

文章编号 1004-924X(2024)08-1199-13

增强型金枪鱼群优化指数熵的砂粒显微图像分割

王梦菲¹, 王卫星^{1*}, 徐 琨¹, 李理敏^{2*}

(1. 长安大学 信息学院, 陕西 西安 710064;

2. 温州大学 电气与电子工程学院, 浙江 温州 325035)

摘要:砂粒显微图像分割可以辅助地质评估,但因种类繁多,特征复杂,为分割的准确度带来了挑战。针对该类图像提出一种增强型金枪鱼群优化指数熵的分割方法(ETSO-EXP),可以有效保留各类砂粒的纹理特征。首先,针对金枪鱼群优化算法(TSO)在全局搜索与局部开发上的若干不足,提出了混沌扰动策略、动态权重策略和余弦干扰策略对其增强,基准函数实验表明ETSO大幅提高了收敛精度,小幅提高了收敛速度。其次,将ETSO用于确定EXP的分割阈值,以分割图像的信息量为标准验证了该方案的可行性。最后,在雅鲁藏布江砂粒显微图像数据集上进行分割实验,与TSO-EXP相比,ETSO-EXP分割的图像在峰值信噪比、结构相似性、特征相似度和寻优速度的评估上分别达到了18.78%,6.85%,4.16%和3.83%的提升,在同类分割方法中性能最优。结果表明,分割方法ETSO-EXP对于对比度较高、纹理丰富或砂粒碎屑尺寸差异较大的图像都具有较高的分割精度和计算速度。

关键词:砂粒显微图像;图像分割;指数熵;金枪鱼群优化

中图分类号:TP399 文献标识码:A doi:10.37188/OPE.20243208.1199

Sand microscopic image segmentation with enhanced tuna swarm optimization exponential entropy

WANG Mengfei¹, WANG Weixing^{1*}, XU Kun¹, LI Limin^{2*}

(1. College of Information, Chang'an University, Xi'an 710064, China;

2. School of Electrical and Electronic Engineering, Wenzhou University, Wenzhou 325035, China)

* Corresponding author, E-mail: wxwang@chd.edu.cn; lilimin@wzu.edu.cn

Abstract: Microscopic image segmentation of sand grains can assist geological assessment, but it poses challenges to the accuracy of segmentation due to its variety and complex features. For such images, a segmentation method with enhanced tuna swarm optimization exponential entropy (ETSO-EXP) was proposed, which could effectively preserve the texture features of various sand grains. First of all, aiming at some deficiencies of the tuna swarm optimization (TSO) algorithm in global search and local development, a chaotic disturbance strategy, a dynamic weight strategy and a cosine disturbance strategy were proposed to enhance it. The benchmark function experiment showed that the ETSO greatly improved the convergence accuracy and slightly increased the convergence speed. Secondly, the ETSO algorithm was used to determine the segmentation threshold of the EXP, and the feasibility of the scheme was verified by

收稿日期:2023-06-21;修订日期:2023-08-22.

基金项目:国家自然科学基金重点项目(No. U1401252);浙江省教育厅科研项目(No. Y202146796);浙江省自然科学基金资助项目(No. LTY22F020003);温州市重大科技创新项目(No. ZG2021029)

taking the information content of the segmented image as the standard. Finally, a segmentation experiment was carried out on the Yarlung Zangbo River sand microscopic image dataset. Compared with the TSO-EXP, the image of the ETSO-EXP segmentation has a better peak signal-to-noise ratio, structural similarity, feature similarity and the optimization speed has been improved by 18.78%, 6.85%, 4.16% and 3.83%, respectively, and the performance is the best among the similar segmentation methods. The results show that the segmentation method with the ETSO-EXP has high segmentation accuracy and calculation speed for images with high contrast, rich texture or large differences in the size of sand debris.

Key words: sand grain microscopic image; image segmentation; exponential entropy; tuna swarm optimization

1 引言

砂粒显微图像常用于地质评估。砂粒的种类多,尺寸、形状、颜色和纹理差异显著,为物源分析带来了极大的挑战^[1]。肉眼识别效率低,图像处理技术辅助地质工作者提取砂粒特征,提高工作效率。

图像分割方法把图像划分为不同的区域,每种区域内的像素特征相似^[2]。Yarmohammadi等人^[3]使用聚类算法分割砂岩图像,有效并行划分多种矿物颗粒和岩孔,边界处理清晰。Safari等人^[4]借助分水岭算法有效分割了粘连的砂岩样本颗粒,高精度地表征了孔隙和粒度信息。缺点是这两种方法在对比度较小的区域或较细小的纹理处易欠分割,丢失细节信息。Chen等人^[5]基于U-Net架构实现了孔隙和矿物颗粒四种类型的并行分割,由于深度学习对数据集标注的要求较高,对于砂粒显微图像,每颗砂粒都包含异常多的肉眼难以鉴别的纹理,颗粒轮廓与表面粗糙纹理的标注非常困难。目前,能快速简单地分割这类纹理丰富的图像的方法有多阈值分割,它对噪声丰富、对比度低、光照不均的复杂图像^[6]也依然

适用。图1显示了这几种流行的方法对砂粒显微图像的分割结果,就边缘形状和粗糙纹理的并行分割而言,多阈值具有良好的分割效果。

Luo等人^[7]采取多阈值分割技术划分矿物、砾石、孔洞,伪彩色增强后用于细观结构分析。类似的,Wang等人^[8]使用多阈值分割孔隙、岩屑、砾石和充填四类,对于交叠和较细小的区域能很好地完成分割。Wang等人^[9]基于熵提出一种多阈值图像分割模型,分割图像的颗粒边缘和粗糙纹理等特征精度较高。基于熵的多阈值图像分割方法的关键在于如何选择正确的阈值^[10],流行的阈值确定方法有指数熵^[11]、最小交叉熵^[12]、灰度熵^[13]、Tsallis熵等^[14]。它们对颗粒尺度、对比度、颜色和纹理复杂度不同的图像分割效果悬殊^[15]。图像越复杂,阈值个数一般越多,穷举法会使计算复杂度倍增。因此,本文使用智能优化算法助其选择阈值。

智能优化算法^[16]模拟自然现象规律,以集体协同的方式快速收敛,提高寻找阈值的效率^[17]。如模拟动物觅食的樽海鞘算法(SSA, 2017)^[18],野狗优化算法(DOA, 2021)^[19]、白鲨优化器(WSO, 2022)^[20]、金枪鱼群优化(TSO, 2021)^[21];

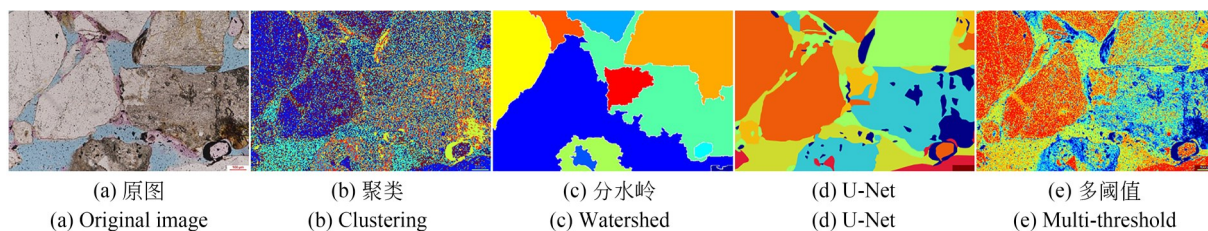


图1 几种多类分割算法对砂粒显微图像的分割结果

Fig. 1 Segmentation results of sand microscopic images using several multi-class segmentation algorithms

模拟周期变化的正余弦算法(SCA, 2016)^[22];模拟人类追逐故事的阿里巴巴和四十大盗算法(AFT, 2022)^[23]。这些优化算法的设计原理,寻优路径和收敛方式不同,因此优缺点也不同。野狗优化算法有三种觅食策略,精度和稳定性较高,但计算复杂度较高。白鲨优化器种群可变的速率使得算法效率高。TSO有螺旋和抛物线两种迭代更新方式,收敛速度非常快,动态调整探索和开发,有助于加快收敛。这两种觅食策略拆解后对应六种更新方式,TSO考虑到了每一种情况下的搜索过程,并给出了最合适的解决方案,适应性和灵活性高,使得算法对于多维、多约束、非线性和噪声问题均有较高的准确度,鲁棒性较高,目前已经在数值预测^[24]、参数求解^[25]、电网集群^[26]等领域取得了不错的成就。因此,本文使用TSO执行分割任务。

本文针对砂粒显微图像提出一种增强型金枪鱼群优化指数熵(ETSO-EXP)的图像分割方法。主要是提出了三种进化策略,分别是混沌扰动、动态权重策略、余弦干扰策略,从全局搜索和局部开发全方位提高TSO算法的性能,大幅提高了精度,小幅提高了速度。使用ETSO算法快速准确地确定EXP分割图像的阈值集,可以有效保留各类砂粒纹理特征,具有较高的分割精度和处理速度。

2 增强型金枪鱼群优化指数熵

2.1 金枪鱼群优化算法

金枪鱼群优化(TSO)是Xie等人^[21]在2021年提出的一种模拟金枪鱼群觅食行为的智能优化算法。TSO依据全局探索和局部开发分别划分为螺旋觅食^[27]和抛物线觅食^[28]两种搜索策略,如图2,这两类收敛方式在智能优化算法中均展现出较强的速度优势。

算法在搜索空间中用式(1)随机生成初始位置。

$$x_i = \text{rand}(ub - lb) + lb, (i = 1, 2, \dots, n), (1)$$

其中: x_i 是第*i*只金枪鱼的初始位置, lb 和 ub 是搜索空间的上下边界, n 是金枪鱼的数量。

在螺旋觅食阶段,金枪鱼追逐鱼群呈螺旋状排列,占有较广泛的搜索空间,有利于全局探索,保证解的基本质量,相邻个体可以交流信息,位

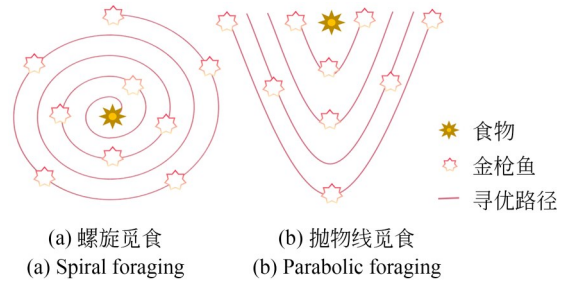


图2 TSO两种寻优方式示意图

Fig. 2 Schematic diagram of TSO two optimization methods

置按式(2)更新。

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} \alpha_1(x_{\Delta}^t + \beta|x_{\Delta}^t - x_i^t|) + \alpha_2 x_i^t & i = 1 \\ \alpha_1(x_{\Delta}^t + \beta|x_{\Delta}^t - x_i^t|) + \alpha_2 x_{i-1}^t & i = 2 \sim n \end{cases}, (2)$$

式中: α_1 和 α_2 是移动控制参数, $\alpha_1 = a + (1 - a)t/T_{\max}$, $\alpha_2 = (1 - a)(1 - t/T_{\max})$, a 是常数; $\beta = \exp\{bl\} \cos(2\pi b)$, $b \in [0, 1]$ 是随机数, $l = \exp\{3\cos(\pi(T_{\max} - t + 1)/T_{\max})\}$; t 是当前迭代次数, $T_{\max}$ 是最大迭代次数。平常觅食时, $x_{\Delta} = x_{\text{best}}$, 最优个体带领其他个体寻优。当最优个体找不到食物时, $x_{\Delta} = x_{\text{rand}}$, 随机生成个体继续寻优。 $\text{rand} < t/T_{\max}$ 时 $x_{\Delta} = x_{\text{rand}}$, $\text{rand} \geq t/T_{\max}$ 时 $x_{\Delta} = x_{\text{best}}$ 。

在抛物线觅食阶段,金枪鱼展开抛物线状排列,根据局部和全局最优细化搜索方向,有利于局部收敛,强化解的精度。此时金枪鱼用式(3)更新位置。

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}}^t + (R + TFP^2)\Delta_{\text{best}, i} & R < 0.5 \\ TFP^2 x_i^t & R \geq 0.5 \end{cases}, (3)$$

式中: $\Delta_{\text{best}, i} = x_{\text{best}}^t - x_i^t$, $TF = \pm 1$, $P = (1 - t/T_{\max})^{t/T_{\max}}$, $R = \text{rand}$ 。

2.2 增强型金枪鱼群优化算法

2.2.1 混沌扰动策略

金枪鱼群优化算法中,种群初始位置随机,此时若金枪鱼位置集中且远离全局最优解,会降低收敛精度和收敛速度,因此在种群位置初始化时使用Circle混沌^[29],金枪鱼的位置使用式(4)进行扰动:

$$x_i' = \text{mod}(ax_i - \frac{b}{a\pi} \sin(a\pi x_i) + c, 1), (4)$$

式中: x_i' 为扰动后的位置, $a = 3.85$, $b = 0.7$, $c = 0.4$ 。

图 3 显示了 Circle 混沌扰动后的位置分布和对应的直方图。扰动后的种群分布均匀,可以增加找到最优解的概率,在种群初始位置远离最优解时还能缩短收敛时间。

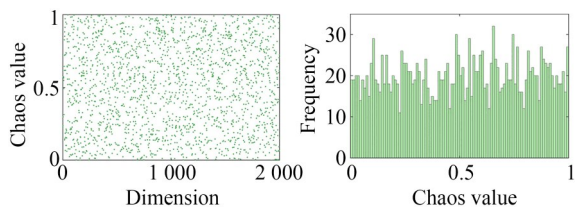


图 3 Circle 混沌扰动分布图和直方图

Fig. 3 Circle chaotic disturbance distribution and histogram

2.2.2 动态权重策略

螺旋觅食时,位置更新后半部分的权重 α_2 线性递减,由于 TSO 的寻优过程复杂,全局和局部搜索交替进行,但前期应更侧重全局,后期应更注重局部,因此线性的 α_2 并不适用于整个迭代过程。为此对 α_2 加上本文首次提出的新型动态权重,见式(5):

$$\alpha_2 = (1 - a)(1 - t/T_{\max}) \exp\{2t/T_{\max}\}. \quad (5)$$

如图 4 所示迭代前期 α_2 有上升趋势,使得普通金枪鱼个体能够探索其周围区域,提高 TSO 的全局勘探能力。迭代后期 α_2 变化迅速减小,使普通金枪鱼更快接近最优个体,提高了 TSO 的局部开发能力。

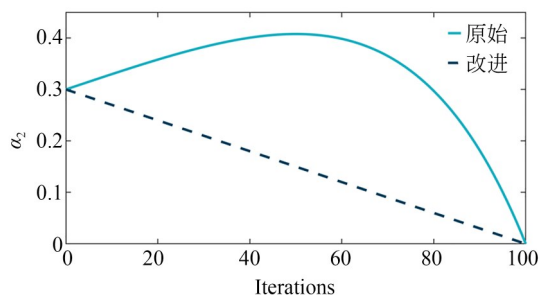


图 4 α_2 改进前后的变化过程

Fig. 4 Change process of original and improved α_2

2.2.3 余弦干扰策略

抛物线觅食时, P 决定了金枪鱼在下一次迭代中的移动权重, P 在整个迭代过程中从 1 减小至 0, 个体距离最优个体 x_{best} 先远后近。若前期 x_{best} 很快找到最优解, TSO 也不能尽快完成收

敛;若后期 x_{best} 陷入局部最优解,其他个体没有自保能力,而 TSO 的寻优精度也会随之降低。

因此,本文提出一种余弦干扰策略,见式(6)。

$$P = \cos(50\pi t/T_{\max}). \quad (6)$$

让 x_i 与 x_{best} 的紧密程度在 $[0, 1]$ 之间不断变化,如图 5 所示。既解决了 TSO 在迭代前期就找到最优解时相距较远不能快速收敛的问题,又一定程度上预防了迭代后期陷入局部最优解的问题。

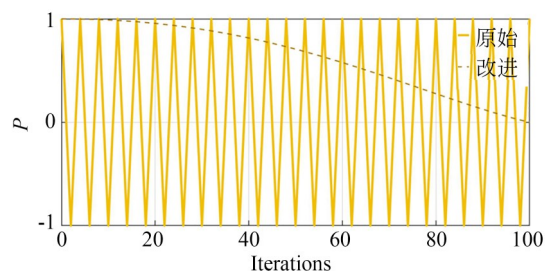


图 5 P 改进前后的变化过程

Fig. 5 Change process of original and improved P

2.3 指数熵图像分割

指数熵图像分割是一种基于信息论的多阈值分割方法,原理是将图像的灰度值分成多个阈值区间,进而将图像分割为多个子区域,每个子区域具有不同的像素灰度值。这个过程通常需要提前设定多个阈值,见图 6。

图中 K 为阈值分割个数, l_k 为分割阈值, L 为灰度级, H_k 为第 k 个区域的信息量, n_i 为灰度值为 i 时的像素频数。

指数熵确定阈值 l_k 的方法为式(7)~式(8)。分割图像各区域内的信息量 H_k 的总和越大,分割精度越高:

$$H_k(l) = \sum_{i=l_{k-1}}^{l_k} n_i \cdot \frac{p_i}{\omega_k(l)} \cdot \exp\left\{1 - \frac{p_i}{\omega_k(l)}\right\}, \quad (7)$$

$$l_{1,2,\dots,k} = \arg\max\{E\}, \quad (8)$$

式中: p_i 是灰度值为 i 的概率, ω_k 是该区域灰度值的概率总和, $E = H_1 + H_2 + \dots + H_{K+1}$ 。

指数熵多阈值图像分割算法具有计算简单、易于理解和实现等优点,对于一些对比度低、光照不均和噪声较大的图像也适用。但是,该方法使用穷举法求解阈值需要逐个测试灰度值,对于砂粒显微图像这类需要设置较多的阈值的复杂

图像,会极大耗费时间。集群智能优化算法可以帮助它快速且精确地确定图像的分割阈值。

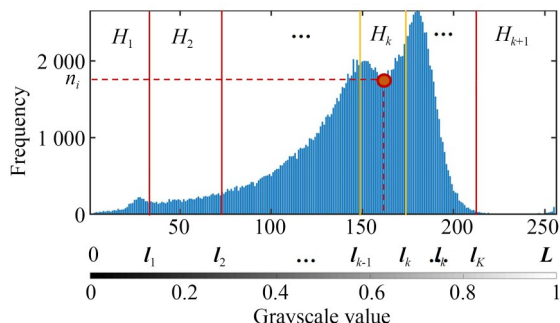


图 6 多阈值分割示意图

Fig. 6 Schematic diagram of multi-threshold segmentation

2.4 增强型金枪鱼群优化指数熵的流程

应用增强型金枪鱼群优化指数熵时所包含的参数和优化一般函数是一一对应的:适应度函数 $f(x)$ 对应阈值的求解公式(8);搜索空间上下限 $[lb, ub]$ 对应灰度范围 $[0, L]$;空间维度 D 为阈值个数 K ;全局最优解对应的适应度值 $f(x_{\text{best}})$ 为分割图像的总信息量 E ,最终收敛位置 x_{best} 为图像的分割阈值 l_k 。

图 7 为增强型金枪鱼群优化指数熵分割图像的流程图。图中彩色文本框是图像分割的环节,剩余部分为增强型金枪鱼群优化算法的环节,红色加粗字体为本文的创新点(彩图见期刊电子版)。

3 实验评估与结果分析

3.1 优化算法性能测试

基准函数测试可以全面评估优化算法的各

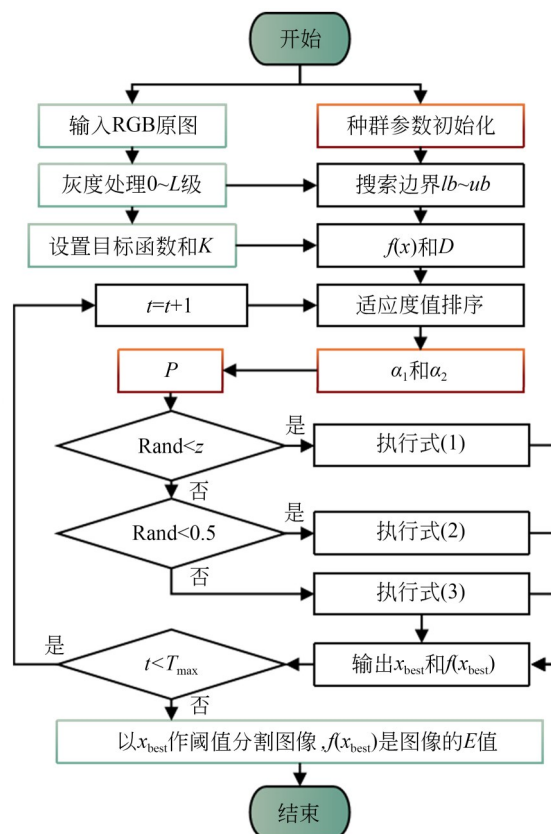


图 7 增强型金枪鱼群优化指数熵分割图像的流程图

Fig. 7 Flow chart of enhanced tuna swarm optimization exponential entropy segmentation of image

方面性能,单峰函数用于测试算法的全局搜索能力,多峰函数用于测试算法的局部开发能力。基准函数^[30]在维度 $D=2$ 时的示意图如图 8 所示,数学表达式见表 1,所有函数的最优值均为 0,函数维度 $D=30$ 。

本文将提出的 ETSO 与 SCA^[22], SSA^[18], DOA^[19], AFT^[23], WSO^[20], TSO^[21] 和改良 TSO

表 1 基准函数

Tab. 1 Benchmark functions

	数学表达式	边界
单峰函数	$f_1(x) = x_1^2 + 10^6 \sum_{i=2}^D x_i^2$	$[-100, 100]$
	$f_2(x) = \sum_{i=1}^D x_i ^{i+1}$	$[-1, 1]$
	$f_3(x) = \sum_{i=1}^D (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	$[-100, 100]$
多峰函数	$f_4(x) = \sum_{i=1}^D x_i \cdot \sin(x_i) + 0.1x_i $	$[-10, 10]$
	$f_5(x) = 1 - \cos(2\pi \sqrt{\sum_{i=1}^D x_i^2}) + 0.1 \sqrt{\sum_{i=1}^D x_i^2}$	$[-100, 100]$
	$f_6(x) = \sum_{i=1}^D x_i \cdot \sin(\sqrt{x_i}) $	$[-100, 100]$

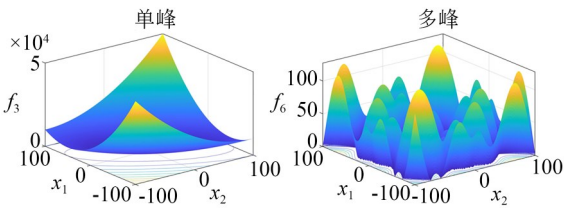


图8 F_3 和 F_6 在 $D=2$ 的示意图

Fig. 8 Schematic diagrams of F_3 and F_6 at $D=2$

算法(MTSO)^[31]、混沌驱动的金枪鱼群优化(CTSO)^[32]对比。

各算法自带参数设置为:SCA中 $a=2$;SSA中 $c_1=0.5$;DOA中 $P=0.5, Q=0.7$;AFT中 $\alpha_0=1, \alpha_1=2, \beta_0=0.1, \beta_1=2$;WSO中 $a_0=6.25, a_1=100, a_2=0.0005$;TSO、CTSO和ETSO中 $a=0.7, z=0.05$;MTSO中 $a=1-t/T_{\max}, z=0.05$ 。此外, $n=30, T_{\max}=100$ 。

图9显示了优化算法在基准函数上的收敛曲

线。ETSO算法的全局搜索和局部开发的性能均衡,种群在找到最优值时能迅速收敛,加快收敛速度,种群会周期性远离最优个体,以广泛搜索,提高搜索精度。

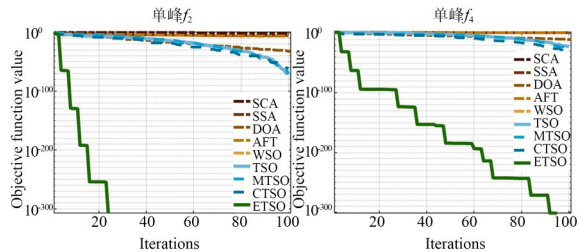


图9 优化算法的收敛曲线

Fig. 9 Convergence curves of optimization algorithm

根据优化算法的准确性、稳定性和速度,以30次实验的平均值(Avg)、标准差(SD)和总耗时(T/s)作为评价指标,结果见表2,粗体字代表最佳值。

表2 智能优化算法在基准函数上的评估参数

Tab. 2 Evaluation parameters of the intelligent optimization algorithms on the benchmark functions

函数		SCA	SSA	DOA	AFT	WSO	TSO	MTSO	CTSO	ETSO	
单峰函数	f_1	Avg	3.01×10^{-11}	1.95×10^{-3}	4.71×10^{-20}	9.84×10^{-9}	2.81×10^{-1}	5.16×10^{-50}	1.37×10^{-51}	1.03×10^{-52}	0
		SD	1.10×10^{-10}	2.32×10^3	2.31×10^{-19}	5.37×10^{-8}	3.36×10^{-1}	1.34×10^{-49}	7.35×10^{-50}	5.58×10^{-52}	0
		T	1.523	1.176	2.606	0.943	0.735	0.653	0.701	0.711	0.646
	f_2	Avg	5.71×10^{-2}	5.09×10^{-5}	1.38×10^{-23}	7.77×10^{-7}	8.36×10^{-7}	3.91×10^{-59}	5.14×10^{-60}	1.10×10^{-60}	0
		SD	7.24×10^{-2}	8.39×10^{-5}	7.47×10^{-23}	1.32×10^{-6}	1.32×10^{-6}	1.87×10^{-58}	2.10×10^{-59}	4.77×10^{-60}	0
		T	1.741	1.449	2.871	1.303	1.096	0.944	0.988	1.042	0.880
	f_3	Avg	3.17×10^4	6.08×10^3	5.49×10^{-10}	3.32×10^3	2.24×10^3	5.11×10^{-42}	1.01×10^{-45}	2.20×10^{-51}	0
		SD	1.03×10^4	2.57×10^3	2.96×10^{-9}	1.11×10^3	6.22×10^2	1.82×10^{-41}	5.22×10^{-45}	9.37×10^{-51}	0
		T	2.249	1.881	2.855	1.979	1.447	1.308	1.392	1.470	1.316
多峰函数	f_4	Avg	1.35×10^1	9.07×10^0	1.21×10^{-7}	8.05×10	9.51×10	1.19×10^{-18}	1.65×10^{-21}	1.36×10^{-28}	1.74×10^{-274}
		SD	7.40×10^0	2.57×10^0	4.49×10^{-7}	3.48×10^0	1.99×10^0	4.05×10^{-18}	8.90×10^{-21}	5.16×10^{-28}	0
		T	1.411	1.033	2.154	0.879	0.712	0.548	0.562	0.603	0.522
	f_5	Avg	6.08×10^0	6.18×10^0	4.71×10^{-2}	3.95×10^0	5.00×10^0	1.66×10^{-16}	2.08×10^{-18}	9.06×10^{-22}	0
		SD	1.98×10^0	1.02×10^0	5.10×10^{-2}	4.74×10^{-1}	6.83×10^{-1}	4.71×10^{-16}	7.04×10^{-18}	4.88×10^{-21}	0
		T	1.360	1.021	2.336	0.852	0.696	0.513	0.574	0.603	0.505
	f_6	Avg	1.25×10^{-1}	3.54×10^{-6}	3.26×10^{-3}	3.58×10^{-3}	1.00×10^{-1}	4.71×10^{-14}	2.21×10^{-16}	5.41×10^{-21}	0
		SD	1.47×10^{-1}	4.47×10^{-6}	1.23×10^{-2}	8.94×10^{-3}	1.02×10^{-1}	2.22×10^{-13}	7.77×10^{-16}	1.84×10^{-20}	0
		T	1.441	1.104	2.454	0.948	0.668	0.584	0.631	0.676	0.566

可以看出,ETSO在单峰函数和多峰函数上均表现优异,取得了良好的 Avg, SD 和 T 值,表明

ETSO的精度、稳定性和速度较优。MTSO和CTSO尽管提高了TSO的精度和稳定性,但速

度有所下降。

3.2 分割模型实验评估

本文所用的 RGB 图像均来自雅鲁藏布江砂粒显微图像数据集^[1],图像大小为 $4\,908 \times 3\,264$ 像素,因直方图是图像的搜索空间,像素越多搜索时间越长,为便于性能分析,将其缩放为 512×340 。图像中包含 17 类以上的砂粒,如石英石、长石、各类岩屑。基于该信息,本文设置阈值个数 $K=3,5,7$ 。

图 10 显示了 4 类砂粒显微图像和其直方图。

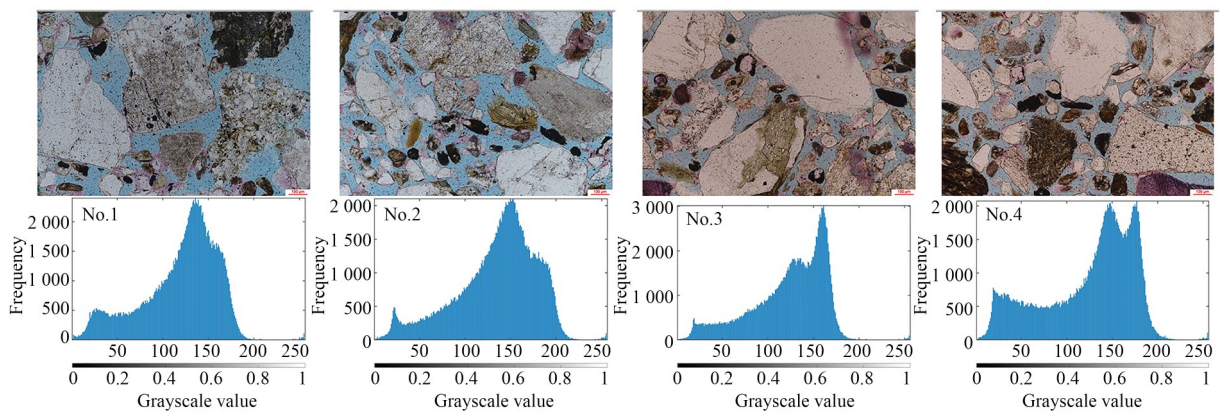


图 10 砂粒显微图像和其直方图
Fig. 10 Microscopic image of sand grains and its histogram

表 3 ETSO 与 TSO 寻找到的阈值 l_k 和信息量 E 的对比
Tab. 3 Comparison of l_k and E found by ETSO and TSO

图像	TSO-EXP		ETSO-EXP	
	l_k	E	l_k	E
No. 1	143 99 55	10. 611	99 143 54	10. 621
No. 2	107 46 76 171 137	15. 807	213 129 167 54 92	15. 841
No. 3	71 115 44 93 154 188 134	20. 859	105 83 189 60 128 36 151	20. 915
No. 4	205 66 142 166 124 101 38	20. 886	112 38 164 203 137 62 88	20. 975

图 11 展示了 ETSO 和 TSO 在 EXP 上的收敛曲线,由式(8)可知, E 值越大越好。由图 9 可知,No. 1 与 No. 2, No. 3 与 No. 4 的直方图整体分布相近,而 No. 2 和 No. 4 中的毛刺细节更丰富,搜索难度大,因此给出这两张图像的收敛曲线。可以看出,ETSO 的初始位置分布较优,初始解质量更好,在迭代时即使陷入局部更新停滞,也能有效跳出,ETSO 算法的寻优性能更强一些。

为全面评估 ETSO-EXP 分割砂粒显微图像的有效性,将其和 ETSO 优化灰度熵、最小交叉

许多砂粒在图像中呈散点状,在直方图中多为毛刺。若分割阈值在毛刺处,即使阈值相差不大,分割结果也会存在差异,为优化算法寻找阈值带来了困难。

表 3 给出了 ETSO 算法在 EXP 上寻找到的阈值 l_k 和其对应的信息量 E 。结果表明,在 K 值较小时,该算法与 TSO 算法无明显差异,但随着 K 值增大,ETSO-EXP 分割图像的信息量更多,总是能寻找到更优的阈值。

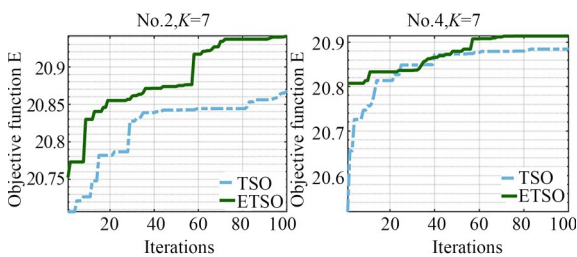
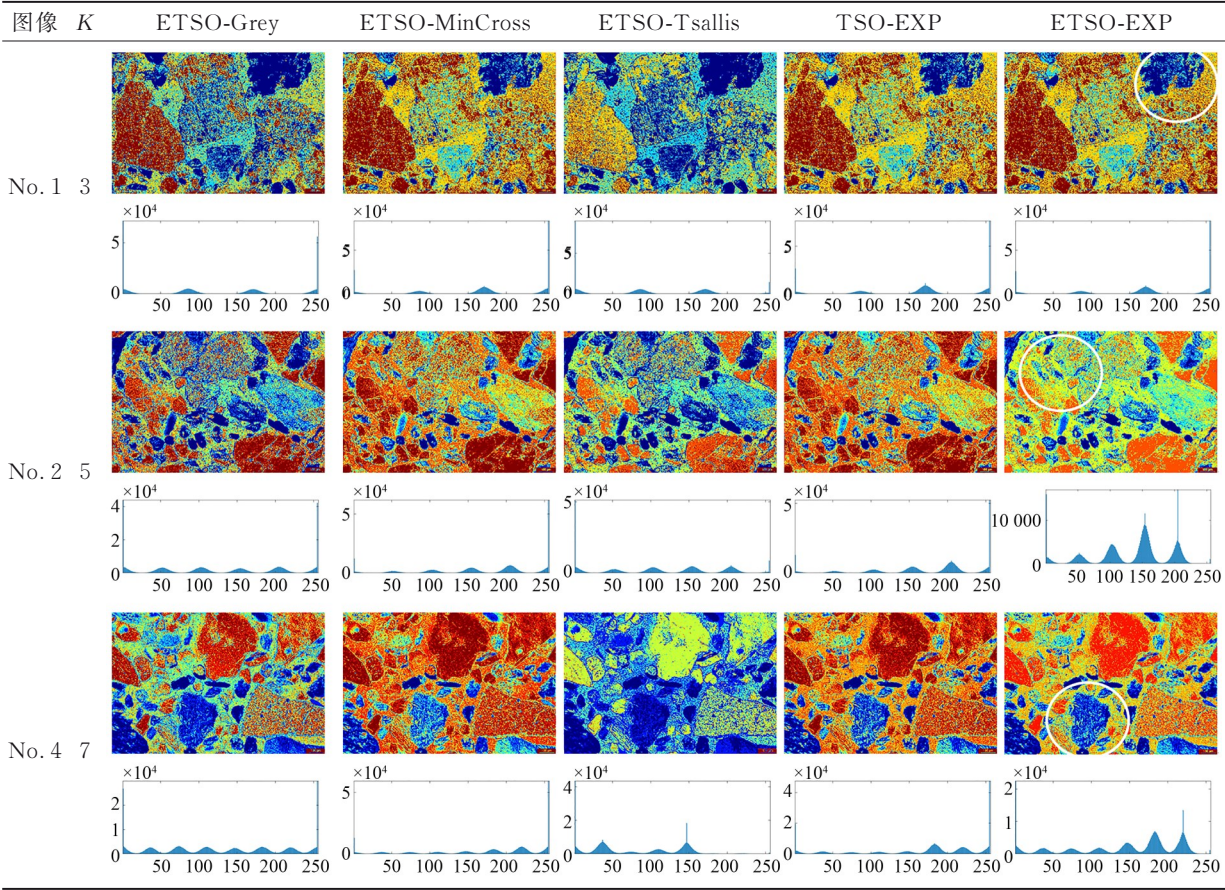


图 11 ETSO 在指数熵上的收敛曲线
Fig. 11 Convergence curves of ETSO on exponential entropy

熵、Tsallis 熵 (ETSO-Grey, ETSO-MinCross, ETSO-Tsallis) 和 TSO-EXP 的做对比。表 4 显示了图像分割结果和直方图,圈中为差异明显的区域。

表 4 砂粒显微图像的分割结果(横坐标为灰度值,纵坐标为频率)

Tab.4 Segmentation results of microscopic images of sand grains (the abscissa is the gray value, and the ordinate is the frequency)



从分割图像可以看出,ETSO-Tsallis 分割图像的灰度值偏低,对亮区域的检测精度较高;ETSO-Grey 加大了分割图像的对比度,颜色整体偏暗。ETSO-MinCross 和 TSO-EXP 分割图像的灰度值偏高,对暗区域的检测精度较高;仅 ETSO-EXP 分割图像的灰度值最接近原始图像,对于砂粒显微图像这类对比度较大的情况,可以最大限度同时保留亮区域和暗区域的纹理特征。

从直方图可以看出,在 $K=3$ 时 ETSO-EXP,TSO-EXP 和 ETSO-MinCross 的直方图分布相近,ETSO-Tsallis 和 ETSO-Grey 的直方图分布相近。但 $K=5,7$ 时,只有 ETSO-EXP 的直方图的总体分布与原图最接近,分割精度最高。

以上是主观评估,为客观评估 ETSO-EXP 的分割性能,以图像质量评价指标峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、结构相似性 (Structural Similarity, SSIM)、特征相似度 (Feature Similarity, FSIM) 分别对图像的信息与噪声含量、分割前后图像的结构相似度和特征相似度进行全面评估,三种参数值越高说明分割精度越高^[33],统计数据见表 5~表 7,由于优化算法在初始位置上的随机性,对每一幅图像均进行 30 次分割实验,评估参数取实验平均值。在应用中,还应考虑到算法的效率,以 30 次实验的总耗时 (T/s) 指标,数据统计见表 8。表中粗体字为六种分割算法的最优值。

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(255 \cdot \sqrt{\frac{M \times N}{\sum \sum (f - \hat{f})^2}} \right), \quad (9)$$

式中: $M \times N$ 为原始图像的尺寸, f 是原图, $\hat{f}$ 是被分割的图像。

$$SSIM = \frac{(2\mu_f\mu_{\hat{f}} + C_1) \times (2\sigma_{f,\hat{f}} + C_2)}{(\mu_f^2 + \mu_{\hat{f}}^2 + C_1) \times (\sigma_f^2 + \sigma_{\hat{f}}^2 + C_2)} \in [0, 1], \quad (10)$$

式中: μ 是灰度均值, σ 是灰度标准差, C 是常量,本文取值 $C_1 = C_2 = 6.45$ 。

$$FSIM = \frac{\sum S_{PC} S_G \times PC_m}{\sum PC_m} \in [0, 1], \quad (11)$$

式中: $S = (2 \bullet_1 \bullet_2 + T_1) / (\bullet_1^2 + \bullet_2^2 + T_2)$, $\bullet$ 代指 PC 或 G , PC 是相位一致性, G 是图像梯度, T 是常数,本文取值 $T_1 = 0.85$, $T_2 = 160$ 。

由表 5~表 7 可知,ETSO-EXP 取得最优值的个数是最多的。在阈值个数 K 较小时,ETSO-

表 5 PSNR 值
Tab. 5 PSNR values

图像	K	ETSO-Grey	ETSO-MinCross	ETSO-Tsallis	TSO-EXP	ETSO-EXP
No. 1	3	1.26×10^1	1.17×10^1	1.34×10^1	1.56×10^1	1.85×10^1
	5	1.38×10^1	1.23×10^1	1.54×10^1	1.87×10^1	1.96×10^1
	7	1.44×10^1	1.28×10^1	1.73×10^1	1.94×10^1	2.08×10^1
No. 2	3	1.27×10^1	1.38×10^1	1.29×10^1	1.44×10^1	1.45×10^1
	5	1.41×10^1	1.48×10^1	1.56×10^1	2.04×10^1	2.18×10^1
	7	1.48×10^1	1.55×10^1	1.68×10^1	2.11×10^1	2.37×10^1
No. 3	3	1.26×10^1	1.12×10^1	1.38×10^1	1.60×10^1	1.61×10^1
	5	1.39×10^1	1.14×10^1	1.53×10^1	1.71×10^1	1.82×10^1
	7	1.45×10^1	1.24×10^1	1.61×10^1	1.81×10^1	2.15×10^1
No. 4	3	1.29×10^1	1.27×10^1	1.27×10^1	1.16×10^1	1.18×10^1
	5	1.55×10^1	1.32×10^1	1.59×10^1	1.98×10^1	2.13×10^1
	7	1.60×10^1	1.35×10^1	1.74×10^1	2.03×10^1	2.33×10^1

表 6 SSIM 值
Tab. 6 SSIM values

图像	K	ETSO-Grey	ETSO-MinCross	ETSO-Tsallis	TSO-EXP	ETSO-EXP
No. 1	3	4.43×10^{-1}	5.34×10^{-1}	4.32×10^{-1}	5.41×10^{-1}	5.44×10^{-1}
	5	5.26×10^{-1}	6.45×10^{-1}	5.50×10^{-1}	6.92×10^{-1}	6.99×10^{-1}
	7	5.76×10^{-1}	6.99×10^{-1}	5.60×10^{-1}	7.41×10^{-1}	7.79×10^{-1}
No. 2	3	4.46×10^{-1}	5.52×10^{-1}	4.52×10^{-1}	5.58×10^{-1}	5.59×10^{-1}
	5	5.37×10^{-1}	6.76×10^{-1}	5.78×10^{-1}	6.96×10^{-1}	7.20×10^{-1}
	7	5.86×10^{-1}	7.30×10^{-1}	5.77×10^{-1}	7.45×10^{-1}	7.96×10^{-1}
No. 3	3	3.97×10^{-1}	4.90×10^{-1}	4.00×10^{-1}	4.78×10^{-1}	4.79×10^{-1}
	5	4.83×10^{-1}	5.92×10^{-1}	5.17×10^{-1}	6.24×10^{-1}	6.37×10^{-1}
	7	5.32×10^{-1}	6.51×10^{-1}	5.20×10^{-1}	6.79×10^{-1}	7.11×10^{-1}
No. 4	3	4.72×10^{-1}	5.19×10^{-1}	3.75×10^{-1}	5.17×10^{-1}	5.18×10^{-1}
	5	5.70×10^{-1}	6.60×10^{-1}	5.25×10^{-1}	6.71×10^{-1}	6.89×10^{-1}
	7	6.13×10^{-1}	7.14×10^{-1}	5.41×10^{-1}	7.35×10^{-1}	7.58×10^{-1}

表 7 FSIM 值
Tab. 7 FSIM values

图像	<i>K</i>	ETSO-Grey	ETSO-MinCross	ETSO-Tsallis	TSO-EXP	ETSO-EXP
No. 1	3	6.88×10^{-1}	7.97×10^{-1}	7.06×10^{-1}	8.26×10^{-1}	8.44×10^{-1}
	5	7.42×10^{-1}	8.49×10^{-1}	7.75×10^{-1}	9.03×10^{-1}	9.15×10^{-1}
	7	7.76×10^{-1}	8.76×10^{-1}	8.31×10^{-1}	9.10×10^{-1}	9.33×10^{-1}
No. 2	3	6.97×10^{-1}	8.27×10^{-1}	6.99×10^{-1}	8.34×10^{-1}	8.35×10^{-1}
	5	7.53×10^{-1}	8.80×10^{-1}	7.94×10^{-1}	9.10×10^{-1}	9.29×10^{-1}
	7	7.86×10^{-1}	9.01×10^{-1}	8.32×10^{-1}	9.14×10^{-1}	9.52×10^{-1}
No. 3	3	6.69×10^{-1}	7.90×10^{-1}	6.95×10^{-1}	8.19×10^{-1}	8.20×10^{-1}
	5	7.23×10^{-1}	8.39×10^{-1}	7.65×10^{-1}	8.87×10^{-1}	8.98×10^{-1}
	7	7.56×10^{-1}	8.66×10^{-1}	8.22×10^{-1}	8.98×10^{-1}	9.28×10^{-1}
No. 4	3	7.42×10^{-1}	8.07×10^{-1}	6.67×10^{-1}	8.02×10^{-1}	8.04×10^{-1}
	5	8.03×10^{-1}	8.75×10^{-1}	7.79×10^{-1}	9.03×10^{-1}	9.15×10^{-1}
	7	8.22×10^{-1}	8.95×10^{-1}	8.18×10^{-1}	9.08×10^{-1}	9.45×10^{-1}

EXP 和 TSO-EXP 差别不大,而且 ETSO-Grey 和 ETSO-MinCross 在某些特定种类的图像上分割精度达到了最优,但普适性低。随着 *K* 的增加,

ETSO-EXP 在 PSNR, SSIM、FSIM 上表现愈发优秀。由表 8 可知,ETSO-EXP 具有较快的速度。

表 8 T 值
Tab. 8 T values

图像	<i>K</i>	ETSO-Grey	ETSO-MinCross	ETSO-Tsallis	TSO-EXP	ETSO-EXP
No. 1	3	26.337	26.953	34.254	26.219	26.045
	5	27.133	27.845	35.688	26.631	26.673
	7	27.654	28.411	37.566	26.68	26.788
No. 2	3	26.565	26.812	33.359	26.613	26.263
	5	27.154	27.527	35.658	26.679	26.501
	7	28.103	28.542	37.123	26.969	26.203
No. 3	3	26.490	27.072	34.237	26.869	25.839
	5	26.489	27.694	35.360	26.519	26.627
	7	28.362	28.432	36.513	26.846	26.833
No. 4	3	27.046	27.455	33.722	26.076	25.713
	5	27.289	27.881	35.457	26.685	26.419
	7	28.028	28.493	37.223	27.513	27.092

综上所述,砂粒显微图像分割方法 ETSO-EXP 不仅精度较高,还速度较快,满足工程需求。为验证 ETSO 优化指数熵分割砂粒显微图

像的合理性,图 12 给出了 ETSO-EXP 分割 No. 4 阈值分割线。结果表明,ETSO 寻优到的阈值较为合理。

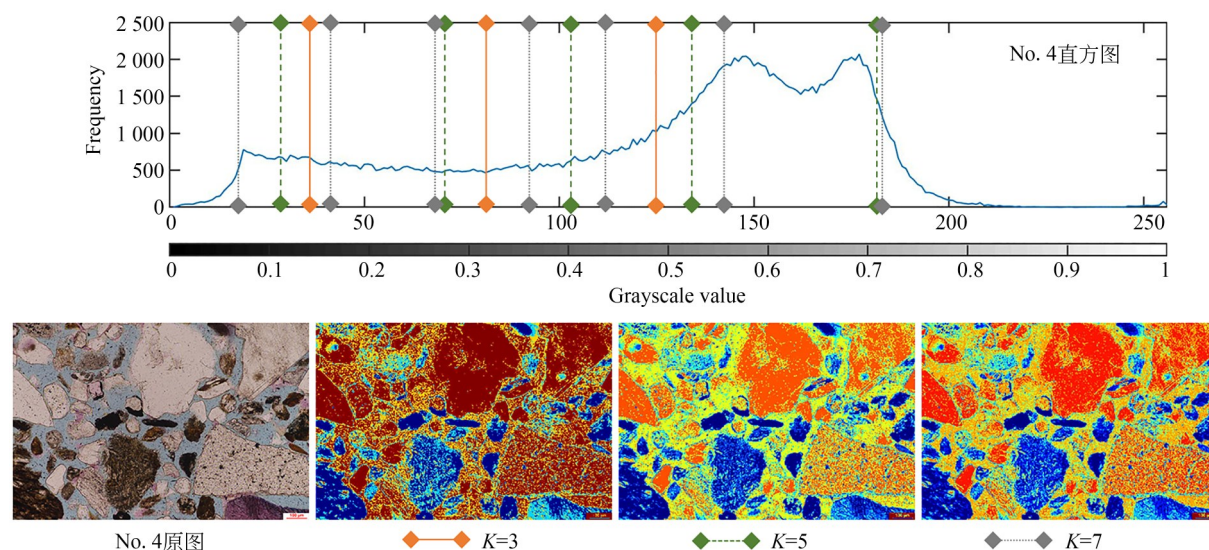


图12 ETSO-EXP分割No. 4的阈值分割线和分割图

Fig. 12 Threshold segmentation line and segmentation map of ETSO-EXP segmentation No. 4

4 结 论

本文针对砂粒显微图像提出一种增强型金枪鱼群优化指数熵的图像分割方法ETSO-EXP。ETSO算法中的混沌扰动策略可以帮助金枪鱼群在初始位置更均匀地分布;动态权重策略在迭代前期更侧重全局搜索,在迭代后期侧重局部开发;余弦干扰策略让金枪鱼群距离最优个体的距离周期变动。基准函数实验证明了ETSO算法不仅极大地提高了TSO寻优精度,收敛速度也有小幅提高。在雅鲁藏布江砂粒显微图像数据集的分割实验上,主观评估结果表明:图像分割

方法ETSO-EXP可以有效保留对比度较高、纹理丰富或碎屑尺寸差异较大的砂粒纹理特征;客观评估结果表明:增强型金枪鱼群优化指数熵分割的图像在峰值信噪比、结构相似性、特征相似度和寻优速度的评估上比金枪鱼群优化指数熵分割方法分别提升了18.78%,6.85%,4.16%和3.83%,在同类算法中也表现出了优越的性能,具有较高的分割精度和处理速度。

在未来的工作中,将致力于把该方法的分割结果作为机器学习的输入,实现砂粒碎屑的并行分类。此外,该方法可延伸至组织细胞显微图像和土壤微观颗粒图像等领域,有广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] 董小龙,胡修棉,赖文. 雅鲁藏布江砂粒显微图像数据集[J]. 中国科学数据, 2020, 5(3): 34-43.
DONG X L, HU X M, LAI W. A photomicrograph dataset of sand grains from the Yarlung Tsangpo, Tibet[J]. *China Scientific Data*, 2020, 5(3): 34-43. (in Chinese)
- [2] RAMESH K K D, KUMAR G, SWAPNA K, et al. A review of medical image segmentation algorithms[J]. *EAI Endorsed Transactions on Pervasive Health and Technology*, 2018: 169184.
- [3] YARMOHAMMADI S, WOOD D A, KADKHO-DAIE A. Reservoir microfacies analysis exploiting microscopic image processing and classification algorithms applied to carbonate and sandstone reservoirs[J]. *Marine and Petroleum Geology*, 2020, 121: 104609.
- [4] SAFARI H, BALCOM B J, AFROUGH A. Characterization of pore and grain size distributions in porous geological samples - an image processing workflow[J]. *Computers and Geosciences*, 2021, 156: 104895.
- [5] CHEN Z H, LIU X J, YANG J J, et al. Deep learning-based method for SEM image segmentation in mineral characterization, an example from Duvernay Shale samples in Western Canada Sedimentary Basin[J]. *Computers and Geosciences*, 2020, 138: 104450.

- [6] PARE S, KUMAR A, SINGH G K, *et al.* Image segmentation using multilevel thresholding: a research review [J]. *Iranian Journal of Science and Technology*, Transactions of Electrical Engineering, 2020, 44(1): 1-29.
- [7] LUO G, PAN S K, ZHANG Y L, *et al.* Research on establishing numerical model of geo material based on CT image analysis[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2019, 2019(1): 36.
- [8] WANG C C, ZHAO H, SHENG G L, *et al.* Multi-scale and multi-region pore structure analysis on sandy conglomerate whole core with digital rock model[J]. *Journal of Energy Resources Technology*, 2023, 145(8): 084502.
- [9] WANG M, WANG W, FENG S, *et al.* Adaptive multi-class segmentation model of aggregate image based on improved sparrow search algorithm [J]. *KSI Transactions on Internet and Information Systems*, 2023, 17(2): 391-411.
- [10] 杨蕊, 李玉, 赵泉华. 高分辨率全色遥感图像多级阈值分割[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(10): 2370-2383.
- YANG Y, LI Y, ZHAO Q H. Multi-level threshold segmentation of high-resolution panchromatic remote sensing imagery[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(10): 2370-2383. (in Chinese)
- [11] OUCHICHA C, AMMOR O, MEKNASSI M. A new approach based on exponential entropy with modified kernel fuzzy c-means clustering for MRI brain segmentation[J]. *Evolutionary Intelligence*, 2023, 16(2): 651-665.
- [12] SINGH GILL H, SINGH KHEHRA B, 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.
- [13] ZHENG Z, ZHA B T, XUCHEN Y S, *et al.* Adaptive edge detection algorithm based on grey entropy theory and textural features[J]. *IEEE Access*, 2943, 7: 92943-92954.
- [14] WANG Y, ZHANG G B, ZHANG X F. Multi-level image thresholding using tsallis entropy and cooperative pigeon-inspired optimization bionic algorithm[J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2019, 16(5): 954-964.
- [15] ZHANG H, FRITTS J E, GOLDMAN S A. An entropy-based objective evaluation method for image segmentation [C]. *Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia 2004, SPIE Proceedings*. San Jose, CA. SPIE, 2003: 38-49.
- [16] 张坤华, 谭志恒, 李斌. 结合粒子群优化和综合评价的脉冲耦合神经网络图像自动分割[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(4): 962-970.
- ZHANG K H, TAN Z H, LI B. Automated image segmentation based on pulse coupled neural network with particle swarm optimization and comprehensive evaluation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(4): 962-970. (in Chinese)
- [17] DHAL K G, DAS A, RAY S, *et al.* Nature-inspired optimization algorithms and their application in multi-thresholding image segmentation[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2020, 27(3): 855-888.
- [18] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, *et al.* Salp swarm algorithm: a bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. *Advances in Engineering Software*, 2017, 114: 163-191.
- [19] BAIRWA A K, JOSHI S, SINGH D. Dingo optimizer: a nature-inspired metaheuristic approach for engineering problems[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021: 1-2.
- [20] BRAIK M, HAMMOURI A, ATWAN J, *et al.* White Shark Optimizer: a novel bio-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 243: 108457.
- [21] XIE L, HAN T, ZHOU H, *et al.* Tuna swarm optimization: a novel swarm-based metaheuristic algorithm for global optimization[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, 2021: 9210050.
- [22] MIRJALILI S. SCA: a Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 96: 120-133.
- [23] BRAIK M, RYALAT M H, AL-ZOUBI H. A novel meta-heuristic algorithm for solving numerical optimization problems: Ali Baba and the forty thieves[J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34(1): 409-455.
- [24] XIAO R G, LIU G Q, YI D R, *et al.* Study on prediction model of liquid holdup based on back propagation neural network optimized by tuna

- swarm algorithm[J]. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 2023, 45(3): 8623-8641.
- [25] QIN Z B, XU H, JIN Y, *et al.* Multi-strategy improved tuna swarm optimization algorithm for feature selection of network intrusion detection[C]. *3rd International Conference on Artificial Intelligence, Automation, and High-Performance Computing (AIAHPC 2023)*. March 31-April 2, 2023. Wuhan, China. SPIE, 2023, 12717: 681-686.
- [26] NANDA B, MUNI B P, JENA R K. Enhancing power quality in microgrids with hybrid tuna-glow-worm swarm optimization strategy for renewable energy sources[J]. *Energy Technology*, 2024, 12(3): 2300067.
- [27] ALSATTAR H A, ZAIDAN A A, ZAIDAN B B. Novel meta-heuristic bald eagle search optimisation algorithm[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2020, 53(3): 2237-2264.
- [28] ABDOLLAHZADEH B, GHAREHCHOPOGH F S, MIRJALILI S. African vultures optimization algorithm: a new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 158: 107408.
- [29] GOTTHANS T, SPROTT J C, PETRZELA J. Simple chaotic flow with circle and square equilibrium[J]. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 2016, 26(8): 1650137.
- [30] ZHANG M J, LONG D Y, QIN T, *et al.* A chaotic hybrid butterfly optimization algorithm with particle swarm optimization for high-dimensional optimization problems[J]. *Symmetry*, 2020, 12(11): 1800.
- [31] TUERXUN W, XU C, GUO H Y, *et al.* An ultra-short-term wind speed prediction model using LSTM based on modified tuna swarm optimization and successive variational mode decomposition[J]. *Energy Science & Engineering*, 2022, 10(8): 3001-3022.
- [32] KUMAR C, MAGDALIN MARY D. A novel chaotic-driven Tuna Swarm Optimizer with Newton-Raphson method for parameter identification of three-diode equivalent circuit model of solar photovoltaic cells/modules[J]. *Optik*, 2022, 264: 169379.
- [33] HOUSSEIN E H, MOHAMED G M, IBRAHIM I A, *et al.* An efficient multilevel image thresholding method based on improved heap-based optimizer[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 9094.

作者简介:



王梦菲(1996—),女,安徽人,长安大学信息学院智能交通与信息系统工程专业2019级博士生在读,本科毕业于华北科技学院电子信息工程专业。主要从事数字图像处理和计算机视觉领域的研究。E-mail: m. f. wang@fox-mail.com

通讯作者:



李理敏(1984—),男,浙江人,博士,副教授。2006年本科毕业于浙江大学电子科学与技术专业,2012年博士毕业于中国科学院上海微系统与信息技术研究所通信与信息系统专业,现任温州大学电气与工程学院电子系主任。主要从事信号检测、图像处理等领域的研究。E-mail: lilimin@wzu.edu.cn

通讯作者:



王卫星(1959—),男,黑龙江人,教授,博士生导师,1982年和1985年分别在国内获得学士学位和工程硕士,1997年在瑞典皇家工学院获得博士学位,现任职于长安大学。主要从事图像处理、模式识别和机器视觉等领域的研究。E-mail: wxwang@chd.edu.cn