DOI:10.19652/j.cnki.femt.2406107

基于改进袋獾算法的破片图像多阈值分割*

陈亚博[1] 于丽霞[1] 刘 吉[1,2] 武锦辉[2] 安海琳[1]
(1.中北大学信息与通信工程学院 太原 030051;2.中北大学电子测试技术重点实验室 太原 030051)

摘 要:针对静爆场中所拍摄图片存在破片目标小、背景复杂的问题,提出一种基于改进袋獾算法的破片图像多阈值分割。基于Tent混沌映射初始化种群,加入自适应权重策略以提高算法全局搜索能力,结合精英反向学习策略来避免算法过早陷入局部最优。基于优化袋獾算法求解Tsallis相对熵的最小值,作为目标函数值计算最佳阈值对破片图像进行目标分割。仿真结果表明,ITDO在12类基准函数上相较于其他算法表现出更强的收敛性和稳定性。ITDO-Tsallis算法与其他两种先进算法相比,收敛时间更快、求解目标更精准,说明该算法能有效解决静爆场破片图像目标分割问题。

关键词:袋獾算法;多阈值分割;Tsallis相对熵;Tent混沌映射;自适应权重
中图分类号:TP391.9 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:510.4050

Multi-threshold segmentation of fragment sequence images based on a modified tasmanian devil algorithm

Chen Yabo[1] Yu Lixia[1] Liu Ji[1,2] Wu Jinhui[2] An Hailin[1]
(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. Key Laboratory of Electronic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To tackle the challenge of segmenting small debris targets against complex backgrounds in static explosion imagery, we′ve refined a multi-threshold segmentation technique using a tasmanian devil algorithm. This method leverages Tent chaos mapping for population initialization and an adaptive weight strategy to bolster global search efficiency. It also integrates an elite reverse learning strategy to evade local optima traps. Using ITDO to solve for the minimum value of Tsallis relative entropy as the target function value to calculate the optimal threshold for debris image segmentation. Simulations reveal that the ITDO algorithm outperforms others in convergence and stability across 12 benchmarks. The ITDO-Tsallis algorithm, notably, offers swifter convergence and more precise target resolution than its counterparts, proving its efficacy in debris image segmentation within static explosion fields.

Keywords: tasmanian devil algorithm; multi-threshold segmentation; Tsallis relative entropy; Tent chaotic mapping; adaptive weights

0 引 言

静爆场破片图片中存在着背景复杂、破片目标小以及数量多等特点,因此如何从复杂图像背景中提取有效破片目标是图像分割任务面临的经典难题[1],同时破片分割精度也直接影响着后续针对破片的分析与处理。国内外学者提出不同方法来从图像中提取有效目标,基于阈值、边缘检测、区域、图论的分割方法[2],因容易受到光照、噪声和复杂背景的干扰,且难以处理图像内部灰度变化较大的区域,对大规模图像处理较困难等问题,并不能被广泛应用于针对破片的处理。

基于此,群智能算法引入图像分割技术成为一种新型有效的改进方法[3-4]。群智能算法灵感来源于自然界生物群体行为,具有简单高效、适应力强等特点。目前成熟的算法有遗传算法(genetic algorithm,GA)[5]、粒子群优化(particle swarm optimization,PSO)[5]、麻雀搜索算法

收稿日期:2024-04-12
* **基金项目**:山西省基础研究计划(202103021224188,202203021221101)、中北大学重点实验室开放项目(DXMBJJ2022-02)资助

(sparrow search algorithm,SSA)[6]、人工蜂群算法(artificial bee colony algorithm,ABC)[7]、黏菌算法(slime mold algorithm,SMA)[8]、鲸鱼算法(whale optimization algorithm,WOA)[9]。为了将群智能优化算法与工程应用结合,众多学者对其进行改进。李斐等[10]采用自适应搜索策略自动更新算法位置,再应用柯西变异策略,帮助种群跳出局部极值以提高灰狼算法收敛性与计算精度。董维振等[11]在基本被囊群算法的基础上首先初始化种群,并采用精英反向学习重新选择优势个体,此外还结合学生分布使算法全局和局部搜索能力得以提高。李鑫鑫等[12]利用DIRECT算法的特点与人工蜂群算法结合以提高人工蜂群算法的过早收敛以及局部搜索能力差的缺点。刘庆鑫等[13]引入透镜成像反向学习策略来增加种群多样性,并结合一种自适应权重因子对个体位置进行自适应扰动,以提高鲫鱼优化算法跳出局部最优的能力。

尽管上述方法在特定场景表现良好,但其无法适应静爆试验场的复杂环境,难以克服静爆场破片飞溅产生的环境影响等。NFL (no-free-lunch)定理也证明不存在一个算法可以高效解决所有优化问题,因此,需要针对实际工程问题提出相应创新算法。基于此,本文在袋獾优化算法(tasmanian devil optimization, TBO)[14]的基础上引入Tent映射初始化种群以及自适应权重因子的思想优化算法,并结合Tsallis相对熵多阈值图像分割算法对图像进行更准确的阈值分割。

1 策略融合的袋獾优化算法

1.1 标准袋獾算法

TDO是由Dehghani等[14]于2022年提出的一种元启发式优化算法,算法设计模拟了袋獾的进食行为,虽然袋獾能够捕猎猎物,但如果存在腐肉,它们就以腐肉为食。袋獾有两种捕食策略,在第1种策略中,如果袋獾发现了腐肉,它就会吃掉它。在第2种策略中,它通过攻击来捕食猎物。在初始化阶段,TDO的初始总体是根据问题的约束随机生成的,TDO元素的数量等于问题变量的数量。在探索阶段,TDO对于每个袋獾随机选择其中一种策略,以便选择第 k 个种群成员作为第 i 个袋獾的目标腐肉。根据选定的腐肉,计算出袋獾的新位置。根据比较腐肉的目标函数值进行更新,这种袋獾运动策略在式(1)中进行了模拟。根据目标函数值更新袋獾位置,这个更新步骤在式(2)中建模。

$$x_{i,j}^{new,S1}=\begin{cases}x_{i,j}+r\cdot(c_{i,j}-I\cdot x_{i,j}), & F_{C_i}<F_i\\ x_{i,j}+r\cdot(x_{i,j}-c_{i,j}), & \text{其他}\end{cases} \tag{1}$$

$$X_i=\begin{cases}X_i^{new,S1}, & F_i^{new,S1}<F_i\\ X_i, & \text{其他}\end{cases} \tag{2}$$

在开发阶段的攻击猎物阶段,假设第 i 个袋獾的猎物位置为第 k 个袋獾的位置,通过比较猎物的目标函数进行位置更新,根据式(3)进行建模。根据新位置的目标函数更新袋獾位置,公式如式(4)所示。

$$x_{i,j}^{new,S2}=\begin{cases}x_{i,j}+r\cdot(p_{i,j}-I\cdot x_{i,j}), & F_{P_i}<F_i\\ x_{i,j}+r\cdot(x_{i,j}-p_{i,j}), & \text{其他}\end{cases} \tag{3}$$

$$X_i=\begin{cases}X_i^{new,S2}, & F_i^{new,S2}<F_i\\ X_i, & \text{其他}\end{cases} \tag{4}$$

在开发阶段的捕食猎物阶段,以袋獾的位置为中心,袋獾跟踪猎物的范围就是领域的半径,通过式(5)~(7)来模拟猎物追逐阶段,通过比较适应度值大小判断是否取代旧位置。

$$R=0.01\left(1-\frac{t}{T}\right) \tag{5}$$

$$x_{i,j}^{new}=x_{i,j}+(2r-1)\cdot R\cdot x_{i,j} \tag{6}$$

$$X_i=\begin{cases}X_i^{new}, & F_i^{new}<F_i\\ X_i, & \text{其他}\end{cases} \tag{7}$$

1.2 基于Tent映射的种群初始化

群智能优化算法的全局收敛速度和解的质量受初始种群质量影响,提升初始种群多样性程度可以提高算法的寻优性能。传统群智能算法采用随机初始化方法,其中解空间的个体分布十分混乱并不均匀,根本上限制了算法的收敛性。为此,本研究采用了混沌优化的种群初始化方法,常用的混沌优化方法有Singer映射、Logistic映射和Tent映射[15-17]等方法。相对于Singer映射和Logistic映射,Tent映射是一种分段线性映射函数,映射结构简单且映射呈现的结果分布密度比较均匀,具有很好的遍历性。由此,选取Tent混沌映射对种群进行初始化,能为算法提供一个高质量的搜索空间,实现最大程度地覆盖整个解空间,增加种群的多样性以增强算法的搜索能力。

1.3 自适应权重策略

通过自适应权重策略,可以有效提高粒子在全局和局部的搜索效率。本文在TDO进行局部搜索的攻击猎物为食的阶段加入了惯性权重 ω,该权重随着迭代次数改变。随着迭代次数的变化,余弦函数使得每个袋獾在追踪猎物时,当前位置对下个寻优位置的影响呈现一种非线性的变化。权重因子对寻优范围的影响使寻优范围逐渐减小以便提高算法局部开发能力,更好地平衡算法全局探索能力和局部开发能力。更新后的位置公式如下:

$$\omega(i)=0.2\cdot\cos\left(\frac{\pi}{2}\cdot\left(1-\frac{t}{T}\right)\right) \tag{8}$$

$$x_{i,j}^{new}=\omega(i)\cdot x_{i,j}+(2r-1)\cdot R\cdot x_{i,j} \tag{9}$$

1.4 精英反向学习策略

袋獾优化算法的收敛速度快,容易造成算法不稳定,因此本算法针对袋獾追逐猎物的过程中增加了精英反向学习的策略,改进后袋獾能够在追逐半径中进行反向移动,增强了算法搜索全局最优的能力。更新后的位置公式

如下：

$$x_{i,j}^{new''} = r \cdot (ub + lb) - x_{i,j}^{new} \tag{10}$$

通过当前测试函数的上限 ub 和下限 lb，以及在 0～1 的随机数 r 实现袋獾位置的替换，使其拥有更优适应度值的袋獾，在追逐猎物时拥有不陷入局部最优的能力。

2 破片图像多阈值分割算法

2.1 Tsallis 相对熵多阈值图像分割原理

大多数信号的分布都与高斯分布有密切的关系，因此将分割后的图像用高斯分布进行拟合后，对原始图像灰度级的信息分布和高斯拟合后图像的灰度级分布做一致性测试来求解多阈值分割所需的 Tsallis 相对熵。

Tsallis 相对熵多阈值图像分割原理[18]，设两个离散有限概率向量 $\boldsymbol{A}$ 和 $\boldsymbol{B}$ 分别为 $\boldsymbol{A}=\{a_1, a_2, \cdots, a_n\}$ 和 $\boldsymbol{B}=\{b_1, b_2, \cdots, b_n\}$，则 Tsallis 相对熵测度为：

$$D(\boldsymbol{A} \mid \boldsymbol{B}) = \frac{1}{q-1}\left[\sum_{i=1}^{n} b_i \cdot \left(\frac{a_i}{b_i}\right)^q - 1\right] \tag{11}$$

在一维分布直方图中，Tsallis 相对熵的灰度级 i 对应的关于 $A_1, A_2, \cdots, A_{N+1}$ 的类概率如式(12)所示，将分割后图像的灰度级用高斯模型进行拟合后如式(13)所示。

$$p_j^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j}\exp\left[-\frac{(i-\mu)^2}{2\sigma_j^2}\right] \tag{12}$$

$$R = \{r_i \mid r_i = P_1 \cdot P_1^i + P_2 \cdot P_2^i + \cdots + P_{N+1} \cdot P_{N+1}^i, i = 1, 2, \cdots, L\} \tag{13}$$

将 H 和 R 对应的概率分布代入式(11)可得：

$$D(H \mid R) = \frac{1}{q-1}\left[\sum_{i=1}^{n} h_i \cdot \left(\frac{r_i}{h_i}\right)^q - 1\right] \tag{14}$$

其中 $H=\{h_i \mid i=1, 2, \cdots, L\}$ 为图像的灰度级直方图分布，由式(14)可知，目标图像多阈值分割的最佳阈值就是 ITDO 算法结合式(14)得出最小值时对应的灰度值，那么最佳分割阈值 T 为：

$$T = \arg\min_{1 \leqslant t \leqslant L}[D(H \mid R)] \tag{15}$$

2.2 改进袋獾优化算法在多阈值图像分割流程

综上，在 TDO 中多策略融合 Tent 混沌、惯性权重因子 ω 以及精英反向学习策略，ITDO 结合 Tsallis 相对熵多阈值图像分割原理结合提出基于优化袋獾算法的图像多阈值分割算法。基于优化袋獾算法的图像多阈值分割流程如图 1 所示。

3 实验仿真

3.1 实验所用基准测试函数

为了验证本算法的开发能力和跳出局部最优的能力，选取了国际公认的用于测试群体智能算法性能的 12 个经典基准测试函数进行测试，结果如表 1 所示。F1～F5 为单峰函数，用于测试算法开发能力；F6～F10 为多峰函数，用于测试算法全局搜索能力；F11～F12 为固定维多峰函数，用于测试算法鲁棒性。

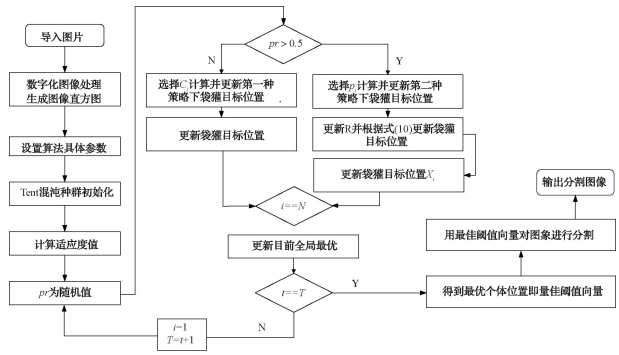


图 1 基于 ITDO-Tsallis 图像多阈值分割流程

Fig. 1 Flow chart of image multi-threshold segmentation based on ITDO-Tsallis

表 1 12 个基准测试函数

Table 1 12 benchmark functions

	函数	搜索范围	最优解
F1	Sphere	[−100,100]	0
F2	schwefel 2.22	[−10,10]	0
F3	schwefel 1.2	[−100,100]	0
F4	schwefel 2.21	[−100,100]	0
F5	Rosenbrock	[−30,30]	0
F6	Rastrigin	[−5.12,5.12]	0
F7	Ackley	[−32,32]	0
F8	Griewank	[−600,600]	0
F9	Penalized1	[−50,50]	0
F10	Penalized2	[−50,50]	0
F11	Shekel′s Foxholes	[−65.536,65.536]	1
F12	Shekel′s Family	[0,10]	−10

3.2 参数设置及结果分析

将 ITDO 与 TDO 算法、GWO 算法和 WOA 共 4 种算法进行经典基准测试函数进行测试结果比较，本实验参数设置种群大小为 30，迭代次数为 500 次，每个算法独立运行了 50 次，以平均值与标准差作为评估指标，结果如表 2 所示，最优结果使用粗体标黑。

由表 2 可知，ITDO 算法在单峰函数 F1～F5 的结果不论是平均值还是标准差均是最优值；在多峰函数 F6～F10 中，只有 F8 和 F10 中标准差稍逊一些，其他指标均是最优值；在两个固定维函数 F11～F12 上，平均值和最优值也表现十分稳定。综上，ITDO 能在各个函数上取得良好表现，证明了其良好的寻优能力与鲁棒性。

不同函数在 12 个基准函数上的收敛曲线如图 2 所示，横轴表示迭代次数，纵轴为适应度。

从图 2 可清晰看出，本文算法在单峰函数算法 F1～F5 的表现相较于其他算法，有着更快的收敛能力，在搜索阶段保持与其他算法不同的陡峭性，能够以最快的速度的到达最优值附近，证明本文算法的局部开发能力较强。在

表 2　与其他智能算法对比

Table 2　Comparison with other intelligent algorithms

	指标	ITDO	TDO	GWO	WOA
F1	平均值	0.000 0	1.77×10^{-90}	1.18×10^{-27}	6.93×10^{-75}
	标准差	0.000 0	5.56×10^{-90}	1.64×10^{-27}	2.59×10^{-49}
F2	平均值	0.000 0	9.44×10^{-47}	1.01×10^{-16}	8.76×10^{-50}
	标准差	0.000 0	1.26×10^{-46}	8.87×10^{-17}	3.72×10^{-49}
F3	平均值	0.000 0	7.16×10^{-24}	3.82×10^{-5}	2.23×10^{-23}
	标准差	0.000 0	2.09×10^{-23}	1.27×10^{-3}	6.34×10^{-23}
F4	平均值	0.000 0	1.38×10^{-38}	7.86×10^{-7}	1.64×10^{-37}
	标准差	0.000 0	1.64×10^{-38}	6.73×10^{-7}	1.65×10^{-37}
F5	平均值	0.262 0	0.282 0	0.269 0	0.280 0
	标准差	0.371 0	0.391 0	0.748 0	0.480 0
F6	平均值	0.000 0	1.00×10^{-5}	1.760 0	0.000 0
	标准差	0.000 0	1.66×10^{-5}	2.600 0	0.000 0
F7	平均值	3.88×10^{-17}	6.24×10^{-15}	1.00×10^{-13}	4.40×10^{-17}
	标准差	0.000 0	1.86×10^{-15}	1.95×10^{-14}	2.79×10^{-15}
F8	平均值	0.000 0	0.000 0	3.15×10^{-3}	7.41×10^{-18}
	标准差	0.000 0	0.000 0	8.05×10^{-3}	4.05×10^{-17}
F9	平均值	1.30×10^{-5}	3.63×10^{-5}	4.42×10^{-2}	2.40×10^{-6}
	标准差	1.95×10^{-5}	2.24×10^{-5}	0.0204	0.023 6
F10	平均值	2.130 0	0.310 0	0.745 0	0.428 0
	标准差	4.100 0	0.211 0	0.258 0	0.199 0
F11	平均值	0.998 0	0.998 0	4.120 0	4.290 0
	标准差	4.12×10^{-17}	5.83×10^{-17}	3.700 0	5.630 0
F12	平均值	−10.500	−10.500	−10.500	−8.730 0
	标准差	1.18×10^{-15}	7.78×10^{-3}	1.98×10^{-3}	2.890 0

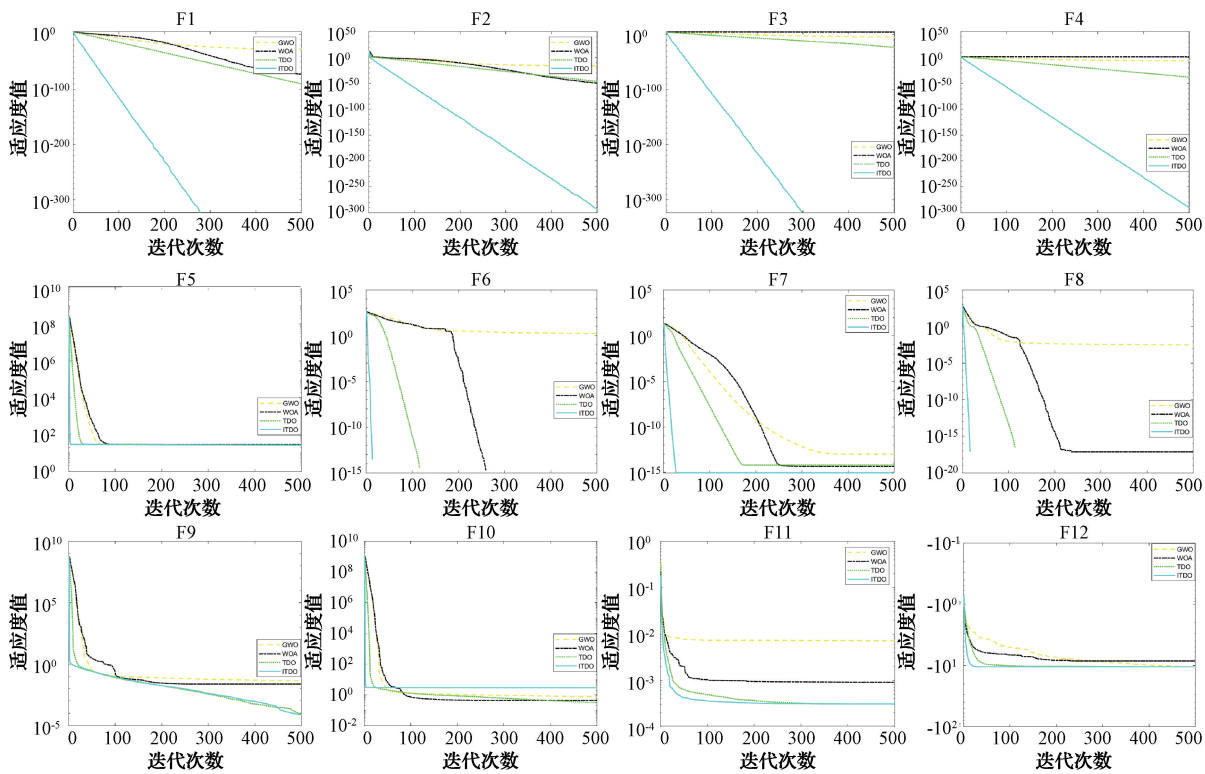


图 2　30 次实验的平均收敛曲线

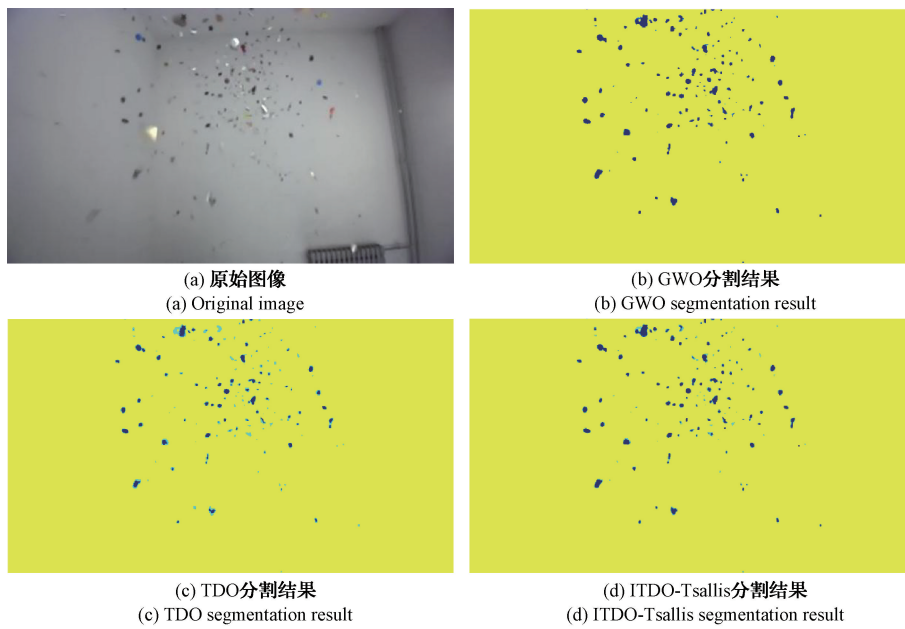
Fig. 2　Average convergence curve for 30 experiments

F6～F10 的多峰函数的表现中，ITDO 在前期与其他算法收敛速度十分相近，但后期能够避免陷入局部最优，除了 F10 的收敛曲线后期会稍弱于其他算法，但仍能证明了算法的搜索能力较强。F11 和 F12 为固定维多峰函数，结合收敛曲线可知，本文算法在保持前期收敛速度更快的基础上，同样能在后期实现避免算法过早收敛，表现出了十足的稳定性。

综上所述，不管是在单峰函数还是多峰函数上，本文算法相较于其他算法在收敛速度上均比其他算法收敛更快，全局搜索能力和跳出局部最有能力更优秀，更加适合本文背景。

3.3 实验环境及参数设置

为了验证本文所提算法的分割性能，采用实验室中模拟比较 ITDO-Tsallis 阈值分割图像的效果，在这里本文采用尺寸不小于 2 cm×2 cm 的大小不同，形状各异的碎片进行模拟静爆场破片飞散。实验均选取阈值个数 $K=2$ 对图片进行分割，并分别使用 ITDO、标准 TDO 以及 GWO 结合 Tsallis 相对熵多阈值分割算法对模拟破片图像进行处理，其中实验每种算法参数均选取迭代次数为 200，种群大小为 40。分割效果如图 3 所示。



(a) 原始图像
(a) Original image

(b) GWO分割结果
(b) GWO segmentation result

(c) TDO分割结果
(c) TDO segmentation result

(d) ITDO-Tsallis分割结果
(d) ITDO-Tsallis segmentation result

图 3 ITDO-Tsallis、标准 TDO 以及 GWO 双阈值分割效果

Fig. 3 ITDO-Tsallis, standard TDO and GWO dual-threshold segmentation

3.4 本文多阈值图像分割的模拟图像结果分析

由图 3 可以看出，图 3(b)中，GWO-Tsallis 对画面上方粘连的物体边界分割不明显，主次目标不清；图 3(c)中，TDO-Tsallis 对画面上方的粘连物体分割缺失，失去了重要目标物的特征，在次要目标的分割上也部分的将图像中有效信息丢失了；而图 3(d)中，ITDO-Tsallis 的分割效果能将粘连部分目标分隔开，并能较为合理的分割有效目标，证明了其能在静爆场复杂环境中剥离非目标物的效果最佳，实现复杂环境下分割出有效目标破片，滤除可能存在的其他无效目标。选取阈值、峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)和实时性，以及标准偏差(SD)作为评价指标评估图像分割质量。PSNR 数值越高则说明图像失真越少；SSIM 数值越高则证明图像相似程度越高。算法的运行时间来衡量算法实时性，算法的稳定性通过多次计算结果的 SD 衡量，标准偏差值越小，其算法的稳定性越高。3 种方法分别进行多阈值重复分割实验结果如表 3 所示。

表 3 3 种方法的性能对比

Table 3 Comparison of the performance of the three methods

算法	最优阈值	PSNR	SSIM	运行时间/s	SD
GWO	133.65 252.98	21.537 6	0.811 4	3.01	0.037
TDO	43.96 253.66	22.963 9	0.858 3	1.52	0.014
ITDO-Tsallis	13.19 253.66	22.963 9	0.896 1	1.46	0.003

从表 3 可以看出，利用 ITDO-Tsallis 进行图像分割后所得的阈值与其他算法相比更接近 0，证明可以更精确地分割出图像中无效信息的像素点；PSNR 值及 SSIM 值说明分割图像与原图像在结构上更为相似；运行时间最短以及标准偏差 SD 接近于 0，证明算法实时性和算法的稳定性也更强。可知，ITDO-Tsallis 算法能够在高效保留图像有效信息的同时能够更快速度的实现图像分割。基于此，将对静爆场中由高速相机拍摄的破片序列图像采用 ITDO-Tsallis 算法对图片进行多阈值分割处理，结果如图 4 所示，实现了对静爆场现场图片中火光以及尘土的滤除，标记了其中分割较大的目标物，对后续的目标轨迹定位提供了必要基础。

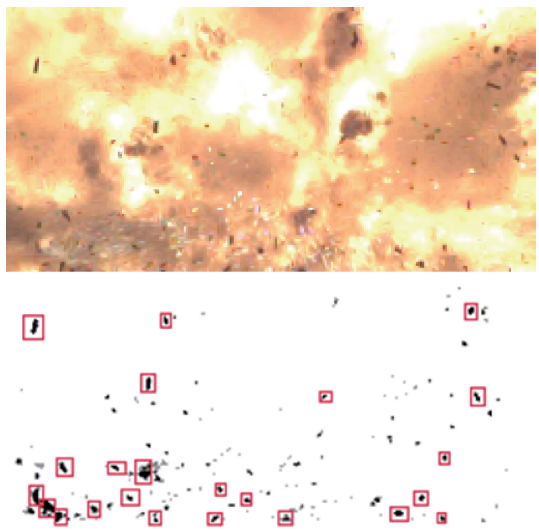


图 4　现场破片图及分割效果以及标记图

Fig. 4　Fragmentation diagram, and marker diagram

4　结　论

针对传统多阈值图像分割方法存在分割效率低、精度差等问题，提出一种基于改进袋獾优化算法的多阈值图像分割方法。首先，针对袋獾优化算法存在收敛速度慢、易陷入局部极值等问题，引入选取 Tent 映射进行种群初始化，提高种群效果；提出自适应权重策略，对种群寻优位置进行自适应扰动，提高算法探索能力；然后加入精英反向学习策略，对种群最优位置进行更新，增强了收敛速度和跳出局部极值能力。结果表明，ITDO 相较与其他群智能优化算法有着更强的收敛性。进一步的，引入优化后的 ITDO 算法求解 Tsallis 相对熵的最小值，作为目标函数值计算最佳阈值对破片图像进行目标分割。通过对比不同方法的性能指标，表明 ITDO-Tsallis 算法能有效保留更多有效目标信息，且其实时性和算法的稳定性也更强，可以较准确地分割出破片图像中有效信息目标。最后，根据分割出的图像标记破片，说明其在破片参数视觉测试系统中具有一定参考意义。

参 考 文 献

[1] 武锦辉，刘吉. 战斗部静爆场破片参数测试技术发展现状[J]. 兵器装备工程学报，2019，40(10)：104-110.
WU J H，LIU J. Development status of warhead static burst field fragmentation parameter testing technology [J]. Journal of Weapon Equipment Engineering，2019，40(10)：104-110.

[2] 黄鹏，郑淇，梁超. 图像分割方法综述[J]. 武汉大学学报(理学版)，2020，66(6)：519-531.
HUANG P，ZHENG Q，LIANG CH. Summary of the image segmentation methods [J]. Journal of Wuhan University (Science edition)，2020，66(6)：519-531.

[3] 史春天，曾艳阳，侯守明. 群体智能算法在图像分割中的应用综述[J]. 计算机工程与应用，2021，57(8)：36-47.
SHI CH T，ZENG Y Y，HOU SH M. Review of the application of swarm intelligence algorithms in image segmentation [J]. Computer Engineering and Application，2021，57(8)：36-47.

[4] 安家乐，刘晓楠，何明，等. 量子群智能优化算法综述[J]. 计算机工程与应用，2022，58(7)：31-42.
AN J L，LIU X N，HE M，et al. Survey of Quantum Swarm Intelligence Optimization Algorithm [J]. Computer Engineering and Applications，2022，58(7)：31-42.

[5] 吴阳，刘凯，陈柏，等. 自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J]. 仪器仪表学报，2020，41(6)：240-249.
WU Y，LIU K，CHEN B，et al. Adaptive particle swarm optimization algorithm optimizes radial basis function neural network for electrical impedance imaging image reconstruction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument，2020，41(6)：240-249.).

[6] 李鹏，丁倩雯. 基于麻雀算法优化的 OSTU 分割算法[J]. 电子测量技术，2021，44(19)：148-154.
LI P，DING Q W. OSTU segmentation algorithm based on sparrow algorithm optimization [J]. Electronic Measurement Technology，2021，44(19)：148-154.

[7] 刘晓芳，柳培忠，骆炎民，等. 一种增强局部搜索能力的改进人工蜂群算法[J]. 智能系统学报，2017，12(5)：684-693.
LIU X F，LIU P ZH，LUO Y M，et al. Improved artificial bee colony algorithm based on enhanced local search[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems，2017，12(5)：684-693.

[8] 文昌俊，陈洋洋，何永豪，等. 多策略 SMA-BP 神经网

络的空气质量指数预测[J]. 电子测量技术，2023，46(22)：78-86.
WEN CH J，CHEN Y Y，HE Y H，et al. Air quality index prediction based on multi-strategy SMA-BP neural network [J]. Electronic Measurement Technology，2023，46(22)：78-86.

[9] 周冬阳，王彦海，刘晓亮，等. 基于IWOA-BP神经网络的滑坡区塔线体系应力预测模型[J]. 国外电子测量技术，2023，42(7)：121-131.
ZHOU D Y，WANG Y H，LIU X L，et al. Stress prediction model of tower line system in landslide area based on IWOA-BP neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology，2023，42(7)：121-131.

[10] 李斐，朱晓磊. 基于多策略融合的灰狼算法的多阈值图像分割[J]. 山东建筑大学学报，2023，38(4)：39-46.
LI F，ZHU X L. Multi-thresholding image segmentation using a multi-strategy fusion-based grey Wolf algorithm [J]. Journal of Shandong Jianzhu University，2023，38(4)：39-46.

[11] 董维振，陈燕. 基于改进被囊群算法的图像多阈值分割方法[J]. 计算机工程与设计，2023，44(7)：2093-2102.
DONG W ZH，CHEN Y. Multi-thresholding image segmentation based on the improved capsule cluster algorithm [J]. Computer Engineering and Design，2023，44(7)：2093-2102.

[12] 李鑫鑫，刘群锋. 基于改进人工蜂群算法的多阈值图像分割[J]. 计算机技术与发展，2023，33(5)：75-80，137.
LI X X，LIU Q F. Multi-thresholding image segmentation based on an improved artificial swarm algorithm [J]. Computer Technology and Development，2023，33(5)：75-80，137.

[13] 刘庆鑫，李霓，贾鹤鸣，等. 改进鲘鱼优化算法和熵测度的图像多阈值分割[J]. 智能系统学报，2024，19(2)：381-391.
LIU Q X，LI N，JIA H M，et al. Image multi-threshold segmentation [J]. Journal of Intelligence Systems，2024，19(2)：381-391.

[14] DEHGHANI M，HUBÁLOVSKY Š，TROJOVSKY P. Tasmanian devil optimization：A new bio-inspired optimization algorithm for solving optimization algorithm[J]. IEEE Access，2022，10：19599-19620.

[15] 李鹏，丁倩雯. 基于麻雀算法优化的OSTU分割算法[J]. 电子测量技术，2021，44(19)：148-154.
LI P，DING Q W. OSTU segmentation algorithm optimized based on sparrow algorithm[J]. Electronic Measurement Technology，2021，44(19)：148-154.

[16] 王天雷，张绮媚，李俊辉，等. 基于正交对立学习的改进麻雀搜索算法[J]. 电子测量技术，2022，45(10)：57-66.
WANG T L，ZHANG Q M，LI J H，et al. Improvedsparrow search algorithm based on orthogonal opposition learning [J]. Electronic Measurement Technology，2022，45(10)：57-66.

[17] 徐焕增，徐文倩，孔政敏. 基于Tent混沌序列改进的蜉蝣算法及其应用[J]. 控制工程，2022，29(3)：435-440.
XU H Z，XU W Q，KONG ZH M. Improved mayfly algorithm based on Tent chaotic sequence and its application[J]. Control Engineering，2022，29(3)：435-440.

[18] 方叶祥，杜和祥，甘平. 基于Tsallis相对熵的DEMATEL阈值确定研究[J]. 工程数学学报，2023，40(2)：207-218.
FANG Y X，DU H X，GAN P. Research on determination of DEMEL threshold based on Tsallis relative entropy [J]. Journal of Engineering Mathematics，2023，40(2)：207-218.

[19] 牛天利，于丽霞，刘吉，等. 基于蜜獾算法的破片序列图像多阈值分割[J]. 测控技术，2023，42(1)：92-98.
NIU T L，YU L X，LIU J，et al. Multi-threshold segmentation of fragment sequence images based on honey badger algorithm [J]. Measurement and Control Technology，2023，42(1)：92-98.

[20] 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.
LI F H，LU J，ZHANG ZH G. A wind-driven image multi-threshold segmentation method for optimizing Tsallis relative entropy [J]. Infrared Technology，2020，42(10)：994-1000.

作者简介

陈亚博，硕士研究生，主要研究方向为图像处理、智能算法优化。
E-mail：cyb2232120731@163.com

于丽霞(通信作者)，博士，副教授，主要研究方向为通信工程、光电精密检测系统设计。
E-mail：15725605@qq.com