

# 基于改进青蒿素优化算法的乳腺癌图像分割

黄志力

温州大学计算机与人工智能学院, 浙江 温州

收稿日期: 2026年3月9日; 录用日期: 2026年4月10日; 发布日期: 2026年4月20日

## 摘要

乳腺癌是最普遍的女性癌症之一, 精确的图像分割能够提高病灶定位、特征提取以及病症诊断的可靠性, 有效提高乳腺癌患者的存活率。多阈值最大熵分割方法因原理清晰、实现简便及适应性较强, 被广泛应用于医学图像处理领域。然而, 传统的阈值选择方法随着阈值数量增加, 计算复杂度显著上升, 难以兼顾分割精度与计算效率。为此, 本文提出了一种改进的青蒿素优化算法(ERAO), 引入精英引导差分变异机制强化精英个体的信息利用能力, 提升收敛速度与求解精度; 而重启策略能够有效缓解种群停滞现象。通过IEEE CEC 2017基准函数集的对比实验验证了所提出算法优越的优化性能。进一步将其与2D Kapur熵相结合, 应用于乳腺癌图像多阈值分割任务, 实验结果表明该方法能够获得更优的阈值组合与更高质量的分割效果。

## 关键词

青蒿素优化算法, 医学图像分割, 乳腺癌

# Breast Cancer Image Segmentation Based on Improved Artemisinin Optimization Algorithm

Zhili Huang

Department of Computer Science and Artificial Intelligence, Wenzhou University, Wenzhou Zhejiang

Received: March 9, 2026; accepted: April 10, 2026; published: April 20, 2026

## Abstract

Breast cancer is one of the most prevalent cancers among women, and accurate image segmentation can enhance the reliability of lesion localization, feature extraction, and disease diagnosis. The multi-threshold maximum entropy segmentation method is widely used in the field of medical image

processing due to its clear principle, simple implementation, and strong adaptability. However, traditional threshold selection methods face significant computational complexity as the number of thresholds increases, making it difficult to balance segmentation accuracy and computational efficiency. To address this, this paper proposes an improved Elitist Artemis Optimization Algorithm (ERAO), which introduces an elitist-guided differential mutation mechanism to enhance the information utilization ability of elite individuals, improving convergence speed and solution accuracy. The restart strategy effectively alleviates the population stagnation phenomenon. Comparative experiments on the IEEE CEC 2017 benchmark function set verify the superior optimization performance of the proposed algorithm. Furthermore, by combining it with 2D Kapur's entropy, it is applied to the multi-threshold segmentation task of breast cancer images. Experimental results show that this method can obtain a better threshold combination and higher-quality segmentation results.

## Keywords

Artemisinin Optimization Algorithm, Medical Image Segmentation, Breast Cancer

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

乳腺癌是全球女性中发病率和死亡率最高的恶性肿瘤之一[1]。乳腺癌的人工诊断昂贵、耗时且易出错，尤其是在早期阶段症状通常很轻微，容易被忽视[2]。而早期精确诊断与肿瘤区域的准确定位对于提高患者生存率和制定个性化治疗策略具有重要意义[3]。在现有诊断手段中，组织病理学分析仍然被视为乳腺癌诊断与分级的金标准[4]。精确的乳腺癌病理图像分割，对于提取关键病理特征、辅助临床诊断决策以及提高病理分析效率具有重要意义。然而，乳腺癌病理图像中肿瘤细胞、腺体结构和间质区域通常呈现复杂的纹理特征和不均匀灰度分布，且边界模糊不清，这使得高精度图像分割成为一项具有挑战性的任务。多阈值图像分割(Multi-threshold image segmentation, MTIS)是简单、准确、高效的分割方法之一，能够有效帮助病理学家提高乳腺癌诊断的准确性。

青蒿素优化算法(Artemisinin optimization, AO)是 2024 年由 Yuan 等人受到青蒿素对抗疟疾的治疗过程，模拟消灭人体内的疟疾寄生虫的启发提出，具有可扩展性强、全局搜索能力优越等优点[5]。但是，正如 NFL 定理所说，没有任何一种算法可以解决所有问题[6]。由于图像结构复杂、灰度不均匀以及随阈值增加带来的维度迅速升高等问题，AO 在面对医学图像分割问题时容易出现早熟收敛、收敛精度不足和陷入局部最优等问题。

因此，本文提出了一种改进的青蒿素优化算法(ERAO)用于乳腺癌病理图像分割。具体来说，引入了一种精英引导的差分变异机制，提高收敛精度。同时，设计了一种重启策略，保持种群多样性并避免算法陷入局部最优。在此基础上，构建了基于 ERAO 的 2D Kapur 熵多阈值图像分割模型，对乳腺癌病理图像进行精确分割。

## 2. 相关知识

### 2.1. 多阈值图像分割模型

多阈值图像分割旨在通过设置多个阈值，将图像划分为多个不同区域。传统的基于 2D 直方图方法虽

被证明有效，但仍存在忽略图像中的细节点和边缘信息、受噪声干扰从而会影响分割结果的精度。此外，确定最优阈值组合将面临巨大的计算开销，随着阈值数量增加，计算复杂度呈指数级增长。因此本文采用非局部均值技术生成 2D 直方图，并构建以 2D Kapur 熵作为改进青蒿素优化算法的目标函数的多阈值图像分割模型，分割流程如图 1 所示。

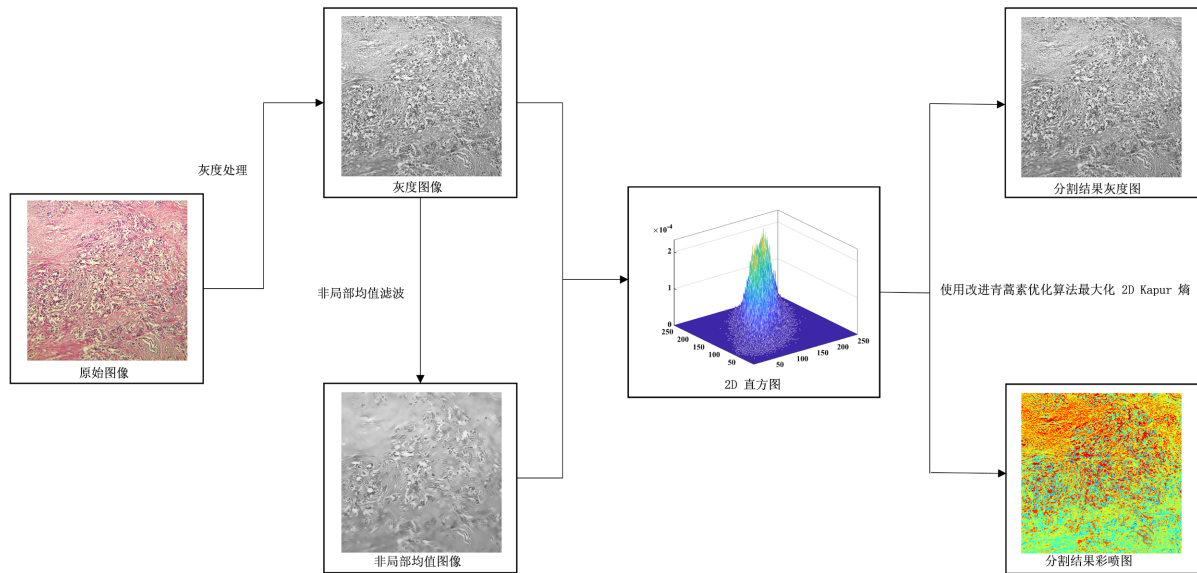


Figure 1. Flowchart of ERAO-based MTIS  
图 1. 基于 ERAO 的多阈值图像分割流程图

## 2.2. 青蒿素优化算法

青蒿素优化算法是一种受到青蒿素对抗疟疾的治疗过程的启发而提出的元启发式算法，主要由以下过程组成：

青蒿素给药后，进入人体并通过血液循环输送到身体各处，逐渐扩散，最终定位并清除隐藏的疟原虫。扩散过程可用以下公式描述：

$$\begin{cases} X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + c \times X_{i,j}^t \times (-1)^t, rand < 0.5 \\ X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + c \times best^t \times (-1)^t, rand > 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

其中  $X_{i,j}^{t+1}$  和  $X_{i,j}^t$  分别表示个体的更新位置和先前位置，而  $best$  表示当前最优解。考虑到药物浓度在实际应用中会随时间逐渐降低，该算法引入衰减系数  $c$  来反映这一现象。 $c$  的衰减模型定义如下：

$$\frac{dC}{dt} = -k \times C, \quad (2)$$

$$C(t) = C_0 \times e^{(-kt)}, \quad (3)$$

其中  $C$  表示药物浓度， $k$  为衰减速率常数。该模型表明药物浓度随时间呈指数衰减。因此，青蒿素浓度相关的衰减指数  $c$  可表示为：

$$c = 1 \times e^{-\left(4 \times \frac{FEs}{MaxFEs}\right)}, \quad (4)$$

考虑到患者之间存在显著的个体差异，引入了一个概率调整因子，用于量化个体差异的影响：

$$K = 1 - \frac{FES^{\frac{1}{6}}}{MaxFES^{\frac{1}{6}}}, \quad (5)$$

这里  $K$  采用  $FES$  和  $MaxFES$  来模拟此阶段条件可能出现的变化。此阶段的最终搜索策略可以表示为：

$$\begin{cases} X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + c \times X_{i,j}^t \times (-1)^t, rand < 0.5 \\ X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + c \times best_j^t \times (-1)^t, rand > 0.5 \end{cases}, r1 < K \quad (6)$$

在通过早期治疗迅速控制和缓解病情后，患者必须继续服用较低剂量的青蒿素，以确保彻底清除体内残留的疟原虫，从而预防疟疾复发。具体策略如下：

$$X_i^{t+1} = X_{b3}^t + d \times (X_{b1}^t - X_{b2}^t), \text{ if } rand < Fit_{norm}(i) \quad (7)$$

$$Fit_{norm}(i) = \frac{fit(i) - \min(fit)}{\max(fit) - \min(fit)}, \quad (8)$$

$$b1, b2, b3 \sim U(1, N), b1 \neq b2 \neq b3, \quad (9)$$

其中  $X_{b1}^t$ 、 $X_{b2}^t$  和  $X_{b3}^t$  代表从种群中随机选择的三个不同的个体。参数  $d$  是  $[0.1, 0.6]$  范围内的随机值。 $Fit_{norm}(i)$  表示个体  $i$  的归一化适应度值。

一小部分疟原虫在经历前两个治疗阶段后可能会产生耐药性或进入活性显著降低的休眠状态，为确保彻底根除疟疾，用以下模型来模拟继续治疗：

$$\begin{cases} X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t, \text{ if } rand < 0.05 \\ X_{i,j}^{t+1} = best_j, \text{ if } rand < 0.2 \end{cases} \quad (10)$$

### 3. 改进的青蒿素优化算法

#### 3.1. 基于精英引导的差分变异机制

原始 AO 的全面消除阶段依赖个体自身或最优个体，缺乏对种群整体信息的利用；局部清理阶段随机选择个体导致搜索方向不稳定，难以聚焦优质区域导致收敛精度不足。为了加强 AO 的局部开发能力提高收敛精度，引入了一种基于精英引导的差分变异算子。在每次迭代中，选取适应度值最高的三个个体作为精英个体。计算这些精英个体的平均位置，引导种群向最优区域靠近。精英引导的变异算子定义如下：

$$\bar{X}_{elite}^t = \frac{X_1^t + X_2^t + X_3^t}{3} \quad (11)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + F \times (\bar{X}_{elite}^t - X_{r1}^t) + F \times (X_{r2}^t - X_{r3}^t) \quad (12)$$

$$F = F_{min} + (F_{max} - F_{min}) \times r \quad (13)$$

其中， $X_1^t$ 、 $X_2^t$ 、 $X_3^t$  表示第  $t$  次迭代中适应度值最高的三个个体， $\bar{X}_{elite}^t$  表示三个精英个体的平均位置， $X_{r1}^t$ 、 $X_{r2}^t$ 、 $X_{r3}^t$  是随机选择的三个不同个体， $F$  是范围为  $[F_{min}, F_{max}]$  的缩放因子，这里设置为  $[0.2, 0.6]$  用于控制变异的幅度， $r$  是服从  $[0, 1]$  区间均匀分布的一个随机数。

#### 3.2. 重启策略

后巩固阶段仅以固定概率随机重置，种群多样性维持手段单一，易早熟停滞。重启策略是一种有效的消除局部最优解策略。如果个体在保持不变的适应度值  $L$  次迭代后，可以认为其陷入了局部最优。因

此, 当前个体将被重新启动, 以加速从局部最优逃脱。在初始化阶段将设置一个变量  $C(i)$ , 用于记录个体适应度不变的迭代次数。当  $C(i)$  大于阈值  $L$  时, 以下两种重启策略将被执行:

$$Z1_j = rand \times (ub_j - lb_j) + lb_j \tag{14}$$

$$Z1_j = rand \times (ub_j + lb_j) - X_{i,j} \tag{15}$$

其中,  $Z1_j$  和  $Z1_j$  分别表示新生成个体第  $j$  维的值,  $ub_j$  和  $lb_j$  分别表示第  $j$  维的上界和下界,  $X_{i,j}$  表示第  $i$  个个体在第  $j$  维的值。

### 3.3. ERAO 算法框架

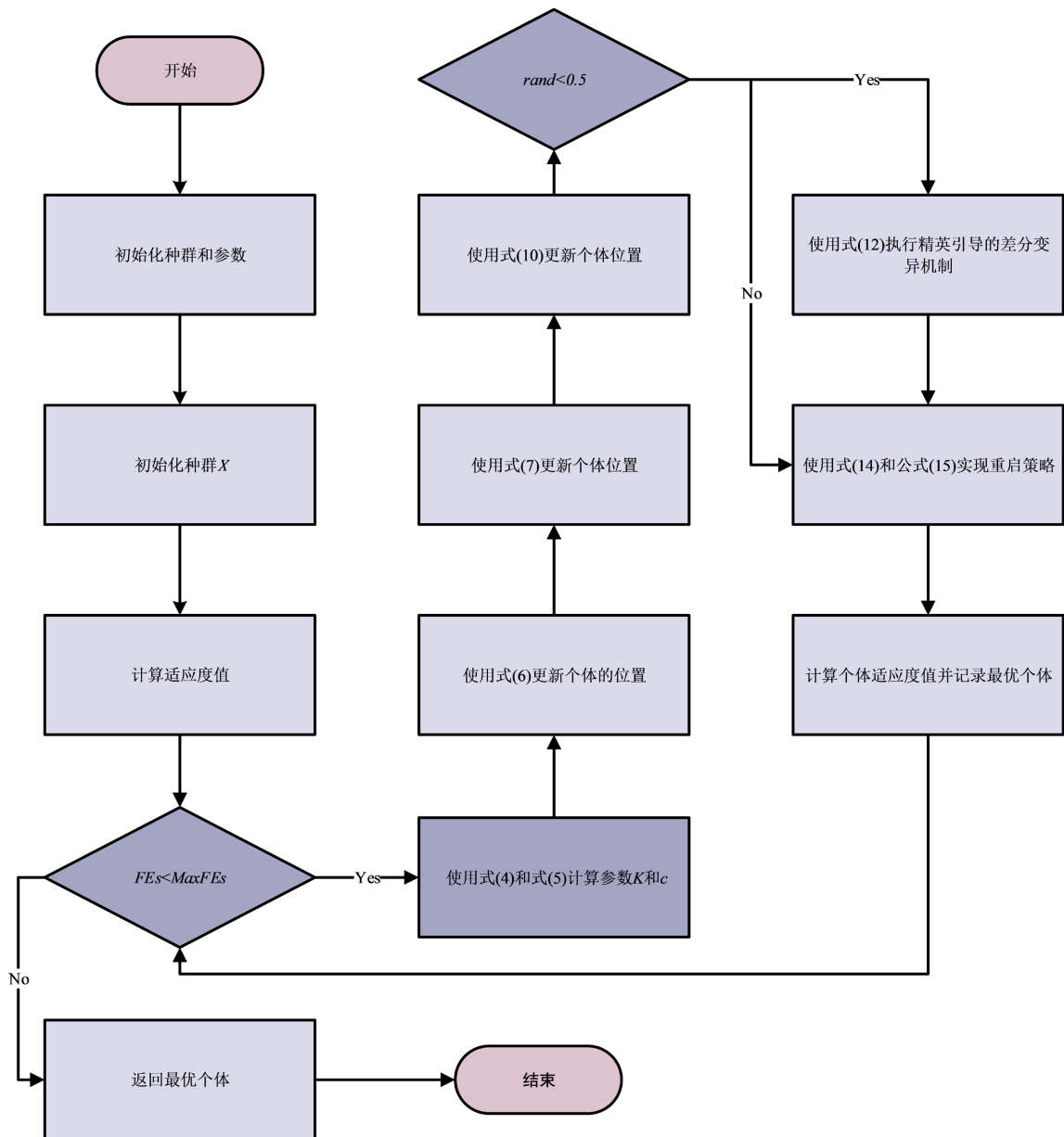


Figure 2. Flowchart of ERAO  
图 2. ERAO 的流程图

提出的 ERAO 算法流程图如图 2 所示。在原始 AO 的个体更新机制结束后，引入精英指导的差分变异机制。为避免单一最优个体在搜索后期对种群演化产生过度引导，从而导致早熟收敛，选择当  $rand < 0.5$  时，选取了适应度排名前 3 的精英个体，利用其均值位置构建精英引导方向，加快了收敛速度与收敛精度。每次迭代中更新操作结束后，对每个个体进行适应度评估，当个体的适应度值停滞次数达到阈值  $L$  时，将启动重启策略使停滞个体远离当前搜索区域，提供新的搜索方向，有效地防止种群陷入停滞。

本文所提出的 ERAO 算法的时间复杂度主要由以下几个部分组成：种群初始化、适应度评估、AO、基于精英引导的差分变异机制以及重启策略。其中， $N$  表示种群规模， $D$  表示问题维度， $MaxFEs$  表示算法允许的最大适应度评估次数。种群初始化阶段的时间复杂度为  $O(N \times D)$ 。适应度评估阶段的时间复杂度为  $O(MaxFEs \times D)$ 。原始 AO 位置更新的时间复杂度为  $O(MaxFEs \times N \times D)$ 。基于精英引导的差分变异机制的时间复杂度可以表示为  $O(MaxFEs \times N \times D)$ 。重启策略的时间复杂度同样为  $O(MaxFEs \times N \times D)$ 。因此，ERAO 算法的总体时间复杂度可表示为  $O(N \times D) + O(MaxFEs \times N \times D)$ 。

## 4. 基准函数实验结果

### 4.1. 实验设置

IEEE CEC2017 基准测试集为评估优化算法在各种场景下的性能提供了一个全面有效的框架[7]，包含单峰函数(F1~F3)、多峰函数(F4~F10)、混合函数(F11~F20)和复合函数(F21~F30)，能够从收敛精度、探索能力和鲁棒性等方面全面评估算法在不同问题环境下的性能。我们将在这 30 个基准函数上进行一系列实验以验证 ERAO 的优化能力。所有实验条件统一配置如下：种群规模设置为 30，问题维度固定为 30，函数评估次数上限为 300,000 次。为提高结果的统计可靠性，每个测试函数独立运行 30 次。

### 4.2. 参数分析实验

重启策略中阈值  $L$  的设定决定了个体在触发重启策略之前能够允许的最大停滞次数。合适的  $L$  值能够很好地平衡探索和开发。当  $L$  设置过小时，重启机制触发过于频繁，会中断开发过程，阻碍种群完全收敛，导致性能下降。相反，过大的值会降低重启操作的频率，增加过早收敛的风险。本小节将对 6 种阈值设置：50、100、150、200、250、300 进行实验，分别为 ERAO50、ERAO100、ERAO150、ERAO200、ERAO250 和 ERAO300 验证阈值选择的合理性。实验条件配置与上文一致。

采用 Friedman 检验对不同阈值  $L$  的性能进行统计比较。所得平均排名列于表 1 中。平均排名越低，表示整体性能越好。如表中所示，当  $L = 200$  时，ERAO 的性能最佳，其次是  $L = 150$  和  $L = 300$ 。根据实验结果表明，不同  $L$  值之间的性能差异相对较小，表明 ERAO 对该参数的敏感性不高，具有较强的鲁棒性。基于这些结果，选择  $L = 200$  作为默认值。

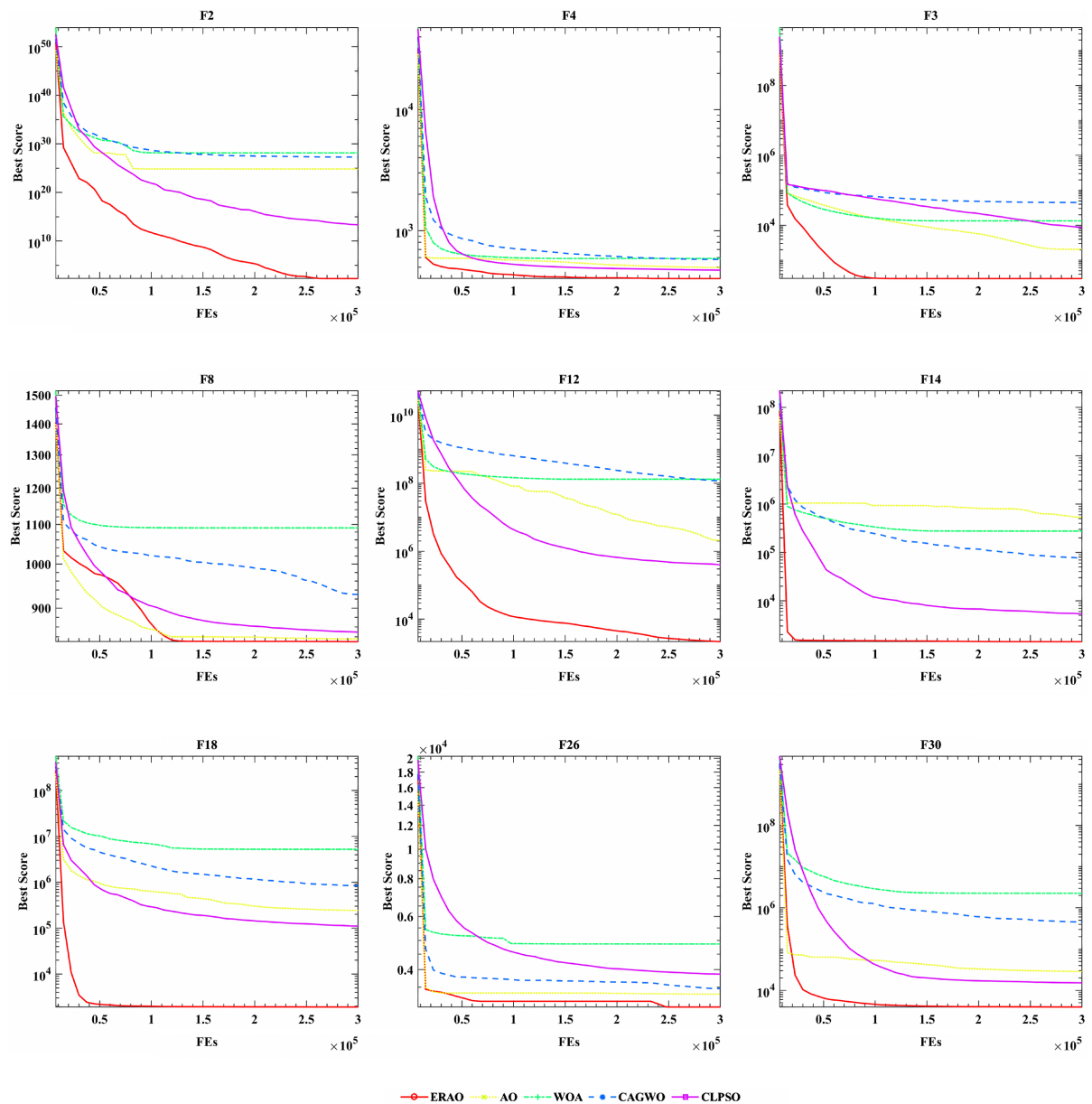
**Table 1.** Average ranking value of the Friedman test  
**表 1.** Friedman 检验的平均排名值

算法	ERAO50	ERAO100	ERAO150
平均排名	4.177	3.488	3.329
排名	6	5	2
算法	ERAO200	ERAO250	ERAO300
平均排名	3.282	3.378	3.347
排名	1	4	3

### 4.3. 优化能力测试

本小节将 ERAO 与其他四种算法进行对比实验，包括原始的 AO 算法，鲸鱼优化算法(WOA)，基于细胞拓扑结构的灰狼优化算法(CAGWO)和综合学习粒子群算法(CLPSO)。

实验结果的平均值和标准差如表 A1 所示，最优值已加粗。ERAO 在大多数测试函数上取得了最优平均值，具体而言在单峰函数 F1~F3 上，ERAO 均取得了最优平均值和标准差，表明 ERAO 具有很高的收敛精度。在多峰函数 F4~F10 以及混合函数 F11~F21 上，除 F6 外均取得最优结果，表明 ERAO 能够有效跳出局部最优。在剩余的组合函数 F22~F30 中，ERAO 在 F22、F26、F27、F28、F30 上取得了最优结果，展现出了强大的优化性能。



**Figure 3.** Comparison of ERAO's convergence curves with other algorithms  
**图 3.** ERAO 与其他算法的收敛曲线图

图 3 展示了各算法在部分测试函数上的收敛曲线。可以看出， ERAO 的收敛速度明显快于其他对比算法，且能够收敛到更优的解。这得益于引入的精英引导的差分变异机制能够有效利用精英个体的信息加快收敛速度，在最优解区域进行有效的开发。而重启策略的加入避免了精英个体带来的局部最优风险。

表 2 中，“+” / “-” / “=” 符号分别表示 ERAO 的性能优于、劣于或等同于其他算法。分析该表，可以发现 ERAO 的平均排名远远低于其他算法，并在大部分基准函数中都优于对比算法，进一步表明 ERAO 的优化性能得到了很大的改进。

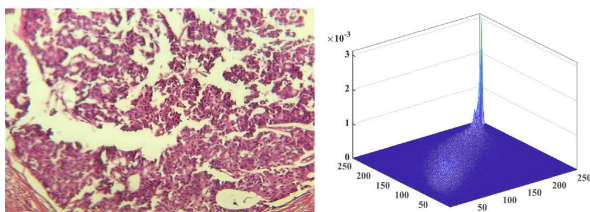
Table 2. Analysis results of ERAO and advanced methods by using Wilcoxon signed-rank test

表 2. ERAO 与其它算法的 Wilcoxon 符号秩分析结果

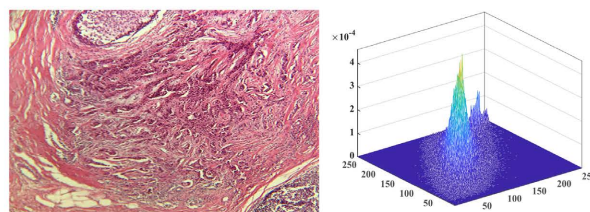
算法	+/-/=	平均排名	排名
ERAO	~	1.27	1
AO	23/0/7	2.77	3
WOA	27/0/3	4.57	5
CAGWO	28/0/2	3.87	4
CLPSO	25/3/2	2.50	2

### 5. 改进青蒿素优化算法的图像分割应用

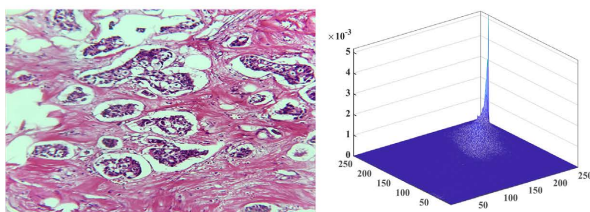
A: Color image and its 2D histogram



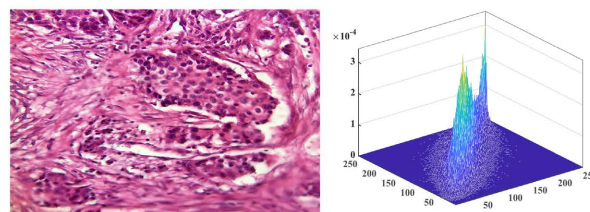
B: Color image and its 2D histogram



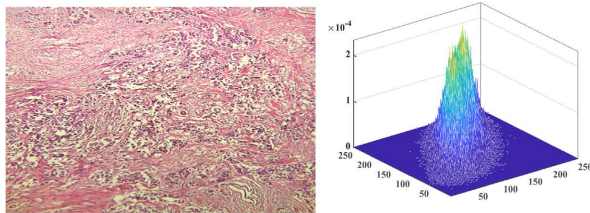
C: Color image and its 2D histogram



D: Color image and its 2D histogram



E: Color image and its 2D histogram



I: Color image and its 2D histogram

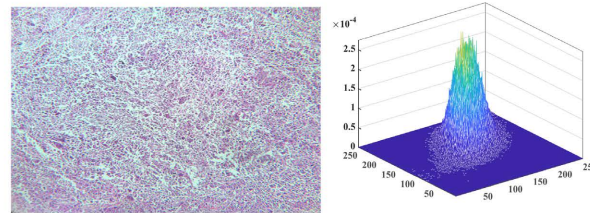


Figure 4. The IDBC images and corresponding 2D histograms

图 4. 乳腺癌原始图片及其对应 2D 直方图

为了验证基于 ERAO 的多阈值图像分割方法对乳腺癌图像分割的性能,本节将与 AO、GWO、CLPSO、LGCMFO 等 4 种多阈值图像分割方法进行对比实验。实验使用的乳腺癌图像来自 Bolhasani 等人[8]的公开数据集,从中随机挑选了 6 张图片进行实验,每张图片大小设置为  $512 \times 512$ ,分别用 A、B、C、D、E 和 F 表示,它们的原始图像以及对应的 2D 直方图如图 4 所示。本次实验选择阈值水平为 25 的条件下进行。种群大小设置为 20,最大评估次数为 2000 次,所有实验独立运行 20 次以消除随机性。使用 PSNR [9]、SSIM [10]、FSIM [11]三个评价指标对分割结果进行评估,并使用 Wilcoxon 符号秩检验进一步验证实验结果统计显著性。

表 3 是三种评估指标的结果, ERAO 获得了所有结果的最大值,证明了所提算法的分割结果具有更高的图像质量和结构相似性,保留了更多特征信息。表 4 展示了 ERAO 及其他对比算法基于 PSNR、SSIM、FSIM 的 Wilcoxon 符号秩检验结果。可以看到在所有指标下, ERAO 均取得了最优排名,此外,“+”/“-”/“=”统计结果显示, ERAO 在所有测试图像上显著优于对比算法,进一步凸显了其分割性能的优越性。

**Table 3.** Evaluation index results of different methods

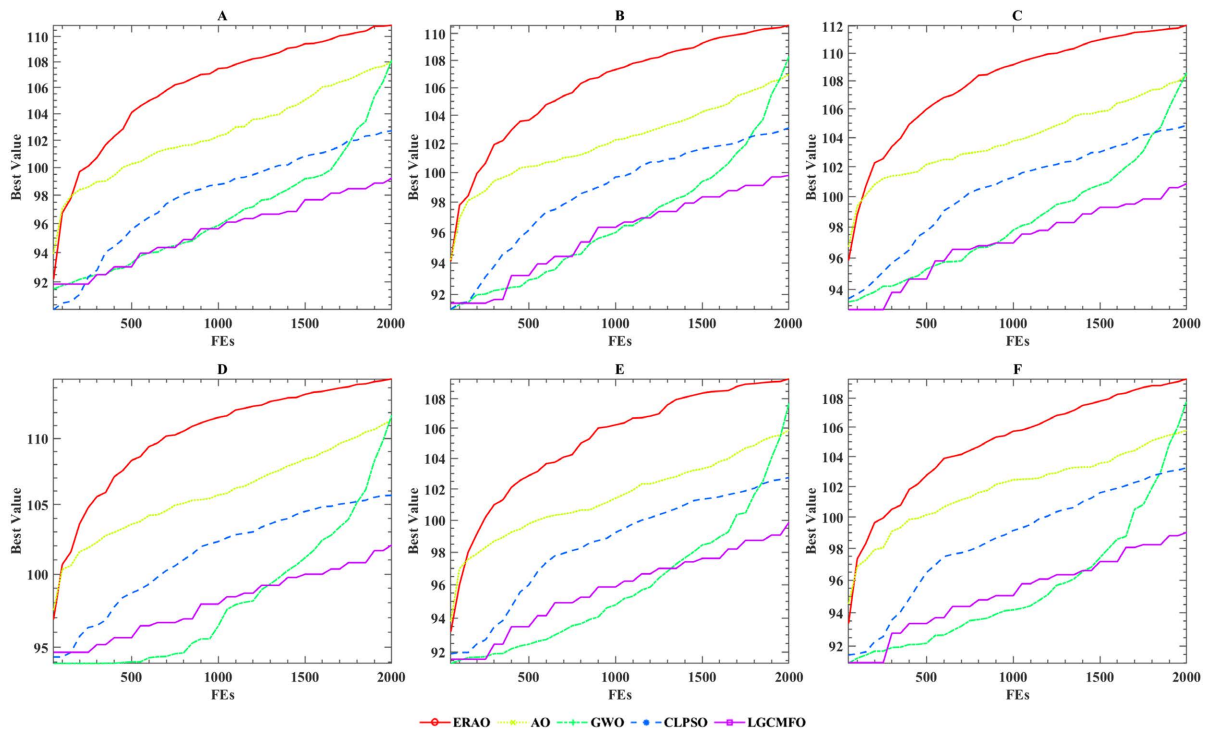
**表 3.** 不同方法的评价指标结果

图像	评价指标	ERAO	AO	GWO	CLPSO	LGCMFO
A	PSNR	<b>31.21934</b>	29.89934	29.7941	29.23096	28.72462
	SSIM	<b>0.97145</b>	0.96058	0.96536	0.95646	0.95236
	FSIM	<b>0.99137</b>	0.98664	0.98385	0.98361	0.98305
B	PSNR	<b>31.84006</b>	30.13167	30.18286	29.66081	29.49559
	SSIM	<b>0.98300</b>	0.97377	0.97650	0.96858	0.97019
	FSIM	<b>0.99659</b>	0.9947	0.9933	0.99107	0.99195
C	PSNR	<b>31.76595</b>	30.26252	30.19608	29.96124	28.78752
	SSIM	<b>0.97663</b>	0.96634	0.96940	0.96623	0.95638
	FSIM	<b>0.99410</b>	0.98979	0.98921	0.99083	0.98530
D	PSNR	<b>31.63655</b>	30.03450	30.80269	29.32678	29.19805
	SSIM	<b>0.97074</b>	0.95896	0.96744	0.95086	0.94901
	FSIM	<b>0.99554</b>	0.99166	0.99032	0.98830	0.98630
E	PSNR	<b>31.75533</b>	29.68646	29.33576	29.38254	28.74123
	SSIM	<b>0.98733</b>	0.97910	0.97817	0.97675	0.97195
	FSIM	<b>0.99762</b>	0.99543	0.99176	0.99482	0.99254
F	PSNR	<b>31.35528</b>	30.15785	29.70919	29.49926	28.81887
	SSIM	<b>0.98451</b>	0.97852	0.97573	0.97167	0.96860
	FSIM	<b>0.99654</b>	0.99523	0.99324	0.99346	0.99252

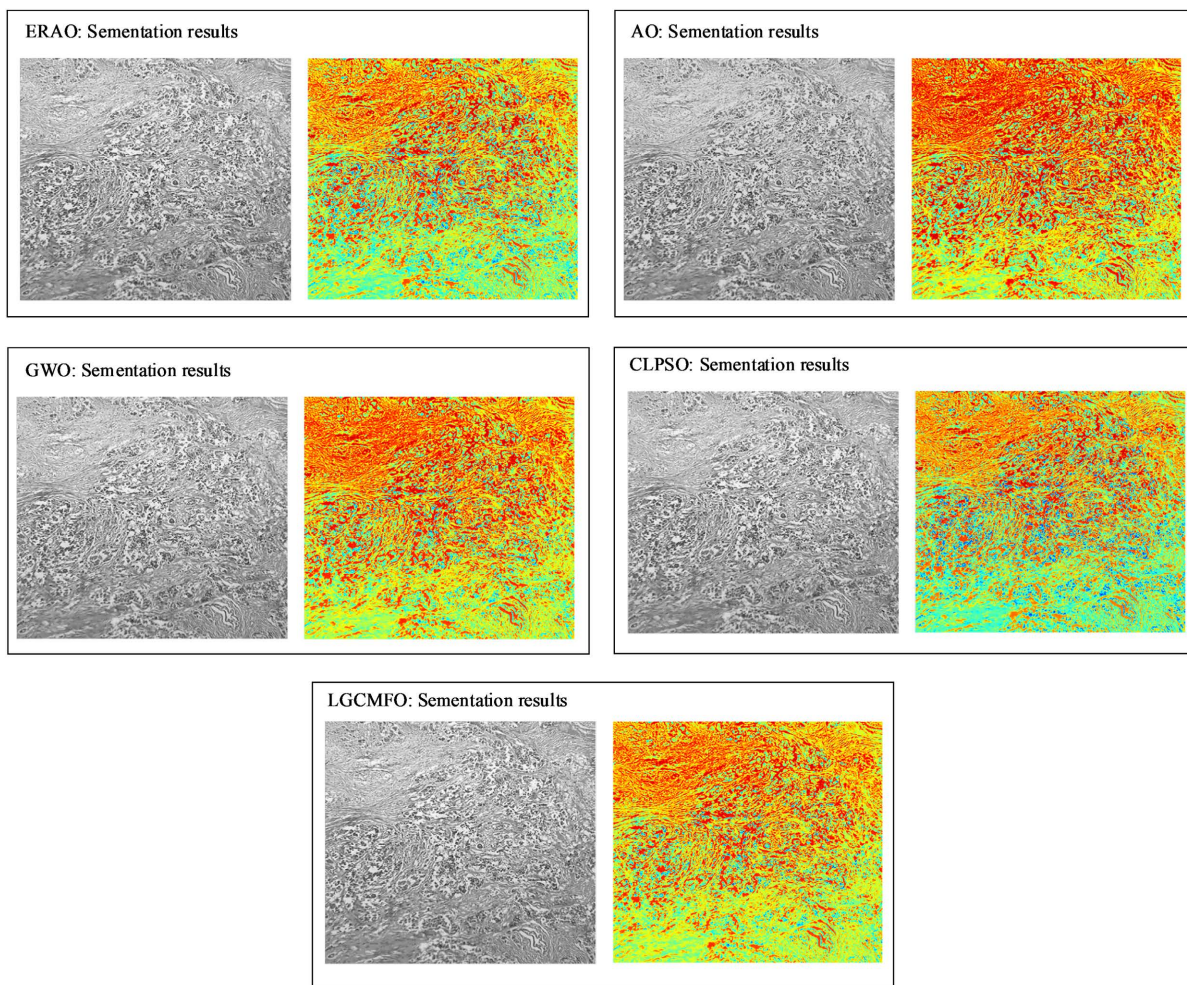
**Table 4.** Segmentation results of ERAO compared with other algorithms  
**表 4.** ERAO 与其他算法的分割结果

评价指标		ERAO	AO	GWO	CLPSO	LGCMFO
PSNR	+/-/=	~	6/0/0	6/0/0	6/0/0	6/0/0
	平均排名	1.00	2.33	2.83	3.83	5.00
	排名	1	2	3	4	5
SSIM	+/-/=	~	6/0/0	6/0/0	6/0/0	6/0/0
	平均排名	1.00	2.67	2.33	4.17	4.83
	排名	1	3	2	4	5
FSIM	+/-/=	~	6/0/0	6/0/0	6/0/0	6/0/0
	平均排名	1.00	2.17	3.67	3.5	4.67
	排名	1	2	4	3	5

图 5 为阈值水平在 25 时所有方法的 2D Kapur 熵收敛曲线，可以明显看到 ERAO 在前期具有较快的收敛速度，并最终达到最高的收敛精度，表明其能够获得最佳阈值集。图 6 是阈值水平为 25 时所有方法对图像 E 的分割结果，从图中可以看到基于 ERAO 的方法划分的区域更加明显，表明其选择的阈值组合更加合理。这是由于基于精英引导的差分变异机制使种群持续聚焦最优区域，保障了边界区域的精确划分；重启策略通过停滞监测与重新初始化，确保小尺寸病灶对应的低概率密度区域不被遗漏；两者的协同作用使算法在灰度重叠区域既能区分细微差异又能避免过早收敛到错误区域，最终熵值最大的阈值组合对图像进行准确分割。



**Figure 5.** The convergence curves of Kapur's entropy at the threshold level of 25  
**图 5.** 阈值水平为 25 时 Kapur 熵的收敛曲线



**Figure 6.** Segmentation results of each algorithm on image E at threshold value of 25

**图 6.** 阈值水平为 25 时图像 E 的分割结果

## 6. 总结与展望

本文提出了一种融合精英引导的差分变异机制和重启策略的改进 AO 算法，命名为 ERAO，并应用于乳腺癌图像分割问题。具体而言，精英引导的差分变异机制加快了收敛速度与收敛精度，重启策略防止了种群陷入停滞。通过基准函数集上的一系列实验验证了 ERAO 具有优越的优化性能，再与同类算法在乳腺癌图像数据集上进行了多阈值图像分割实验，证明了所提出算法在乳腺癌图像分割上能够获得高质量的分割结果，为乳腺癌图像分割任务提供有力的支持。

未来可对算法进一步改进，形成多策略融合的通用图像分割框架，拓展应用到遥感图像分割、工业缺陷检测、农业病害识别等非医学领域。

## 参考文献

- [1] Chen, Y., Shao, X., Shi, K., Rominger, A. and Caobelli, F. (2025) AI in Breast Cancer Imaging: An Update and Future Trends. *Seminars in Nuclear Medicine*, **55**, 358-370. <https://doi.org/10.1053/j.semnuclmed.2025.01.008>
- [2] Pacal, I. and Attallah, O. (2025) InceptionNeXt-Transformer: A Novel Multi-Scale Deep Feature Learning Architecture for Multimodal Breast Cancer Diagnosis. *Biomedical Signal Processing and Control*, **110**, Article 108116. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2025.108116>

- 
- [3] Zhang, J., Wu, J., Zhou, X.S., Shi, F. and Shen, D. (2023) Recent Advancements in Artificial Intelligence for Breast Cancer: Image Augmentation, Segmentation, Diagnosis, and Prognosis Approaches. *Seminars in Cancer Biology*, **96**, 11-25. <https://doi.org/10.1016/j.semcancer.2023.09.001>
- [4] Hao, S., Huang, C., Heidari, A.A., Chen, H. and Liang, G. (2024) An Improved Weighted Mean of Vectors Optimizer for Multi-Threshold Image Segmentation: Case Study of Breast Cancer. *Cluster Computing*, **27**, 13945-14004. <https://doi.org/10.1007/s10586-024-04491-7>
- [5] Yuan, C., Zhao, D., Heidari, A.A., Liu, L., Chen, Y., Wu, Z., *et al.* (2024) Artemisinin Optimization Based on Malaria Therapy: Algorithm and Applications to Medical Image Segmentation. *Displays*, **84**, Article 102740. <https://doi.org/10.1016/j.displa.2024.102740>
- [6] Wolpert, D.H. and Macready, W.G. (1997) No Free Lunch Theorems for Optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **1**, 67-82. <https://doi.org/10.1109/4235.585893>
- [7] Awad, N.H., Ali, M.Z. and Suganthan, P.N. (2017) Ensemble Sinusoidal Differential Covariance Matrix Adaptation with Euclidean Neighborhood for Solving CEC2017 Benchmark Problems. 2017 *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, Donostia, 5-8 June 2017, 372-379. <https://doi.org/10.1109/cec.2017.7969336>
- [8] Bolhasani, H., Amjadi, E., Tabatabaeian, M. and Jassbi, S.J. (2020) A Histopathological Image Dataset for Grading Breast Invasive Ductal Carcinomas. *Informatics in Medicine Unlocked*, **19**, Article 100341. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100341>
- [9] Huynh-Thu, Q. and Ghanbari, M. (2008) Scope of Validity of PSNR in Image/Video Quality Assessment. *Electronics Letters*, **44**, 800-801. <https://doi.org/10.1049/el:20080522>
- [10] Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R., *et al.* (2004) Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, **13**, 600-612. <https://doi.org/10.1109/tip.2003.819861>
- [11] Zhang, L., Zhang, L., Mou, X., *et al.* (2011) FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, **20**, 2378-2386. <https://doi.org/10.1109/tip.2011.2109730>

## 附录

Table A1. Results of ERAO and other algorithms on IEEE CEC2017

表 A1. ERAO 与其它算法在 IEEE CEC2017 上的实验结果

	F1		F2		F3	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	<b>1.000E+02</b>	<b>2.640E-15</b>	<b>2.000E+02</b>	<b>0.000E+00</b>	<b>3.000E+02</b>	<b>1.490E-14</b>
AO	2.153E+06	7.971E+05	6.950E+24	3.780E+25	2.046E+03	2.911E+03
WOA	2.507E+06	1.211E+06	1.380E+28	5.260E+28	1.338E+04	4.633E+03
CAGWO	2.810E+08	3.060E+08	1.980E+27	4.890E+27	4.489E+04	8.561E+03
CLPSO	1.028E+02	4.223E+00	2.320E+13	4.300E+13	8.510E+03	2.142E+03
	F4		F5		F6	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	<b>4.025E+02</b>	<b>1.180E+01</b>	<b>5.308E+02</b>	<b>7.650E+00</b>	6.000E+02	1.050E-04
AO	4.957E+02	3.923E+01	5.341E+02	9.748E+00	6.001E+02	7.171E-02
WOA	5.886E+02	5.520E+01	7.099E+02	5.865E+01	6.630E+02	9.823E+00
CAGWO	5.794E+02	2.512E+01	6.197E+02	4.525E+01	6.028E+02	1.129E+00
CLPSO	4.721E+02	1.539E+01	5.557E+02	8.933E+00	<b>6.000E+02</b>	<b>7.000E-14</b>
	F7		F8		F9	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	<b>7.631E+02</b>	<b>1.061E+01</b>	<b>8.303E+02</b>	<b>7.173E+00</b>	<b>9.006E+02</b>	<b>8.001E-01</b>
AO	7.714E+02	2.143E+01	8.357E+02	9.211E+00	9.216E+02	2.209E+01
WOA	1.269E+03	1.003E+02	1.091E+03	6.760E+01	8.863E+03	3.406E+03
CAGWO	9.163E+02	1.679E+01	9.298E+02	4.940E+01	1.093E+03	1.504E+02
CLPSO	7.824E+02	7.736E+00	8.493E+02	7.732E+00	9.230E+02	2.193E+01
	F10		F11		F12	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	<b>2.273E+03</b>	4.573E+02	<b>1.112E+03</b>	<b>6.240E+00</b>	<b>2.177E+03</b>	<b>5.274E+02</b>
AO	2.546E+03	5.130E+02	1.202E+03	7.087E+01	2.051E+06	1.022E+06
WOA	5.753E+03	8.705E+02	1.505E+03	1.221E+02	1.320E+08	8.117E+07
CAGWO	7.027E+03	1.201E+03	1.824E+03	2.515E+02	1.190E+08	4.008E+07
CLPSO	2.911E+03	<b>2.418E+02</b>	1.148E+03	1.214E+01	3.940E+05	7.559E+05

续表

	F13		F14		F15	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	<b>1.322E+03</b>	<b>5.041E+00</b>	<b>1.433E+03</b>	<b>6.325E+00</b>	<b>1.516E+03</b>	<b>4.849E+00</b>
AO	2.219E+05	3.747E+05	5.306E+05	4.951E+05	3.192E+04	7.102E+04
WOA	9.822E+04	6.606E+04	2.762E+05	1.866E+05	4.016E+04	2.770E+04
CAGWO	2.309E+06	4.134E+06	7.538E+04	7.227E+04	1.644E+04	8.793E+03
CLPSO	1.397E+03	3.718E+01	5.343E+03	1.177E+04	1.609E+03	1.130E+02
	F16		F17		F18	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	<b>2.012E+03</b>	2.599E+02	<b>1.803E+03</b>	5.277E+01	<b>1.906E+03</b>	<b>4.680E+01</b>
AO	2.248E+03	2.568E+02	1.950E+03	1.355E+02	2.431E+05	3.721E+05
WOA	3.331E+03	4.646E+02	2.609E+03	2.440E+02	5.227E+06	4.868E+06
CAGWO	2.507E+03	3.764E+02	1.937E+03	8.524E+01	8.426E+05	6.699E+05
CLPSO	2.086E+03	<b>1.203E+02</b>	1.914E+03	<b>3.800E+01</b>	1.106E+05	7.139E+04
	F19		F20		F21	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	<b>1.914E+03</b>	<b>4.152E+00</b>	<b>2.142E+03</b>	7.144E+01	<b>2.107E+03</b>	2.281E+01
AO	5.769E+04	9.425E+04	2.219E+03	8.477E+01	2.202E+03	3.551E+01
WOA	5.631E+05	4.832E+05	2.756E+03	2.302E+02	2.270E+03	2.638E+01
CAGWO	6.971E+04	1.139E+05	2.482E+03	1.786E+02	2.260E+03	2.333E+01
CLPSO	1.954E+03	4.063E+01	2.221E+03	<b>6.206E+01</b>	2.177E+03	<b>1.874E+01</b>
	F22		F23		F24	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	<b>2.229E+03</b>	<b>8.656E+00</b>	2.849E+03	6.956E+01	2.649E+03	1.859E+02
AO	2.237E+03	1.259E+01	2.910E+03	3.486E+01	2.630E+03	1.434E+02
WOA	2.441E+03	5.201E+01	3.193E+03	9.740E+01	2.717E+03	3.597E+02
CAGWO	2.345E+03	4.149E+01	2.903E+03	4.891E+01	2.627E+03	1.035E+02
CLPSO	2.253E+03	1.074E+01	<b>2.843E+03</b>	<b>9.941E+00</b>	<b>2.614E+03</b>	<b>1.448E+01</b>

续表

	F25		F26		F27	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	2.700E+03	2.910E-12	<b>3.008E+03</b>	<b>6.358E+02</b>	<b>3.422E+03</b>	3.054E+02
AO	<b>2.700E+03</b>	<b>0.000E+00</b>	3.320E+03	9.599E+02	3.790E+03	1.207E+02
WOA	2.700E+03	2.800E-13	4.866E+03	2.733E+03	3.991E+03	1.888E+02
CAGWO	2.807E+03	1.983E+02	3.462E+03	1.243E+03	3.494E+03	5.003E+01
CLPSO	2.908E+03	1.110E+01	3.862E+03	7.221E+02	<b>3.518E+03</b>	<b>2.745E+01</b>
	F28		F29		F30	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ERAO	<b>3.176E+03</b>	1.046E+02	3.204E+03	8.636E+01	<b>3.925E+03</b>	<b>2.577E+02</b>
AO	3.227E+03	4.106E+02	<b>3.196E+03</b>	1.529E+02	2.867E+04	2.118E+04
WOA	3.227E+03	5.643E+02	4.136E+03	3.974E+02	2.256E+06	2.742E+06
CAGWO	3.454E+03	1.256E+02	3.359E+03	<b>7.358E+01</b>	4.578E+05	2.738E+05
CLPSO	3.279E+03	<b>1.942E+01</b>	3.368E+03	7.613E+01	1.511E+04	7.392E+03