

文章编号: 1673-3193(2024)04-0411-09

改进沙猫群优化算法的2D-OTSU多阈值图像分割

陈 映, 潘广贞

(中北大学 软件学院, 山西 太原 030051)

摘要: 针对传统多级阈值图像分割方法精度低、收敛速度慢的问题, 提出一种改进的沙猫群优化算法(Improved Sand Cat Swarm Optimization, ISCSO)用于全局优化, 并应用于2D-OTSU多阈值图像分割任务。通过使用Henon混沌映射和反向折射机制初始化种群, 使得种群的分布更加均匀, 提高搜索的起始状态, 从而增加算法的全局搜索能力; 采用非线性灵敏度更新公式来平衡搜索多样性和收敛精度; 引入可变螺旋搜索策略改进位置更新算法, 以确保算法具有较好的搜索多样性和跳出局部最优解的能力。选取6张测试图像对ISCSO算法进行2D-OTSU多阈值图像分割实验, 采用峰值信噪比(PSNR)、特征相似性指数(FSIM)和结构相似性指数(SSIM)对实验结果进行评价。实验结果表明, 基于ISCSO算法的2D-OTSU多阈值图像分割方法在图像分割任务中85.2%的结果优于对比算法, 具有较强的搜索精度和收敛速度, 这证明了ISCSO算法在图像分割领域的有效性和潜力。

关键词: 沙猫群优化算法; 多阈值图像分割; 2D-OTSU; 群智能优化算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.1673-3193.2024.04.001

引用格式: 陈映, 潘广贞. 改进沙猫群优化算法的2D-OTSU多阈值图像分割[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2024, 45(4): 411-419.

CHEN Die, PAN Guangzhen. Improved sand cat swarm optimization algorithm for 2D-OTSU multi-threshold image segmentation[J]. Journal of North University of China(Natural Science Edition), 2024, 45(4): 411-419.

Improved Sand Cat Swarm Optimization Algorithm for 2D-OTSU Multi-Threshold Image Segmentation

CHEN Die, PAN Guangzhen

(School of Software, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy and slow convergence of traditional multilevel threshold image segmentation methods, an improved sand cat swarm optimization (ISCSO) algorithm was proposed for global optimization and applied to 2D-OTSU multi-threshold image segmentation task. By using Henon chaotic mapping and inverse refraction mechanism to initialize the population, the distribution of the population was made more uniform, and the starting state of the search was improved, so as to increase the global search capability of the algorithm; the nonlinear sensitivity update formula was adopted to balance the search diversity and convergence accuracy; the variable spiral search strategy was introduced to improve the position update algorithm, so as to ensure that the algorithm has better search diversity and the ability to jump out of the local optimal solution. The algorithm has the ability of searching diversity and jumping out of local optimal solutions. Six test images were selected for the 2D-OTSU multi-threshold image segmentation experiments of ISCSO algorithm, and the peak signal-to-noise ratio (PSNR), feature similarity index (FSIM) and structural similarity index (SSIM) were used to evaluate the experimental results. And the experimental results show that, the result of 85.2% obtained by using the 2D-OTSU multi-threshold image segmentation based on the ISCSO algorithm

收稿日期: 2023-10-10

作者简介: 陈映(1999-), 女, 硕士生, 主要从事智能优化算法和图形图像处理方向的研究。

通信作者: 潘广贞(1969-), 男, 副教授, 博士, 主要从事计算机仿真和图形图像处理方向的研究。E-mail: Sunland@nuc.edu.cn.

is better than the comparison algorithm. And the method has strong search accuracy and convergence speed. This proves the effectiveness and potential of ISCSO algorithm in the field of image segmentation.

Key words: sand cat swarm optimization algorithm; multi-threshold image segmentation; 2D-OTSU; swarm intelligence optimization algorithm

0 引言

阈值分割是图像分割的一种经典方法和重要分支,广泛应用于图像压缩、图像去噪、目标识别、文本处理等领域^[1]。阈值法是一种重要的边缘提取或区域划分方法,其目的是借助图像的直方图,在图像中提供阈值,通过该阈值可以很好地地区分物体的边缘和边界。在阈值分割方法中,当下使用得比较多的是最小交叉熵法^[2]、OTSU法^[3]、最小对称交叉熵法^[4]以及最大熵法^[5]等。阈值处理减少了图像亮度的级别数量,并提供了更易于理解的图像。由于阈值法具有简单易操作、效率高、处理速度快和性能稳定等优势,所以其越来越被广泛地用于图像分割。其中,如何确定阈值的最优值是当下研究的重点,常规方法和手动选择都不能提供用于图像分析的适当阈值^[6]。

针对此问题,越来越多的研究人员在解决图像分割问题时引入群智能优化算法,以提高分割的精度和速度。Kuar等^[7]提出了一种高效的元启发式方法——基于改进鲸鱼优化算法和最小交叉熵(Modified Whale Optimization Algorithm and Minimum Cross Entropy, MWOA & MCE)的阈值分割方法,用于计算机断层扫描(CT)肝脏图像的分割。与其他算法相比,该方法的结果表明MWOA & MCE算法实现了准确高效的分割。Eisham等^[8]对黑猩猩优化算法(Chimp Optimization Algorithm, ChOA)在图像聚类 and 分割中的性能进行了分析,与其他8个众所周知的元启发式算法进行比较,实验结果验证了ChOA算法的有效性和竞争性能。Huang等^[9]将果蝇优化算法(Fruitfly Optimization Algorithm, FOA)与OTSU方法结合,提出了FOA-OTSU分割算法。仿真结果表明,该算法在不牺牲分割精度的前提下,比传统的OTSU算法收敛速度快,耗时少。Khehra等^[10]提出一种基于Masi熵的灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)的多级阈值分割方法,设计了基于Masi熵的目标函数来寻找图像的最佳阈值,并将灰狼优化算法与之结合进行搜索。最后在标准数据库的基准图像上对所提出的方法

进行了评估,结果表明,这种方法在寻找最佳阈值时展现了极大的优越性。Wu等^[11]提出一种基于改进的麻雀搜索算法和二维最大熵法的图像阈值分割方法,在15个基准函数上对改进的麻雀搜索算法进行了测试,然后进行了经典图像和医学图像的分割实验,结果表明,该方法在峰值信噪比和特征相似度方面均提高了分割效果。Gupta等^[12]提出了一种新的混合方法,该算法将人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)与正弦余弦算法(Sine Cosine Algorithm, SCA)相结合,并被命名为SCABC算法,其提高了经典ABC算法的开发和探索水平。仿真实验结果的各种性能指标证明了SCABC算法在确定灰度图像的最佳阈值方面的有效性。于国庆等^[13]使用蝙蝠算法的思想协助粒子群算法进行寻优,提出了一种蝙蝠粒子群算法,并将该方法与2D-OTSU方法结合,实验结果证明了该方法能得到轮廓更加完整的图像。李圣涵等^[14]使用蛇优化算法(Snake Optimization Algorithm, SO)对OTSU方法进行改进,提出了一种SO-OTSU方法,实验结果表明,该方法拥有更快的计算速度,分割的精确度也更高,是一种有效的图像分割方法。付雪等^[15]提出一种基于改进北方苍鹰(Northern Goshawk Optimization, INGO)算法的多阈值图像分割方法,使用特征相似度与峰值信噪比两个评价指标证明该方法能够获得优异的图像分割结果。

Seyyedabbasi等^[16]在2022年提出了一种模拟沙猫生存狩猎行为的智能启发式算法,即沙猫群优化算法(Sand Cat Swarm Optimization, SCSO)。根据沙猫在捕食和生存过程中表现出的行为特点,沙猫群优化算法包括搜索和攻击两个阶段,同时具有平衡搜索和攻击行为的机制。与传统智能优化算法相比,沙猫群优化算法具有参数简单,操作简单等特点,但是算法初始化种群多样性不足,容易陷入局部最优、收敛速度较慢。

本文提出了一种改进的沙猫群优化算法,称为ISCSO,并将其应用到多阈值图像分割中。引入Henon混沌映射加反向折射机制初始化、非线性灵敏度及螺旋搜索策略对其改进。确保其搜索多样性

及跳出局部最优解的能力,通过单峰、多峰和固定多峰共计 6 个测试函数验证了 ISCSO 算法的收敛速度与收敛精度。将 ISCSO 算法与 2D-OTSU 的多阈值分割方法相结合,有效提高了多阈值图像分割的精度与速度。从 BSDS300 图像分割测试集中选取 6 张图像作为测试集,实验结果表明,基于 ISCSO 算法的 2D-OTSU 多级阈值图像分割方法在 FSIM、SSIM 和 PSNR 上均优于其他群智能优化算法。

1 沙猫群优化算法

1.1 寻找猎物 (exploration)

沙猫寻找猎物时,主要依赖于其对低频噪声的听觉感知。在具体搜寻猎物时,灵敏度 \vec{r}_G 由 2 线性减小到 0,数学表达式为

$$\vec{r}_G = S_M - \left(\frac{2 \times S_M \times t}{T_{\max}} \right), \quad (1)$$

式中: t 为当前迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数; S_M 为常数,用以模拟沙猫听觉特性。

同时,沙猫优化算法引入参数 R 用于过渡控制搜寻与攻击两个阶段,每只沙猫根据最优位置和当前位置及灵敏度感知范围来更新自身位置,数学表达式为

$$\vec{R} = 2 \times \vec{r}_G \times rand(0, 1) - \vec{r}_G, \quad (2)$$

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{Pos}(t+1) = \vec{Pos}_b(t) - \vec{r} \cdot \vec{Pos}_{md} \cdot \cos \theta, & |R| \leq 1, \\ \vec{Pos}(t+1) = \vec{r} \cdot (\vec{Pos}_b(t) - rand(0, 1) \cdot \vec{Pos}_c(t)), & |R| > 1. \end{cases} \quad (6)$$

2 改进的沙猫群优化算法

2.1 Henon 混沌映射加反向折射机制初始化

采用混沌映射以代替随机初始化,使种群在搜索空间更加均匀地分布。Henon 混沌映射^[17]的数学表达式为

$$x_{n+1} = 1 + y_n - ax_n^2, \quad y_{n+1} = bx_n, \quad (7)$$

式中: a, b 为常数; y_{n+1} 为映射后的沙猫位置。

随后采用反向折射机制^[18],其函数表达式为

$$X_{i,j}^* = \frac{ub + lb}{2} + \frac{ub + lb}{2K} - \frac{X_{i,j}}{K}, \quad (8)$$

式中: ub, lb 为搜索空间中的上限和下限; K 一般取 1.2×10^4 ; $X_{i,j}^*$ 为折射后的反向解。

通过 Henon 混沌映射加反向折射机制初始化后,使得种群分布更加均匀,初始种群更加接近较优解。

2.2 可变螺旋搜索策略

鲸鱼优化算法和海鸥优化算法在逼近猎物

$$\vec{r} = \vec{r}_G \times rand(0, 1), \quad (3)$$

$$\vec{Pos}(t+1) = \vec{r} \cdot (\vec{Pos}_b(t) - rand(0, 1) \cdot \vec{Pos}_c(t)), \quad (4)$$

式中: \vec{Pos}_b 为当前全局最优位置; \vec{Pos}_c 为当前位置; $rand(0, 1)$ 代表 $[0, 1]$ 的随机数; \vec{r} 用于搜寻和攻击阶段的操作。

1.2 攻击猎物 (exploitation)

在攻击阶段时,假设沙猫灵敏度感知范围是一个圆,这样移动的方向就可以通过圆上的一个随机角度 θ 确定。由于所选的随机角度在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 之间, $\cos \theta$ 值将在 $-1 \sim 1$ 之间。这样,群体中的每个成员都能够在搜索空间中沿着不同的圆周方向移动。SCSO 利用轮盘选择算法为每只沙猫选择一个随机角度,因此,沙丘猫可以接近狩猎位置,避免陷入局部最优。该阶段数学表达式为

$$\vec{Pos}_{md} = \left| rand(0, 1) \cdot \vec{Pos}_b(t) - \vec{Pos}_c(t) \right|, \quad (5)$$

$$\vec{Pos}(t+1) = \vec{Pos}_b(t) - \vec{r} \cdot \vec{Pos}_{md} \cdot \cos \theta,$$

式中: \vec{Pos}_{md} 表示随机位置,并确保所涉及的沙猫可以靠近猎物。

通过 R 取值的不同,使算法进行探索和攻击的行为,利用这两种不同的行为在一定程度上避免了局部最优的情况。沙猫算法的位置更新如式(6)所示。

时,都会以螺旋包围的方式逐渐靠近猎物,在算法中可以增加跳出局部最优的概率。本文将该思想引入沙猫群优化算法中,以扩大搜索范围,增加全局搜索能力。螺旋搜索的数学表达式为

$$z = e^{k \cos\left(\frac{\pi \cdot t}{T_{\max}}\right)}, \quad (9)$$

式中: k 为常数; t 为当前迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数。

融合该策略后,沙猫位置更新公式为

$$\begin{aligned} & \text{当 } |R| \leq 1 \text{ 时,} \\ & \vec{Pos}(t+1) = \vec{Pos}_b(t) - \vec{r} \cdot \vec{Pos}_{md} \cdot \cos \theta \cdot e^{z/l} \cdot \cos(2\pi l). \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} & \text{当 } |R| > 1 \text{ 时,} \\ & \vec{Pos}(t+1) = \vec{Pos}_b(t) - rand(0, 1) \cdot (\vec{Pos}_b(t) \cdot \vec{Pos}_c(t) - 2 \cdot \vec{Pos}_c(t) \cdot e^{z/l} \cdot \cos(2\pi l)). \end{aligned} \quad (11)$$

2.3 自适应灵敏度

本文将原算法的线性灵敏度更新公式改为非线性,以更好地模拟自然界中的真实情况。改为

非线性灵敏度之后,可以在迭代前期确保其搜索多样性,在迭代后期增加其搜索到最优解的能力。改进后灵敏度的表达式为

$$\vec{r}_G = s_M - \frac{\left(e^{\frac{-s_M t}{T_{\max}} \cdot \cos(s_M r t)} + 1 \right)}{s_M} \quad (12)$$

ISCSO算法的流程图如图1所示。

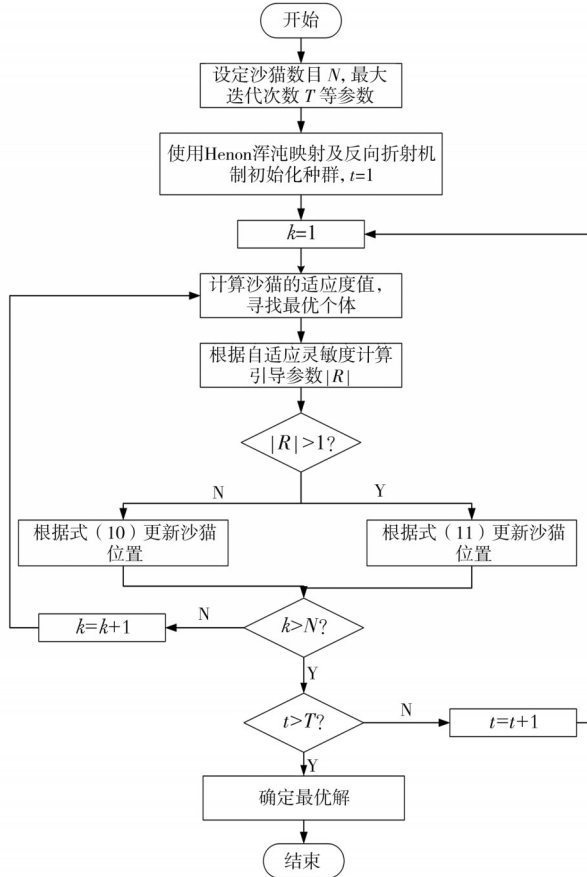


图1 ISCSO算法流程图

Fig.1 Flowchart of ISCSO algorithm

改进后的ISCSO的详细步骤如下:

- a) 设定ISCSO算法的各项参数;
- b) 使用Henon混沌映射及反向折射机制初始

化种群,即式(7)和式(8);

- c) 计算每只沙猫的适应度值,得到当前最优个体;
- d) 根据式(2)和式(12)计算引导系数R;
- e) 当 $|R| \leq 1$ 时,使用式(10)进行沙猫位置的更新;
- f) 当 $|R| > 1$ 时,使用式(11)进行沙猫位置的更新;
- g) 判断是否满足循环停止的条件,如果是,则进入下一步,反之则回到步骤c);
- h) 算法结束,输出最优适应度。

2.4 ISCSO性能测试

将ISCSO算法与沙猫群优化算法(SCSO)、海鸥优化算法(SOA)^[19]、鲸鱼优化算法(WOA)^[20]、北方苍鹰优化算法(NGO)^[21]和蜣螂优化算法(DBO)^[22]进行效果比对。各算法初始种群数量均为30,最大迭代次数为500,实验运行次数为30。本文选取3种类型共计6个基础测试函数来测试各算法性能,详细基准测试函数信息见表1,其中F1~F3为单峰测试函数,F4~F5为多峰测试函数,F6为固定多峰测试函数,UM代表单峰测试函数,MM代表多峰和固定多峰测试函数。

表1 测试函数信息

Tab.1 Test function information

函数	名称	范围	维度	类型
F1	Sphere	[-100,100]	30	UM
F2	Schwefel2.22	[-10,10]	30	UM
F3	Schwefel2.21	[-100,100]	30	UM
F4	Rastrigin	[-5.12,5.12]	30	MM
F5	Ackley	[-32,32]	30	MM
F6	Generalized	[-50,50]	30	MM

图2为6种算法在6种基准测试函数下的平均收敛曲线图,可以直观地看出各算法的收敛速度与收敛精度。表2中给出了6种优化算法的平均值和标准差。

表2 各算法平均值和标准差

Tab.2 Mean and standard deviation of each algorithm

函数	评价	SOA	WOA	NGO	DBO	SCSO	ISCSO
F1	均值	6.57×10^{-4}	5.55×10^{-75}	7.72×10^{-88}	2.52×10^{-118}	2.01×10^{-110}	0
	标准差	2.27×10^{-3}	1.57×10^{-74}	1.42×10^{-87}	8.41×10^{-118}	1.10×10^{-109}	0
F2	均值	6.32×10^{-5}	4.81×10^{-51}	9.28×10^{-46}	1.22×10^{-55}	9.57×10^{-59}	1.44×10^{-248}
	标准差	5.94×10^{-5}	1.66×10^{-50}	8.90×10^{-46}	6.69×10^{-55}	4.96×10^{-58}	0
F3	均值	3.01	5.31×10	1.83×10^{-37}	2.83×10^{-52}	4.29×10^{-50}	1.55×10^{-237}
	标准差	2.98	2.57×10	2.95×10^{-37}	1.55×10^{-51}	1.58×10^{-49}	0
F4	均值	2.45	0	0	8.31×10^{-1}	0	0
	标准差	7.25	0	0	3.48	0	0
F5	均值	0.19×10^{-3}	4.32×10^{-15}	6.10×10^{-15}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}
	标准差	0.23×10^{-3}	1.98×10^{-15}	1.8×10^{-15}	0	0	0
F6	均值	3.22	4.98×10^{-1}	3.12×10^{-1}	5.58×10^{-1}	2.38	2.03×10^{-2}
	标准差	6.60×10^{-1}	2.69×10^{-1}	2.10×10^{-1}	4.85×10^{-1}	3.61×10^{-1}	4.28×10^{-2}

由表 2 可以看出, ISCSO 在 30 次独立运行中的平均值和标准差远优于其他算法。虽然在 F4 和 F5 测试函数中有其他优化算法取得了最优值, 但是结合图 2, 其他算法收敛速度仍不如 ISCSO 算

法。在所有测试函数进行的 30 次独立实验中, ISCSO 算法标准差最小, 即算法波动性小, 算法稳定, 鲁棒性较好。

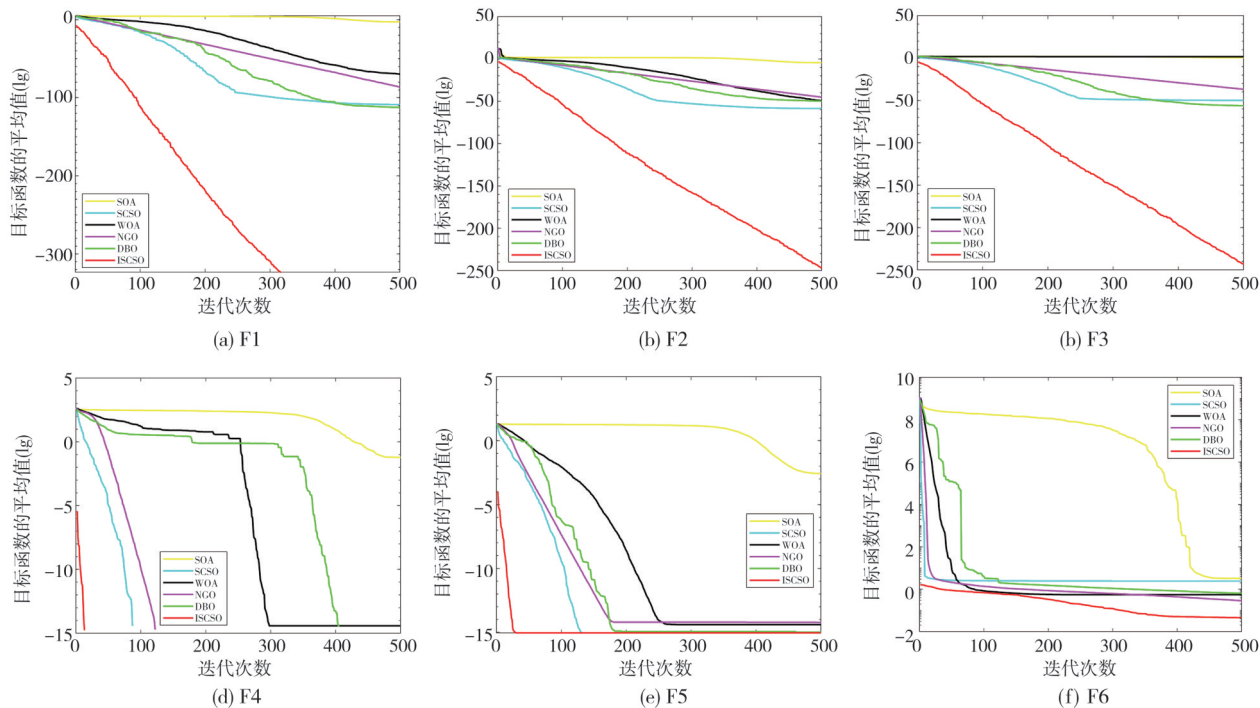


图 2 测试函数的平均收敛曲线

Fig. 2 Average convergence curve of the test function

综上所述, ISCSO 在收敛精度、收敛速度以及鲁棒性方面与其他群智能优化算法相比具有明显优势, 证明了 ISCSO 算法的优秀性能, 为下面应用其解决多阈值分割问题打下良好的基础。

选用灰狼优化算法、沙猫优化算法、鲸鱼优化算法、粒子群优化算法^[23]、海鸥优化算法和 ISCSO 算法进行效果对比。所有算法的初始种群数为 30, 最大迭代次数为 100, 独立运行 20 次。图像分割阈值分别设定为 2, 3 和 4。

3 2D-OTSU 多阈值图像分割

3.2 图像分割质量的衡量指标

3.1 实验设计

本文衡量图像分割效果的指标为特征相似性指数(FSIM)^[24], 结构相似性指数(SSIM)^[25]和峰值信噪比(PSNR)^[26]。

本文从 BSDS300 图像分割测试集中选取 6 张测试图像, 图像详情如图 3 所示。

SSIM 是用来衡量两幅压缩前和压缩后的图像相似度的指标。SSIM 的数值范围为 0~1, 数值越大, 两幅图像间的差异越小, 图像分割质量越好, 图像分割效果越好。SSIM 的表达式为

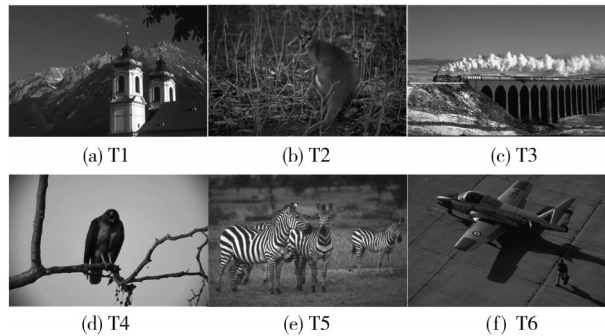


图 3 测试图像集

Fig. 3 Test image dataset

$$S_{SSIM}(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_a}{\mu_x^2 + \mu_y^2 - C_a} \cdot \frac{2\delta_{xy} + C_b}{\delta_x^2 + \delta_y^2 + C_b} \quad (13)$$

式中: μ 为图像的亮度, 通过对所有像素值进行平均测量得到; δ 为图像的对比度; C_a, C_b 均为常数, 保证分母为 0 时的稳定性。

FSIM 认为图像中并非所有像素都具有同样的

重要性,例如图像中某部分物体边缘的像素点就对其结构更为重要。FSIM使用相位一致性特征(PC)和梯度特征(GM)两个特征,其中PC可以刻画图像的局部结构,GM可以提取图像中的变化。FSIM值越大表明测试图像越接近参考图像。

PC的相似度计算公式为

$$S_{PC}(x) = \frac{2PC_1(x)*PC_2(x) + T_1}{PC_1^2(x) + PC_2^2(x) + T_1} \quad (14)$$

式中: $PC_1(x)$ 为分割前的图像的相位一致性特征; $PC_2(x)$ 为分割后的图像的相位一致性特征; T_1 为常数。

GM的相似度计算公式为

$$S_G(x) = \frac{2G_1(x)*G_2(x) + T_2}{G_1^2(x) + G_2^2(x) + T_2} \quad (15)$$

式中: $G_1(x)$ 为分割前的梯度特征; $G_2(x)$ 为分割后的梯度特征; T_2 为常数。

PC和GM融合的相似度为

$$S_L(x) = [S_{PC}(x)]^\alpha * [S_G(x)]^\beta \quad (16)$$

FSIM的计算公式为

$$S_{FSIM} = \frac{\sum_{x \in \Omega} S_L(x) * PC_m(x)}{\sum_{x \in \Omega} PC_m(x)} \quad (17)$$

式中: α, β 一般取 1, $PC_m(x) = \max(PC_1(x), PC_2(x))$ 。

PSNR是一种用于衡量图像或视频质量的指标,计算基于原始信号和重建信号之间的差异,计算公式为

$$E_{MS} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|I(i,j) - K(i,j)\|^2 \quad (18)$$

$$R_{PSN} = 10 \lg \left(\frac{V_{\max}^2}{E_{MS}} \right) \quad (19)$$

式中: V_{\max} 表示图像的最大灰度值,一般取 255; m 和 n 表示被分割图像的长和宽; I 表示原始图像; K 表示分割后的图像。

3.3 效果分析

本文分别选用基于 PSO、SOA、GWO、SCSO 和 ISCSO 的 2D-OTSU 多阈值图像分割算法作为对比。表 3 为各个算法在不同测试图像不同阈值的 PSNR 结果,表 4 为 SSIM 结果,表 5 为 FSIM 结果,其中最优值均已加粗。图 4 为各算法解决 2D-OTSU 阈值分割时的平均收敛曲线,图 5 为各个算法对测试图像进行阈值为 4 的分割后的结果。

表 3 各算法的 PSNR 结果

Tab. 3 PSNR results of each algorithm

图像	阈值	PSO	GWO	SOA	SCSO	ISCSO
T1	2	10.370 1	10.082 1	10.467 1	10.712 5	10.931 0
	3	11.347 1	12.311 4	12.311 8	13.211 0	13.512 8
	4	16.673 3	16.679 1	16.900 8	16.941 2	17.103 2
T2	2	11.785 6	12.371 2	11.882 4	12.013 7	12.271 8
	3	13.241 7	13.981 3	13.261 7	13.154 2	13.984 3
	4	17.251 7	17.994 1	17.321 4	17.891 3	18.071 2
T3	2	12.901 3	13.117 6	13.231 4	13.221 6	13.311 9
	3	16.371 2	16.541 3	16.541 1	16.322 1	16.853 0
	4	19.001 2	19.361 2	19.217 8	19.213 4	19.863 7
T4	2	12.376 9	12.542 1	12.366 4	12.347 1	12.662 1
	3	14.674 2	14.665 4	14.821 3	14.886 1	15.002 1
	4	17.982 1	17.899 0	18.045 5	18.227 3	18.334 5
T5	2	13.021 7	13.214 3	13.298 1	13.264 2	13.300 8
	3	16.310 5	16.211 4	16.743 2	16.542 1	16.772 1
	4	19.001 2	19.031 7	18.994 9	19.071 2	19.321 1
T6	2	12.876 2	12.682 1	13.017 2	12.774 6	12.915 4
	3	14.656 7	14.364 2	14.600 9	14.812 9	14.945 7
	4	17.019 0	16.982 1	17.167 1	17.144 8	17.321 6

表 4 各算法的 SSIM 结果

Tab. 4 SSIM results of each algorithm

图像	阈值	PSO	GWO	SOA	SCSO	ISCSO
T1	2	0.831 2	0.851 7	0.856 7	0.855 7	0.859 4
	3	0.864 5	0.880 0	0.881 9	0.882 4	0.887 8
	4	0.882 1	0.912 5	0.913 4	0.912 7	0.914 6
T2	2	0.861 4	0.867 8	0.862 4	0.862 7	0.869 4
	3	0.904 1	0.901 2	0.905 6	0.914 2	0.913 7
	4	0.921 1	0.921 2	0.927 8	0.928 1	0.935 9
T3	2	0.931 2	0.929 9	0.937 0	0.931 6	0.937 2
	3	0.947 9	0.950 0	0.954 2	0.951 7	0.957 5
	4	0.961 7	0.969 4	0.971 2	0.962 2	0.968 9
T4	2	0.843 2	0.844 1	0.843 6	0.845 1	0.847 2
	3	0.871 4	0.876 5	0.874 1	0.875 5	0.882 3
	4	0.906 4	0.910 7	0.908 2	0.907 4	0.912 5
T5	2	0.852 4	0.857 7	0.863 2	0.854 1	0.862 5
	3	0.889 7	0.889 9	0.893 7	0.895 6	0.902 7
	4	0.914 7	0.920 2	0.916 7	0.917 8	0.922 5
T6	2	0.882 1	0.887 6	0.903 1	0.898 9	0.911 2
	3	0.912 1	0.917 8	0.927 9	0.929 4	0.933 5
	4	0.939 9	0.941 7	0.949 1	0.947 1	0.957 4

表 5 各算法的 FSIM 结果

Tab. 5 FSIM results of each algorithm

图像	阈值	PSO	GWO	SOA	SCSO	ISCSO
T1	2	0.722 4	0.736 0	0.737 9	0.741 5	0.739 7
	3	0.784 2	0.781 9	0.791 4	0.789 1	0.792 6
	4	0.811 4	0.818 9	0.818 6	0.819 4	0.823 9
T2	2	0.756 1	0.761 0	0.761 1	0.762 1	0.767 4
	3	0.801 7	0.813 5	0.813 2	0.813 7	0.816 3
	4	0.847 3	0.851 2	0.851 3	0.852 1	0.854 2
T3	2	0.786 7	0.782 3	0.795 4	0.791 6	0.794 2
	3	0.831 3	0.832 4	0.835 4	0.834 4	0.836 7
	4	0.857 1	0.854 4	0.859 0	0.859 1	0.861 2
T4	2	0.887 4	0.893 2	0.896 1	0.896 4	0.901 2
	3	0.826 7	0.829 1	0.831 6	0.832 9	0.839 8
	4	0.854 1	0.853 7	0.857 1	0.856 1	0.861 4
T5	2	0.781 3	0.789 1	0.791 4	0.793 2	0.799 3
	3	0.832 7	0.831 5	0.837 6	0.834 2	0.840 7
	4	0.854 2	0.861 2	0.869 1	0.862 4	0.867 5
T6	2	0.832 1	0.838 7	0.841 1	0.838 6	0.843 8
	3	0.849 9	0.851 7	0.851 2	0.855 4	0.861 7
	4	0.869 4	0.874 2	0.876 9	0.875 6	0.882 1

根据表 3~表 5 的数据可以看出,随着阈值的增大,各算法的 PSNR、SSIM、FSIM 值也随之增大,且 ISCSO 算法在 PSNR、SSIM、FSIM 取到最优值的占比分别为 88.89%, 83.33%, 83.33%。相对于 SCSO 算法,ISCSO 的 PSNR 值在阈值为 2, 3, 4 时平均提高了 0.82%, 2.49%,

1.38%; ISCSO 的 SSIM 值在阈值为 2, 3, 4 时平均提高了 0.64%, 0.47%, 0.60%; ISCSO 的 FSIM 值在阈值为 2, 3, 4 时平均提高了 0.37%, 0.46%, 0.42%。由图 4 可以看出,ISCSO 在具有较高收敛精度的同时,还具有较快的收敛速度,其迭代次数均低于其余算法。

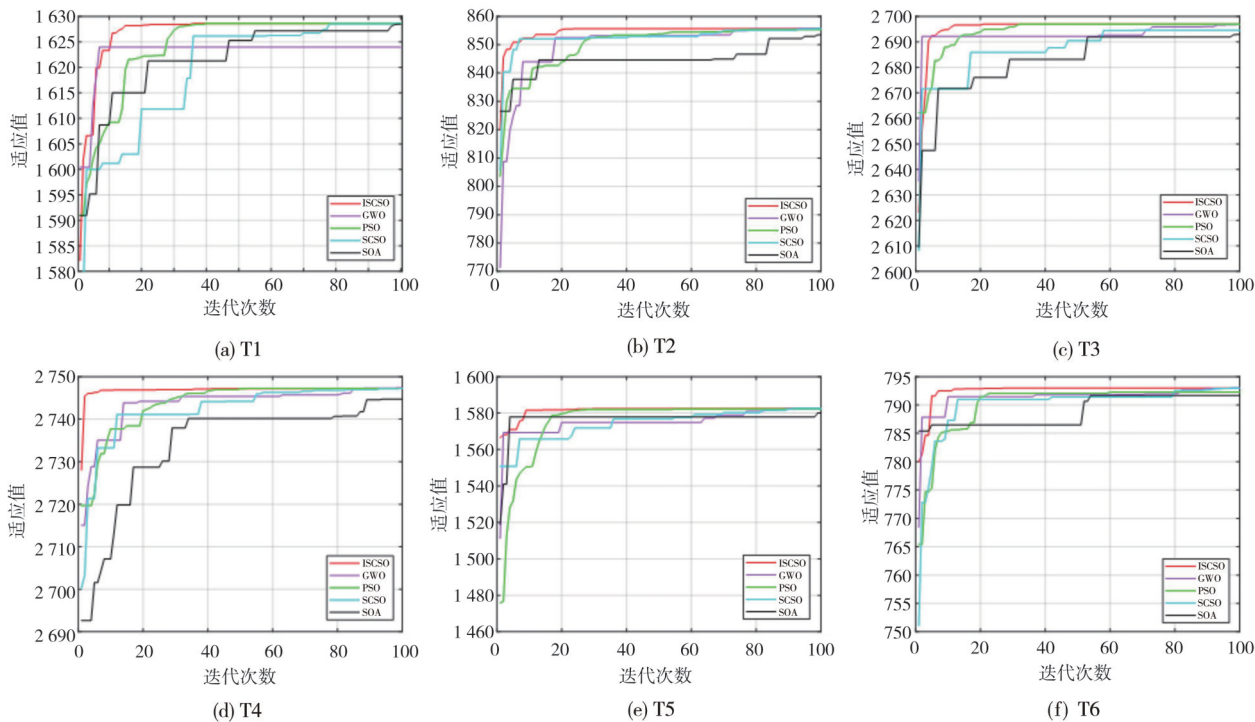


图 4 各算法解决 2D-OTSU 阈值分割的平均收敛曲线

Fig. 4 Average convergence curves of various algorithms for solving 2D-OTSU threshold segmentation

由图 5 可以看出,ISCSO 分割出的图片细节更加明显,其主要表现在 T1 烟雾处、T2 地面与周围草地处、T3 背景处、T4 动物胸前的细节处、T5 斑马的条纹处与 T6 地面处,在图片中均已标出。因此,ISCSO 算法相对其他 4 种算法更有优势。

实验结果表明,ISCSO 算法可以提高阈值分割精度,且具有收敛速度快、精度高的特点,可以有效应用于图像分割问题中。本文提出的 ISCSO 算法在质量上优于直接使用 PSO、GWO、SOA 和 ISCSO 算法进行的分割,其解决多阈值图像分割问题更有优势,可以得到更精确的分割图像。

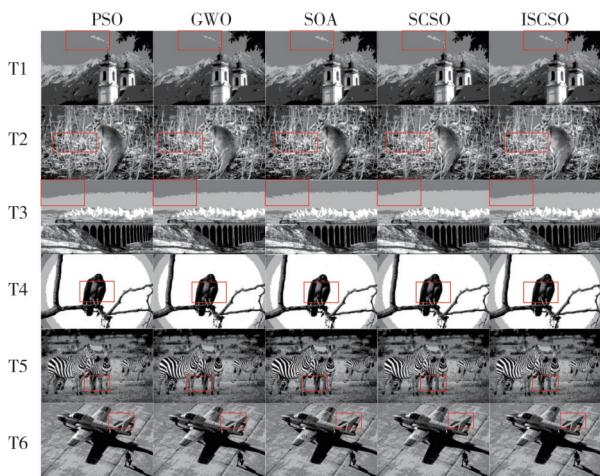


图 5 各算法的阈值为 4 的分割结果

Fig. 5 The results of 4-threshold segmentation for each algorithm

4 结 论

本文针对传统多阈值图像群智能分割存在的精度低、收敛速度慢和计算复杂度高的问题,提出了一种基于 ISCSO 算法的 2D-OTSU 图像分割算法。针对 SCSO 算法所存在的局限性,引入 Henon 混沌映射加反向折射机制初始化、非线性灵敏度及螺旋搜索策略来对其进行改进。在确保其搜索多样性与跳出局部最优解的能力的情况下,可以提高分割精度,避免陷入局部最优。为了验证 ISCSO 算法的性能,采用 6 种测试函数与其他 5 种算法进行性能测试,实验结果表明,

ISCSO算法在收敛速度和收敛精度上优于其他优化算法。随后的图像多阈值分割的实验结果表明,本文所提出的基于ISCSO算法的2D-OTSU图像分割方法,在分割精度和收敛速度上优于其他优化算法,获得的分割图像质量更高,算法运行更稳定,具有较强的应用价值。

参考文献:

- [1] LI L, SUN L, XUE Y, et al. Fuzzy multilevel image thresholding based on improved coyote optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2021, 9: 33595-33607.
- [2] LI C H, LEE C K. Minimum cross entropy thresholding[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(4): 617-625.
- [3] CHENG Y, LI B. Image segmentation technology and its application in digital image processing [C]// 2021 IEEE Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC), 2021: 1174-1177.
- [4] HAN B, WU Y. A novel active contour model based on modified symmetric cross entropy for remote sensing river image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2017, 67: 396-409.
- [5] GONG Q Y, ZHAO X, BI C Y, et al. Maximum entropy multi-threshold image segmentation based on improved particle swarm optimization [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1678(1): 012098.
- [6] AL-RAHLAWEE A T H, RAHEBI J. Multilevel thresholding of images with improved Otsu thresholding by black widow optimization algorithm[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(18): 28217-28243.
- [7] KAUR R, KHEHRA B S. Modified whale optimization algorithm and minimum cross entropy based segmentation of CT liver image[J]. Journal of Pharmaceutical Negative Results, 2023, 14: 2908-2931.
- [8] EISHAM Z K, HAQUE M M, RAHMAN M S, et al. Chimp optimization algorithm in multilevel image thresholding and image clustering[J]. Evolving Systems, 2023, 14(4): 605-648.
- [9] HUANG C, LI X, WEN Y. AN OTSU image segmentation based on fruitfly optimization algorithm[J]. Alexandria Engineering Journal, 2021, 60 (1) : 183-188.
- [10] KHEHRA B S, SINGH A, KAUR L M. Masi entropy-and grey wolf optimizer-based multilevel thresholding approach for image segmentation [J]. Journal of the Institution of Engineers (India) : Series B, 2022, 103(5): 1619-1642.
- [11] WU D, YUAN C. Threshold image segmentation based on improved sparrow search algorithm[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81 (23) : 33513-33546.
- [12] GUPTA S, DEEP K. Hybrid sine cosine artificial bee colony algorithm for global optimization and image segmentation [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(13): 9521-9543.
- [13] 于国庆, 韩芃芃. 基于蝙蝠粒子群的二维OTSU图像分割方法[J]. 计算机仿真, 2022, 39(10): 379-385.
YU Guoqing, HAN Pengpeng. A two-dimensional OTSU Image segmentation method based on bat particle swarm [J]. Computer Simulation, 2022, 39 (10) : 379-385. (in Chinese)
- [14] 李圣涵, 叶琳琳. 基于蛇优化算法的Otsu图像分割方法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(2): 30-37.
LI Shenghan, YE Linlin. Otsu image segmentation method based on snake optimization algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology [1], 2023, 42(2): 30-37. (in Chinese)
- [15] 付雪, 朱良宽, 黄建平, 等. 基于改进北方苍鹰优化算法的多阈值图像分割[J]. 计算机工程, 2023, 49 (7): 232-241.
FU Xue, ZHU Liangkuan, HUANG Jianping, et al. Multi-threshold image segmentation based on the improved northern goshawk optimization algorithm[J]. Computer Engineering, 2023, 49 (7) : 232-241. (in Chinese)
- [16] SEYYEDABBASI A, KIANI F. Sand cat swarm optimization: A nature-inspired algorithm to solve global optimization problems [J]. Engineering with Computers, 2023, 39(4): 2627-2651.
- [17] HÉNON M. A two-dimensional mapping with a strange attractor[J]. Communications in Mathematical Physics, 1976, 50(1): 69-77.
- [18] 邵鹏, 吴志健, 周炫余, 等. 基于折射原理反向学习模型的改进粒子群算法[J]. 电子学报, 2015, 43 (11): 2137-2144.
SHAO Peng, WU Zhijian, ZHOU Xuanyu, et al. Improved particle swarm optimization algorithm based on opposite learning of refraction[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(11): 2137-2144.
- [19] DHIMAN G, KUMAR V. Seagull optimization algorithm: Theory and its applications for large-scale industrial engineering problems[J]. Knowledge-based Systems, 2019, 165: 169-196.
- [20] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization

- algorithm [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [21] DEHGHANI M, HUBÁLOVSKÝ Š, TROJOVSKÝ P. Northern goshawk optimization: A new swarm-based algorithm for solving optimization problems [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 162059-162080.
- [22] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2023, 79(7): 7305-7336.
- [23] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//*Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*. IEEE, 1995: 1942-1948.
- [24] FU X, ZHU L K, WU B W, et al. An efficient multi-level thresholding segmentation method based on improved chimp optimization algorithm [J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology*, 2023, 44(3): 4693-4715.
- [25] ABUALIGAH L, ALMOTAIRI K H, ELAZIZ M A. Multilevel thresholding image segmentation using meta-heuristic optimization algorithms: Comparative analysis, open challenges and new trends [J]. *Applied Intelligence*, 2022, 53(10): 11654-11704.
- [26] PAN J, ZHENG X W, SUN L, et al. Image segmentation based on 2D OTSU and simplified swarm optimization [C]//*2016 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC)*, 2016: 1026-1030.