

引用格式: 信成涛, 邹海, 盛超, 等. 新型果蝇优化算法的最佳熵阈值图像分割[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(4): 52-56.
[XIN C T, ZOU H, SHENG C, et al. The optimal entropy threshold image segmentation of the newfruit fly optimization algorithm[J]. Microeletronics & Computer, 2019, 36(4): 52-56.]

新型果蝇优化算法的最佳熵阈值图像分割

信成涛, 邹海, 盛超, 丁国绅

(安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230601)

摘 要: 为了解决传统的最佳熵阈值分割效率不足和稳定性差的问题, 提出了一种新型的果蝇优化算法并对图像分割阈值进行优化. 利用高斯采样对果蝇个体进行更新, 在前期, 由于果蝇分布较分散, 可以增大跳出局部极值的机会. 在寻优后期, 果蝇种群分布较集中, 可以进行更精准的搜寻. 另外, 充分利用往代果蝇迭代结果, 产生学习因子, 对后代果蝇寻优进行指导. 实验证明, 改进的算法在求解效率和求解精度上都取得了较大的进步, 在对图像分割的应用中取得较其他算法更好的效果.

关键词: 果蝇算法; 阈值分割; 高斯采样; 学习因子

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)04-0052-05

The Optimal Entropy Threshold Image Segmentation of the Newfruit fly Optimization Algorithm

XIN Cheng-tao, ZOU Hai, SHENG Chao, DING Guo-shen

(School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: In order to solve the problem of low efficiency and poor stability of traditional optimal entropy threshold segmentation, A novel fruit fly optimization algorithm was proposed and the image segmentation threshold was optimized. Gaussian sampling was used to update individual fruit flies. In the early stage, due to the scattered distribution of fruit flies, the chance of jumping out of the local extreme value could be increased. At the later stage of optimization, the population distribution of fruit flies is relatively concentrated, and more accurate searching can be carried out. In addition, make full use of the iterative results of the previous generation of fruit flies, generate learning factors, and guide the optimization of offspring fruit flies. Experimental results show that the improved algorithm has made great progress in solving efficiency and precision, and achieved better results than other algorithms in the application of image segmentation.

Key words: fruit fly algorithm; threshold segmentation; gaussian sampling; learning factor

1 引言

果蝇优化算法(Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA)是由台湾学者潘文超于 2011 年提出的一种新型的演化式与基于群体智能的寻优算法^[1], 是对果蝇觅食寻优的一种模拟^[2]. 果蝇优化算法所

需参数少, 实现简单. 但由于是新提出的算法, 不免存在一些不足, 比如求解精度不高, 易陷入局部最优等^[3]. 很多学者对该算法进行了研究与改进, 马巧梅, 刘忠宝等为了解决高维函数间维间互扰问题, 在迭代过程中采取逐维扰动的方法并加入了收敛判断因子, 但该算法的有效性需进一步的提高^[4], 一种改

进的果蝇优化算法(MFOA)通过将果蝇群体划分为等数量的种群,并改变其评估函数,提升了寻优结果^[5];果蝇优化算法在多个领域已得到了应用^[6-7],周爱国等利用果蝇算法搜寻 Boltzmann 机结构,检测燃机发电机机端的谐波,不仅提高了滤波效率还优化了网络结构和搜索精度^[8];张健等在基本果蝇优化算法的基础上采用分群策略和动态半径,成功解决了一些多目标优化问题^[9];而关于果蝇优化算法在图像处理上的研究,目前还是很少涉及.本文提出一种新型的果蝇优化算法并成功的对图像分割阈值进行了优化.

2 基本果蝇优化算法

果蝇是一种在嗅觉和视觉上都比较敏感的生物,它能够通过嗅觉搜寻到漂浮在空气中的各种气味,又能通过敏锐的视觉发现食物与同伴聚集的位置,具体过程如下^[10]:

(1)初始化种群规模 $sizepop$,最大迭代次数 $maxgen$.

(2)对种群位置进行初始化,随机赋予果蝇搜寻的方向与距离

$$X(i) = X_{axis} + Rand(domvalue) \quad (1)$$

$$Y(i) = Y_{axis} + Rand(domvalue) \quad (2)$$

(3)计算果蝇个体与原点的距离 $Dist(i)$,味道浓度值 $S(i)$

$$Dist(i) = \sqrt{X(i)^2 + Y(i)^2} \quad (3)$$

$$S(i) = 1/Dist(i) \quad (4)$$

(4)将 $S(i)$ 带入判定函数,求出该果蝇个体的味道浓度 $Smell(i)$

$$Smell(i) = Function(S(i)) \quad (5)$$

(5)找出群体中最优果蝇个体

$$[BestSmellbestindex] = \min(Smell(i)) \quad (6)$$

(6)群体中其他个体向该最优个体飞去

$$X_{axis} = X(bestindex) \quad (7)$$

$$Y_{axis} = Y(bestindex) \quad (8)$$

$$Smellbest = BestSmell \quad (9)$$

(7)迭代寻优

3 新型的果蝇优化算法(NORFOA)

基本果蝇优化算法,果蝇群体在迭代时,都会向最优个体学习.虽然可以加快算法的收敛速度,但丧失了群体的多样性,极易陷入局部最优且求解精度不高.对于基本果蝇优化算法存在的问题,作了以下改进.

3.1 高斯分布随机化果蝇个体位置

每次果蝇个体的新位置通过高斯采样进行更新:

$$\begin{aligned} X_i(g+1) &\sim N(\mu_{xi}, \sigma_{xi}) \\ Y_i(g+1) &\sim N(\mu_{yi}, \sigma_{yi}) \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $\mu_{xi} = (X_i(g) + X_i(best))/2$,

$$\sigma_{xi} = |X_i(g) - X_i(best)|$$

$$\mu_{yi} = (Y_i(g) + Y_i(best))/2,$$

$$\sigma_{yi} = |Y_i(g) - Y_i(best)|$$

式中, $(X_i(g), Y_i(g))$ 为果蝇群体中个体 i 第 g 代的位置; $(X_i(best), Y_i(best))$ 为果蝇群体的历史最优位置.在果蝇迭代早期,由于个体分布较分散,通过高斯采样得到果蝇个体新位置,可以兼顾全局,增强种群的多样性,很大程度上增大算法跳出局部最优的机会.随着迭代的进行,果蝇个体的位置会在最优位置进行震荡,从而可以进行更精细的搜索,提高算法的寻优精度.

3.2 适应性步长学习因子

在更新果蝇个体位置时,不但采用了高斯分布采样,还考虑到往代的迭代,统筹了果蝇群体的历史寻优结果.具体如下:

$$\gamma = \left| \frac{fit(g-1) - fit(g - maxgen/2 + 1)}{fit(g - maxgen/2 + 1)} \right| \quad (11)$$

$$\delta = \omega * e^\gamma + k \quad (12)$$

$$\begin{cases} X(i) = normrnd(\mu_{xi}) + \delta * Rand(domvalue) \\ Y(i) = normrnd(\mu_{yi}) + \delta * Rand(domvalue) \end{cases} \quad (13)$$

式中, $fit(g-1)$ 为上一代最优适应度值; $maxgen$ 为最大迭代次数; ω 为惯性权重; δ 即为适应性学习因子.

4 最佳熵阈值分割

由 Kapur 提出的基于信息论中熵约束的准则的图像分割方法,对图像的分割得到了良好的效果,从而得到了广泛的应用.其依据是根据需要分割的图像的灰度直方图的熵,求出最佳熵阈值.其中

$$\text{目标熵: } H_0(t) = - \sum_{i=0}^t \frac{p_i}{p_t} \ln \frac{p_i}{p_t} \quad (14)$$

$$\text{背景熵: } H_B(t) = - \sum_{i=t+1}^{l-1} \frac{p_i}{1-p_t} \ln \frac{p_i}{1-p_t} \quad (15)$$

$$\text{总熵: } H(t) = H_0(t) + H_B(t) \quad (16)$$

图像总熵达到最大值即得到最佳熵阈值.传统 Kapur 算法要对所有灰度值进行熵计算,然后比较

得到最佳熵阈值. 然而其计算量较大, 而且随着阈值数的增加, 其时间效率呈指数增长. 本文利用改进的果蝇优化算法的快速收敛性和高精度性对最佳熵进行适应性求解.

5 实验

5.1 实验设计

为了验证 NORFOA 的性能, 选用了 6 种适应度评价函数(如表 1 所示), 并选用了其他改进的果蝇优化算法与 NORFOA 进行了实验对比. 对各个算法的寻优平均值, 标准差, 平均迭代数和成功率进行了统计. 优化最佳熵, 选用了 NORFOA, PSO, CSSFOA, LGMS-FOA 等算法做对比实验, 统计了各算法的优化均值和标准差, 并对结果进行分析.

全局参数: $\max gen=1500$, $sizepop=30$, $w=9$, $k=1.5$.

5.2 实验结果与分析

在测试函数 3 维的条件下, 分别用 FOA, NORFOA, CSSFOA, LGMS-FOA 对表 1 给出的测试函数进行迭代求解. 进化曲线如图 1 所示. 通过观察可以发现, 对于每个测试函数 NORFOA 都跳出了局部最优解, 达到了目标解. 这说明在果蝇开始迭代时利用高斯分布成功的增加了种群多样性, 有效提高了算法的收敛正确率. 在收敛速率上, NORFOA 也率先收敛到最优解. 在利用种群适应性学习因子和在果蝇迭代后期用高斯采样进行精细搜索起到了作用, 加快了果蝇优化算法的收敛速度.

表 1 测试函数

测试函数	搜寻范围	寻优目标值	寻优精度
Ackley:	$f(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{x_i^2/n}) - \exp(\sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i/n) + 20 + e$	$[-32, 32]$	0
Exponential:	$f(x) = -\exp(-0.5 \sum_{i=1}^n x_i^2)$	$[-1, 1]$	-1
Griewank:	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	$[-600, 600]$	0
Rastrigin:	$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	$[-5, 12, 5, 12]$	0
Schwefel:	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-10, 10]$	0
Sphere:	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0

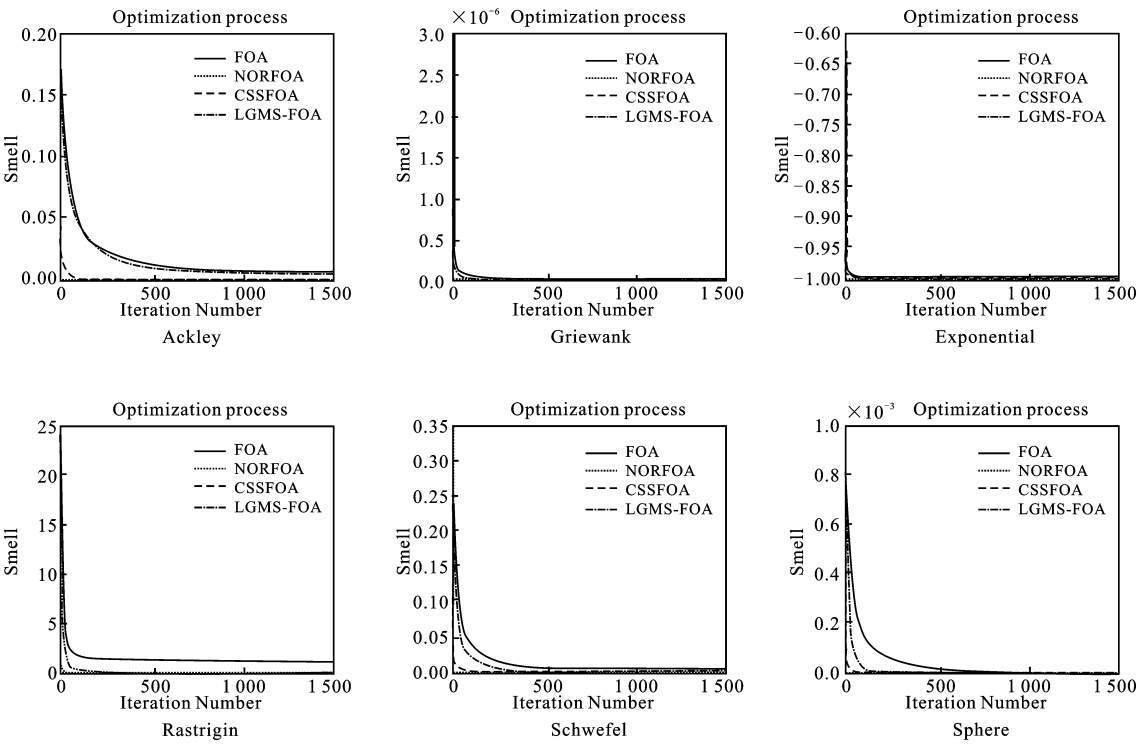


图 1 各测试函数的进化曲线

将 FOA, NORFOA, CSSFOA, LGMS-FOA 对以上测试函数各迭代寻优 30 次,每次迭代 1500 代,统计 30 次迭代结果的平均值和标准差,如表 2 所示.可以看出,基本果蝇算法在对函数 Ackley 和 Rastrigin 的寻优平均值没有达到目标精度,即基本果蝇算法在寻优求解时陷入了局部最优.其他算法都达到了目标精度.而且,除了 Rastrigin 函数外, NORFOA 的平均求解精度都是最高的.这说明 NORFOA 在跳出局部最优时取得了不错的效果,

表 2 各算法寻优均值与标准差

Function		FOA	NORFOA	CSSFOA	LGMS-FOA
Ackley	Mean	0.00342	3.827×10^{-8}	6.126×10^{-8}	2.076×10^{-4}
	Std	0.00258	2.9×10^{-5}	8.357×10^{-5}	7.122×10^{-3}
Exponential	Mean	9.039×10^{-9}	-1.000 0	-1.000 0	6.414×10^{-9}
	Std	1.876×10^{-8}	4.383×10^{-9}	8.295×10^{-9}	3.992×10^{-8}
Griewank	Mean	-0.999 2	-1.000 0	-1.000 0	-0.999 9
	Std	0.000 9	1.248×10^{-10}	3.835×10^{-10}	0.136×10^{-6}
Rastrigin	Mean	0.127×10^{-2}	1.741×10^{-7}	8.462×10^{-8}	1.198×10^{-4}
	Std	0.908×10^{-2}	0.046×10^{-8}	0.215×10^{-9}	0.598×10^{-5}
Schwefel	Mean	0.137×10^{-5}	7.445×10^{-7}	5.031×10^{-6}	7.055×10^{-4}
	Std	0.261×10^{-5}	0.141×10^{-7}	0.271×10^{-7}	0.181×10^{-5}
Sphere	Mean	4.372×10^{-5}	2.649×10^{-7}	6.654×10^{-7}	3.811×10^{-5}
	Std	9.578×10^{-5}	6.053×10^{-6}	7.389×10^{-6}	1.057×10^{-4}

表 3 各算法的平均迭代数和成功率(3 维)

Function	FOA		NORFOA		CSSFOA		LGMS-FOA	
	Mean	Success	Mean	Success	Mean	Success	Mean	Success
	Iteration	rate	Iteration	rate	Iteration	rate	Iteration	rate
Ackley	—	0	112	1	226	1	1456	0.163
Exponential	412	1	106	1	111	1	237	1
Griewank	205	1	92	1	168	1	201	1
Rastrigin	—	0	139	1	128	1	213	1
Schwefel	1344	0.787	107	1	198	1	1123	1
Sphere	1256	0.857	114	1	136	1	229	1

图 2 为单阈值下 NORFOA 和 PSO 的分割结果,可以看出,NORFOA 还是取得了更好的对比效果的.

在阈值数为 2,3,4 时,分别用 NORFOA,PSO, CSSFOA, LGMS-FOA 优化最佳熵,各进行 50 次,并统计适应度值的平均值和标准差,如表 4 所示.从优化结果来看,NORFOA 都取得了最大的最佳熵

并较其他一些算法在求解精度上有了一定的提升.

统计各个算法的平均迭代次数和寻优成功率,如表 3 所示.可以看出,在迭代 1500 次的情况下,基本果蝇算法在求解 Ackley 和 Rastrigin 时均没有达到目标值.其他算法都在规定的迭代次数内达到了目标解.比较 NORFOA 与其他算法的平均迭代次数,可以看到 NORFOA 都率先达到目标解,所用的迭代次数较低.容易得出,NORFOA 在寻优效率上得到了很大的提升.

适应值,这说明,NORFOA 在优化最佳熵阈值能取得比其他算法更好的效果.从标准差来看,NORFOA 较其他算法表现的都较稳定,而且随着阈值数的增大,NORFOA 在稳定性上也要优于其他三种算法.这得益于 NORFOA 在利用高斯分布采样和适应性学习因子兼顾了全局和局部,提高了种群的多样性.

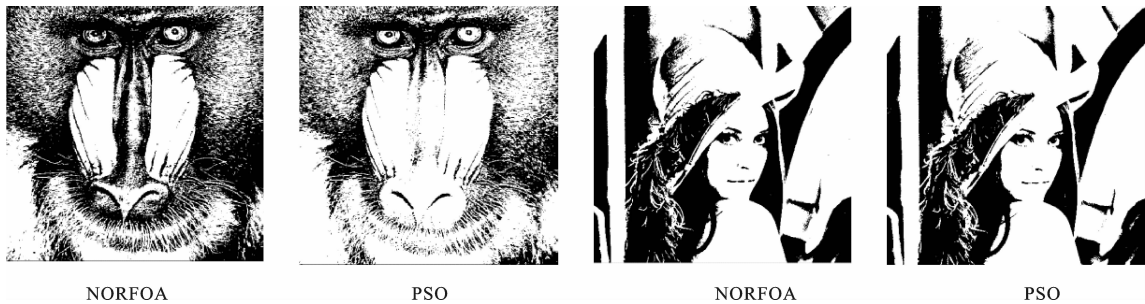


图 2 测试图像分割结果

表 4 各算法的平均最佳熵平均值和标准差(M=1=2,3,4)

Images		NORFOA		PSO		CSSFOA		LGMS-FOA	
		Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
Lenna	2	12.192	6.665×10^{-9}	12.032	3.445×10^{-7}	12.011	2.653×10^{-3}	11.982	8.785×10^{-4}
	3	15.287	3.446×10^{-7}	15.173	2.998×10^{-6}	14.881	3.886×10^{-3}	15.083	1.526×10^{-3}
	4	17.496	2.455×10^{-3}	17.367	3.096×10^{-3}	17.114	4.996×10^{-2}	17.227	7.889×10^{-3}
Baboon	2	12.332	5.626×10^{-10}	12.224	8.332×10^{-6}	12.013	5.475×10^{-4}	12.302	6.232×10^{-4}
	3	15.366	7.336×10^{-9}	15.225	8.311×10^{-7}	13.187	6.173×10^{-3}	14.897	9.865×10^{-4}
	4	18.079	5.473×10^{-3}	18.068	8.231×10^{-3}	17.256	7.645×10^{-2}	17.988	8.783×10^{-2}

6 结束语

实验证明,改进的果蝇算法不仅提高了群体的多样性和寻优精度,对算法效率较其他改进的算法也有一定的提升.利用本文改进算法在最佳熵阈值的优化上,通过与其他算法进行了实验对比,通过实验发现,本文算法在阈值优化的效果和稳定性上都要优于其他算法.不过随着阈值数的增大,算法的稳定性上还是有所下降的,这也是其他算法存在的问题,如何更好的提高稳定性,也是下一步研究的重点.

参考文献:

[1] PAN WENTSAO. Using modified fruit fly optimisation algorithm to perform the function test and case studies [J]. Connection Science, 2013, 25 (2/3): 151-160.

[2] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京:科学出版社,2005:103-116.

[3] 韩俊英,刘成忠. 自适应调整参数的果蝇优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(7): 50-55.

[4] 马巧梅,刘忠宝. 参数修正与收敛策略融合的果蝇优化算法[J]. 计算机工程与应用,2018,54(7),164-169.

[5] CUEVAS E, CIENFUEGOS M, ZALDIVAR D, et al. A swarm optimization algorithm inspired in the behavior of the social spider[J]. Expert Syst Appl, 2013, 40 (16): 6374-6384.

[6] ZHANG Y W, WU J T, GUO X, et al. Optimising web service composition based on differential fruit fly optimisation algorithm[J]. International Journal of Computing Science & Mathematics, 2016, 7(1): 87-101.

[7] XIAO ZHENGAN. Application of improved FOA on audio signal blind separation[J]. Computer Engineering and Application, 2013, 49(16): 205-208.

[8] 周爱国,余汉华,何怡刚. 基于果蝇算法的 Boltzmann 机谐波检测[J]. 微型机与应用, 2012, 31(18): 66-68.

[9] 张健,国星,李炜. 改进果蝇优化算法在多目标搜索的应用[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(2): 131-136.

[10] 潘文超. 果蝇最佳化演算法[M]. 中国台北: 沧海书局, 2011: 10-12.

作者简介:

信成涛 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为人工智能. E-mail: 1345453758@qq.com.

邹海 男, (1969-), 博士, 副教授. 研究方向为智能计算和数据挖掘.