

文章编号: 1001-3806(2021)03-0378-08

基于改进鲸鱼优化算法的最大2维熵图像分割

周娇¹, 王力^{1,2*}, 陈小青¹

(1. 贵州大学 大数据与信息工程学院 信息与通信工程系, 贵阳 550025; 2. 贵州工程应用技术学院 信息工程学院, 毕节 551700)

摘要: 为了避免原鲸鱼优化算法早熟收敛、易陷入局部最优等缺陷, 首先在原鲸鱼优化算法初始化过程中采用了猫映射产生混沌序列结合反向解方法取代随机产生初始种群; 其次在位置更新机制上采用了疯狂算子和黄金正弦算法的方法; 最后将改进鲸鱼优化算法用于寻求图像2维最大熵来确定图像分割最佳阈值的选取。对10个经典基准函数进行了试验仿真验证, 得到了原鲸鱼优化算法在初始种群多样性及寻解遍历性上有所增加, 全局搜索能力提高和摆脱局部最优的结果。结果表明, 改进算法能得到函数最优值0, 0.00030, -3.32; 改进算法在寻优能力和稳定性等方面有较大提升, 能实现对目标图像精确分割且耗时少。该研究为群智能算法应用于图像分割提供了参考。

关键词: 图像处理; 鲸鱼优化算法; 最大2维熵; 疯狂算子; 黄金正弦算法; 猫映射

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A doi:10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2021.03.020

Image segmentation of 2-D maximum entropy based on the improved whale optimization algorithm

ZHOU Jiao¹, WANG Li^{1,2}, CHEN Xiaoqing¹

(1. Department of Information and Communication Engineering, College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China; 2. School of Information Engineering, Guizhou University of Engineering Science, Bijie 551700, China)

Abstract: In order to avoid the early convergence of the original whale optimization algorithm and easily fall into the local optimum, firstly, the cat mapping generation chaotic sequence combined with the reverse solution method was used to replace the randomly generated initial population in the process of initializing the original whale optimization algorithm. Secondly, the crazy operator and the golden sine algorithm were used in the position updating mechanism. Finally, the improved whale optimization algorithm was used to find the maximum entropy of 2-D image to determine the optimal threshold of image segmentation. The simulation results of 10 classical benchmark functions show that the original whale optimization algorithm can increase the initial population diversity and search ergodicity, and improve the global search ability and get rid of the local optimum. The results show that the optimal value of the function is 0, 0.00030, -3.32. The improved algorithm can achieve accurate segmentation of target image and less time consuming. This study provides a reference for the application of group intelligence algorithms to image segmentation.

Key words: image processing; whale optimization algorithm; 2-D maximum entropy; crazy operator; golden sine algorithm; cat mapping

引言

图像分割是图像处理中一项基本技术, 是图像简化、目标区突出和降低分析难度的一种重要手段, 为图像识别与分类的前提。所谓图像分割是依据一定的准则, 将图像中人们感兴趣区域的内容提取出, 其分割精确度影响后续结果。因此图像分割仍是一个研究前沿与热点, 对此国内外学者对其进行大量的研究, 许多有效的方法也陆续被提出, 主要分为: 基于色彩类型、基

基金项目: 贵州省教育厅创新群体重大研究资助项目(黔财教合[2016]118); 贵州省首批国家级新工科研究与实践资助项目(黔教高函[2018]209号)

作者简介: 周娇(1991-), 女, 硕士研究生, 现主要从事图像处理、机器学习的研究。

* 通讯联系人。E-mail: 85825615@qq.com

收稿日期: 2020-05-08; 收到修改稿日期: 2020-06-16

于不同分割依据和基于所用理论差异等。其中基于不同分割依据主要包括:边缘检测法、阈值法和区域生长法等^[1-2]。阈值法是图像分割最常用的处理方法,其操作简单、效率高和稳定性能好,本文中讨论的 2 维最大熵分割算法是阈值法中的一种。20 世纪 80 年代,学者们开始将信息论中熵的概念用于选取阈值,熵代表平均信息量,熵越大,表明包含的信息量多^[3]。其中,1 维最大熵图像分割法缺点在于:该方法仅考虑灰度信息,而图像分割过程中易受噪声的影响,导致较差的分割效果。所以学者们将 1 维推广至 2 维,将点灰度-区域灰度同时考虑,具有较好的分割效果和抗噪性能。传统最大熵法通过将全部灰度级遍历以获取最优阈值,该方式计算难度大、耗时长和速度慢,从而难以实现实时性分割要求^[4-5]。

针对最大熵中的阈值选择问题,一些学者结合粒子群优化算法、遗传算法的优化特性,采用这些方法图像分割效果在一定程度上有所提高,但陷入局部最优,早熟收敛等弊端未能克服,同时图像分割精度有待提高^[6-7]。2017 年, MIRJALILI 等人^[8]受鲸鱼特殊觅食行为的启发提出了鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA),因其具有可调参量少、可操作性强、迅速收敛等优点,广泛应用于各种各样的优化问题中,为 2 维最大熵分割方法选取最优阈值提供一种新的手段。为了图像分割精度有所提高,将改进鲸鱼优化算法用于寻求最优分割阈值,定义基准函数为最大熵函数,通过实验测试分割结果。结果表明,本文中改进的算法能准确找到最优阈值,也能满足图像分割实时性的要求。

1 原始鲸鱼算法

鲸鱼被认为是具有情感的高智能动物,最有趣的行为是它们特殊的觅食行为。包括 3 种不同的捕猎方式,分别为:包围式捕猎机制、泡泡网式捕猎机制和随机式捕猎机制^[8-9]。

1.1 包围式捕猎机制

鲸鱼识别到猎物位置后将其包围,因最优值位置在搜索空间是未知的,所以 WOA 假设当前的候选解是最优的。最佳搜索代理被定义后,其它搜索代理将尝试将其位置更新为最佳,由下式说明:

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

式中, $\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)|$; $\mathbf{A} = 2\mathbf{a} \cdot \mathbf{r} - \mathbf{a}$; $\mathbf{C} = 2 \cdot \mathbf{r}$; t 表示当前迭代; \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 是系数向量; $\mathbf{X}(t+1)$ 表示候选解位置; $\mathbf{X}^*(t)$ 表示最优解位置; \mathbf{a} 在整个迭代过程

中(在探索和开发阶段)从 2 线性下降到 0; \mathbf{r} 是 $[0, 1]$ 中随机向量。

1.2 泡泡网捕猎机制

鲸鱼泡泡网式捕猎机制有两种方法:第 1 种为收缩包围机制是通过降低 \mathbf{a} 值来实现,搜索代理新位置可在原始位置和当前最佳位置之间任何地方定义;第 2 种为螺旋式更新位置机制,是通过计算位于 (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) 鲸鱼和位于 $(\mathbf{X}^*, \mathbf{Y}^*)$ 猎物之间的距离,在鲸鱼和猎物的位置之间建立一个螺旋方程,由下式说明:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{D}' e^{bl} \cos(2\pi l) + \mathbf{X}^*(t) \quad (2)$$

式中, $\mathbf{D}' = |\mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)|$ 表示第 i 只个体到食物源的距离,即目前为止的最优解, b 为常数(定义为对数螺旋的形状), l 是 $[-1, 1]$ 中的随机数。

注意到鲸鱼在一个缩小的圆圈内围绕猎物沿着螺旋形的路径游动。为了模拟这种同时进行的行为,优化期间假设在收缩包围机制或螺旋式模型之间有 50% 的概率来选择更新鲸鱼的位置,更新公式由下式说明:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D}, & (p < 0.5) \\ \mathbf{D}' e^{bl} \cos(2\pi l) + \mathbf{X}^*(t), & (p \geq 0.5) \end{cases} \quad (3)$$

式中,概率 p 是 $[0, 1]$ 中的随机数。

1.3 随机捕猎机制

随机捕猎机制是基于矢量 \mathbf{A} 变化的方法来寻找食物源,数学模型由下面两个式子来说明:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_r - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \quad (4)$$

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_r - \mathbf{X}| \quad (5)$$

式中, \mathbf{X}_r 为鲸鱼随机位置, \mathbf{A} 和 \mathbf{D} 的求解已在上面给出。

2 改进鲸鱼优化算法

2.1 猫映射初始化

对大多数群智能优化算法,群体初始化方式影响算法的计算效率。为使种群的个体保持多样性以及尽可能地分布均匀,本文中不再采用原算法的方式来随机生成种群,而是采用混沌序列结合反向解的初始化策略,这样有助于寻求解的遍历性和提高算法收敛速度。近年来,由于混沌序列具有遍历性、随机性等优点,所以将其作为一种优化技术。如今,在优化领域中有多种多样的混沌映射,主要包括 logistic 映射、tent 映射和猫映射等。其中 logistic 序列的概率密度函数服从切比雪夫分布,映射点呈现两头密度高而中间密度

低,因其遍历性与均匀性表现不佳,将影响全局搜索效率^[10-11]。而 tent 映射易在小循环或不动点上出现问题,若最佳解仅为边缘值时,可求得最佳解。针对以上的问题,本文中采用经典猫映射来生成鲸鱼初始群体。猫映射(cat 映射)也称作 Arnold 映射,因经常由用猫脸演示而命名,猫映射定义如下式所示^[12]:

$$\begin{bmatrix} X_{n+1} \\ Y_{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & a_1 \\ b_1 & a_1 b_1 + 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \end{bmatrix} \bmod 1 \quad (6)$$

式中, a_1 和 b_1 为任意实数,mod 1 表示求 a_1 的小数部分。值得注意的是,仅当线性转换矩阵行列式数值为 1 时,才能产生正确的猫映射,而当 $a_1 = b_1 = 1$ 时,为经典 Arnold 映射,其 Lyapunov 指数分别为 $L_1 = \ln(3 + \sqrt{5})/2 > 0$, $L_2 = \ln(3 - \sqrt{5})/2 < 0$,由于 $L_1 > 0$,所以猫映射具有混沌特性。利用猫映射来产生初始种群,因该映射结构简单、不易陷入小循环或不动点,且在 $[0, 1]$ 间产生的混沌序列有更好遍历均匀性。

混沌序列结合反向解初始化策略步骤为:首先可用猫映射产生当前种群的一个可行解 $\{X = (x_1, x_2, \dots, x_d)\}$ (d 为搜索空间的维度; $x_j \in [u_j, v_j]$, 其中 u_j 和 v_j 表示可行解的上下界。), 则反向解定义为 $X' = (X_1', X_2', \dots, X_d')$, $x_j = k(u_j + v_j) - x_j$, k 服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布^[13-14]。

2.2 疯狂算子

在鲸鱼优化算法中,鲸鱼位置更新有着重要作用。鲸鱼捕食过程中,食物源位置有可能会发生位置的突变,以此来增加种群随机性。为避免 WOA 出现早期成熟而收敛及易陷入局部最优解,采用“疯狂算子”,用疯狂算子对鲸鱼位置更新机制进行建模^[15]。确保鲸鱼在提前设置的疯狂概率下,产生扰动因子对食物源位置进行扰动,目的是保持种群个体多样性,则(3)式位置更新公式为:

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

式中, C_r 为疯狂算子,且 $C_r = P(c_4) \times \text{sign}(c_4) \times X_1$ 。变量 c_4 是区间 $[0, 1]$ 中均匀分布的一个随机数, X_1 是一个取值非常小的一个常数,试验中取 $X_1 = 0.0001$ 。其中 $P(c_4)$ 和 $\text{sign}(c_4)$ 由下面两个式子来说明:

$$P(c_4) = \begin{cases} 1, (c_4 \leq P_c) \\ 0, (\text{else}) \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{sign}(c_4) = \begin{cases} -1, (c_4 \geq 0.5) \\ 1, (\text{else}) \end{cases} \quad (9)$$

式中, P_c 为疯狂概率,本文中 $P_c = 0.3$ 。该概率下鲸鱼在位置更新过程中所捕获食物位置发生变化有较小可能性。因 P_c 取一个很小的数值,那么 c_4 将有很高的概率去超过 P_c ,而仅当 $c_4 \leq P_c$ 时,疯狂因子 $P(c_4)$ 的取值为 1。实际上 C_r 的取值仅在 3 个数徘徊,目的是在鲸鱼位置更新过程中,很快地跳出局部最优,增加全局的收敛速度。

2.3 黄金正弦算法

2017 年, TANYILDIZI 提出黄金正弦算法^[16] (golden sine algorithm, Golden-SA), 该算法的灵感是来自数学上的正弦函数,其优点有易实现、收敛速度快和调节参量少。鲸鱼觅食行为包括 3 种机制:包围式捕猎机制,泡泡网式捕猎机制(收缩式机制与螺旋式机制)和随机式捕猎机制。其中随机捕猎机制是基于矢量 A 的变化,此阶段为探索阶段。事实上,鲸鱼可根据彼此位置随机搜索,因此,使用随机矢量值 $A > 1$ 或 $A < -1$ 来迫使搜索代理远离其它无关的鲸鱼。与开发阶段不同,更新了搜索代理的位置,而不是目前为止找到的最佳搜索代理。这种机制和 $|A| > 1$ 一样都强调探索,并允许 WOA 进行全局搜索,随机捕猎机制数学模型已在上文给出。

XIAO 等人将黄金正弦算法引入螺旋式狩猎机制中,在收敛速度上有所改善,但在测试函数上寻求最优解时,易陷入局部最优^[17]。本文中采用黄金正弦算法对鲸鱼优化算法随机式捕猎机制进行一定的改进。通过原始鲸鱼优化算法描述,随机捕猎阶段为探索阶段,此阶段强调全局搜索。将黄金正弦算法引入此阶段,有利于全局最优解的充分探索,减小了个体向最优解靠近的搜索空间,同时有利于平衡在“探索”和“开发”两个阶段。从而使算法的精度以及速度有一定提高,引入黄金正弦算法在随机捕猎机制后,(4)式和(5)式更新为下式:

$$X(t+1) = X_r | \sin R_1 | - R_2 \cdot \sin R_1 \cdot A \cdot D \quad (10)$$

式中, $D = |x_1 \cdot C \cdot X_r - x_2 \cdot X|$; 其中黄金分割系数分别为 $x_1 = -\pi + (1 - v) \cdot 2\pi$; $x_2 = -\pi + v \cdot 2\pi$; $v = (\sqrt{5} - 1)/2$, $R_1 \in [0, 2\pi]$ 中的随机数和 $R_2 \in [0, \pi]$ 中的随机数,决定个体更新方向和移动距离^[18]。基于(7)式和(10)式两种手段,将本文中算法命名为 IWOA,并将其应用于图像分割。

3 2 维最大熵图像分割原理

图像分割中应用信息论的香农熵,理论上使图像中背景和目标信息量达到最大。1 维最大熵虽有较强的处理速度,但仅考虑图像像素的点灰度信息,而区域相关性被忽略,从而表现出较差的分割效果以及抗噪性能^[19]。2 维最大熵基于图像直方图将像素点灰度特征与区域灰度特征两者结合,从而图像有用信息能有效地被提取,通过使图像 2 维熵达到最大来获取最佳阈值。因此通过此方法可获得良好分割效果与抗噪性,其计算方法如下:设原始图像 $f(x, y)$ ($x = 0, 1, \dots, M; y = 0, 1, \dots, N; M \times N$ 为分割图像的大小; $f(x, y) = 0, 1, \dots, L$) 的灰度级为 L ($L = 256$), 以其中一个像素 $f(x, y)$ 及其八邻域作为一个计算区域, 可得到该像素的灰度均值。其中 n_{ij} 表示原图点灰度是 i 而区域灰度是 j 的像素点数, p_{ij} 是点灰度和区域灰度均值对发生的概率^[20]:

$$p_{ij} = n_{ij} / (M \times N) \quad (11)$$

图像的 2 维直方图由 (11) 式得到, 如图 1 所示。

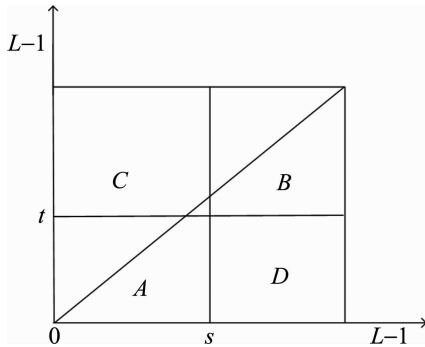


Fig. 1 2-D histogram

典型的情况下, 图像中目标或背景的像素占有最大比例, 所在区域灰度级分布均匀, 且点灰度与区域灰度均值无较大差别。由图 1 可知, 分布在对角线 A 区和 B 区, 反映了图像中目标和背景。点灰度-区域灰度均值对发生的概率主要集中在对角线周围, 即图 1 中 A 区、 B 区。在对角线的 C 区、 D 区, 概率值呈下降的趋势, 这两个区反映图像中的边缘点和噪声点等。所以综上所述, 为使目标和背景信息熵达到最大, 应该在 A 区和 B 区运用 2 维最大熵法来确定图像分割的最佳阈值 (s, t) 。根据熵的定义, 图像 2 维熵与阈值可通过如下公式得到:

$$\begin{cases} P_A = \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} \\ P_B = \sum_{i=s}^{L-1} \sum_{j=t}^{L-1} p_{ij} \end{cases} \quad (12)$$

式中, 2 维离散熵的定义为 $H = - \sum_i \sum_j p_{ij} \ln p_{ij}$; 则 A 区和 B 区的 2 维熵为:

$$\begin{aligned} H(A) &= - \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} \frac{p_{ij}}{P_A} \ln \frac{p_{ij}}{P_A} = \\ &= - \frac{1}{P_A} \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} (\ln p_{ij} - \ln P_A) = \\ &= - \frac{1}{P_A} \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} \ln p_{ij} + \frac{\ln P_A}{P_A} \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} = \ln P_A + \frac{H_A}{P_A} \quad (13) \end{aligned}$$

同理, $H(B) = \ln P_B + \frac{H_B}{P_B}$ 。其中 $H_A = - \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{t-1} p_{ij} \times$

$\ln p_{ij}, H_B = - \sum_{i=s}^{L-1} \sum_{j=t}^{L-1} p_{ij} \ln p_{ij}$ 。因 C 区和 D 区主要是关于噪声与边界的信息, 具有很小的概率 ($p_{ij} = 0$), 可忽略不计。则可得到 $P_B = 1 - P_A, H_B = H_L - H_A$, 其中 $H_L = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} \ln p_{ij}, H(B) = \ln(1 - P_A) + (H_L - H_A) / (1 - P_A)$, 则熵的判别函数由下式定义:

$$\begin{aligned} \delta(s, t) &= H(A) + H(B) = \ln P_A + H_A / P_A + \\ &= \ln p_B + H_B / P_B = \ln [P_A (1 - P_A)] + \\ &= H_A / P_A + (H_L - H_A) / (1 - P_A) \quad (14) \end{aligned}$$

由以上公式可得熵函数 $(s, t) = H(A) + H(B)$ 所选取的最佳分割阈值 (s^*, t^*) 应满足:

$$(s^*, t^*) = \max \{ \delta(s, t) \} \quad (15)$$

采用 2 维最大熵法并不仅是 1 维图像分割的简单扩展, 因为每一对点灰度-区域灰度均值对的 2 维熵都进行计算, 计算量呈指数增加, 因此群智能优化算法有必要引用。

4 实验仿真与结果分析

本文中选取了粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)、灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO)、蚁狮优化算法 (ant lion optimization, ALO) 以及原鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 与本文中算法 (IWOA) 在同等实验条件下进行对比。其中所有用于进行对比的算法迭代次数为 500, 种群大小为 30。不同算法参量取值见表 1。其中, v_{\max} 表示飞行速度, w 表示惯性权重, c_1 和 c_2 都表示学习因子。

Table 1 Algorithm parameter value

algorithm	parameter
WOA	$b = 1$
GWO	$a_{\max} = 2, a_{\min} = 0$
PSO	$v_{\max} = 6\text{m/s}, w_{\max} = 0.9, w_{\min} = 0.2, c_1 = 2, c_2 = 2$
IWOA	$b = 1, x_1 = -\pi + (1 - v) \cdot 2\pi, x_2 = \pi + v \cdot 2\pi$

为验证本文中算法 (IWOA) 鲁棒性及改进点的优

化效果优于其它算法,作者在多个不同特点的基准函数上进行寻优并进行对比,本文中的测试函数见表 2。

Table 2 Test functions

function expression	dimension	range	optimal value
$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_2 = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10, 10]$	0
$f_3 = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_4 = \max_i x_i , 1 \leq i \leq n$	30	$[-100, 100]$	0
$f_5 = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1)$	30	$[-1.28, 1.28]$	0
$f_6 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$f_7 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-32, 32]$	0
$f_8 = 0.1 \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 \times [1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_n)] + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$	30	$[-50, 50]$	0
$f_9 = \sum_{i=1}^{11} \left[a_i - \frac{x_1(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4} \right]^2$	4	$[-5, 5]$	0.00030
$f_{10} = - \sum_{i=1}^4 c_i \exp\left[- \sum_{j=1}^6 a_{ij}(x_j - p_{ij})^2 \right]$	6	$[0, 1]$	-3.32

本文中算法(IWOA)与其它群智能算法试验结果对比见表 3。

函数 f_1, f_2, f_3, f_4 和 f_5 是单峰函数,这些函数只有一个全局最优,用来评价算法的开发能力。最优值和平均值反映了算法的寻优能力和有效性,而标准差反映算法的稳定性。从表 3 中可以看出,IWOA 在函数 f_1 和 f_3 能得到最优值 0。其它 3 项指标也都达到了 0,虽然在函数 f_2, f_4 和 f_5 没达到理论最优,但它们最优值、平均值和标准差都远远优于其它算法。其中函数 f_2 和 f_4 的标准差都达到 0,说明 IWOA 稳定性强。同时也可以看出原始 WOA 的各项指标与其它算法相比,寻优能力次之,而 ALO 表现最差。

函数 f_6, f_7, f_8, f_9 和 f_{10} 为多峰函数,包括许多局部最优,用来评价算法的探索能力。从表 3 中可以看出,函数 f_7 和函数 f_6 上 IWOA 与 WOA 算法都能得到最优值,但 IWOA 在最先跳出局部最优。在函数 f_8 上,其各项指标都优于对比的算法。在函数 f_9 和 f_{10} 上,其理论值分别为 0.00030, -3.32,IWOA 最为接近理论值,且其余两项指标均优于其它算法。为进一步验证 IWOA 的收敛性,本文中选取实验中测试函数 f_1, f_2, f_6, f_8 和 f_9 的收敛曲线图进行展示,如图 2~图 6 所示。

Table 3 Results of test functions

functions	optimal value	algorithm	the best value	mean	standard deviation
f_1	0	ALO	2.13×10^{-4}	0.0016	0.0010
		GWO	5.1835×10^{-29}	1.4601×10^{-27}	2.2807×10^{-27}
		PSO	1.1594×10^{-5}	2.7899×10^{-5}	4.8789×10^{-4}
		WOA	1.6499×10^{-83}	1.2423×10^{-71}	6.7706×10^{-71}
		IWOA	0	0	0
f_2	0	ALO	2.1827	48.6254	45.1262
		GWO	8.0919×10^{-18}	1.0912×10^{-16}	9.2674×10^{-17}
		PSO	0.0039	0.0321	0.0414
		WOA	7.4336×10^{-57}	2.0085×10^{-50}	7.7448×10^{-50}
		IWOA	4.3121×10^{-229}	4.3973×10^{-224}	0
f_3	0	ALO	1.2708×10^3	4.2063×10^3	2.0520×10^3
		GWO	3.1474×10^{-9}	1.9217×10^{-5}	7.4803×10^{-5}
		PSO	11.7267	75.8325	32.7752
		WOA	2.0566×10^4	4.4406×10^4	1.2980×10^4
		IWOA	0	0	0
f_4	0	ALO	11.6625	18.3432	4.1462
		GWO	1.1029×10^{-7}	4.4651×10^{-7}	2.9366×10^{-7}
		PSO	0.6926	1.1517	0.2584
		WOA	0.0150	50.3158	28.4985
		IWOA	5.9198×10^{-197}	4.5208×10^{-182}	0
		ALO	0.0797	0.2400	0.1094
		GWO	4.9103×10^{-4}	0.0020	8.8051×10^{-4}

continue

functions	optimal value	algorithm	the best value	mean	standard deviation
f_5	0	PSO	0.0779	0.1591	0.0747
		WOA	1.6126×10^{-4}	0.0040	0.0051
		IWOA	8.2063×10^{-9}	5.0614×10^{-7}	4.5901×10^{-7}
f_6	0	ALO	36.8138	79.4320	29.9005
		GWO	5.6843×10^{-14}	1.7737	3.0772
		PSO	32.9421	56.0534	15.3421
		WOA	0	0	0
		IWOA	0	0	0
		ALO	0.0121	0.0649	0.0331
f_7	0	GWO	0	0	0
		PSO	8.5881×10^{-7}	0.0077	0.0092
		WOA	0	0	0
		IWOA	0	0	0
f_8	0	ALO	0.0260	26.3583	19.4194
		GWO	0.0089	0.6362	0.2392
		PSO	3.6713×10^{-6}	0.0063	0.0089
		WOA	0.1202	0.4917	0.2878
		IWOA	1.3918×10^{-11}	6.8430×10^{-7}	1.9625×10^{-6}
		ALO	5.7150×10^{-4}	0.0033	0.0062
f_9	0.00030	GWO	3.0751×10^{-4}	0.0077	0.0128
		PSO	3.7222×10^{-4}	8.7485×10^{-4}	1.5399×10^{-4}
		WOA	3.1012×10^{-4}	9.4649×10^{-4}	0.0013
		IWOA	3.0012×10^{-4}	3.0053×10^{-4}	1.1477×10^{-6}
		ALO	-3.3220	-3.2581	0.0608
f_{10}	-3.32	GWO	-3.3220	-3.3220	0.0733
		PSO	-3.3220	-3.2755	0.0641
		WOA	-3.3219	-3.3204	0.1046
		IWOA	-3.3220	-3.3213	7.9154×10^{-4}
		ALO	-3.3220	-3.2581	0.0608

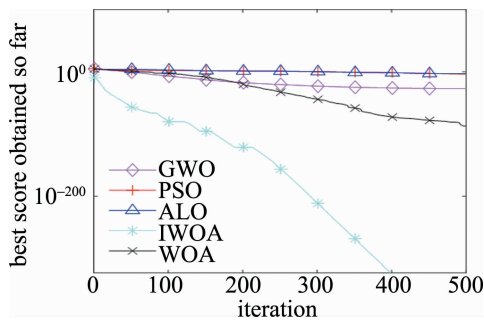


Fig. 2 f_1 convergence curve

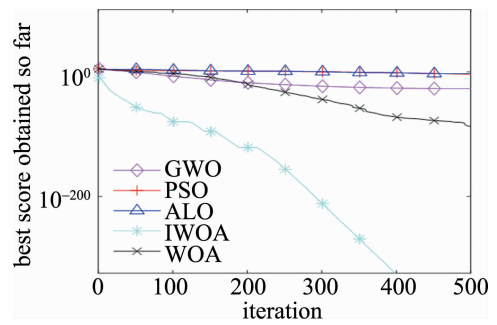


Fig. 3 f_2 convergence curve

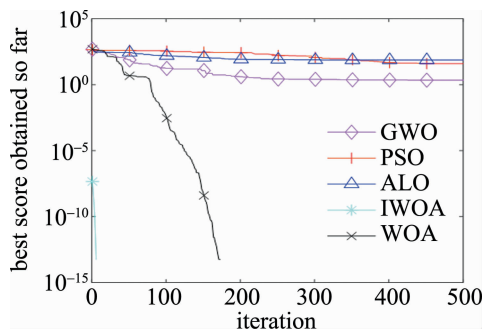


Fig. 4 f_6 convergence curve

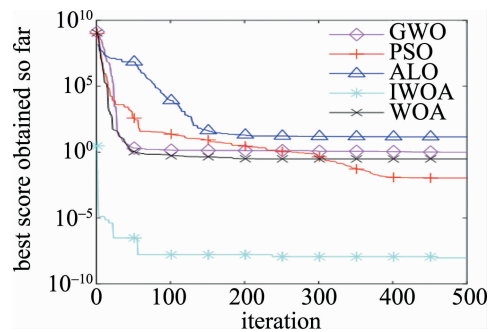


Fig. 5 f_8 convergence curve

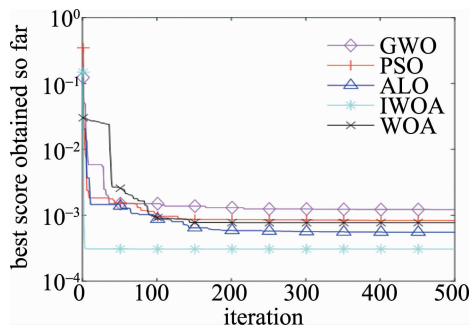


Fig. 6 f_0 convergence curve

其中横坐标表示迭代代数,纵坐标表示目前最佳值。

基于本文中算法 IWOA 阈值优化步骤如下:(1) 采用猫映射初始化 IWOA 参量,包括种群大小、初始位置 $X_i = (s_i, t_i)$ 和迭代次数 T ; (2) 利用 IWOA 求分割阈值,目标函数表达式由(14)式说明;(3) 基于(7)式和(10)式更新鲸鱼位置;(4) 基于(15)式求鲸鱼的适应值,将最小的适应值作为最优值;(5) 判断是否达到最大迭代次数,结束计算,输出最佳阈值 $X^* = (s^*, t^*)$, 否则返到步骤(3)。

为验证本文中的算法 IWOA 优化最大熵获取最佳分割阈值,选择传统最大熵法、大津法和 IWOA 在同一编译语言进行实验对比。种群规模为 20,迭代次数为

30。本文中在 MATLAB 自带图片数据集 football. jpg 和 coins. png 两组图片进行验证。

本文中所有对比算法均采用 MATLAB 语言。实验环境为: Window10 系统,4G 内存, MATLAB R2016b 平台。

从图 7b ~ 图 7d 及图 8b ~ 图 8d 中可以看出,大津法虽能从背景中分割出目标,但细节几乎没有体现。从图 7c 可以看出,传统最大熵法相比大津法在细节上有所提高,但效果不佳。从图 7d 的分割结果中可看出,利用 IWOA 结合最大熵分割图像,目标相对全面清晰,可看出硬币大致轮廓、纹理和痕迹都有体现。图 8d 中足球上的英文字母及线条都能看清,表明熵值越大,所包含的信息量越多,说明可使图像中大量信息量被提取。试验表明, IWOA 结合最大熵对图像分割是可行的。从表 4 可以看出,每经过一次阈值筛选,都要进行熵的计算,假设计算时间为一个固定数 G ,那么对于一个灰度级为 256 的图像,当进行 1 维熵分割时,需计算熵 256 次,总共计算时间为 $256G$ 。而当进行 2 维熵分割时总计时间 $256 \times 256G$,从而可以看出,2 维熵分割时间计算量大,导致分割消耗时间长,采用 IWOA 结合传统最大熵对图像进行分割,分割时间所消耗时

Table 4 Values of different segmentation algorithms

segmentation algorithms	coins			football		
	optimal threshold (s^*, t^*)	maximum	time/s	optimal threshold (s^*, t^*)	maximum	time/s
2-D Ostu	(68,91)	7.864	6.18	(53,59)	2.789	7.41
2-D maximum entropy	(200,198)	13.344	1.73	(102,97)	15.0639	1.62
IWOA	(160,143)	16.48	0.55	(98,100)	18.533	0.56

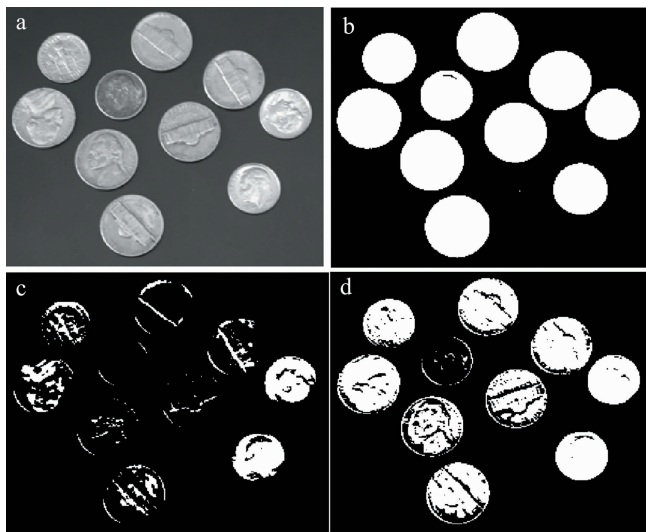


Fig. 7 a—original coins. png b—segmentation image of 2-D Ostu c—segmentation image of 2-D maximum entropy d—segmentation image of IWOA

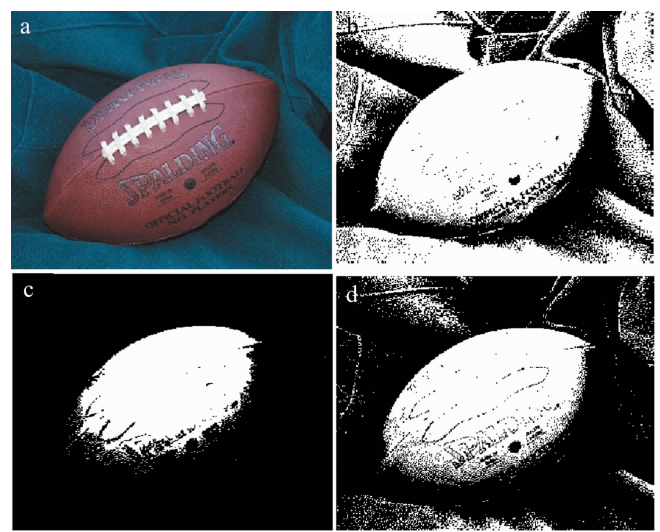


Fig. 8 a—original football. jpg b—segmentation image of 2-D Ostu c—segmentation image of 2-D maximum entropy d—segmentation image of IWOA

间最少。

5 结 论

与很多群智能算法一样,鲸鱼优化算法对大多数优化问题依赖性小。为能精准在图像分割过程中找到目标区域及能很好地解决计算量大问题,将改进鲸鱼优化算法用于2-D最大熵图像分割,为避免WOA算法出现过早收敛和易陷入局部最优解,在其位置更新公式上引入疯狂算子,提高算法的收敛速度。同时在随机捕猎机制在引入黄金正弦算法,使种群多样性得以保证及算法的精度有一定提高。结合IWOA和2维最大熵各自优点实现图像有效分割,实验结果表明,与其它分割算法相比,IWOA能实时地分割出目标图像,目标图像视觉效果表现较为理想,且分割消耗时间最短。鲸鱼优化算法鲁棒性强,可用在多个领域,不取决研究问题的领域,因此具有广泛地研究意义。

参 考 文 献

- [1] LIU L X, LI B W, WANG Y P, *et al.* Remote sensing image segmentation based on improved Canny edge detection[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(12):54-58(in Chinese).
- [2] XU M Zh, CONG M, WAN L J, *et al.* A methodology of image segmentation for high resolution remote sensing image based on visual system and markov random field[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(2):198-205(in Chinese).
- [3] YU X, LÜ X X, GAO Q, *et al.* Blurred infrared image segmentation based on maximum entropy growth detector algorithm[J]. Laser Journal, 2019, 40(3):68-73(in Chinese).
- [4] ZHANG X, LI Sh L. Research on particle swarm optimization algorithm in image fusion and segmentation[J]. Laser Journal, 2019, 40(11):84-87(in Chinese).
- [5] CHEN G, ZUO H F. 2-D maximum entropy method of image segmentation based on genetic algorithm[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2002, 14(6):530-534(in Chinese).
- [6] LI L H, HUA G G. Image segmentation of 2-D maximum entropy based on the improved genetic algorithm[J]. Laser Technology, 2019, 43(1):119-124(in Chinese).
- [7] CHEN Ch, XUAN Sh B, LEI H X. Image segmentation based on wolf pack algorithm and 2-D maximum entropy[J]. Computer Engineering, 2018, 44(1):233-237(in Chinese).
- [8] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95(4):51-67.
- [9] HE Q, WEI K Y, XU Q Sh. An enhanced whale optimization algorithm for the problems of function optimization[J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(4):72-77(in Chinese).
- [10] ZHANG D M, XU H, WANG Y R, *et al.* Whale optimization algorithm for embedded circle mapping and one-dimensional oppositional learning based small hole imaging[J/OL]. [2020-04-22]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1362>(in Chinese).
- [11] XU Ch H, LI Ch X, YU X, *et al.* Improved Grey wolf optimization algorithm based on chaotic Cat mapping and Gaussian mutation[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(4):1-9(in Chinese).
- [12] WANG Y W, WANG X Y. Design of digital chaotic encryption algorithm based on dual chaotic maps[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2005, 35(s2):128-131(in Chinese).
- [13] ZHOU L Y, DING L X, PENG H, *et al.* Neighborhood centroid opposition-based particle swarm optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(11):2815-2824(in Chinese).
- [14] TIZHOOSH H R. Opposition-based learning: A new scheme for machine intelligence[C]//International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, 2005 and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce. New York, USA: IEEE, 2005:695-701.
- [15] ZHANG D M, CHEN Zh Y, XIN Z Y, *et al.* Salp swarm algorithm based on craziness and adaptive[J/OL]. [2020-01-16]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0012>(in Chinese).
- [16] TANYILDIZI E, DEMIR G. Golden sine algorithm: A novel math-inspired algorithm[J]. Advances in Electrical & Computer Engineering, 2017, 17(2):71-78.
- [17] XIAO Z Y, LIU Sh. Study on elite opposition-based golden-sine whale optimization algorithm and its application of project optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(10):2177-2186(in Chinese).
- [18] XIAO Z Y, LIU Sh. Atom-search optimization based on golden-sine algorithm[J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(6):21-25(in Chinese).
- [19] ZHANG X J, LEI X J. Application of improved PSO algorithm on two dimension best threshold image segmentation[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(26):207-209(in Chinese).
- [20] YE Zh W, WANG M W, JIN H Zh, *et al.* An image segmentation approach using hybrid cuckoo search algorithm and 2-D entropy[J]. Computer Simulation, 2015, 32(10):287-291(in Chinese).