,t}) \end{cases} \quad (3)$$

式中： $H(\)$ 为个体的适应度值 (文中指 Kapur 熵值)。

算法迭代完成后，所有乌鸦记忆值中的最优食物源位置即为所求问题的最优解。

2 改进乌鸦算法

传统 CSA 优化过程中，当乌鸦 j 随机飞行迷惑乌鸦 i 时，乌鸦 i 的位置更新是随机的。虽然在一定程度上提高了种群多样性，但随机寻优过程具有盲目性，忽视了种群中较优个体的优良经验，不利于优良信息在种群中传播，算法的计算量和时间复杂度大大增加。

针对传统 CSA 的不足，文中在寻优过程中引入精英分享策略、Levy 飞行机制及变尺度系数，改善算法的寻优性能和效率。

改进 CSA 的乌鸦位置更新见式 (4)。

$$x^{i,t+1} = \begin{cases} x^{i,t} + r_i \times l_f^{i,t} \times (m^{j,t} - x^{i,t}) & r_j \geq P_A^{j,t} \\ M^E + l_f^{i,t} \times \alpha(t) \oplus Levy(\lambda) & r_j < P_A^{j,t} \end{cases} \quad (4)$$

式中： M^E 为精英解； $\alpha(t)$ 为变尺度系数； \oplus 为点乘积； $Levy(\lambda)$ 为 Levy 飞行随机路径。

2.1 精英分享策略

传统 CSA 中，乌鸦 j 随机飞行，此时乌鸦 i 更新的位置是随机的，这种寻优策略没有利用种群中较优解的信息，因此文中提出一种精英分享策略优化 CSA 算法，利用种群中适应度值较优的精英解指导搜索，以提高算法的寻优性能^[3]。具体选择：将当前种群中的所有个体按照适应度值大小进行排序，选择适应度最高的个体作为精英解保存于 M^E ，精英解随迭代不断更新，见式 (5)。

$$M^E = \begin{cases} x^{i,t+1} & H(x^{i,t+1}) \geq H(M^E) \\ M^E & H(x^{i,t+1}) < H(M^E) \end{cases} \quad (5)$$

将精英解用于寻优过程指导搜索，使每个乌鸦个体均有机会与最优个体进行信息交流，充分利用最优个体的位置信息，促使一般个体逐渐逼近最优个体，使优良信息在种群中快速传播，加快算法收敛。

2.2 Levy 飞行机制

传统 CSA 中乌鸦 i 跟踪单个个体 j 并更新自身位置，容易造成乌鸦群体过快同化，陷入局部最优^[9]，因此文中将 Levy 飞行引入算法中，改善算法性能。一种随机步长服从 Levy 分布的方法称为 Levy 飞行^[10]。其幂次形式为：

$$\text{levy}(\lambda) \sim |s|^{-\lambda} \quad 1 < \lambda < 3 \quad (6)$$

Levy 随机步长公式^[11]为：

$$s = \mu / |v|^{1/\lambda} \quad 0 < \lambda < 2 \quad (7)$$

式中： s 为 Levy 飞行的步长；参数 λ 取 1.5。参数 μ, v 为服从式 (8) 正态分布的随机数：

$$\begin{cases} \mu \sim N(0, \delta_\mu^2) \\ v \sim N(0, \delta_v^2) \end{cases} \quad (8)$$

δ_μ, δ_v 定义为：

$$\begin{cases} \delta_\mu = \{\Gamma(1+\lambda) \sin(\pi\lambda/2) / \Gamma[(1+\lambda)/2]\}^{1/\lambda} \\ \delta_v = 1 \end{cases} \quad (9)$$

式中： Γ 为标准 Gamma 函数。

利用 Levy 飞行随机游走的特性能够增加乌鸦种群的多样性，扩大算法搜索范围，增强全局寻优能力，有效避免算法陷入局部最优。

2.3 变尺度系数

CSA 的寻优性能受到感知概率 P_A 和飞行长度 l_f 控制， P_A 值越大，乌鸦 i 将以较大概率进行随机觅食，保证种群多样性，反之则加快算法收敛。 l_f 越大，则乌鸦 i 飞行距离越远，算法全局搜索性能越强，反之则局部寻优能力越强。传统 CSA 中参数 l_f 被设定为常数，不利于算法性能的充分发挥，因此，给定变尺度系数 $\alpha(t)$ 调节步长，见式 (10)。

$$\alpha(t) = \beta \times (1 - t \times 1 / t_{\max}) \quad (10)$$

式中： β 为常数，文中 β 取 2。

$\alpha(t)$ 在迭代初期保持相对较大的值，保证算法前期种群的多样性和较好的全局寻优性能，且随迭代过程逐渐减小，使算法在迭代后期有较强的局部开发能力。

文中通过精英分享策略、Levy 飞行及变尺度系数对 CSA 的更新方式进行改进，见式 (4)。当 $r_j < P_A^{i,j}$ 时，个体 i 的新位置由随机寻优改为在种

群中的精英解 M^E 附近以 Levy 飞行的方式寻优，充分利用精英解 M^E 的位置信息，促进信息在种群中快速传播，若算法陷入局部最优，Levy 飞行可以利用其随机游走特性，增加种群的多样性，帮助算法跳出局部最优，且变尺度系数随算法进行逐渐变小，限制步长，加快算法收敛速度，提高搜索效率。三者相互配合，共同改善算法的性能。

3 基于改进 CSA 的多阈值分割方法

3.1 Kapur 熵多阈值分割

Kapur 熵多阈值分割能充分利用图像灰度直方图信息，将图像分割成多个目标区域。假设 $I(x,y)$ 为待处理的灰度图像，用 d 个灰度级阈值 $t_{h1}, t_{h2}, \dots, t_{hd}$ 将其划分为 $d+1$ 个类 $\{A_0, A_1, \dots, A_d\}$ 。此时图像的 Kapur 熵可以表示为：

$$H(t_{h1}, t_{h2}, \dots, t_{hd}) = H_0 + H_1 + \dots + H_d \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \text{式中：} \quad H_0 &= - \sum_{i=0}^{t_{h1}-1} \left(\frac{p_i}{\omega_0} \right) \ln \left(\frac{p_i}{\omega_0} \right), \omega_0 = \sum_{i=0}^{t_{h1}-1} p_i, \quad H_1 = \\ &= - \sum_{i=t_{h1}}^{t_{h2}-1} \left(\frac{p_i}{\omega_1} \right) \ln \left(\frac{p_i}{\omega_1} \right), \omega_1 = \sum_{i=t_{h1}}^{t_{h2}-1} p_i, \quad \dots, \quad H_d = - \sum_{i=t_{hd}}^{L-1} \left(\frac{p_i}{\omega_d} \right) \ln \left(\frac{p_i}{\omega_d} \right), \omega_d = \sum_{i=t_{hd}}^{L-1} p_i, \end{aligned}$$

最优阈值 $(t_{h1}^*, t_{h2}^*, \dots, t_{hd}^*)$ 应满足：

$$(t_{h1}^*, t_{h2}^*, \dots, t_{hd}^*) = \underset{0 < t_{h1} < t_{h2} < \dots < t_{hd} < L-1}{\text{arg max}} \{H(t_{h1}, t_{h2}, \dots, t_{hd})\} \quad (12)$$

Kapur 熵数值越大表明对应的分割阈值越准确，分割效果越好。

3.2 改进 CSA 用于多阈值图像分割

文中以式 (11) 为目标函数判断阈值的优劣，利用改进 CSA 搜索阈值，算法迭代结束后使用所寻最优阈值对图像进行分割。流程见图 1。

4 实验与分析

文中从 Berkeley 图像库中选出 4 幅具有代表性的复杂图像作为研究对象，见图 2，对其进行分割来验证改进算法的有效性。

4.1 参数 P_A 的选择

为测试参数 P_A 对改进 CSA 性能的影响，设置 P_A 的取值范围 [0.1, 0.5]，步长为 0.1，乌鸦种群规模 $N=20$ ，飞行步长 $l_f=2$ ，最大迭代次数 $t_{\max}=100$ ，问题维度 $d=5$ ，不同 P_A 值分割测试图像的 Kapur 熵值变化曲线见图 3。

由图 3 可知，当 $P_A=0.1$ 时，种群中的个体与

精英解交流少，全局寻优能力弱，且算法收敛能力不强，分割 Flower 与 Fruits 时，不同程度地陷入局部最优，算法性能差；当 $P_A=0.2$ 时，种群中的个体与精英解交流的机会增加，改进算法的优势充分发挥，算法性能明显改善，随着 P_A 继续增大，算法性能提升有限，但 P_A 值的增大使算法计算量增加，影响算法的实时性。由此，为保证算法的寻

优性能与实时性，将文中参数设置为 $P_A=0.2$ 。

4.2 消融实验

为验证精英分享策略、Levy 飞行策略及变尺度系数对 CSA 性能的影响，文中进行消融实验，并对 4 幅测试图像进行分割验证其效果。消融实验的条件见表 1，Kapur 熵值的变化曲线见图 4。

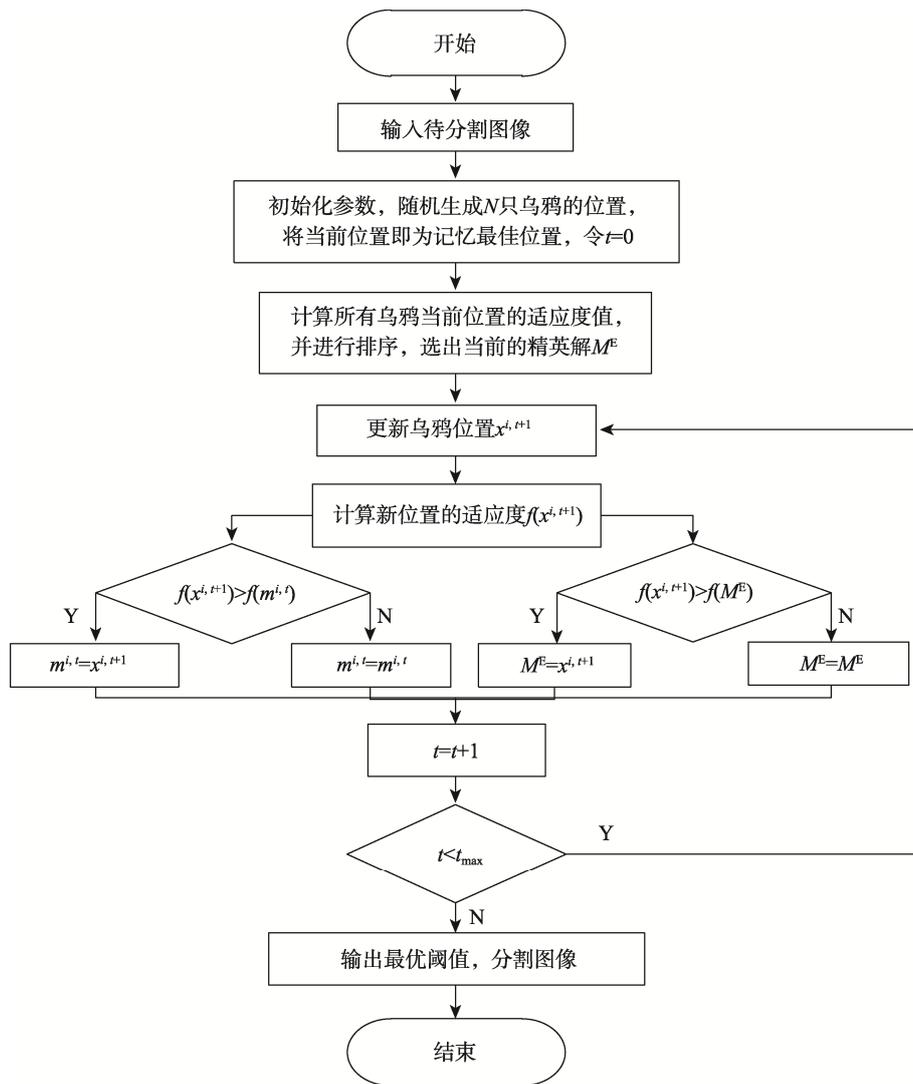


图 1 改进 CSA 的多阈值图像分割流程

Fig.1 Flowchart of multi-threshold image segmentation based on improved CSA

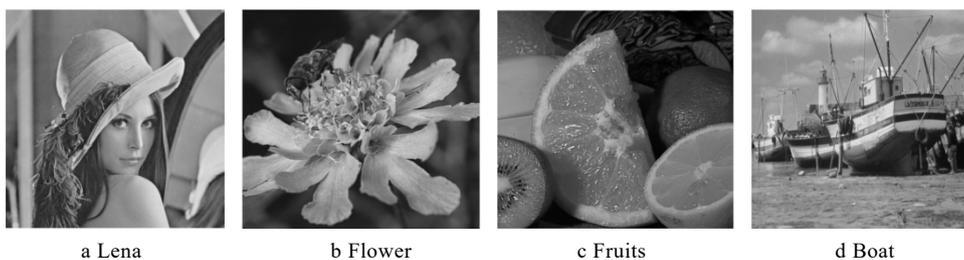


图 2 测试图像
Fig.2 Test image

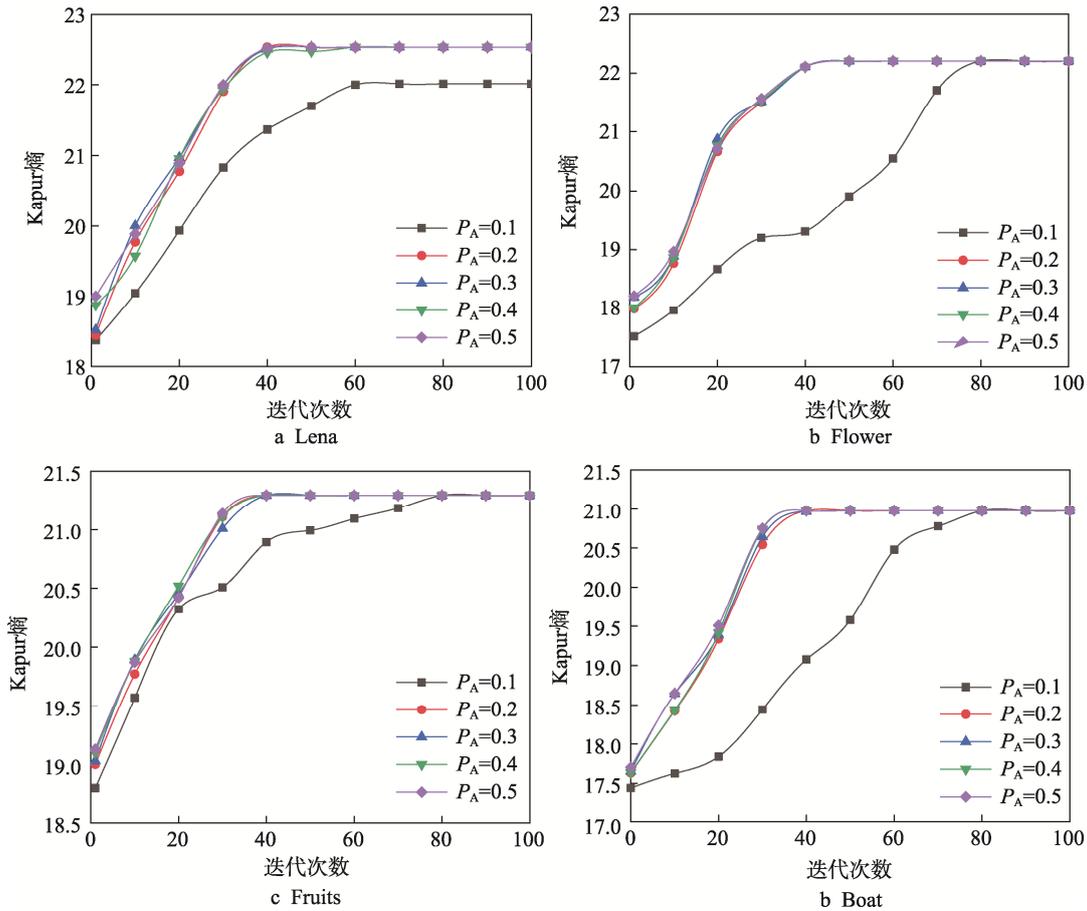


图3 P_A 值对 Kapur 熵值的影响
Fig.3 Influence of P_A value on Kapur entropy

表 1 消融实验条件
Tab.1 Conditions of ablation experiments

实验组别	改进方法		
	精英分享策略	Levy 飞行策略	变尺度系数
I	√	√	×
II	√	×	√
III	×	√	√
IV	√	√	√

注：√表示此次实验中添加了该策略，×表示实验中未添加该策略

结合表 1 与图 4 可知,实验 I 未添加变尺度系数,没有变尺度系数限制搜索步长,使得算法收敛速度慢,收敛到全局最优时的迭代次数明显增加;实验 II 未添加 Levy 飞行策略,此时,算法受精英分享策略与变尺度系数影响,收敛速度快,但却陷入局部最优,导致分割结果不准确,实验 III 未添加精英分享策略,算法没有利用种群中的优良信息,最终求得的 Kapur

熵值不够精确,求解精度低;实验 IV 添加 3 种策略,算法收敛速度快,未陷入局部最优且最终求解的 Kapur 熵值更高,算法性能明显提高。消融实验结果表明,精英分享策略、Levy 飞行策略及变尺度系数三者相互配合改进 CSA 的性能。

4.3 图像分割实验

分别利用改进乌鸦算法与文献[3]中 CSA 算法、文献[7]中改进正余弦算法 (ISCA)、文献[12]中风动力优化算法 (WDO) 和布谷鸟算法 (CS) 对测试图像进行分割对比实验,验证文中算法的优越性。

5 种算法在 5 阈值的条件下分割图像后的分割阈值和 Kapur 熵值见表 2—3。

表 2 和表 3 数据显示,各算法分割的阈值略有差异,得出的 Kapur 熵值有较大差异,对 Lena 分割后,文中方法得到的 Kapur 熵值较 WDO, CS, ISCA 和 CSA 算法分别提高了 2.36%, 1.35%, 0.36%和 1.58%;对其他测试图像分割后,文中算法得到的 Kapur 熵值也高于其他算法。文中算法的分割更准确。为直观显示各算法分割后的效果,使用表 2 中的阈值对图像进行分割,结果见图 5。

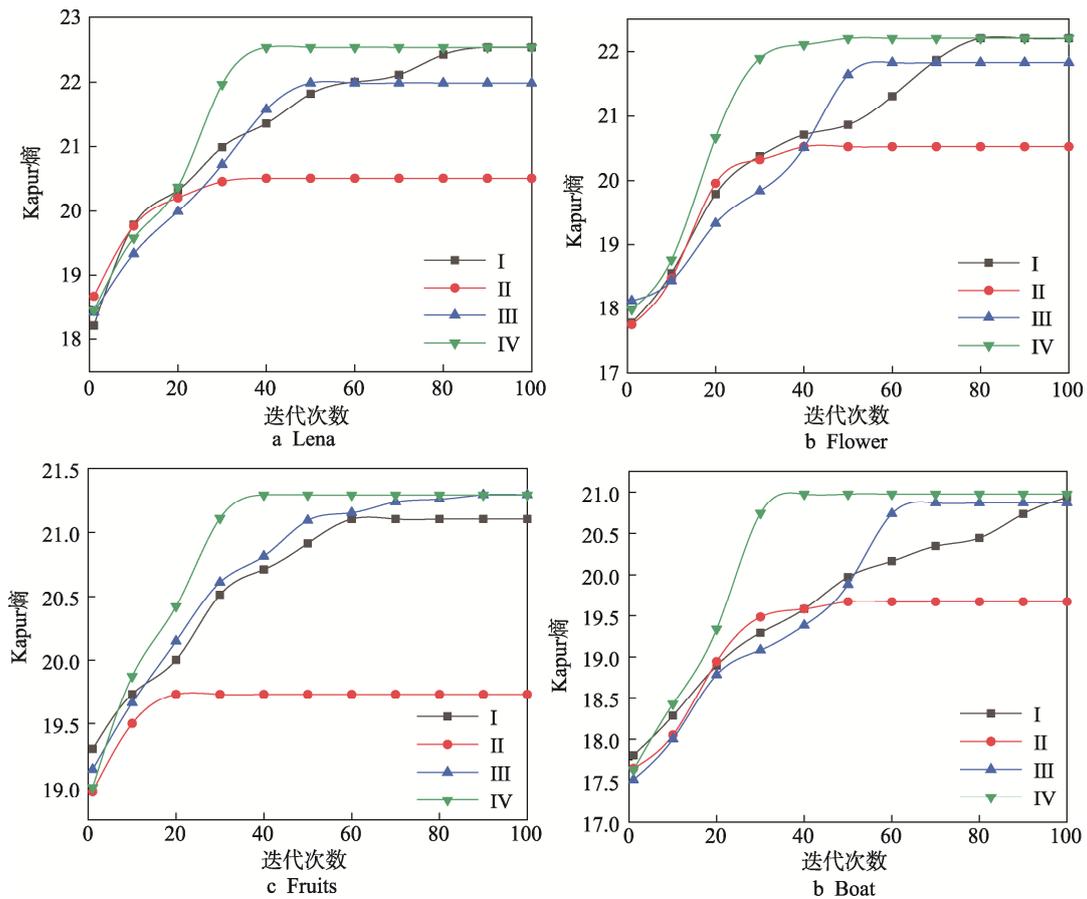


图 4 消融实验结果
Fig.4 Results of ablation experiment

表 2 5 种方法得出的分割阈值对比
Tab.2 Comparison of segmentation thresholds obtained by five methods

图像	分割阈值				
	WDO	CS	ISCA	CSA	文中方法
Lena	41/79/114/148/183	53/81/117/145/183	41/63/115/143/189	42/81/115/156/181	45/81/115/152/181
Flower	40/95/135/162/195	46/92/132/166/193	41/88/129/161/197	43/95/133/163/202	43/95/131/163/202
Fruits	48/98/129/169/205	47/94/137/182/213	46/95/132/174/211	46/80/127/167/205	46/83/127/164/205
Boat	47/89/132/164/218	46/89/134/169/214	41/84/136/177/211	40/82/134/171/219	41/82/134/169/217

注：/后的数值分别表示[0,255]中的某一个灰度级

表 3 5 种方法得出的 Kapur 熵值对比
Tab.3 Comparison of Kapur entropy obtained by five methods

图像	Kapur 熵值				
	WDO	CS	ISCA	CSA	文中方法
Lena	22.01	22.23	22.45	22.18	22.53
Flower	21.75	21.81	22.01	21.81	22.20
Fruits	20.98	21.04	21.19	21.04	21.29
Boat	20.74	20.86	20.90	20.84	20.97

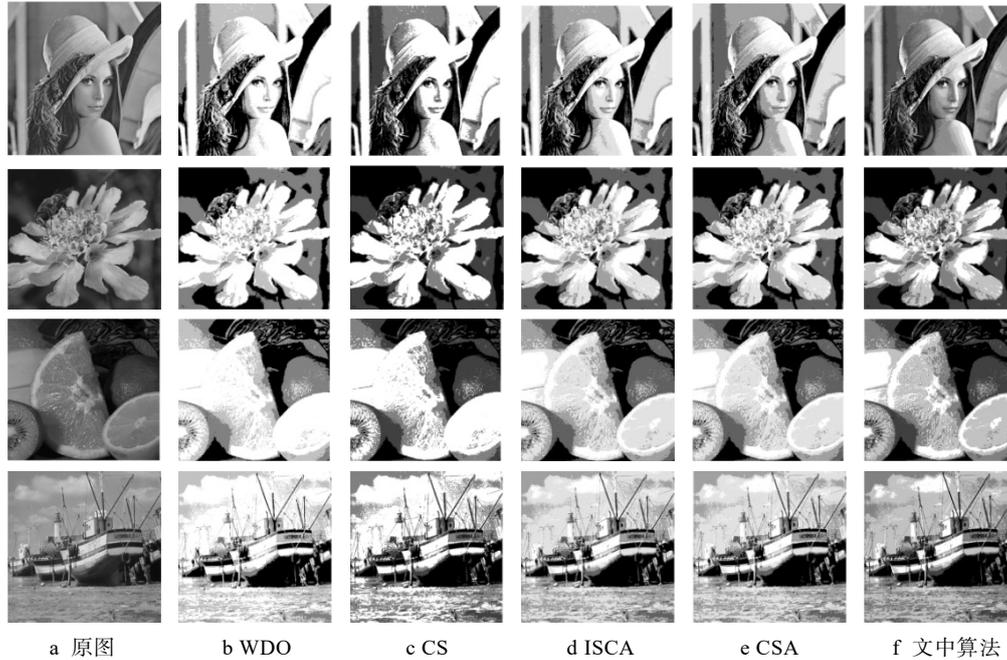


图5 5 阈值分割结果对比
Fig.5 Comparison of 5 threshold segmentation results

由图5可知，分割Lena时，文中算法能将人物肩部及帽子处的轮廓分割得更加完整；分割Flower时，文中算法对花瓣处分割更理想，细节更清晰；分割Fruits时，文中算法对橙子的细节部分处理更好，其余算法均不同程度地出现细节缺失的现象，WDO算法分割效果最差；分割Boat时，文中算法将背景中云彩分割完整，边界清晰。实验结果表明，文中算法分割效果较其他算法更为准确可靠。

文中从结构相似性(SSIM)、收敛性、稳定性等方面对算法性能进行进一步验证。

4.3.1 SSIM 比较

SSIM 是衡量 2 幅图像相似度的指标^[13]。原图像 x 和分割后图像 y 的 SSIM 值见式 (13)。

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (13)$$

式中： μ_x, μ_y 为 x, y 的平均值； σ_x^2, σ_y^2 为 x, y 的方差； σ_{xy} 为 x 和 y 的协方差； c_1, c_2 为用来维持算法稳定的常数。SSIM 值越接近 1，分割效果越好。

5 种方法对 4 幅图像进行 5 阈值分割后计算出的 SSIM 值见表 4。

由表 4 可知，对 Lena 分割后，文中方法得到的 SSIM 值较 WDO, CS, ISCA, CSA 算法分别提高了 5.69%, 2.31%, 1.45%, 2.82%。对其他测试图像进行分割时，文中算法得到的 SSIM 值也高于其他算法。文中方法的求解度更高，能获得更好的分割结果。

4.3.2 算法收敛性对比

收敛性的好坏是评价算法优劣的重要标准^[14]。将文中算法与 WDO, CS, ISCA 和 CSA 的收敛性进行对比，各算法对测试图像进行 5 阈值分割时的迭代曲线见图 6。

由图 6 中可知，文中算法对 Lena, Flower, Fruits 及 Boat 进行分割时，分别在 36, 42, 37 和 30 次迭代时收敛，其他算法收敛时的迭代次数均多于文中方法，且收敛后最终得到的 Kapur 熵值也低于文中方法，文中方法的收敛性能优于其他算法。

表 4 5 种分割方法得出的 SSIM 对比
Tab.4 Comparison of SSIM obtained by five methods

图像	SSIM 值				
	WDO	CS	ISCA	CSA	文中方法
Lena	0.7288	0.7529	0.7593	0.7492	0.7703
Flower	0.7206	0.7683	0.7691	0.7542	0.7761
Fruits	0.7003	0.7193	0.7245	0.7118	0.7276
Boat	0.7394	0.7784	0.7850	0.7746	0.7921

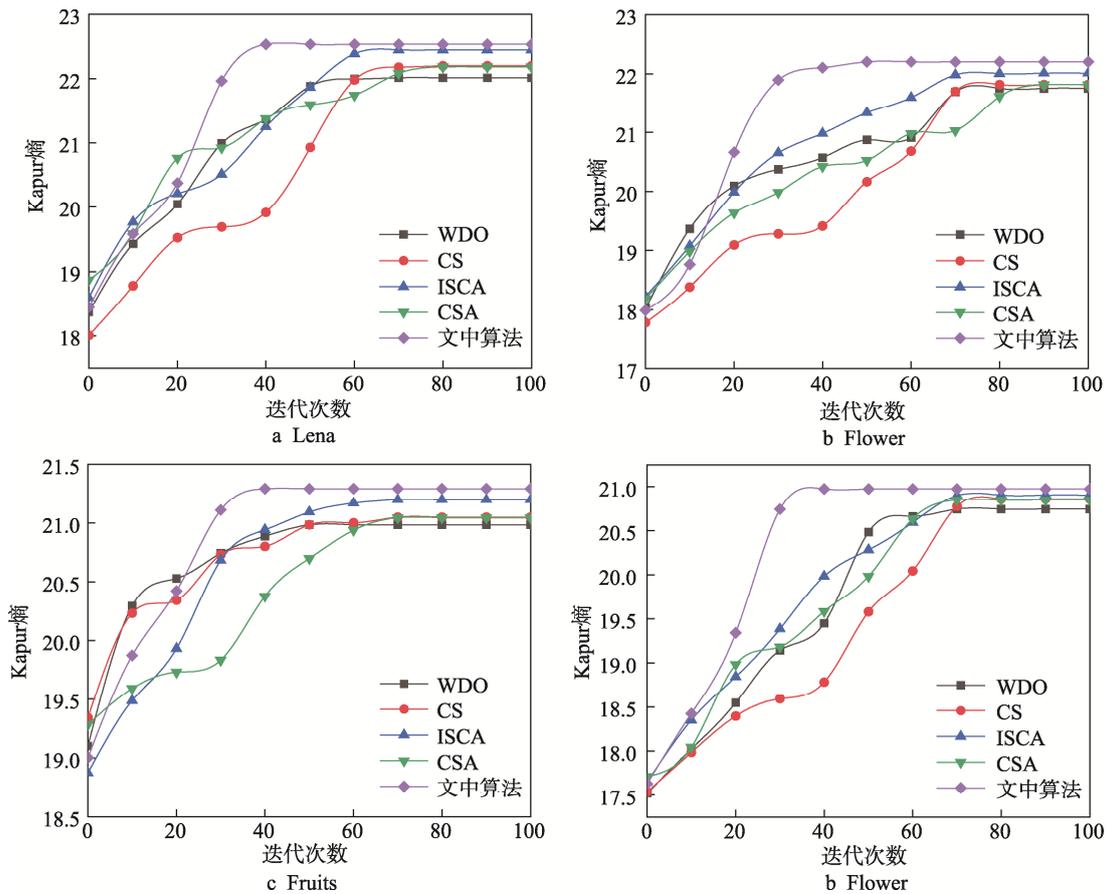


图 6 收敛曲线对比
Fig.6 Comparison of convergence curve

4.3.3 算法稳定性对比

算法的稳定性用标准偏差 SD 衡量^[15]。如果 SD 值增加，则算法的稳定性将变差^[16]。

$$\sigma_{SD} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\sigma_i - \mu)^2 / n} \quad (14)$$

式中： σ_i 为第 i 次实验结束的 Kapur 熵值； n 为实验重复次数，文中 $n=100$ ，进行 100 次 5 阈值重复分割实验，验证算法的稳定性。实验数据见图 7。

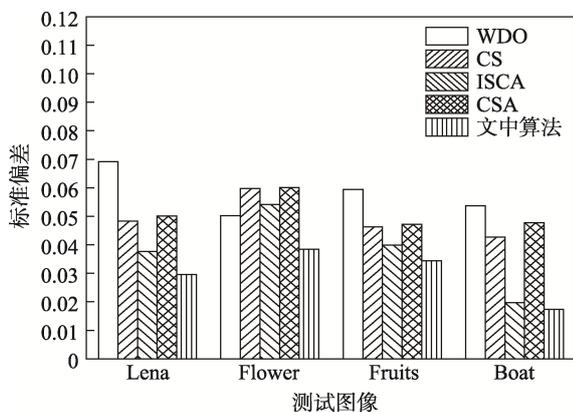


图 7 标准偏差的对比
Fig.7 Comparison of standard deviations

重复分割实验后计算的 SD 值见图 7，文中算法的 SD 值低于其他算法。尤其对 Boat 图进行分割时，文中方法的 SD 值较 WDO，CS，ISCA 和 CSA 算法分别降低了 67.8%，59.5%，12.2%和 63.8%。文中算法的稳定性更好。

5 结语

文中提出一种改进 CSA 用来优化多阈值图像分割，结合以下几点证明了算法的优越性。

1) 提出了一种精英分享策略。利用种群中的精英解指导个体寻优，充分利用种群中的优良信息，弥补算法随机搜索的盲目性。

2) 利用 Levy 飞行随机游走的特性帮助算法跳出局部最优，增强算法的寻优性能，并使用变尺度系数限制搜索步长，加速算法收敛。

3) 应用改进 CSA 对图像进行分割，并与 WDO，CS，ISCA 及 CSA 算法进行对比实验，实验结果显示，文中算法收敛速度快，SD 值低，分割后图像的 SSIM 值高。改进算法能准确地对复杂图像进行多阈值分割，取得较优分割效果。

参考文献:

- [1] 路正佳. 基于图像处理的药片包装视觉检测系统滤波算法[J]. 包装工程, 2020, 41(7): 205—208.
LU Zheng-jia. Filtering Algorithm of Tablet Packaging Visual Inspection System Based on Image Processing[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(7): 205—208.
- [2] 马志刚, 赵志强, 王保云. 全自动泡罩药品包装视觉检测控制系统设计[J]. 包装工程, 2017, 38(17): 124—127.
MA Zhi-gang, ZHAO Zhi-qiang, WANG Bao-yun. Design of Visual Inspection and Control System for Automatic Packaging of Bubble-Cap Medicine[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(17): 124—127.
- [3] 吴禄慎, 程伟, 胡赞. 应用改进布谷鸟算法优化多阈值图像分割[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(1): 358—369.
WU Lu-shen, CHENG Wei, HU Yun. Image Segmentation of Multilevel Threshold Based on Improved Cuckoo Search Algorithm[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2021, 51(1): 358—369.
- [4] ASKARZADEH A. A Novel Metaheuristic Method for Solving Constrained Engineering Optimization Problems: Crow search Algorithm[J]. Computers and Structures, 2016, 169: 1—12.
- [5] PANKAJ U, JITENDER K C. Kapur's Entropy Based Optimal Multilevel Image Segmentation Using Crow Search Algorithm[J]. Applied Soft Computing Journal, 2019, 97(2): 105522.
- [6] 肖子雅, 刘升, 韩斐斐, 等. 正弦余弦指引的乌鸦搜索算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(21): 52—59.
XIAO Zi-ya, LIU Sheng, HAN Fei-fei, et al. Crow Search Algorithm Based on Directing of Sine Cosine Algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(21): 52—59.
- [7] 郎春博, 贾鹤鸣, 邢致恺, 等. 基于改进正余弦优化算法的多阈值图像分割[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(4): 1215—1220.
LANG Chun-bo, JIA He-ming, XING Zhi-kai, et al. Multi-Threshold Image Segmentation Based on Improved Sine Cosine Optimization Algorithm[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(4): 1215—1220.
- [8] 刘雪静, 贺毅朝, 路凤佳, 等. 基于 Lévy 飞行的差分乌鸦算法求解折扣{0—1}背包问题[J]. 计算机应用, 2018, 38(2): 433—442.
LIU Xue-jing, HE Yi-zhao, LU Feng-jia, et al. Differential Crow Search Algorithm Based on Lévy Flight for Solving Discount {0—1} Knapsack Problem[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(2): 433—442.
- [9] 赵世杰, 高雷阜, 于冬梅, 等. 基于变因子加权学习与邻代维度交叉策略的改进 CSA 算法[J]. 电子学报, 2019, 47(1): 40—48.
ZHAO Shi-jie, GAO Lei-fu, YU Dong-mei, et al. Improved Crow Search Algorithm Based on Variable-Factor Weighted Learning and Adjacent-Generations Dimension Crossover Strategy[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(1): 40—48.
- [10] PARE A K S, KUMAR B A, SINGH G K. A New Technique for Multilevel Color Image Thresholding Based on Modified Fuzzy Entropy and Lévy Flight Firefly Algorithm[J]. Computers and Electrical Engineering, 2017, 70: 476—495.
- [11] ZHANG X L, YANG T, CUI N N, et al. Flame Image Segmentation Based on the Bee Colony Algorithm with Characteristics of Levy Flights, 2015, 21: 1—8.
- [12] BHANDARI A K, SINGH V K, KUMAR A, et al. Cuckoo Search Algorithm and Wind Driven Optimization Based Study of Satellite Image Segmentation for Multilevel Thresholding Using Kapur's Entropy[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(7): 3538—3560.
- [13] TANG Y, REN F, PEDRYCZ W. Fuzzy C-Means Clustering Through SSIM and Patch for Image Segmentation[J]. Applied Soft Computing, 2019, 87(3): 105928.
- [14] 贾鹤鸣, 彭晓旭, 邢致恺, 等. 改进萤火虫优化算法的 Renyi 熵油污图像分割[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 367—373.
JIA He-ming, PENG Xiao-xu, XING Zhi-kai, et al. Study of Renyi Entropy Based on Improved Firefly Optimization Algorithm for Image Segmentation[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(2): 367—373.
- [15] 吕福起, 李霄民. 基于粒子群优化算法和模糊熵的多级阈值图像分割算法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(9): 2856—2860.
LYU Fu-qi, LI Xiao-min. Multi-Level Threshold Image Segmentation Algorithm Based on Particle Swarm Optimization and Fuzzy Entropy[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(9): 2856—2860.
- [16] PEDRAM G, COUCEIRO M S, BENEDIKTSSON J A, et al. An Efficient Method for Segmentation of Images Based on Fractional Calculus and Natural Selection[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(16): 12407—12417.