

改进的元启发式优化算法及其在图像分割中的应用*

霍星¹, 张飞¹, 邵堃², 檀结庆¹

¹(合肥工业大学 数学学院, 安徽 合肥 230009)

²(合肥工业大学 软件学院, 安徽 合肥 230009)

通讯作者: 檀结庆, E-mail: jieqingtan@hfut.edu.cn



摘要: 元启发式算法自 20 世纪 60 年代提出以后, 由于其具有可以有效地减少计算量、提高优化效率等优点而得到了广泛应用. 该类算法以模仿自然界中各类运行机制为特点, 具有自我调节的特征, 解决了诸如梯度法、牛顿法和共轭下降法等这些传统优化算法计算效率低、收敛性差等缺点, 在组合优化、生产调度、图像处理等方面均有很好的效果. 提出了一种改进的元启发式优化算法——NBAS 算法. 该算法通过将传统天牛须算法(BAS)离散化得到二进制离散天牛须算法(BBAS), 并与原始天牛须算法进行混合得出. 算法平衡了局部与全局搜索, 有效地弥补了算法容易陷入局部最优的不足. 为了验证 NBAS 算法的有效性, 将 NBAS 算法与二维 K 熵算法结合, 提出了一种快速、准确的 NBAS-K 熵图像分割算法. 该方法解决了优化图像阈值分割函数的优化算法易陷入局部最优、算法寻优个体数多、设计复杂度高等导致的计算量大、耗时长等问题. NBAS-K 熵算法与 BAS-K 熵算法、BBAS-K 熵算法、遗传 K 熵算法(GA-K 熵)、粒子群 K 熵算法(PSO-K 熵)和蚱蜢 K 熵算法(GOA-K 熵)在 Berkeley 数据集、人工加噪图像以及遥感图像上的实验结果表明, 该分割方法不仅具有较好的抗噪性能, 而且具有较高的精度和鲁棒性, 能够较为有效地实现复杂图像分割.

关键词: 图像分割; 阈值; Kaniadakis 熵; 天牛须搜索算法; 粒子群优化算法; 遗传算法; 蚱蜢优化算法

中图分类号: TP18

中文引用格式: 霍星, 张飞, 邵堃, 檀结庆. 改进的元启发式优化算法及其在图像分割中的应用. 软件学报, 2021, 32(11): 3452-3467. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6043.htm>

英文引用格式: Huo X, Zhang F, Shao K, Tan JQ. Improved meta-heuristic optimization algorithm and its application in image segmentation. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2021, 32(11): 3452-3467 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6043.htm>

Improved Meta-heuristic Optimization Algorithm and Its Application in Image Segmentation

HUO Xing¹, ZHANG Fei¹, SHAO Kun², TAN Jie-Qing¹

¹(School of Mathematics, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

²(School of Software, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Metaheuristic algorithms have been widely used since they were proposed in the 1960s as they can effectively reduce the amount of computation and improve the efficiency of optimization. The algorithms are characterized by imitating various operating mechanisms in nature, have the characteristics of self-regulation, and have solved the problems like low computational efficiency and poor convergence of traditional optimization algorithms such as gradient descent, Newton's method, and conjugate descent. The algorithms have sound effects in combination optimization, production scheduling, and image processing. In this study, an improved metaheuristic optimization algorithm—NBAS algorithm is proposed, which is obtained by mixing binary discrete beetle antennae search algorithm (BBAS) and the original antennae search algorithm (BAS). NBAS balances the local and global search, and effectively solves

* 基金项目: 国家自然科学基金(61872407, 61572167, 61502136)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (61872407, 61572167, 61502136)

收稿时间: 2019-06-02; 修改时间: 2019-11-28, 2020-03-22; 采用时间: 2020-03-27

the problem like the local optimum. It is concluded that the algorithm balances the local and global search, which effectively compensates the shortcomings of the algorithm that is easy to fall into local optimum. In order to verify the effectiveness of the NBAS algorithm, this study combines the NBAS algorithm with the two-dimensional Kaniadakis entropy algorithm, and proposes a fast and accurate NBAS-K entropy image segmentation algorithm. The NBAS-K entropy solves the problems that the optimization algorithms used for image threshold segmentation function are easy to fall into local optimum, and have the large number of optimization individuals and the high design complexity, which results in large amount of computation and time-consuming. Finally, the NBAS algorithm is combined with the two-dimensional K entropy algorithm to generate a fast and accurate NBAS-K entropy image segmentation algorithm. The experimental results of the NBAS-K entropy algorithm, BAS-K entropy algorithm, BBAS-K entropy algorithm, Genetic-K entropy algorithm (GA-K entropy), particle swarm optimization-K entropy algorithm (PSO-K entropy), and grasshopper optimization-K entropy algorithm (GOA-K entropy) on Berkeley datasets, artificially noisy images, and remote sensing images show that the proposed method not only has better anti-noise performance, but also has higher precision and robustness, and can realize complex image segmentation more effectively.

Key words: image segmentation; threshold; Kaniadakis entropy; beetle antennae search algorithm; particle swarm optimization algorithm; genetic algorithm; grasshopper optimization algorithm

元启发式算法于 20 世纪 60 年代提出,得到了广泛应用,具有计算量低、优化效率高等优点.该类算法以模仿自然界中各类运行机制为特点,具有自我调节的特征,解决了诸如梯度法、牛顿法和共轭下降法等传统优化算法计算效率低、收敛性差等问题,在组合优化、生产调度问题、图像处理等方面均取得了很好的效果.也正是因为该类算法的高效率性和强收敛性,越来越多的学者将其应用到了图像阈值分割中,进行最佳阈值寻优.遗传算法(GA)^[1]属于较早提出的一种元启发式算法.该算法基于达尔文进化论和遗传学原理,运算对象是一定规模的种群,通过群体个体(染色体)之间的选择、交叉和变异这 3 个基本遗传操作来模拟生物的进化过程,保留优秀个体,淘汰劣质个体,形成新的种群.经过反复迭代,最终得到最优解.刘健庄等人^[2]将遗传算法与图像阈值分割结合,提出了基于 GA 的多级阈值分割算法.后续不断地有学者将 GA 应用到图像阈值分割领域中^[3-6].粒子群优化算法(PSO)^[7]是 Kennedy 等人提出的另一种元启发式算法.该算法基于鸟类集群活动规律性和群体智能活动模型,通过更新个体历史最优值和种群全体最优值来寻找全局最优,与 GA 相比,PSO 算法没有“交叉”和“变异”操作,相对简单.PSO 算法以其实现复杂度较低、精度高和收敛快等优点受到了众多学者的青睐.PSO 算法在处理非线性、多目标优化和高维优化问题上有很好的健壮性,但在处理离散空间问题上表现得并不理想.为此, Kennedy 等人^[8]提出了离散二进制版本的粒子群优化算法(BPSO).在 BPSO 中,速度项转变为位置项中位取 1 的概率.BPSO 算法是原粒子群算法的拓展版本,既可以处理连续系统优化问题,也可以处理离散系统优化问题.随后,刘建华等人^[9]分析发现,BPSO 具有过强的随机全局探索性而缺少后期的局部搜索性,通过改进 BPSO 算法,提出了新的二进制离散粒子群算法(NBPSO).为了平衡原始 PSO 算法的局部搜索能力和全局搜索能力,Shi 等人^[10]在原始 PSO 的速度项中引入了惯性权重,动态调节收敛性和收敛速度.PSO 算法由于结构简单、涉及专业知识少、易于实现,在许多领域如图像的阈值分割领域有着重要应用^[11-13].蚱蜢优化算法(GOA)^[14]是近几年提出的基于蚱蜢群体智能活动的另一元启发式算法,Sharma 等人^[15]利用 GOA 算法来处理 SAR 图像分割的最优阈值搜索,在分割时间和精度方面均有不错的效果.该算法性能虽好,但所需输入参数较多,且算法设计复杂度高,不利于实际应用.上述优化算法存在 3 个共同问题:算法原理中涉及多个寻优个体,计算量大;算法设计复杂度高;易陷入局部收敛.天牛须搜索算法(BAS)^[16]是由李帅等人提出的一种高效的智能优化算法,类似于粒子群算法、遗传算法、蚱蜢算法等智能优化算法,BAS 优化算法不依赖于具体函数形式和梯度信息,能够有效实现自动寻优过程.与其他算法相比,其优点在于算法设计复杂度低,可以在较短的时间内解决优化问题.

本文针对上述优化算法存在的寻优个体过多、算法设计复杂度较高、计算量较大、耗时长,且易陷入局部收敛等问题,提出一种新的天牛须优化算法(NBAS).该算法首先将原始 BAS 算法拓展为二进制离散天牛须算法(BBAS);然后利用其高全局搜索性,将其作为辅助算法与 BAS 结合,解决了 BAS 易陷入局部最优的不足;最后,将二维 K 熵阈值分割准则函数作为目标函数,与 NBAS 结合得到基于 NBAS 优化的二维 K 熵阈值分割算法(NBAS-K 熵),利用 NBAS 全局优化算法快速准确地搜寻最佳阈值,实现图像的有效分割.

1 相关工作

1.1 BAS优化算法

天牛须搜索算法(BAS)是一种高效的智能优化算法,其生物学原理为:当天牛觅食时,天牛并不知道食物在哪里,而是利用其两条长须判断食物气味的强弱来觅食.如果左须收到的气味强度比右须大,那么天牛就往左飞;否则就往右飞.依据这一原理,天牛就可以有效找到食物.将这一原理用数学模型去模拟,食物的气味就相当于一个函数,天牛两个须可以采集自身附近两点的气味值,天牛的目的是找到全局气味值最大的点.仿照天牛的行为,可以高效地进行函数寻优.类似于粒子群算法、遗传算法、蚱蜢算法等智能优化算法,天牛须搜索算法(BAS)可以在不知道函数的具体形式和梯度信息的情况下,自动实现寻优过程.BAS 相对于其他算法而言,由于单个体的优势,算法设计复杂度较低,能够在更短的时间内解决优化问题.

算法根据天牛个体的初始位置 x 和随机创建的天牛朝向向量 dir 来计算天牛的左、右须坐标.对于天牛朝向的随机向量 dir 与左、右须位置坐标 x_l 和 x_r ,计算公式如下:

$$dir = \frac{rands(n,1)}{norm(rands(n,1))} \quad (1)$$

$$\begin{cases} x_l = x + d_0 \times dir / 2 \\ x_r = x - d_0 \times dir / 2 \end{cases} \quad (2)$$

其中, d_0 为常数,表示天牛两须间的距离; n 表示搜索空间的维度; $rands(n,1)$ 表示 n 维随机向量; $norm$ 为 2 范数.之后,根据左、右须的适应度值,更新天牛的位置 x ,更新公式如下:

$$x = x + step \times dir \times sign(T_l - T_r) \quad (3)$$

其中, $sign(\cdot)$ 为符号函数; T_l 和 T_r 分别表示左、右两须的适应度值; $T_l = S(x_l)$, $T_r = S(x_r)$, S 为待寻优函数; $step$ 表示迭代步长,用来控制区域搜索能力.初始步长应该较大,以使得天牛初期拥有足够的全局搜索能力.步长的迭代采用如下策略:

$$step = step \times eta \quad (4)$$

其中, eta 通常取为 0.95.记 $v = step \times dir \times sign(S_l - S_r)$,称为速度项,则更新公式(3)可写成:

$$x = x + v \quad (5)$$

BAS 利用天牛朝向的随机性,得到天牛左、右须的坐标,并计算左、右须的适应度值,以此来更新天牛的下一步位置.算法为保留最优解和收敛性,通过计算天牛位置的适应度值,选择历史最优值,并将相对应的天牛位置作为最佳位置.假设天牛历史最优位置为 x_{best} 和其历史最优值 S_{best} ,如果历史最优值 S_{best} 小于当前适应度值,则将当前位置和适应度值作为 x_{best} , S_{best} ,公式如下(以求待寻优函数 $S(x)$ 的最大值为例):

$$(x_{best}, S_{best}) = (x, T), S_{best} < T \quad (6)$$

其中, $T = S(x)$.

对于一个 n 维空间的优化问题,算法 1 给出了 BAS 算法的实现过程.

算法 1. 天牛须算法(BAS).

1. 随机生成天牛初始位置向量 x ,并初始化各参数:步长 $step$ 和步长迭代因子 eta ,最大迭代次数 Max_iter .
2. 计算天牛初始适应度值 $T_0 = S(x)$,取天牛最优位置 $x_{best} = x$,历史最优值 $S_{best} = T_0$.
3. 根据公式(1)创建天牛须朝向的随机向量 dir .
4. 根据公式(2)创建个体左须 x_l 和右须 x_r 空间坐标,并计算左、右两须的适应度值 T_l 和 T_r .
5. 根据公式(3)更新 x .
6. 计算当前天牛的适应度值 $T = S(x)$.
7. 按照择优操作公式(6)完成历史最优位置 x_{best} 和历史最优值 S_{best} 更新.
8. 按照公式(4)进行步长的更新.
9. 重复步骤 3~步骤 8,进行迭代更新,直到达到设置的最大迭代次数 Max_iter 为止.

10. 返回天牛历史最优位置 x_{best} 和历史最优值 S_{best} .

在 BAS 算法中,其单个寻优个体的优势使得其可以在更短的时间内解决优化问题,但也正是由于个体单一的原因,算法的寻优方式单一,搜索范围有限;且随着迭代的增加,天牛的步伐和搜索距离都会衰减.对于一些复杂的极值点多的函数,如果迭代前期寻优个体一旦没有跳出局部极值,后期更难跳出局部极值.因此,在面对一些复杂的非线性函数时,BAS 也存在着易陷入局部最优的不足.

1.2 二维Kaniadakis熵阈值分割算法

Kaniadakis 熵(K 熵)^[17]的概念自 2002 年由 Kaniadakis 提出后,因其具有凹性和 Lesche 稳定性(即在应对小的波动时是稳定的)等优点而受到了广泛应用,例如在模拟宇宙射线通量分布、计算气象学中降雨事件的数量密度等方面均有应用.K 熵能够较好地处理具有拖尾形态的概率分布^[17],其提出基于狭义相对论:通过定义 $k = \frac{1}{mc}$,K 熵满足狭义相对论中质量 m 的两个速度粒子的相对论和,二者具有相似的关系.K 熵是统计力学中具有非广延性的一种信息熵,它是 Shannon 熵的一种泛化形态,因此包含 Shannon 熵的标准性质:具有 Lesche 稳定性,并且遵循连续性、极大性、可扩展性和广义相加性的 Khinchin 公理^[18].Sparavigna^[19]于 2015 年率先将 K 熵与图像分割结合,提出了一维 K 熵的图像阈值分割,并阐明了相较于 Tsallis 熵而言,K 熵具有更直观上的恢复 Shannon 熵的优势.鉴于一维 K 熵分割算法对噪声敏感且分割效果较弱,本文将一维 K 熵阈值分割函数拓展为二维 K 熵阈值分割函数.

设 f 为大小为 $M \times N$ 、灰度级数为 L 的图像,设图像 (x,y) 位置处的像素点为 $f(x,y)$,其灰度值 $f(x,y) \in \{0,1,2,\dots,L-1\}$, $g(x,y)$ 表示以 $f(x,y)$ 为中心的 3×3 邻域像素点的平均灰度值,且 $g(x,y) \in \{0,1,2,\dots,L-1\}$.像素灰度值 $f(x,y)$ 与邻域平均灰度值 $g(x,y)$ 组成的二元组 $(f(x,y),g(x,y))$ 出现的次数记为 $n(i,j)$,则相应的联合概率为 $p(i,j) = \frac{n(i,j)}{M \times N}$, $i,j = 0,1,2,\dots,L-1$,满足 $\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p(i,j) = 1$,则 $p(i,j)$ 即为图像关于灰度——邻域平均灰度的二维直方图.假设二维直方图中任意二维阈值向量 (t,s) 将二维直方图分为 4 个区域,如图 1 所示.

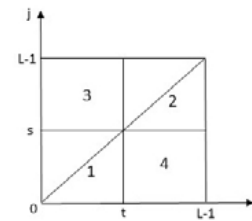


Fig.1 Two-dimensional histogram
图 1 二维直方图

假设图像中暗像素视为目标,亮像素视为背景,则区域 1 对应目标区域,记为 A ;区域 2 对应背景区域,记为 B .区域 3 和区域 4 由于灰度值和邻域平均灰度值差别较大,为边界点和噪声区域,通常图像的噪声点和边界点相对整幅图像的像素点来说数量很少,因此可忽略不计,即区域 3 和区域 4 上有 $p(i,j) \approx 0$.则目标区域 A 和背景区域 B 的先验概率分别为

$$P_A(t,s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j), P_B(t,s) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} p(i,j) \tag{7}$$

满足 $P_A(t,s) + P_B(t,s) \approx 1$.

基于二维 K 熵的阈值选取准则函数以如下方式定义:

$$S(t,s) = S_k(A)K(B) + S_k(B)K(A) \tag{8}$$

其中,

$$S_k(A) = -\frac{1}{2k} \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s \left[\left(\frac{p(i,j)}{P_A} \right)^{1+k} - \left(\frac{p(i,j)}{P_A} \right)^{1-k} \right] \tag{9}$$

$$S_k(B) = -\frac{1}{2k} \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} \left[\left(\frac{p(i,j)}{P_B} \right)^{1+k} - \left(\frac{p(i,j)}{P_B} \right)^{1-k} \right] \tag{10}$$

$$K(A) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s \left[\left(\frac{p(i,j)}{P_A} \right)^{1+k} + \left(\frac{p(i,j)}{P_A} \right)^{1-k} \right] \quad (11)$$

$$K(B) = \frac{1}{2} \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} \left[\left(\frac{p(i,j)}{P_B} \right)^{1+k} + \left(\frac{p(i,j)}{P_B} \right)^{1-k} \right] \quad (12)$$

其中, k 是 K 熵指数, 为 $0 \sim 1$ 之间的常数. 二维 K 熵阈值选取函数 $S(t, s)$ 的最大值即为最优值, 则二维 K 熵的最佳阈值向量 (t^*, s^*) 取为 $(t^*, s^*) = \arg \max_{0 \leq t, s \leq L-1} \{S(t, s)\}$.

算法 2 给出了二维 K 熵阈值分割算法的实现过程.

算法 2. 二维 K 熵阈值分割算法.

1. 读入图像.
2. 计算图像二维直方图, 并得到联合概率 $p(i, j)$.
3. 按照公式(7)计算图像目标类 A 和背景类 B 的先验概率 P_A 和 P_B .
4. 得到图像目标类 A 的概率分布 $\frac{p(i, j)}{P_A}$ 和背景类 B 的概率分布 $\frac{p(i, j)}{P_B}$.
5. 根据二维 K 熵阈值选取函数(8)计算该图像的最大二维 K 熵值和最佳阈值向量 (t^*, s^*) .
6. 根据最佳阈值向量 (t^*, s^*) 对图像进行分割.

分割后二值图像定义为

$$F_{t^*, s^*} = \begin{cases} 0, & f(x, y) < t^* \text{ and } g(x, y) < s^* \\ 1, & \text{other} \end{cases} \quad (13)$$

2 一种改进的天牛须优化算法(NBAS)

本文设计了一种改进的天牛须优化算法(NBAS): 首先将传统天牛须算法进行离散化, 得到二进制离散天牛须算法(BBAS); 然后利用 BBAS 的全局搜索性, 与 BAS 结合, 提出了基于二进制离散天牛须算法优化的新型天牛须算法(NBAS), 解决了 BAS 在处理二维 K 熵阈值寻优时, 易陷入局部最优的问题; 最后, 将二维 K 熵阈值分割与 NBAS 结合, 实现最佳阈值寻优.

2.1 二进制离散天牛须搜索算法(BBAS)

为了解决传统 BAS 算法易陷入局部收敛的问题, 本文先将原始 BAS 算法拓展为二进制离散天牛须算法(BBAS). 在 BBAS 算法中, 天牛代表一个可能解. 设 $x' = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为 n 维搜索空间的一只天牛, 也代表优化问题的一个可能解, 对搜索空间的每一维选择合适的编码长度进行二进制编码, 假设天牛 x' 的每一维 x_i 编码后的长度为 g , 取 $m = n \times g$, 二进制化后有: $x' = (a_1, a_2, \dots, a_m)^T, a_i \in \{0, 1\}$.

设天牛 x' 左、右须位置的二进制表示分别为 $x'_l = (a_{l1}, a_{l2}, \dots, a_{lm})^T, x'_r = (a_{r1}, a_{r2}, \dots, a_{rm})^T$. 天牛的速度项 v' 也保持与天牛 x' 相同的二进制编码总位数: $v' = (v'_1, v'_2, \dots, v'_m)^T, x_{best}$ 为天牛当前历史最优位置.

为了有效控制天牛的速度变化对天牛位置更新的影响, 在天牛速度项 v' 的更新过程中引入惯性因子来调节对自身当前速度的继承量; 同时考虑自身左、右须的信息来动态地调整飞行方向, 进而提高天牛在迭代后期的全局搜索能力. 天牛的速度项 v' 的迭代更新公式取为

$$v' = \omega \times v' + c_1 \times \text{step} \times \text{dir} \times \text{sign}(T'_l - T'_r) \quad (14)$$

其中, c_1 为正常数; step 为当前迭代的迭代步长, 可由公式(4)计算得到; dir 为公式(1)定义的 m 维归一化随机向量; T'_l, T'_r 为适应度值; ω 为惯性因子. 根据文献[20]中的分析, ω 越大, 表示全局搜索性越强; ω 越小, 表示局部搜索性越强. 这里, 取 ω 为随着迭代次数增加线性递减的常数:

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times e / \text{Max_iter} \quad (15)$$

其中, e 为当前迭代数, Max_iter 为最大迭代数, ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为惯性因子的最大值和最小值. 随着惯性因子 ω 的

取值线性递减,速度项 v' 的取值也在随着迭代逐渐减小.

将速度项 v' 通过 Sigmoid 函数转变为位置项 x' 中每位取 1 的条件,得到天牛位置更新公式如下所示:

$$\left. \begin{array}{l} \text{if } (\text{rand}(\cdot) < \text{Sig}(v'_d)) \text{ then } x'_d = 1 \\ \text{else } x'_d = 0 \end{array} \right\} d \in \{0, 1, 2, \dots, m\} \quad (16)$$

其中, $\text{Sig}(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数, $\text{rand}(\cdot)$ 为 $[0, 1]$ 间的随机数, v'_d 是第 d 维的速度项, x'_d 是第 d 维的位置坐标值.

根据文献[9]中的分析,速度项经 Sigmoid 函数处理后,其二进制位置坐标 x' 每一位的变化概率随着速度项每一位的值的变化的关系呈类似于正态分布的曲线.因此,随着速度项 v' 的每一位逐渐接近于 0,天牛二进制位置坐标 x' 的位发生改变的概率在逐渐增大,即在迭代后期将有更强的全局搜索能力,这为迭代后期避免陷入局部收敛提供了保证.为避免天牛速度项 v' 经 Sigmoid 函数转化为概率时太靠近 0 或 1 而导致全局搜索能力下降,设定天牛的最大速度 v_{\max} 和最小速度 v_{\min} ,即 $v' \in [v_{\min}, v_{\max}]$.若速度超过边界,则取相应的边界值.

定义左、右须的速度项为

$$\left\{ \begin{array}{l} v'_l = d_0 \times \text{dir} / 2 \\ v'_r = -d_0 \times \text{dir} / 2 \end{array} \right. \quad (17)$$

其中, d_0 为常数. BBAS 算法步骤见算法 3.

算法 3. 二进制离散天牛须算法(BBAS).

1. 随机生成天牛二进制位置 x' 和速度 v' , 并初始化各参数.
2. 计算初始适应度值 T'_0 , 取历史最优位置: $xbest' = x'$ 和历史最优值 $Sbest' = T'_0$.
3. 根据公式(17)生成左、右须的速度项 v'_l 和 v'_r .
4. 根据公式(16)进行天牛左、右须 x'_l 与 x'_r 的更新.
5. 根据公式(14)计算速度项 v' .
6. 对速度项 v' 利用公式(16)完成天牛位置 x' 的更新.
7. 根据择优操作公式(6)完成历史最优位置 $xbest'$ 和历史最优值 $Sbest'$ 的更新.
8. 更新步长 $step'$.
9. 重复步骤 3~步骤 8, 直到终止条件达到.
10. 返回天牛历史最优位置 $xbest'$ 和历史最优位置 $Sbest'$.

2.2 一种基于BBAS优化的改进的BAS算法(NBAS)

对以上 BBAS 算法分析可知, BBAS 不太可能收敛于全局最优值. 因为随着速度项越接近 0, 经 Sigmoid 函数计算后的值越来越大, 即二进制位发生改变的概率越来越大. 此时, 搜索具有更强的随机性, 全局探测能力也更强, 缺乏局部探索性. 因此, BBAS 算法是缺少局部搜索性的全局随机搜索性算法.

单纯的 BBAS 算法运行到最后时, 更具有随机性, 这是一种全局搜索能力. 考虑到原始 BAS 易陷入局部收敛, 且用二进制方法将其离散化后的 BBAS 因全局搜索性过强而无法全局收敛的问题, 本文将原始 BAS 与 BBAS 结合起来, 利用 BBAS 辅助原始 BAS 算法, 提出一种新的天牛须搜索算法(NBAS). NBAS 算法将解空间分为并行的两部分: BAS 算法个体和 NBAS 算法个体. 具体地: 横向上, 主个体利用原始 BAS 算法进行寻优搜索; 纵向上, 辅个体利用 BBAS 算法较强的局部全局寻优能力, 对主个体和辅个体进行比较选择, 促进主个体的全局寻优能力. 对于主个体 x 和其适应度值 T 以及辅个体 x' 和其适应度值 T' , 公式如下(以求最大值为例):

$$(x, T) = (x', T'), T < T' \quad (18)$$

如此, 将纵向二进制全局进化和横向 BAS 搜索动态结合, 提高了原 BAS 算法的求解精度和收敛速度. 算法 4 给出了 NBAS 算法的实现步骤.

算法 4. 二进制离散天牛须算法优化的改进的天牛须算法(NBAS).

1. BAS 主个体初始位置和参数初始化. 随机生成主个体位置 x , 初始化 BAS 中各参数, 并计算主个体的初始适应度值 T_0 .
2. BBAS 辅个体位置和参数初始化. 随机生成辅个体二进制位置 x' 和速度项 v' , 初始化 BBAS 中各参数,

并计算辅个体的初始适应度值 T'_0 .

3. 根据公式(18)对主个体 x 和辅个体 x' 进行比较选择,得到新的主个体初始位置 x 和初始适应度值 T_0 ,并取历史最优位置 $xbest=x$ 和历史最优值 $Sbest=T_0$.
4. 对主个体 x 进行 BAS 算法的位置更新操作.根据公式(2)生成 x 的左、右须位置 x_l 和 x_r ,计算左、右两须适应度值 T_l 和 T_r ,由公式(3)更新主个体位置 x ,并计算更新后主个体的适应度值 T .
5. 对辅个体 x' 进行 BBAS 算法的位置更新操作.按公式(17)生成左、右须的速度项 v'_l 和 v'_r ,根据公式(16)完成左、右须 x'_l 和 x'_r 更新,并计算左、右须适应度值 T'_l 和 T'_r ,通过公式(14)计算速度项 v' ,对速度项 v' 利用公式(16)实现对辅个体 x' 位置的更新,并计算更新后辅个体 x' 的适应度值 T' .
6. 根据择优操作公式(18)对更新后的主个体 x 和辅个体 x' 进行比较选择,得到新的主个体 x .
7. 根据公式(6)完成历史最优位置 $xbest$ 和历史最优值 $Sbest$ 的更新.
8. 更新主个体步长 $step$ 和辅个体步长 $step'$.
9. 重复迭代步骤 4~步骤 8,直到达到相应的迭代次数.
10. 返回天牛历史最优位置 $xbest$ 和历史最优值 $Sbest$.

3 基于 NBAS 优化的二维 K 熵阈值分割算法(NBAS-K 熵)

本文以二维 K 熵阈值分割准则函数为 NBAS 算法的目标函数,提出一种 NBAS-K 熵算法进行最佳阈值寻优,降低二维 K 熵函数计算复杂度.天牛位置即为二维阈值点的坐标,在灰度级和邻域平均灰度级构成的 $[0,255] \times [0,255]$ 区域中进行寻优.天牛的二进制位置坐标分量均用 8 位二进制表示.NBAS-K 熵算法首先根据图像得到二维图像直方图,之后设定目标函数(二维 K 熵阈值选取公式),再随机确定主个体二维初始位置和辅个体二进制 16 位初始位置,按照 NBAS 算法对主个体和辅个体分别执行 BAS 迭代和 BBAS 迭代.在迭代过程中进行比较选择,以优化主个体,最终得到最佳阈值.算法流程图如图 2 所示.

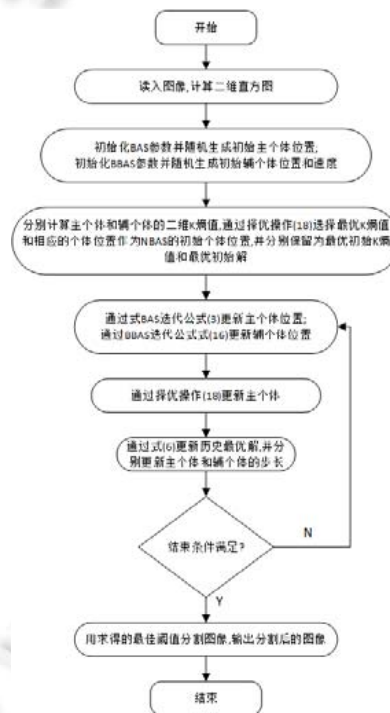


Fig.2 Flow chart

图 2 流程图

4 实验结果与分析

本节采用 Berkeley 数据集中的 500 张图片(BSDS500)和人工加噪图像进行实验,利用文中提出的 NBAS 优化的二维 K 熵阈值选取方法——基于 BAS 的二维 K 熵阈值分割算法、基于 BBAS 的二维 K 熵阈值分割算法、基于 GA 的二维 K 熵分割算法、基于 PSO 的二维 K 熵分割算法和基于 GOA 的二维 K 熵分割算法进行阈值分割实验.

为定性比较各算法的性能,实验中均采用最大迭代次数 500 为各算法的迭代终止条件.

实验结果中,各评价指标的最优值在表格中均以粗体显示.

实验在 Intel Core i5-2400@3.10GHZ、内存为 8GB、64 位操作系统下运行,编程环境为 Matlab2017b.

各算法参数设置见表 1.

Table 1 Parameter settings

表 1 参数设置

算法	参数	参数值
NBAS	主个体:step,eta	2,1
	辅个体:c1,step',eta'	2,1,0.95
	$\omega_{min}, \omega_{max}$	0.1,0.9
	v_{min}, v_{max}	-4,4
BAS	step,eta	2,1
BBAS	$c_1, step', eta'$	2,1,0.95
	$\omega_{min}, \omega_{max}$	0.1,0.9
	v_{min}, v_{max}	-4,4
	种群数	60
GA	交叉概率,变异概率	0.6,0.1
	种群数	20
PSO	c_1, c_2	2,2
	$\omega_{min}, \omega_{max}$	0.4,0.9
	v_{min}, v_{max}	-4,4
	种群数	50
GOA	取值上下界	0,255
	c_{min}, c_{max}	0.000 04,1

4.1 NBAS算法性能与分析

在将NBAS算法应用到图像分割前,本节先测试NBAS算法在函数优化方面的性能以及BBAS算法对BAS算法的提升性.本节采用 2 个单峰函数 f_1, f_2 和 3 个多峰函数 $f_3 \sim f_5$ ^[21,22]对算法的寻优性能进行测试,见表 2,其中,Dim 表示函数维度,Range 表示自变量的取值范围, f_{min} 表示函数的理论最小值(即最优值).实验中,函数维度(Dim)均设置为 5.实验对 NBAS、BAS、BBAS、GA、PSO 和 GOA 这 6 种优化算法进行了测试,每个基准函数测试 20 次,采用 500 次迭代,并记录下平均值(Mean)、标准差(StD)和平均运行时间(Time),寻优结果见表 3.

Table 2 Benchmark functions

表 2 基准函数

函数	Dim	Range	f_{min}
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	5	[-10,10]	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + random(0,1)$	5	[-1.28,1.28]	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	5	[-500,500]	-418.9829×5
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	5	[-5.12,5.12]	0
$f_{11}(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	5	[-600,600]	0

Table 3 Algorithms performance on the benchmark functions**表 3** 算法在基准函数上的表现

函数	算法	Mean	StD	Time (s)
f_1	NBAS	4.214 8	3.740 1	0.017 4
	BAS	8.332 7	6.231 9	0.004 2
	BBAS	7.850 0	3.199 9	0.013 3
	GA	23.789 3	16.532 9	0.564 0
	PSO	0.002 5	0.003 6	0.018 0
	GOA	0.485 9	2.172 7	5.948 3
f_2	NBAS	0.099 6	0.120 0	0.016 3
	BAS	0.339 8	0.200 3	0.006 0
	BBAS	1.812 7	1.385 0	0.012 4
	GA	0.698 4	0.666 1	0.544 6
	PSO	0.003 1	0.002 6	0.025 9
	GOA	0.144 8	0.165 1	5.799 1
f_3	NBAS	-1.6895e+03	184.035 2	0.024 8
	BAS	-1.1914e+03	283.454 6	0.005 6
	BBAS	-1.4338e+03	137.382 2	0.021 9
	GA	-1.2763e+03	409.475 1	0.883 9
	PSO	-1.2564e+03	205.450 0	0.023 9
	GOA	-1.5911e+03	208.304 1	6.433 5
f_4	NBAS	3.645 8	2.883 1	0.014 5
	BAS	34.659 5	12.897 7	0.004 7
	BBAS	5.350 0	3.248 9	0.013 0
	GA	57.287 6	0.233 9	0.541 7
	PSO	3.686 4	2.564 2	0.018 0
	GOA	17.063 5	8.524 0	6.214 1
f_5	NBAS	0.285 0	0.197 1	0.027 5
	BAS	0.686 3	0.409 4	0.008 3
	BBAS	32.960 4	16.082 4	0.022 9
	GA	26.336 5	14.603 1	0.949 8
	PSO	0.565 1	0.665 2	0.025 6
	GOA	0.133 2	0.086 2	6.438 4

首先对 NBAS、BAS 和 BBAS 这 3 种算法进行分析,由表 3 可以看出:

- 对于单峰函数 f_1 和 f_2 ,BAS 在 f_2 上的函数均值和标准差均小于 BBAS.这说明 BAS 在单峰函数寻优精度和稳定性方面有一定的优势.但在 f_1 上的结果要差于 BBAS,这可能是由于 BAS 在迭代后期步长过小而无法进一步得到更精确的值;而 BBAS 一直在随机跳跃,有机会接触到更优秀的解.
- 对于多峰函数,可以看到:BAS 除了在函数 f_5 上的结果优于 BBAS,在多峰函数 f_3 和 f_4 上,BAS 由于陷入了不同的局部最优值而在函数均值和标准差方面均差于 BBAS;而 BBAS 依靠其后期的随机跳跃性跳出局部最优,得到了更优秀的解.这说明 BBAS 有较强的全局探测能力,有机会跳出当前局部最优位置.

注意到,将 BBAS 与 BAS 结合得到的 NBAS 算法在函数均值和标准差方面总体上均优于 BAS 和 BBAS 算法.这说明 BBAS 算法作为辅助性算法为 BAS 提供了较好的全局探测能力,使 BAS 算法在全局探索能力、收敛精度以及收敛稳定性方面均得到了提升.同时,BBAS 的平均时间较短,这从侧面反映出 BBAS 作为 NBAS 算法的辅助性工具并不会增加太大耗时.

因此,BBAS 算法在解决传统 BAS 算法易陷入局部收敛的问题上是有效的.

其次,通过上述实验结果可以看出,PSO 和 GOA 算法在单峰函数上的寻优结果精度较高,NBAS 次之,BAS 和 GA 最差,说明 NBAS 较 BAS 在精度上有所提升,且 NBAS 的标准差也较 BAS 小.这说明 NBAS 在寻优精度和稳定性方面均有所提升.对于多峰函数 f_3 和 f_4 ,NBAS 相对于其他算法在函数平均值方面均具有优势,且 NBAS 在函数 f_3 上的表现仅次于 GOA,相差不大;且总体上来看,标准差也最小,说明 NBAS 算法具有较好的跳出局部最优的能力且能以较好的精度稳定地收敛到最优值.我们通过对其他更为复杂的多峰函数进行实验,发现:由于寻优个体的单一,NBAS 在这些复杂函数上的效果相对于 PSO 和 GOA 并不具有太大优势.但正如下面实验结果,其计算量少和寻优精度的一定提升并不影响其在某些方面的应用.

4.2 NBAS-K熵算法性能与分析

实验中选取合适的参数 k 值,会使图像分割更加准确.本文根据一致性测度(UN)^[23]对 BSDS500 数据集中的 500 张图片进行 k 值分类.一致性测度是图像分割评价的重要指标,其基本思想是使分割区域内部元素具有相似性(一致性),这种特征一致性可以通过计算区域内的特征方差而得到,即

$$UN = 1 - \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{C} \quad (19)$$

其中, $\sigma_i^2 = \sum_{(x,y) \in R_i} (f(x,y) - u_i)^2$ 表示方差, $u_i = \frac{\sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y)}{A_i}$ 表示均值, R_i 表示分割后的第 i 区域, A_i 表示区域

R_i 中的像素个数, $i=1,2$, C 为归一化因子. UN 值越大,表示分割结果越好.这里,我们将一致性评价函数应用到本文的分割算法中,取二维 K 熵阈值分割准则函数中的参数 $k \in \{0.1, 0.2, \dots, 1.0\}$ 对图像进行分类,确定不同图像的最优参数 k 值,并定量地评价图像的分割效果.即对每幅图像取 K 熵准则函数的不同参数 k 值,计算出相应阈值后,计算其一致性测度 UN ,根据图像最大的一致性测度对应的 k 值对图像进行分类.通过对 BSDS500 中 500 张图片进行实验,得出了不同的统计结果.

表 4 比较了由 6 种不同的启发式算法优化的阈值准则函数作用在 BSDS500 数据集中的表现.第 2 列表示不同元启发式算法作用在 500 张图片上的平均运行时间,第 3 列表示 6 种算法作用在 500 张图片的平均阈值函数值,第 4 列表示对每一张图片运行多次的函数值的平均标准差.通过表 4 可以看出,本文提出的算法 NBAS 在时间方面,除了 BAS 和 BBAS 外用时最短,但其函数均值比 BAS 和 BBAS 高很多,说明了 NBAS 在求解二维 K 熵分割最佳阈值方面具有优势,侧面反映出 BBAS 作为辅助算法,有效地解决了 BAS 的陷入局部最优问题,提高了了解的精度;同时, NBAS 比 BAS 和 BBAS 的平均标准差更低,说明 BAS 与 BBAS 结合后得到的 NBAS 拥有更好的鲁棒性.比较 NBAS 算法和 GOA 算法可知:虽然 NBAS 除了函数均值与平均标准差和 GOA 差不多,但平均时间比 GOA 算法低很多.这说明本文提出的 NBAS 算法除了精度和稳定性与 GOA 算法相差无几外,寻优速度要比 GOA 算法快很多.对比 NBAS 算法和 GA 算法、PSO 算法可知,本文提出的 NBAS 算法在 3 个统计参数层面均处于领先地位:平均耗时短,说明 NBAS 分割速度快,实时性强;在函数值均值方面最高,说明 NBAS 拥有更好的全局收敛性和分割精度;在平均标准差方面, NBAS 的平均标准差最低,说明 NBAS 相较于其他算法拥有更好的鲁棒性.

Table 4 Algorithms performance in the BSDS500 dataset

表 4 算法在 BSDS500 数据集中的表现

算法	时间(s)	函数均值	标准差
NBAS-K 熵	7.054 4	26 109 135	1.815 5
BAS-K 熵	3.439 1	24 219 484	3 709 077
BBAS-K 熵	2.555 1	26 043 014	64 590.556 97
GA-K 熵	165.151 0	26 104 452	17 139.23
PSO-K 熵	24.167 9	26 109 132	5.148 6
GOA-K 熵	68.754 7	26 109 136	1.214 1

图 3 显示了数据集中所有图像的函数平均迭代值折线图 3(a)(图 3(a)的右下角给出了图中折线趋于平稳后橙色框内的放大效果)和两幅样本图像的折线图 3(b)和图 3(c)(参数 k 值分别取为 0.1 和 0.9)在 6 种不同优化算法下的 K 熵阈值函数值随迭代次数的变化.由 BSDS500 数据集中图像的平均迭代函数值的折线图 3(a)可以看出, BAS 的平均函数值明显最小,这说明 BAS 算法陷入了局部收敛, BBAS 算法因其后期的随机探索性,比 BAS 算法好一点.其次是 GA 算法易陷入局部收敛, NBAS 算法和 GOA 算法均达到了最大值(由于纵坐标的精度导致折线图显示的差异性不明显,这可由图 3(a)中的右下角放大图和表 4 中的函数均值列看出).由两幅样本图像迭代收敛折线图可以看出,本文提出的 NBAS 算法和 PSO 算法以及 GOA 算法均能在 50 以内的迭代次数中达到阈值函数最大值,即收敛速度快; BBAS 算法和 BAS 算法随其后.这说明 NBAS 算法提高了 BAS 算法的全局搜索能力,能够更快地找到最优值;同时,鉴于 NBAS 原理简单,同样的迭代次数比 PSO 算法和 GOA 算法耗时更短,

这是其相较于 PSO 算法和 GOA 算法的优势.观察折线图易发现,BAS 算法和 GA 算法因陷入局部收敛而无法达到全局最优值.对比其他算法,本文提出的 NBAS 算法能稳定、快速地收敛到最优值,且 NBAS 比 GA 的收敛性更加稳定,收敛效果更好.

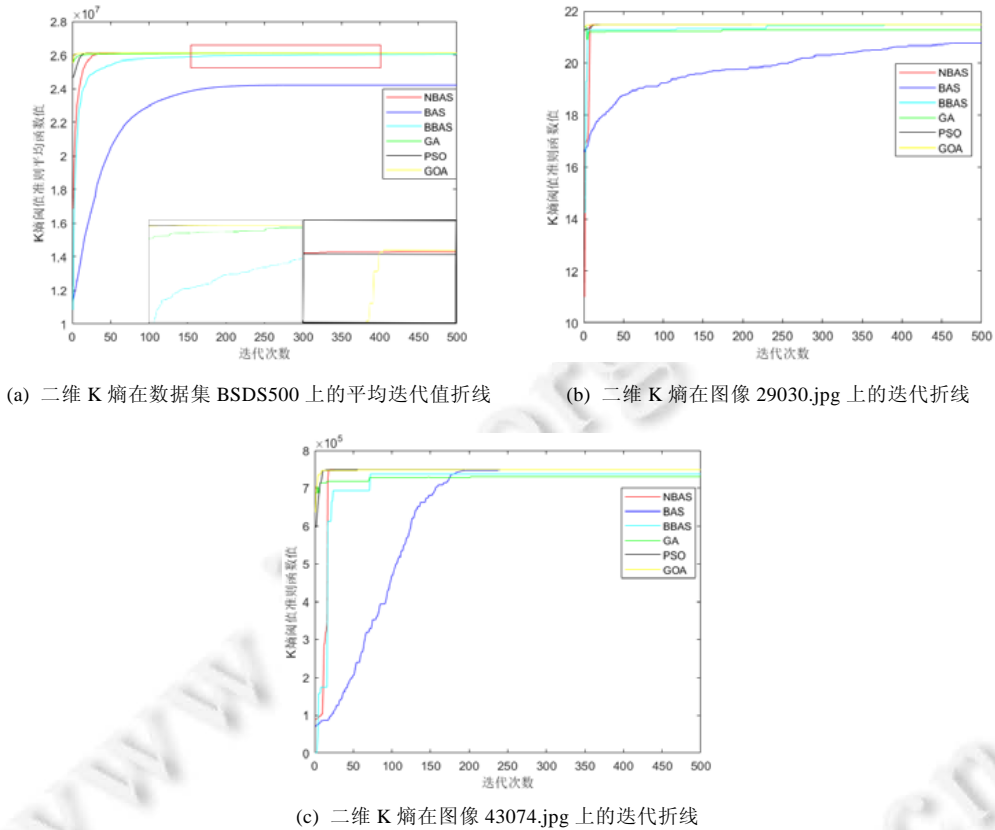


Fig.3 Convergence curve

图 3 收敛折线图

总的来说,相较于其他算法,本文提出的 NBAS 算法具有更高的分割效率、更强的全局收敛性、更好的分割效果和鲁棒性.

4.3 算法分割精度分析

对于阈值分割结果,主要从视觉评价和定量评价两方面进行:视觉评价主要从图像错分、边缘完整性和区域一致性等方面来评价;定量评价采用定量的方式计算分割结果图像的性能指标,并以此评价分割的效果,具有客观、可重复等优点.

本文采用一致性测度 UN, F-measure^[24], Segmentation Covering 和 PRI 系数^[25]对分割结果进行定量评价.

一致性测度 UN 的计算公式如上述公式(19)所示. F-measure 是一种统计量,是精确率(precision)和准确率(recall)的加权调和平均,常用于评价分割模型的好坏. F-measure 采用公式(20)的计算方法:

$$F = \frac{2 \times PR}{P + R} \tag{20}$$

其中, P 是精确率, R 是准确率, F 表示 F-measure 的计算值. F 的值越大,表示分割结果越好.

定义分割 S' 覆盖分割 S 的 Segmentation Covering(SC)参数为

$$C(S' \rightarrow S) = \frac{1}{N} \sum_{R \in S} |R| \cdot \max_{R' \in S'} O(R, R') \quad (21)$$

其中, N 表示图像的像素总数. $R \in S$ 表示分割 S 中某一标签区域, $R' \in S'$ 表示分割 S' 中某一标签区域, 且有:

$$O(R, R') = \frac{|R \cap R'|}{|R \cup R'|} \quad (22)$$

其中, $|R \cap R'|$ 表示区域 R 和 R' 中具有相同元素的个数, $|R \cup R'|$ 表示区域 R 和 R' 中不重合的元素的总个数. SC 系数越大, 表示分割结果越好.

PRI 系数是一种集合相似度度量函数, 其通过评价同一区域在两种分割结果中是否被分到同一类别, 来度量结果的准确性. PRI 系数采用公式(23)的计算方法:

$$PRI(S, \{G_k\}) = \frac{1}{T} \sum_{i < j} [c_{ij} p_{ij} + (1 - c_{ij})(1 - p_{ij})] \quad (23)$$

其中, c_{ij} 是像素 i 和 j 具有相同标签的项, p_{ij} 是其概率, T 是像素对的总数. PRI 系数越大, 表示分割结果越好.

表 5 显示了不同算法在 BSDS 500 数据集上的 4 个评价指标的均值. 由表中数据可以看出, 对于一致性测度 UN, BBAS 的评价指标达到了最高值 0.971 9. 一致性测度虽计算了区域的特征方差, 但没有与图像分割金标准进行比较, 评价结果具有一定的局限性; 而其余 3 种指标均是根据图像分割金标准进行比较评价, 更具客观性. 因此, 本文主要根据 F -measure、Segmentation Covering 和 PRI 这 3 种客观评价指标对分割图像进行评价.

Table 5 Mean performance in BSDS 500

表 5 在 BSDS 500 中的平均表现

算法	NBAS	BAS	BBAS	GA	PSO	GOA
UN	0.960 0	0.950 2	0.971 9	0.959 6	0.960 0	0.960 1
F -measure	0.789 4	0.721 2	0.791 2	0.787 2	0.791 0	0.789 7
SC	0.888 2	0.830 8	0.876 3	0.880 8	0.884 7	0.883 6
PRI	0.775 8	0.739 6	0.770 8	0.769 2	0.771 5	0.770 3

对于 F -measure, 本文算法 NBAS 的 F -measure 值略低于 BBAS、PSO 和 GOA 算法, 高于 BAS 算法和 GA 算法. 对于 SC 指数, 本文算法的 NBAS 的 SC 值最高, 其余算法的 SC 值最高也只有 0.884 7. 依据 SC 指数评价易知, NBAS 算法分割结果与标准分割最相似, 即分割精度高于其他算法. 最后, 由 PRI 指数可知, 本文算法的指数值最高. 根据 PRI 指数评价易知, NBAS 算法的分割精度高于其他算法.

综上所述, 不难得到本文算法的分割精度在整体上高于其他算法的结论. 因此, NBAS 算法同时具有分割速度快和分割精度高的优势.

本文选取 BSDS 500 数据集中 4 幅样本图像以及遥感图像(图像数据来源于优易捷无人机遥感网, 怒江州 S228 公路遥感图)的分割效果图, 分割结果如表 6 所示, 由表 7 给出了各分割算法对应的阈值、时间和相应的参数 k .

Table 6 Results of image segmentation

表 6 图像分割结果

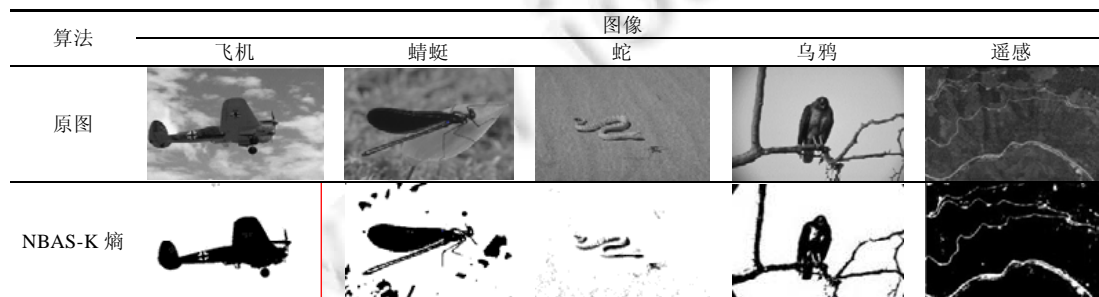


Table 6 Results of image segmentation (Continued)

表 6 图像分割结果(续)





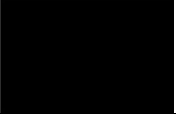














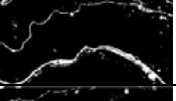





算法	图像				
	飞机	蜻蜓	蛇	乌鸦	遥感
BAS-K 熵					
BBAS-K 熵					
GA-K 熵					
PSO-K 熵					
GOA-K 熵					

Table 7 Performance of the sample image under different algorithms

表 7 样本图像在不同算法下的表现

图像	算法	阈值	时间(s)	参数 k
飞机	NBAS	(121 109)	4.579 8	0.2
	BAS	(119 56)	2.106 1	0.2
	BBAS	(55,62)	2.133 6	0.2
	GA	(55 64)	111.969 6	0.2
	PSO	(56 81)	17.037 7	0.2
	GOA	(121 109)	49.941 6	0.2
蜻蜓	NBAS	(91 88)	5.661 2	0.7
	BAS	(174 204)	0.279 4	0.7
	BBAS	(103,94)	2.143 8	0.7
	GA	(100 97)	130.260 8	0.7
	PSO	(132 106)	17.901 6	0.7
	GOA	(91 88)	53.813 3	0.7
蛇	NBAS	(102 111)	7.304 3	0.7
	BAS	(222 44)	0.188 5	0.7
	BBAS	(105,111)	2.401 9	0.7
	GA	(108 108)	164.907 9	0.7
	PSO	(102 111)	24.404 4	0.7
	GOA	(102 111)	68.454 1	0.7
乌鸦	NBAS	(110 112)	7.902 3	0.4
	BAS	(249 38)	0.081 5	0.4
	BBAS	(211,150)	2.652 1	0.4
	GA	(211 158)	161.531 0	0.4
	PSO	(110 112)	25.296 0	0.4
	GOA	(110 112)	73.802 3	0.4
遥感	NBAS	(98 98)	5.745 4	0.9
	BAS	(253 233)	2.760 2	0.9
	BBAS	(96,91)	2.541 72	0.9
	GA	(93 95)	145.818 7	0.9
	PSO	(98 98)	21.602 9	0.9
	GOA	(98 98)	61.161 2	0.9

从分割效果来看:

- 对于飞机图像,除了 NBAS-K 熵和 GOA-K 熵,其余算法均在飞机图像上出现了过分割现象。
- 对于蜻蜓图像,BAS-K 熵算法出现了过分割现象,背景与目标划分不准确,很难看清大致轮廓;相较于 NBAS-K 熵算法和 GOA-K 熵算法,PSO-K 熵算法将大量背景区域划分为了目标区域,出现了错分现象,导致分割不理想。
- 对于蛇图像的分割效果,BAS-K 熵出现错分现象,目标边缘分割不清晰。
- 乌鸦图像的分割也出现了 BAS-K 熵分割边缘不清晰、BBAS-K 熵分割算法和 GA-K 熵分割算法出现背景与目标错分的现象。
- 对于遥感图像,目的是分割出图像中的白色公路部分。可以看出,BAS-K 熵算法由于陷入局部最优导致分割结果不理想,无法显示出公路;尽管 BBAS-K 熵分割算法和 GA-K 熵算法比 BAS-K 熵算法有较大改进,公路较为完整地分割出来,但也因为出现错分现象导致公路周围分割出了过多非相关区域;而本文提出的算法则不仅准确分割出了公路部分,而且公路周围区域分割基本正确,轮廓清晰,在同等级分割效果下,耗时也比 PSO-K 熵算法和 GOA-K 熵算法少,说明了本文算法具有较高的实时性和普适性。

综合来看,NBAS-K 熵算法整体上要明显优于其他算法,具有更好的分割效果;同时,本文提出的 NBAS 在图像分割的一些细节和清晰程度上要优于其他算法。

基于以上分析可以得出结论:本文提出的 NBAS 算法在二维 K 熵阈值分割问题处理上具有良好的效果,能够快速有效地分割图像。

4.4 算法抗噪性能分析

以上分析均已说明,NBAS 算法在优化二维 K 熵阈值准则函数方面具有良好的性能。本节针对二维 K 熵进行分析,进一步验证二维 K 熵相较于一维 K 熵在抗噪性能方面的提升。在如图 4(a)所示的图像中加入均值为 0.1、方差为 0.01 的 Gaussian 噪声后,用 NBAS-K 熵算法和一维 K 熵分割算法进行实验,参数 k 均取 0.1,分割结果如图 4(c)和图 4(d)所示。

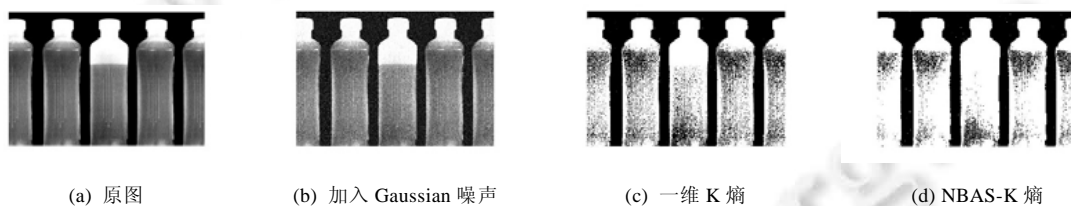


Fig.4 Segmentation result of noise image

图 4 含噪声图像的分割结果

从图中可以看出,一维 K 熵分割对噪声比较敏感,导致结果中出现错分现象,且仍存在大量噪声点污染现象。相比之下,基于 NBAS-K 熵分割的分割结果就比较理想,不但有效分割了受噪声污染的背景和目标,而且减少了噪声点。因此,本文提出的二维 K 熵分割算法具有较好的抗噪性能。

5 结论

本文先将天牛须算法进行二进制离散化,使其具有较高的后期全局搜索能力;随后,将离散 BAS 算法(BBAS)与原 BAS 算法结合,提出了 NBAS 算法,有效提高了原始 BAS 的收敛效率并避免了陷入局部最优;最后,将其用于二维 K 熵阈值分割阈值优化。实验结果表明,该算法能够有效地提高图像的分割效率、算法运行的精度,并有助于弥补现有优化算法易陷入局部收敛的缺陷。除此之外,NBAS-K 熵算法也具有很好的抗噪性和普适性,其阈值优化性能优于流行的 BAS 算法、GA 算法、PSO 算法和 GOA 算法。未来的研究将集中于简化初始参数的设置以及适应更高维的优化问题,增强算法普适度。

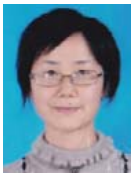
References:

- [1] Whitley D, Starkweather T. GENITOR II: A distributed genetic algorithm. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 1990,2(3):189–214. [doi: 10.1080/09528139008953723]
- [2] Liu JZ, Xie WX. Multi-threshold image segmentation with genetic algorithms. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1995, 8(A01):126–132 (in Chinese with English abstract).
- [3] Yin PY. A fast scheme for optimal thresholding using genetic algorithms. *Signal Processing*, 1999,72(2):85–95. [doi: 10.1016/S0165-1684(98)00167-4]
- [4] Lai CC, Tseng DC. A hybrid approach using Gaussian smoothing and genetic algorithm for multilevel thresholding. *Int'l Journal of Hybrid Intelligent Systems*, 2004,1(3-4):143–152. [doi: 10.3233/HIS-2004-13-403]
- [5] Tao WB, Tian JW, Liu J. Image segmentation by three-level thresholding based on maximum fuzzy entropy and genetic algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 2003,24(16):3069–3078. [doi: 10.1016/S0167-8655(03)00166-1]
- [6] Hammouche K, Diaf M, Siarry P. A multilevel automatic thresholding method based on a genetic algorithm for a fast image segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008,109(2):163–175. [doi: 10.1016/j.cviu.2007.09.001]
- [7] Kennedy J, Eberhart RC. Particle swarm optimization. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Neural Networks*. 1995. 1942–1948. [doi: 10.1109/ICNN.1995.488968]
- [8] Kennedy J, Eberhart RC. A discrete binary version of the particle swarm algorithm. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Systems*, Vol.5. 1997. 4104–4108. [doi: 10.1109/ICSMC.1997.637339]
- [9] Liu JH, Yang RH, Sun SH. The analysis of binary particle swarm optimization. *Journal of Nanjing University (Natural Science)*, 2011,47(5):504–514 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.13232/j.cnki.jnju.2011.05002]
- [10] Shi YH, Eberhart RC. A modified particle swarm optimizer. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Evolutionary Computation*. Anchorage, 1998. 69–73. [doi: 10.1109/ICEC.1998.699146]
- [11] Yin P. Multilevel minimum cross entropy threshold selection based on particle swarm optimization. *Applied Mathematics and Computation*, 2007,184(2):503–513. [doi: 10.1016/j.amc.2006.06.057]
- [12] Maitra M, Chatterjee A. A hybrid cooperative-comprehensive learning based PSO algorithm for image segmentation using multilevel thresholding. *Expert Systems with Applications*, 2008,34(2):1341–1350. [doi: 10.1016/j.eswa.2007.01.002]
- [13] Sathya PD, Kayalvizhi R. PSO-based Tsallis thresholding selection procedure for image segmentation. *Int'l Journal of Computer Applications*, 2010,5(4):39–46. [doi: 10.5120/903-1279]
- [14] Saremi S, Mirjalili S, Lewis A. Grasshopper optimisation algorithm: Theory and application. *Advances in Engineering Software*, 2017,105:30–47. [doi: 10.1016/j.advengsoft.2017.01.004]
- [15] Sharma A, Sharma M, Dr. Rajneesh. SAR image segmentation using Grasshopper optimization algorithm. *Int'l Journal of Electronics*, 2017,6(12):19–25.
- [16] Jiang XY, Li S. BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems. *Int'l Journal of Robotics and Control*, 2018,1(1): 1–5. [doi: 10.5430/ijrc.v1n1p1]
- [17] Kaniadakis G. Statistical mechanics in the context of special relativity. *Physical Review E*, 2002,66(5):1–14. [doi: 10.1103/PhysRevE.72.036108]
- [18] Kaniadakis G. Theoretical foundations and mathematical formalism of the power-law tailed statistical distributions. *Entropy*, 2013, 15(10):3983–4010. [doi: 10.3390/e15103983]
- [19] Sparavigna AC. Shannon, Tsallis and Kaniadakis entropies in bi-level image thresholding. *Int'l Journal of Sciences*, 2015,4:35–43. [doi: 10.18483/ijSci.626]
- [20] Shi YH, Eberhart RC. Parameter selection in particle swarm optimization. In: *Proc. of the 7th Int'l Conf. on Evolutionary Programming*. 1998. 591–600. [doi: 10.1007/BFb0040810]
- [21] Yao X, Liu Y, Lin G. Evolutionary programming made faster. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 1999,3(2):82–102. [doi: 10.1109/4235.771163]
- [22] Digalakis JG, Margaritis KG. On benchmarking functions for genetic algorithms, *Int'l Journal of Computer Mathematics*, 2001,77(4): 481–506. [doi: 10.1080/00207160108805080]

- [23] Levine MD, Nazif AM. Dynamic measurement of computer generated image segmentations. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985,7(2):155-164. [doi: 10.1109/TPAMI.1985.4767640]
- [24] Borji A, Cheng MM, Jiang H, Li J. Saliient Object Detection: A Benchmark. IEEE Trans. on Image Processing, 2015,24(12): 5706-5722. [doi: 10.1109/TIP.2015.2487833]
- [25] Arbeláez P, Maire M, Fowlkes C, Malik J. Contour detection and hierarchical image segmentation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011,33(5):898-916. [doi: 10.1109/TPAMI.2010.161]

附中文参考文献:

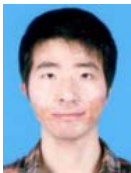
- [2] 刘健庄,谢维信.多阈值图像分割的遗传算法方法.模式识别与人工智能,1995,8(A01):126-132.
- [9] 刘建华,杨荣华,孙水华.离散二进制粒子群算法分析.南京大学学报(自然科学),2011,47(5):504-514. [doi: 10.13232/j.cnki.jnnju.2011.05002]



霍星(1979-),女,博士,教授,CCF 专业会员,主要研究领域为图形图像处理技术.



邵堃(1967-),男,博士,副教授,CCF 高级会员,主要研究领域为软件工程,需求工程,软件信息管理,图像分析技术.



张飞(1993-),男,硕士,主要研究领域为图像处理,智能优化算法.



檀结庆(1962-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为应用数值逼近,计算几何,数值图像处理.