

文章编号: 1672-8785(2015)04-0034-04

基于改进人工蜂群算法的多阈值红外图像分割

徐 洪 唐华明 申 娇 王 飞

(重庆邮电大学信号与信息处理重庆市重点实验室, 重庆 400065)

摘 要: 针对传统的多阈值红外图像分割中多阈值选取存在的效率低、计算重复等问题, 提出了一种基于改进人工蜂群算法的多阈值红外图像快速分割算法。首先, 在阈值选取时引入人工蜂群算法, 实现多阈值的选取。然后, 针对原始人工蜂群算法存在的收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺点, 分别从引领蜂搜索、跟随蜂搜索和侦察蜂搜索 3 个方面进行了改进, 使其更快、更准地收敛于最优解。实验表明, 相比于原始人工蜂群算法, 改进后的算法在精度相同时速度更快, 迭代次数相同时结果更接近最优解。该算法能够在保证精度的前提下高效地对红外图像进行多阈值分割, 是一种可行的红外图像分割方法。

关键词: 红外图像; 人工蜂群算法; 图像分割; 多阈值

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2015.04.007

Multi-threshold Infrared Image Segmentation Based on Improved Artificial Bee Colony Algorithm

XU Hong, TANG Hua-ming, SHEN Jiao, WANG Fei

(Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing,

Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: To address the problems such as low efficiency and repeated calculation in multi-threshold selection for the traditional multi-threshold infrared image segmentation, a fast multi-threshold infrared image segmentation algorithm based on an improved artificial bee colony algorithm is proposed. First, the artificial bee colony algorithm is introduced in threshold selection to implement multi-threshold segmentation. Then, to overcome the shortcomings existed in the original artificial bee colony algorithm, such as low convergence speed and being easy to fall into local optimum, an improvement is made in the search by leaders, followers and scouts. The improved algorithm is faster and can converge to the optimal solution more accurately. The experimental result shows that compared with the original artificial bee colony algorithm, this improved algorithm is faster for the same accuracy and its result is closer to the optimal solution for the same iterative times. It can implement multi-threshold segmentation of infrared images very efficiently while keeping its accuracy. It is a feasible segmentation method of infrared images.

Key words: infrared image; artificial bee colony algorithm; image segmentation; multi-threshold

收稿日期: 2015-01-29

基金项目: 重庆邮电大学文峰创新创业基金项目 (cxjj2014003)

作者简介: 徐洪 (1991-), 男, 重庆人, 硕士, 主要研究图像处理和红外热成像技术。

E-mail: china_cq_xh@163.com

0 引言

红外成像几乎不受光照和环境因素的影响, 具有强大的穿透能力, 并且能全天候工作, 因此已被广泛应用到各个领域。对于多数应用来说, 感兴趣的信息只是图像中的目标, 背景则是冗余信息, 所以通常需要对红外图像进行分割, 将图像中感兴趣的区域和背景区域分开, 以便后续图像的分析、识别和理解等操作。目标的温度通常要比周围环境的温度高, 红外热成像中目标的亮度要高于背景的亮度。因此阈值分割方法是对红外图像进行快速分割的有效方法^[1]。文献[2]提出了一种基于灰度梯度映射函数的最大类间方差(maximum between-cluster variance, OTSU)方法, 该方法克服了传统的基于灰度直方图的Otsu方法不能利用图像局部信息和边界信息的缺点, 取得了较好的效果。文献[3]提出了一种基于分形理论的改进型二维最大熵红外图像分割算法, 由于其分割准确性得到提高, 分割效果更好。

然而, 由于现在环境的复杂和目标的多样化, 传统的单阈值分割已经不能取得很好的效果。多阈值分割可以将图像分为多类目标和背景, 因此得到广泛应用。由于传统的穷举方式实现多阈值分割时存在效率低、准确性差的问题, 近年来, 许多基于群体智能的寻优方法被用于解决多阈值分割问题。常用的有遗传算法、人工免疫算法、粒子群算法、混合蛙跳算法、人工鱼群算法、蚁群算法和人工蜂群算法等。文献[4]对红外图像阈值分割算法进行了研究, 提出了一种基于遗传算法的红外图像阈值方法, 取得了较好的结果。文献[5]将人工蜂群算法、灰度形态学和二维Otsu法相结合, 提出了一种图像分割的新方法, 使分割的准确性和分割速度有所提高。

本文针对原始人工蜂群算法存在的收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺点, 分别从引领蜂搜索、跟随蜂搜索和侦察蜂搜索 3 个方面对其进行改进, 使其能更快、更准地收敛于最优解和得

到最佳分割阈值, 从而提高红外图像分割的效率和准确性。

1 人工蜂群算法原理

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony algorithm, ABC)是由Karaboga在2005年提出的一种模拟工蜂觅食行为的优化算法^[6]。ABC算法将蜂群分为三类: 引领蜂、跟随蜂和侦察蜂。引领蜂和跟随蜂用于蜜源的开采, 侦察蜂在蜜源附近搜索新的潜在的蜜源以避免蜜源的种类过少。下面以红外图像的多阈值分割为例, 详细说明ABC算法的具体操作。将最佳阈值分割问题描述为求解最小值问题, 表示如下:

$$\min f(X), X^L \leq X \leq X^U$$

式中, X^L 和 X^U 分别是候选解 $X = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ 取值的下界和上界; d 是候选解 X 的维数, 在图像处理中表示阈值的个数。

首先, 在变量的取值范围内生成 N_p 个个体作为初始种群, 每一个个体对应可行解空间中的一个候选解。假设算法的最大迭代次数为 $Iter_{max}$, 则第 t 代种群的第 i 个个体可以表示为

$$x_i^t = (x_i^t(1), \dots, x_i^t(d)), i = 1, 2, \dots, N_p$$

(1) 种群初始化

首先, 令进化代数 $t = 0$, 然后根据公式(1)随机生成 N_p 个可行解作为初始的蜂群:

$$X_i^0 = X_i^L + rand(0, 1) \times (X_i^U - X_i^L), i = 1, 2, \dots, N_p \quad (1)$$

式中, X_i^0 表示迭代次数为 0 的蜂群中的第 i 个个体, 并计算每个个体的适应度 $f_i (i = 1, 2, \dots, N_p)$, 适应度值较大的一半作为跟随蜂群, 较小的一半作为引领蜂群。

(2) 引领蜂搜索

对于迭代 t 次后的引领蜂种群中的一个个体 X_i^t , 随机选择个体 $r \in [1, 2, \dots, N_p/2] (i \neq r)$, 按照公式(2)产生新的个体 V :

$$V(j) = x_i^t(j) + (-1 + 2 \times rand()) \times (x_i^t(j) - x_r^t(j))$$

$$j = 1, \dots, d \quad (2)$$

为了保证算法不断地向全局最优解进化,先计算新生成的个体的适应度值,并将其与目标个体 X_i^t 的适应度值进行比较,然后按照公式(3)选择适应度较优的个体进入到下一代引领蜂种群:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} V, f(V) < f(X_i^t) \\ X_i^t, f(V) \geq f(X_i^t) \end{cases} \quad (3)$$

(3) 跟随蜂搜索

跟随蜂根据概率公式(4)在新的引领蜂种群中选择较优的目标 $X_i^{t+1}, i \in [1, 2, \dots, N_p/2]$,从而构成下一代跟随蜂种群:

$$P_i = \frac{f(X_i^{t+1})}{\sum_{i=1}^{N_p/2} f(X_i^{t+1})} \quad (4)$$

(4) 侦察蜂搜索

经过引领蜂搜索和跟随蜂搜索之后形成了与初始种群大小相同的新种群。为了避免种群进化后种群的多样性丧失过多,ABC算法模拟侦察蜂搜索潜在蜜源的生理行为,提出了特有的侦察蜂搜索方式。假设某一个个体连续“limit”代不进化,则将相应的个体转换成侦察蜂,按照公式(1)搜索产生新的个体,并按公式(3)与原个体进行比较,保留适应度较优的个体。文献[7]指出,limit的值设置为 $d \times N_p/2$ 时可取得较好的结果。

通过以上引领蜂搜索、跟随蜂搜索和侦察蜂搜索,可使种群进化到下一代并反复循环,直到算法迭代次数 t 达到预定的次数 $Iter_{max}$ 时算法结束。

2 改进的人工蜂群算法

2.1 引领蜂搜索的改进

在原始ABC算法中,引领蜂个体是通过在引领蜂群体内进行随机交叉搜索来更新个体的。这种方法的方向性不强,并且会放弃跟随蜂种群提供的蜜源信息。受文献[8]中粒子群算法所采用的学习策略的启发,在ABC算法的引领蜂搜索中引入跟踪搜索策略。设本次迭代中的最优个

体为 X_g , 然后让引领蜂个体与 X_g 按照公式(5)进行交叉,产生新的个体:

$$N(j) = x_i^t(j) + (-1 + 2 \times rand()) \times (x_i^t(j) - x_g^t(j)) \quad j = 1, \dots, d \quad (5)$$

式中, $i \in [1, 2, \dots, N_p/2]$ 。

但是,这种方法在迭代后期很容易陷入局部最优解。为了能够跳出局部最优,让引领蜂个体在种群中随机选择一个个体按照公式(6)进行交叉以产生新的个体:

$$R(j) = x_i^t(j) + (-1 + 2 \times rand()) \times (x_i^t(j) - x_r^t(j)) \quad j = 1, \dots, d \quad (6)$$

最后,比较分别使用公式(2)、式(5)和式(6)新产生的3个个体的适应度值,然后选择其中适应度值最大的个体作为下一代的引领蜂:

$$X_i^{t+1} = \max(f(V), f(N), f(R)) \quad (7)$$

2.2 跟随蜂搜索的改进

原始ABC算法的跟随蜂搜索采用的是轮盘赌选择,这种机制最大的特点就是适应度值越高的蜜源越容易吸引跟随蜂,有助于提高算法的收敛性。但是,这有可能会造成适应度值较低的蜜源吸引不到跟随蜂,从而使种群的多样性遭到破坏,大大缩小算法的搜索空间,从而导致算法收敛到局部最优。

受文献[9]的启发,引入亲和度的概念用以控制跟随蜂交叉策略,引领蜂个体 i 与引领蜂个体 j 之间的亲和度定义为

$$a_{ij} = \frac{1}{1 + ED} \quad (8)$$

式中, ED 是 i 和 j 之间的 Euclidean(欧式距离), $a < a_{ij} \leq 1$ 。然后设定一个门限 $Th(0 < Th < 1)$, 当 $a_{ij} < Th$ 时,表示引领蜂个体之间相距很远,此时采用轮盘赌选择策略使种群快速聚拢;当 $a_{ij} \geq Th$ 时,表示引领蜂个体之间相距很近,则跟随蜂随机选择一个引领蜂按照式(2)进行交叉,以在保证种群多样性的情况下还可以在在一定程度上防止陷入局部最优。

2.3 侦察蜂搜索的改进

原始 ABC 算法中的侦察蜂搜索方式是使用式 (1) 进行个体更新的, 这种方式带有很大的盲目性。因此, 考虑到个体可能陷入局部最优, 使用式 (1) 得到更新的个体 N_i^t , 这可以帮助个体跳出局部最优; 另一种可能是个体正在最优解附近搜索, 我们采用式 (1) 仅对个体 X_i^t 的一个维度进行更新, 可以得到 $d(d$ 是解的维数) 个更新的个体 $N_1^t, N_2^t, \dots, N_d^t$, 然后根据式 (9) 确定下一代侦察蜂的搜索位置:

$$X_i^{t+1} = \max(f(N_i^t), f(N_1^t), f(N_2^t), \dots, f(N_d^t)) \quad (9)$$

表 1 测试结果

	最好分割结果 / 出现次数	最坏分割结果 / 出现次数	平均耗时 (s)	平均最大熵
穷举最大熵	(65,100,151)/30	(65,100,151)/30	215.263	6.43648
原始 ABC 算法	(65,101,152)/1	(65,126,191)/1	5.64718	6.39450
改进 ABC 算法	(65,100,151)/4	(65,114,168)/1	6.26146	6.42952



(a) 原始图像



(b) 原始 ABC 算法



(c) 穷举最大熵



(d) 改进 ABC 算法

图 1 最坏情况下的 3 阈值分割结果

从图中可以看出, 原始 ABC 算法能够分割出目标, 但分割得不完全, 还有残留背景。穷举最大熵算法虽能很好地分割出目标和背景, 但耗时太长, 不适合实时处理。本文提出的算法不仅可以快速地分割出目标和背景, 而且得到的平均最大熵优于原始 ABC 算法的平均最大熵, 准确性更高。这 30 次测试得到的最大熵结果如图 2 所示。

从上面的结果可以看出, 改进后的 ABC 算法更容易找到最优解, 并且得到的最大熵值高

3 实验结果与分析

为测试算法的有效性, 首先, 我们使用穷举的方式找出测试图片的最优解, 然后设定 $N_p=10$, $Iter_{max}=500$, $d=3$, 分别使用原始 ABC 算法和改进 ABC 算法连续运行 30 次程序, 得到最终的测试结果 (见表 1)。

图 1 给出了几种算法在最坏情况下的分割结果。

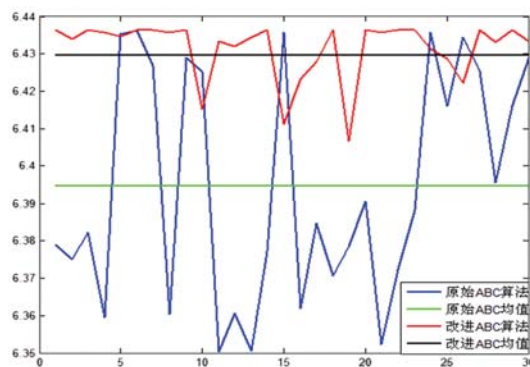


图 2 分割结果的最大熵比较

于原始 ABC 算法的最大熵值。

4 结论

引入了目前非常先进的群体智能算法中的人工蜂群算法, 提出了一种基于改进人工蜂群算法的多阈值快速分割算法。该算法针对原始人工蜂群算法存在的收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺点, 分别从引领蜂搜索、跟随蜂搜索和侦察蜂搜索 3 个方面进行了改进, 使其更快、更准地收敛于最优解。实验结果表明, 本文改进的算法与穷举最大熵算法的结果一致, 而且大大减少了计算量, 能有效地搜索到全局最优多阈值, 其准确性和最大熵值均优于原始的 ABC 算

(下转第 42 页)