

基于蜂群算法的图像边缘检测*

肖永豪¹, 余卫宇^{1,2}

(1. 华南理工大学 电信学院, 广州 510640; 2. 苏州大学 江苏省计算机信息处理技术重点实验室, 江苏 苏州 215006)

摘要: 提出了一种基于蜂群算法的图像边缘检测方法。利用蜂群算法的特点, 对图像边界进行快速搜索, 得到一组局部最优点, 然后分别从局部最优点开始进行搜索, 找出图像中各物体的边缘点, 所有蜜蜂找出的边界点的并集就是图像边缘。仿真实验表明该算法是可行和有效的。

关键词: 蜂群算法; 图像阈值; 边缘检测

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2010)07-2748-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.07.098

Bee colony algorithm for image edge detection

XIAO Yong-hao¹, YU Wei-yu^{1,2}

(1. School of Electronic & Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China; 2. Provincial Key Laboratory for Computer Information Processing Technology, Suzhou University, Suzhou Jiangsu 215006, China)

Abstract: This paper proposed an image edge detection based on bee colony algorithm. According to bee colony algorithm, could obtain local optimization point via search image edge. Then found out object edge point from local point. Experimental results demonstrate the superior performance of the proposed approach.

Key words: bee colony algorithm; image threshold; edge detection

0 引言

图像边缘检测是图像处理中前期工作之一。近年来对于边缘检测提出了许多优化算法, 其中仿生算法是研究的热点, 它具有一些不可替代的优势, 如非线性、自组织性、并行性等。粒子群优化算法最早是由 Kennedy 于 1995 年提出的, 是一种基于群智能方法的进化计算技术。粒子群优化算法求解优化问题时, 问题的解相对于搜索空间中一只鸟的位置, 称这些鸟为粒子 (particle), 每个粒子都有自己的位置、速度以及优化函数所决定的适应值。每次迭代的过程不是完全随机的, 如果找到较好解, 将会以此为依据来寻找下一个解。蚁群算法也被引入到图像边缘检测中^[1-3]。除了粒子群算法和蚁群算法, 近两年来研究者对蜂群的社会化行为表现出浓厚的兴趣。Seeley^[4]研究了蜂群的社会行为特征, 由此提出蜂群的自组织模型。Karaboga^[5]在分析蜂群行为规律的基础上, 将蜂群模型用于研究函数的数值优化问题, 系统地提出了 ABC 算法 (artificial bee colony algorithm), 在非限制性数值优化问题上有着比基于启发式算法更加优越的性能。Teodorovic 等人^[6]将蜂群模型应用于组合优化问题, 成功地提出了 BCO (bee colony optimization) 算法。对蜂群算法的应用研究仍集中在函数数值优化问题上, 本文提出基于蜂群算法的图像边缘检测。

1 基本蜂群优化算法模型

自然界蜜蜂的行为表现出自治、分工和自组织等特征。蜂群系统的构成包括以下几个要素: 蜂群、蜜源和蜜蜂个体间的信息交流机制。蜜源的质量主要由几个方面决定, 即蜜源的丰富程度、蜜源离蜂穴的距离及与太阳光的角度。蜂群中工蜂按分工不同可划分为雇主蜂、雇佣蜂和侦察蜂。蜜蜂采蜜是整个蜂群生存的基础, 蜜蜂的基本行为有搜索蜜源、为优质蜜源引导雇佣蜂和放弃劣质蜜源。蜜源的花蜜品质和数量等表现为花蜜源的效益, 寻找效益最高的花蜜源物源就是一个寻找最优解的过程。雇主蜂掌握了效益指标较高的花蜜源, 可以引导雇佣蜂或独自开采蜜源。个体间的信息交流是在蜂巢的舞蹈区通过个体的舞蹈进行信息交流。算法流程如下:

- a) 初始化蜂群, 将所有工蜂 (数量为 S 个) 作为侦察蜂派出去随机搜寻蜜源;
- b) 评估个体蜜蜂 (与之对应花蜜源) 的效益度指标 f ;
- c) while(), 当停止条件未满足时, 选择效益值最高的前 S_n 个蜜蜂作为雇主蜂;
- d) 招募雇佣蜂共 S_e 个, 分别随雇主蜂前往所选择的 S_n 个花蜜源邻近区域搜寻新花蜜源, 并评估效益指标;
- e) 选择每个邻域内效益值最高的蜜蜂;
- f) 将剩余的 S_r 个蜜蜂作为侦察蜂, 派出去随机搜索蜜源, 并评估它们的效益值;

收稿日期: 2009-09-28; 修回日期: 2010-01-27 基金项目: 国家自然科学基金联合项目资助 (# U085001); 苏州大学计算机信息处理技术重点实验室资助项目

作者简介: 余卫宇 (1972-), 男, 广东广州人, 讲师, 博士, 主要研究方向为图像和视频处理、模式识别等 (yuweiyu@scut.edu.cn); 肖永豪 (1971-), 男, 江西赣州人, 博士研究生, 主要研究方向为图像和视频处理。

g)结束。

在初始阶段,所有蜜蜂均没有蜜源的经验值,都作为侦察蜂派出去随机搜索蜜源。当找到蜜源后,侦察蜂转为雇佣蜂返回蜂巢,通过不同的舞蹈讯息进行交流,由此确定各蜜源的效益值,并按大小进行排序。根据效益值不同,侦察蜂被重新分工:效益值排在末段的蜜蜂继续指派为侦察蜂;效益值排在中间段的蜜蜂被指派为雇佣蜂;效益值排在前列的蜜蜂为雇主蜂。雇主蜂在舞蹈区以舞蹈吸引雇佣蜂成为它们的雇员,效益度高的雇主蜂可以招募到更多的雇佣蜂,效益度低的雇主蜂可能一只蜜蜂也招不到。雇主蜂带领引导的蜂群(或独自)前往它前次搜索到的花蜜源邻域继续搜索蜜源;剩余的蜜蜂作为侦查蜂,继续随机搜索花蜜源。返回后,评估蜜蜂效益值,从各组中选出效益值最高的蜜蜂与侦察蜂一道排序,重新选出效益值最高的前 N 个作为雇主蜂。如此循环下去,直至达到结束条件,停止循环。

蜂群算法搜索效益值最优解的过程中,雇主蜂有保持优良花蜜源的作用;雇佣蜂增加优良花蜜源对应的蜜蜂数目,起到提高算法收敛速度的作用;侦查蜂随机搜索新花蜜源,能帮助算法跳出局部最优。蜂群算法循环结束条件通常可以设为循环次数递减至零、前 N 个效益值的花蜜源相同或者前多个花蜜源相同等。

2 基于蜂群算法的图像边缘检测

蜂群算法是搜索最优解的算法,但实际蜂群使用的蜜源不止一个,而是有多个花蜜源(即包含了多个次优解),这样可以避免对单一蜜源过度采集,从而保护了蜜源,实现可持续性采集。本文提出了基于多个蜂群局部最优解的图像边缘检测算法,算法是在基本蜂群算法基础上进行改进的。

2.1 本文提出的算法

本文提出的算法分为两个阶段,第一阶段算法与基本蜂群算法相同,但结束循环的条件不同,最简单的结束条件是设置较小的循环次数,如 100 次(可以用不同次数),也可以将结束条件设为前 N 个效益度值都大于某设定阈值。在这些结束条件下,位居前 N 个效益度的蜜蜂并没有收敛到同一花蜜源,而是花蜜源各不相同,即包含了 N 个局部最优解。这些解对应于散布在图像各边缘上的点。第二阶段是蜂群以第一阶段搜索到的局部最优解为起点,在八邻域内搜索与起点效益度最相近的点,以之作为新的起点,依此循环下去,直至达到结束条件。将所有做过起点的点标志出来,就构成了图像的边缘信息。

算法流程如下:

第一阶段同第 1 章算法流程。

第二阶段:

- a) 初始化,将第一阶段结束时与雇主蜂对应的蜜源转变成参考蜜源;
- b) while(雇主蜂数量 > 0);
- c) 雇主蜂在其参考蜜源的八邻域内搜索新蜜源,搜到与参考花蜜源效益度相似的新蜜源 P 个, $0 \leq P \leq 8$;
- d) 将参考花蜜源转变成标志蜜源;
- e) 将搜索到的新蜜源转变成参考蜜源,雇佣蜂升级为雇主蜂;
- f) if $P \geq 1$,则雇主蜂招募 $P - 1$ 个雇佣蜂,一起分配给 P 个

新参考蜜源;

g) else $P = 0$, 将该雇主蜂降级为雇佣蜂;

h) end while。

2.2 效益度函数

图像中与边缘点信息强相关的函数可用做蜂群算法的效益度函数,函数值越高对应边缘点的可能性越大。假设图像 I 的尺寸为 $M_1 \times M_2$,效益度函数可参考文献[7]中的信息素函数,对其进行简化得到式(1),作为本文的效益度函数。

$$f_{i,j} = |I_{i-2,j-1} - I_{i+2,j+1}| + |I_{i-2,j+1} - I_{i+2,j-1}| + |I_{i-1,j-2} - I_{i+1,j+2}| + |I_{i-1,j-1} - I_{i+1,j+1}| + |I_{i-1,j} - I_{i+1,j}| + |I_{i-1,j+1} - I_{i+1,j-1}| + |I_{i-1,j+2} - I_{i+1,j-2}| + |I_{i,j-1} - I_{i,j+1}| \quad (1)$$

计算 $f(I_{i,j})$ 的邻域如图 1 所示。

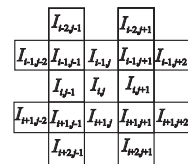


图1 计算 $f(I_{i,j})$ 的邻域

2.3 参数设置

如何设置合适的参数是蜂群算法中的关键问题。蜂群算法的基本参数包括蜂群规模(工蜂总数) S , 较合理的取值为 $400 \leq S \leq 1000$; 雇主蜂数量 S_n , 取值为 $0.3S \leq S_n \leq 0.5S$ 。 S 与 S_n 大小都将导致分割的图像有明显缺失, S 太大对图像分割没有明显的贡献,只会浪费更多时间。雇佣蜂规模 S_e , 取值为 $0.35S \leq S_e \leq 0.65S$; 侦察蜂规模 S_r , 通常取 $0.05S \leq S_r \leq 0.15S$, S_r 大小会增加算法跳出局部的困难,太大则增加搜索计算量。算法第二阶段,搜索与花蜜源效益度相似的新花蜜源时,相似的标准如式(2)所示:

$$|f - f_r| \leq Th_1 \ \& \ |f| \geq Th_0 \quad (2)$$

其中: f 表示新花蜜源的效益度值; f_r 表示参考花蜜源的效益度值; Th_0 和 Th_1 是两个阈值。当 f 满足式(2)时,新花蜜源为相似花蜜源。 Th_0 的参考取值为 $0.5f_{\text{average}} \leq Th_0 \leq 1.5f_{\text{average}}$, Th_1 参考取值为 $1.5f_{\text{average}} \leq Th_1 \leq 3f_{\text{average}}$ 。

3 实验结果

本章对标准测试图像在 P4 2.4 GHz CPU, 512 MB 内存的计算机上评估算法的性能指标,在不同参数下分组进行仿真实验。

实验 1 测试蜂群数量对边缘提取的影响,实验中采用了图像 Rice。实验在蜂群规模 S 取不同值时进行边缘提取,基本参数设置如下:雇主蜂 $S_n = 0.5S$, 雇佣蜂 $S_e = 0.4S$, 侦察蜂 $S_r = 0.1S$; 第一阶段循环次数 $N = 100$, $Th_0 = 260$ 和 $Th_1 = 120$ 。图 2(a) ~ (c) 是原图, $S = 100$ 和 $S = 200$; (d) ~ (f) 分别取 $S = 400$, $S = 600$ 和 $S = 800$ 。从图 2 可以看出,在蜂群规模 S 较小如 100、200 时,提取结果中明显遗漏了部分米粒对象的边缘。 S 取 600、800 时均能提取出所有对象。当图像中对象数目较少或图像较简单时,蜂群数量可以相应地降低。

实验 2 Th_1 取不同值时对边缘提取的影响。基本参数取值同实验 1。实验如图 3 所示, $Th_0 = 310$, 从左到右分别是取 $Th_1 = 0, 60, 110$ 时的边缘提取,取 0 时对应于算法第一阶段蜂群搜索到的局部极值全体,能够看出它们是边缘上的点。随着取值增大,提取的边缘越来越连通,但导致提取的边缘变宽。

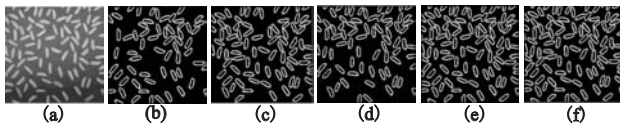


图2 蜂群规模S取不同值时的边缘提取

实验3 Th_0 取不同值对边缘提取的影响,如图4所示, cap 固定 $Th_1 = 70$,从左到右分别取 $Th_0 = 500, 400, 300$ 。

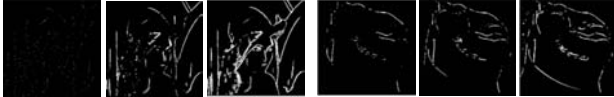


图3 Th_0 取不同值对边缘提取的影响

图4 Th_0 不同时对边缘提取的影响

实验4 本文蜂群算法与文献[7]蚁群算法提取图像边缘的比较。原图像如图5所示,图像大小为 256×256 ,按从左到右顺序依次为 Lena、Cameraman、Airplane。本文算法与文献[7]算法比较如图6所示。基本参数 $S = 600$,其余同实验1; Lena 取 $Th_0 = 230, Th_1 = 110$; Cameraman 取 $Th_0 = 520, Th_1 = 280$; Airplane 取 $Th_0 = 320, Th_1 = 180$ 。

图6(a)~(c)是蚁群算法的边缘检测结果,(d)~(f)是蜂群算法的边缘检测结果。通过实验发现,蚁群算法提取的边缘是间断的,而且计算时间长;用蜂群算法提取的边缘清晰、连续,计算时间很短。

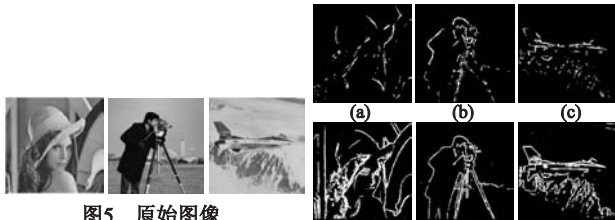


图5 原始图像

图6 文献[7]与本文算法边缘的比较

同时利用蜂群算法在提取图像边缘的同时还能抑制噪声,结果如图7所示。

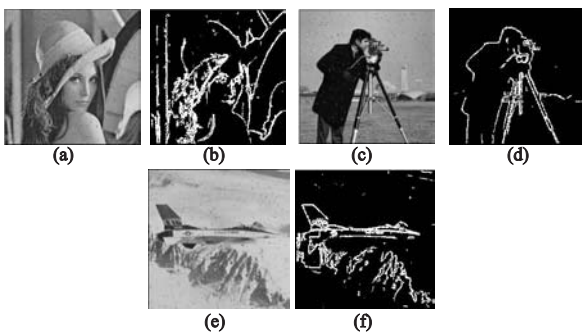


图7 噪声图像提取图像边缘图

文献[7]算法是本文算法平均用时的60多倍。本文算法提取各图像用时变化很大,是因为没有采用全搜索,搜索量受到阈值变化的影响。

表1 本文算法与文献[7]算法时间比较

算法	Lena	Cameraman	Airplane
文献[7]	3 046.72	3 031.78	2 996.52
本文	43.03	7.34	10.06

4 结束语

本文提出了一种基于蜂群算法的图像边缘检测算法。算法首先利用蜂群并行搜索一组局部最优蜜源,然后在局部最优蜜源附近搜索类似的蜜源。由于该算法无须搜索最优解,与蚁群算法相比运算时间大大减少,而且具有很强的稳定性和鲁棒性。仿真实验表明,改进算法有较强的边缘提取能力,且提取的边缘清晰,具有连通性,并且算法还具有抑制孤立噪声点的能力。

参考文献:

- [1] TAO Wen-bing, JIN Hai, LIU Lin-man. Object segmentation using ant colony optimization algorithm and fuzzy entropy [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(7): 788-796.
- [2] HAN Yan-fang, SHI Peng-fei. An improved ant colony algorithm for fuzzy clustering in image segmentation [J]. *Neurocomputing*, 2007, 70(4-6): 665-671.
- [3] WONG Ya-ping, SOH V C-M, BAN K W, et al. Improved Canny edges using ant colony optimization [C]//Proc of the 5th International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008:197-202.
- [4] SEELEY T D. The wisdom of the hive: the social physiology of honey bee colonies [M]. Cambridge, Massachusetts: Harvard University Press, 1996.
- [5] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, TR06 [R]. Kangseri, Turkey: Erciyes Universtiy, 2005.
- [6] TEODOROVIC D, LUCIC P. Bee colony optimization: principles and applications [C]//Proc of the 8th Seminar on Neural Network Applications in Electrical Engineering, 2006.
- [7] TIAN Jing, YU Wei-Yu, XIE Sheng-li. An ant colony optimization algorithm for image edge detection [C]//Proc of IEEE World Congress on Computational Intelligence, 2008.
- [8] KARABOGA D, KARABOGA B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1):687-697.

(上接第 2737 页)

- [9] WANG Guo-dong, SANG Nong, YAN Lu-xin, et al. X-ray angiogram images enhancement by facet-based adaptive anisotropic diffusion [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2009, 33(2):140-147.
- [10] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Trans on Patten Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [11] GAO Gui, ZHAO Ling-jun, ZHANG Jun. A segmentation algorithm for SAR images based on the anisotropic heat diffusion equation [J].

Pattern Recognition, 2008, 41(10):3035-3043.

- [12] 沈照庆, 舒宁, 龚衍, 等. 基于改进模糊 ISODATA 算法的遥感影像非监督聚类研究 [J]. *遥感信息*, 2008(5):28-32.
- [13] 何霖, 滕奇志, 罗代升, 等. 一种改进的 ISODATA 算法及在彩色荧光图像中的应用 [J]. *四川大学学报:自然科学版*, 2007, 44(3): 563-568.
- [14] 杨淑莹. 模式识别与智能计算 [M]. 北京:电子工业出版社, 2008.
- [15] SILVA K S, LIMA G G, FATIMA N S. Medeiros, hierarchical multi-scale image segmentation [C]//Proc of the 8th International Conference on Intelligent Tutoring Systems, 2006:749-753.