



## 改进鲱鱼优化算法和熵测度的图像多阈值分割

刘庆鑫, 李霓, 贾鹤鸣, 齐琦

引用本文:

刘庆鑫, 李霓, 贾鹤鸣, 齐琦. 改进鲱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 Qingxin, LI Ni, JIA Heming, et al. An improved remora optimization algorithm for multilevel thresholding image segmentation using an entropy measure[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2024, 19(2): 381–391.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202205018>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 融入人类贡献抑制因子的灰度级模糊C均值图像分割

Gray level-based fuzzy C-means algorithm for image segmentation with inhibitors of cluster contribution  
智能系统学报. 2021, 16(4): 641–648 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202009019>

### 改进萤火虫优化算法的Renyi熵油污图像分割

Renyi entropy based on improved firefly optimization algorithm for image segmentation of waste oil  
智能系统学报. 2020, 15(2): 367–373 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201809002>

### 直线截距直方图城区遥感图像多阈值分割

Multi-level thresholding for remote sensing image of urban area based on line intercept histogram  
智能系统学报. 2018, 13(2): 227–235 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201609012>

### 自适应灰度加权的鲁棒模糊C均值图像分割

Adaptive gray-weighted robust fuzzy C-means algorithm for image segmentation  
智能系统学报. 2018, 13(4): 584–593 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201701008>

### 利用混沌布谷鸟优化的二维Renyi灰度熵图像阈值选取

Two-dimensional Renyi-gray-entropy image threshold selection based on chaotic cuckoo search optimization  
智能系统学报. 2018, 13(1): 152–158 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201607004>

### 一种精英反向学习的萤火虫优化算法

Firefly optimization algorithm utilizing elite opposition-based learning  
智能系统学报. 2017, 12(5): 710–716 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706014>

DOI: 10.11992/tis.202205018

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1538.TP.20231129.1803.002>

# 改进鲫鱼优化算法和熵测度的图像多阈值分割

刘庆鑫<sup>1</sup>, 李霓<sup>2,3</sup>, 贾鹤鸣<sup>4</sup>, 齐琦<sup>1</sup>

(1. 海南大学 计算机科学与技术学院, 海南 海口 570228; 2. 海南师范大学 数学与统计学院, 海南 海口 571158; 3. 海南师范大学 数据科学与智慧教育教育部重点实验室, 海南 海口 571158; 4. 三明学院 信息工程学院, 福建 三明 365004)

**摘要:** 针对传统图像多阈值分割方法存在效率低、分割质量差等问题, 提出一种改进鲫鱼优化算法并结合熵测度 (weight lens remora optimization algorithm, WLROA) 的图像多阈值分割方法。针对鲫鱼优化算法易陷入局部极值等缺陷, 引入透镜成像反向学习策略, 生成透镜反向解来增加种群多样性, 进而提高算法跳出局部极值能力; 提出一种自适应权重因子, 对个体位置进行自适应扰动, 提高算法探索能力。以最小化交叉熵作为优化目标, 利用 WLROA 确定最小交叉熵并获得相应分割阈值。选取部分伯克利大学分割数据集图像和遥感图像测试提出算法的分割性能, 测试结果表明, WLROA 与其他知名算法相比具有更好的分割效果, 能够有效实现复杂图像的精确处理。

**关键词:** 图像处理; 多阈值分割; 鲫鱼优化算法; 最小交叉熵; 透镜成像反向学习; 自适应权重因子; 全局优化; 遥感图像

中图分类号: TP391.41; TP18 文献标志码: A 文章编号: 1673-4785(2024)02-0381-11

中文引用格式: 刘庆鑫, 李霓, 贾鹤鸣, 等. 改进鲫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.

英文引用格式: LIU Qingxin, LI Ni, JIA Heming, et al. An improved remora optimization algorithm for multilevel thresholding image segmentation using an entropy measure[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2024, 19(2): 381-391.

## An improved remora optimization algorithm for multilevel thresholding image segmentation using an entropy measure

LIU Qingxin<sup>1</sup>, LI Ni<sup>2,3</sup>, JIA Heming<sup>4</sup>, QI Qi<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Technology, Hainan University, Haikou 570228, China; 2. School of Mathematics and Statistics, Hainan Normal University, Haikou 571158, China; 3. Key Laboratory of Data Science and Intelligence Education of Ministry of Education, Hainan Normal University, Haikou 571158, China; 4. School of Information Engineering, Sanming University, Sanming 365004, China)

**Abstract:** To improve the poor segmentation quality of traditional image thresholding segmentation techniques, this study proposes an image multilevel thresholding segmentation method. This method is based on an improved remora optimization algorithm and entropy measure, specifically called the weight lens remora optimization algorithm (WLROA). First, lens opposition-based learning was used to generate the lens opposite solution. This approach bolstered population diversity and improved the algorithm's ability to overcome local optimal solutions. Furthermore, an adaptive weight factor was introduced to perturb the individuals' positions appropriately. This modification aimed to improve the algorithm's exploratory ability. The optimization objective was to minimize cross entropy. To achieve this, WLROA was used to determine the minimum cross entropy and obtain the corresponding thresholds. A selection of images from the Berkeley segmentation data set and remote sensing images were selected to assess the segmentation performance of the proposed algorithm. These results were then compared with those from other methods. The results revealed that, in comparison with other well-known algorithms, WLROA yielded better segmentation results and proved effective in accurately processing complex images.

**Keywords:** image processing; multilevel thresholding segmentation; remora optimization algorithm; minimum cross entropy; lens opposite learning; adaptive weight factor; global optimization; remote sensing image

收稿日期: 2022-05-17. 网络出版日期: 2023-11-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (11861030); 海南省自然科学基金项目 (621RC511, 2019RC176); 海南省研究生创新科研课题 (Qhys2021-190).

通信作者: 齐琦. E-mail: [qqi@hainanu.edu.cn](mailto:qqi@hainanu.edu.cn).

图像阈值化分割具有简单高效、性能稳定等特点, 被众多领域广泛使用, 例如遥感、医学图像处理等。根据阈值数量的不同, 阈值化分割可分

为单阈值法和多阈值法。单阈值法选取一个最优阈值将图像分割成两部分,即前景与背景<sup>[1]</sup>。而多阈值法选取多个最优阈值分割图像的不同部分,因此相比于单阈值法,多阈值分割的应用前景更广阔。然而,如何确定最优分割阈值成为亟需解决的关键问题。传统穷举法处理较多阈值或复杂图像分割时,其计算时间呈指数增长,效率低下。为了解决上述方法所存在的不足,众多学者引入群体智能优化算法 (swarm intelligence optimization algorithm, SIOA) 确定最佳分割阈值<sup>[2-3]</sup>。

SIOA 是一种受自然界生物群体行为启发的优化算法,具有简单高效、适应力强等特点。常见的 SIOA 有:爬行动物搜索算法 (reptile search algorithm, RSA)<sup>[4]</sup>、算术优化算法 (arithmetic optimization algorithm, AOA)<sup>[5]</sup>、阿奎拉鹰优化算法 (Aquila optimizer, AO)<sup>[6]</sup>、正余弦优化算法 (sine cosine algorithm, SCA)<sup>[7]</sup>。SIOA 算法被提出的同时,众多学者针对算法存在的缺陷,设计出各种改进 SIOA 并将其应用于图像多阈值分割领域,取得了较好的效果<sup>[8-10]</sup>。文献<sup>[11]</sup>针对哈里斯鹰优化 (Harris Hawks optimization, HHO) 算法存在的不足,提出了一种融合动态控制参数与变异机制的改进 HHO 算法,提高了收敛性能,在遥感图像上取得了较好的分割效果。文献<sup>[12]</sup>利用反向学习策略和海洋捕食者算法,提出了一种高效的多阈值图像分割方法,分别在基准测试函数和测试图像中取得较好效果。文献<sup>[13]</sup>提出了一种改进教与学优化算法,并结合 Kapur 熵和最大类间方差法作为目标函数求解最佳阈值,实验结果证实算法的有效性。文献<sup>[14]</sup>针对黏菌算法 (slime mould algorithm, SMA) 所存在的优化性能不足等问题,引入莱维飞行和准反向学习策略,提出一种增强黏菌优化算法,通过最小化交叉熵来获取最佳阈值,改善了原算法在图像分割领域中存在的不足。文献<sup>[15]</sup>结合模拟退火机制、教与学搜索策略、精英自适应竞争分享机制和布谷鸟搜索算法,提出一种改进布谷鸟算法,通过经典测试图像验证其分割效果。上述研究工作将改进 SIOA 应用于图像多阈值分割,具有一定的效果。但大部分改进算法仍存在收敛精度不佳、速度慢等问题,影响分割效果。此外, NFL (no-free-lunch) 定理<sup>[16]</sup>证明没有一种 SIOA 可以解决所有优化问题,即某种 SIOA 仅针对部分问题有效,对其他问题无效。因此,需要提出各类新颖或改进的 SIOA 来求解各类问题。

鲫鱼优化算法 (remora optimization algorithm,

ROA) 是 Jia 等<sup>[17]</sup>于 2021 年提出的 SIOA,其灵感源于鲫鱼觅食过程中的寄生模式,通过吸附在其他宿主(座头鲸或剑鱼)上完成移动以及觅食行为。此外,鲫鱼还会根据当前捕食环境自动切换宿主,以实现捕食效益最大化。虽然 ROA 具有结构简单、参数较少等优点,但是在求解图像多阈值分割问题时 ROA 存在收敛精度低、速度慢,分割效果不佳等缺陷。因此,为解决上述问题,本研究提出一种改进鲫鱼优化算法并结合交叉熵 (weight lens remora optimization algorithm, WL-ROA) 的图像多阈值分割方法。首先,引入透镜反射学习策略,在搜索空间中生成透镜反向解,并根据贪婪策略选择最佳解,提高算法的种群多样性与跳出局部最优能力,提升收敛速度。其次,提出一种自适应权重因子,对鲫鱼个体提供自适应扰动,提高探索性能。随机选取部分伯克利大学分割数据集图像以及遥感图像进行试验,通过适应度值 (Fitness) 评估、峰值信噪比 (peak-signal-to-noise ratio, PSNR)、结构相似性指数 (structural similarity, SSIM) 以及特征相似性指数 (feature similarity, FSIM) 等图像质量评价指标验证改进算法的分割性能。试验结果表明本研究方法有效提升了 ROA 的收敛能力,具有较好的分割效果、鲁棒性和抗噪性,为后续图像分析提供技术基础。

## 1 鲫鱼优化算法

ROA 是一种元启发式优化算法,其设计灵感源自于海洋中鲫鱼的寄生捕食行为。鲫鱼通过吸附在其他宿主(座头鲸或剑鱼)上完成移动、捕食以及躲避天敌等行为。与其他元启发式算法类似,ROA 主要分为 3 个阶段,分别是初始化、探索和开发阶段。

### 1.1 初始化阶段

在此阶段,ROA 通过随机方式在搜索空间中生成初始种群。种群向量由  $\mathbf{X}$  表示,内部包含维度为  $d$  的  $N$  个搜索代理,具体数学模型为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{N,1} & x_{N,2} & \cdots & x_{N,d} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $N$  代表种群规模; $d$  代表问题维度。

### 1.2 探索阶段

鲫鱼通过附着在剑鱼身上以实现搜索空间内长距离运动,因此鲫鱼的行动轨迹等同于剑鱼。此外,鲫鱼还会在宿主周围进行小范围运动,探



查周围捕食环境,确定是否更换宿主。

### 1.2.1 剑鱼策略

剑鱼是世界上游速较快的鱼类之一,鲫鱼通过附着在剑鱼身上实现在搜索空间中远距离快速移动,其位置更新方式为

$$X(t+1) = X_{\text{best}}(t) - (r_1 \times \left( \frac{X_{\text{best}}(t) + X_{\text{rand}}(t)}{2} \right) - X_{\text{rand}}(t)) \quad (2)$$

式中:  $X_{\text{best}}(t)$  代表全局最优位置;  $r_1$  表示 0~1 之间的随机数;  $X_{\text{rand}}(t)$  表示种群中随机个体。

### 1.2.2 经验攻击

确保捕食效益最大化,鲫鱼还会在宿主周围小范围移动,探查周围猎物分布,以确定是否需要更换宿主。数学表示为

$$X(t+1) = X(t) + r_G \times (X(t) - X_{\text{pre}}(t)) \quad (3)$$

式中:  $r_G$  表示遵循高斯分布且在 [0,1] 的随机数;  $X_{\text{pre}}(t)$  表示上一迭代次数的种群位置。

### 1.3 开发阶段

鲫鱼通过附着在鲸鱼上完成捕食行为,因此捕食方式与鲸鱼相同。如果宿主未改变,鲫鱼将附着在合适的位置等待宿主饲养。

#### 1.3.1 鲸鱼策略

此时鲸鱼通过泡泡网攻击策略完成捕食活动。相应地,鲫鱼通过附着在鲸鱼身上完成捕食行为。数学模型为

$$X(t+1) = D \times e^a \times \cos(2\pi\alpha) + X(t) \quad (4)$$

$$\alpha = r_2 \times (a - 1) + 1 \quad (5)$$

$$a = -\left(1 + \frac{t}{T}\right) \quad (6)$$

$$D = |X_{\text{best}}(t) - X(t)| \quad (7)$$

式中:  $D$  表示猎物与捕食者之间的位置差;  $r_2$  表示 0~1 的随机数;  $t$  和  $T$  分别表示当前和最大迭代次数。

#### 1.3.2 宿主饲养

未改变宿主时,鲫鱼通过因子  $C$  选择合适的吸附点等待宿主饲养。数学模型如下

$$X(t+1) = X(t) + A \quad (8)$$

$$A = B \times (X(t) - C \times X_{\text{best}}(t)) \quad (9)$$

$$B = 2 \times V \times r_3 - V \quad (10)$$

$$V = 2 \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (11)$$

式中:  $C$  代表鲫鱼因子,值为 0.1;  $r_3$  表示 0~1 的随机数。

ROA 算法执行步骤如下:

1) 初始化搜索空间、种群规模  $N$ 、最大迭代次数  $T$ 、鲫鱼因子  $C$  并生成初始化种群。

2) 对搜索代理执行边界修回并计算其适应度值。

3) 若  $H(i) = 0$ , 则鲫鱼附着在鲸鱼身上,通过泡泡网攻击策略完成捕食(式(4))。当  $H(i) = 1$  时,鲫鱼附着在剑鱼上完成中远距离移动(式(2))。

4) 执行经验攻击(式(3)),若产生的新位置优于原始则替换,并且重置随机数组  $H$ , 否则执行宿主饲养。

5) 判断程序是否满足终止条件,若满足则跳出循环并输出当前最佳解,否则返回步骤 2)。

## 2 改进鲫鱼优化算法

### 2.1 自适应权重因子

ROA 探索阶段主要依靠附着在剑鱼身上完成,如式(2)所示,分别利用了种群的最佳位置  $X_{\text{best}}$  和随机位置  $X_{\text{rand}}$ 。然而,  $X_{\text{best}}$  具有较好的收敛表现但不具备广泛搜索能力,无法引导种群充分探索解空间,容易忽略潜在的区域。因此,本研究提出一种自适应权重因子,使  $X_{\text{best}}$  具备自适应扰动能力,保证收敛能力的同时广泛探索周围邻域,从而发现更有潜力的解。数学模型如下

$$w(t+1) = r_G \times \sin\left(\frac{\pi t}{4T}\right) \quad (12)$$

图 1 为该自适应权重因子曲线图。可以看出,迭代前期曲线波动较小,给予粒子较小的扰动。迭代中后期波动较大,为算法提供优越的全局探索性能,能够引导种群靠近最优区域或邻近区域。改进后的位置更新方式为

$$X(t+1) = w(t) \times X_{\text{best}}(t) - \left( r_1 \times \left( \frac{X_{\text{best}}(t) + X_{\text{rand}}(t)}{2} \right) - X_{\text{rand}}(t) \right) \quad (13)$$

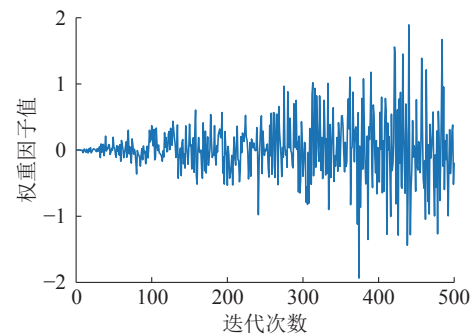


图 1 自适应权重因子曲线  
Fig. 1 Curve of adaptive weight factor

### 2.2 透镜成像反向学习

由第 1 节阐述可知,ROA 通过附着于不同的宿主以实现迭代寻优。具体来说,鲫鱼分别附着在剑鱼和鲸鱼身上完成全局探索和局部开发。此外,鲫鱼还可根据周围环境自主判断是否更换宿主,提高捕食成功率。然而,上述的搜索策略主要依赖于宿主,若宿主的捕食能力不强(陷入局

部最优陷阱), 那么鲫鱼也会陷入其中, 进而出现“早熟”现象, 影响算法优化性能。为缓解这一趋势, 引入透镜成像反向学习策略 (lens opposition-based learning, LOBL)<sup>[18]</sup>, 利用凸透镜成像原理在搜索空间中生成透镜反向解, 并通过贪婪策略选择较优个体进入下一次迭代。引入该策略有利于提升整体种群多样性, 即利用透镜反向解丰富的搜索信息来提高种群跳出局部极值能力, 加速算法收敛。

由图 2 可知, 在一维空间  $[L_B, U_B]$  内存在点  $x$ , 在透镜的作用下形成一个高度为  $h^*$ , 位置在  $x^*$  的透镜成像。图 2 中  $y$  轴代表凸透镜, 位于空间中点。

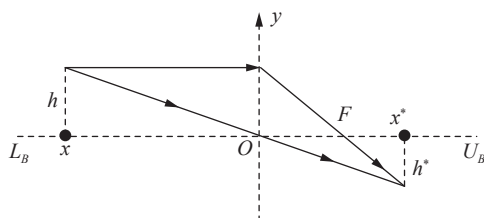


图 2 透镜成像反向学习示意

Fig. 2 Diagram of lens opposition-based learning

由透镜成像原理可知

$$\frac{(L_B + U_B)/2 - x}{x^* - (L_B + U_B)/2} = \frac{h}{h^*} \quad (14)$$

其中,  $U_B$  和  $L_B$  代表搜索空间上下界。设  $k = h/h^*$ , 即式 (14) 可变换为

$$x^* = \frac{L_B + U_B}{2} + \frac{L_B + U_B}{2k} - \frac{x}{k} \quad (15)$$

由式 (15) 可以看出, 若  $k=1$ , 此时就相当于反向学习策略, 也可以说透镜成像反向学习是反向学习策略的一种特例。

### 2.3 改进算法运算复杂度分析

由 1、2 节介绍可知, ROA 主要有 3 个阶段, 分别是初始化阶段、探索阶段以及开发阶段。初始化阶段在搜索空间中生成种群规模为  $N$  的搜索代理, 其中空间维度是  $d$ , 则该阶段运算复杂度为  $O(N \times d)$ 。探索阶段 ROA 通过剑鱼策略和经验攻击完成位置更新, 则该部分运算复杂度为  $O(N \times d)$ 。开发阶段通过鲸鱼策略和宿主饲养完成位置更新, 运算复杂度为  $O(N \times d)$ 。探索阶段和开发阶段重复执行  $T$  次, 则 ROA 运算复杂度为  $O(N \times d \times T)$ 。在 WLROA 中, 引入 LOBL 策略改善算法性能, 其复杂度为  $O(N \times d \times T)$ 。此外, 引入自适应权重因子增强群体间交流学习, 复杂度为  $O(T)$ 。其余部分与原始算法相同。综上所述, WLROA 运算复杂度为  $O(N \times d \times T)$ , 可见本研究所提算法并未增加运算复杂度。

## 3 基于改进鲫鱼优化算法的多阈值图像分割

### 3.1 交叉熵

交叉熵用于度量 2 个概率分布间的差异性信息<sup>[19]</sup>。给定 2 个概率分布  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  和  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ , 则  $P$  和  $Q$  之间的交叉熵计算如下

$$D(P, Q) = \sum_{i=1}^n p_i \log \frac{p_i}{q_i} \quad (16)$$

最小交叉熵方法通过最小化原始图像及其分割后图像之间的交叉熵来确定分割阈值。交叉熵值越低则代表确定性越高, 同质性越大。设原始图像为  $I$  和与之相对应的直方图  $h(i)$ ,  $i=1, 2, \dots, L$ , 其中  $L$  为灰度级数, 则阈值图像及交叉熵可由以下等式计算生成:

$$I_K = \begin{cases} \mu(1, K), & I(x, y) < K \\ \mu(K, L+1), & I(x, y) \geq K \end{cases} \quad (17)$$

$$\mu(a, b) = \frac{\sum_{i=a}^{b-1} ih(i)}{\sum_{i=a}^{b-1} h(i)} \quad (18)$$

通过式 (17) 生成阈值化图像, 为方便计算, 将其改写成以下形式

$$f_{\text{cross}}(K) = \sum_{i=1}^L ih(i) \log(i) - \sum_{i=1}^L H_i \quad (19)$$

$$H_1 = \sum_{i=1}^{K_1-1} ih(i) \log(\mu(1, K_1)) \quad (20)$$

$$H_n = \sum_{i=K_{n-1}}^{K_n-1} ih(i) \log(\mu(K_{n-1}, K_n)), \quad 1 < n < \lambda \quad (21)$$

$$H_\lambda = \sum_{i=K_\lambda}^L ih(i) \log(\mu(K_\lambda, L+1)) \quad (22)$$

式中:  $K = [K_1, K_2, \dots, K_\lambda]$  代表阈值组合;  $\lambda$  为阈值数目。

综合上述分析, 图像分割的最优阈值为

$$(K_1^*, K_2^*, \dots, K_\lambda^*) = \operatorname{argmin} I(K_1, K_2, \dots, K_\lambda) \quad (23)$$

### 3.2 改进鲫鱼优化算法在多阈值图像分割中的应用

本研究将改进鲫鱼优化算法和交叉熵结合, 提出一种基于改进鲫鱼优化算法的图像多阈值分割方法 (WLROA)。该方法的具体流程为: 先读取待分割图像, 然后在搜索空间内生成种群规模为  $N$  的候选解, 通过搜索机制在  $T$  次迭代内寻优, 确定分割阈值。与函数优化相似, 该方法求解的也是最小值问题, 以式 (19) 作为目标函数, 得到原始图片与阈值化图片的最小交叉熵来确定最佳阈

值。最后利用最佳阈值分割图像。具体步骤如下。

1) 初始化相关参数: 种群规模  $N$ 、最大迭代次数  $T$ 、鲫鱼因子  $C$ 。输入待分割的灰度图像及其直方图。

2) 对搜索代理进行边界修回, 计算适应度值并记录最佳个体及适应度值。

3) 计算搜索代理的透镜反向解, 计算适应度值并根据贪婪策略保存最优个体。

4) 若  $H(i) = 0$ , 则鲫鱼附着在鲸鱼身上, 通过泡泡网攻击策略完成捕食 (式 (4))。当  $H(i) = 1$  时, 鲫鱼附着在剑鱼上完成中远距离自适应移动 (式 (13))。

5) 执行经验攻击 (式 (3)), 若产生的新位置优于原始则替换, 并且重置随机数组  $H$ , 否则执行宿主饲养。

6) 判断程序是否满足终止条件, 若满足则跳出循环并输出当前最佳分割阈值, 否则返回步骤 2)。

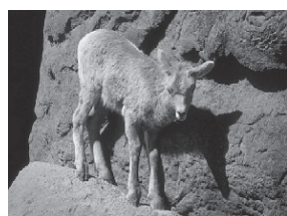
## 4 仿真试验与分析

### 4.1 试验环境及参数设置

为了验证本研究所提算法的分割性能和应用潜力, 随机选取 4 张伯克利大学分割数据集图像和 4 张遥感图像作为测试图像<sup>[20-21]</sup>, 见图 3。采用 WLROA 进行分割试验, 并对比了领域内其他算法, 包括: ROA、RSA、AOA、AO、SCA, 文献 [14] 提出的增强黏菌算法 (enhanced SMA, ESMA)、文献 [2] 提出的基于莱维飞行的樽海鞘群算法 (Levy salp swarm algorithm, LSSA) 和文献 [3] 提出的改进萤火虫算法。这些算法均在各自领域取得了较好结果, 而且文献 [14]、文献 [2] 以及文献 [3] 提出的改进 SIOA 被用于解决图像多阈值分割问题, 代表性更佳。



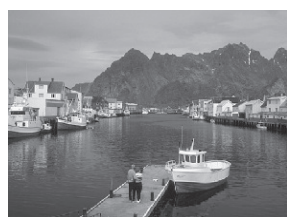
(a) 图像 1



(b) 图像 2



(c) 图像 3



(d) 图像 4



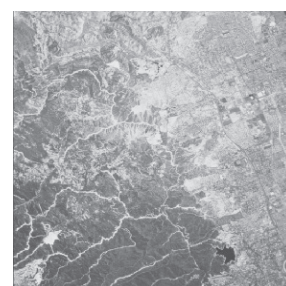
(e) 图像 5



(f) 图像 6



(g) 图像 7



(h) 图像 8

图 3 测试图像

Fig. 3 Test images

为了更准确分析各算法的性能优劣, 统一设定种群规模  $N=30$ , 阈值组合  $K=[4, 6, 8, 10]$ , 最大迭代次数  $T=500$ , 所有算法独立运行 30 次, 选取平均值进行分析, 其中最佳结果用粗体展示。各算法参数设置如表 1 所示。

表 1 算法参数设置

Table 1 Parameters settings of algorithms

算法	参数设置
WLROA	$C=0.1; k=10\ 000$
ROA <sup>[17]</sup>	$C=0.1$
RSA <sup>[4]</sup>	$\alpha=0.1; \beta=0.1$
AOA <sup>[5]</sup>	$A=5; \mu=0.5$
AO <sup>[6]</sup>	$U=0.005\ 65; c=10; \omega=0.005; \alpha=0.1; \delta=0.1$
SCA <sup>[7]</sup>	$a=2$
ESMA	$z=0.03$
LSSA	$\beta=1.5$
文献[3]	$\beta=0.4$

### 4.2 改进算法应用多阈值图像分割的结果分析

选取适应度值 (Fitness)、PSNR、SSIM 和 FSIM 作为评价指标评估图像分割质量。PSNR 用于衡量图像失真程度, 数值越高则说明图像失真越少。SSIM 通过亮度、对比度以及结构信息评估图像分割质量, 取值范围是  $[0, 1]$ , 数值越高则证明图像相似度越高。FSIM 是 SSIM 的一个变种, 用于评估分割前后图像的特征相似性, 取值范围与 SSIM 相同, 数值越高则说明特征相似程度越高。上述指标的详细定义如文献 [22-24] 所述。



表 2 给出了 WLROA 及对比算法在不同阈值情况下分割测试图像得到的平均适应度值。由表 2 中数据可以看出, WLROA 在多数图像上均取得了最低适应度值, 效果较佳。值得注意的是, 当阈值数目为 4 时, 算法所求适应度值基

本相同, 但随着阈值数目的增多, WLROA 的优越性逐渐体现, 所得结果较为理想, 在多个案例中均获得了最佳适应度值, 强于对比算法, 也反映出 WLROA 在解决中高维图像阈值分割问题的潜力。

表 2 各算法所获平均适应度值  
Table 2 The average Fitness values obtained by algorithms

图像	阈值	WLROA	ROA	RSA	AOA	AO	SCA	ESMA	LSSA	文献[3]
图像1	4	<b>0.7841</b>	<b>0.7841</b>	1.0722	0.7843	<b>0.7841</b>	0.8086	0.7843	<b>0.7841</b>	0.9726
	6	0.3993	<b>0.3992</b>	0.6237	0.3996	0.3993	0.5117	0.4053	0.4023	0.5982
	8	<b>0.2429</b>	0.2516	0.4232	0.2453	0.2431	0.3636	0.2563	0.2460	0.2844
	10	<b>0.1672</b>	0.1741	0.3507	0.1836	0.1694	0.2964	0.1860	0.1705	0.2633
图像2	4	<b>0.8070</b>	<b>0.8070</b>	1.0747	0.8075	<b>0.8070</b>	0.8370	0.8071	0.8071	0.8471
	6	<b>0.4274</b>	<b>0.4274</b>	0.6619	0.4369	<b>0.4274</b>	0.5337	0.4298	0.4285	0.4803
	8	<b>0.2625</b>	0.2627	0.4780	0.2923	0.2627	0.3821	0.2659	0.2641	0.3017
	10	<b>0.1787</b>	0.1799	0.3614	0.2113	0.1789	0.2965	0.1880	0.1817	0.2041
图像3	4	<b>0.4989</b>	<b>0.4989</b>	0.6756	0.5065	<b>0.4989</b>	0.5458	0.4995	<b>0.4989</b>	0.6608
	6	<b>0.2634</b>	0.2663	0.4634	0.2730	<b>0.2634</b>	0.3547	0.2708	0.2645	0.3323
	8	<b>0.1627</b>	0.1644	0.3176	0.1730	<b>0.1627</b>	0.2648	0.1743	0.1649	0.3798
	10	<b>0.1114</b>	0.1153	0.2457	0.1317	0.1122	0.2017	0.1360	0.1145	0.1896
图像4	4	<b>0.7813</b>	<b>0.7813</b>	0.9548	0.7814	<b>0.7813</b>	0.7931	0.7830	0.7816	0.8040
	6	<b>0.3664</b>	0.3768	0.5846	0.3668	<b>0.3664</b>	0.4559	0.3672	0.3675	0.4541
	8	<b>0.2224</b>	0.2226	0.4089	0.2332	0.2226	0.3350	0.2261	0.2254	0.2652
	10	<b>0.1556</b>	0.1576	0.2979	0.1761	0.1574	0.2530	0.1715	0.1568	0.1870
图像5	4	<b>0.5621</b>	<b>0.5621</b>	0.7930	0.5677	<b>0.5621</b>	0.6095	0.5639	0.5623	0.9234
	6	<b>0.2902</b>	0.2936	0.4649	0.3067	<b>0.2902</b>	0.3794	0.2925	0.2910	0.5057
	8	<b>0.1763</b>	0.1778	0.3366	0.1974	0.1765	0.2732	0.1858	0.1775	0.3330
	10	<b>0.1181</b>	0.1190	0.2576	0.1441	0.1189	0.2113	0.1377	0.1209	0.2408
图像6	4	<b>0.7167</b>	<b>0.7167</b>	0.9978	0.7171	<b>0.7167</b>	0.7499	0.7168	0.7168	1.1243
	6	<b>0.3736</b>	0.3785	0.5978	0.4035	<b>0.3736</b>	0.4994	0.3736	0.3746	0.4728
	8	<b>0.2281</b>	0.2303	0.4347	0.2531	0.2300	0.3450	0.2317	0.2295	0.3066
	10	<b>0.1524</b>	0.1566	0.3154	0.1820	0.1559	0.3035	0.1678	0.1580	0.2252
图像7	4	<b>0.7393</b>	<b>0.7393</b>	1.0213	0.7548	<b>0.7393</b>	0.7754	0.7399	<b>0.7393</b>	0.9179
	6	<b>0.3885</b>	<b>0.3885</b>	0.6283	0.4199	<b>0.3885</b>	0.4932	0.3891	0.3889	0.4554
	8	<b>0.2356</b>	0.2376	0.4471	0.2658	0.2376	0.3700	0.2378	0.2378	0.2987
	10	<b>0.1631</b>	0.1663	0.3262	0.1964	0.1643	0.2769	0.1737	0.1677	0.2204
图像8	4	<b>0.3058</b>	0.3161	0.4741	0.3191	<b>0.3058</b>	0.3346	0.3060	<b>0.3058</b>	0.5487
	6	<b>0.1678</b>	0.1694	0.3227	0.1784	0.1727	0.2384	0.1820	0.1688	0.2520
	8	<b>0.1072</b>	0.1120	0.2428	0.1232	0.1101	0.1846	0.1316	0.1082	0.1832
	10	<b>0.0761</b>	0.0815	0.1757	0.0888	0.0807	0.1470	0.1082	0.0796	0.1487

注: 黑体代表最好的结果, 下同。

表 3 给出了 WLROA 及对比算法在不同阈值情况下分割测试图像得到的平均 PSNR 值。当阈值数目增加时 PSNR 值也随之增加, 说明图

像分割效果和阈值数目呈正相关。当阈值数目为 4 时, WLROA、ROA 以及 AO 算法所得结果偏差较小, 说明分割后图像差别不大。当阈值数

量增加时, WLROA 所得结果相较于对比算法有不同程度的提高, 说明利用 WLROA 分割后的图像失真较少, 精度较高, 分割效果强于对比算法。

表 3 各算法所获平均 PSNR 值  
Table 3 The average PSNR values obtained by algorithms

图像	阈值	WLROA	ROA	RSA	AOA	AO	SCA	ESMA	LSSA	文献[3]
图像1	4	<b>19.3376</b>	<b>19.3376</b>	18.3052	19.3535	<b>19.3376</b>	19.2729	18.6722	<b>19.3376</b>	18.6688
	6	22.0621	22.0618	20.4839	<b>22.0743</b>	22.0629	21.2339	21.4530	22.0529	21.0169
	8	24.1439	24.0467	22.2592	24.1231	<b>24.1457</b>	22.7251	23.4261	24.0961	23.7340
	10	<b>25.6960</b>	25.5736	23.0154	25.5532	25.6513	23.6983	25.0633	25.5359	24.5189
图像2	4	<b>20.6452</b>	<b>20.6452</b>	18.9835	20.6397	<b>20.6452</b>	20.4830	20.2798	20.6138	20.4716
	6	<b>23.2047</b>	23.2045	21.2279	23.1403	23.2045	22.3205	22.7099	23.2027	22.8622
	8	25.1200	25.1559	22.5244	24.8764	<b>25.1580</b>	23.7540	24.8959	24.9224	24.7986
	10	<b>26.7510</b>	26.7433	23.8680	26.2664	26.7042	24.8548	26.1705	26.3742	26.4843
图像3	4	<b>18.6955</b>	<b>18.6955</b>	19.6333	18.7328	<b>18.6955</b>	18.6624	17.1569	<b>18.6955</b>	17.5156
	6	<b>23.2444</b>	23.2006	21.4961	22.9577	<b>23.2444</b>	21.7623	22.1261	23.2141	22.1770
	8	25.4661	25.4727	23.4940	25.2066	<b>25.4853</b>	23.8828	24.5624	25.4181	22.9060
	10	<b>27.1990</b>	27.1180	24.6188	26.5472	27.1628	25.2288	26.0729	27.1383	25.6435
图像4	4	19.5983	<b>20.1858</b>	18.6555	19.4846	20.0790	19.6807	19.1656	19.5219	19.6251
	6	<b>23.1420</b>	23.0096	20.8446	23.1520	<b>23.1420</b>	22.1162	22.4943	23.1504	22.3062
	8	<b>25.4032</b>	25.3734	22.2520	25.2987	25.3731	23.6595	24.4335	25.3992	24.8316
	10	<b>26.9873</b>	26.9258	23.9213	26.6677	26.9402	24.9500	26.4635	27.0914	26.2982
图像5	4	<b>20.1115</b>	<b>20.1115</b>	18.5259	20.0797	<b>20.1115</b>	19.7235	19.4746	20.1115	18.0879
	6	<b>23.3122</b>	23.2605	21.1540	23.0667	23.3098	22.1511	22.5509	23.3109	21.5086
	8	<b>25.6840</b>	25.6504	22.6172	25.2689	25.6815	23.6980	24.1159	25.6253	23.6156
	10	<b>27.5600</b>	27.5328	23.9443	26.8002	27.5158	24.9228	26.4053	27.5444	25.6277
图像6	4	<b>20.2607</b>	<b>20.2607</b>	18.4796	20.2469	<b>20.2607</b>	20.0620	19.5262	20.2585	19.2469
	6	<b>22.9820</b>	22.9429	20.7612	22.7349	22.9753	21.9400	22.1965	22.9663	22.2882
	8	<b>25.1522</b>	25.0348	22.3320	24.7941	25.1122	23.4262	24.5426	25.1386	24.3716
	10	<b>26.6779</b>	26.6190	23.7184	26.1498	26.5441	24.0521	25.6851	26.6154	25.6636
图像7	4	<b>20.2340</b>	<b>20.2340</b>	18.4091	20.1488	<b>20.2340</b>	20.0384	19.7460	<b>20.2340</b>	19.5687
	6	<b>22.9998</b>	22.9937	20.6767	22.8020	22.9939	22.0865	22.7820	22.9984	22.5610
	8	<b>25.2294</b>	25.1953	22.4380	24.8224	25.1831	23.2833	24.1334	25.1798	24.4737
	10	<b>26.6744</b>	26.6523	23.6456	26.2159	26.6334	24.6944	26.1584	26.6201	26.0867
图像8	4	17.0030	16.9028	<b>17.5928</b>	16.8110	17.0030	16.7782	16.0548	<b>17.0030</b>	15.5547
	6	19.5522	19.5455	<b>20.7227</b>	19.1844	19.5011	19.1756	18.4205	19.5061	19.1064
	8	21.7518	21.6961	<b>22.8524</b>	20.7658	21.7843	21.2174	21.2547	21.7379	21.7965
	10	<b>25.9099</b>	25.4220	24.1560	23.3690	25.2115	23.6215	24.3776	26.7792	23.3624

表 4 给出了 WLROA 及对比算法在不同阈值情况下分割测试图像得到的平均 SSIM 值。当阈值数目增加时 SSIM 值也随之增加, 说明图像分割效果和阈值数目呈正相关。当阈值数目为 4 时, WLROA、ROA 以及 AO 算法所得结果基本一致。当阈值数量增加时, WLROA 所得结果相

较于对比算法有不同程度的提高。从整体上看, WLROA 所得 SSIM 值明显高于 RSA、AOA、SCA 和文献 [3] 所提方法, 同时相较于 ROA、AO、ESMA、LSSA 也有一定提高, 优越性较为明显, 说明利用 WLROA 完成图像多阈值分割任务, 分割图像相比原图像在结构上更为相似。



表 4 各算法所获平均 SSIM 值  
Table 4 The average SSIM values obtained by algorithms

图像	阈值	WLROA	ROA	RSA	AOA	AO	SCA	ESMA	LSSA	文献[3]
图像1	4	<b>0.6506</b>	<b>0.6506</b>	0.6443	0.6500	<b>0.6506</b>	0.6481	0.6220	0.6498	0.6256
	6	<b>0.7512</b>	0.7510	0.7358	0.7510	0.7510	0.7289	0.7377	0.7503	0.7229
	8	0.8122	0.8122	0.7983	0.8093	<b>0.8123</b>	0.7792	0.8005	0.8107	0.8097
	10	<b>0.8498</b>	0.8482	0.8245	0.8355	0.8477	0.8149	0.8455	0.8457	0.8377
图像2	4	<b>0.6496</b>	<b>0.6496</b>	0.6411	0.6491	<b>0.6496</b>	0.6461	0.6432	<b>0.6496</b>	0.6455
	6	<b>0.7416</b>	0.7415	0.7339	0.7378	<b>0.7416</b>	0.7307	0.7329	0.7410	0.7411
	8	<b>0.7964</b>	0.7932	0.8029	0.7779	0.7935	0.7885	0.7880	0.7898	0.8013
	10	0.8253	0.8234	<b>0.8317</b>	0.8055	0.8227	0.8213	0.8229	0.8189	0.8358
图像3	4	<b>0.6920</b>	<b>0.6920</b>	0.7370	0.6932	<b>0.6920</b>	0.6871	0.6874	<b>0.6920</b>	0.6333
	6	<b>0.8413</b>	0.8402	0.7966	0.8331	<b>0.8413</b>	0.7982	0.8073	0.8405	0.8074
	8	0.8879	0.8881	0.8477	0.8826	<b>0.8883</b>	0.8527	0.8676	0.8865	0.8028
	10	<b>0.9173</b>	0.9159	0.8716	0.9057	0.9168	0.8800	0.8948	0.9153	0.8819
图像4	4	0.7558	<b>0.7565</b>	0.7516	0.7544	0.7564	0.7495	0.7402	0.7550	0.7534
	6	<b>0.8235</b>	0.8229	0.8034	0.8229	0.8233	0.8082	0.8101	0.8225	0.8095
	8	<b>0.8729</b>	0.8727	0.8413	0.8619	0.8726	0.8320	0.8580	0.8695	0.8619
	10	0.8927	0.8926	0.8619	0.8806	<b>0.8933</b>	0.8603	0.8915	0.8893	0.8887
图像5	4	<b>0.7477</b>	<b>0.7477</b>	0.7092	0.7454	<b>0.7477</b>	0.7340	0.7229	0.7475	0.6595
	6	<b>0.8299</b>	0.8286	0.7890	0.8227	0.8298	0.7991	0.8115	0.8292	0.7731
	8	<b>0.8833</b>	0.8825	0.8253	0.8699	0.8830	0.8396	0.8390	0.8821	0.8278
	10	<b>0.9158</b>	0.9151	0.8515	0.8968	0.9150	0.8661	0.8940	0.9133	0.8696
图像6	4	<b>0.7073</b>	<b>0.7073</b>	0.6583	0.7064	<b>0.7073</b>	0.6989	0.6759	<b>0.7073</b>	0.6543
	6	<b>0.7866</b>	0.7857	0.7506	0.7767	<b>0.7866</b>	0.7627	0.7726	0.7858	0.7752
	8	0.8292	<b>0.8299</b>	0.8136	0.8208	0.8288	0.8082	0.8376	0.8280	0.8284
	10	<b>0.8564</b>	0.8561	0.8515	0.8423	0.8557	0.8267	0.8482	0.8539	0.8701
图像7	4	<b>0.6886</b>	<b>0.6886</b>	0.6306	0.6839	<b>0.6886</b>	0.6814	0.6745	0.6886	0.6663
	6	<b>0.7642</b>	0.7638	0.7351	0.7553	0.7639	0.7542	0.7669	0.7635	0.7537
	8	<b>0.8060</b>	0.8059	0.8021	0.8012	0.8054	0.7916	0.8083	0.8046	0.8173
	10	<b>0.8316</b>	0.8314	0.8318	0.8181	0.8309	0.8245	0.8394	0.8280	0.8391
图像8	4	<b>0.7273</b>	0.7224	0.6958	0.7181	<b>0.7273</b>	0.7119	0.6717	0.7265	0.6412
	6	<b>0.8164</b>	0.8160	0.7930	0.8063	0.8144	0.7837	0.7629	0.8152	0.7862
	8	<b>0.8685</b>	0.8662	0.8447	0.8482	0.8678	0.8308	0.8300	0.8675	0.8444
	10	<b>0.9210</b>	0.9154	0.8754	0.8917	0.9139	0.8722	0.8814	0.9183	0.8727

表 5 给出了 WLROA 及对比算法在不同阈值情况下分割测试图像得到的平均 FSIM 值。由表 5 数据情况可以看出, 阈值数目为 4 时 WLROA 分割结果与其他算法相差不大。随着阈值数目的增加, WLROA 相较于其他算法性能提升明显, 说明利用 WLROA 完成图像分割任务, 分割图像可保留更多的特征, 相似性更高。

图 4 列出了各算法对测试图像进行多阈值分

割所需要的平均运行时间。从运行时间数据可以看出 WLROA 的运行时间相较于其他算法并不占优, 产生该现象的主要原因是 WLROA 利用透镜反向学习策略生成透镜反向解, 并根据贪婪机制选择最佳个体进入下轮迭代。但从适应度值和其他评价指标来看, WLROA 的优化性能较好, 适当增加一些运行时间来换取更高的优化精度是可以接受的。

表 5 各算法所获平均 FSIM 值  
Table 5 The average FSIM values obtained by algorithms

图像	阈值	WLROA	ROA	RSA	AOA	AO	SCA	ESMA	LSSA	文献[3]
图像1	4	<b>0.7693</b>	<b>0.7693</b>	0.7327	0.7691	<b>0.7693</b>	0.7645	0.7469	<b>0.7693</b>	0.7481
	6	0.8472	0.8472	0.7998	<b>0.8475</b>	0.8474	0.8203	0.8283	0.8468	0.8149
	8	<b>0.8902</b>	0.8881	0.8418	0.8893	0.8901	0.8536	0.8731	0.8813	0.8808
	10	<b>0.9164</b>	0.9145	0.8598	0.9106	0.9155	0.8729	0.9044	0.9146	0.8930
图像2	4	<b>0.8618</b>	<b>0.8618</b>	0.8082	0.8620	<b>0.8618</b>	0.8573	0.8521	0.8611	0.8577
	6	0.9037	0.9038	0.8612	<b>0.9042</b>	0.9037	0.8905	0.8955	0.9026	0.8984
	8	0.9294	0.9297	0.8854	0.9295	<b>0.9298</b>	0.9108	0.9275	0.9270	0.9257
	10	<b>0.9471</b>	0.9470	0.9044	0.9440	0.9465	0.9234	0.9416	0.9455	0.9450
图像3	4	<b>0.7781</b>	0.7781	0.7777	0.7795	<b>0.7781</b>	0.7753	0.7438	<b>0.7781</b>	0.7503
	6	<b>0.8652</b>	0.8643	0.8208	0.8614	0.8650	0.8343	0.8429	0.8644	0.8442
	8	0.9033	0.9033	0.8624	<b>0.9038</b>	0.9036	0.8742	0.8867	0.9019	0.8512
	10	<b>0.9277</b>	0.9266	0.8809	0.9235	0.9274	0.8984	0.9099	0.9257	0.9016
图像4	4	0.8069	0.8042	0.7881	<b>0.8073</b>	0.8045	0.8039	0.7947	0.8047	0.8033
	6	<b>0.8700</b>	0.8700	0.8396	0.8697	0.8697	0.8564	0.8593	0.8689	0.8583
	8	<b>0.9051</b>	0.9043	0.8682	0.9015	0.9050	0.8732	0.8926	0.9036	0.8961
	10	<b>0.9232</b>	0.9228	0.8887	0.9167	0.9227	0.8951	0.9186	0.9221	0.9162
图像5	4	<b>0.9000</b>	<b>0.9000</b>	0.8636	0.8999	<b>0.9000</b>	0.8912	0.8869	<b>0.9000</b>	0.8567
	6	<b>0.9472</b>	0.9464	0.9146	0.9420	0.9470	0.9336	0.9376	0.9462	0.9168
	8	<b>0.9670</b>	0.9668	0.9324	0.9627	0.9669	0.9469	0.9473	0.9656	0.9416
	10	<b>0.9767</b>	0.9767	0.9481	0.9718	0.9765	0.9564	0.9697	0.9744	0.9579
图像6	4	<b>0.9452</b>	<b>0.9452</b>	0.9027	0.9440	<b>0.9452</b>	0.9414	0.9319	0.9448	0.9184
	6	<b>0.9673</b>	0.9670	0.9336	0.9652	0.9670	0.9591	0.9619	0.9662	0.9627
	8	<b>0.9773</b>	0.9771	0.9572	0.9759	0.9772	0.9677	0.9777	0.9753	0.9752
	10	<b>0.9812</b>	0.9811	0.9672	0.9797	0.9806	0.9730	0.9778	0.9800	0.9833
图像7	4	<b>0.9456</b>	<b>0.9456</b>	0.8978	0.9420	<b>0.9456</b>	0.9412	0.9380	0.9456	0.9332
	6	<b>0.9691</b>	0.9690	0.9340	0.9676	0.9690	0.9608	0.9682	0.9686	0.9648
	8	<b>0.9794</b>	0.9790	0.9584	0.9774	0.9792	0.9697	0.9754	0.9782	0.9778
	10	<b>0.9828</b>	0.9820	0.9687	0.9822	0.9827	0.9767	0.9826	0.9804	0.9816
图像8	4	<b>0.8656</b>	0.8639	0.8525	0.8628	0.8654	0.8611	0.8453	<b>0.8656</b>	0.8328
	6	0.8993	0.8987	<b>0.9078</b>	0.8965	0.8985	0.8906	0.8837	0.8978	0.8961
	8	0.9175	0.9170	<b>0.9382</b>	0.9115	0.9181	0.9130	0.9196	0.9162	0.9275
	10	<b>0.9568</b>	0.9521	0.9517	0.9341	0.9499	0.9452	0.9491	0.9551	0.9413

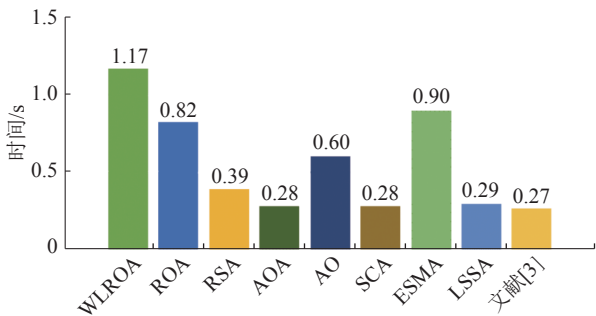


图 4 各算法平均运行时间  
Fig. 4 Average running time of each algorithm

综上试验结果表明, 尽管 WLROA 在运行时间上弱于对比算法, 但该算法在 Fitness、PSNR、SSIM 以及 FSIM 评价指标上均取得较好效果, 说明利用该方法分割后的图像与原图像更为贴合, 分割质量较佳, 在处理中高维图像阈值分割问题时不易陷入早熟收敛。同时, 本研究方法在分割遥感图像时也能取得较好的效果, 说明 WLROA 具有不俗的应用能力, 适用于解决不同复杂程度的图像阈值分割问题, 为后续的图像处理阶段提供技术参考。

### 4.3 改进算法应用噪声图像分割的结果分析

为了更好地验证 WLROA 的分割鲁棒性和抗噪性,本研究在 8 幅灰度图像的基础上分别添加均值为 0, 方差为 0.02 的高斯噪声,并采用 PSNR 作为分割评价指标<sup>[25]</sup>。分割阈值和试验参数设置为 4.1 节所设。

图 5 给出了各算法在不同阈值下分割噪声图像所得平均 PSNR 结果。可以看出在添加高斯噪声的情况下,本研究方法 WLROA 仍能取得最好的分割效果,鲁棒性强,能够降低噪声对图像分割结果的影响,也反映出该算法具有一定的抗噪性。

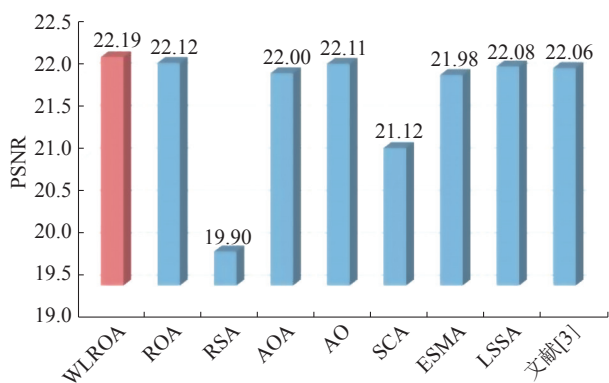


图 5 不同阈值下各算法分割噪声图像的平均 PSNR 结果  
Fig. 5 Average PSNR results of noise images segmented by each algorithm under different thresholds

## 5 结束语

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,提出一种基于改进鲫鱼优化算法的多阈值图像分割方法。首先,针对鲫鱼优化算法存在收敛速度慢、易陷入局部极值等问题,引入透镜成像反向学习策略增加种群多样性,提高算法收敛速度和跳出局部极值能力。其次,提出自适应权重策略,对种群位置进行自适应扰动,提高算法探索能力。最后,结合最小交叉熵进行迭代寻优,确定最佳分割阈值。为了验证所提算法的有效性,选取了部分伯克利大学分割数据集图像以及遥感图像,结合 Fitness、PSNR、SSIM 以及 FSIM 等指标来评估算法分割质量。试验结果表明,WLROA 强于其他流行和先进算法,具有优越的分割准确性、鲁棒性和抗噪性,为解决复杂图像多阈值分割问题提供了一种行之有效的计算方法。然而,改进算法的运行时间相较于原始算法有一定的提高。因此,今后考虑在不降低 WLROA 分割性能的基础上减少算法的运行时间。同时,选取不同组合的分割阈值和基准测试图像来验证算法的分割效果。此外,

考虑将 WLROA 应用到其他领域的图像分割(如林火图像分割、医学图像分割等),以验证算法解决现实问题的能力。

## 参考文献:

- [1] SU Hang, ZHAO Dong, YU Fanhua, et al. Horizontal and vertical search artificial bee colony for image segmentation of COVID-19 X-ray images[J]. *Computers in biology and medicine*, 2022, 142: 105181.
- [2] 邢致恺, 贾鹤鸣, 宋文龙. 基于莱维飞行樽海鞘群优化算法的多阈值图像分割[J]. *自动化学报*, 2021, 47(2): 363–377.
- [3] XING Zhikai, JIA Heming, SONG Wenlong. Levy flight trajectory-based salp swarm algorithm for multilevel thresholding image segmentation[J]. *Acta automatica sinica*, 2021, 47(2): 363–377.
- [3] 贾鹤鸣, 彭晓旭, 邢致恺, 等. 改进萤火虫优化算法的 Renyi 熵油污图像分割[J]. *智能系统学报*, 2020, 15(2): 367–373.
- JIA Heming, PENG Xiaoxu, XING Zhikai, et al. Renyi entropy based on improved firefly optimization algorithm for image segmentation of waste oil[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2020, 15(2): 367–373.
- [4] ABUALIGAH L, ELAZIZ M A, SUMARI P, et al. Reptile search algorithm (RSA): a nature-inspired meta-heuristic optimizer[J]. *Expert systems with applications*, 2022, 191: 116158.
- [5] ABUALIGAH L, DIABAT A, MIRJALILI S, et al. The arithmetic optimization algorithm[J]. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 2021, 376: 113609.
- [6] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ABD ELAZIZ M, et al. Aquila optimizer: a novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. *Computers & industrial engineering*, 2021, 157: 107250.
- [7] MIRJALILI S. SCA: a sine cosine algorithm for solving optimization problems[J]. *Knowledge-based systems*, 2016, 96: 120–133.
- [8] LIU Qingxin, LI Ni, JIA Heming, et al. Modified remora optimization algorithm for global optimization and multi-level thresholding image segmentation[J]. *Mathematics*, 2022, 10(7): 1014.
- [9] LIU Qingxin, LI Ni, JIA Heming, et al. A chimp-inspired remora optimization algorithm for multilevel thresholding image segmentation using cross entropy[J]. *Artificial intelligence review*, 2023, 56(1): 159–216.
- [10] LIU Qingxin, QI Qi, LI Ni. Federated opposite learning based arithmetic optimization algorithm for image segmentation using multilevel thresholding[C]//2023 26th In-



- ternational Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design. Rio de Janeiro: IEEE, 2023: 1257–1262.
- [11] JIA Heming, LANG Chunbo, OLIVA D, et al. Dynamic Harris Hawks optimization with mutation mechanism for satellite image segmentation[J]. *Remote sensing*, 2019, 11(12): 1421.
- [12] HOUSSEIN E H, HUSSAIN K, ABUALIGAH L, et al. An improved opposition-based marine predators algorithm for global optimization and multilevel thresholding image segmentation[J]. *Knowledge-based systems*, 2021, 229: 107348.
- [13] WU Bo, ZHOU Jianxin, JI Xiaoyuan, et al. An ameliorated teaching-learning-based optimization algorithm based study of image segmentation for multilevel thresholding using Kapur's entropy and Otsu's between class variance[J]. *Information sciences*, 2020, 533: 72–107.
- [14] LIN Shanying, JIA Heming, ABUALIGAH L, et al. Enhanced slime mould algorithm for multilevel thresholding image segmentation using entropy measures[J]. *Entropy*, 2021, 23(12): 1700.
- [15] 吴禄慎, 程伟, 胡赞. 应用改进布谷鸟算法优化多阈值图像分割[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2021, 51(1): 358–369.
- WU Lushen, CHENG Wei, HU Yun. Image segmentation of multilevel threshold based on improved cuckoo search algorithm[J]. *Journal of Jilin university (engineering and technology edition)*, 2021, 51(1): 358–369.
- [16] WOLPERT D H, MACREADY W G. No free lunch theorems for optimization[J]. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 1997, 1(1): 67–82.
- [17] JIA Heming, PENG Xiaoxu, LANG Chunbo. Remora optimization algorithm[J]. *Expert systems with applications*, 2021, 185: 115665.
- [18] FAN Qian, CHEN Zhenjian, ZHANG Wei, et al. ESSA-WOA: enhanced Whale optimization algorithm integrated with salp swarm algorithm for global optimization[J]. *Engineering with computers*, 2022, 38(1): 797–814.
- [19] RODRÍGUEZ-ESPARZA E, ZANELLA-CALZADA L A, OLIVA D, et al. An efficient Harris Hawks-inspired image segmentation method[J]. *Expert systems with applications*, 2020, 155: 113428.
- [20] ZHAO Songwei, WANG Pengjun, HEIDARI A A, et al. Multilevel threshold image segmentation with diffusion association slime mould algorithm and Renyi's entropy for chronic obstructive pulmonary disease[J]. *Computers in biology and medicine*, 2021, 134: 104427.
- [21] HE Qibin, SUN Xian, DIAO Wenhui, et al. Multimodal remote sensing image segmentation with intuition-inspired hypergraph modeling[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2023, 32: 1474–1487.
- [22] HUYNH-THU Q, GHANBARI M. Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment[J]. *Electronics letters*, 2008, 44(13): 800.
- [23] WANG Zhou, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2004, 13(4): 600–612.
- [24] ZHANG Lin, ZHANG Lei, MOU Xuanqin, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment[J]. *IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE signal processing society*, 2011, 20(8): 2378–2386.
- [25] LI Xinli, LI Xiaoxiao, YANG Guotian. A novelty harmony search algorithm of image segmentation for multilevel thresholding using learning experience and search space constraints[J]. *Multimedia tools and applications*, 2023, 82(1): 703–723.

### 作者简介:



刘庆鑫, 硕士研究生, 主要研究方向为启发式优化算法、图像处理。  
E-mail: qxliu@hainanu.edu.cn。



李霓, 副教授, 主要研究方向为生存分析、纵向数据分析、复杂删失数据的统计推断。主持国家自然科学基金项目 2 项, 发表学术论文 20 余篇。  
E-mail: lini@hainnu.edu.cn。



齐琦, 副研究员, 博士生导师, 博士, 中国计算机学会人工智能与模型识别、计算经济学专委会委员。主要研究方向为组合优化、算法博弈、计算智能以及数据挖掘和机器学习。参与国家重点研发计划和海南省重大科技计划等 3 项, 发表学术论文 20 多篇。  
E-mail: qqi@hainanu.edu.cn。