

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2016.06.007

改进的细菌觅食算法在图像分割中的应用

关良华, 曾志高, 鲍海兴, 朱艳辉, 刘 强, 刘三毛, 张灿青

(湖南工业大学 计算机学院, 湖南 株洲 412007)

摘 要: 针对一些仿生算法应用于图像分割时其搜索速度缓慢, 易陷入局部最优等问题, 提出一种改进的细菌觅食算法, 并将其应用到图像分割领域。首先, 把传统细菌觅食算法的趋化算子的固定步长替换为动态步长, 把其迁徙算子的固定迁徙概率替换为动态迁徙概率; 然后, 利用图像的灰度直方图作为特征, 并使用改进的细菌觅食算法进行图像分割。实验结果表明, 使用基于改进细菌觅食算法的图像分割方法, 在准确率和速度方面都优于其他传统仿生算法。

关键词: 细菌觅食算法; 图像分割; 直方图; 特征提取

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2016)06-0034-05

Application of an Improved Bacterial Foraging Algorithm to Image Segmentation

GUAN Lianghua, ZENG Zhigao, BAO Haixing, ZHU Yanhui, LIU Qiang, LIU Sanmao, ZHANG Canqing

(School of Computer, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: In view of the slow search speed and high frequency of local optimum resulting from the application of some bionic algorithms to the image segmentation, an improved bacterial foraging algorithm has been proposed for this specific purpose. Firstly, in the traditional bacterial foraging algorithm, chemotaxis operators' fixed step size is to be replaced with dynamic step size, and migration operators' fixed migration probability is to be replaced with dynamic migration probability. Then, the gray histograms of the images are to be extracted for the image segmentation, followed by an image segmentation by adopting the improved bacterial foraging optimization algorithm. The experimental results show that the accuracy and the speed of the image segmentation based on the improved bacterial foraging optimization algorithm are superior to those that are based on other conventional bionic algorithms.

Keywords: bacterial foraging algorithm; image segmentation; gray histogram; feature extraction

0 引言

图像分割是图像处理、模式识别和人工智能等多个领域中一个重要且困难的问题, 图像分割结果的好坏直接影响计算机视觉中的图像分析、图像分

类、图像识别等^[1-3]的效果。基于仿生算法的图像分割就是图像分割中的一种, 并引起许多研究者的关注, 如基于遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[4]、蚁群算法 (ant colony optimization, ACO)^[5]、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)^[6]、猫群算

收稿日期: 2016-09-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61271140), 湖南省自然科学基金资助项目(61350011), 湖南省教育厅科研基金资助项目(15A049, 15C0402, 15C0395, 13C036), 湖南省科技计划基金资助项目(2015GK3024)

作者简介: 关良华(1979-), 男, 湖南株洲人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为图像处理与模式识别,

E-mail: billgx@yeah.net

通信作者: 曾志高(1973-), 男, 湖南攸县人, 湖南工业大学副教授, 博士, 研究生导师, 主要研究方向为图像处理与模式识别, E-mail: zgzgzg99@163.com

法 (cat swarm optimization, CSO)^[7], 但是这类算法分割图像的速度较慢。文献[8]中利用蚁群算法对图像进行图像分割, 由于蚁群算法早熟和停滞陷入局部最优, 在分割精度上还需进一步改善。文献[9]中使用粒子群算法进行图像分割, 虽然分割速度较快, 但分割的准确度还有待提高。基于细菌觅食算法 (bacterial foraging optimization, BFO)^[10]也是一种仿生算法, 包括趋化行为、繁殖行为和迁徙行为3个主要的行为, 其寻优能力强, 不容易陷入局部极小值, 并具有较强的鲁棒性。但是该算法以固定的步长进行趋化行为和以固定概率进行迁徙行为, 虽然在一定程度上增加种群的多样性, 但是在后期容易流失优秀的个体, 使个体在最优位置周围来回游动, 从而影响寻优速度和质量。针对上述存在的问题, 本文提出了改进的细菌觅食算法 (improved bacterial foraging optimization, IBFO)。它具有更强的寻优能力和鲁棒性, 并且在寻优后期不会流失最优个体。

1 传统细菌觅食算法概述

细菌觅食算法由K. M. Passino于2002年基于Ecoli大肠杆菌在人体肠道内吞噬食物的行为, 提出的一种新型仿生类算法。细菌群体为了搜寻大量的食物, 不断地从环境差的地方向环境好的地方前进。因此细菌觅食算法主要有3种行为: 趋化行为、繁殖行为和迁徙行为。

1) 趋化算子。在这个阶段, 细菌在任意方向进行交替翻滚和前进去搜索食物。因此趋化算子如下所述, 假设 $X_i(j, k, l)$ 代表第 i 个细菌在第 j 次趋化行为, 第 k 次繁殖行为以及第 l 次迁徙行为时所处的位置:

$$X_i(j+1, k, l) = X_i(j, k, l) + rand \times sp \times \phi(i), \quad (1)$$

$$\phi(i) = \frac{X_i(j, k, l) - X_{rand}(j, k, l)}{\|X_i(j, k, l) - X_{rand}(j, k, l)\|}. \quad (2)$$

式(1)~(2)中: $rand$ 为随机数, 取值范围为[0, 1];

sp 为任意方向翻滚的步长;

$X_{rand}(j, k, l)$ 为 $X_i(j, k, l)$ 的领域范围。细菌翻滚和前进搜寻过程可以认为是寻优的过程。

2) 繁殖算子。细菌达到最大趋化行为次数后, 细菌将进行繁殖行为。细菌的繁殖行为遵循自然界“优胜劣汰, 适者生存”的原则。在繁殖行为中, 将所有细菌执行完趋化行为后的适应度值进行降序排列, 适应度低的细菌个体死亡, 适应度高的细菌个体进行繁殖, 产生新的细菌群。传统细菌觅食算法的繁殖比率为50%。也就是说, 适应度值高的细菌群体进行繁殖, 而其它的细菌个体死亡, 保持细菌群体规

模不变。

3) 迁徙算子。采用迁徙算子来提高算法的全局搜索能力, 在此过程中用新的个体来代替原有的个体。不同于繁殖行为, 迁徙行为是按照一定的概率发生的, 当某个细菌满足条件时, 该细菌将会在搜寻范围内任意位置产生新的细菌个体。

2 改进的细菌觅食算法

首先, 传统的细菌觅食算法在进行趋化行为时, 都是采用固定的步长来搜寻, 在接近最优环境时, 可能会因为固定的步长的原因在最优环境周围来回搜寻而浪费时间, 因此趋化行为可以采用动态步长以减少搜寻时间; 其次, 传统的细菌觅食算法在进行迁徙行为时, 以固定迁徙概率来进行细菌群体的消亡和驱散, 会让最优细菌个体消散, 针对此类问题, 迁徙行为可以采用自适应迁徙概率, 以保持高优化的群体。

2.1 趋化算子的改进策略

传统的细菌觅食算法的步长对搜索效率影响比较大, 步长过大对全局搜索比较有利, 但会降低搜索精度; 步长太小会提高局部优化能力, 但搜索效率会降低, 增加寻优的时间。在此, 为了提高细菌觅食算法的性能, 趋化行为采用动态调整步长, 即

$$sp_c(i, j+1) = \begin{cases} sp_{init}(i), & j=0; \\ \omega \cdot sp_c(i, j), & j>0. \end{cases} \quad (3)$$

$$\omega(t) = \frac{1}{0.01e^t + 1}, \quad t \geq 1. \quad (4)$$

式(3)~(4)中: ω 为第 j 次趋化行为的步长缩减系数;

t 为当前细菌的趋化次数;

$sp_c(i, j)$ 为第 i 个细菌第 j 次趋化后的步长;

$sp_{init}(i)$ 为第 i 个细菌趋化行为的初始步长。

2.2 迁徙算子的改进策略

细菌觅食算法的迁徙算子由迁徙概率(P_{ed})来控制细菌个体消亡和位置迁移, 防止算法陷入局部最优, 最终使算法达到全局最优解。然而在传统的细菌觅食算法中迁徙概率是不变值, 对于达到最优解附近的细菌个体执行迁徙算子, 会导致算法丢失适应度高的细菌个体。在此应用自适应迁徙概率(P_{ed}^i), 即

$$P_{ed}^{i,j} = \begin{cases} \ln\left(\frac{F_c^{i,j} - F_c^{\min}}{F_c^{\max} - F_c^{\min}}\right)^{-1} \times P_{ed}, & F_c^{i,j} > (F_c^{\max} + F_c^{\min})/2; \\ P_{ed}, & F_c^{i,j} \leq (F_c^{\max} + F_c^{\min})/2. \end{cases} \quad (5)$$

式中： $P_{ed}^{i,j}$ 是第 i 个细菌的第 j 次迁徙的迁徙概率；
 $F_c^{i,j}$ 是第 i 个细菌的第 j 次迁徙时的适应度值；
 F_c^{\min} 为最小的适应度值；
 F_c^{\max} 为最大的适应度值；
 P_{ed} 为初始的最大的迁徙概率。

3 基于细菌觅食算法的图像分割

使用群体智能算法进行图像分割需要进行特征提取和群体智能算法寻优2个部分。首先，在图像分割之前，将原始图像量化为一组特征描述，构建特征空间，在此课题组采用图像的直方图作为图像量化的特征描述；然后，使用图像的直方图进行图像分割。

3.1 基于细菌觅食算法的图像分割

获得图像的直方图后，可以利用该图像量化的特征描述进行分割，分割就是要找到一个最优分区 C_i ，即最优分区 C_i 的各个分区的总类内离散度之和 F_c 达到最小。

3.2 基于IBFO的图像分割的具体步骤

基于改进的细菌觅食算法的图像分割的具体步骤如下。

步骤1 输入图像和获得直方图。输入图像 $g(x, y)$ 和获得图像 $g(x, y)$ 的直方图 $X=\{X_i, i=1, 2, \dots, L-1\}$ 。设置改进细菌觅食算法的种群规模 $PSize$ 、聚类中心数 $CNum$ 、趋化次数 N_c 、前进次数 N_s 、繁殖次数 N_{re} 、迁徙次数 N_{ed} 、迁徙概率 P_{ed} 、繁殖比例 S_r 等参数。随机初始化细菌群体：每个细菌个体由两部分组成，也就是细菌位置 $d_i=[C_1, C_2, \dots, C_k]$ 和适应度值。

步骤2 计算适应度值。根据等式计算 $h_i=1/F_c$ 每个细菌的适应度值 h_i ，并且记录最优细菌个体。

步骤3 细菌群体执行趋化算子

步骤4 判断趋化行为的次数是否大于 N_c ，如果是，进入步骤5，否则返回到步骤3。

步骤5 计算细菌群体中每个个体的适应度值 h_i ，然后再按降序排列适应度值。

步骤6 细菌群体执行繁殖算子，判断繁殖行为次数是否大于 N_{re} ，如果是，进入步骤7；否则，返回到步骤3。

步骤7 细菌群体执行迁徙算子，判断迁徙行为次数是否大于 N_{ed} ，如果否，返回到步骤3；否则输出图像分割的结果。

4 实验结果及分析

实验环境为：处理器 Intel® Core™2 Duo E7500，

2.93 GHz，内存 2 GB，操作系统 Windows 7，仿真实验软件 Matlab 2012a。本实验采用了 Berkeley 标准图像库中图像。

4.1 参数设置

为了验证改进后算法的有效性，在相同的实验环境下使用蚁群算法、粒子群算法、猫群算法、细菌觅食算法和改进细菌觅食算法对图像进行分割实验。这些算法的参数设置见表1。其中 $PSize$ 为种群规模， $CNum$ 为聚类中心数， $iterNum$ 为迭代次数， sp 为细菌趋化行为的步长， SMP 为记忆池， SRD 为变化域， CDC 为变化数， MR 为分组率； R_1, R_2 为 0~1 之间的随机数， C 为加速系数， w_{\max} 为粒子最大速度， w_{\min} 为粒子最小速度； $C1, C2$ 为学习因子， ρ 为信息素轨迹的衰减系数， q 为转换规则参数。

表1 算法参数设置

Table 1 Parameters of different algorithms

算法	参数				
IBFO	$PSize$	$CNum$	N_c	N_s	N_{re}
	10	3	10	1	1
	N_{ed}	S_r			
BFO	1	0.5			
	$PSize$	$CNum$	N_c	N_s	N_{re}
	10	3	10	1	1
CSO	N_{ed}	P_{ed}	S_r	sp	
	1	0.25	0.5	2	
	$PSize$	$CNum$	$iterNum$	SMP	SRD
PSO	10	3	10	5	0.2
	CDC	MR	$R1$	C	
	1	0.02	[0 1]	2	
ACO	$PSize$	$CNum$	$iterNum$	w_{\max}	w_{\min}
	10	3	10	1	0
	$C1$	$C2$	$R1$	$R2$	
ACO	2	2	[0 1]	[0 1]	
	$PSize$	$CNum$	$iterNum$	ρ	q
	10	3	10	0.1	0.5

4.2 基于IBFO的图像分割结果

实验中的图像是采用图像分割的标准图库中的4幅彩色图像，分别使用蚁群算法、粒子群算法、猫群算法、细菌觅食算法对图像进行图像分割，利用灰度直方图，把图像分割成3类区域。

图1中的第1列是从标准测试图库中选出的原始图像，后面2~6列分别是使用蚁群算法、粒子群算法、猫群算法、传统细菌觅食算法以及改进细菌觅食算法按照表1中设置的参数分割出的结果图。由图1可知蚁群算法分割效果最差；粒子群以及猫群算法分割结果较好，各区域边界分割较清晰，但还是有部分边界断开；改进细菌觅食算法和传统细菌觅食算法相对于蚁群、粒子群以及猫群算法分割区域边界更加清晰，区域边界断开情况减少很多，但是在更

多的细节上,改进细菌觅食算法比传统细菌觅食算法分割效果要好。因此,改进的细菌觅食算法在图

像分割的应用中体现了一定的优越性。



图1 基于不同算法的图像分割结果

Fig. 1 Results of image segmentation based on different algorithms

4.3 改进细菌觅食算法的性能分析

本文采用的图像分割性能分析指标有区域间灰度对比度、类间方差的对比度和时间消耗等指标。

4.3.1 区域间灰度对比度

区域间灰度对比度 (regional gray-level contrast, RGLC)^[11]是评价图像分割质量的指标。一幅原始图像分成若干个区域,区域间的特性应该有较大的差距或者说对比明显,取这个特征量为灰度,定义为

$$RGLC = \sum_{i=1}^m \sum_{j=i+1}^m \frac{|C_i - C_j|}{C_i + C_j}, \quad (6)$$

式中: m 为分类数;

C_i, C_j 分别为第 i 类和第 j 类的平均灰度值。

表2 为不同图像的区域间灰度对比度的数据比较。

表2 不同图像的区域间灰度对比度 (RGLC)

Table 2 Regional gray-level contrast (RGLC) of segmented images based on different algorithms

图像	算法				
	IBFO	BFO	CSO	PSO	ACO
图 1a	0.672	0.659	0.646	0.497	0.305
图 1g	0.859	0.830	0.797	0.660	0.261
图 1m	0.899	0.845	0.746	0.688	0.260
图 1s	0.793	0.777	0.670	0.506	0.271

RGLC 值越大表示区域间灰度对比度越大,也就是图像分割质量越好。由表2可知,使用改进的细菌觅食算法的图像分割质量最好。

4.3.2 类间方差的对比度

类间方差的对比度 (classes square error contrast, SEC)^[11]是评价图像分割质量的另一个指标。计算各区域的类间方差,即

$$SEC = \sum_{i=1}^n \left[\frac{N_i}{S} (U_i - U)^2 \right], \quad (7)$$

$$S = \sum_{i=1}^n N_i \quad (8)$$

式(7)~(8)中: N_i 为第 i 个区域的像素点个数;

U_i 为第 i 个区域的平均灰度值;

U 为所有区域的平均灰度值;

S 为所有区域像素点个数之和;

n 为分类数。

SEC 值越大表示类间方差的对比度越大,也就是图像分割质量越好。表3 为不同图像的类间方差的对比度。由表3可知,使用改进的细菌觅食算法的图像分割质量最好。

表3 不同图像的类型方差的对比度(SEC)

Table 3 Inter-class square error contrast (SEC) of segmented images based on different algorithms

图像	算法				
	IBFO	BFO	CSO	PSO	ACO
图 1a	0.032	0.029	0.022	0.013	0.005
图 1g	0.060	0.054	0.042	0.028	0.004
图 1m	0.038	0.035	0.029	0.027	0.003
图 1s	0.033	0.030	0.023	0.021	0.005

4.3.3 时间耗费

在相同的条件下(例如种群规模、迭代次数),使用上述提及的各种算法对不同图像进行100次图像分割,记录蚁群算法、粒子群算法、猫群算法、传统细菌觅食算法和改进细菌觅食算法的时间耗费,还分析了在不同图像中运行100次的平均时间,具体结果如表4所示。由表4可知,基于改进细菌觅食算法图像分割的时间耗费低于基于传统细菌觅食算法和基于猫群算法的时间耗费,但高于基于粒子群算法和基于蚁群算法的时间耗费。

表4 基于不同算法图像分割实验的平均时间

Table 4 Average time of segmentation experiments based on different algorithms

图像	算 法				
	IBFO	BFO	CSO	PSO	ACO
图 1a	14.471	15.917	16.939	3.409	1.051
图 1g	14.623	15.885	16.870	3.395	1.049
图 1m	14.260	15.702	16.659	3.370	1.062
图 1s	14.604	16.012	17.475	3.465	1.059

5 结语

针对一些仿生优化算法(如蚁群算法,粒子群算法,细菌觅食算法,猫群算法)应用于图像分割时搜索速度慢和易陷入局部最优等问题,本文提出一种基于改进细菌觅食算法的图像分割方法。通过图像分割实验结果可以看出,基于改进细菌觅食算法图像分割速度和准确率优于其他传统仿生优化算法,体现了一定的优越性。虽然改进的细菌觅食算法比传统细菌觅食要快,但是速度上还是远不如粒子群算法,因此,将来课题组将尽力提高改进细菌觅食算法的速度,以便其能应用于高维数据处理领域。

参考文献:

- [1] ZAITOUN N M, AQEL M J. Survey on Image Segmentation Techniques[J]. Procedia Computer Science, 2015, 65(4): 797-806.
- [2] 周 丹,肖满生,刘丽红,等.改进的模糊C-均值算法

在图像分割中的应用[J].湖南工业大学学报,2014,28(5):79-83.

ZHOU Dan, XIAO Mansheng, LIU Lihong, et al. Application of Improved Fuzzy C-Means Algorithm in Image Segmentation[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2014, 28(5): 79-83.

- [3] 许可可,朱文球,邓刘昭芦,等.颜色传递在图像拼接中的应用[J].湖南工业大学学报,2014,28(5):74-78.
- XU Keke, ZHU Wenqiu, DENGLIU Zhaolu, et al. Color Transfer in Image Mosaic[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2014, 28(5): 74-78.
- [4] TANG K, YUAN X, SUN T, et al. An Improved Scheme for Minimum Cross Entropy Threshold Selection Based on Genetic Algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2011, 24(8): 1131-1138.
- [5] YAN J. Remote Sensing Image Segmentation Based on Ant Colony Optimized Fuzzy C-Means Clustering[J]. Journal of Chemical and Pharmaceutical Research, 2014, 6(6): 2675-2679.
- [6] 刘笃晋.基于粒子群算法的图像分割方法研究[J].现代计算机,2013(8):12-15.
- LIU Dujin. Research on Image Segmentation Method Based on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Modern Computer, 2013(8): 12-15.
- [7] ZENG Zhigao, YANG Fanwen, YI Shengqiu, et al. Objects Extraction and Classification Based on an Improved Cat Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Information and Computational Science, 2015, 12(13): 5053-5061.
- [8] MANIEZZO V, GAMBARDELLA L M, LUIGI F D. Ant Colony Optimization[J]. Alphascript Publishing, 2010, 28(3): 1155-1173.
- [9] 章 慧,龚声蓉,严云洋.基于改进粒子群算法图像的闭值分割方法[J].计算机科学,2012,39(9):289-291.
- ZHANG Hui, GONG Shengrong, YAN Yunyang. Image Threshold Segmentation Method Based on Improved Particle Swarm Optimization[J]. Computer Science, 2012, 39(9): 289-291.
- [10] 马 苗,梁建慧,郭 敏.基于细菌觅食算法的SAR图像阈值分割[J].西安电子科技大学学报,2011,38(6):152-158,178.
- MA Miao, LIANG Jianhui, GUO Min. SAR Image Thresholding Segmentation Based on the Bacteria Foraging Algorithm[J]. Journal of Xidian University, 2011, 38(6): 152-158, 178.
- [11] ZHANG H, FRITTS J E, GOLDMAN S A. Image Segmentation Evaluation: A Survey of Unsupervised Methods[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2008, 110(2): 260-280.

(责任编辑:申 剑)