# 基于改进正余弦算法的多阈值图像分割: 乳腺癌显微镜的案例研究

#### 董成银1,姜咏琦2,黄长城1\*,陈慧灵1\*

<sup>1</sup>温州大学计算机与人工智能学院,浙江 温州 <sup>2</sup>吉林建筑科技学院计算机工程与人工智能学院,吉林 长春

收稿日期: 2025年5月19日; 录用日期: 2025年6月18日; 发布日期: 2025年6月24日

## 摘要

医学图像分割是辅助诊断的重要基础,它能够识别医学影像中的不同组织和特征,实现对病灶区域的定位。分割质量将直接影响疾病诊断与治疗效果。多阈值图像分割因其高效性和实用性在该领域备受关注, 其关键在于阈值的选择。但现存的阈值优化策略易陷入局部最优。因此,本研究提出一种改进的正弦余 弦算法(ISCA)来增强搜索能力,从而找到更好的阈值。具体的,该方法引入的基于引导的搜索策略和动 态调整交叉率机制有效地平衡了探索与开发;提出的进化方向采样策略进一步探索更多有前途的解,从 而增强解质量。在IEEE CEC2017基准函数上的实验结果表明,该算法比先进算法具有更快的收敛速度和 更高的求解精度。此外,我们基于ISCA、非局部均值二维直方图和Rényi熵构建的多阈值图像分割框架对 乳腺癌图像进行图像分割实验,并通过PSNR、FSIM和SSIM指标进行定量评估。实验结果表明基于ISCA 的分割方法能选择更好的阈值,在分割效果方面有显著提升。

### 关键词

正余弦算法,进化方向采样策略,多阈值图像分割,全局优化

# Multi-Threshold Image Segmentation Based on Improved Sine-Cosine Algorithm: Case Study of Breast Cancer Microscopy

#### Chengyin Dong<sup>1</sup>, Yongqi Jiang<sup>2</sup>, Changcheng Huang<sup>1\*</sup>, Huiling Chen<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>School of Computer Science and Artificial Intelligence, Wenzhou University, Wenzhou Zhejiang <sup>2</sup>College of Computer Engineering and Artificial Intelligence, Jilin University of Architecture and Technology, Changchun Jilin

\*通讯作者。

**文章引用:** 董成银, 姜咏琦, 黄长城, 陈慧灵. 基于改进正余弦算法的多阈值图像分割: 乳腺癌显微镜的案例研究[J]. 计算机科学与应用, 2025, 15(6): 141-156. DOI: 10.12677/csa.2025.156165

Received: May 19<sup>th</sup>, 2025; accepted: Jun. 18<sup>th</sup>, 2025; published: Jun. 24<sup>th</sup>, 2025

## Abstract

Medical image segmentation is a foundation for computer-aided diagnosis, enabling the identification of different tissues and features within medical images and facilitating precise localization of lesion areas. The quality of segmentation directly impacts the accuracy of disease diagnosis and treatment outcomes. Among various techniques, multi-threshold image segmentation has garnered significant attention in this field due to its efficiency and practicality, with threshold selection being the key challenge. However, existing threshold optimization strategies often suffer from premature convergence to local optima. To address this issue, this study proposes an Improved Sine Cosine Algorithm (ISCA) to enhance the search capability and identify optimal thresholds. Specifically, the proposed ISCA incorporates a guided search strategy and a dynamically adjusted crossover rate to effectively balance exploration and exploitation. In addition, an evolutionary direction sampling strategy is introduced to explore more promising solutions, improving solution quality. Experimental results on the IEEE CEC2017 benchmark functions demonstrate that ISCA achieves faster convergence and higher solution accuracy compared to state-of-the-art algorithms. Furthermore, we construct a multi-threshold image segmentation framework based on ISCA, non-local means two-dimensional histograms, and Rényi entropy. This framework is evaluated on the breast cancer images. Quantitative assessments using PSNR, FSIM, and SSIM metrics show that the ISCA-based segmentation method consistently selects superior thresholds and significantly improves segmentation performance.

## **Keywords**

Sin-Cosine Algorithm, Evolutionary Direction Sampling Strategy, Multi-Threshold Image Segmentation, Global Optimization

Copyright © 2025 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/ (i) (ii)

**Open Access** 

# 1. 引言

乳腺癌是全球范围内威胁女性健康的主要恶性肿瘤之一,早期发现与准确诊断乳腺癌对于提高患者 生存率、降低治疗费用具有重要意义。目前,医学影像分析是乳腺癌早期筛查与诊断不可或缺的重要工 具。图像分割是图像分析的首要步骤。在乳腺图像案例中,可以提取病变区域和正常组织等基本信息, 有效辅助医生定位肿块、微钙化灶等病变特征,为后续的肿瘤类型、等级和阶段的确定以及临床决策提 供有力支持。因此,图像分割在乳腺癌的筛查、诊断、手术规划和治疗效果评估中发挥着举足轻重的作 用。然而,从复杂而粗糙的图像中分割对象仍然是一个复杂的过程,快速、准确地提取出病灶区域依赖 于图像分割技术的有效性。目前,基于区域的分割方法、基于边缘的分割方法、基于机器学习和深度学 习的方法(如卷积神经网络 CNN、U-Net 等)以及基于多阈值的分割方法等各种各样的方法被提出,都能 够实现较高精度的分割。在实际应用中,基于阈值的图像分割方法因其计算简单、速度快、实现容易, 被广泛应用于医学图像的预处理和快速分析中。

当前,多阈值图像分割(Multi-threshold image segmentation, MTIS)通常依赖于基于灰度 - 局部二维直 方图的目标函数(如 Kapur 熵、Rényi 熵等)进行阈值确定,将多阈值选取问题转化为一个全局优化问题 [1]。许多学者们引入了各种启发式优化算法(MetaHeuristic Algorithm, MAs)来求解多阈值分割问题,在一 定程度上提高了寻优效率和分割效果。但这些优化方法仍存在过早收敛、陷入局部最优、分割效果不稳 定等问题。所以,本文的目标是设计出更加高效、鲁棒的多阈值分割优化策略,以提升分割质量。

正弦余弦优化算法(Sine Cosine algorithm, SCA)因其控制参数更少、简单高效,常被选来作为优化算法。然而,与其他 MAs 一样,SCA 在处理实际问题时所得到的解精度较差。本文基于 SCA 简单高效、易拓展的优势提出了一种改进的正弦余弦优化算法(Improved Sine Cosine Algorithm, ISCA),增强了原始 SCA 的搜索能力,提高它的全局搜索能力以及解的质量,并用于优化图像的多阈值分割问题。本文的主要贡献如下:

1) 本文介绍了名为 ISCA 的改进变体,它结合基于引导的搜索方式、动态调整的交叉率和新提出的 进化方向采样策略,显著提高了原算法的收敛速度和精度。

2) 在 IEEE CEC2017 基准函数上对 ISCA 进行了评估,与其他算法相比,始终表现出优越的性能。

3) 构建基于 ISCA 的局部 - 灰度二维直方图图像分割方法,更好地优化了图像的多阈值分割问题,同时缓解了噪音敏感性、未考虑像素间的空间相关性等问题。

4) 将所提出的图像分割方法应用于乳腺癌图像数据集,获取了较优的阈值,提升了图像分割质量。

## 2. 相关方法概述

## 2.1. 基于阈值的图像分割

同质事物一般具有相似的灰度值(相似特征),基于灰度级直方图的阈值设置是图像阈值分割的主要 方法之一。传统的一维灰度直方图仅考虑图像的灰度信息,通过分析灰度分布的峰值、谷值和曲率等特 征进行阈值选取。通常,阈值的选择直接影响图像分割的结果。但这种方法忽略了像素间的空间信息, 因而限制了分割性能。对于基于二维直方图的图像阈值分割方法,该方法将目标像素的原始灰度值与其 周围一组像素的局部平均值联合,从而构建二维直方图(频次统计),引入了局部空间上下文信息。对于构 建的灰度 - 局部二维直方图,它的对角线上包含目标和背景信息,而非对角线上包含边缘和噪声信息。

当在 MTIS 中使用灰度 - 局部二维直方图时,穷举法搜索最优阈值会增加计算开销。所以,许多研 究者利用 MAs 的优势来寻找最优阈值以提高效率。在本研究中,灰度 - 局部二维直方图由非局部均值图 像和灰度图像生成,在此基础上形成待优化目标函数 Rényi 熵[2],并利用 MAs 优化它,最终找到最优阈 值。使用上述方法进行图像分割的步骤见图 1。其中,输入图像来自 BSDS500。



Figure 1. Schematic diagram of MTIS framework based on ISCA 图 1. 基于 ISCA 的 MTIS 框架示意图

#### 2.2. 二维直方图的 Rényi 熵

在图像分割中,熵准则如 Kapur 熵和 Rényi 熵被广泛用于构建目标函数,因为它们可以有效度量分 割区域的灰度分布复杂度与信息量。通过最大化分割后各子区域的熵值,可以保证所划分区域内部具有 丰富而分散的灰度结构,从而增强区域间的区分度,获得清晰、准确的图像分割。在本研究中,我们把 通过非局部均值 - 灰度值二维直方图构建的 Rényi 熵作为准则,该熵引入了调节参数 α,在处理非理想图 像(如含噪图像)时展现出更强的适应能力。

## 3. 提出的 ISCA 算法

据前文所述,将多阈值图像分割的多阈值选取问题视为一个全局优化问题。而原始 SCA 算法优化能 力不足,导致分割效果欠佳。本文以增强优化性能为目标在原始 SCA 算法上引入了多种策略,提出了改 进 SCA 算法,本节将详细介绍。有关原始 SCA 算法的详细描述请参阅原论文[3]。从原文中我可以总结 出,SCA 具备良好的探索搜索空间的能力,但是它缺乏有效的探索与开发间的平衡,探索和开发之间的 不平衡会造成停滞在局部最优和过早收敛的问题[4]。从公式中我们能粗略地分析出造成这些现象的原因: 引导当前个体的运动向量涉及绝对值的运算,会失去引导性。SCA 的这种原始结构存在搜索方向的随机 性,这会降低 SCA 的性能,导致开发能力较弱、探索和开发的不平衡。

#### 3.1. 基于引导的搜索方程

鉴于 SCA 缺乏引导,具有开发能力弱和收敛慢的问题。我们在这修改了的原始 SCA 的搜索机制, 公式如下:

$$U_{i}^{t} = \begin{cases} X_{i}^{t} + r_{1} * |\sin(r_{2})| * (r_{3} * Rb^{t} - X_{i}^{t}) + \omega * GS, & r_{4} < 0.5 \\ X_{i}^{t} + r_{1} * |\cos(r_{2})| * (r_{3} * Rb^{t} - X_{i}^{t}) + \omega * GS, & r_{4} \ge 0.5 \end{cases}$$
(1)

$$GS = \begin{cases} X_m - X_i, & f(X_m) \le f(X_i) \\ X_i - X_m, & \text{otherwise} \end{cases}$$
(2)

其中, *Rb* 是排名前百分之 *r* 个体中随机选择的个体, *m* 是随机个体索引, ω 为[0,1]内的随机数。在公式 (1)中,把绝对值符号移到正余弦函数上形成了贪婪引导, *X*<sup>*i*</sup><sub>*i*</sub> 的移动方向受 *Rb*<sup>*i*</sup> 引导。*GS* 同样为引导搜 索,但基于其他个体的经验。若随机个体 *X*<sub>*m*</sub>更优,则当前个体向优秀者学习;若随机个体 *X*<sub>*m*</sub>更差,那 么他们的反方向未必是个不好的方向(也可能是个有前途的方向,劣->优)。

修改后的搜索机制,每个搜索代理以更好的适应度向方向移动,从而增强算法的收敛性。同时,两 个引导方向增加了突变方向的多样性,可以降低过早收敛的风险。整体上,当ω=0, *Rb*=*P*,可知我们 并没有过度修改原始搜索机制。

#### 3.2. 参数自适应交叉

运用修改的位置更新公式进行搜索,搜索代理会被好解(精英个体)所吸引。但仅依赖贪婪引导会造成 探索与开发不平衡。贪婪引导通常不太可靠,尤其是在解决多峰问题时,当精英个体远离全局最优,算 法因对搜索空间探索不足而易陷入局部最优。因此,在所提算法中,我们采用参数自适应交叉方案来维 护种群的多样性[5]:(1)交叉操作使个体学习部分优秀特征,以保留个体某些维度上的分量。(2)根据历 史经验动态调整交叉率以适应不同适应度景观的特征来增强算法的鲁棒性;从而达到快而可靠的收敛的 目的。具体公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} U_{i,j}^t, & r_j < CR_i^t \text{ or } j = j_{rand} \\ X_{i,j}^t, & \text{otherwise} \end{cases}$$
(3)

其中,  $j_{rand}$  为随机选择的一个序号, 它用于确保交叉个体  $X_i^{(+1}$  从  $U_i'$  中至少学习一个维度分量。 $CR_i'$  表示 当前个体  $X_i'$  的交叉率并根据均值  $\mu_{CR}$  和标准差 0.1 的高斯分布独立生成, 定义为:

$$CR_i^t = Gauian(\mu_{CR}, 0.1) \tag{4}$$

 $\mu_{CR}$ 的值被限制在[0,1]范围内,如果它落在[0,1]之外,则被截断为0或1。所有成功的交叉率(交叉后的个体在下一代存活)都存储在集合 $S_{CR}$ 中。平均 $\mu_{CR}$ 初始化为0.5,并在每一代末尾被更新如下:

$$\mu_{CR} = \lambda * \mu_{CR} + (1 - \lambda) * mean_A(S_{CR})$$
(5)

$$\lambda = 0.8 + 0.2 * rand(0,1) \tag{6}$$

运用  $S_{CR}$  中更好的交叉率更新  $\mu_{CR}$ ,希望下一代种群的个体也能使用这些值,使种群不断地迭代进化。  $\lambda$  是在[0.8, 1]内随机生成的权重因子, mean<sub>4</sub>(·)是算术平均值。

## 3.3. 进化方向采样

为了进一步增强解质量,探索更多有前途的解,本文采用了带有进化方向的采样方法,具体的采样 模型为多元高斯模型,该模型的协方差矩阵能描述各维度之间的相关性和方差,能够捕捉到种群在解空 间中的集中趋势和分布结构。在这,我们利用连续两代的种群来估计多元高斯模型的协方差矩阵,因为 连续两代的种群可以反映优秀解间的变化趋势,进而将进化方向信息集成到多元高斯模型中,赋予模型 更合适的搜索方向和搜索范围来探索更有前途的解。此方法源于 CMA-ES 的基本思想[6],但也有所差 别。

进化方向采样的基本公式如下,通过对协方差矩阵为 $C^s$ 、均值为 $\mu^s$ 的多元正态分布进行采样,生成h个新的后代:

$$\boldsymbol{x}_{k} \sim \boldsymbol{\mu}^{g} + N(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{C}^{g}), \ k = 1, 2, \cdots, h$$

$$\tag{7}$$

$$Gaussian_{\boldsymbol{\mu},\boldsymbol{C}}\left(\boldsymbol{x}\right) = \frac{\left(2\pi\right)^{-\frac{n}{2}}}{\det \boldsymbol{C}^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{\left(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}^{-1}\left(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}\right)}{2}\right)$$
(8)

其中,~表示服从右侧分布, $\mu^{s}$ 和 $C^{s}$ 根据当前种群的s个精英个体(精英集 $E_{s}$ )得到,具体公式如下:

$$\boldsymbol{\mu}^{g} = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{s} e_{i}, \ e_{i} \in E_{s}$$

$$\tag{9}$$

$$\boldsymbol{C}^{g} = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{s} \left( e_{i} - \boldsymbol{\mu}^{g^{-1}} \right) * \left( e_{i} - \boldsymbol{\mu}^{g^{-1}} \right)^{\mathrm{T}}, \ e_{i} \in E_{s}$$
(10)

其中, $\mu^{s-1}$ 为前一代种群的 s 个精英个体的均值。使用前一代精英集均值  $\mu^{s-1}$ 和当前代精英集来评估协 方差矩阵,使协方差矩阵带有进化方向信息,来预测新的有前途的解的分布;如果使用  $\mu^s$  来评估,那么 描述的仅是当前种群精英集的分布。

带有进化方向采样的示意图如图 2 所示。多元高斯模型可以使用超空间中的概率密度椭球来显示, 概率密度椭球的方向和范围(即形状)由协方差矩阵唯一确定(协方差矩阵的特征向量和特征值分别确定轴 的方向和长度),而协方差矩阵由均值和样本点之间的关系计算得出,如图 2 中,μ<sup>s-1</sup>和黄色圆点之间的 正相关关系得出红色椭圆,μ<sup>s</sup>和黄色圆点之间的负相关关系得出黄色椭圆。显然,红色概率密度椭球是 一个更好的采样模型,它的主轴方向朝着适应度改进方向,搜索效率将大大提高;而黄色概率密度椭球 的主轴倾向于平行于函数等高线,在原来相当的分布中采样。

在所提出的算法中,在利用改进的正余弦搜索机制生成的种群中选取的优秀个体建立采样模型,它 描述了这些优秀解相对于上一代估计的平均值的分布。为了保留先验知识,避免过度依赖导致失败,我 们加入学习率来得到最终的协方差矩阵:

$$\boldsymbol{C}^{g} = (1-\delta) \ast \boldsymbol{C}^{g-1} + \delta \ast \boldsymbol{C}^{g}$$
<sup>(11)</sup>

上述进化方向采样有以下几个特点: (1) 源于 CMA-ES 基本思想,侧重于采样方法,参数较少; (2) CMA-ES 算法对初始点敏感,易陷入局部最优。建立概率分布模型的优秀个体来自改进的全局正余弦搜 索机制; (3) 调节采样区域和范围,采样模型不是严格描述当前种群中高质量解的分布。



Figure 2. Concept diagram of evolutionary direction sampling strategy 图 2. 进化方向采样概念图

### 3.4. ISCA 算法框架

开发的新变体 ISCA 的流程图如图 3 所示。首先,一个带有引导的新的正余弦搜索公式进行搜索, 充分利用优秀个体的位置信息提高搜索效率;之后,执行参数自适应交叉使个体学习部分优秀分量来平 衡探索与开发,根据历史经验动态调整交叉率有利于收敛的可靠性。最后,使用带有进化方向的高斯概 率分布模型进行采样新的有前途的解。重复上述过程,直到满足终止准则。



Figure 3. ISCA algorithm flow chart 图 3. ISCA 算法流程图

# 4. IEEE CEC 基准函数上的实验

# 4.1. ISCA 的优化能力测试

为了研究 ISCA 的搜索性能,我们利用 IEEE CEC2017 [7]中的 30 个基准函数,将 ISCA 与 5 种 SCA 变体进行了比较。基准集由单峰函数、多峰函数等各种问题组成。在实验中,最大评估次数和种群大小分别设置为 10,000\*dim 和 30,所有算法在每个函数上独立运行 30 次。

统计结果、显著性水平为 0.05 的 Wilcoxon 检验、以及 p-value 总结在表 A1 中。通过比较平均值 (Avg), ISCA 在绝大多数函数上获得了最小平均值。表明当优化基准函数时, ISCA 能获得相对较高质量 的解决方案;且观察到符号 "+"和 "≈"总的出现频率远远高于符号 "-",进一步表明 ISCA 的搜索性 能在大多数问题上显著优于其他 SCA 变体。此外,算法的优化能力还可以通过收敛曲线直观地显示,它 可以展示算法的收敛速度和逃离局部最优的能力。图 4 显示了上面比较实验的收敛图。不难看出,本文 所提出的 ISCA 算法在迭代前中期就快速收敛至最优值附近,表明所提出的策略能高效地探索出有前途 的区域。

根据上述分析,很明显,本文提出的 ISCA 具有良好的优化能力,在优化精度、收敛速度和逃离局部 最优的能力方面优于其它五种比较算法。



Figure 4. Convergence curves of ISCA and SCA variants under different functions 图 4. ISCA 和 SCA 变体在不同函数下的收敛曲线

# 4.2. ISCA 各种策略的有效性

本小节将进行消融实验,分别设计了 ISCA-1 和 ISCA-2 两种变体, ISCA-1 仅使用修改的正余弦搜索 方程。ISCA-2 采用修改的正余弦搜索方程和参数自适应交叉操作。图 5 展示了四个算法在维度为 30 的 CEC2017 上的收敛性能。我们可以观察到, ISCA 显示出比 SCA-1 和 SCA-2 更好的收敛曲线,这意味着 这两个组件可以获得相互促进。在修改的正余弦搜索方程中,不同的优化方向对个体进行引导,可以比 原 SCA 获得更好的解决方案,但也容易陷入局部最优;加入参数自适应交叉操作后,性能大幅提升,收 敛性能快而可靠,有效解决贪婪引导不太可靠的问题,是维护种群多样性的关键策略,这两个方案的结 合有效地平衡了 SCA 算法的探索与开发。进化方向采样策略根据进化方向进一步探索有前途的解信息, 增强了种群的质量,收敛性能进一步提升。二者的组合显着提高了单个机制变体的收敛精度并避免局部 收敛。



Figure 5. Convergence diagram of various ISCA strategies 图 5. ISCA 各种策略的收敛图

# 5. 图像分割应用

本节将所提出的 ISCA 应用于乳腺浸润性导管癌数据集来验证所提方法能更加高效、鲁棒的优化多 阈值图像分割问题。种群大小设置为 20,每种优化算法在每张图像上独立运行 20 次,停止准则:100 次 迭代。对比算法包括原始 SCA、SCA 变体(m\_SCA、SCADE)以及先进算法 CLPSO。对于评估图像分割 结果的质量,使用三个常用评价指标进行定量分析:标准峰值信噪比(PSNR)[8]、特征相似性指数(FSIM) [9]、和结构相似性指数(SSIM)[10]。由于篇幅原因,本实验执行 10-level 阈值的乳腺癌图像分割。 图 6显示了 6 张乳腺癌原彩图像及其相应的 2D 直方图,不同图像对应的二维直方图在分布形态上存在差异,即组织结构复杂度不同。



**Figure 6.** Six breast cancer images and their corresponding 2D histograms 图 6.6 张乳腺癌图像及其相应的 2D 直方图

 Table 1. Statistical results of PSNR values after image segmentation

 表 1. 图像分割后 PSNR 指标值的统计结果

	ISCA	SCA	SCADE	m_SCA	CLPSO
+/-/=	~	6/0/0	6/0/0	6/0/0	6/0/0
Mean	1.00	4.67	4.33	2.67	2.33
Rank	1	5	4	3	2

 Table 2. Statistical results of SSIM values after image segmentation

 表 2. 图像分割后 SSIM 指标值的统计结果

	ISCA	SCA	SCADE	m_SCA	CLPSO
+//=	~	6/0/0	6/0/0	6/0/0	6/0/0
Mean	1.00	4.67	4.33	2.50	2.50
Rank	1	5	4	2	2

每个优化策略在每幅图像上重复独立运行多次,对一系列图像质量评价指标值进行数学统计(包括

Wilcoxon Signed-Rank Test, WSRT),统计数据结果总结在表 1~3 中。其中,基于 ISCA 的 MTIS 方法在所 有图像分割质量指标中均排名第一。此外,"+"表示 ISCA 优于其他分割方法,"-"表示 ISCA 差于其 他分割方法,"="表示 ISCA 与其他分割方法相当。Mean 表示总体排名的平均值,Rank 表示排名的高 低,这进一步验证了基于 ISCA 的 MTIS 方法的优越图像分割性能。

	ISCA	SCA	SCADE	m_SCA	CLPSO
+/-/=	~	6/0/0	6/0/0	5/0/1	4/0/2
Mean	1.00	4.33	4.50	2.83	2.33
Rank	1	4	5	3	2

Table 3. Statistical results of FSIM values after image segmentation 表 3. 图像分割后 FSIM 指标值的统计结果

图 7 展示了针对 6 幅乳腺癌图像在进行二维 Rényi 熵多阈值分割时,不同优化算法在迭代过程中的 收敛曲线对比。从图中可以看到,本文提出的 ISCA 在六组实验中均获得了最高的 Rényi 熵值,表明其具 备更强的全局搜索能力。较高的 Rényi 熵值意味着更优的图像阈值划分结果,从而有助于更清晰地分离 病灶区域与正常组织,提升医学图像分析的准确性与可靠性。

图 8 与图 9 分别展示了图像 2 在不同算法下的彩色分割结果以及相应的阈值分割点。基于 ISCA 的 分割方法能够更清晰地分离不同的组织区域,纹理保持较好;且选取的阈值位置与图像灰度峰值分布相 配,阈值位置较合理。

综上所述,基于 ISCA 方法能选择更好的阈值,提高了图像分割质量,验证了 ISCA 优化策略在复杂 医学图像处理中的实用性和优势。



Figure 7. 2D Renyi entropy convergence curve of breast cancer image 图 7. 乳腺癌图像 2D Renyi 熵收敛曲线



原图像



ISCA-based



SCA-based



m\_SCA-based



CLPSO-based





Figure 8. Color segmentation results of Image 2 图 8. 图像 2 的彩色分割结果











Figure 9. Multi-threshold segmentation points of Image 2 图 9. 图像 2 的多阈值分割点

## 6. 结论

本文提出了一种改进的正弦余弦优化算法(ISCA),通过引入基于引导的搜索方程、参数自适应交叉 和进化方向采样策略,有效解决了原始 SCA 在探索与开发不平衡、收敛速度慢和易陷入局部最优等问 题。实验验证表明,ISCA 在 IEEE CEC2017 基准函数上表现出色,尤其在复杂优化问题中展现了显著的 性能优势。在医学图像分割应用中,基于 ISCA 的 MTIS 能选择更好的阈值,显著提升了多阈值分割的质 量,为乳腺癌病灶区域的准确提取提供了有力支持。

未来,除乳腺癌病理图像外,ISCA 亦可推广应用于 MRI、CT、X-ray 等多种医学影像分割任务中, 尤其是在脑部肿瘤、肺部结节等临床关键区域的识别中具有广阔的应用前景。

# 参考文献

- [1] Abutaleb, A.S. (1989) Automatic Thresholding of Gray-Level Pictures Using Two-Dimensional Entropy. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, **47**, 22-32. <u>https://doi.org/10.1016/0734-189x(89)90051-0</u>
- [2] Mittal, H. and Saraswat, M. (2018) An Optimum Multi-Level Image Thresholding Segmentation Using Non-Local Means 2D Histogram and Exponential Kbest Gravitational Search Algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 71, 226-235. <u>https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.03.001</u>
- [3] Mirjalili, S. (2016) SCA: A Sine Cosine Algorithm for Solving Optimization Problems. *Knowledge-Based Systems*, **96**, 120-133. <u>https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.12.022</u>
- [4] Chen, H., Wang, M. and Zhao, X. (2020) A Multi-Strategy Enhanced Sine Cosine Algorithm for Global Optimization and Constrained Practical Engineering Problems. *Applied Mathematics and Computation*, 369, Article ID: 124872. https://doi.org/10.1016/j.amc.2019.124872
- [5] Wei, J. and Niu, H. (2022) A Ranking-Based Adaptive Cuckoo Search Algorithm for Unconstrained Optimization. Expert Systems with Applications, 204, Article ID: 117428. <u>https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117428</u>
- [6] Hu, J., Chen, H., Heidari, A.A., Wang, M., Zhang, X., Chen, Y., et al. (2021) Orthogonal Learning Covariance Matrix for Defects of Grey Wolf Optimizer: Insights, Balance, Diversity, and Feature Selection. *Knowledge-Based Systems*, 213, Article ID: 106684. <u>https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106684</u>
- [7] Wu, G., Mallipeddi, R. and Suganthan, P.N. (2017) Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2017 Competition on Constrained Real-Parameter Optimization. National University of Defense Technology, Changsha, Hunan, PR China and Kyungpook National University, Daegu, South Korea and Nanyang Technological University, Singapore, Technical Report.
- [8] Hore, A. and Ziou, D. (2010). Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM. 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, Istanbul, 23-26 August 2010, 2366-2369. <u>https://doi.org/10.1109/icpr.2010.579</u>
- [9] Zhang, L., Zhang, L., Mou, X.Q. and Zhang, D. (2011) FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment. IEEE Transactions on Image Processing, 20, 2378-2386. <u>https://doi.org/10.1109/tip.2011.2109730</u>
- [10] Bakurov, I., Buzzelli, M., Schettini, R., Castelli, M. and Vanneschi, L. (2022) Structural Similarity Index (SSIM) Revisited: A Data-Driven Approach. *Expert Systems with Applications*, 189, Article ID: 116087. <u>https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116087</u>

# 附录

# Table A1. Comparison results of ISCA algorithm and SCA variants 表 A1. ISCA 算法与 SCA 变体的比较结果

Function		ISCA	m_SCA	OBSCA	OMGSCA	SCADE	ARSCA
F1	Avg	1.83E+03	6.70E+09	2.83E+10	2.12E+09	2.96E+10	2.84E+06
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F2	Avg	1.76E+24	1.17E+29	1.63E+35	2.12E+26	2.55E+35	6.03E+15
	p-Value	N/A	3.88E-06	1.73E-06	1.36E-05	1.73E-06	9.71E-05
	Win	N/A	+	+	+	+	_
F3	Avg	3.90E+02	2.32E+04	5.61E+04	9.72E+03	6.18E+04	1.66E+04
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F4	Avg	4.78E+02	7.85E+02	2.08E+03	6.01E+02	2.35E+03	5.03E+02
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	0.004992
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F5	Avg	5.29E+02	6.31E+02	7.76E+02	6.08E+02	7.91E+02	5.33E+02
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	0.028486
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F6	Avg	6.00E+02	6.23E+02	6.46E+02	6.00E+02	6.56E+02	6.00E+02
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	5.79E-05	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F7	Avg	7.64E+02	1.05E+03	1.27E+03	9.10E+02	1.27E+03	7.76E+02
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	8.92E-05
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F8	Avg	8.29E+02	9.42E+02	1.10E+03	9.25E+02	1.13E+03	8.39E+02
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	5.75E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F9	Avg	9.57E+02	3.76E+03	8.31E+03	2.73E+03	1.01E+04	9.02E+02
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	8.47E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	-
F10	Avg	2.41E+03	4.64E+03	6.93E+03	3.19E+03	7.39E+03	2.57E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.92E-06	1.73E-06	0.158855
	Win	N/A	+	+	+	+	~
F11	Avg	1.19E+03	2.00E+03	5.84E+03	1.37E+03	6.96E+03	1.32E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+

表							
F12	Avg	4.23E+04	1.78E+08	2.58E+09	6.57E+07	2.76E+09	2.48E+07
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F13	Avg	1.84E+03	3.26E+07	1.79E+08	3.92E+03	1.89E+08	9.03E+04
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.97E-05	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F14	Avg	1.45E+03	7.34E+04	3.08E+05	2.00E+03	3.91E+05	3.57E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F15	Avg	1.74E+03	2.75E+04	8.01E+06	2.35E+03	6.83E+06	1.13E+04
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	0.000136	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F16	Avg	1.78E+03	2.54E+03	3.52E+03	2.22E+03	3.49E+03	1.82E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	2.35E-06	1.73E-06	0.382034
	Win	N/A	+	+	+	+	~
F17	Avg	1.80E+03	2.05E+03	2.62E+03	1.97E+03	2.61E+03	1.81E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	0.165027
	Win	N/A	+	+	+	+	$\approx$
F18	Avg	1.99E+04	2.99E+05	2.80E+06	2.42E+05	2.51E+06	6.46E+04
	p-Value	N/A	6.34E-06	1.73E-06	7.69E-06	1.73E-06	0.000136
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F19	Avg	1.98E+03	2.64E+05	1.77E+07	2.11E+03	1.40E+07	1.37E+04
	Std	1.08E+02	3.46E+05	1.04E+07	2.96E+02	8.71E+06	1.35E+04
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	0.001287	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F20	Avg	2.11E+03	2.35E+03	2.74E+03	2.31E+03	2.87E+03	2.14E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.92E-06	1.73E-06	0.015658
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F21	Avg	2.18E+03	2.49E+03	4.20E+03	2.30E+03	4.76E+03	2.20E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	0.035009
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F22	Avg	2.23E+03	2.34E+03	2.49E+03	2.31E+03	2.51E+03	2.24E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	0.004992
	Win	N/A	+	+	+	+	+
F23	Avg	2.83E+03	2.95E+03	3.35E+03	2.94E+03	2.93E+03	2.50E+03
	p-Value	N/A	2.13E-06	1.73E-06	3.18E-06	0.033269	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	+	_

董成银	等
-----	---

续表							
F24	Avg	2.60E+03	3.41E+03	2.60E+03	2.63E+03	2.60E+03	2.60E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	0.000469	2.84E-05	1	1
	Win	N/A	+	-	+	≈	≈
F25	Avg	2.96E+03	3.32E+03	2.79E+03	2.73E+03	2.70E+03	2.70E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	0.000453	5.22E-06	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	-	-	-	-
F26	Avg	3.04E+03	5.99E+03	2.81E+03	2.80E+03	2.80E+03	2.80E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	0.841449	0.370885	0.015625	0.015625
	Win	N/A	+	-	$\approx$	-	-
F27	Avg	3.50E+03	3.66E+03	4.18E+03	3.58E+03	3.88E+03	2.90E+03
	p-Value	N/A	3.52E-06	1.73E-06	0.000241	0.002105	1.73E-06
	Win	N/A	+	~	+	+	-
F28	Avg	3.27E+03	5.26E+03	4.04E+03	3.36E+03	3.00E+03	3.00E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	0.000332	4.07E-05	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	-	-
F29	Avg	3.24E+03	3.71E+03	3.69E+03	3.47E+03	3.10E+03	3.10E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	-	-
F30	Avg	1.41E+04	1.32E+06	3.62E+06	1.10E+05	1.91E+05	3.20E+03
	p-Value	N/A	1.73E-06	1.73E-06	1.73E-06	0.643517	1.73E-06
	Win	N/A	+	+	+	~	-
Overall	+/−/≈	N/A	30/0/0	27/2/1	28/1/1	24/4/2	17/9/4