

DOI:10.16136/j.joel.2022.09.0049

改进海鸥算法的多阈值图像分割算法

卢建宏, 刘海鹏*, 王 蒙

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500)

摘要: 为进一步提高图像分割精度, 改善传统多阈值图像分割方法计算量大、分割慢的问题, 提出了改进海鸥算法(improved seagull optimization algorithm, ISOA)的多阈值图像分割方案。针对原始海鸥算法(seagull optimization algorithm, SOA)存在早熟、寻优精度不足的问题, 首先, 采用 cubic 混沌映射优化初始解, 提高搜索效率; 其次, 引入鹰栖息优化算法(eagle perching optimizer, EPO)的缩放因子和疯狂算子进行扰动, 并与麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)警戒者的位置更新相结合, 优化寻优精度和收敛速度, 避免陷入局部最优。利用 6 种基准测试函数对 ISOA 进行寻优性能测试。最后, 将 ISOA 与图像分割的最优阈值选取相结合, 进行基于 Otsu 的多阈值图像分割, 并与现有分割算法进行对比。仿真结果表明, ISOA 在基于 Otsu 的图像分割中, 100% 取得了最优值, 且 80.9% 的结果优于其余算法, 使图像的分割精度和质量均得到了优化。

关键词: 改进海鸥算法(ISOA); 多阈值; 图像分割; cubic 混沌映射; 鹰栖息优化算法(EPO)

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)09-0932-08

Multi-threshold image segmentation based on improved seagull optimization algorithm

LU Jianhong, LIU Haipeng*, WANG Meng

(School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: To further improve the image segmentation accuracy, improving the traditional multi-threshold image segmentation method with large computation and slow segmentation, we proposed a multi-threshold image segmentation scheme. First, the initial solution is optimized by using the cubic chaotic mapping to improve the search efficiency. Then, scaling factors of the eagle perching optimizer (EPO) and crazy operators are introduced for perturbation and combined with position updates of the sparrow search algorithm (SSA), to improve the optimization accuracy, convergence rate and avoiding the local optimum. The improved seagull optimization algorithm (ISOA) is tested for performance using six benchmark functions. Finally, the ISOA is combined with threshold optimal selection for multi-threshold image segmentation based on Otsu and compared with existing segmentation algorithms. Simulation results show that the ISOA achieves the optimal value for 100% of the Otsu-based segmentation, and 80.9% outperforms the rest, optimizing both the segmentation accuracy and quality of the image.

Key words: improved seagull optimization algorithm (ISOA); multi-threshold; image segmentation; cubic chaos mapping; eagle perching optimizer (EPO)

1 引 言

图像分割的主要目的是将图像中感兴趣的区域从图像的整体中分割出来^[1], 分割的精度对图

像进行更深入的分析、识别、理解等有着深远的影响。基于阈值的分割方法具有操作简单, 效率高, 稳定性好的特点, 得到了广泛的研究, 是最常用的图像分割方法。常见的阈值选取的准则有最大熵

* E-mail: 42227324@qq.com

收稿日期: 2022-01-20 修订日期: 2022-02-25

基金项目: 国家自然科学基金(62062048)资助项目

法、最小误差法、Otsu、交叉熵法等^[2-5]。根据选取阈值的个数可以分为单阈值法和多阈值法。

传统的阈值分割法计算时间长,局限性较大。利用群智能算法全局搜索能力强的特点可缩减计算时间。刘媛媛等将人工蜂群算法与差分灰狼算法结合,提高了图像的分割质量,并用于检测秸秆覆盖率^[6]。文献[7]利用优化的蚁群算法进行多阈值图像分割,采用 Otsu 作为适应度函数,获得了较好的表现。文献[8]将鸟群算法的飞行策略引入到麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)中,并进行基于 Otsu 的多阈值图像分割,使分割速度和分割精度得到了提升。应用于多阈值图像分割的其余算法也表现出了较好的效果^[9-11]。因此,图像分割被广泛应用于各个领域,如农业^[12]、医学图像^[13]、工业检测^[14]等。

海鸥算法(seagull optimization algorithm, SOA)较差分算法、遗传算法、灰狼算法(grey wolf optimizer, GWO)等有着更优越的搜索开发能力,并成功应用于实际工程问题^[15]。采用 SOA 获取图像分割的最优阈值为多阈值图像分割提供了一种新的解决方案。但 SOA 存在收敛精度不足,全局寻优能力差,易陷入局部最优的不足。因此,首先利用混沌映射优化初始解,提高搜索效率。其次,将鹰栖优化算法(eagle perching optimizer, EPO)的搜索开发策略和疯狂算子相结合,并引入至 SSA 的警戒者思维中,增加算法的全局搜索能力,加快收敛速度,提高收敛精度。将改进海鸥算法(improved seagull optimization algorithm, ISOA)应用于以 Otsu 作为适应度函数的图像分割中,并与原始 SOA 和 GWO 的分割结果进行分析比较。结果表明,ISOA 寻优能力更好,分割精度最优。

2 ISOA

海鸥利用收集的信息寻找和攻击猎物,即迁徙行为和攻击行为。迁徙行为是指海鸥会从一个地方迁徙到其他地方,以获取更丰富的食物。攻击行为是利用搜索过程的经验不断地改变攻击的角度和速度,从而在空中呈现出螺旋状的轨迹。

2.1 cubic 混沌映射

混沌序列具有易于实现,执行时间短,能从局部最优值中跳出的优点,而被广泛应用于基于随机的优化算法中。李亚普洛夫指数常用来判断系统的动态性能,其值越大,混沌程度越高。FENG 等分析了 16 种常见的混沌映射产生的最佳混沌序列^[16],结果表明 cubic 混沌映射运行时间较短,且李亚普洛夫指数值接近最优。因此,本文采用 cubic 混沌映射优化初始解,提高解的搜索效率。cubic 混沌映射的表达

式为:

$$x_{n+1} = \rho x_n (1 - x_n^2), x_n \in (0, 1), \quad (1)$$

式中, ρ 为控制参数,当 $\rho = 2.59$ 时, cubic 映射具有最好的混沌遍历性。

2.2 EPO

EPO 是模拟鹰找到最高点从而可以更好地狩猎、栖息和哺育后代的行为^[17]。从搜索到开发的转变是元启发式算法的关键,使 EPO 从广泛的搜索阶段平滑地过渡到开发阶段的策略是收缩因子,它的数学表达式为:

$$l_{\text{scale}} = l_{\text{scale}} \times \text{eta}, \quad (2)$$

式中, l_{scale} 表示缩放变量,将逐渐变小,从而由搜索转到开发; $0 < \text{eta} < 1$, 表示收缩变量,可由式(3)、(4)计算得到:

$$\text{eta} = \left(\frac{\text{res}}{l_{\text{scale}}} \right)^{1/t_s}, \quad (3)$$

$$\text{eta} = \text{eta}_{\text{max}} - t \times \frac{\text{eta}_{\text{max}} - \text{eta}_{\text{min}}}{t_s}, \quad (4)$$

式中, t_s 表示最大迭代次数, $0 < \text{res} < l_{\text{scale}}$ 为分辨率范围,使 eta 限定于 $0-1$, eta_{max} 表示 eta 的最大值,即起始值, eta_{min} 表示最小值,即 eta 的最终值。式(4)为优化后的表达式,可使 eta 变化得更加快速和高效,本文中 res 取 0.05, l_{scale} 取 100。

鹰的位置更新可以表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{X} + \Delta \mathbf{X}, \quad (5)$$

$$\Delta \mathbf{X} = l_{\text{scale}} \cdot \text{rand}(m, n), \quad (6)$$

式中, $\Delta \mathbf{X}$ 表示 m 行 n 列的随机矩阵, m 表示种群数目, n 表示维度。

2.3 疯狂算子

为避免种群出现早熟,而陷入局部最优值,采用疯狂算子^[18]对其进行扰动,以保持种群的多样性。其表达式为:

$$C_r = P(c_1) \times \text{sign}(c_1) \times \delta, \quad (7)$$

式中, $c_1 \in [0, 1]$, δ 为一个小值常数,一般取 0.001。

$$P(c_1) = \begin{cases} 1, & (c_1 \leq P_c) \\ 0, & (\text{else}) \end{cases}, \quad (8)$$

$$\text{sign}(c_1) = \begin{cases} -1, & (c_1 \geq 0.5) \\ 1, & (\text{else}) \end{cases}, \quad (9)$$

式中, P_c 表示疯狂概率,当小于该值时,种群位置会发生较小的变化。当 P_c 取值较大时,会高概率地使 $P(c_1)$ 为 1,减缓收敛速度,因此本文中 $P_c = 0.3$,在满足跳出局部最优的情况下,加快全局收敛速度。

2.4 SSA 的警戒者行为

SSA 具有优秀的搜索能力和快速的收敛性,得到了广泛的研究。种群随机选择 10%—20% 的麻雀作为警戒者进行监视,提醒种群做出反捕食行为^[19]。警戒者的行为可使位于边缘的麻雀向中心聚集,加

快收敛;使位于中心的麻雀向四周扩散,跳出局部最优。

本文将 EPO 的缩放因子与疯狂算子结合,用于 SSA 中警戒者跳出局部最优的策略;融合 SOA 中的线性变化因子,用于警戒者进一步向中心聚集。更新后的警戒者位置更新式为:

$$\mathbf{x}_{ij}^{t+1} = \begin{cases} F_c \cdot \mathbf{x}_{ij}^t + A \cdot |\mathbf{x}_{ij}^t - \mathbf{x}_{bj}^t|, & f_i > f_g \\ \mathbf{x}_{ij}^t + \Delta \mathbf{X} + C_r, & f_i = f_g \end{cases}, \quad (10)$$

式中, f_i, f_g 分别表示当前麻雀的适应度值,全局最优适应度值, $\mathbf{x}_{bj}^t$ 表示当前最优个体。 $F_c = 0.125 - \frac{2t}{Max_iterations}$, t 为当前的迭代次数。

3 基于 ISOA 的多阈值图像分割

3.1 Otsu 原理

Otsu 也称大津法,是日本学者大津 1979 年提出的一种无监督的、自动的和非参数的方法,用于寻找图像的阈值,旨在最大化类间方差,从而最小化每个类中的类内方差。即,类内的像素强度应彼此接近,对于不同的类,应很好地分开。假定灰度图像的灰度级 $L=256$,总像素个数为 N ,灰度级为 i 的像素个数为 n_i ,该像素的概率为 $p_i = \frac{n_i}{N}$,一组分割阈值为 $[t_1, t_2, \dots, t_n]$,将图像分割成 $n+1$ 块,每一块的灰度均值为:

$$\begin{aligned} u_0 &= \sum_{i=0}^{t_1} i p_i / \omega_0, \omega_0 = \sum_{i=0}^{t_1} p_i, \\ u_n &= \sum_{i=t_n+1}^{L-1} i p_i / \omega_n, \omega_n = \sum_{i=t_n+1}^{L-1} p_i, \end{aligned} \quad (11)$$

此时, Otsu 的表达式为:

$$f = \sum_{i=0}^n \omega_i (u_i - u_T)^2, \quad (12)$$

式中, $u_T = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i$ 表示整幅图像的均值,当存在一组阈值 $[t_1^*, t_2^*, \dots, t_n^*]$ 使得式(12)的值最大时,即为最佳阈值。

3.2 基于 ISOA 的多阈值图像分割算法

采用 ISOA 进行多阈值图像分割,首先要求 ISOA 产生一组正整数的阈值解 $[t_1, t_2, \dots, t_n]$,且 $t_1 < t_2 < \dots < t_n$;其次,将 Otsu 作为适应度函数,评估解的质量;最后在迭代的过程中不断优化解。详细的步骤为:

步骤一:读取待分割图像 Image,设定阈值个数 T_n ,初始化种群规模 NP、最大迭代次数 t_s 等相应参数;

步骤二:根据 cubic 混沌映射初始化海鸥种群;

步骤三:根据式(12)计算每只海鸥的适应度值,得到当前最优个体;

步骤四:执行 ISOA 进行位置更新;

步骤五:随机选择 20% 的海鸥作为警戒者,采用式(10)更新位置;

步骤六:判断是否达到最大迭代次数,若达到,则寻优结束,输出最佳阈值,否则跳至步骤三;

步骤七:利用寻优得到的最佳阈值向量对灰度图像进行分割,并输出分割后的图像。

4 实验结果分析

为验证 ISOA 的性能,选取原始 SOA、GWO^[20] 与本文算法在同等条件下设计了基准测试函数的对比实验和基于 Otsu 的多阈值图像分割对比实验。文中实验均基于 Windows 10 64 位操作系统, MatlabR2019b 开发软件。

4.1 基准测试函数对比实验

为验证 ISOA 的搜索和开发能力,分别选取单峰测试函数和多峰测试函数各 3 种,如表 1 所示。种群数目设置为 100,迭代次数为 1 000 次,结果取 30 次的平均值。

F1—F3 是单峰测试函数,主要用于评估算法的搜索能力;MF1—MF3 为多峰测试函数,主要用于评估算法的开发能力,全局寻优能力。各算法在基准测试函数的收敛曲线如图 1 所示。

表 1 基准测试函数^[21]

Tab. 1 Benchmark functions^[21]

Function	Mathematical formulation	Range	D_{im}	F_{min}
Quartic Noise	$F1 = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + random[0,1]$	$[-1.28, 1.28]$	50	0
Powell Sum	$F2 = \sum_{i=1}^D x_i ^{i+1}$	$[-1, 1]$	50	0
Zakharov	$F3 = \sum_{i=1}^n x_i^2 + (\sum_{i=1}^n 0.5ix_i)^2 + (\sum_{i=1}^n 0.5ix_i)^4$	$[-5, 10]$	50	0
Alpine N. 1	$MF1 = \sum_{i=1}^n x_i \sin(x_i) + 0.1x_i $	$[-10, 10]$	50	0
Xin-She Yang	$MF2 = \sum_{i=1}^n \epsilon_i x_i ^i$	$[-5, 5]$	50	0
Egg crate	$MF5 = x^2 + y^2 + 25(\sin^2(x) + \sin^2(y))$	$[-5, 5]$	2	0

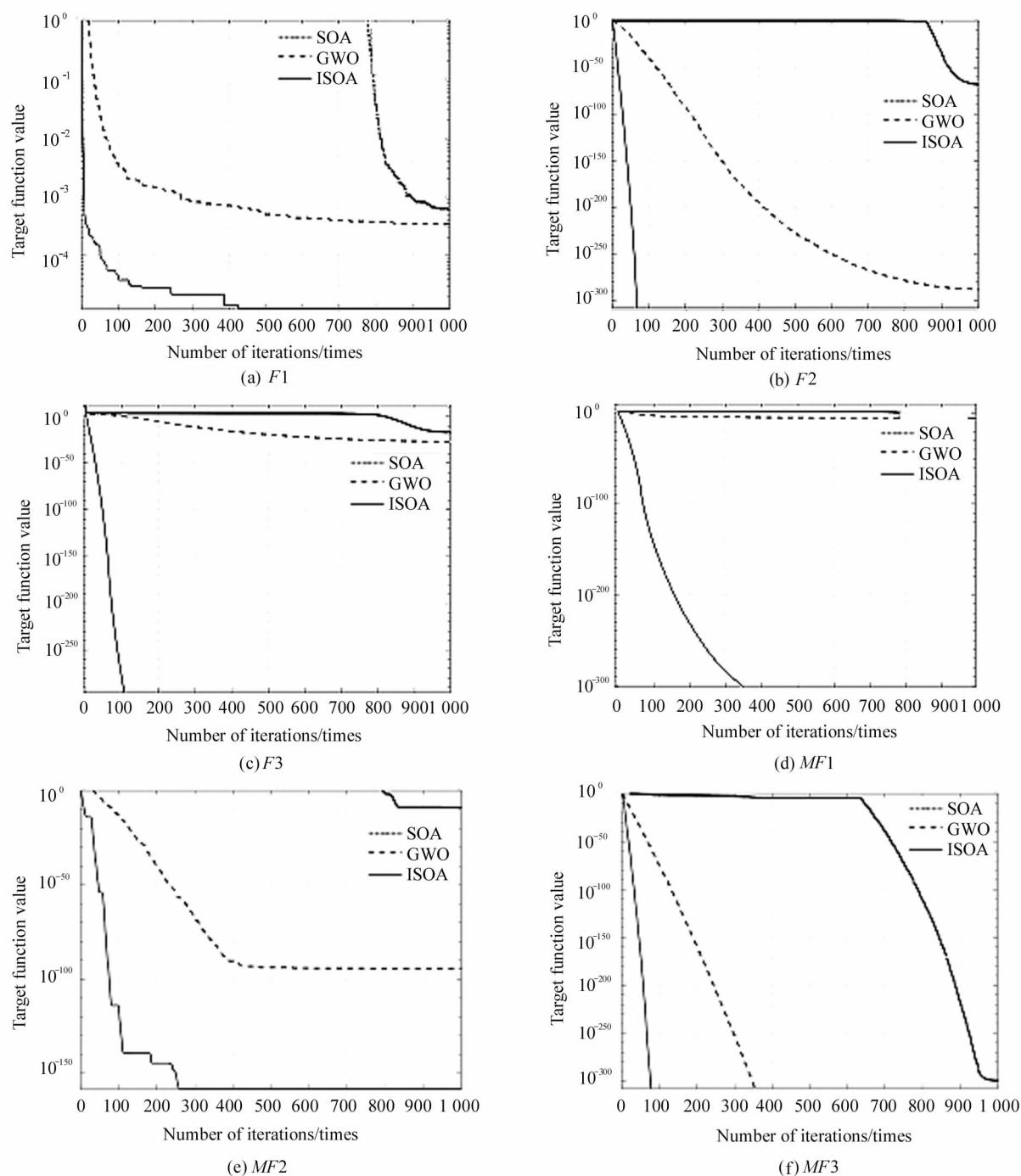


图1 基准测试函数收敛曲线

Fig. 1 Convergence graphs of the benchmark function

由图1可得,ISOA算法在最短的迭代次数内收敛到最优,收敛速度最快;其收敛精度在上述函数的表现中明显优于其余的群智能算法,其寻优精度更高。

为进一步量化ISOA的优化效果,对运行30次的数据取平均值、最佳值、最劣值和标准差,如表2

所示。其中最优值、平均值和最劣值反映了算法的寻优能力和有效性,标准差反映了算法的稳定性。

由表2可知,ISOA算法在函数F1上各项性能指标均优于其他3种算法,收敛值更接近最小值,标准差更小,即,在函数F1上ISOA具有更有效的寻优能力,稳定性更好;在函数F2中,标准差与GWO

一致,但平均值和最优值更小,表明其寻优能力更强;在函数 $F3$ 中,GWO 较 SOA 的精度提升了 10 倍,ISOA 可直接寻到最优且稳定性更好;在函数 $MF1$ 中,ISOA 的精度较其余两种算法提升了 60 多倍,在 $MF2$ 中 ISOA 获得的平均值、最劣值、标准差

均最小,表明 ISOA 在 $F2$ 上的稳定性和寻优能力均优于其余算法,且平均值的精度是其余算法的 2 倍;在 $MF3$ 中,ISOA 的表现与 GWO 一致,均获得了最优值,优于原始 SOA。综上,ISOA 不仅提升了收敛速度,而且改善了寻优精度,算法的稳定性更好,寻

表 2 测试函数结果

Tab. 2 The result of test function

Function	Algorithm	Best	Mean	Worst	Standard deviation
$F1$	SOA	1.759×10^{-5}	0.000 433 87	0.003 793 6	0.000 698 84
	GWO	0.000 116 82	0.000 342 48	0.000 898 42	0.000 174 25
	ISOA	3.968×10^{-7}	1.033×10^{-5}	3.467×10^{-5}	8.798×10^{-6}
$F2$	SOA	3.09×10^{-128}	4.128×10^{-84}	1.238×10^{-82}	2.261×10^{-83}
	GWO	1.020×10^{-310}	9.854×10^{-286}	2.956×10^{-284}	0
	ISOA	0	0	0	0
$F2$	SOA	3.897×10^{-20}	4.032×10^{-17}	3.684×10^{-16}	8.048×10^{-17}
	GWO	2.339×10^{-29}	2.950×10^{-27}	2.471×10^{-26}	6.005×10^{-27}
	ISOA	0	0	0	0
$MF1$	SOA	6.692×10^{-17}	1.182×10^{-6}	3.547×10^{-5}	6.477×10^{-6}
	GWO	1.049×10^{-39}	2.048×10^{-5}	0.000 311 23	7.635×10^{-5}
	ISOA	0	1.662×10^{-308}	2.733×10^{-307}	0
$MF2$	SOA	4.193×10^{-40}	5.301×10^{-13}	1.589×10^{-11}	2.902×10^{-12}
	GWO	1.876×10^{-115}	2.651×10^{-87}	7.954×10^{-86}	1.452×10^{-86}
	ISOA	0	5.215×10^{-170}	1.564×10^{-171}	0
$MF3$	SOA	0	8.021×10^{-297}	2.401×10^{-295}	0
	GWO	0	0	0	0
	ISOA	0	0	0	0

优能力更强,具有更好的搜索和开发能力。

4.2 基于 ISOA 的多阈值图像分割

为验证基于 ISOA 的多阈值图像分割算法的有效性,选取经典的灰度图像作为分割图像,并采用 Otsu 作为适应度函数进行图像分割实验。实验中种群数量设为 200,迭代次数为 50,维度依次为 2、3、4 和 5。为进一步从客观指标上精确评价各算法的性能,以运行 30 次的标准差评价其稳定性,采用分割后图像的峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)评价图像的分割精度。

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (I(i,j) - \bar{I}(i,j))^2 / XY}, \quad (13)$$

式中, X 和 Y 分别表示图像的长、宽, I 表示原始图像, $\bar{I}$ 表示分割后的图像。

对 256×256 的灰度图像分别进行多阈值图像分割实验,并与 SOA、GWO 算法进行对比,记录 PSNR 值、标准差、平均熵值和分割时间,如表 3 所示。采用 ISOA 算法进行多阈值分割如图 2 所示(从

左至右依次为原图、双阈值图、三阈值图、四阈值图和五阈值图)。

由表 3 可知,ISOA 在 PSNR 值、标准差和平均熵值均 100% 取得了最优值,且较 SOA 和 GWO, 82.6% 的 ISOA 取得了更高的平均熵值。相较于 PSNR 值,ISOA 在不同图像不同阈值中均获得了最优值。对比 Std 值可知,ISOA 中 82.6% 的 Std 值小于其余算法,其稳定性优于其他 3 种算法。GWO 算法的分割时间最小,从整体而言,ISOA 较 GWO 的分割时间多 0.243 1 s,较 SOA 多 0.190 6 s。因此,在基于 Otsu 准则的多阈值图像分割中,ISOA 算法取得了更大的 PSNR 值,更小的 Std 值,即分割精度更好,稳定性更强,但分割时间有所增加。

为更好地展现图像分割时适应度值收敛曲线的变化趋势,选取基于 Otsu 的五阈值图像分割收敛图,如图 3 所示。

从图 3 可知,ISOA 的收敛速度明显快于 GWO 和 SOA,收敛精度最高,获得的适应度值最高。综上所述,ISOA 能收敛到最优解,收敛精度和收敛速度

相较于 SOA、GWO 都得到了一定的提升和改善,是一种寻优效果更优,稳定性更好的方法。在基于 Otsu 的分割实验中,表现出了更好的效果,使分割图像的质量得到了进一步的优化,证明了分割算法具有

表 3 基于 Otsu 准则的对比结果

Tab. 3 Contrast results based on the Otsu criterion

Algorithm	Couple			Camera			Boat		
	Dual thresholds	Three thresholds	Four thresholds	Dual thresholds	Three thresholds	Four thresholds	Dual thresholds	Three thresholds	Four thresholds
SOA	PSNR/dB	10.1	11.303 3	17.213 1	11.252 4	12.612 6	16.308 7	13.077 3	16.745 9
	Std	0	0.234 52	0.2549 1	0.0323 35	0.2780 4	0.491 46	0.042 652	0.204 25
	Average entropy value	2 968.074 8	3 082.247	3 149.784 8	3 651.852	3 727.301	3 781.598	1 778.447 5	1 911.642
	Time/s	0.803 1	0.833 9	0.865 1	0.8243	0.8388	0.8707	0.8090	0.865 0
GWO	PSNR/dB	10.088 4	11.313 3	17.169	11.309 7	12.644 9	16.097 4	13.300 8	16.355 5
	Std	0	4.66×10 ⁻¹³	0.2062 4	4.665×10 ⁻¹³	0.033 522	0.543 85	0.029 287	0.133 69
	Average entropy value	2 968.074 8	3 082.371	3 149.887	3 651.867 3	3 727.408	3 782.276	1 778.474 6	1 911.897
	Time/s	0.766 1	0.789 5	0.802 4	0.783 3	0.789 4	0.806 2	0.767 2	0.804 5
ISOA	PSNR/dB	10.131 9	11.336 1	17.218 8	11.328 2	12.777 6	16.590 3	13.310 8	16.850 6
	Std	0	4.66×10 ⁻¹³	1.399×10 ⁻¹²	4.665×10 ⁻¹³	0.009 855	0.426 58	2.332×10 ⁻¹³	0.027 002
	Average entropy value	2 968.074 8	3 082.371	3 149.977 5	3 651.867 3	3 727.414	3 782.397	1 778.482 7	1 911.926
	Time/s	1.001	1.031	1.048	1.0126	1.037 3	1.049	0.994 4	1.071 1

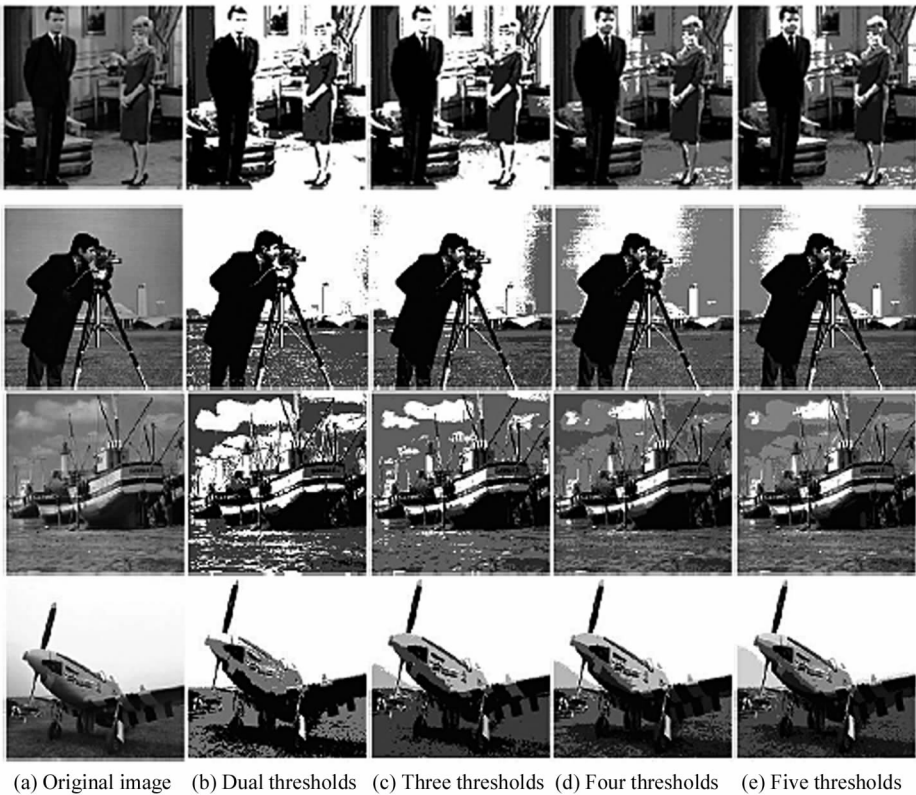


图 2 基于 ISOA 的 Otsu 多阈值图像分割效果图

Fig. 2 A Otsu multi-threshold image segmentation rendering based on ISOA

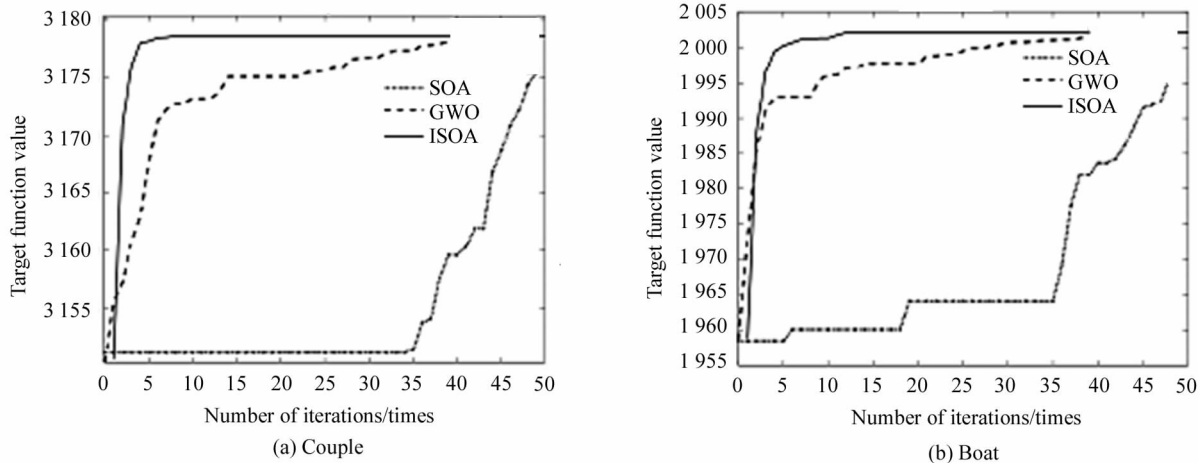


图3 基于 Otsu 的 couple 和 boat 的五阈值图像分割

Fig. 3 Five-threshold image segmentation of Otsu-based couple and boat

较好的通用性和有效性。

5 结 论

SOA 的参数少,寻优效果优,将其应用于目标区域图像分割中很好地解决了计算量大的问题。为避免 SOA 算法出现早熟,增加寻优深度,在位置初始化时,采用 cubic 混沌映射,增加了解的多样性;引入 SSA 中的警戒者思想,在位于局部最优时,与 EPO 中的缩放因子和疯狂算子相结合,增加解跳出局部最优的能力,获得了更优的全局搜索能力,同时更好地平衡了搜索和开发的转化,是一种有效的改进算法。将 ISOA 和多阈值图像分割相结合,结果表明,相较于 SOA 和 GWO,ISOA 改善了分割图像的质量,增加了分割精度,表现出了较好的视觉效果。但是,由于加入了 EPO 中的缩放因子,增加了算法的分割时间。

参考文献:

- [1] LI F H, LU J, ZHANG Z G. Fast image segmentation with multilevel threshold based on Tsallis relative entropy and wind-driven optimization algorithm[J]. *Infrared Technology*, 2020, 42(10): 994-1000.
李粉红, 卢晶, 张志光. 一种风驱动优化 Tsallis 相对熵的图像多阈值分割方法[J]. *红外技术*, 2020, 42(10): 994-1000.
- [2] WANG Y T, DAI Y P, XUE J R, et al. Research of segmentation method on color image of Lingwu long jujubes based on the maximum entropy[J]. *Eurasip Journal on Image and Video Processing*, 2017, 34: 1-9.
- [3] XING J W, YANG P, QINGGE L. Automatic thresholding using a modified valley emphasis[J]. *IET Image Processing*, 2020, 14(3): 536-544.
- [4] GILL H S, KHEHRA B S, SINGH A, et al. Teaching-learning-based optimization algorithm to minimize cross entropy for selecting multilevel threshold values[J]. *Egyptian Informatics Journal*, 2019, 20(1): 11-25.
- [5] YAN Z P, ZHANG J Z, YANG Z W, et al. Kapur's entropy for underwater multilevel thresholding images segmentation based on whale optimization algorithm[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 41294-41319.
- [6] LIU Y Y, SUN J H, ZHANG S J, et al. Detection of straw coverage based on multi-threshold and multi-target UAV image segmentation optimization algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(20): 134-143.
刘媛媛, 孙嘉慧, 张书杰, 等. 用多阈值多目标无人机图像分割优化算法检测秸秆覆盖率[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(20): 134-143.
- [7] QIN J, SHEN X J, FANG Z. An Otsu multi-thresholds segmentation algorithm based on improved ACO[J]. *Journal of Supercomputing*, 2019, 75(2): 955-967.
- [8] LV X, MU X D, ZHANG J. Multi-threshold image segmentation based on improved sparrow search algorithm[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(2): 955-967.
吕鑫, 慕晓冬, 张钧. 基于改进麻雀搜索算法的多阈值图像分割[J]. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(2): 318-327.
- [9] VENKATESAN A, PARTHIBAN L. Medical image segmentation with fuzzy C-means and kernelized fuzzy C-means hybridized on PSO and QPSO[J]. *International Arab Journal of Information Technology*, 2017, 14(1): 53-59.

- [10] LIANG H, JIA H, XING Z, et al. Modified grasshopper algorithm-based multilevel thresholding for color image segmentation[J]. IEEE Access, 2019, 7: 11258-11295.
- [11] SIMRANDEEP S, Nitin M, HARBINDER S. A multilevel thresholding algorithm using HDAFA for image segmentation[J]. Soft Computing, 2021, 25: 10677-10708.
- [12] MENG Q K, HE J, CHOU R C, et al. Crop recognition and navigation line detection in natural environment based on machine vision[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(7): 0715002.
孟庆宽, 何洁, 仇瑞承, 等. 基于机器视觉的自然环境下作物行识别与导航线提取[J]. 光学学报, 2014, 34(7): 0715002.
- [13] ALMEIDA G, TAVARES J M R S. Versatile convolutional network applied to computed tomography and magnetic resonance image segmentation[J]. Journal of Medical Systems, 2021, 45(8): 1-15.
- [14] HERNANDEZ G, NAVARRO M, ORTEGA-SANCHEZ N, et al. Failure detection on electronic systems using thermal images and metaheuristic algorithms[J]. IEEE Latin America Transactions, 2020, 18(8): 1371-1380.
- [15] GAURAV D, VIJAY K. Seagull optimization algorithm: theory and its applications for large-scale industrial engineering problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 165: 169-196.
- [16] FENG J H, ZHANG J, ZHU X S, et al. A novel chaos optimization algorithm[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76: 17405-17436.
- [17] KHAN A T, SENIOR S L, ZHANG Y, et al. Model-free optimization using eagle perching optimizer[EB/OL]. (2018-07-08) [2022-01-20]. <https://arxiv.org/abs/1807.02754>.
- [18] ZHANG D M, CHEN Z Y, XIN Z Y, et al. Salp swarm algorithm based on craziness and adaptive[J]. Control and Decision, 2020, 35(9): 2112-2120.
张达敏, 陈忠云, 辛梓芸, 等. 基于疯狂自适应的樽海鞘群算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(9): 2112-2120.
- [19] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [20] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [21] ASKARI Q, YOUNAS I, SAEED M. Political optimizer: a novel socio-inspired meta-heuristic for global optimization[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 195: 105709.

作者简介:

刘海鹏 (1982—), 男, 博士, 高级实验师, 硕士生导师, 主要从事高压线路故障检测, 图像处理等方面的研究。