

基于改进的自适应差分演化算法的二维Otsu多阈值图像分割

罗 钧* 杨永松 侍宝玉

(重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400030)

摘 要: 针对常规最大类间方差法在多阈值图像分割中存在的运算量大、计算时间长、分割精度较低等问题, 该文提出一种基于改进的自适应差分演化(JADE)算法的2维Otsu多阈值分割法。首先, 为增强初始化种群的质量、提升控制参数的适应性, 将混沌映射机制融入到JADE算法中; 进而, 通过该改进算法求解2维 Otsu 多阈值图像的最佳分割阈值; 最终, 将该算法与差分进化(DE), JADE, 改进正弦参数自适应的差分进化(LSHADE-cnEpSin)以及增强的适应性微分变换差分进化(EFADE) 4种算法的2维Otsu多阈值图像分割进行比较。实验结果表明, 与其它4种算法相比, 基于改进JADE算法的2维Otsu多阈值图像分割在分割速度以及精度上均有较明显的改善。

关键词: 图像分割; 最大类间方差法; 混沌映射; 改进的自适应差分演化算法

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)08-2017-08

DOI: 10.11999/JEIT180949

Multi-threshold Image Segmentation of 2D Otsu Based on Improved Adaptive Differential Evolution Algorithm

LUO Jun YANG Yongsong SHI Baoyu

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology and System of Ministry of Education,
Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: The multi-threshold image segmentation of the classical 2D maximal between-cluster variance method has deficiencies such as large computation, long calculation time, low segmentation precision and so on. A multi-threshold segmentation of 2D Otsu based on improved Adaptive Differential Evolution (JADE) algorithm is proposed. Firstly, in order to enhance the quality of the initialized population and improve the adaptability of the control parameters, the chaotic mapping mechanism is integrated into the JADE algorithm. Furthermore, the optimal segmentation threshold of 2D Otsu multi-threshold image is solved by improved JADE algorithm. Finally, the algorithm is compared with multi-threshold image segmentation method of 2D Otsu based on Differential Evolution (DE), JADE, Improved Differential Evolution with Adaptive Sinusoidal Parameters (LSHADE-cnEpSin) and Enhanced Adaptive Differential Transformation Differential Evolution (EFADE) algorithm. The experimental results show that compared with the other four algorithms, the multi-threshold image segmentation of 2D Otsu based on the improved JADE algorithm has a significant improvement in terms of segmentation speed and accuracy.

Key words: Image segmentation; Maximum interclass variance method; Chaotic map; Improved Adaptive Differential Evolution (JADE) algorithm

1 引言

阈值分割是较常见的一种图像处理方法, 由于其计算速度快、实现简单, 因此被广泛应用在图像处理中。其中, 日本学者大津于1979年提出的Otsu算法最为常见, 1维Otsu只考虑了当前像素的灰度信息, 因此阈值分割的精度较低。为此, 刘健庄等人^[1]于1993年提出一种推广的2维Otsu自动阈

值分割法, 2维Otsu法在考虑当前像素点灰度信息的基础上, 还考虑了像素点与其邻域的灰度信息, 因此其阈值分割的性能更佳。但经典2维Otsu阈值分割法的运算量会随着分割阈值数的增加而快速增长, 这极大限制了2维Otsu方法在多阈值图像处理中的应用。为了解决该问题, 国内外学者提出了许多改进方法, 申铉京等人^[2]提出基于多阈值Otsu准则的阈值分割快速计算; Hu等人^[3]将传统的2维Otsu算法转换成2次1维Otsu算法, 以降低运算的复杂度; 但仅仅针对Otsu本身进行改进, 其运算速

度不会得到大幅度的提升, 基于此, 许多研究学者将群智能优化算法融入到多阈值分割方法中, 以加快分割速度。Zhang等人^[4]在2008年提出了一种新的带归档的自适应差分演化算法(Improved Adaptive Differential Evolution, JADE), 该算法中可选的归档操作主要是利用历史数据来提供进度方面的信息, 这可以提升算法的收敛性能, 并通过自适应更新控制参数的方式来提升网络的稳健性。虽然JADE算法局部搜索能力较强, 收敛速度较快, 但JADE算法在解决一些复杂问题时仍存在全局搜索能力较差等缺陷。因此, 许多学者对其进行了进一步的改进。Tanabe等人^[5]为进一步提升JADE算法中控制参数的自适应能力, 提出了一种基于成功历史的自适应差分算(Adaptive Differential Evolution algorithm based on Success History, SHADE)法, 该算法主要通过父代成功控制参数来指导子代控制参数的选择; 之后, 该研究团队在SHADE的基础上, 又提出了利用线性种群尺寸缩减的SHADE(Adaptive Differential Evolution algorithm based on Linear Population size reduction, L-SHADE)算法^[6], 该算法可以进一步提高算法的搜索性能。为了在最佳解决方案的利用以及未访问区域的探索之间找到有效的平衡, Awad等人^[7]于2016年提出一种结合L-SHADE的正弦参数自适应(Adaptive Differential Evolution with Adaptive Sinusoidal Parameters, LSHADE-EpSin)算法, 该算法在IEEE CEC2016单目标优化竞赛中夺冠。之后, 该团队在LSHADE-EpSin算法的基础上增加欧几里德邻域的协方差矩阵学习机制, 提出一种改进正弦参数自适应的差分进化(Improved Differential Evolution with Adaptive Sinusoidal Parameters, LSHADE-cnEpSin)算法^[8], 该算法在IEEE CEC2017单目标优化竞赛中同样显示出较明显的性能优势。为了进一步研究自适应DE (Differential Evolution)算法的变异机制, Mohamed等人^[9]于2018年提出了一种增强的适应性微分变换差分进化(Enhanced Adaptive Differential Transformation Differential Evolution, EFADE)算法, 一方面, 该算法通过引入一个新的三角形变异算子来平衡全局搜索能力与局部开发能力。另一方面, 算法中使用两种新颖的有效自适应方案来更新控制参数。

以上自适应DE的改进算法虽在一定程度上提升了算法的搜索性能, 但仍存在早熟以及收敛精度较低等问题。基于此, 本文将混沌映射机制融入到JADE算法中, 其中混沌映射机制具有随机性、规律性及遍历性等特点, 因此在JADE算法中融入混

沌机制可以增强算法的全局搜索能力。最后将基于混沌映射的JADE算法应用到2维Otsu图像分割算法中, 以提升多阈值图像分割的分割精度。实验结果表明, 本改进算法能更准确、更高效地对图像进行多阈值分割。

2 基于混沌映射JADE算法的Otsu多阈值图像分割

2.1 2维Otsu多阈值分割原理

2维Otsu主要是在当前的像素灰度值分布的基础上增加其邻域像素的平均灰度值分布, 这样就形成一个阈值的2维矢量, 其核心是寻找2维矢量的阈值, 使得2维的测度准则取得最大值。2维Otsu多阈值分割算法的原理为: 对于一幅尺寸为 $W \times H$ 的灰度图像 $I(x, y)$, 其中 $x \in [1, W]$, $y \in [1, H]$, 图像灰度等级为 L , 其灰度范围为 $[0, L-1]$ 。定义每个像素点对应的 3×3 邻域的平均灰度图像 $G(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I(x+i, y+j)$, 定义图像中某个像素点 (x, y) 所对应灰度值为 i 的 $I(x, y)$ 以及灰度值为 j 的平均灰度图像 $G(x, y)$ 同时出现的频数为 f_{ij} , 那么其联合概率密度为 $p_{ij} = f_{ij}/(W \times H)$, $i, j \in [1, L-1]$, 且 p_{ij} 满足 $\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} = 1$, 由此, p_{ij} 构成了一幅图像的2维直方图, 如图1所示。横坐标 I 代表当前像素点所对应的阈值, 纵坐标 G 代表其平均邻域像素所对应的阈值, 其中 A_1 区代表背景, A_2, A_3, \dots, A_k 区代表目标, 背景 A_1 的概率 $\sum_{i=0}^{s_1} \sum_{j=0}^{t_1} p_{ij}$, 某目标区域 A_n 的概率 $w_n = \sum_{i=s_{n-1}}^{s_n} \sum_{j=t_{n-1}}^{t_n} p_{ij}$, $n \in [2, k]$, 其背景均值矢量 $\mathbf{u}_1 = (u_{1i}, u_{1j})^T$, 某区域 A_n 的均值矢量为 $\mathbf{u}_n = \frac{1}{w_n} \left(\sum_{i=s_{n-1}}^{s_n} \sum_{j=t_{n-1}}^{t_n} i p_{ij}, \sum_{i=s_{n-1}}^{s_n} \sum_{j=t_{n-1}}^{t_n} j p_{ij} \right)$, 其中 $n \in [2, k]$ 。因此定义阈值 $(s_1, t_1), (s_2, t_2), \dots, (s_k, t_k)$ 所对应图像的距离测度函数^[10]为

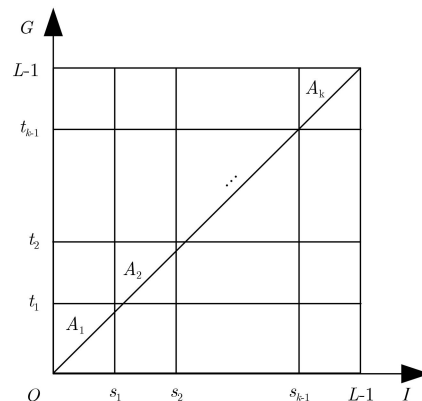


图1 2维多阈值分割直方图

$$R(s_1, t_1, s_2, t_2, \dots, s_k, t_k) = \sum_{h=1}^k w_h [(u_{hi} - u_{iL})^2 + (u_{hj} - u_{jL})^2] \quad (1)$$

2维Otsu多阈值法所对应的分割准则为寻找多组 $(s_1^*, t_1^*), (s_2^*, t_2^*), \dots, (s_k^*, t_k^*)$, 使得距离测度函数 $R(s_1, t_1, s_2, t_2, \dots, s_k, t_k)$ 最大。

2.2 JADE算法

DE算法是由Rainer和Kenneth于1995年首次提出的, 其本质是一种多目标的优化算法, 常用于求解多维空间的全局最优解。DE遵循进化算法的一般过程。该过程包含3部分, 分别是变异、交叉和选择^[11]。在基本DE算法的基础上, 张春美等人^[11]提出了一种改进的DE算法JADE, 它实现了具有可选外部归档的变异策略“DE/current-to-best/1”, 并通过自适应的方式控制参数 F 与CR。JADE算法的基本步骤如下:

步骤 1 初始化归档种群 A , 设置两种控制因子, $u_F=0.5$, $u_{CR}=0.5$, 随机初始化种群 $R(NP)$, 设置最大迭代次数为 G , 并初始化为0。最后将成功变异的个体的交叉因子集合 S_{CR} 以及缩放因子集合 S_F 均设置成空集。

步骤 2 对于 G 中每一代个体 i , 都可以通过式(2)生成个体 i 的 F 与CR。

$$\left. \begin{aligned} CR_i &= \text{rand}n_i(u_{CR}, 0.1) \\ F_i &= \text{rand}c_i(u_F, 0.1) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

步骤 3 假设 A 表示为存档的劣等解, P 表示为当前的人口, 其中 $\mathbf{x}_{\text{best},g}^p$ 被随机选为当前人口中前 $100p\%$ 个体之一, $p \in (0, 1)$, $\tilde{\mathbf{x}}_{r2,g}$ 是从当前总体并集 $P \cup A$ 中随机选择的。该变异策略“DE/current-to-pbest/1”生成如式(3)的变异矢量

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{x}_{i,g} + F_i (\mathbf{x}_{\text{best},g}^p - \mathbf{x}_{i,g}) + F_i (\mathbf{x}_{r1,g} - \tilde{\mathbf{x}}_{r2,g}) \quad (3)$$

JADE中直接采用式(4)与式(5)进行交叉以及选择的操作。

$$u_{j,i,g} = \begin{cases} v_{j,i,g}, & \text{rand}(0, 1) \leq CR_i \text{ 或者 } j = j_{\text{rand}} \\ x_{j,i,g}, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$x_{i,g+1} = \begin{cases} u_{i,g}, & f(u_{i,g}) < f(x_{i,g}) \\ x_{i,g}, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

步骤 4 归档的操作较简单, 存档被启动时初始化为空, 在每一代之后, 将在式(5)的选择过程中将失败的父代的结果也添加到存档中^[12]。一旦存档大小超过某个阈值NP, 则会从存档中随机删除一些结果, 以使存档大小始终保持在NP内。 u_{CR} 以及 u_F 的更新公式^[13]为

$$u_{CR} = (1 - c) \cdot u_{CR} + c \cdot \text{mean}_A(S_{CR}) \quad (6)$$

$$u_F = (1 - c) \cdot u_F + c \cdot \text{mean}_L(S_F) \quad (7)$$

其中 c 是区间 $[0, 1]$ 之间的数, $\text{mean}_A(\cdot)$ 是通常的算术平均值。 $\text{mean}_L(\cdot)$ 是莱默平均值, 表示为

$$\text{mean}_L(S_F) = \frac{\sum_{F \in S_F} F^2}{\sum_{F \in S_F} F} \quad (8)$$

步骤 5 迭代次数加1, 判断是否达到终止条件, 若达到, 算法结束; 若未达到, 则跳转到步骤2进行下一次迭代。

式(5)中的 $f(\cdot)$ 就是待解决问题的目标函数, 本文中2维Otsu的距离测度函数 $R(s_1, t_1, s_2, t_2, \dots, s_k, t_k)$ 就是外部存档的JADE算法的目标函数, 由于本算法是针对最小值的情况, 因此, 可令

$$f(\cdot) = -R(s_1, t_1, s_2, t_2, \dots, s_k, t_k) \quad (9)$$

2.3 基于混沌映射的JADE算法

JADE算法虽然对经典DE算法做了相应的改进, 但仍存在一些问题, 随着迭代次数的不断增大, 种群的多样性会下降, 这将导致收敛的速度减缓。因此, 为了解决算法中出现的早熟的情况, 本文提出了一种基于混沌映射的JADE算法(CJADE), CJADE主要针对初始化种群的质量以及控制参数的适应性两方面对JADE进行改进。

CJADE算法中主要采用1维Logistic映射的方式进行种群初始化, 1维Logistic映射的迭代方程为^[14]

$$x_{k+1} = ux_k(1 - x_k) \quad (10)$$

其中, x_k 是混沌变量, 初始变量 $x_1 \in [0, 1]$; u 是控制参数, $u \in (1, 4]$, 当 u 取4时, 系统处于完全混沌状态, 此时 $x_1 \notin [0, 0.25, 0.50, 0.75, 1.00]$ 。群体初始化的改进措施主要将均匀随机分布法以及混沌映射所产生的两个群体进行竞争, 并选出种群中较优的个体作为初始种群, 具体步骤如下:

步骤 1 均匀随机初始化群体 $R(NP)$

$$x_{ij,0} = \text{rand} \times (x_{j\max} - x_{j\min}) \quad (11)$$

其中, $i \in [1, NP]$, $j \in [1, D]$, rand 是0~1之间的随机数, $x_{j\max}$ 以及 $x_{j\min}$ 分别是第 j 个变量的上下界。

步骤 2 产生一个随机数 $x_{1,1} \in (0, 1)$, 且 $x_{1,1}$ 不可取0.25, 0.50, 0.75, 从 $x_{1,1}$ 开始, 根据式(10)生成混沌序列并将其排列成式(12)所示的 $NP \times D$ 的矩阵。

$$\begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,D} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,D} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{NP,1} & x_{NP,2} & \dots & x_{NP,D} \end{bmatrix} \quad (12)$$

步骤3 将式(12)中的元素 x_{ij} 都映射到 $[x_{j\min}, x_{j\max}]$ 中, 所得混沌初始种群 $C(NP)$ 。

$$x_{ij} = \text{rand} \times (x_{j\max} - x_{j\min}) \quad (13)$$

步骤4 合并种群 $R(NP)$ 以及 $C(NP)$, 计算种群 $R(NP) \cup C(NP)$ 中所有个体的目标函数值, 从小到大排序, 最终取出前 NP 个个体作为初始种群 P 。

为了更好的监测进化中的速度, 引入了进化速度 α 的概念^[15], 假设在 g 代中观测出的最优个体的目标函数值为 f_{cu} , g 代之前中最优个体的目标函数值为 f_{ls} , 那么可以近似进化速度可以近似表示为

$$\alpha = \frac{f_{cu}}{f_{ls}} \quad (14)$$

针对本文中的目标函数 $f(\cdot) < 0$ 的情况, 控制参数更新的具体流程如表1的算法1所示。

2.4 基于CJADE算法的2维Otsu多阈值图像分割

本文通过引入CJADE算法, 来改进2维Otsu多阈值法中所存在的运算量大、分割精度较低等问题^[16]。本文所提基于CJADE算法的2维Otsu多阈值图像分割方法, 实际上是CJADE算法对距离测度目标函数 $R(s_1, t_1, s_2, t_2, \dots, s_k, t_k)$ 进行寻优的问题。

基于CJADE算法的2维Otsu多阈值图像分割的具体流程图如图2所示; 基于CJADE算法的2维Otsu多阈值图像分割方法的具体步骤如下所示:

步骤1 输入待分割的图像;

步骤2 初始化CJADE算法中的各个参数: 初始化参数 u_{CR}, u_F , 最大迭代次数, 种群数量 NP , 问题维数 D ;

步骤3 将均匀随机分布法以及混沌映射所产生的两个初始种群进行竞争, 并选出种群中较优的个体作为初始种群 $\{x_{i,0} | i = 1, 2, \dots, NP\}$;

步骤4 计算待分割图像所对应2维Otsu的目标函数值, 通过式(1)计算每个个体的目标函数 $f = -R(s_1, t_1, s_2, t_2, \dots, s_k, t_k)$ 的值;

步骤5 进行变异、交叉、选择操作, 选择出当前最优个体;

步骤6 判断是否到最大迭代次数, 若是, 则转步骤7; 否则根据算法1, 更新参数 u_F 和 u_{CR} , 并转步骤4, 进行下一次迭代;

步骤7 确定使目标函数最小的个体及位置, 使用阈值 $(s_1^*, t_1^*), (s_2^*, t_2^*), \dots, (s_k^*, t_k^*)$ 对图像进行阈值分割, 并输出分割后的图像。

表1 算法1: 混沌映射更新参数 u_F 和 u_{CR} 的伪代码

- (1) If $\alpha < \beta$
- (2) $u_{CR} = u_1 \cdot u_{CR} \cdot (1 - u_{CR})$
- (3) $u_F = u_2 \cdot u_F \cdot (1 - u_F)$
- (4) Else
- (5) $u_{CR} = (1 - c) \cdot u_{CR} + c \cdot \text{mean}_A(S_{CR})$
- (6) $u_F = (1 - c) \cdot u_F + c \cdot \text{mean}_L(S_F)$
- (7) End If

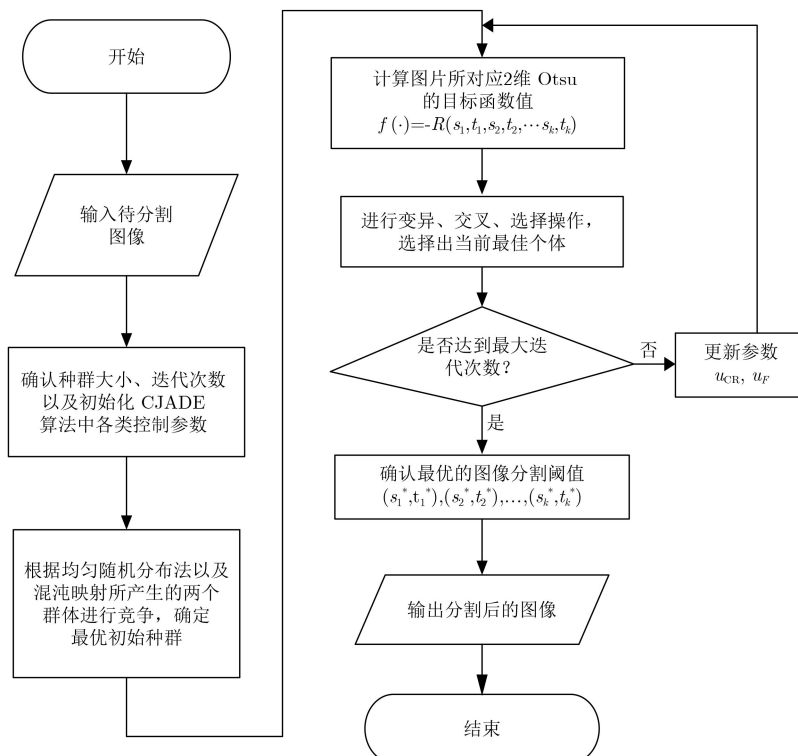


图2 基于CJADE算法2维Otsu多阈值分割方法流程图

3 实验结果与分析

为了验证基于CJADE算法的2维Otsu多阈值图像分割算法的性能,本文主要选取Lena图、Pepper图、Finger图作为多阈值分隔的实验图片。并将本文算法与经典DE, JADE, LSHADE-cnEpSin以及EFADE的2维Otsu分割法进行对比。实验中的主要工作环境是Windows7 64位操作系统, 3.20 GHz CPU和4 GB内存的PC机, MATLAB R2014b开发软件。

3.1 基于CJADE算法的2维Otsu多阈值图像分割实验

Lena图、Pepper图以及Finger图是阈值分割中的典型图像,本文对以上3幅图像分别进行4种阈值的分割,阈值数 $m \in \{1, 2, 3, 4\}$,问题维数 $D = 2m$ 。经过多次实验,将CJADE算法的参数设置如下: $u_{CR} = 0.5$, $u_F = 0.5$,种群数量 $NP = 10D$,最大迭代次数为100次, $\beta = 1.0021$, $u_1 = u_2 = 3.6$ 。分割后的图像如图3所示。

3.2 对比实验

为了验证本文方法的性能,将本文方法与经典DE, JADE, LSHADE-cnEpSin以及EFADE的2维Otsu分割法进行对比实验。为了保证实验的公平性,将5种算法的基本参数设置相同,其中阈值数 $m \in \{2, 3, 4\}$,种群数量 $NP = 20m$,迭代次数为

100。经典DE算法的变异因子 $F = 0.5$,交叉因子 $CR = 0.9$ 。为了定量的反映该5种算法的性能,本文采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)来对分割后图像的性能进行比较。对于一幅尺寸为 $W \times H$ 的灰度图像 $I(x, y)$ 及其阈值分割后的图像 $I'(x, y)$,其PSNR定义为^[17]

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{(2^n - 1)^2}{\text{MSE}} \right) \quad (15)$$

且 $\text{MSE} = \frac{1}{W \times H} \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} [I(x, y) - I'(x, y)]^2$, n 为

每个像素的比特数, $2^n - 1$ 是灰度图像的灰度等级,为255,一般情况下,PSNR值越大,代表失真越小,图像分割效果越好。为对比5种算法的收敛速度,在迭代过程中,测试5种算法收敛的时间以及收敛到最佳目标函数值的迭代次数。5种算法的对比效果如表2所示。CJADE算法的PSNR值总体高于其它4种算法,且CJADE算法在5种算法中收敛时间最少。在Finger图与Pepper图的2维Otsu多阈值分割实验中,CJADE算法的收敛速度最快,收敛到最佳目标函数值的迭代次数最少。虽然在Lena图的2维Otsu多阈值分割实验中,LSHADE-cnEpSin算法收敛到最佳目标函数值的迭

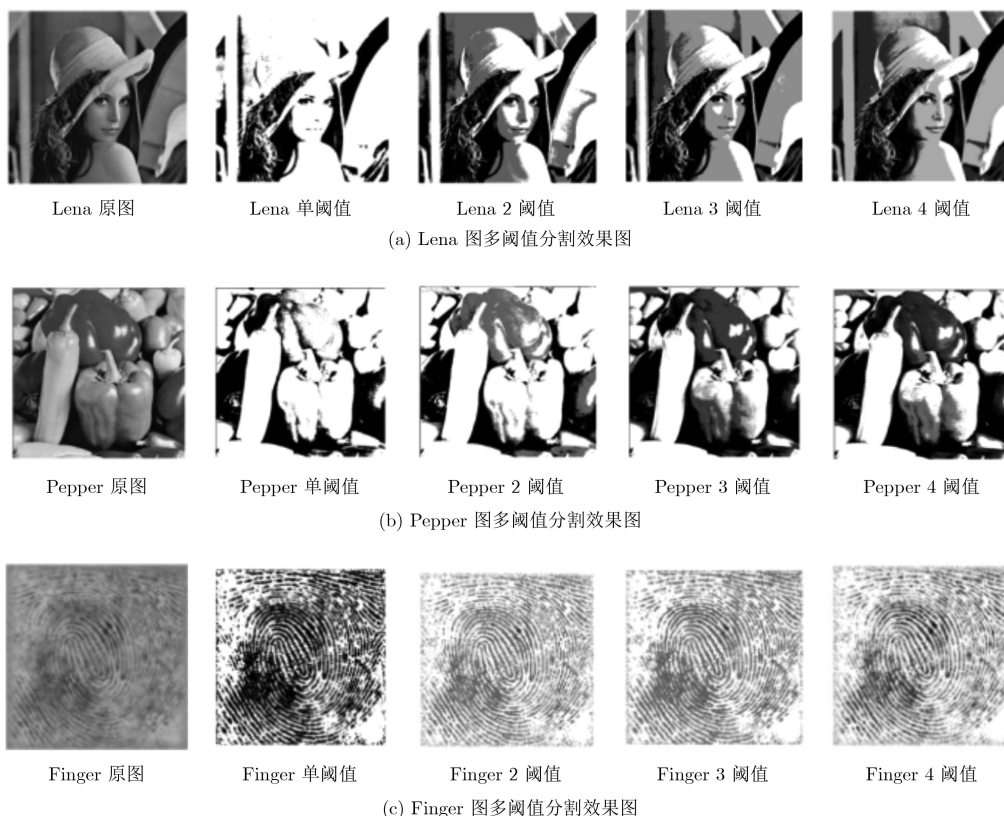


图3 分割效果图

代次数要略小于CJADE算法, 但根据PSNR值可知, LSHADE-cnEpSin算法的收敛精度要明显低于CJADE算法。5种算法分割后所得的阈值以及距离

测度值如表3所示, 可以看出, CJADE算法的距离测度值在5种算法中最高。因此, 相比较于其他4种算法, CJADE算法的综合性能最好。

表2 PSNR、运算时间以及迭代次数的对比

算法		Lena (512×512)			Finger (256×256)			Pepper (512×512)		
		2阈值	3阈值	4阈值	2阈值	3阈值	4阈值	2阈值	3阈值	4阈值
DE算法	PSNR(dB)	10.58	13.88	15.64	12.02	12.45	14.14	11.68	15.84	16.54
	收敛时间(s)	7.79	7.82	7.84	3.64	3.58	3.73	8.49	8.34	8.82
	迭代次数	72	58	64	62	57	66	45	43	47
JADE算法	PSNR(dB)	11.79	14.25	16.02	12.35	13.02	14.26	11.71	16.32	16.71
	收敛时间(s)	0.85	0.83	0.77	0.51	0.53	0.57	0.81	0.80	0.83
	迭代次数	52	54	50	59	62	58	60	56	58
LSHADE-cnEpSin算法	PSNR(dB)	13.70	14.98	15.67	12.07	12.77	14.46	12.23	16.19	17.02
	收敛时间(s)	0.79	0.75	0.82	0.45	0.48	0.46	0.78	0.82	0.78
	迭代次数	34	35	33	65	45	60	50	48	46
EFADE算法	PSNR(dB)	12.89	15.05	15.45	13.23	12.61	13.24	12.11	15.57	16.67
	收敛时间(s)	0.99	1.12	1.10	0.77	0.76	0.83	1.24	1.31	1.29
	迭代次数	45	42	46	50	48	52	40	38	41
CJADE算法	PSNR(dB)	13.93	15.64	16.25	13.65	14.67	14.89	12.56	16.57	17.12
	收敛时间(s)	0.64	0.66	0.65	0.45	0.44	0.48	0.61	0.64	0.66
	迭代次数	38	35	38	41	40	44	40	36	38

表3 阈值和距离测度值的对比

算法		Lena (512×512)			Finger (256×256)			Pepper (512×512)		
		2阈值	3阈值	4阈值	2阈值	3阈值	4阈值	2阈值	3阈值	4阈值
DE算法	距离测度	4645.67	4698.86	4747.74	1223.45	1247.75	1296.25	5340.87	5407.71	5513.28
	阈值	(68,71)	(30, 32)	(88,95)	(39,53)	(108,124)	(23,38)	(70,70)	(84, 85)	(70,77)
		(117,153)	(86,138)	(119,123)	(155,165)	(147,152)	(102,133)	(117,161)	(142,162)	(111,112)
JADE算法	距离测度	4842.77	4912.21	4924.13	1315.43	1320.35	1326.23	5798.46	5822.86	5892.86
	阈值	(89,149)	(77,79)	(70,77)	(138,166)	(10,67)	(40,52)	(88,91)	(98, 115)	(96,101)
		(193,195)	(114,149)	(109,137)	(175,175)	(143,164)	(50,110)	(127,169)	(140,140)	(114,133)
LSHADE-cnEpSin算法	距离测度	4862.49	4905.97	4995.04	1256.65	1268.79	1289.32	5797.85	5899.34	5909.58
	阈值	(88,149)	(79,79)	(76,76)	(88,102)	(64,82)	(36,39)	(78,79)	(84, 85)	(76,77)
		(194,195)	(115,145)	(119,141)	(183,183)	(148,164)	(42,98)	(126,177)	(127,159)	(121,122)
EFADE算法	距离测度	4848.87	4951.82	4973.23	1257.29	1267.42	1324.41	5788.61	5885.72	5892.13
	阈值	(89,148)	(76,80)	(79,86)	(44,51)	(30,42)	(41,46)	(86,90)	(73, 74)	(53,55)
		(186,186)	(130,153)	(112,137)	(142,176)	(140,162)	(68,83)	(120,176)	(121,159)	(121,123)
CJADE算法	距离测度	4863.53	4977.34	4999.63	1327.84	1329.17	1331.28	5799.13	5898.73	5912.18
	阈值	(87,149)	(77,78)	(78,80)	(143,166)	(25, 62)	(40,45)	(84,85)	(77, 78)	(54,55)
		(194,194)	(115,148)	(117,139)	(173,173)	(142,166)	(70,98)	(124,173)	(123,164)	(99,100)

为了更好地反映5种算法的收敛过程，在最大迭代次数为100，阈值数为3的情况下，分别绘制出3张图片的过程曲线图，如图4所示。图中最优目标函数值 $f(\cdot) = -R$ ， R 是测度函数值。从图中可以看出，CJADE算法的最佳测度函数值总体最高，且收敛到

最优目标函数值的迭代次数普遍小于其他4种算法。综合以上的分析，可以看出，引入混沌映射的CJADE算法可以较好的引导个体趋于全局最优解，相比较于经典DE算法以及改进的自适应DE算法，CJADE算法在收敛速度以及分割精度上都有一定的改善。

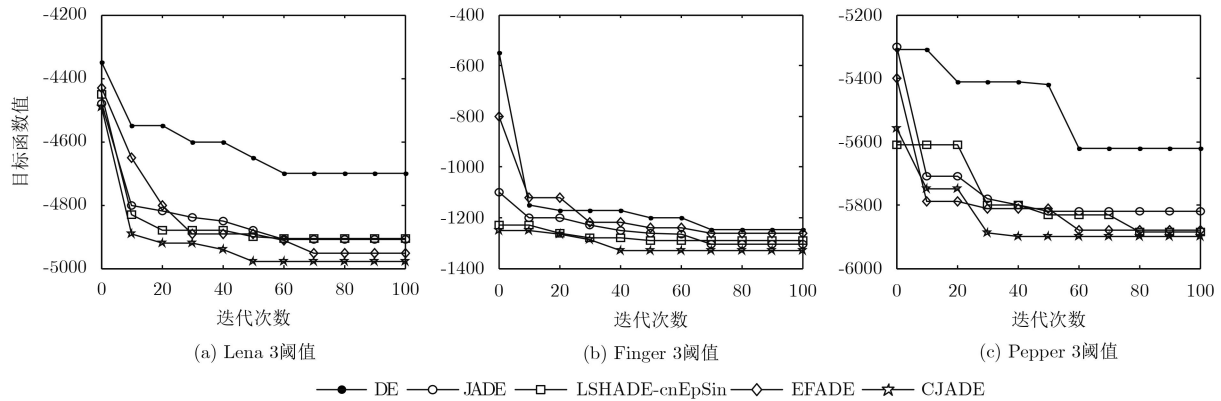


图4 进化曲线图

4 总结

针对多目标图像多阈值分割中存在的寻优精度低、运算量大、计算时间长等问题，本文提出了一种基于CJADE算法的2维Otsu多阈值分割方法。首先，分析了JADE算法的基本原理以及进化过程，同时，为增强初始种群的质量，提升控制参数的适应性，将混沌映射机制融入到JADE算法中；进而，通过CJADE算法求解2维Otsu多阈值图像的最佳分割阈值；最终，使用该方法对经典测试图像进行阈值分割，并将最终结果与基于DE, JADE, LSHADE-cnEpSin以及EFADE的2维Otsu多阈值分割法进行比较。实验结果表明，本文方法对不同的测试图片均有较好的分割效果，验证了本文算法的有效性。由以上表格数据以及进化曲线可知，本文算法不仅提升了多阈值分割的分割精度，且在一定程度上也提升了多阈值分割的分割速度。因此，基于CJADE算法的2维Otsu多阈值图像分割方法能更准确、更高效地对图像进行多阈值分割。

参考文献

- [1] 刘健庄, 栗文青. 灰度图像的二维Otsu自动阈值分割法[J]. 自动化学报, 1993, 19(1): 101–105. doi: [10.16383/j.aas.1993.01.015](https://doi.org/10.16383/j.aas.1993.01.015).
LIU Jianzhuang and LI Wenqing. The automatic thresholding of gray-level pictures via two-dimensional otsu method[J]. *Acta Automatica Sinica*, 1993, 19(1): 101–105. doi: [10.16383/j.aas.1993.01.015](https://doi.org/10.16383/j.aas.1993.01.015).
- [2] 申铨京, 刘翔, 陈海鹏. 基于多阈值Otsu准则的阈值分割快速计算[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(1): 144–149. doi: [10.11999/JEIT160248](https://doi.org/10.11999/JEIT160248).
SHEN Xuanjing, LIU Xiang, and CHEN Haipeng. Fast computation of threshold based on multi-threshold Otsu criterion[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(1): 144–149. doi: [10.11999/JEIT160248](https://doi.org/10.11999/JEIT160248).
- [3] HU Min, LI Mei, and WANG Ronggui. Application of an improved Otsu algorithm in image segmentation[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2010, 24(5): 443–449. doi: [10.3724/SP.J.1187.2010.00443](https://doi.org/10.3724/SP.J.1187.2010.00443).
- [4] ZHANG Jingqiao and SANDERSON A C. JADE: Adaptive differential evolution with optional external archive[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, 13(5): 945–958. doi: [10.1109/TEVC.2009.2014613](https://doi.org/10.1109/TEVC.2009.2014613).
- [5] TANABE R and FUKUNAGA A. Success-history based parameter adaptation for differential evolution[C]. 2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Cancun, Mexico, 2013: 71–78. doi: [10.1109/CEC.2013.6557555](https://doi.org/10.1109/CEC.2013.6557555).
- [6] TANABE R and FUKUNAGA A S. Improving the search performance of SHADE using linear population size reduction[C]. 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Beijing, China, 2014: 1658–1665. doi: [10.1109/CEC.2014.6900380](https://doi.org/10.1109/CEC.2014.6900380).
- [7] AWAD N H, ALI M Z, SUGANTHAN P N, et al. An ensemble sinusoidal parameter adaptation incorporated with L-SHADE for solving CEC2014 benchmark problems[C]. 2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Vancouver, Canada, 2016: 2958–2965. doi: [10.1109/CEC.2016.7744163](https://doi.org/10.1109/CEC.2016.7744163).
- [8] AWAD N H, ALI M Z, and SUGANTHAN P N. Ensemble sinusoidal differential covariance matrix adaptation with

- Euclidean neighborhood for solving CEC2017 benchmark problems[C]. 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation, San Sebastian, Spain, 2017: 372–379. doi: [10.1109/CEC.2017.7969336](https://doi.org/10.1109/CEC.2017.7969336).
- [9] MOHAMED A W and SUGANTHAN P N. Real-parameter unconstrained optimization based on enhanced fitness-adaptive differential evolution algorithm with novel mutation[J]. *Soft Computing*, 2018, 22(10): 3215–3235. doi: [10.1007/s00500-017-2777-2](https://doi.org/10.1007/s00500-017-2777-2).
- [10] STHITPATTANAPONGSA P and SRINARK T. A two-stage Otsu's thresholding based method on a 2D histogram[C]. IEEE 7th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing, Cluj-Napoca, Romania, 2011: 345–348. doi: [10.1109/ICCP.2011.6047894](https://doi.org/10.1109/ICCP.2011.6047894).
- [11] 张春美, 陈杰, 辛斌. 参数适应性分布式差分进化算法[J]. 控制与决策, 2014, 29(4): 701–706. doi: [10.13195/j.kzyjc.2013.0080](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2013.0080).
- ZHANG Chunmei, CHEN Jie, and XIN Bin. Distributed differential evolution algorithm with adaptive parameters[J]. *Control and Decision*, 2014, 29(4): 701–706. doi: [10.13195/j.kzyjc.2013.0080](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2013.0080).
- [12] 王李进, 钟一文, 尹义龙. 带外部存档的正交交叉布谷鸟搜索算法[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(11): 2496–2507. doi: [10.7544/issn1000-1239.2015.20148042](https://doi.org/10.7544/issn1000-1239.2015.20148042).
- WANG Lijin, ZHONG Yiwen, and YIN Yilong. Orthogonal crossover cuckoo search algorithm with external archive[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2015, 52(11): 2496–2507. doi: [10.7544/issn1000-1239.2015.20148042](https://doi.org/10.7544/issn1000-1239.2015.20148042).
- [13] RERE L M R, FANANY M I, and MURNI A. Adaptive DE based on chaotic sequences and random adjustment for image contrast enhancement[C]. 2014 International Conference of Advanced Informatics: Concept, Theory and Application, Bandung, Indonesia, 2015: 220–225. doi: [10.1109/ICAICTA.2014.7005944](https://doi.org/10.1109/ICAICTA.2014.7005944).
- [14] 陈志刚, 梁涤青, 邓小鸿, 等. Logistic混沌映射性能分析与改进[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(6): 1547–1551. doi: [10.11999/JEIT151039](https://doi.org/10.11999/JEIT151039).
- CHEN Zhigang, LIANG Diqing, DENG Xiaohong, *et al.* Performance analysis and improvement of logistic chaotic mapping[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(6): 1547–1551. doi: [10.11999/JEIT151039](https://doi.org/10.11999/JEIT151039).
- [15] 陈如清. 采用新型粒子群算法的电力电子装置在线故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(24): 70–74. doi: [10.3321/j.issn:0258-8013.2008.24.012](https://doi.org/10.3321/j.issn:0258-8013.2008.24.012).
- CHEN Ruqing. A novel PSO based on-line fault diagnosis approach for power electronic system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(24): 70–74. doi: [10.3321/j.issn:0258-8013.2008.24.012](https://doi.org/10.3321/j.issn:0258-8013.2008.24.012).
- [16] SHA Chunshi, HOU Jian, and CUI Hongxia. A robust 2D Otsu's thresholding method in image segmentation[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 41: 339–351. doi: [10.1016/j.jvcir.2016.10.013](https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2016.10.013).
- [17] HUYNH-THU Q and GHANBARI M. The accuracy of PSNR in predicting video quality for different video scenes and frame rates[J]. *Telecommunication Systems*, 2012, 49(1): 35–48. doi: [10.1007/s11235-010-9351-x](https://doi.org/10.1007/s11235-010-9351-x).
- 罗 钧: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为模式识别与人工智能, 精密机械及测试计量, 智能信息处理.
- 杨永松: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为嵌入式系统, 机器视觉.
- 侍宝玉: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为嵌入式系统, 机器视觉.