

基于自适应布谷鸟搜索算法的 Tsallis 熵阈值图像分割^①

黄毅英¹, 黄河清²

1. 广西经贸职业技术学院 信息工程系, 南宁 530021; 2. 广西师范大学 职业技术师范学院, 广西 桂林 541004

摘要: 针对现有图像分割算法中计算复杂度大的问题, 提出一种基于自适应布谷鸟(adaptive cuckoo search, ACS)算法的 Tsallis 熵阈值图像分割方法, 能够改善学习过程和收敛速度, 减少分割时间. 该方法使用 Tsallis 熵作为 ACS 的适应度函数值, 实现无参数搜索过程, 在搜索空间中使用当前位置的知识来自适应步长, 最后使用 ACS 最大化 Tsallis 熵来获得最优阈值, 得到分割图像. 实验结果表明, 该文方法能够有效实现图像分割, 且分割时间低于粒子群优化算法、布谷鸟搜索算法和改进布谷鸟搜索算法, 结构相似性(Structural Similarity, SSIM)和收敛成功率高于其他算法.

关键词: Tsallis 熵; 自适应布谷鸟搜索; 无参数算法; 最优阈值; 图像分割

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2020)05-0127-07

图像分割是根据一些规则将图像分成若干区域, 并对所需内容进行提取, 是模式识别等图像处理的预处理步骤^[1-3], 目前研究中有许多图像分割的应用, 包括合成孔径雷达图像提取, 脑肿瘤提取等^[4-5]. 图像分割的方法有很多种, 最简单的方法是图像阈值处理, 阈值处理方法有非参数和参数 2 种类型. 在非参数方法中, 基于类方差执行阈值处理, 如在 Otsu 方法中或在熵标准上建立, 例如 Tsallis 熵, 模糊熵和 Kapur 熵^[6-7]. 如果图像被划分为对象和背景 2 个类别, 则阈值被称为双阈值, 否则为多级阈值. 阈值技术具有许多实时应用, 如数据、图像和视频压缩、模式识别、图像理解和通信等. 文献[8]中 Otsu 阈值方法通过计算阈值将图像分为相关类, 相关阈值是基于相关类像素强度的类间方差, 此方法属于双级阈值处理, 在 2 个阈值的情况下发现有效, 但对于多级阈值处理, 计算复杂度非常高.

现有关于图像分割方法的文献中, 进化和基于群的计算方法能够减少一部分计算复杂度. 文献[9]提出一种基于改进的细菌觅食优化算法的图像分割方法, 采用动态步长代替趋化算子的固定步长, 提取图像的灰度直方图, 进行图像分割, 最后使用改进的细菌觅食优化算法分割图像. 文献[10]提出一种布谷鸟搜索(CS)算法和风驱动优化的 Kapur 熵图像分割算法, 解决了多级阈值处理时缩短寻找最优阈值的时间. 文献[11]使用模糊熵与蝙蝠算法对图像实现分割, 并将结果与人工蜂群算法、蚁群、粒子群优化算法(PSO)和遗传算法进行比较, 证明了该方法的有效性.

文献[12]针对多维递归 RNN 很难在 GPU 上并行化处理, 提出了一种金字塔多维递归(long short term memory, LSTM)图像分割算法, 该算法以金字塔形式重新安排多维递归 LSTM 中传统的立方体计算顺序更易于并行化. 文献[13]提出了一种改进的分水岭图像分割算法, 该算法利用 RBF 神经网络对图像目标对象进行分割. 文献[14]提出一种利用 Tsallis 熵支持的布谷鸟搜索算法进行多级阈值处理的彩色图像分割方法, 该方法与差分进化、风驱动优化、粒子群优化和人工蜂群等算法做比较, 证明了该算法的优越

① 收稿日期: 2019-03-14

基金项目: 广西职业教育教学改革研究项目(GXGZIG2017A036).

作者简介: 黄毅英(1981—), 女, 硕士, 副教授, 主要从事教育技术学研究.

性, 不过该算法计算复杂度较高. 以上现有的图像分割方法均具有较高的计算复杂度.

针对以上问题, 提出了一种自适应布谷鸟搜索算法的 Tsallis 熵的图像分割方法, 该搜索算法取代了传统布谷鸟搜索算法中的 Levy 飞行机制, 以更快的收敛速度和更好的学习内容得到最优阈值, 以高精度实现图像分割.

1 Tsallis 熵图像分割原理

Tsallis 熵图像分割原理, 对于大小为 $M \times N$ 的图像 $I(x, y)$, 以点 (x, y) 为中心的 $l \times l$ 区域内的平均灰度值为

$$g(x, y) = \left\lfloor \frac{1}{l^2} \sum_{m=-\frac{l}{2}}^{\frac{l}{2}} \sum_{n=-\frac{l}{2}}^{\frac{l}{2}} f(x+m, y+n) \right\rfloor \quad (1)$$

其中, $f(x, y)$ 表示点 (x, y) 的灰度值, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整, 则 $(f(x, y), g(x, y))$ 出现的概率为 $P_{fg} = \frac{s_{fg}}{M \times N}$, s_{fg} 表示 $(f(x, y), g(x, y))$ 在图像中出现的次数, P_{fg} 构成了图像 $I(x, y)$ 的二维直方图(图 1).

阈值 (u, v) 将直方图分为背景区域 A 区, 目标区域 B 区, 边缘区域 C 区和噪声区域 D 区. A 区和 B 区占总像素的比例较大, 此时可忽略边缘和噪声区域, 则有 $P_C + P_D \approx 0$, 背景区概率为 $P_A = \sum_{f=0}^u \sum_{g=0}^v P_{fg}$, 目标区概率为

$$P_B = \sum_{f=u+1}^{L-1} \sum_{g=v+1}^{L-1} P_{fg}, \text{ Tsallis 背景熵可表示为}$$

$$S_q^A = \frac{1 - \sum_{f=0}^u \sum_{g=0}^v (P_{fg}/P_A)^q}{q-1} \quad (2)$$

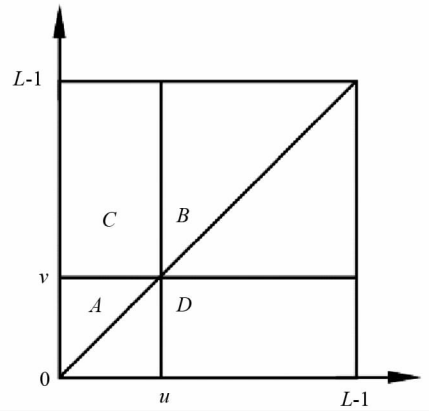


图 1 图像 $I(x, y)$ 的二维直方图

Tsallis 目标熵可表示为

$$S_q^B = \frac{1 - \sum_{f=u+1}^{L-1} \sum_{g=v+1}^{L-1} (P_{fg}/P_B)^q}{q-1} \quad (3)$$

式(2)和式(3)中 q 表示熵指数非广延性组织的测量参数. 通过伪加性熵规则可以得到二维 Tsallis 熵

$$S_q(u, v) = S_q^A + S_q^B + (1-q)S_q^A S_q^B \quad (4)$$

上述两个方程是适应度函数, 通过优化算法最大化, 将所得到的最佳阈值用于图像阈值处理.

$$(u', v') = \operatorname{argmax}_{0 \leq u, v \leq L-1} (S_q(u, v)) \quad (5)$$

2 基于自适应布谷鸟搜索算法的 Tsallis 熵图像分割

2.1 自适应布谷鸟搜索算法

布谷鸟搜索(Cuckoo Search, CS)算法遵循 Levy 分布函数^[15], 在 CS 算法中, 使用由开关参数 p_a 控制的局部随机游走和全局探索随机游走的平衡组合, 局部随机游走下一代鸟窝位置的更新公式为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha s \otimes H(p_a - \epsilon) \otimes (x_j^t - x_k^t) \quad (6)$$

其中, x_j^t 和 x_k^t 是通过随机置换选择的 2 个不同的解, α 是步长因子, $H(\cdot)$ 是一个 Heaviside 函数, ϵ 是从均匀分布中抽取的随机数, s 是步长, $\otimes$ 表示 2 个向量的点乘. 对于全局随机行走使用 Levy 飞行下一代鸟窝位置的更新公式为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \otimes \operatorname{Levy}(s, \lambda) \quad (7)$$

Levy (s, λ) 为 Levy 分布, 表示为

$$\operatorname{Levy}(s, \lambda) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi\lambda/2)}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}} \quad (8)$$

其中, $s = U / |V|^{\frac{1}{\lambda}}$, U, V 服从高斯分布, 即, $U \sim N(0, \sigma^2)$, $V \sim N(0, 1)$.

传统 CS 没有任何机制来控制迭代达到全局最小值或最大值过程中的步长. 本文提出一个步长策略, 该步长与当前迭代搜索空间中离散嵌套的适用度成比例, 调整参数 α 是固定的, 使得 ACS 算法遵循所提策略而不是 Levy 分布函数, ACS 提供了一个新的搜索空间, 同时不需要定义任何初始参数, 实现快速找寻最优解. 提出的算法步长遵循以下等式

$$\text{step}_i(t+1) = \left(\frac{1}{t}\right)^{[(\text{bestf}(t)-f_i(t))/(\text{bestf}(t)-\text{worstf}(t))]} \quad (9)$$

其中, t 是迭代搜索算法, $f_i(t)$ 是迭代 t 中的适应度值, $\text{bestf}(t)$ 是迭代 t 中的最佳适应度, $\text{worstf}(t)$ 是迭代 t 中最差的适应度值. 最初考虑步长为最大值, 并且随着迭代增量而减小, 这表明当算法达到全局最优解时, 步长非常小. 由式(9)可知, 步长取决于迭代, 显示了算法的步长自适应. 从观测阶跃的大小进行自适应, 并根据适应度值选择其值. 因此, 将自适应布谷鸟搜索算法(ACS)建模为

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \text{randn} \times \text{step}_i(t+1) \quad (10)$$

式(10)为自适应布谷鸟搜索算法当前的解决方案提供了新的搜索空间. ACS 的另一个优点是不需要定义任何初始参数, 比传统布谷鸟搜索算法要快. 此外, 如果考虑步长与全局最优解成正比, 则将式(10)建模为

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \text{randn} \times \text{step}_i(t+1) \times X_i(t) - X_{\text{gbest}} \quad (11)$$

其中, X_{gbest} 是 t 时刻所有 X_i , $i = 1, 2, \dots, N$ 中的全局最佳解. 对于式(9)一式(11), 可以以更快的速度进行优化.

随机初始化 N 个主巢 $X_i(t=1) = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, N$, 定义目标函数 $f(X)$, 首先取 $t = 1$, 评价宿主巢 $f(X_i)$ 的目标函数, ACS 的具体步骤为

```
Do{
    1)在寄主巢穴中使用 Tsallis 熵函数计算得到当前迭代的最佳适应度 bestf(t)和最差适应度 worstf(t);
    2)使用公式(9)计算步长;
    3)然后利用公式(11)计算布谷鸟巢的新位置;
    4)评价宿主巢  $f(X_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, N$  时的适应度
函数;
    5)在  $N(j)$ 中随机选择一个巢
    if  $f_i > f_j$ 
        然后用  $X_j$  代替  $X_i$ , 以最小化问题, 或者用  $X_i$  替
换  $X_j$ , 以实现最大化问题;
    end
    6)最坏的巢以概率  $p_a$  被丢弃, 并重建新的鸟巢;
    7) $t=t+1$ ;
}while ( $t \leq t_{\text{MAX}}$ )
然后通过排序解来报告最佳的解决方案.
```

2.2 基于 ACS 的 Tsallis 熵的图像分割

基于 ACS 的 Tsallis 熵的图像分割步骤如图 2 所示.

3 实验结果与分析

为了验证 ACS 的 Tsallis 熵的图像分割算法的有效性, 将 Lena, Pirate, Goldhill, Lake 和 Rice 图像作为实验对象, 大小为 225×225 . 实验硬件环境为 win 10 系统, 内存 8 G 的笔记本电脑, 软件环境为 Matlab2013a. 基于自适应布谷鸟搜索算法的 Tsallis 熵图像阈值处理方法,

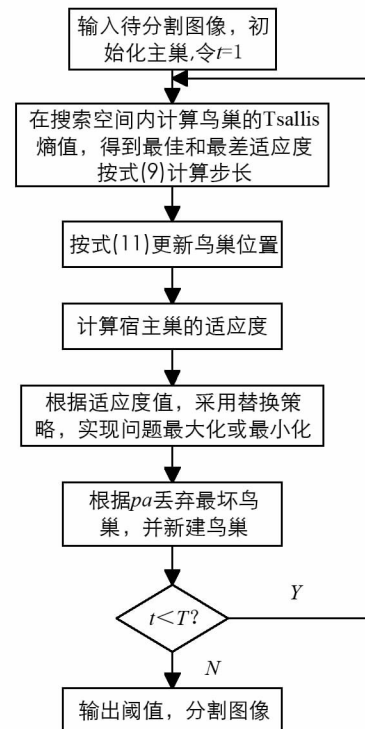


图 2 基于 ACS 的 Tsallis 熵的图像分割

通过优化 Tsallis 熵对上述关键图像进行有效和高效的图像分割，并与其他优化算法 PSO 和 CS 相比，所提出的 ACS 算法性能优于其他方法。

将 ACS 和其他 2 种算法应用于 Tsallis 熵目标函数，并比较 PSO 和 CS 的分割结果，所有算法都经过优化，以最大化目标函数。表 1 显示了不同方法多维度(2—5 维)阈值的目标值。

表 1 不同方法的多维度阈值的目标值

Lena	PSO	CS	ACS
Th=2	13.774 77	13.839 32	13.871 99
Th=3	16.898 25	16.900 02	16.993 22
Th=4	18.781 30	18.948 40	18.999 10
Th=5	20.486 30	20.505 05	20.838 38
Pirate	PSO	CS	ACS
Th=2	13.074 53	13.190 48	13.350 49
Th=3	16.131 92	16.239 38	16.494 94
Th=4	17.863 20	17.990 30	18.293 90
Th=5	20.093 36	20.193 93	20.392 92
Goldhill	PSO	CS	ACS
Th=2	13.542 64	13.559 33	13.590 94
Th=3	16.639 28	16.899 39	16.909 99
Th=4	18.476 70	18.694 90	18.737 30
Th=5	20.220 24	20.312 90	20.594 06
Lake	PSO	CS	ACS
Th=2	13.187 44	13.323 43	13.424 32
Th=3	16.240 24	16.432 32	16.684 94
Th=4	18.329 50	18.454 40	18.412 30
Th=5	20.013 87	20.234 55	20.334 56

从表 1 中观察到，使用 Tsallis 熵的 ACS 获得的客观值高于 PSO 和 CS 优化方法，且随着阈值维度增加，目标值随着增大，所获的图像信息更加丰富，因此更接近原始图像。

表 2 给出了不同算法下的结构相似性指数(*Structural Similarity Index*，SSIM)指标，SSIM 用以估计输入图像和阈值图像之间的视觉相似性。

表 2 不同方法 2—5 维度阈值的 SSIM

Lena	PSO	CS	ACS
Th=2	0.640 931	0.720 976	0.741 289
Th=3	0.766 572	0.790 435	0.809 124
Th=4	0.781 932	0.790 69	0.800 079
Th=5	0.818 869	0.839 09	0.859 864
Pirate	PSO	CS	ACS
Th=2	0.659 364	0.665 123	0.676 343
Th=3	0.764 626	0.787 674	0.802 143
Th=4	0.816 141	0.821 234	0.842 434
Th=5	0.770 239	0.818 723	0.836 668
Goldhill	PSO	CS	ACS
Th=2	0.643 207	0.649 877	0.658 798
Th=3	0.716 937	0.730 098	0.749 642
Th=4	0.720 002	0.770 987	0.790 866
Th=5	0.768 224	0.790 009	0.799 886
Lake	PSO	CS	ACS
Th=2	0.757 208	0.770 997	0.791 235
Th=3	0.807 438	0.834 567	0.858 765
Th=4	0.819 467	0.846 79	0.880 989
Th=5	0.851 051	0.865 343	0.889 981

从表 2 中数据可知, 阈值维度越大, *SSIM* 越大, 在 5 维阈值时达到最大 *SSIM*, 对于实验的 4 幅图像, Lake 图像在 5 维阈值时具有最好的 *SSIM*, 达到 0.889 981, 其次是 Lena 图像达到 0.859 864, Gold-hill 最差, 仅为 0.799 886, 对于 4 幅图像, ACS 的 Tsallis 熵图像分割方法的 *SSIM* 都高于 PSO 方法和 CS 方法, 说明 ACS 方法的有效性. 由表 1 和表 2 数据可知, 随着阈值维度增加, 得到的图像质量越高. 但是随着阈值维度增加, 运行时间也随着增加. 图 3 给出了 2—5 维度阈值下运行时间, 可以看出当阈值维度为 4 和 5 时, 时间相对较高, 为了兼顾时间和图像质量两方面性能, 以下对比实验中采用 3 维的阈值进行实验.

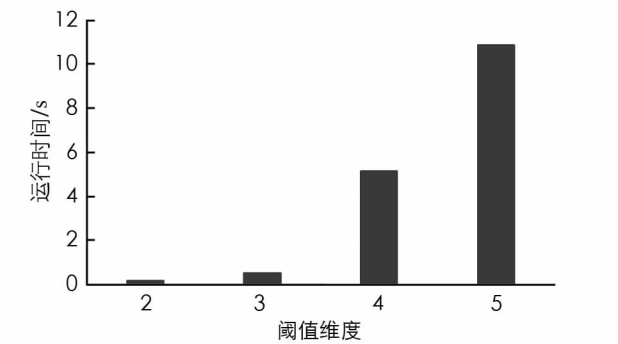


图 3 不同阈值维度的运行时间

将所提算法与 PSO,CS 和文献[15]中的改进布谷鸟算法的图像分割方法(Improved Cuckoo Search, ICS)进行比较, 图 4 给出了 Rice 图像在 3 维阈值条件下, 不同方法进行图像分割的效果图.

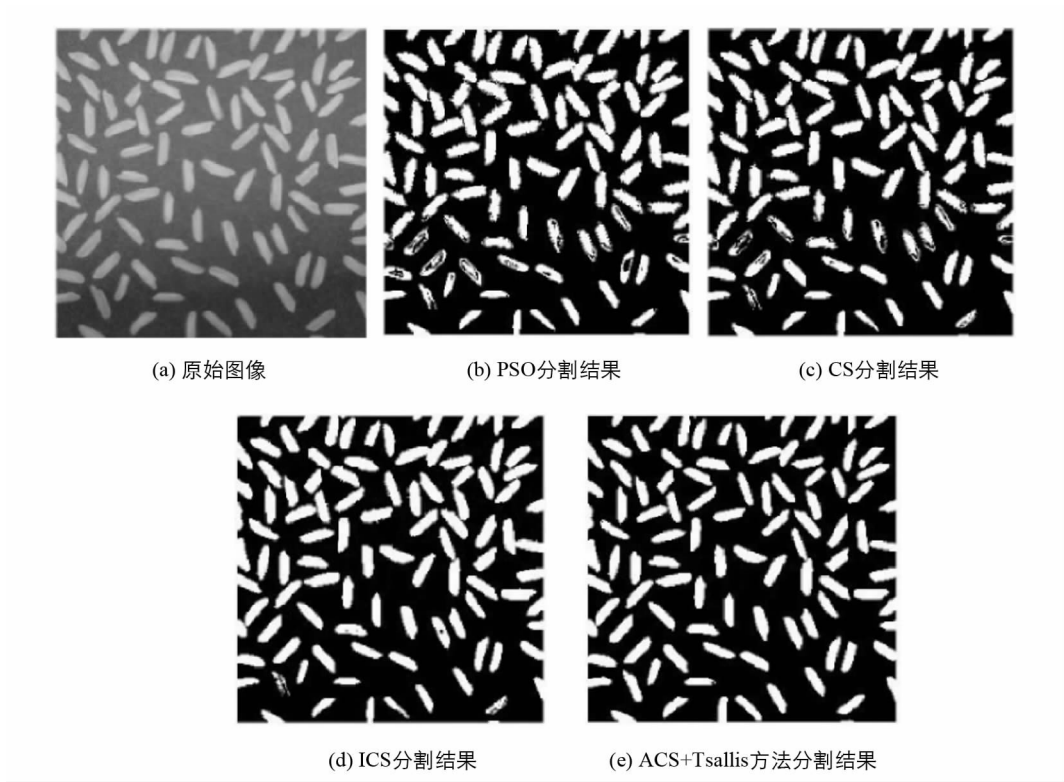


图 4 不同算法下图像分割结果

从图 4 可以看出, PSO 算法和 CS 算法的分割结果在图 4 中部分米粒的边缘信息缺失, 且有孔洞生成, ICS 算法边缘相对 PSO 和 CS 算法较清晰, 目标相对完整, 分割效果较好, 而 ACS 方法分割效果优于 ICS 算法, 得到边缘清晰, 目标完整的分割图像. 表 3 给出了不同算法在 3 维阈值条件下的分割数据.

表 3 不同算法的 3 维阈值图像分割时间

算法	阈值	时间/s	收敛成功率/%
PSO	(81, 83), (116, 117), (159, 151)	1.669 2	71
CS	(83, 82), (117, 120), (164, 152)	1.943 3	82
ICS	(84, 82), (117, 118), (164, 161)	6.294 0	95
ACS+Tsallis	(84, 82), (117, 119), (164, 161)	0.527 9	100

从表 3 数据可以得到, ICS 用时最多, 达到 6.294 s, 但收敛成功率高于 PSO 和 CS, 达到 95%, PSO 算法的时间仅次于本文算法, 但收敛成功率最低, 仅为 71%, CS 算法的速度和收敛成功率都居中, 本文算法的用时最短, 且收敛成功率最高, 达到 100%. 因此, 本文 ACS 算法既降低了算法时间, 又提高了收敛成功率, 说明 ACS 方法的有效性.

4 结 语

本文提出一种基于自然启发的自适应布谷鸟搜索算法的多级图像阈值处理图像分割方法. 使用 ACS 最大化 Tsallis 熵, 以实现高效且有效的图像阈值处理. 在自然图像上测试 ACS 算法以显示该算法的优点. 实验结果表明, 与 PSO 和 CS 相比, ACS 的 Tsallis 熵阈值图像分割算法具有最大适应值, 且 SSIM 值显示的算法值高于 PSO 和 CS. 此外, 该算法的计算时间低于 PSO, CS 和 ICS 算法, 收敛成功率高达 100%, 优于其他 3 种方法, 说明 ACS 方法的可行性与有效性.

参考文献:

- [1] 刘 智. 基于改进自适应图像分割算法的车牌识别技术研究 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2017, 42(5): 28-33.
- [2] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834-848.
- [3] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: a Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481-2495.
- [4] MILLETARI F, NAVAB N, AHMADI S A. V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation [C]//2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV). Stanford: IEEE, 2016.
- [5] 张明军, 俞文静, 吴 婕, 等. 一种 GrabCut 分割边缘的优化方法 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2017, 42(9): 47-52.
- [6] RODRIGUES P S, WACHS-LOPES G A, ERDMANN H R, et al. Improving a Firefly Meta-heuristic for Multilevel Image Segmentation Using Tsallis Entropy [J]. Pattern Analysis and Applications, 2017, 20(1): 1-20.
- [7] YIN S B, QIAN Y M, GONG M L. Unsupervised Hierarchical Image Segmentation through Fuzzy Entropy Maximization [J]. Pattern Recognition, 2017, 68(3): 245-259.
- [8] ZHOU C H, TIAN L W, ZHAO H W, et al. A Method of Two-Dimensional Otsu Image Threshold Segmentation Based on Improved Firefly Algorithm [C]//2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Shenyang: IEEE, 2015.
- [9] ZENG Z, GUAN L, ZHU Y, et al. A Novel Image Segmentation Method Based on An Improved Bacterial Foraging Optimization Algorithm [J]. Journal of information hiding and multimedia signal processing, 2017, 8(2): 348-357.
- [10] BHANDARI A K, SINGH V K, KUMAR A, et al. Cuckoo Search Algorithm and Wind Driven Optimization Based Study of Satellite Image Segmentation for Multilevel Thresholding Using Kapur's Entropy [J]. Expert Systems With Applications, 2014, 41(7): 3538-3560.
- [11] YE Z W, WANG M W, LIU W, et al. Fuzzy Entropy Based Optimal Thresholding Using Bat Algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2015, 31(2): 381-395.
- [12] STOLLENGA M E, BYEON W, LIWICKI M, et al. Parallel Multi-dimensional LSTM with Application to Fast Bio-medical Volumetric Image Segmentation [M]//Advances in Neural Information Processing Systems 19. Boston: The MIT Press, 2007.
- [13] HUSAIN R A, ZAYED A S, AHMED W M, et al. Image Segmentation with Improved Watershed Algorithm Using Radial Bases Function Neural Networks [C]//2015 16th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering (STA). Monastir: IEEE, 2015.

- [14] BHANDARI A K, KUMAR A, SINGH G K. Tsallis Entropy Based Multilevel Thresholding for Colored Satellite Image Segmentation Using Evolutionary Algorithms [J]. Expert Systems With Applications, 2015, 42(22): 8707-8730.
- [15] 杨秋翔, 周海芳, 贾彩琴, 等. 基于改进布谷鸟搜索算法的二维 Tsallis 熵多阈值快速图像分割 [J]. 小型微型计算机系统, 2016, 37(3): 617-621.

Tsallis Entropy Thresholding Image Segmentation Based on Adaptive Cuckoo Search Algorithm

HUANG Yi-ying¹, HUANG He-qing²

1. Department of Information Engineering, Guangxi Economic & Trade Polytechnic, Nanning 530021, China;

2. Teachers College of Vocational and Technical Education, Guangxi Normal University, Guilin Guangxi 541004, China

Abstract: Aiming at the problem of large computational complexity in existing image segmentation algorithms, a Tsallis entropy threshold image segmentation method based on adaptive cuckoo search (ACS) algorithm has been proposed, which could improve the learning process and convergence speed, and reduce the segmentation time. In the method, Tsallis entropy has been used as the fitness function value of ACS to realize the parameterless search process. The knowledge of the current position has been used to step the length adaptively in the search space. Finally, the optimal threshold has been obtained by means of ACS to maximize the Tsallis entropy to obtain the segmentation image. The experimental results show that the proposed method can effectively achieve image segmentation, and the segmentation time is lower than particle swarm optimization algorithm, cuckoo search algorithm and improved cuckoo search algorithm, while SSIM and the convergence success rate is higher than other algorithms.

Key words: Tsallis entropy; adaptive cuckoo search; nonparametric algorithm; optimal threshold; image segmentation

责任编辑 夏 娟