

文章编号 1004-924X(2023)13-1973-15

混沌 SSA 优化多重熵阈值的骨料图像自动分割

王梦菲¹, 王卫星^{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: 多重熵阈值(MET)随阈值个数 K 的增加其运算时间成倍增长,而相关优化策略的精度与稳定性低,使得分割的骨料图像缺失大量表面粗糙度与边缘等特征信息。为了克服这一问题,提出了一种基于混沌麻雀搜索算法(SSA)优化MET的骨料自动分割模型。为增强SSA的全局优化能力和鲁棒性,在种群位置初始化时加入Logistic混沌映射均匀麻雀分布,并提出扩张参数扩大全局搜索,控距精英变异及时跳出局部停滞,将该算法称为LSSA,可以在不降低收敛速度的情况下提升求解质量。LSSA用于MET参数的自动选取,以Renyi熵、对称交叉熵和Kapur熵作为目标函数,快速确定最佳阈值集。对不同特征的骨料图像进行了分割实验,通过对比6类组合算法与FCM算法,证明了LSSA-MET的有效性,随着 K 的增加仍然保持着较快的运行速度,即使 $K=6$ 时,平均分割一张图片也只需1.532 s。其中LSSA-Renyi熵表现最佳,峰值信噪比、结构相似性和特征相似度分别提高了29.92%,10.67%和5.16%,有效地保留了骨料表面纹理和边缘特征,同时达到了精度与速度的最佳平衡。

关键词: 图像分割;骨料;多重熵阈值;优化;麻雀搜索算法;Logistic映射

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20233113.1973

Automatic segmentation of aggregate images with MET optimized by chaos SSA

WANG Mengfei¹, WANG Weixing^{1*}, 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: Multiple entropy thresholding (MET) increases exponentially with an increase in the number of thresholds K . Related optimization strategies exhibit low accuracy and stability with the segmented aggregate images lacking considerable feature information such as surface roughness and edges. To overcome these problems, an automatic image segmentation model based on a chaotic sparrow search algorithm (SSA) was developed to optimize MET. SSA is a newer intelligent optimization algorithm. To enhance the global optimization capability and robustness of SSA, a logistic map is added to the uniform sparrow distribution at the time of population position initialization, an expansion parameter is applied to expand the global search, and temporal local stagnation is avoided by range-control elite mutation jumps. This algo-

收稿日期:2022-08-30;修订日期:2022-10-11.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61170147);国家自然科学基金重点基金资助项目(No. U1401252);浙江省教育部科研项目(No. Y202146796);浙江省自然科学基金资助项目(No. LTY22F020003);温州中国重大科技创新项目(No. ZG2021029)

rithm is called logistic SSA (LSSA) and can improve the solution quality without reducing convergence speed. LSSA is used for the automatic selection of MET parameters, with the Renyi entropy, symmetric-cross entropy, and Kapur entropy as objective functions to quickly determine the correct thresholds. In this study, image segmentation and algorithm comparison experiments are conducted on aggregate images with different characteristics. The effectiveness of LSSA-MET was demonstrated by comparing six types of combined algorithms with the fuzzy C-means (FCM) algorithm. The proposed algorithm maintains a relatively high speed with an increase in K , taking 1.532 s to split an image on average even when $K=6$. Among the various entropies, LSSA-Renyi entropy performed the best, achieving 29.92%, 10.67%, and 5.16% accuracy improvements in peak signal-to-noise ratio (PSNR), structural similarity (SSIM), and feature similarity (FSIM), respectively, thereby effectively retaining the aggregate surface texture and edge characteristics while achieving the optimum balance between precision and speed.

Key words: image segmentation; aggregate; multiple entropy thresholding; optimization; sparrow search algorithm; logistic map

1 引 言

骨料在道路交通、铁路修建和房屋建筑等土木工程中有着广泛的应用,高精度的形态测量与分析是保障生产质量的关键^[1]。由于骨料粒径大小在毫米级,形状不规则,表面粗糙度不均匀,而且颗粒互相接触,骨料的图像处理比其他颗粒的图像处理更有挑战。

多类分割算法是现代辅助骨料检测的常用工具,根据不连续性、颜色或灰度相似性、纹理等特征将图像划分为多类同质的区域^[2]。如阈值、区域、聚类 and 语义分割算法,适用的骨料图像不尽相同。分水岭^[3]、区域生长^[4]与聚类算法^[5]都适合边缘清晰的骨料图像,但是骨料表面到边缘处灰度过渡平缓,骨料覆盖或接触容易欠分割使粒径偏大,还会出现灰度融合现象丢失粗糙特征。语义分割近年在粒径检测上成果显著,不足的是它在表面纹理的并行分割上还有困难^[6]。阈值分割操作简单、鲁棒性高,根据像素的强度和一组阈值将像素分为有限数量的类,适用于各类嘈杂图像。双阈值可以很好地分离背景、边缘与表面^[7]。多阈值与单阈值相比能在分离相连的骨料的同时保持边缘、粗糙度和其他细节^[8]。自动化阈值确定方法包括 OTSU^[9]、Renyi 熵^[10]、Kapur 熵^[11]、对称交叉熵^[12]、Tsallis 熵、指数熵与模糊熵^[13-14]等。基于熵的骨料检测可以快速得到骨料表面信息^[15],Kapur 熵也叫最大熵,可以良好地分割前景与背景具有相同的概率分布时的图像。

Renyi 和 Tsallis 熵都是香农熵的推广,广泛应用于目标识别与图像分割。但随着阈值数量的增加,穷举法会使计算时间呈指数倍增长。

优化算法可作为参数选择器辅助上述多重熵阈值(Multiple Entropy Thresholding, MET)快速确定阈值集,加快分割效率^[16-17]。流行的有粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)^[18-19]、布谷鸟算法(CS)、蝙蝠算法(BAT)、灰狼优化(Grey Wolf Optimizer, GWO)^[20-21]、蚁狮算法(ALO)、鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)^[22]、旗鱼优化算法(SFO)、蜉蝣算法(Mayfly Algorithm, MA)^[23]和麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)^[24-25]等。受种群分布和搜索方式的影响,它们的准确性、速度和稳定性有所不同。例如,WOA 的搜索路径为螺旋式,速度较快。GWO 按等级划分种群,可以搜索到更优的解。SSA 用矩阵存储每一维的位置确保不会重复搜索,划分种群为 3 种麻雀,共 6 种搜索方式,效率和鲁稳定性都很高。

这些优化算法均存在两大缺点:全局搜索不全与陷入局部最优解,这导致分割精度低或不稳定。针对全局搜索不全的问题,目前的解决办法有多种优化算法的组合^[26]、引入反向学习、交叉选择、随机序列和混沌映射等;而针对陷入局部最优解,可以通过 Levy 飞行、Cauchy-Gaussian 变异个体、随机游走和概率扰动等策略跳出局部。Chen 等^[27]结合 Tent 混沌、动态自适应权重和 Levy 飞行(CDLSSA),获得较高的优化精度和稳

定性,但分割时间被延长。为了确保速度,Liu 等^[28]提出用混沌映射、自适应惯性权重全局优化 SSA(CASSA),但精度提升不大。这些策略始终无法实现精度与速度的最佳平衡。

鉴于以上分析,本文提出一种 LSSA-MET 自动分割模型。首先,使用 Logistic 映射、扩张参数和控距精英变异 3 种策略从全局和局部综合优化 SSA,在大幅提高搜索精度的前提下确保其收敛速度。然后,使用 LSSA 快速准确地确定 MET 的阈值集,提高分割效率。LSSA-MET 具有较高的稳定性,对于各类骨料图像能保留更多的边缘与纹理粗糙度等特征信息。

2 原理

2.1 麻雀搜索算法

SSA 是 Xue 等^[24]在 2020 年提出的一种模拟麻雀觅食和反捕食行为的优化算法。在觅食期间,将麻雀分为发现者和加入者。发现者具有更好的适应度,它们提供觅食区域和方向。发现者的位置更新规则为:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot T_{\max}}\right), & R_2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases}, \quad (1)$$

其中: $x_{i,j}^t$ 是第 i 只麻雀在第 j 维空间里迭代次数为 t 时的位置, $T_{\max}$ 是最大迭代数, $\alpha \in (0, 1)$ 是一个随机数, $R_2 \in (0, 1)$ 是预警值, $ST \in [0.5, 1]$ 是安全值, Q 是服从正态分布的随机数, L 是 $1 \times d$ 阶的全 1 矩阵。

加入者跟随发现者来获取食物,但一些非常饥饿的加入者会改变觅食路径。加入者的位置更新规则为:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{\text{worst}}^t - x_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ x_{\text{best}}^{t+1} + |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & i \leq \frac{n}{2} \end{cases}, \quad (2)$$

其中: x_{best} 是最优位置, x_{worst} 是最差位置, A 是 $1 \times d$ 阶矩阵,它的元素值为 ± 1 ,且 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。

在反捕食期间,随机产生预警麻雀。边缘的麻雀迅速移动到安全的位置,剩下的麻雀互相靠近。预警者的位置更新规则为:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}}^t + \beta \cdot |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^t|, & f_i > f_g \\ x_{i,j}^t + K \cdot \frac{|x_{i,j}^t - x_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon}, & f_i = f_g \end{cases}, \quad (3)$$

其中: β 是步长控制参数,服从标准正态分布, $K \in [-1, 1]$ 控制麻雀的移动方向, ϵ 是最小的常数, f_g 是最佳适应度值, f_w 是最差适应度值。

当 SSA 作为参数选择器时,让所有麻雀随机分布在搜索空间内,根据上述 3 个位置更新公式快速收敛至最优值,即为最终的寻优结果。

2.2 LSSA

2.2.1 Logistic 映射

在 SSA 中,麻雀的初始位置是随机的,麻雀聚集对全局搜索非常不利。而混沌映射可以将一般序列转换为遍历的、均匀的、随机的非线性混沌序列。Logistic^[29]是一个典型的混沌系统,可描述为:

$$x(k+1) = a \cdot x(k) \cdot (1 - x(k)), \quad (4)$$

其中: $x(0) \notin \{0, 0.25, 0.5, 0.75, 1\}$, $x(k+1) \in (0, 1)$, $a \in (0, 4)$ 为控制参数。 a 与 $x(k)$ 的关系如图 1(a)所示, $a > 3.57$ 时产生混沌; $a \in [3.9, 4]$ 时存在稳定的混沌,均匀分布在 $0 \sim 1$ 之间,不收敛且非周期性。当 $a = 4$, $x(0) = 0.1$ 时的混沌序列分布如图 1(b)所示。

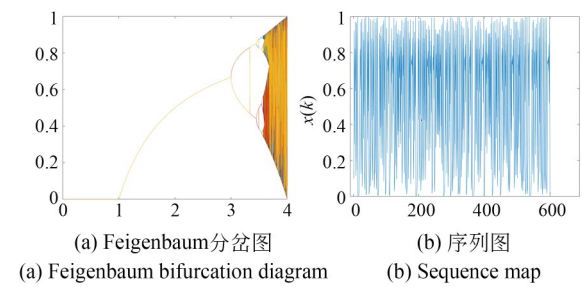


图 1 Logistic 映射

Fig. 1 Logistic mapping

使用 Logistic 混沌映射种群中每只麻雀在每个维度下的初始位置 $x(0)$,它可以在不增加优化时间的情况下快速干扰种群,让麻雀更均匀地分布,随机性高且系统稳定。

2.2.2 扩张参数

发现者受函数 $y = e^{-x}$ 的影响。随着迭代次数的增加,搜索范围迅速缩小,降低了全局搜索能力,容易陷入局部,从而降低了寻优精度,所以

提出扩张参数用于增大搜索范围。在迭代的前期 $t < \frac{T_{\max}}{2}$ 时,使用较大的参数,尽可能地分散麻雀。在迭代的后期 $t \geq \frac{T_{\max}}{2}$,麻雀集中,使用较小的参数,可表示为:

$$\sigma = \begin{cases} \sigma_{\max} - \frac{1 + \cos\left(\frac{t\pi}{T_{\max}}\right)}{2}, & t < \frac{T_{\max}}{2} \\ \sigma_{\min} + \frac{1 - \cos\left(\frac{t\pi}{T_{\max}}\right)}{2}, & t \geq \frac{T_{\max}}{2} \end{cases}, \quad (5)$$

其中: $\sigma_{\max}$ 是迭代开始的参数, $\sigma_{\min}$ 是迭代结束的参数。经多次实验,当 $\sigma_{\max}$ 接近 1, $\sigma_{\min}$ 接近 -1 时扩张效果最好。取 $\sigma_{\max} = 0.99$, $\sigma_{\min} = -0.99$ 。

将扩张参数引入发现者的位置更新,那么它们的位置更新规则变为:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\sigma \cdot \alpha \cdot T_{\max}}\right), & R_2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases}. \quad (6)$$

2.2.3 控距精英变异

麻雀在搜索中会陷入许多的局部最优解,如果个体无法及时逃出,会过分消耗种群,导致更优的解被漏检。现有的策略都不确保麻雀跳出局部,如 Cauchy-Gaussian 变异、Levy 飞行与随机游走,而其中一些需要更多的时间。因此,提出一种控距精英变异策略,它可以被快速实施,同时提升解的精度。每次迭代选择一只精英麻雀使它跳出局部区域,控制它移动的距离。为确保麻雀选择准确,在每次迭代后期对麻雀适应度值排序,筛选出适应度值最好的麻雀作为精英麻雀,其位置为 x_{best} 。当 x_{best} 与适应度值最低的 x_{worst}

距离较远时,麻雀依然分散,让 x_{best} 在 (lb, ub) 内随机变异。相反地,当 x_{best} 和 x_{worst} 距离较近时麻雀聚集,控制 x_{best} 变异到 $r = x_{\text{best}} - x_{\text{worst}}$ 的矩形区域外,并在 (lb, ub) 的区域内。这是为了保证精英麻雀在避免该局部的同时继续全局寻优。精英麻雀的位置更新规则为:

$$x'_{\text{best}} = \begin{cases} d \cdot \text{randn} + lb, & r > \frac{d}{2} \\ x_{\text{best}} + r + (d \cdot \text{randn} + lb) \cdot \text{randn}, & r \leq \frac{d}{2} \end{cases}, \quad (7)$$

其中: $d = ub - lb$, $r = |x_{\text{best}} - x_{\text{worst}}|$ 。

这种方式可以很大程度地提高跳出局部最优解的几率,最大限度地减少迭代消耗,不会像传统策略跳出的麻雀重回该局部消耗迭代时间。

2.3 多重熵阈值

MET 借助直方图将具有不同灰度强度的像素分类,并为每个类别分配最近的灰度值,从而实现分割。Renyi 熵、对称交叉熵与 Kapur 熵对信息量的计算方法有所不同。

当阈值个数为 K 时,直方图被分为 $K+1$ 个区域,记每个区域对应的信息量分别为 $H_1, H_2, \dots, H_{K+1}$,那么所有区域的信息总和为 $E = H_1 + H_2 + \dots + H_{K+1}$ 。

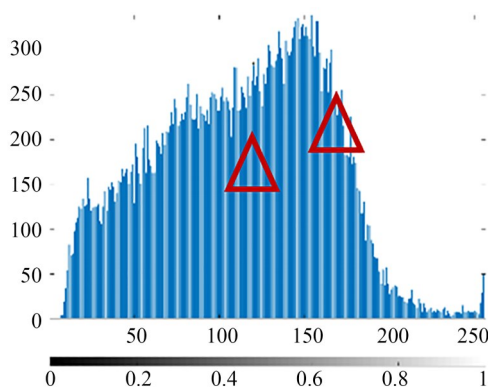
Renyi 熵、对称交叉熵与 Kapur 熵在第 k 个区域的信息量可分别表达为:

$$H_{k-R}(l) = \frac{1}{1-\alpha} \ln \left(\sum_{i=l_{k-1}}^{l_k} \left(\frac{P_i}{\omega_k(l)} \right)^\alpha \right), \quad (8)$$

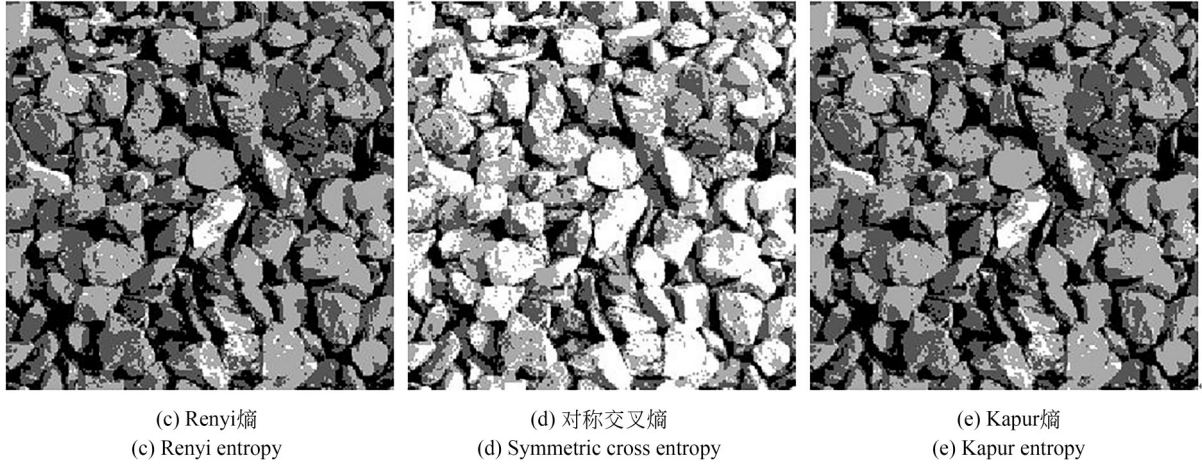
$$H_{k-S}(l) = \sum_{i=l_{k-1}}^{l_k} h_i \left(i \cdot \ln \left(\frac{i}{u_k(l)} \right) + u_k(l) \cdot \ln \left(\frac{u_k(l)}{i} \right) \right), \quad (9)$$



(a) 原图
(a) Original image



(b) 直方图
(b) Histogram

图 2 MET 在 $K=3$ 时的骨料分割图像Fig. 2 Aggregate segmentation images of MET at $K=3$

$$H_{k-K}(l) = - \sum_{i=l_{k-1}}^{l_k} \frac{P_i}{\omega_k(l)} \ln \left(\frac{P_i}{\omega_k(l)} \right), \quad (10)$$

其中: $[l_{k-1}, l_k]$ 是第 k 个区域的灰度范围, h_i 是灰度值为 i 的频数, u_k 是该区域的灰度均值, P_i 是像素的灰度值为 i 的概率, ω_k 是该区域灰度值的概率总和, $\alpha \in [0, 1]$ 是可调参数, 本文 $\alpha = 0.5$ 。

利用 Renyi 熵、对称交叉熵或 Kapur 熵求解阈值集, 即计算使 E 达到最大或最小值的一组 l , 得到:

$$l_{(1,2,\dots,K)-R} = \operatorname{argmax} \{ E \}, \quad (11)$$

$$l_{(1,2,\dots,K)-S} = \operatorname{argmin} \{ E \}, \quad (12)$$

$$l_{(1,2,\dots,K)-K} = \operatorname{argmax} \{ E \}. \quad (13)$$

以上 3 种熵的分割效果略有不同, 如图 2 所示, 主要原因是骨料图像的颜色、纹理与目标占比带来的直方图的变化。

骨料图像直方图在波谷处通常很平缓, 但有非常多的极值点, 而且它们距离接近。所以, 即使阈值仅相差一个灰度值, 分割结果也可能有着较大的差异。因此, 优化算法的性能直接影响分割精度和稳定性。

2.4 LSSA-MET

在分割图像时, LSSA 把熵求解阈值的公式作为目标函数, 直方图作为搜索空间。LSSA 使均匀分布的麻雀快速收敛至最优解。对应的麻雀位置就是分割阈值, 该模型被称为 LSSA-MET。用 LSSA-MET 分割骨料图像的相关流程见图 3。

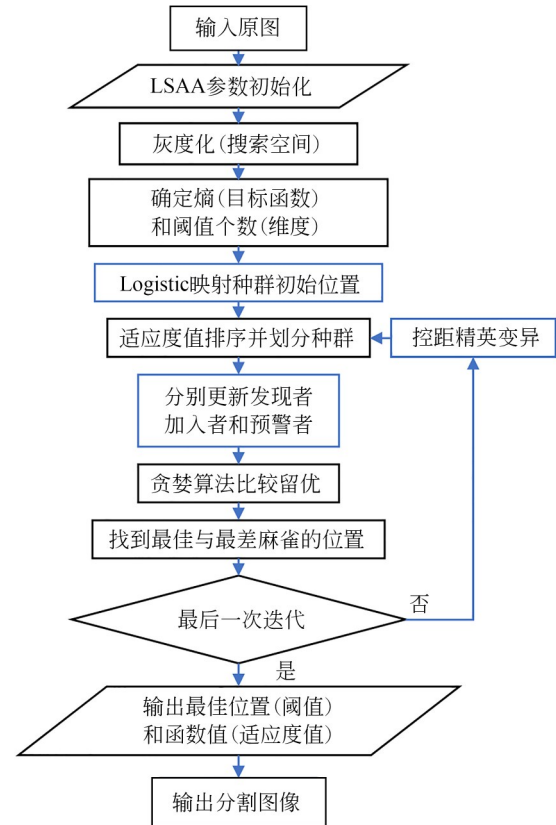


图 3 LSSA-MET 的流程

Fig. 3 Flowchart of LSSA-MET

3 实验与结果分析

3.1 优化算法性能测试

基准函数实验用于测试优化算法的性能, 是一种公平且全面的评估方法。单峰函数只有一

个最优值,检验全局搜索能力;而多峰函数有多个局部最优值和一个全局最优值,检测局部收敛能力,同时可以评估其收敛过程及收敛效率等。基准测试函数的表达式如下:

$$\begin{aligned}
 F_1(x) &= \sum_{i=1}^D x_i^2, [-100, 100]^D, \\
 F_2(x) &= \max\{|x_i|, 1 \leq i \leq D\}, [-100, 100]^D, \\
 F_3(x) &= \sum_{i=1}^D [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2], \\
 &\quad [-30, 30]^D, \\
 F_4(x) &= \sum_{i=1}^D -x_i \cdot \sin(\sqrt{|x_i|}), [-500, 500]^D, \\
 F_5(x) &= \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10], \\
 &\quad [-5.12, 5.12]^D, \\
 F_6(x) &= \frac{\pi}{D} \{10 \sin^2(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{D-1} (y_i - 1)^2 \cdot \\
 &\quad (1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})) + \sum_{i=1}^D u(x_i, 10, 100, 4)\}, \\
 &\quad y_i = 1 + (x_i + 1)/4, \\
 u(x_i, a, k, m) &= \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a \leq x_i \leq a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}
 \end{aligned}$$

$[-50, 50]^D$ 。

其中, $F_1 \sim F_6$ 的最优值分别为 0, 0, 0, $-418.9829D$, 0, 0。维度 $D=2$ 时 F_1 和 F_4 的示意图见图 4。

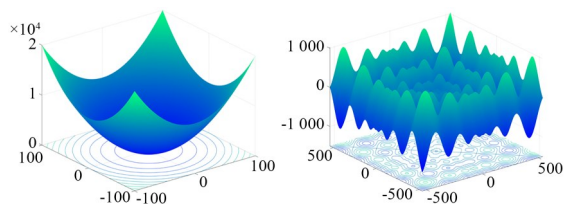


图 4 F_1 和 F_4 在 $D=2$ 的示意图

Fig. 4 Schematic diagrams of F_1 and F_4 at $D=2$

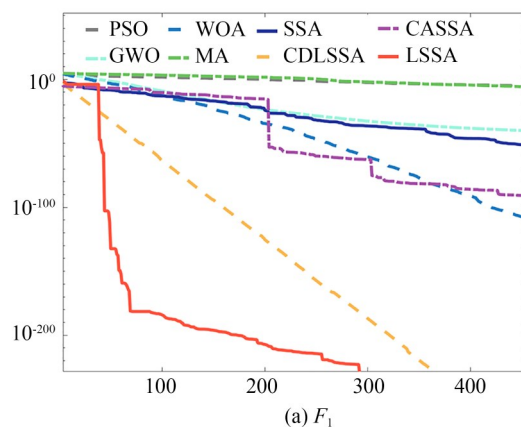
将 LSSA 和 PSO, GWO, WOA, MA, SSA, CDLSSA 及 CASSA 进行对比。为保证公平,参阅大量文献后设置的各个优化算法的参数如下^[18-24, 27-28]: PSO 中 $C_1 = C_2 = 1.5$, $\omega = 0.74$, GWO 中 α 从 2 线性减小至 0, $r_1, r_2 \in [0, 1]$, WOA 中 $\alpha \in [0, 2]$, $b = 1$, $l \in [-1, 1]$, MA 中 $g = 1$, $g_{\text{damp}} = 1$, $\alpha_1 = 1$, $\alpha_2 = \alpha_3 = 1.5$ 。SSA, CDLSSA, CASSA 和 LSSA 的发现者比例 $PD = 20\%$, 预警者比例 $SD = 10\%$, $ST = 0.8$, 在 CDLSSA 中, $\text{levy beat} = 1.5$, $K = 2$, 而在 CASSA 中

$S = 1$ 。此外,种群大小为 60,最大迭代次数为 600,基准函数维度 $D = 30$,实验次数为 60。

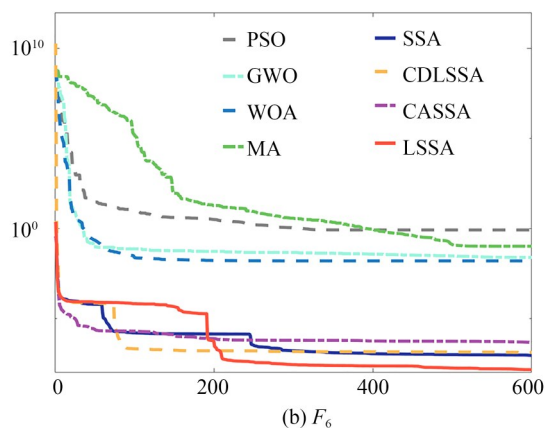
从算法的精度、稳定性和效率考虑,本文采用寻优的最佳值(Best)、平均值(AVG)、标准差(SD)和总时间(T)作为评估参数,统计结果见表 1。

表 1 中,横向对比的最优值用粗体字突出表示,可以看出, LSSA 的总体性能更优。在单峰函数 $F_1 \sim F_3$ 上, LSSA 的 BEST, AVG 和 SD 远远高于其他算法,而它的 T 与最优的 T 相比差距很小。在多峰函数 $F_4 \sim F_6$ 上, LSSA 依然优越,且 T 在 F_5 上达到最优。总的来说, WOA, SSA, CASSA 与 LSSA 速度较快,而 CDLSSA 与 LSSA 的精度和稳定性最高,但 CDLSSA 的 T 约是 LSSA 的 2 倍。综合来看, LSSA 达到了速度与精度的最佳平衡。

图 5 展示了 LSSA 和其他优化算法的收敛曲线。对于 30 维的函数, LSSA 精度最高且迭代次



(a) F_1



(b) F_6

图 5 优化算法的收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves of optimization algorithms

表 1 评估参数
Tab. 1 Evaluation parameters

方 法	F_1				F_2			
	Best	AVG	SD	T/s	Best	AVG	SD	T/s
PSO	8.75×10^{-11}	3.47×10^{-9}	6.08×10^{-9}	69.945	2.64×10^{-1}	1.56	8.07×10^{-1}	68.919
GWO	4.93×10^{-45}	4.01×10^{-43}	9.02×10^{-43}	64.120	4.12×10^{-12}	6.52×10^{-11}	8.46×10^{-11}	60.733
WOA	1.07×10^{-126}	9.61×10^{-111}	6.10×10^{-110}	23.023	2.07×10^{-1}	4.79×10	2.44×10	23.022
MA	9.48×10^{-12}	1.43×10^{-10}	3.42×10^{-10}	174.036	2.81×10	4.24×10	5.54	170.238
SSA	3.10×10^{-258}	2.22×10^{-50}	1.71×10^{-49}	20.316	1.03×10^{-53}	1.96×10^{-10}	1.25×10^{-9}	20.210
CASSA	0	9.93×10^{-53}	6.72×10^{-39}	19.162	3.76×10^{-27}	6.38×10^{-13}	3.79×10^{-11}	20.661
CDLSSA	0	0	0	41.614	0	1.43×10^{-204}	0	40.259
LSSA	0	0	0	21.367	0	0	0	20.497

方 法	F_3				F_4			
	Best	AVG	SD	T/s	Best	AVG	SD	T/s
PSO	9.17	5.51×10	$8.35\times10^{+1}$	72.211	-9.07×10^3	-7.86×10^3	6.17×10^2	72.674
GWO	2.52×10	2.65×10	7.21×10^{-1}	64.341	-7.23×10^3	-6.02×10^3	5.78×10^2	64.946
WOA	2.60×10	2.70×10	7.08×10^{-1}	26.039	-1.26×10^4	-9.25×10^3	1.46×10^3	25.942
MA	8.06×10^{-1}	4.68×10	$5.19\times10^{+1}$	183.103	-1.11×10^4	-1.02×10^4	3.19×10^2	185.479
SSA	1.21×10^{-7}	4.91×10^{-4}	6.97×10^{-3}	22.811	-9.91×10^3	-8.86×10^3	1.73×10^3	22.903
CASSA	1.19×10^{-7}	7.40×10^{-4}	2.01×10^{-3}	22.548	-9.29×10^3	-9.76×10^3	1.86×10^3	22.432
CDLSSA	1.03×10^{-7}	1.19×10^{-3}	5.70×10^{-3}	44.432	-1.26×10^4	-1.04×10^4	1.03×10^2	43.501
LSSA	1.16×10^{-8}	4.45×10^{-4}	1.91×10^{-3}	23.025	-1.26×10^4	-1.08×10^4	1.00×10^2	23.011

方 法	F_5				F_6			
	Best	AVG	SD	T/s	Best	AVG	SD	T/s
PSO	2.49×10	5.63×10	1.36×10	70.819	1.04×10^{-11}	1.07×10^{-1}	1.98×10^{-1}	100.284
GWO	0	7.56×10^{-1}	2.06	62.135	1.68×10^{-6}	2.53×10^{-2}	1.52×10^{-2}	94.983
WOA	0	0	0	23.341	6.67×10^{-4}	1.66×10^{-2}	1.13×10^{-2}	50.255
MA	4.98	2.09×10	1.06×10	176.503	2.07×10^{-9}	9.10×10^{-2}	2.12×10^{-1}	256.946
SSA	0	0	0	20.350	2.39×10^{-10}	1.21×10^{-6}	2.46×10^{-6}	48.751
CASSA	0	0	0	20.543	9.53×10^{-11}	5.80×10^{-7}	2.56×10^{-6}	48.613
CDLSSA	0	0	0	40.018	2.58×10^{-11}	5.10×10^{-7}	1.65×10^{-6}	88.256
LSSA	0	0	0	20.155	1.09×10^{-12}	3.70×10^{-8}	9.65×10^{-7}	48.639

数较少。在 F_1, F_2 和 F_5 上 CDLSSA 与 LSSA 的精度相同,但 CDLSSA 一次迭代时间过长,效率低。在 F_6 上, LSSA 的初始值总是更靠近最优值,这归功于在种群初始化时加入了 Logistic 映射,麻雀的位置变得更均匀。在 F_1 和 F_2 迭代 200 次的地方可以看出, LSSA 的搜索范围更广泛,在加入扩张参数后,局部最优值不断更新,靠近全局最优值。而 LSSA 的收敛曲线均有折线,这是由于加入了控距精英变异,即使在 F_6 这种困境下也可轻易跳出局部。虽然 CASSA 也有类

似的折线,但逃脱效果较差。整体来看,当3个策略共同作用,LSSA可以达到精度和速度的最佳平衡。

3.2 分割模型实验评估

实验所用的骨料图像均从 Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment, MOE 中获得。本研究测试了100多张图像,对比了LSSA-Renyi熵、LSSA-Kapur熵、LSSA-对称交叉熵、SSA-Renyi熵、SSA-Kapur熵、SSA-对称交叉熵和聚类算法模糊C均值(Fuzzy C Mean, FCM)。

图6显示了4帧像素尺寸为 512×512 的RGB骨料图像及其直方图。直方图在波谷处很平缓,但有非常多的距离相近的极值点。骨料表

面粗糙,分割结果呈离散的颗粒状,即使阈值接近,也会降低原粗糙水平,所以优化算法的性能会直接影响分割精度。

骨料颗粒包含丰富的特征,如形状、尺寸、颜色、边缘和表面粗糙度等。这些特征用于判断碎石与卵石、粗细骨料、分析矿物种类、判断打磨程度等。根据应用场景确定分割类别。设置阈值个数 K ,图像被分为 $K+1$ 类,大多数相关文献 $K=2 \sim 6$,能在满足工程基本需求的同时评估阈值的准确性^[17]。限于篇幅,本文仅展示 $K=2, 4, 6$ 时的部分分割结果,见图7。

主观来看,当 $K=2$ 时,FCM的分割效果最好,其次是Renyi熵。随着 K 增加到4时,基于熵的分割结果精度不断提高,而FCM愈加不稳定,

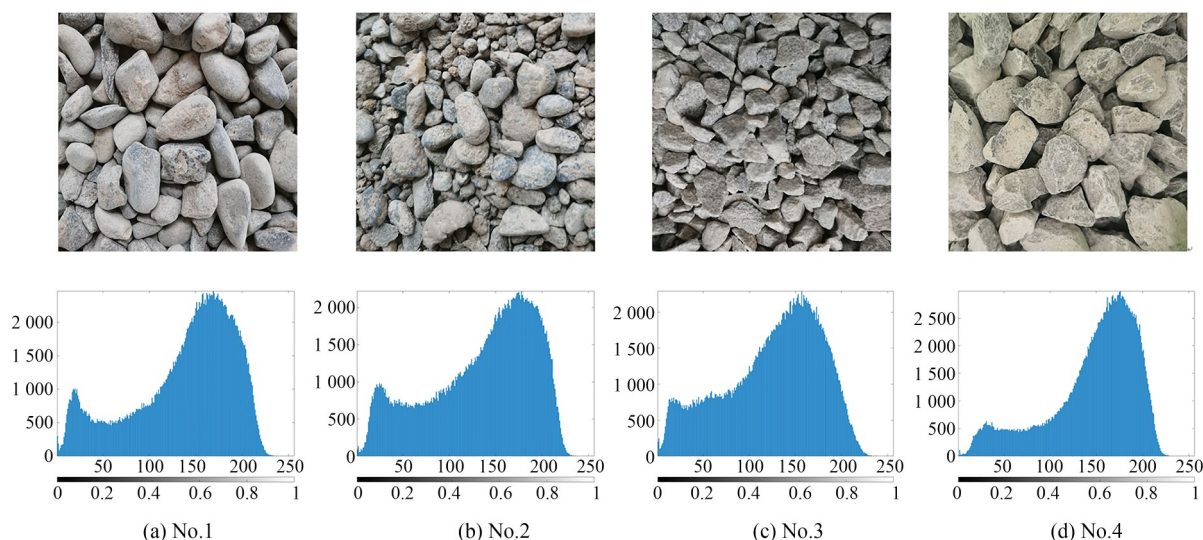
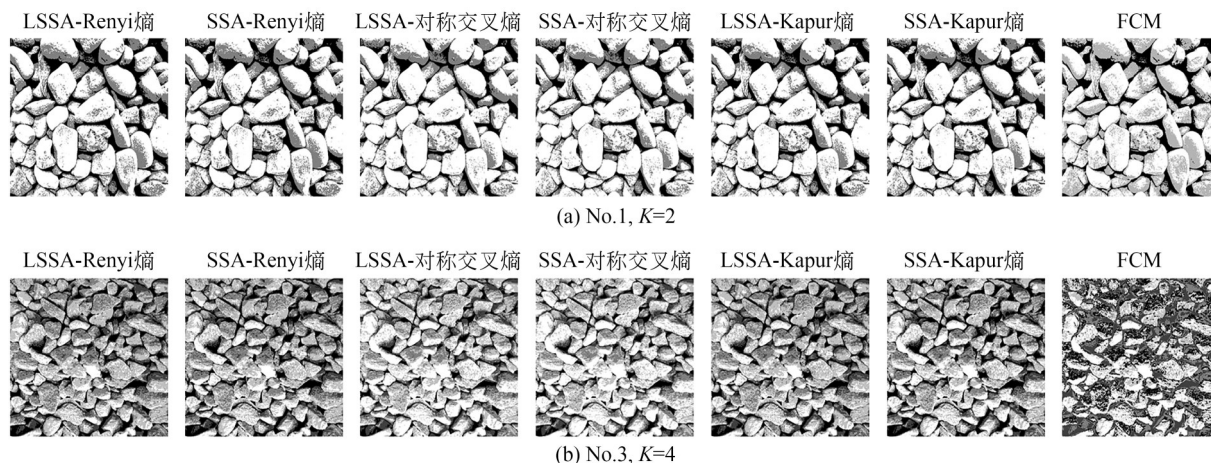


图6 骨料图像

Fig. 6 Aggregate images



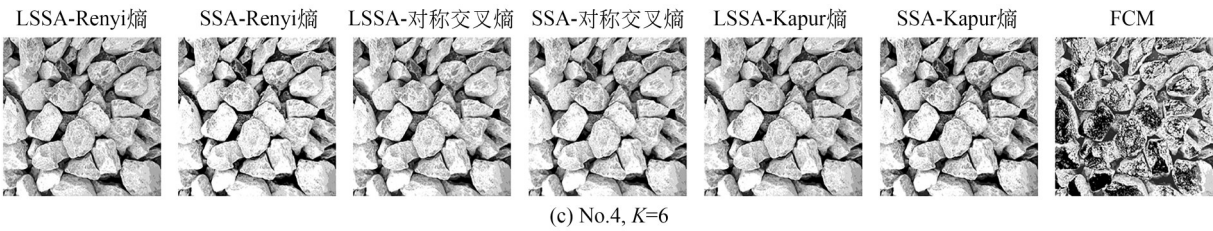


图 7 分割图像
Fig. 7 Segmented images

出现相邻像素灰度相融现象。在 $K=6$ 时, Renyi 熵对于尺寸小、接触或重叠颗粒的骨料图像仍然表现良好, 其次是 Kapu 熵, 而对称交叉熵整体灰度值偏亮, FCM 虽边缘清晰, 但灰度偏差大, 表面粗糙度特征丢失。

整体来看, LSSA-MET 的分割精度和稳定

性高于 SSA-MET, 这是由于 LSSA 可以获取到更准确的阈值。衡量优化算法精度的标准是看它优化的目标函数是否能取得较高的适应度值。在 $K=6$ 时, LSSA 与 SSA 获取的适应度值和其对应的阈值如表 2 所示, 将两个适应度值中更好的一个用粗体字突出显示。

表 2 $K=6$ 时 LSSA-MET 与 SSA-MET 的阈值和适应度值
Tab. 2 ThresholdS and fitness values of LSSA-MET and SSA-MET at $K=6$

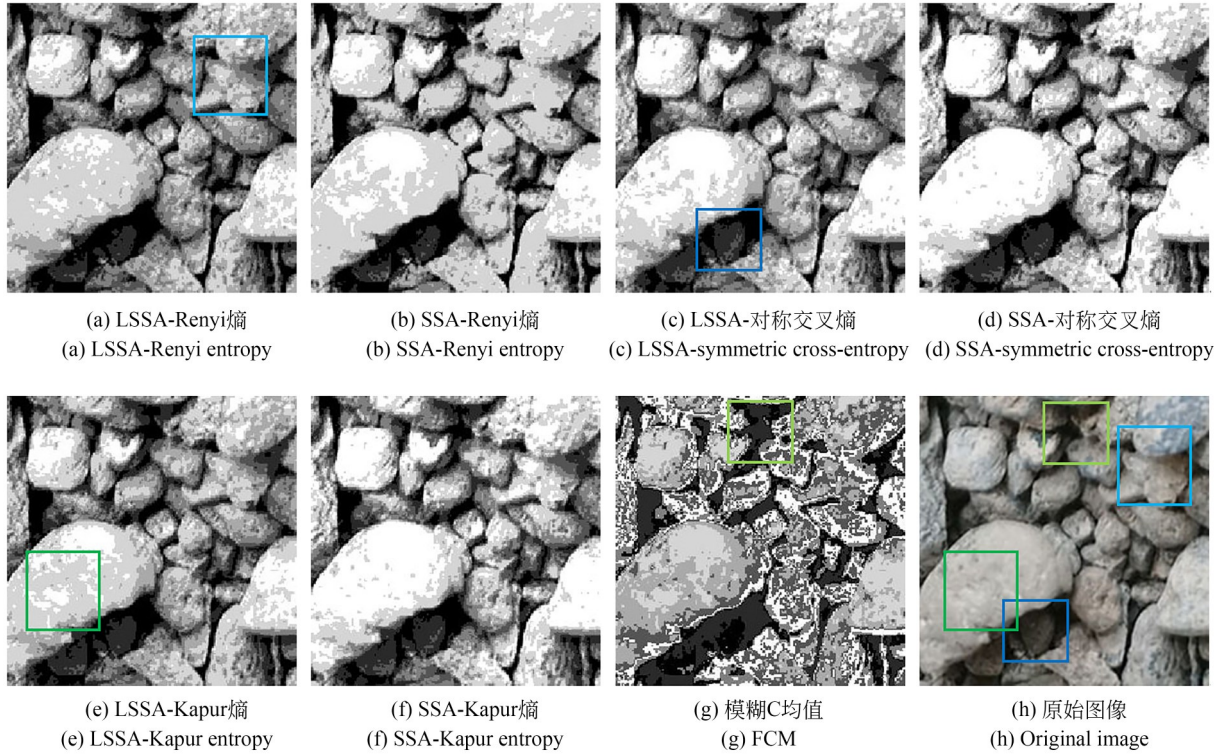
图像	参数	Renyi 熵		对称交叉熵		Kapur 熵	
		LSSA	SSA	LSSA	SSA	LSSA	SSA
No. 1	阈值	41 74 115	35 62 95	30 56 92	32 55 92	41 73 102	39 72 94
		150 186 227	131 171 228	121 154 185	113 149 172	133 161 192	124 169 191
	适应度值	24. 356 6	24. 237 9	241 731. 634	266 481. 176 9	24. 124 9	23. 974
		44 76 108	45 71 92	32 65 101	36 73 109	37 75 106	40 61 80
No. 2	阈值	167 142 199	114 137 189	131 157 183	133 150 178	134 162 194	118 151 190
		24. 305 9	23. 971 1	239 635. 992 8	262 853. 106 6	24. 091 3	23. 926 6
	适应度值	37 71 140	39 71 104	25 43 81	29 53 91	38 70 105	43 77 100
		14 173 208	137 169 201	109 143 173	126 139 166	136 168 199	124 150 185
No. 3	阈值	24. 416 4	24. 409 5	263 073. 381 9	284 278. 489 6	24. 142 1	23. 989
		36 69 100	53 80 101	35 65 95	37 63 95	41 72 101	43 85 109
No. 4	阈值	131 163 193	122 149 176	126 157 183	126 154 183	129 159 190	134 160 183
		24. 088 9	23. 795 7	183 027. 266 6	183 338. 434 2	23. 824 8	23. 693 1

表 2 中, LSSA 与 SSA 取得更优的适应度值的比例为 12:0, 这证明 LSSA 具有更好的寻优能力。实验发现, 当 $K=2$ 时, LSSA 与 SSA 在阈值不同时也有可能取得同样的适应度值, 但分割结果不同。然而, 随着 K 的增加, LSSA 性能愈发优越, 尤其是 $K=6$ 时, 无论是适应度值还是分割质量, LSSA-MET 都普遍优于 SSA-MET。

图 7 中的图像尺寸太小, 无法看清 LSSA-MET 与 SSA-MET 的分割结果的差异, 所以截取 No. 2 在 $K=6$ 时的局部分割结果, 见图 8。

LSSA-MET 的分割图像特征更加精细, 灰度更接近原图, 而 SSA-MET 的分割图像缺失了许多细节, 尤其是骨料表面的粗糙点。

分割图像的质量评估需要考虑每个像素的所属类别。肉眼无法标注每一种 K 下的真值图像, 所以将分割图像与原始图像进行对比。以峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)、结构相似性 (Structural Similarity, SSIM)、特征相似度 (Feature Similarity, FSIM) 和耗时 (T) 作为评价指标^[30-31]。由于 LSSA 与 SSA 在位置初始

图 8 No. 2 骨料图像在 $K=6$ 时的局部分割结果Fig. 8 Local segmentation results of aggregate image No. 2 at $K=6$

化时具有随机性,采用 60 次实验的平均值作为最终实验结果。

(1) PSNR 是测量图像噪声的度量标准。PSNR 越大,包含的信息越多,噪声越小,分割效果越好。

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{RMSE} \right), \quad (14)$$

其中 RMSE 均方根误差代表像素间的距离。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum \sum (f(i,j) - \hat{f}(i,j))^2}{M \times M}}, \quad (15)$$

其中: $f(i,j)$ 是原图, $\hat{f}(i,j)$ 是分割后的图像, $M \times M$ 是图像像素尺寸。

(2) SSIM 用于比较分割图像与原始图像的整体相似性。SSIM $\in [0, 1]$, SSIM 越高,说明分割图像失真越小。

$$SSIM = \frac{(2\mu_f\mu_{\hat{f}} + C_1) \times (2\sigma_{f,\hat{f}} + C_2)}{(\mu_f^2 + \mu_{\hat{f}}^2 + C_1) \times (\sigma_f^2 + \sigma_{\hat{f}}^2 + C_2)}, \quad (16)$$

其中: μ_f 是原图的灰度平均值, $\mu_{\hat{f}}$ 是分割图像的灰度平均值, σ_f 是原图的标准差, $\sigma_{\hat{f}}$ 是分割图像的标准差, $\sigma_{f,\hat{f}}$ 为原图像和分割后图像的协方差, C_1 和

C_2 是常量,避免系统 $\mu_f^2 + \mu_{\hat{f}}^2 \approx 0$ 时不稳定,本文取值 $C_1 = C_2 = 6.45$ 。

(3) FSIM 比较分割前后图像的特征差别,通过相位一致性(PC)提取局部结构中的稳定特征,用梯度特征(GM)来刻画方向。FSIM $\in [0, 1]$, FSIM 越高,分割图像的质量越好。

$$FSIM = \frac{\sum S_L \times PC_m}{\sum PC_m}, \quad (17)$$

其中: S_L 是相似性分数, $S_L(w) = S_{PC} S_G$, $S_{PC} = \frac{2PC_1PC_2 + T_1}{PC_1^2 + PC_2^2 + T_1}$, $S_G = \frac{2G_1G_2 + T_2}{G_1^2 + G_2^2 + T_2}$, G 是图像梯度, T_1 和 T_2 为常数, $PC_m = \max(PC_1, PC_2)$, 本文取值 $T_1 = 0.85$, $T_2 = 160$ 。

(4) T 是平均分割一张图像的时间,用于衡量算法效率,判断能否满足工程需求。

相关统计数据见表 3~表 6,其中粗体是每组 LSSA 与 SSA 之间更优的参数值。

由表 3~表 6 可知, LSSA-MET 对比 SSA-MET, 更高的 PSNR 值的比例为 23:2, SSIM 的比例为 25:3, FSIM 的比例为 27:3, T 的比例为 3:4。这意味着 LSSA 优化 MET 的能力在骨料

表 3 PSNR 值
Tab. 3 PSNR values

图像	K	Renyi Entropy		Symmetric Cross Entropy		Kapur Entropy		FCM
		LSSA	SSA	LSSA	SSA	LSSA	SSA	
No. 1	2	13.0	13.1	12.0	12.0	12.4	12.4	12.8
	4	17.9	17.2	15.8	15.6	17.3	16.4	12.3
	6	24.4	22.7	17.3	15.4	19.2	19.4	8.46
No 2	2	13.3	13.2	12.4	12.4	13.1	13.1	11.3
	4	17.6	17.0	15.8	14.2	16.9	16.5	10.3
	6	20.4	15.7	17.4	16.4	19.2	16.8	7.51
No. 3	2	13.5	13.5	11.5	11.5	12.6	12.6	12.4
	4	18.3	17.6	14.1	13.7	17.6	16.5	11.0
	6	22.9	21.6	14.7	14.7	21.3	17.0	6.41
No. 4	2	13.0	13.0	13.6	13.5	12.6	12.6	12.0
	4	18.2	17.9	17.4	17.4	17.3	17.1	10.7
	6	21.5	16.8	19.0	18.7	20.2	19.0	7.69
优值个数		9	1	7	0	7	1	—

表 4 SSIM 值
Tab. 4 SSIM values

图像	K	Renyi Entropy		Symmetric Cross Entropy		Kapur Entropy		FCM
		LSSA	SSA	LSSA	SSA	LSSA	SSA	
No. 1	2	3.29×10^{-1}	3.31×10^{-1}	3.15×10^{-1}	3.15×10^{-1}	3.20×10^{-1}	3.20×10^{-1}	3.66×10^{-1}
	4	5.19×10^{-1}	5.11×10^{-1}	5.14×10^{-1}	5.09×10^{-1}	5.20×10^{-1}	5.12×10^{-1}	2.39×10^{-1}
	6	6.21×10^{-1}	5.95×10^{-1}	6.35×10^{-1}	5.97×10^{-1}	6.32×10^{-1}	6.11×10^{-1}	2.68×10^{-2}
No 2	2	3.72×10^{-1}	3.70×10^{-1}	3.61×10^{-1}	3.62×10^{-1}	3.68×10^{-1}	3.68×10^{-1}	1.24×10^{-1}
	4	5.61×10^{-1}	5.56×10^{-1}	5.56×10^{-1}	5.30×10^{-1}	5.59×10^{-1}	5.56×10^{-1}	3.81×10^{-1}
	6	6.67×10^{-1}	6.03×10^{-1}	6.63×10^{-1}	6.27×10^{-1}	6.69×10^{-1}	6.36×10^{-1}	2.28×10^{-2}
No. 3	2	3.52×10^{-1}	3.52×10^{-1}	3.31×10^{-1}	3.31×10^{-1}	3.48×10^{-1}	3.48×10^{-1}	6.17×10^{-1}
	4	5.48×10^{-1}	5.49×10^{-1}	5.40×10^{-1}	5.32×10^{-1}	5.50×10^{-1}	5.38×10^{-1}	2.29×10^{-2}
	6	6.78×10^{-1}	6.74×10^{-1}	6.47×10^{-1}	6.21×10^{-1}	6.74×10^{-1}	6.46×10^{-1}	3.47×10^{-3}
No. 4	2	3.06×10^{-1}	3.06×10^{-1}	3.21×10^{-1}	3.18×10^{-1}	2.96×10^{-1}	2.96×10^{-1}	2.84×10^{-1}
	4	5.18×10^{-1}	5.09×10^{-1}	5.10×10^{-1}	5.02×10^{-1}	5.09×10^{-1}	5.04×10^{-1}	1.46×10^{-1}
	6	6.29×10^{-1}	6.02×10^{-1}	6.26×10^{-1}	6.18×10^{-1}	6.29×10^{-1}	6.14×10^{-1}	1.11×10^{-2}
优值个数		8	2	9	1	8	0	—

表 5 FSIM 值
Tab. 5 FSIM values

图像	K	Renyi Entropy		Symmetric Cross Entropy		Kapur Entropy		FCM
		LSSA	SSA	LSSA	SSA	LSSA	SSA	
No. 1	2	7.40×10^{-1}	7.41×10^{-1}	7.32×10^{-1}	7.32×10^{-1}	7.32×10^{-1}	7.32×10^{-1}	7.67×10^{-1}
	4	8.81×10^{-1}	8.77×10^{-1}	8.76×10^{-1}	8.66×10^{-1}	8.81×10^{-1}	8.69×10^{-1}	7.08×10^{-1}
	6	9.33×10^{-1}	9.09×10^{-1}	9.27×10^{-1}	8.96×10^{-1}	9.24×10^{-1}	9.12×10^{-1}	6.40×10^{-1}
No 2	2	7.59×10^{-1}	7.57×10^{-1}	7.49×10^{-1}	7.50×10^{-1}	7.52×10^{-1}	7.53×10^{-1}	7.66×10^{-1}
	4	8.92×10^{-1}	8.84×10^{-1}	8.83×10^{-1}	8.61×10^{-1}	8.87×10^{-1}	8.80×10^{-1}	7.64×10^{-1}
	6	9.32×10^{-1}	8.87×10^{-1}	9.19×10^{-1}	8.89×10^{-1}	9.33×10^{-1}	9.17×10^{-1}	6.90×10^{-1}
No. 3	2	7.55×10^{-1}	7.55×10^{-1}	7.29×10^{-1}	7.29×10^{-1}	7.44×10^{-1}	7.44×10^{-1}	7.05×10^{-1}
	4	8.91×10^{-1}	8.84×10^{-1}	8.77×10^{-1}	8.69×10^{-1}	8.90×10^{-1}	8.76×10^{-1}	6.41×10^{-1}
	6	9.46×10^{-1}	9.22×10^{-1}	9.16×10^{-1}	8.92×10^{-1}	9.41×10^{-1}	9.11×10^{-1}	6.05×10^{-1}
No. 4	2	7.21×10^{-1}	7.21×10^{-1}	7.34×10^{-1}	7.33×10^{-1}	7.12×10^{-1}	7.11×10^{-1}	6.93×10^{-1}
	4	8.71×10^{-1}	8.64×10^{-1}	8.66×10^{-1}	8.61×10^{-1}	8.65×10^{-1}	8.58×10^{-1}	6.80×10^{-1}
	6	9.28×10^{-1}	8.87×10^{-1}	9.21×10^{-1}	9.11×10^{-1}	9.25×10^{-1}	9.02×10^{-1}	6.72×10^{-1}
优值个数		9	1	9	1	9	1	—

表 6 T 值
Tab. 6 T values

K	Renyi Entropy		Symmetric Cross Entropy		Kapur Entropy		FCM
	LSSA	SSA	LSSA	SSA	LSSA	SSA	
2	1.421 s	1.422 s	1.498 s	1.498 s	1.440 s	1.440 s	1.667 s
4	1.461 s	1.453 s	1.546 s	1.564 s	1.496 s	1.476 s	4.386 s
6	1.472 s	1.491 s	1.618 s	1.603 s	1.507 s	1.489 s	8.602 s
优值个数		2	1	1	0	2	—

图像分割上有精度优势,而且随着阈值个数的增多,优势越大,这表明 LSSA-MET 可以分割出更多的细节。与 FCM 相比,LSSA-MET 随阈值个数的增加运行时间不再成倍增长,即使 $K=6$ 时,平均分割一张图片只需 1.532 s,满足工程需求。

从阈值角度来看,当 $K=2$ 时,FCM 的评估参数值最高,但受到聚类中心与邻域像素灰度值的影响,FCM 在 $K=4,6$ 时,表现愈发不佳。相

反的,LSSA-Renyi 熵在 4 个参数上的表现则一直稳定且突出,PSNR,SSIM,FSIM 分别提升了 29.92%,10.67% 和 5.16%。其次是 Kapur 熵,对称交叉熵的结果稍差。

对比 Renyi 熵、对称交叉熵和 Kapur 熵,表 7 是 LSSA 与 3 种熵结合的组合算法在 4 个参数上的统计平均值,包含 $K=2,4,6$ 的所有样本数据。其中最优值用粗体表示,结果表明 LSSA-Renyi 熵更适合骨料图像的分割。

表 7 LSSA-MET 的参数统计平均值
Tab.7 Parameter statistical mean of LSSA-MET

算 法	PSNR	SSIM	FSIM	T/s
LSSA-Renyi 熵	1.78×10	5.08×10^{-1}	8.54×10^{-1}	1.451
LSSA-对称交叉熵	1.51×10	5.02×10^{-1}	8.44×10^{-1}	1.554
LSSA-Kapur 熵	1.66×10	5.06×10^{-1}	8.49×10^{-1}	1.481

4 结 论

本文提出了一种基于混沌 SSA 的多重熵阈值分割模型 LSSA-MET,旨在克服 MET 在多类分割骨料图像时运行时间长、精度低的缺点。首先,引入 Logistic 混沌映射扰动种群的初始位置,使其变得更均匀随机,克服了原 SSA 的麻雀聚集不利于搜索全局最优解的情况;然后,利用一种扩张参数来改善麻雀急剧收敛的问题,有利于更广泛的全局搜索;最后,提出了一种跳出局部最优解的方法,即控距精英变异,可以极大概率地跳出局部避免种群在迭代中的过度消耗。这 3 种策略全面地提高了 SSA 的优化性能,称之为 LS-

SA。基准函数实验验证了 LSSA 的优化能力。
LSSA 用于快速确定 MET 的阈值。由于骨料图像在波谷处平缓且有非常多的极值点,LS-SA 善于搜索到更精确的阈值,而且具有较高的稳定性和鲁棒性。同时,LSSA-MET 具有较高的效率,随阈值个数 K 的增加,运行时间不再成倍增长, $K=6$ 时的平均耗时只有 1.523 s。在 3 种 MET 中,Renyi 熵的 PSNR,SSIM,FSIM 与 T 值普遍最优,前 3 个评估参数分别提高了 29.92%,10.67% 和 5.16%,完整地保留了骨料的表面纹理、形状和尺寸等几何特征,实现了精度与速度的最佳平衡。

参考文献:

[1] ZHAO Y, DUAN Y, ZHU L, *et al.* Characterization of coarse aggregate morphology and its effect on rheological and mechanical properties of fresh concrete [J]. *Construction and Building Materials*, 2021, 286: 122940.

[2] HINOJOSA S, DHAL K G, ELAZIZ M A, *et al.* Entropy-based imagery segmentation for breast histology using the Stochastic Fractal Search [J]. *Neurocomputing*, 2018, 321: 201-215.

[3] GUO Q P, WANG Y C, YANG S J, *et al.* A method of blasted rock image segmentation based on improved watershed algorithm [J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 7143.

[4] CHENG Z, WANG J. Improved region growing method for image segmentation of three-phase materials[J]. *Powder Technology*, 2020, 368: 80-89.

[5] WANG Y Z, TU W L, LI H. Fragmentation calculation method for blast muck piles in open-pit copper mines based on three-dimensional laser point cloud data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 100: 102338.

[6] ZHOU X X, GONG Q M, LIU Y Q, *et al.* Automatic segmentation of TBM muck images via a deep-learning approach to estimate the size and shape of rock chips [J]. *Automation in Construction*, 2021, 126: 103685.

[7] JU Y, SUN H F, XING M X, *et al.* Numerical analysis of the failure process of soil-rock mixtures through computed tomography and PFC3D models [J]. *International Journal of Coal Science & Technology*, 2018, 5(2): 126-141.

[8] LIU X, YAN J, ZHANG X, *et al.* Numerical up-scaling of multi-mineral digital rocks: electrical conductivities of tight sandstones[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2021, 201: 108530.

[9] ABROSIMOV K N, GERKE K M, SEMENKOV I N, *et al.* Otsu's algorithm in the segmentation of pore space in soils based on tomographic data [J]. *Eurasian Soil Science*, 2021, 54(4): 560-571.

[10] SAHOO P, WILKINS C, YEAGER J. Threshold selection using Renyi's entropy [J]. *Pattern Recognition*, 1997, 30(1): 71-84.

[11] KAPUR J N, SAHOO P K, WONG A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. *Computer Vi-*

- sion, Graphics, and Image Processing, 1985, 29 (3): 273-285.
- [12] 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.
- [13] YIN S, ZHAO X, WANG W, *et al.* Efficient multilevel image segmentation through fuzzy entropy maximization and graph cut optimization [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(9): 2894-2907.
- [14] YIN S, QIAN Y, GONG M. Unsupervised hierarchical image segmentation through fuzzy entropy maximization[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 68: 245-259.
- [15] NEŽERKA V, TREJBAL J. Assessment of aggregate-bitumen coverage using entropy-based image segmentation [J]. *Road Materials and Pavement Design*, 2020, 21(8): 2364-2375.
- [16] 杨蕴, 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)
- [17] LIU W, SHI H, HE X Y, *et al.* An application of optimized Otsu multi-threshold segmentation based on fireworks algorithm in cement SEM image[J]. *Journal of Algorithms & Computational Technology*, 2019, 13: 174830181879702.
- [18] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks. November 27 - December 1, 1995, Perth, WA, Australia*. IEEE, 2002: 1942-1948.
- [19] 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)
- [20] MIRJALILI S, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [21] 崔靖凯, 赛华阳, 张恩阳, 等. 基于灰狼算法的模块化关节摩擦辨识和补偿[J]. *光学精密工程*, 2021, 29(11): 2683-2691.
- CUI J K, SAI H Y, ZHANG E Y, *et al.* Identification and compensation of friction for modular joints based on grey wolf optimizer[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(11): 2683-2691. (in Chinese)
- [22] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [23] ZERVOUDAKIS K, TSAFARAKIS S. A mayfly optimization algorithm [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 145: 106559.
- [24] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.
- [25] 孙世政, 于竞童, 韩宇, 等. 基于 SSA-ELM 的双层十字梁结构光纤布拉格光栅传感器三维力解耦 [J]. *光学精密工程*, 2022, 30(3): 274-285.
- SUN S H, YU J T, HAN Y, *et al.* FBG sensor of double-layer cross beam structure based on SSA-ELM three-dimensional force decoupling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(3): 274-285. (in Chinese)
- [26] LI W, WANG G G, GANDOMI A H. A survey of learning-based intelligent optimization algorithms [J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2021, 28: 3781-3799.
- [27] CHEN X X, HUANG X Y, ZHU D L, *et al.* Research on chaotic flying sparrow search algorithm [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1848(1): 012044.
- [28] LIU G Y, SHU C, LIANG Z W, *et al.* A modified sparrow search algorithm with application in 3d route planning for UAV [J]. *Sensors*, 2021, 21(4): 1224.
- [29] BAO B C, RONG K, LI H Z, *et al.* Memristor-coupled logistic hyperchaotic map [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2021, 68(8): 2992-2996.
- [30] 周明全, 褚彤, 耿国华, 等. 结构与纹理融合的三维文物孔洞修复方法 [J]. *光学精密工程*, 2022, 30(8): 894-907.
- ZHOU M Q, CHU T, GENG G H, *et al.* Three-

dimensional cultural relic hole repair method combining structure and texture [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(8):894-907. (in Chinese)

- [31] CHAUDHARY J, PANT D R, POKHAREL S, *et al.* Image quality assessment by integration of

low-level & high-level features: threshold similarity index[C]. 2022 *IEEE 31st International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*. June 1-3, 2022, Anchorage, AK, USA. IEEE, 2022: 135-141.

作者简介:



王梦菲(1996—),女,安徽人,博士研究生,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@foxmail. com

通讯作者:



李理敏(1984—),男,浙江人,博士,副教授,2006年于浙江大学获得学士学位,2012年于中科院上海微系统所获得博士学位,主要从事信号检测、图像处理等方面的研究。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,1997年于瑞典皇家工学院获得博士学位,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