

# 基于改进鲸鱼优化算法的工业CT图像增强方法<sup>\*</sup>

王紫荆<sup>1</sup> 刘卫星<sup>2</sup> 杨爱民<sup>1</sup>

(1. 华北理工大学理学院 唐山 063210; 2. 华北理工大学综合测试分析中心 唐山 063210)

**摘要:** 针对工业CT图像中存在的前景遮挡、背景噪声干扰和对比度低等问题,提出了一种基于改进鲸鱼优化算法的图像增强方法。首先应用混沌映射对鲸鱼优化算法的种群进行初始化,通过让鲸鱼种群分布的更加广泛来提升全局搜索能力。然后使用莱维飞行对鲸鱼个体的位置进行更新,进一步提高算法的局部搜索能力。最后应用改进的鲸鱼优化方法来寻找CLAHE的最佳参数,实现对图像的自适应最优增强。实验结果显示,相比于几种流行的图像增强算法,本文提出的方法能够更好的对工业CT图像进行增强,能够显著提升图像质量,并保留更多的细节信息。

**关键词:** 鲸鱼优化算法;图像增强;混沌映射;莱维飞行策略;CLAHE算法

**中图分类号:** TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Industrial CT image enhancement method based on improved whale optimization algorithm

Wang Zijing<sup>1</sup> Liu Weixing<sup>2</sup> Yang Aimin<sup>1</sup>

(1. College of Science, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;

2. Comprehensive Test Analysis Center, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of foreground occlusion, background noise interference, and low contrast in industrial CT images, an image enhancement method based on the improved whale optimization algorithm is proposed. First, tent mapping is used to initialize the population of the whale optimization algorithm, and the global search capability is improved by making the whale population more widely distributed. Lévy flight is then used to update the position of individual whales to further improve the local search capability of the algorithm. Finally, the improved whale optimization method is applied to find the best parameters of CLAHE and achieve the adaptive optimal enhancement of the image. Experimental results show that compared with several popular image enhancement algorithms, the method proposed in this article can better enhance industrial CT images, significantly improve image quality, and retain more detailed information.

**Keywords:** whale optimization algorithm; image enhancement; tent mapping; lévy flight; CLAHE algorithm

## 0 引言

作为一种常见的检测技术,工业电子计算机断层扫描(computed tomography, CT)有着高精度、无损检测和快速扫描等优点,广泛的应用于工业制造的领域。当工业CT对物体进行检测的时候,首先将不同的X射线束通过被测物体,同时用探测器记录下物体吸收和散射的射线强度,最后利用计算机算法将这些数据转化为三维图像以显示被测物理的内部结构。然而,在对通过工业CT获取到的二维图像进行分析的时候,经常会受到图像上的阴影,模糊和残影等问题的干扰,以至于无法从图像上获取到准确的信息。

因此,需要应用图像增强的方法和技术来对原始图像进行处理,提高图像质量以确保其能够准确的反应出所需要的信息。

直方图均衡化(histogram equalization, HE)是一种常见的全局图像增强方法,通过调整图像的像素分布来提高图像质量。相比于HE,自适应直方图均衡化(adaptive histogram equalization, AHE)先将原始图像分为多个小块,之后再对每个小块进行HE的处理,从而能够更好地增强图像的局部细节。此外,为了避免AHE在局部区域出现过度增强对比度的现象,诞生了限制对比度自适应性直方图均衡的方法(contrast limited adaptive histogram

equalization, CLAHE)。CLAHE 通过引入限制对比度的机制,减少了由过度处理而导致的噪点与失真。通过调整限制对比度,CLAHE 在增强图像对比度的同时,还能够保留图像的细节信息,因此在学术界受到了广泛的研究与应用。Dabass 等<sup>[1]</sup>提出了一种基于直觉模糊熵优化和 CLAHE 的直觉模糊化方法,来提高灰度乳腺 X 线图像的对比度,消除图像边界和感兴趣区域定义的不准确性。主观和定量的实验结果证明了该技术在增强数字乳腺 X 线照片对比度方面的有效性。Sonali 等<sup>[2]</sup>了一种结合滤波和 CLAHE 特征的医学眼底图像增强技术,来对眼底图像的 RGB 分量进行对比度增强和去噪,实验结果证明该方法能够提高原始图像的清晰程度,帮助眼科医生发现和解释疾病。李海军等<sup>[3]</sup>提出了一种红外舰船图像增强方法,通过引导滤波将图像分为基本层和细节层,之后对基本层进行 CLAHE 处理并与细节层进行加权融合。实验证明该方法能够显著地突出目标对象。方丹阳等<sup>[4]</sup>应用 CLAHE 在雾天图像增强上,通过参数 T1 和 T2 对图像进行自适应增强。寇皓为等<sup>[5]</sup>通过将 CLAHE 与伽马变换相结合并串联多种滤波算法,解决了受电弓监控中的光照变异问题。

针对不同的图像类型,传统的图像增强算法面临着泛化性能差和需要手动调参等缺点。

随着群智能优化算法的提出,研究者们逐渐将其应用在图像增强中,以更好的提高图像质量。Kanmani 和 Narsimhan 提出了一种基于粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 和伽马校正的对比度增强方法,通过 PSO 寻找最佳伽马值来丰富图像的信息含量和细节,实验结果证明该模型能够突出显示图像中的隐藏细节<sup>[6]</sup>。田柯等<sup>[7]</sup>通过使用麻雀优化算法 (sparrow search algorithm, SSA) 来寻找全局双伽马校正的最优伽马值,实现了对低光照图像细节的增强。

然而,现有模型的增强效果和自适应能力较差,仍无法满足复杂的现实任务需求。同时,在增强过程中容易产生过度曝光和边缘信息丢失的现象。

为解决以上问题,本文提出了一种基于改进的鲸鱼优化算法 (tent mapping and lévy flight improved whale optimization algorithm, TLWOA) 和 CLAHE 的图像增强算法 (TLWOA-CLAHE),实现了对工业 CT 图像的自适应增强,显著提高了细节处的清晰度,并且保留了原图的边缘细节。首先引入 Tent 映射和莱维飞行策略来提高鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 的全局和局部搜索能力,随后结合平均梯度,信息熵和标准差来构建出适应度函数,并通过 TLWOA 来确定 CLAHE 中的最优超参数组合。最后与现有模型进行对比实验,根据仿真实验结果来验证所提模型在工业 CT 图像增强上的效果。

## 1 限制对比度自适应性直方图均衡

CLAHE 通过设定阈值来限制对比度,避免出现局部

图像过度增强的现象。此外,将原始图像划分为多个子图来进行增强,实现对局部细节进行增强,同时还能够有效保留图像的初始信息。

CLAHE 的算法流程如下所示:

1) 将原始图像划分为若干个大小相等的子块,并让不同子块之间没有重叠的像素点。

2) 计算每个子块的直方图  $M$  以及裁剪限制阈值  $\delta$ 。

$$\delta = C \frac{N_x N_y}{M} \quad (1)$$

其中,  $N_x$  和  $N_y$  代表子块在横轴和纵轴方向上的像素点个数,  $C$  为对比度限制系数。

3) 如图 1 所示,按照计算得到的  $\delta$  对每个子块进行裁剪,将超过  $\delta$  的像素点平均分配到子块的直方图。

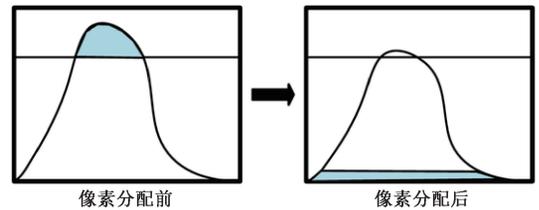


图 1 像素分配示意图

Fig. 1 Pixel allocation diagram

4) 对子块的新直方图进行 HE 和双线性插值的操作,得到增强后的最终图像。

## 2 鲸鱼优化算法

Mirjalili 和 Lewis 通过观察座头鲸的捕猎行为,最先提出了 WOA 的概念<sup>[8]</sup>。WOA 是一种元启发式优化算法,模拟了用随机或最佳搜索代理追逐猎物的狩猎行为,并使用螺旋模拟了座头鲸的气泡网攻击机制。WOA 的工作机制可以分为包围猎物,螺旋泡网投饵和搜寻猎物。

在包围猎物阶段,WOA 假设当前候选解是目标猎物或者接近最优解位置,并用一种类似包围猎物的搜索代理方式来更新它们的位置。公式如下所示。

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (2)$$

$$A = 2a \cdot r - a \quad (3)$$

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (4)$$

$$C = 2 \cdot r \quad (5)$$

其中,  $t$  代表当前迭代,  $A$  和  $C$  是控制系数,  $X$  代表个体目前的位置,  $X^*$  代表当前最优解的位置。在每轮迭代结束后,  $X^*$  会更新自己来记录最优解的位置。  $a$  从 2 线性减少到 0,  $r$  是  $[0, 1]$  中的随机数。

WOA 设计了收缩环绕机制和螺旋更新位置的方法对座头鲸的气泡网行为进行建模。收缩环绕机制通过减少  $a$  的值,在  $[-1, 1]$  中为  $A$  设置随机值,使得搜索代理的新位置能够位于原始位置和当前最佳代理位置之间的任何位置。螺旋更新位置首先计算了鲸鱼和猎物之间的距离,然后建立一个螺旋方程以模拟座头鲸的螺旋运动。最后,为了模拟座

头鲸一边进行收缩环绕来包围猎物,一边按照螺旋线来改变位置,WOA 随机化了这两种行为。公式如下所示。

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D, p < 0.5, |A| \leq 1 \quad (6)$$

$$X(t+1) = D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t), p \geq 0.5 \quad (7)$$

$$D' = |X^*(t) - X(t)| \quad (8)$$

其中,  $D'$  代表着鲸鱼与当前最优解的距离,  $b$  是定义对数螺线形状的常数,  $l$  是  $[-1, 1]$  中的随机数,  $p$  是  $[0, 1]$  中的随机数。

在搜索猎物的阶段,WOA 使用随机选择的搜索代理来进行位置更新,而不是依据当前找到的最佳搜索代理,确保进行全局搜索。WOA 通过  $|A| > 1$  来强制搜索代理远离参考鲸鱼。公式如下所示。

$$X(t+1) = X_r - A \cdot D, p < 0.5, |A| > 1 \quad (9)$$

其中,  $X_r$  是从当前群体中选择的随机位置。

总的来说,WOA 的工作流程可以总结为从一组随机解开始,在迭代过程中根据  $|A|$  来更新搜索代理的位置,当  $|A| < 1$  时选择最优方案,当  $|A| > 1$  时选择随机搜索代理,同时根据  $p$  值选择包围猎物的方式。最后在达到最大迭代次数或满足终止条件的情况下停止。

### 3 改进鲸鱼优化算法

#### 3.1 混沌映射

当 WOA 开始搜索最优解的时候,初始种群的位置受到搜索空间的限制,因此在后续进行迭代的过程中,较容易陷入局部最优解的情况,从而降低 WOA 的搜索精度和置信度。而混沌算子由于具有非线性,类随机,无规律等特点,可以应用在 WOA 的种群初始化中,通过扩大搜索空间以使得初始种群的位置分布更加均匀,确保迭代过程中的种群多样性,提高算法的全局搜索能力。

混沌映射产生的序列具有高度的随机性和不可预测性,可以用于生成高质量的随机数序列。在优化问题中,引入混沌映射可以提高搜索最优解的效率和鲁棒性<sup>[9-11]</sup>。目前常见的混沌映射方法有 Logistic 映射, Singer 映射, Cubic 映射和 Tent 映射等,图 2 展示了它们的分布直方图。通过观察混沌映射的分布情况可知,在  $[0, 1]$  的范围内, Logistic 和 Cubic 映射的取值偏向分布在 0 和 1, Singer 映射的分布与数值大小相关。而 Tent 映射的取值分布更加均匀,表现出高度的随机性和不可预测性。因此,本文选用 Tent 映射对 WOA 的种群进行初始化,扩大鲸鱼种群的搜索空间,提高算法的搜索能力和鲁棒性。

Tent 映射的公式如下所示。本文设置  $x_0 = 0.1$  和  $a = 0.6$  来构建 Tent 映射。

$$x_{n+1} = f(x_n) = \begin{cases} \frac{x_n}{a}, & x_n \leq a \\ \frac{1-x_n}{1-a}, & x_n > a \end{cases} \quad (10)$$

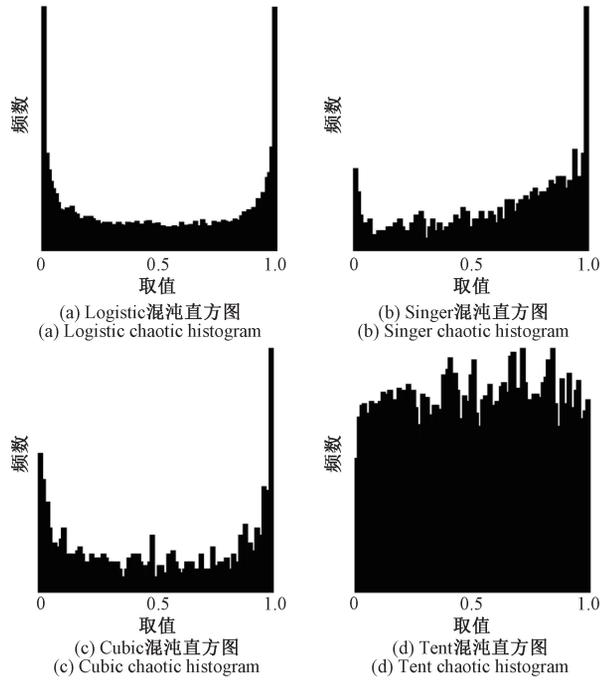


图 2 四种混沌映射的分布直方图  
Fig. 2 Distribution histogram of four chaotic maps

#### 3.2 莱维飞行策略

作为一种描述随机运动的数学模型,莱维(Lévy)飞行策略由 P. levy 提出,目前广泛应用在模拟物理和金融上的高度随机问题。Lévy 飞行策略的积分形式如下所示。

$$Levy(s, \lambda) = \frac{1}{\pi} \int_0^{+\infty} \exp(-\beta |k|^\lambda) \cos(ks) dk \quad (11)$$

当  $s \gg s_0 > 0$  的时候,其公式简化为如下所示。

$$L(s, \lambda) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin\left(\frac{\pi\lambda}{2}\right)}{\pi} \cdot \frac{1}{s^{1+\lambda}} \quad (12)$$

其中,  $\Gamma(\lambda)$  是伽玛函数随后, Mantegna 基于正态分布提出了一种用以生成服从 Lévy 分布的随机步长方法。其公式如下所示。

$$s = \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}; u \sim N(0, \sigma^2), v \sim N(0, 1) \quad (13)$$

$$\sigma = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\beta \Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right\}^{\frac{1}{\beta}} \quad (14)$$

本文应用 Lévy 飞行策略来改进鲸鱼种群的位置更新方法,以提高 WOA 的局部搜索能力。此时,WOA 的位置更新公式如下所示。

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha L(s, \lambda) \quad (15)$$

其中,  $X_i^t$  代表第  $i$  头鲸鱼在第  $t$  代的个体位置,  $\alpha$  为步长控制系数,  $L(s, \lambda)$  为 Lévy 随机搜索路径。本文设定  $\alpha = 1$  和  $\beta = 1.5$  来构建基于 Lévy 飞行策略的 WOA 种群

位置更新模型。

### 3.3 改进鲸鱼优化算法的伪代码

WOA的搜索性能受到初始种群位置的限制,同时在迭代更新个体位置的过程中可能会陷入局部最优解的情况。为了解决以上问题,本文提出了一种基于混沌映射算子和Lévy飞行的改进鲸鱼优化算法。首先,通过Tent映射对鲸鱼种群进行初始化,从而让种群个体的初始分布更加均匀,增强了寻优算法的全局搜索能力。随后,结合了Lévy飞行策略来更新鲸鱼个体位置,让算法在迭代过程中能够对个体当前位置的附件点进行搜索,提高了寻优算法的局部搜索能力。表1展示了改进鲸鱼优化算法的伪代码流程。

表1 TLWOA的伪代码

Table 1 Pseudo-code for TLWOA

算法: TLWOA
1) 参数初始化
2) 使用 Tent 映射初始化鲸鱼种群
3) While( $t < T$ )
4) if $p < 0.5$
5) if $ \vec{A}  \leq 1$
6) 根据式(6)更新位置
7) else 根据式(9)更新位置
8) else 根据式(7)和(8)更新位置
9) 使用式(15)的 Lévy 飞行策略来更新位置
10) $t = t + 1$
11) End While
12) 输出最佳个体位置

### 3.4 基于 TLWOA-CLAHE 的图像增强

CLAHE能够提高工业CT球团矿图像的整体对比度,突显有效成分信息。同时应用TLWOA来选择CLAHE的最优对比度限制参数和最佳分割块大小以进一步提高平均梯度和信息熵,丰富图像的细节信息。本文提出的TLWOA-CLAHE的图像增强方法,将改进的鲸鱼优化算法与CLAHE相结合,以实现自适应图像增强的目的,该模型的流程如图3所示。本文定义的适应度函数的公式如下所示。

$$F = \mu_1 G + \mu_2 I + \mu_3 D \tag{16}$$

其中,  $G$  为平均梯度,  $I$  为信息熵,  $D$  为标准差。为了综合考虑以上的评价指标来优化图像增强的效果,本文设定的比例系数为  $\mu_1 = \mu_3 = 1, \mu_2 = 10$ 。

TLWOA-CLAHE的具体过程如下所示:

- 1) 输入原始工业CT球团矿图像,裁剪掉多余的黑色背景。
- 2) 初始化参数并通过Tent映射来初始化种群。
- 3) 根据式(6)~(9)和式(15)代表的Lévy飞行策略来更新位置。

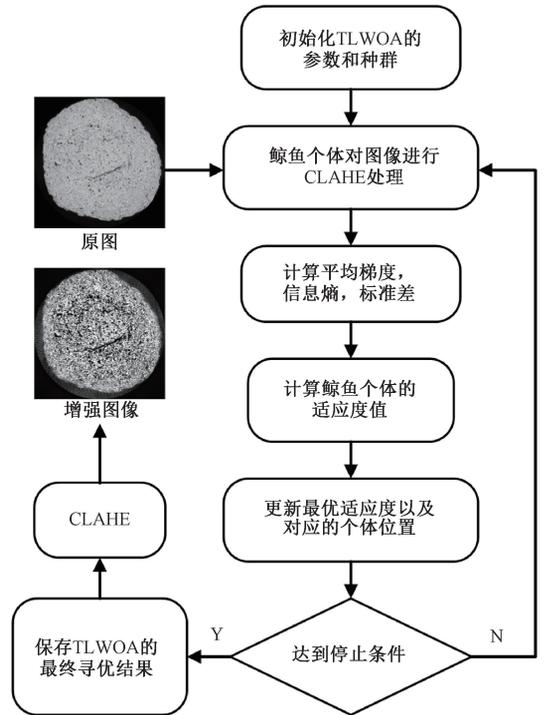


图3 TLWOA-CLAHE的流程

Fig. 3 Flowchart of TLWOA-CLAHE

4) 根据个体当前位置, 设定当前CLAHE的对比度限制参数和分割块大小, 对图像进行增强处理。

5) 计算增强图片的平均梯度  $G$ , 信息熵  $I$  和标准差  $D$ , 同时根据式(16)计算出个体的适应度值  $F$ 。

6) 对全部个体的适应度值进行排序, 选出当前最优值并与全局最优值进行比较。若当前最优值大于全局最优值, 则将当前最优值更新为全局最优值, 同时保存其对应个体的位置参数。

7) 判断是否达到停止条件。若达到则停止迭代并转入步骤8), 若未满足则继续迭代并转入步骤3)。

8) 按照全局最优适应度对应的个体位置参数来调整CLAHE, 对原始工业CT球团矿图像进行增强, 最后输出增强图片。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 优化算法的性能测试

选用萤火虫算法(firefly algorithm, FA)、PSO、蚁群优化算法(ant colony optimization, ACO)、WOA与TLWOA进行对比实验, 旨在验证本文提出的优化算法相比于现有方法有着更好的优化性能。为了更好的观察优化算法的性能, 选用6种不同的函数进行测试, 其相关表达式如表2所示。在测试过程中, 优化算法在每种测试函数均独立运行20次, 同时记录每轮迭代得到的最终寻优结果。随后根据全部20轮次的迭代结果, 统计出优化结果的最优值, 均值和标准差。此外, 为了尽可能得到优化算法的收敛结果, 设

表 2 测试函数  
Table 2 Test function

函数	维度	范围	最优解
$F_1(x) = \sum_{i=1}^N x_i^2$	100	$[-100, 100]$	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^N 10^{6 \frac{i}{N-1}} x_i^2$	100	$[-200, 200]$	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^N 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2$	100	$[-95, 95]$	0
$F_4(x) = \frac{5.1}{4\pi^2} \sum_{i=1}^N (x_i - 1)^2 (1 + 10\sin(\pi x_i + 1))^2 + \frac{5}{\pi} (x_1 - 1)^2$	100	$[-32, 32]$	0
$F_5(x) = \sum_{i=1}^N i x_i^4$	100	$[-50, 50]$	0
$F_6(x) = \sum_{i=1}^N 10 + x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)$	100	$[-100, 100]$	0

定最大迭代次数为 500 代, 优化算法的种群规模为 100 个, 问题规模为 100 维。

表 3 显示了不同优化算法在测试函数上的寻优结果。根据实验结果显示, 在 6 种测试函数上, PSO 的寻优效果最差, 本文提出的 TLWOA 的寻优效果最好。对于 PSO

来说, TLWOA 寻找到的全局最优值最多提升了 13 个数量级, 有着显著的优势。对于 WOA 来说, TLWOA 的最优值最多提升了 2 个数量级, 验证了本文所提出改进方法的效果。此外, TLWOA 有着最低的平均值和方差, 从而证明该方法有着更加优异的鲁棒性。

表 3 算法寻优结果  
Table 3 The optimal results of algorithms

函数	统计指标	FA	PSO	ACO	WOA	TLWOA
F1	最优值	$1.5717 \times 10^3$	$2.0441 \times 10^4$	$5.1407 \times 10^2$	$3.7433 \times 10^{-4}$	$8.7528 \times 10^{-6}$
	平均值	$3.8571 \times 10^3$	$6.3939 \times 10^4$	$5.3350 \times 10^2$	$1.0767 \times 10^{-2}$	$4.1011 \times 10^{-4}$
	方差	$9.6927 \times 10^6$	$8.0503 \times 10^8$	$1.5736 \times 10^2$	$5.4017 \times 10^{-5}$	$3.1959 \times 10^{-7}$
F2	最优值	$3.1340 \times 10^7$	$1.2158 \times 10^9$	$1.3189 \times 10^7$	$4.0161 \times 10^1$	$1.4945 \times 10^{-1}$
	平均值	$5.3334 \times 10^7$	$2.1624 \times 10^9$	$1.5780 \times 10^7$	$2.6674 \times 10^2$	$3.0321 \times 10^0$
	方差	$3.7977 \times 10^{14}$	$3.0035 \times 10^{17}$	$3.1287 \times 10^{12}$	$7.0301 \times 10^4$	$1.7899 \times 10^1$
F3	最优值	$3.6667 \times 10^7$	$3.0707 \times 10^9$	$5.5416 \times 10^5$	$5.5283 \times 10^1$	$5.0201 \times 10^1$
	平均值	$1.0847 \times 10^9$	$1.5703 \times 10^{10}$	$6.4329 \times 10^5$	$7.4768 \times 10^1$	$6.9776 \times 10^1$
	方差	$9.9801 \times 10^{18}$	$7.6958 \times 10^{19}$	$2.0194 \times 10^9$	$6.5205 \times 10^2$	$3.9586 \times 10^2$
F4	最优值	$5.5696 \times 10^4$	$7.7324 \times 10^4$	$3.4679 \times 10^2$	$4.9101 \times 10^1$	$3.3692 \times 10^1$
	平均值	$6.8978 \times 10^4$	$9.9726 \times 10^4$	$3.7309 \times 10^2$	$7.3335 \times 10^1$	$5.3081 \times 10^1$
	方差	$1.0953 \times 10^8$	$2.0787 \times 10^8$	$1.9148 \times 10^2$	$5.2312 \times 10^2$	$1.2949 \times 10^2$
F5	最优值	$1.0213 \times 10^7$	$7.0534 \times 10^9$	$2.6511 \times 10^5$	$3.6188 \times 10^{-2}$	$5.3712 \times 10^{-4}$
	平均值	$3.8723 \times 10^8$	$1.0397 \times 10^{10}$	$2.8364 \times 10^5$	$2.7137 \times 10^0$	$3.3077 \times 10^{-3}$
	方差	$1.0669 \times 10^{18}$	$8.0039 \times 10^{18}$	$1.2677 \times 10^8$	$5.1072 \times 10^0$	$1.6340 \times 10^{-5}$
F6	最优值	$4.5070 \times 10^3$	$3.2885 \times 10^4$	$1.3612 \times 10^3$	$4.1358 \times 10^1$	$1.1356 \times 10^1$
	平均值	$6.4804 \times 10^3$	$6.1717 \times 10^4$	$1.4140 \times 10^3$	$1.0579 \times 10^2$	$4.6863 \times 10^1$
	方差	$1.3552 \times 10^7$	$3.9838 \times 10^8$	$7.8855 \times 10^2$	$2.7310 \times 10^3$	$6.2071 \times 10^2$

图 4 可视化展示了优化算法在搜索过程中的适应度变化曲线。根据曲线的收敛趋势可知, PSO 和 ACO 在整

个迭代过程中, 适应度曲线变化缓慢, 同时没有出现明显的下降趋势。而在迭代开始刚开始的时候, FA 的适应度

曲线有着显著下降趋势直到迭代进行到200轮次左右。在此之后,FA陷入局部最优,其适应度达到收敛。WOA和TLWOA则在第300轮迭代左右开始,其适应度曲线的下降趋势发生跳变,并且一直保持着下降趋势直到迭代结

束。因此,WOA和TLWOA有着更强的搜索能力,避免陷入局部最优从而导致后续迭代失去效果。此外,TLWOA的适应度曲线比WOA下降的更加迅速,有着更强的全局搜索能力。

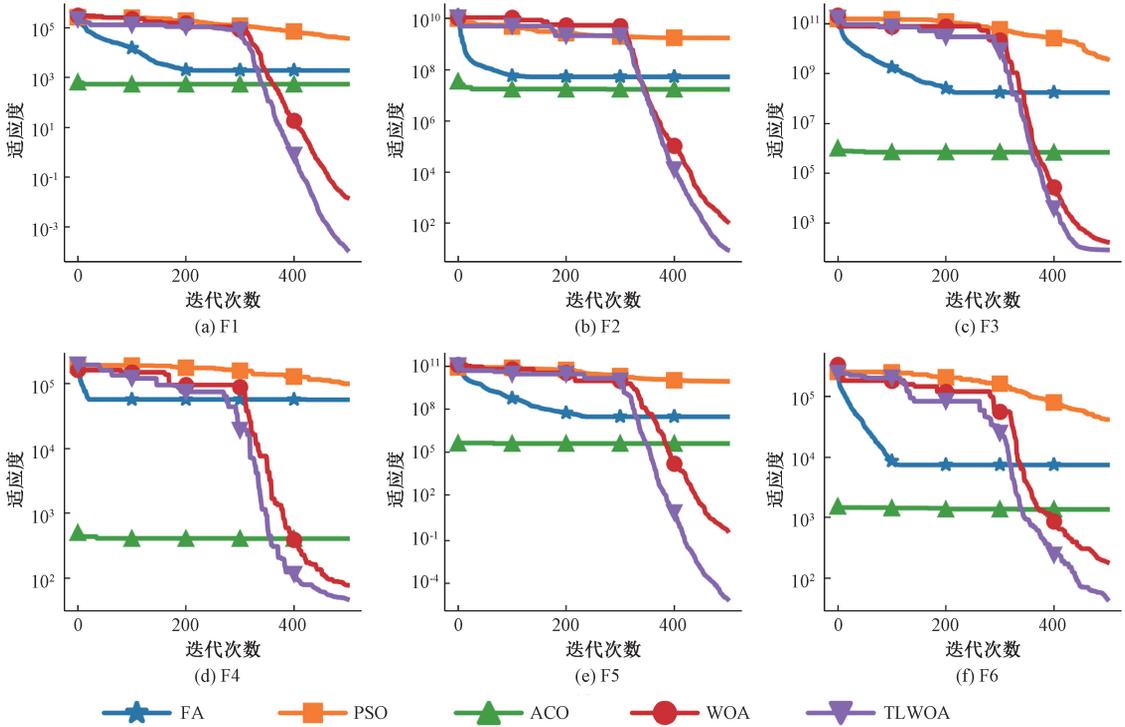


图4 不同优化算法的收敛曲线

Fig. 4 Convergence curves of different optimization algorithms

## 4.2 工业CT图像增强实验

为了验证本文提出的TLWOA-CLAHE应用在工业CT球团矿图像上的效果,本文选取设置了3个对比实验:拉普拉斯算子(Laplacian)<sup>[12]</sup>、直方图均衡化(histogram equalization, HE)<sup>[13]</sup>和小波变换(wavelet transform, WT)<sup>[14]</sup>。这些实验旨在比较不同方法对图像质量、对比度和细节的影响,并为本研究提供更全面的结果解释。

为了能够更加准确和客观地分析对比实验结果,本文选取平均梯度(average gradient, AG),信息熵(information entropy, IE),标准差(standard deviation, SD)和对比度作为评价指标,以分析图像增强的效果。

AG是一种常见的用于衡量图像质量的指标,它主要关注于图像中像素灰度值的变化程度<sup>[15]</sup>。在计算AG的过程中,首先需要计算图像中相邻像素之间的灰度差值,然后对这些差值取平均数。这个平均梯度值可以反映出图像中灰度的变化情况,即图像的清晰度。如果图像中相邻像素的灰度值变化较大,那么对应的AG就会比较高,表示图像中有较为明显的边缘或细节。因此,AG可以为本研究评估图像的清晰度以及细节的丰富度,从而为后期图像优化、处理等打好基础。AG的计算公式如下所示,其

中 $M$ 代表图像在横轴上的像素点个数, $N$ 代表图像在纵轴上的像素点个数, $\Delta x(i, j)$ 代表图像水平方向的梯度, $\Delta y(i, j)$ 代表图像垂直方向的梯度。

$$AG = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{\Delta x(i, j)^2 + \Delta y(i, j)^2}{2}} \quad (17)$$

通过对图像像素灰度分布的统计分析,IE能够有效地衡量图像的复杂度和信息量,反映了图像中包含的信息的丰富程度和变化程度<sup>[16]</sup>。IE偏高的图像,通常具有更丰富的细节和结构信息。通过分析每张图片的IE,可以帮助本研究更加深入的分析图像中的潜在内容。IE的计算公式如下所示,其中 $i$ 表示灰度等级, $P(i)$ 代表灰度值 $i$ 出现的概率大小。

$$IE = - \sum_{i=1}^{255} P(i) \log_2 P(i) \quad (18)$$

SD是用来衡量图像像素灰度值变化程度的一种统计指标,也可以表示图像灰度级别的分散程度<sup>[17]</sup>。在图像处理中,SD通常用于描述图像的对比度以及清晰度。当SD越大时,图像的像素灰度值在空间上的变化程度越剧烈,具有更加丰富的细节和纹理。通过计算图像的SD,能够帮助本研究了解图像的整体灰度值变化情况,和其他指标一起使用来全面评估图像的特征和质量。SD的计算公式

如下所示,其中  $\mu$  代表灰度均值,  $f(i, j)$  代表像素点  $(i, j)$  处的灰度值大小。

$$SD = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i, j) - \mu)^2} \quad (19)$$

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f(i, j) \quad (20)$$

在数字图像处理中,对比度是一种重要的视觉特征,用于描述图像中不同区域之间的亮度差异<sup>[18]</sup>。高对比度意味着图像中相邻像素之间的灰度值差异较大,使得图像中的细节更加清晰和鲜明,而低对比度则表示图像中的灰度变化较小,导致图像整体显得暗淡和缺乏细节。对比度的计算公式如下所示,其中  $\delta(i, j)$  代表相邻像素点的灰度差值,  $P_{\delta}(i, j)$  代表相邻像素点的灰度差为  $\delta$  的像素分布概率。

$$C = \sum_{\delta} \delta(i, j)^2 P_{\delta}(i, j) \quad (21)$$

为验证 TLWOA-CLAHE 应用于图像增强上的效果,

选取了 5 张不同的球团切片并开展对比实验,图 5 展示了不同算法的图像增强效果。根据实验结果显示,Laplacian 对图像质量的提升效果非常不明显,WT 只提高了图像的全局亮度,没有显著的改善图像质量和对比度。HE 则显著的提高了图像的亮度,并且对图像整体对比度进行提升,使得球团矿图像中的气孔和裂纹部分的前景遮挡情况得到改善,从而清晰可见。但是经过 HE 处理后,图像中心位置出现了亮度过曝的现象,导致此时无法观察中心位置处的图像细节。而本文提出的 TLWOA-CLAHE 算法,由于其内部存在着的自适应调节机制,增强后的图像能够同时提高对比度和保留关键细节。在经过 TLWOA-CLAHE 进行图像增强之后,球团矿中的矿相变得更加清晰,前景遮挡的情况得到了极大改善,并且在图像的中心区域避免了亮度过曝的出现。因此从主观视觉上出发,相比于 Laplacian,WT 和 HE,本文提出的 TLWOA-CLAHE 在改善工业 CT 球团矿图像质量上表现最为优异。

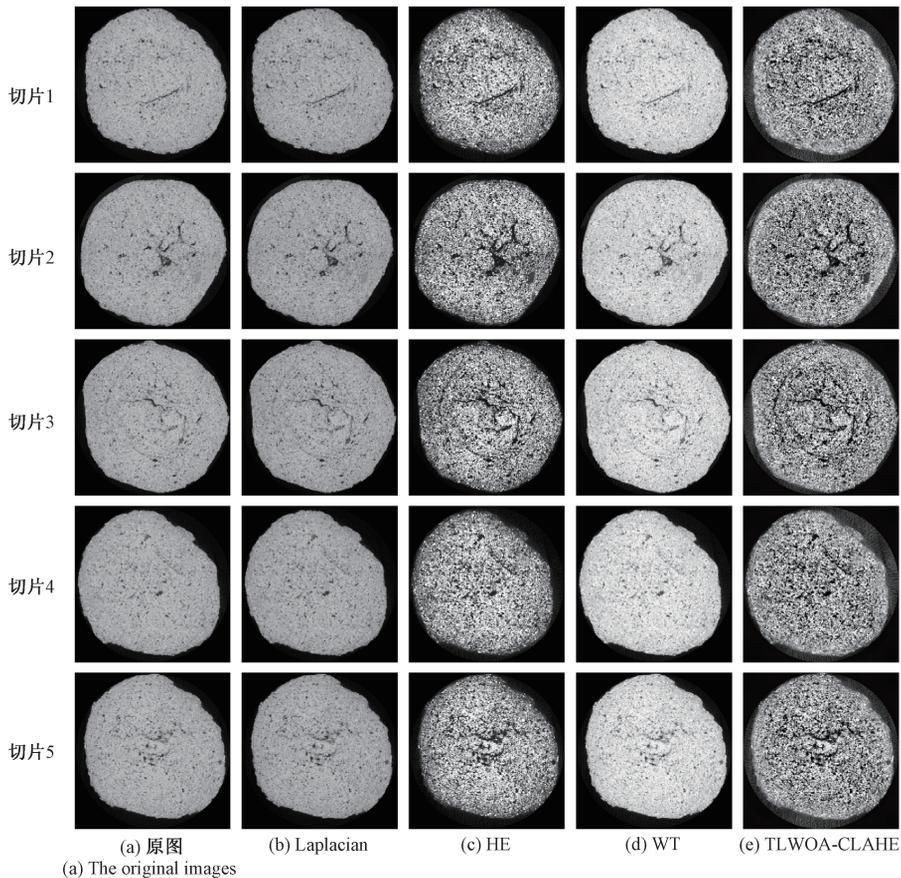


图 5 工业 CT 图像的增强效果

Fig. 5 Enhancement of industrial CT images

表 4 展示了对比实验在 AG,IE,SD 和对比度上的图像增强效果。从 4 种评价指标的测量结果上可以看出,经过 Laplacian 和 WT 增强后的图像,其 AG,SD 和对比度没有得到显著提高。HE 较为显著的提高了原图质量,但

是在 4 种评价指标上,提升的效果均低于本文提出的 TLWOA-CLAHE。因此从定量分析上出发,TLWOA-CLAHE 能够显著提高工业 CT 球团矿的图像质量,同时通过自适应调整能够保证图像增强效果的稳定。

表4 图像增强的评价指标结果

Table 4 Evaluation index results of image enhancement

图片	评价指标	原图	Laplacian	HE	WT	TLWOA-CLAHE
切片 1	AG	48.413 9	51.597 2	142.228 2	59.930 4	159.141 9
	IE	5.999 2	5.991 8	7.016 5	6.236 9	7.480 4
	SD	78.866 0	77.056 6	84.432 5	97.478 1	78.957 2
切片 2	对比度	56.987 6	87.932 9	565.041 8	86.189 4	711.959 9
	AG	50.848 5	53.967 4	151.826 4	62.938 7	162.696 1
	IE	5.966 0	5.968 0	6.940 9	6.201 1	7.488 0
切片 3	SD	76.705 7	74.769 3	84.733 2	94.787 5	79.382 6
	对比度	62.094 2	95.479 6	650.983 1	93.857 6	727.972 7
	AG	52.735 3	56.363 4	159.163 6	65.968 1	169.092 4
切片 4	IE	5.929 2	5.942 3	6.954 1	6.177 4	7.477 4
	SD	77.138 6	75.125 6	84.695 2	96.294 4	80.595 5
	对比度	67.703 5	105.388 2	704.914 7	104.917 0	795.220 6
切片 5	AG	47.173 4	50.115 1	140.229 5	59.267 4	157.275 9
	IE	5.975 5	5.974 1	7.008 7	6.231 2	7.486 3
	SD	78.920 9	77.202 7	84.499 5	98.979 0	78.449 3
切片 5	对比度	53.139 8	79.902 4	539.619 0	83.370 7	677.233 7
	AG	48.511 6	51.617 4	138.078 8	60.675 0	157.719 5
	IE	5.966 3	5.969 4	6.946 0	6.215 8	7.499 9
切片 5	SD	79.285 5	77.496 3	84.676 3	98.972 9	79.444 6
	对比度	57.935 9	86.176 4	528.052 7	89.861 5	683.265 2

## 5 结 论

针对工业CT图像存在着的低对比度,前景遮挡和背景噪声干扰等问题,本文提出了一种基于改进鲸鱼优化算法和CLAHE算法相结合的图像增强方法,提高了工业CT图像的清晰度和对比度,从而突显了图像中的关键细节部分。

本文引入Tent映射和Lévy飞行策略以提高鲸鱼优化算法的寻优能力,并应用改进的鲸鱼优化算法来调整CLAHE中的参数,实现对工业CT图像的自适应增强以提高全局对比度,同时避免出现局部亮度过曝的情况。此外,相比于如Laplacian,HE和WT的传统图像增强算法,经TLWOA-CLAHE增强后的工业CT图像有着更高的AG,IE和SD,能够保留更多的图像细节。

## 参考文献

- [1] DABASS J, ARORA S, VIG R, et al. Mammogram image enhancement using entropy and CLAHE based intuitionistic fuzzy method[C]. 2019 6th international conference on signal processing and integrated networks(SPIN). IEEE, 2019.
- [2] SONALI, SAHU S, SINGH A K, et al. An approach for de-noising and contrast enhancement of retinal fundus image using CLAHE[J]. Optics & Laser

Technology, 2019, 110: 87-98.

- [3] 李海军, 孔繁程, 魏嘉彧, 等. 基于直觉模糊集和CLAHE红外舰船图像增强算法[J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(11): 88-94.  
LI H J, KONG F CH, WEI J Y, et al. Base on intuitionistic fuzzy set and CLAHE infrared ship image enhancement algorithm [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022, 43(11): 88-94.
- [4] 方丹阳, 付青青, 吴爱平. 基于自适应动态范围CLAHE的雾天图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4): 150-157.  
FANG D Y, FU Q Q, WU A P. Foggy image enhancement based on adaptive dynamic range CLAHE [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(4): 150-157.
- [5] 寇皓为, 苏燕辰, 李恒奎, 等. 融合Gamma变换与CLAHE算法的受电弓监控去光照异变方法[J]. 激光杂志, 2022, 43(9): 83-87.  
KOU H W, SU Y C, LI H K, et al. A de-illumination anomaly method for pantograph monitoring that combines the Gamma transform with the CLAHE algorithm [J]. Laser Journal, 2022, 43(9): 83-87.

- [6] KANMANI M, NARSIMHAN V. An image contrast enhancement algorithm for grayscale images using particle swarm optimization[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77: 23371-23387.
- [7] 田柯, 马小晶, 贺航. 全局双伽马校正与改进 SSA 的低光照图像增强方法[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(9): 124-133.  
TIAN K, MA X J, HE H. Global double gamma correction with improved SSA for low-light image enhancement [ J ]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(9): 124-133.
- [8] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [9] 张士荣, 赵俊杰, 谈发明. 基于多策略混合改进 HHO 算法的 WSN 节点覆盖优化[J]. *计算机工程与设计*, 2024, 45(2): 328-338.  
ZHANG SH R, ZHAO J J, TAN F M. Wireless sensor network node coverage optimization based on multi-strategy hybrid improved Harris hawk algorithm [J]. *Computer Engineering and Design*, 2024, 45(2): 328-338.
- [10] 李姗姗, 靳储蔚, 张达敏, 等. 混合策略改进的野马优化算法[J]. *计算机工程与设计*, 2024, 45(2): 405-413.  
LI SH H, JIN CH W, ZHANG D M, et al. Improved wild horse optimizer algorithm with mixed strategy[J]. *Computer Engineering and Design*, 2024, 45(2): 405-413.
- [11] 张少丰, 李书琴. 引入精英反向学习和柯西变异的混沌蜉蝣算法[J]. *计算机工程与设计*, 2024, 45(1): 187-196.  
ZHANG SH F, LI SH Q. Chaos mayfly algorithm combining elite reverse learning and Cauchy mutation[J]. *Computer Engineering and Design*, 2024, 45(1): 187-196.
- [12] 李娜, 刘文进, 杜育宽, 等. 基于 FPGA 的红外图像清晰化系统设计[J]. *激光与红外*, 2021, 51(5): 612-618.  
LI N, LIU W J, DU Y K, et al. Design of infrared image cleared system based on FPGA [J]. *Laser & Infrared*, 2021, 51(5): 612-618.
- [13] 周辉奎, 顾牡丹. 自适应加权直方图均衡化的红外图像增强[J]. *光学技术*, 2023, 49(6): 750-755.  
ZHOU H K, GU M D. Infrared image enhancement based on adaptive weighted histogram equalization[J]. *Optical Technique*, 2023, 49(6): 750-755.
- [14] 吴海丽. 基于多尺度 Retinex 的受云雾影响可见光图像增强研究[J]. *激光杂志*, 2023, 44(4): 185-189.  
WU H L. Research on visible light image enhancement affected by cloud and fog based on multi-scale Retinex[J]. *Laser Journal*, 2023, 44(4): 185-189.
- [15] 安芷楠, 魏赞. 结合灰度世界和 Retinex 的低照度图像增强算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2024, 45(2): 477-482.  
AN ZH N, WEI Y. Low illumination image Enhancement Algorithm Based on Gray World and Retinex[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2024, 45(2): 477-482.
- [16] 邵凯旋, 何怡刚, 汪磊. 基于多尺度熵分析与改进 SVM 的变压器故障识别[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(6): 161-168.  
SHAO K X, HE Y G, WANG L. Fault identification of transformer based on multiscale entropy analysis and improved SVM [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(6): 161-168.
- [17] 王振, 刘磊. 融合彩色模型空间的电力设备红外图像增强[J]. *红外技术*, 2024, 46(2): 225-232.  
WANG ZH, LI L. Infrared image enhancement for power equipment based on fusion color model space[J]. *Infrared Technology*, 2024, 46(2): 225-232.
- [18] 曹新容, 薛岚燕, 林嘉雯, 等. 基于匹配滤波和自动阈值的眼底血管分割方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(1): 51-57.  
CAO X R, XUE L Y, LIN J W, et al. Retinal vessel segmentation method based on matched filtering and automatic threshold [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(1): 51-57.

## 作者简介

**王紫荆**, 硕士研究生, 主要研究方向为图像分割、图像增强、三维重构等。

E-mail: wangzijing@stu.ncst.edu.cn

**刘卫星**, 副教授, 博士, 主要研究方向为钢铁大数据深度挖掘及建模、烧结球团智能制造、矿物结构特征量化表征等。

E-mail: lwx@ncst.edu.cn

**杨爱民**(通信作者), 教授, 博士, 主要研究计算机视觉、医疗大数据等。

E-mail: aimin@ncst.edu.cn