

基于改进布谷鸟算法的火焰图像阈值分割算法

张晓琳, 张 冲, 杨 涛

(内蒙古科技大学 信息工程学院, 内蒙古 包头 014010)

摘 要: 提出了改进的布谷鸟算法. 在改进算法中, 首先利用混沌理论进行种群的初始化, 提高了种群的多样性. 然后自适应选择利用莱维随机游走或者改进的蛙跳算法局部搜索方式更新新的解, 提高了算法的局部搜索能力和算法的收敛速度. 与其他算法相比较, 改进算法显示了其强大的优化精度和高速度性, 提高了图像的分割效率.

关键词: 布谷鸟算法; 火焰图像; 阈值分割; 蛙跳算法; 混沌理论

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)01-0066-05

Threshold Segmentation Algorithm of Flame Image Based on Modified Cuckoo Search Algorithm

ZHANG Xiao-lin, ZHANG Chong, YANG Tao

(College of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology,
Baotou 014010, China)

Abstract: To improve the performance of the algorithm, an modified cook search algorithm is proposed. In the modified algorithm, first chaos theory is utilized to enhance the variety of the initial population. Then, Levy random walk or modified's shuffled frog leaping algorithm local search is adaptively chosen to update the new solution, improving the local search ability and convergence rate of the algorithm. Comparison results with other algorithms indicate that the modified algorithm displays strong optimizing accuracy and high speed, improving the segmentation efficiency of the algorithm.

Key words: cook search algorithm; flame image; threshold segmentation; shuffled frog leaping algorithm; chaos theory

1 引言

布谷鸟搜索算法(CS)^[1], 通过模拟布谷鸟的寄生育雏来有效地求解最优问题. 近年来, 很多研究者都成功地将仿生学优化算法应用到图像分割当中. 文献[2]利用 CS 算法高效率的完成了卫星图像的多阈值分割; 文献[3]将改进的遗传算法成功的应用到了图像分割当中, 并且精准、快速地分割了图像.

CS 算法不仅具有简单、参数少、易于实现的优点, 而且还具有优良的搜索路径和强大的全局搜索能力, 但是存在局部搜索能力差, 收敛速度慢的缺

陷. 因此, 许多研究者提出了各种各样的改进算法. 例如: 文献[4]采用逐维更新评价策略, 提高了算法的收敛速度并改善了解的质量; 文献[5]引入自适应机制, 并提出了一种自适应步长和自适应发现概率的 CS 算法; 文献[6]将粒子群算法和 CS 算法串行; 文献[7]混合了遗传算法和 CS 算法; 文献[8]提出了一种基于高斯分布的 CS 算法, 并取得了较好的结果. 以上改进算法都较好地提高了 CS 算法的性能, 但都不是针对火焰图像分割所提出的改进算法. 本文根据火焰图像的特点提出了基于混沌理论和改进的蛙跳算法局部搜索方式的布谷鸟算法的火焰图像分割算法.

2 布谷鸟算法

通过研究布谷鸟随机将蛋产在其他鸟类巢穴里的行为,布谷鸟算法被发明出来.其搜索过程是布谷鸟寻窝产蛋的过程,需要满足以下三个规则.

(1)布谷鸟随机的选择 1 个鸟巢产一个蛋;

(2)在随机选择的鸟巢中,成活率最高的鸟巢将会被保留到下一代;

(3)在寻找鸟巢的过程中,鸟巢的数量是一个常数,而且每一个鸟巢都有一个发现概率(发现蛋是外来蛋的概率).当发现蛋是外来蛋时,鸟巢的主人会另建新巢或者将外来蛋遗弃.

遵循以上三个规则,将每一个蛋作为一个解决方案.最初的解决方案是随机生成的,然后按照莱维随机游走的方式生成下一代的解决方案,如式(1)所示.

$$x_i^{k+1} = x_i^k + \alpha \oplus Le'vy(\lambda) \quad (1)$$

式中, x_i^k 表示第 k 代的第 i 个解决方案, α 是步长因子, $\oplus$ 是点乘积, $Le'vy(\lambda)$ 是随机搜索路径, $Le'vy$ 概率分布如式(2)所示.

$$Le'vy(\lambda) \sim \mu = t^{-\lambda} \quad (2)$$

CS 算法的另一部分搜索通过淘汰概率完成.首先淘汰一部分鸟巢,然后再采用偏好随机游走的方式生成新的鸟巢.如式(3)所示.

$$x_i^{k+1} = x_i^k + \gamma(x_j^k - x_g^k) \quad (3)$$

式中, γ 是缩放因子, x_j^k 和 x_g^k 是第 k 代的两个随机解.按照以上的规则与搜索方式,CS 算法的基本流程如算法 1 所示.

算法 1. CS 算法的基本流程

Begin

初始化种群: n host nests $X_i (i=1, 2, \dots, n)$;

计算适应值: $F_i (i=1, 2, \dots, n)$;

While (不满足停止条件)

采用 Lévy flight 生成新的解 X_i ;

计算新解 X_i 的适应值 F_i ;

选择候选解 X_j ;

If ($F_i > F_j$)

用新的解替代候选解;

End

按发现概率 p_a 丢弃差的解;

用偏好随机游走产生新的解替代丢弃的解;

保留最好的解.

End

End

3 基于混沌理论和改进的蛙跳算法局部搜索方式的布谷鸟算法

布谷鸟算法原本种群初始化的方式和更新鸟巢的方法是导致它局部搜索能力差,后期收敛速度慢的主要原因.因此,本文通过混沌理论改进了 CS 算法的种群初始化方式,根据改进的蛙跳算法局部搜索方式改进了 CS 算法更新鸟巢的方法.

3.1 混沌理论

文献[9]证明了如果一个种群的初始人口具有足够的多样性,那么随机迭代算法的全局优化效率就会得到显著提高.CS 算法原本采用 $\text{rand}()$ 函数进行随机初始化,这种方式不仅会产生重复值,而且还有可能使种群陷入一个局部区域.混沌系统是非线性动力系统在一定的控制范围内产生的,对初始条件具有敏感依赖性的非周期性的行为状态.它具有多样性和多尺度性,能够不重复地遍历整个定义域空间.显然使用混沌系统对种群进行初始化比原来的初始化方式更具优势.帐篷映射(tent map)是一种典型的快速迭代的混沌模型,如式(4)所示.

$$x_{n+1} = \begin{cases} 2x_n & 0 \leq x_n \leq 0.5 \\ 2(1-x_n) & 0.5 < x_n \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

首先利用 tent map 对种群进行初始化,然后利用线性变换公式将混沌变量映射到优化问题的定义域内,如式(5)所示.

$$x_t = x_n(b-a) + a \quad (5)$$

初始化的定义域区间严重影响着算法的效率,合适的定义域区间能够避免算法在不必要的范围内寻找解,大大节省了算法的运行时间.美国 FGS 公司经测定一般的电站炉内火焰温度不会超过 1650°C ,其稳定燃烧温度通常在 $1100 \sim 1500^\circ\text{C}$ 之间.如图 1 所示,反映了炉内正常燃烧时平均燃烧温度随时间的变化关系(这里的温度是指炉内高温区温度);如图 2 所示,反映了平均燃烧温度与图像灰度之间的关系,可以看出当炉内火焰正常燃烧时,火焰图像高温区所对应的灰度值在 120 以上,所以本文将初始化的定义域设置为(20-140).

3.2 蛙跳算法的局部搜索方式

蛙跳(SFL)算法^[10]具有高效的计算性能和强大的局部搜索能力,其搜索过程包括两个环节:全局搜索和局部搜索.全局搜索将蛙群按照适应度降序排列,然后划分成 M 个族群,并对每一个族群进行局部搜索.在局部搜索环节中,SFL 算法利用蛙群中的最优蛙和族群中的最优蛙不断更新族群中的最

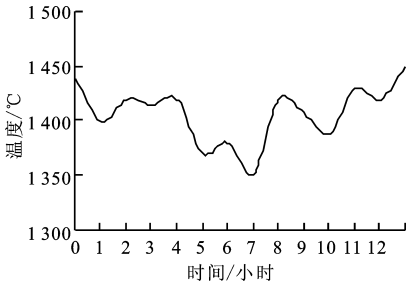


图1 时间—温度关系

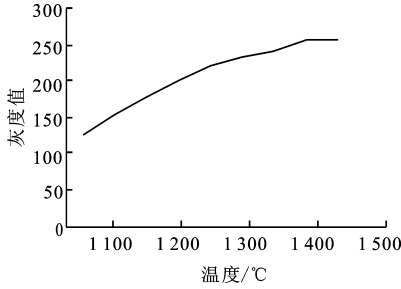


图2 温度—灰度关系

差蛙,使之连续更新 J 次,不断向最优解逼近.其公式如式(6)所示.

$$S = \text{rand} * (p_b^i - p_w^i),$$

$$p_{lw}^i = p_w^i + S \quad -S_{\max} \leq S \leq S_{\max} \quad (6)$$

式中,rand 是一个 $(0,1)$ 的随机数, $S_{\max}$ 是青蛙的最大跳跃步长, p_b^i, p_w^i, p_g^i 分别代表族群中的最优蛙、族群中的最差蛙、蛙群中的最优蛙.若式(6)中没有改进最差蛙,那么就将公式中的 p_b^i 替换成 p_g^i 继续更新最差蛙,若最差蛙还是没有得到改进,那么就随机一个青蛙代替最差蛙,如此连续更新 J 次,结束在当前族群的搜索.

为了能够让蛙跳算法的局部搜索方式更好地改进 CS 算法,增强 CS 算法的局部搜索能力,本文做了如下改动:

(1)将布谷鸟算法中的每一个个体当作一个族群(即每一个个体都变成了族群中的最差蛙);

(2)只利用种群中的最优蛙去更新族群中的最差蛙,假如没有改进最差蛙,那么就随机一个青蛙代替最差蛙,如此连续更新最差蛙 J 次.

3.3 自适应选择

关于如何选择利用 Lévy flight 还是改进的蛙跳算法局部搜索方式进行解的更新.定义如下自适应方法,如算法 2 所示.

算法 2. 自适应更新方法

If($k=0$) //判断迭代次数

采用①Lévy flight 和②蛙跳算法局部搜索方式生成新解 X_{1i} 和 X_{2i} ;

计算①和②的适应值 F_{1i} 和 F_{2i} ;

选择候选解 X_j ;

计算候选解的适应值 F_j ;

count1=0,count2=0; //计数器

For($i=0, j=0; i < n, j < n; i++, j++$)

If ($F_{1i} > F_j$)

count1++; //记录成功的次数

End

If ($F_{2i} > F_j$)

count2++; //记录成功的次数

End

End

For($i=0, j=0; i < n, j < n; i++, j++$) //首次更新

If($F_{1i} \geq F_{2i}$)

If($F_{1i} > F_j$)

$X_j = X_{1i}$;

End

End

Else

If($F_{2i} > F_j$)

$X_j = X_{1i}$;

End

End

End

End

End

If($k > 0$)

If (count1 $\geq$ count2)

选择①的方式生成新的解并更新 count1 的值;

End

Else

选择②的方式生成新的解并更新 count2 的值;

End

End

3.4 改进算法的步骤

Step1:初始化相关参数:种群数量 n ,最大迭代次数 T ,发现概率 pa ,搜索空间 (a,b) ,蛙跳算法局部搜索的次数 J .

Step2:利用 tent map 初始化种群,并将混沌变量映射到搜索空间内.

Step3:选择利用 Lévy flight 或者改进的蛙跳算法局部搜索方式更新新的解.

Step4:每一个解随机生成一个 $r \in (0,1)$,如果 $r > pa$,丢弃该解并随机生成一个新解.

Step5:记录有史以来最好的解.

Step6:判断迭代算法是否达到最大迭代次数,如果达到,输出最好的解用于火焰图像分割,否则跳转到 Step1.

4 实验测试

为了对基于改进布谷鸟算法的火焰图像分割性能进行验证,仿真实验采用的测试环境如下:本文在

windows 7 inte(R) Core i3-2348M CPU ,2. 30 GHz 主频,4 GB 内存的平台上使用 Microsoft VS2010 VC++和 opencv2. 9. 10 的编程环境进行算法实现.

4.1 火焰图像分割结果

实验利用采集的火焰图像进行分割测试,并分别利用穷举搜索法、CS 算法、PSO 算法与改进的 CS 算法进行比较. 从火焰图像分割的结果可以看出本文方法和穷举搜索法都能够准确地分割图像,而其他 2 种方法分割的阈值比较大,导致图中的分割欠佳. 穷举搜索法虽然能够精准地分割图像,但是它所花费的时间太多,如表 1 所示.

表 1 算法的 cpu 运行时间

	穷举搜索法	PSO	CS	改进的 CS
运行时间/ms	4 826	2 520	1 757	1 038

4.2 分割效果分析

本文使用误分率(Misclassification error, ME)作为分割测试标准,ME 值可直接反映图像背景像素被错误划分到前景区域的比值,其计算方法如下:

$$ME = 1 - \frac{\sum (Bo \cap Bt) + \sum (Fo \cap Ft)}{\sum Bo + \sum Fo} \tag{7}$$

式中,Bo 与 Fo 分别表示图像中的背景与目标区域的标准二值掩码(Ground truth),Bt 与 Ft 分别表示分割后图像的背景区域和目标区域, $\cap$ 为相交操作, Σ 用来统计各部分像素点的个数. 由经验可知,图像的分割效果越好,则分割前后相同区域(目标或背景)的交集应越大,由公式可以看出 ME 的值应越小,其分割的效果越佳. 表 2 为算法的误分率.

表 2 算法的误分率

	穷举搜索法	PSO	CS	改进的 CS
ME	0. 001 805	0. 027 374	0. 023 092	0. 001 805

4.3 收敛性能分析

算法的收敛性是衡量算法性能的基本指标. 为了进一步分析和比较算法的性能,设置算法的迭代次数为 100 次,每一个实验独立运行 30 次. CS 算法和改进的 CS 算法的收敛性能如图 3 所示,CS 算法在 15-20 代陷入了局部极值,随后迅速跳出,但是它的收敛速度在后期明显变慢了,严重影响了算法的性能;而改进的 CS 算法从始至中收敛速度都很快,而且并没有陷入局部极值,极大减少了最终收敛的迭代次数.

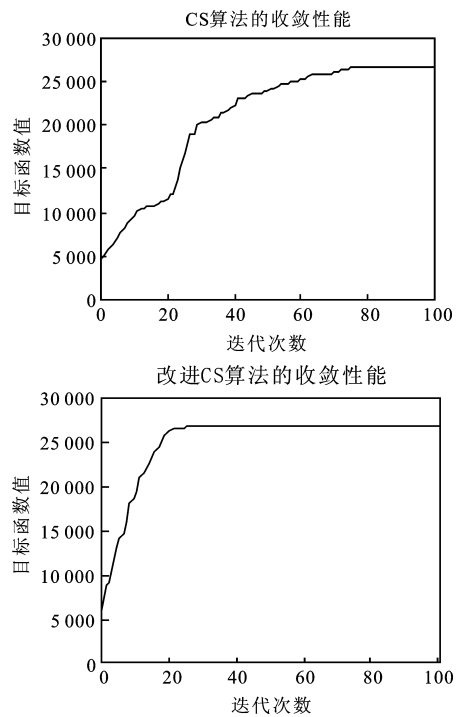


图 3 收敛性能图

5 结束语

本文针对布谷鸟算法在求解火焰图像最佳分割阈值时存在局部搜能力差,后期收敛速度慢的缺陷,提出了基于混沌理论和改进的蛙跳算法局部搜索方式的布谷鸟算法. 首先借助混沌理论对种群进行初始化,使种群保持多样性. 然后为了加强算法的局部搜索能力,提高算法的收敛速度,自适应地选择利用莱维随机游走或者改进的蛙跳算法局部搜索方式更新新的解. 实验结果表明,本文方法克服了布谷鸟算法的缺陷,能够更准确地分割火焰图像,减少分割时间,适应于火焰图像分割.

参考文献:

[1] Yang X S, Deb S. Engineering optimisation by cuckoo search[J]. International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation, 2010, 1 (4): 330-343.

[2] Ashish Kumar Bhandari, Vineet Kumar Singh, Anil Kumar, 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, 44: 3538-3560.

[3] Helon Vicente Hultmann Ayala, Fernando Marins dos Santos b , Viviana Cocco Mariani, et al. Image

thresholding segmentation based on a novel beta differential evolution approach[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42: 2136-2142.

[4] 王李进,伊义龙,钟一文. 逐维改进的布谷鸟搜索算法[J]. 软件学报. 2013, 24(11): 2687-2698.

[5] Valian E, Mohanna S, Tavakoli S. Improved cuckoo search algorithm for global optimization[J]. Journal of Communications and Information Technology, 2011,1 (1);31-44.

[6] Wang F, He X S, Luo L G, Wang Y. Hybrid optimization algorithm of PSO and cuckoo search[C]. // Proc. of the 2nd Int'l Conf. on Artificial Intelligence, Management Science and Electronic Commerce (AIM-SEC). Piscataway: IEEE Inc. ,2011:1172-1175.

[7] Li M, Cao D. Hybrid optimization algorithm of Cuckoo Search and DE[J]. Computer Engineering Application ,2013, 49 (9): 57-60.

[8] Zheng H Q , Zhou Y . A novel cuckoo search optimization algorithm based on Gauss distribution[J]. Computer Information System, 2012(8):4193-4200.

[9] Haupt R L, Haupt S E. Practical genetic algorithms [M]. John Wiley & Sons, 2004: 225.

[10] Eusuff M M, Lansey K E. Optimization of water distribution network design using the shued frog leaping algorithm[J]. J of Water Resources Planningand Management, 2003, 129(3):210-225.

作者简介:

张晓琳 女,(1966-),博士,教授. 研究方向为数据库、图像处理.

张 冲(通讯作者) 男,(1990-),硕士研究生. 研究方向为图像处理. E-mail:283061054@qq. com.

杨 涛 男,(1989-),硕士研究生. 研究方向为图像处理.

(上接第 65 页)

[5] Perkins C, Belding E, Royer B, et al. Ad-Hoc on DemandDistance Vector (AODV) Routing [S]. RFC3561, 2003.

[6] Lee S J, Gerla M. AODV-BR: Backup routing in ad hoc networks[C]//IEEE Wireless Communications and NetworkingConference. Chicago:IEEE,2000.

作者简介:

赵 典 男,(1992-),硕士研究生. 研究方向为无线自组网. E-mail:643502666@qq. com.

慕晓冬 男,(1965-),教授,博士生导师. 研究方向为数据库理论与技术、网络安全.

易昭湘 男,(1980-),博士研究生. 研究方向为通信仿真与可靠性工程.