

结合 Predator-Prey-AACO 的图像边缘检测算法

惠晓威¹ 常正英¹ 林森¹ 曹益华²

¹辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105

²辽宁工程技术大学电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105

摘要 针对自适应蚁群优化(AACO)算法在图像边缘提取中经常出现效率低、易陷入局部极值等问题,提出一种结合生物 Predator-Prey 行为的自适应蚁群图像边缘检测算法。该算法将 Predator-Prey 行为与 AACO 算法相结合,将蚁群分成 Predator 种群和 Prey 种群,初始阶段利用 AACO 算法进行搜索两种群,一定迭代次数后,两种群进入排斥阶段;通过自动阈值法提取图像边缘。实验结果表明,与 AACO 算法和 Canny 算法相比,在精确度方面,该算法提取的图像边缘明显优于前两种算法提取的边缘;同时保持了 AACO 算法收敛速度快的特点,并克服了其易陷入局部极值等缺点;因此,该算法能够高效准确地检测出图像边缘。

关键词 图像处理;边缘检测;自适应蚁群优化算法;生物捕食-被捕食行为;自适应调整策略

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.051001

Image Edge Extraction Combined with Predator-Prey-AACO Algorithm

Hui Xiaowei¹ Chang Zhengying¹ Lin Sen¹ Cao Yihua²

¹School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University,

Huludao, Liaoning 125105, China

²School of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China

Abstract In view of adaptive ant colony optimization (AACO) algorithm in image edge extraction often appears problems of low efficiency, and easily falling into the local extremum. An adaptive ant colony image edge detection algorithm combined with biological Predator-Prey behavior is proposed. The algorithm is combined with AACO algorithm and Predator-Prey behavior. Ant colony is divided into Predator and Prey species, AACO algorithm is used to search the two species in the initial stage, after a certain number of iterations, the two species enter the exclusion stage. The method of automatic threshold is used to extract image edge. Experimental results show that compared with AACO algorithm and Canny algorithm, in terms of accuracy, image edge extracted by the proposed algorithm is better than the edge extracted by the first two algorithms. Meanwhile, it maintains fast convergence characteristic of AACO algorithm, and overcomes its shortcoming of easily falling into local extremum. So image edge can be effectively detected by it.

Key words image processing; edge detection; adaptive ant colony optimization algorithm; biological predator-prey behavior; adaptive strategy

OCIS codes 100.2960; 110.2970; 110.3000; 120.1880

1 引言

边缘检测是指提取数字图像中有效的边缘信息。其主要目的是检测目标图像中灰度值发生突变的点^[1]。近年来,图像边缘检测技术已广泛应用于图像分析领域,并成为该领域的研究热点^[2]。传统的边缘检测技术是由空域微分算子卷积实现的,常见的有 Canny 算子和 Laplace 算子等;它们被广泛应用的同时也存在一些缺点,如边缘检测不精确、易出现假边缘等问题^[1-3]。为此,很多研究者对图像边缘检测算法提出了新的改进,如将蚁群算法应用到边缘检测中^[4-6],并取得了丰硕的研究成果。

收稿日期: 2014-11-10; 收到修改稿日期: 2014-12-09; 网络出版日期: 2015-04-10

基金项目: 辽宁省教育厅科学研究项目(L2014132)

作者简介: 惠晓威(1958—),男,硕士,教授,主要从事现代通信理论、图像处理与识别、信息处理技术等方面的研究。

E-mail: 759639015@qq.com

*通信联系人。E-mail: 913270191@qq.com

文献[4]将图像像素圆形邻域统计均值和像素梯度值的相对差作为蚁群的信息启发值,来指引蚂蚁寻找图像边缘。该算法具有较好的稳健性,可使边缘细节的保留最大化,但收敛速度慢,易出现停滞现象。文献[5]提出一种通过选取图像灰度梯度阈值并将图像边缘附近作为蚂蚁开始位置的改进算法,使收敛时间得到有效地缩减,但该算法的精确度难以保证,易陷入局部最优解。文献[6]提出了自适应蚁群优化(AACO)算法,在迭代运算中,分别对信息激素强度和挥发因子作取值区间限制和自适应控制策略,加快了收敛速度,但局部搜索能力不足,检测精度不高,迭代一定代数后,易陷入局部极小从而影响检测精度。因此从实际角度出发,为解决边缘检测不够精确、易陷入局部最优解等问题,有必要探索一种高效、高精度、高可靠性的算法。

针对以上问题,本文借鉴 Predator-Prey 行为^[7],提出一种结合 Predator-Prey-AACO 的图像边缘检测算法(IEEPPA)。该算法结合了 AACO 算法的快速收敛能力和 Predator-Prey 行为,在保证能够快速收敛的同时,有效地避免了算法陷入局部最优解,提高了搜索的目的性,从而可以实现高效率的边缘检测。

2 核心理论模型

2.1 AACO 算法

AACO 算法是蚁群算法与自适应调整机制相结合的一种优化改进算法^[8]。该算法采用动态更新策略,实时地对蚁群信息激素的挥发程度进行恰当的调整。在算法初期,为增加蚁群搜索随机性和较大概率搜索到全局最佳值的方向,此时取较小的状态转移概率和较大的信息激素挥发因子^[9]。经一定迭代次数后,蚁群可以得到最优解的大体方向,同时自适应的调整挥发因子,减少搜索的随机性,而得到最优解,原理图如图 1 所示。该算法与传统蚁群算法相比,提高了收敛速度,但并没有克服其易陷入局部极值的缺点。

图 1(a)为初始阶段,路径上没有信息激素,蚂蚁随机选择路径;图 1(b)为时刻 1 时,蚂蚁等概率的选择路径。图 1(c)为几乎所有的蚂蚁都选择了短路径,即 BEC 路径上信息激素浓度发生了明显的变化。

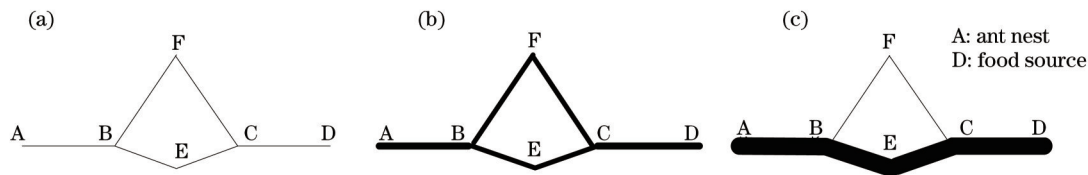


图 1 AACO 算法基本原理图

Fig.1 Basic schematics of AACO algorithm

2.2 Predator-Prey 行为

生物 Predator-Prey 行为是生态系统中的一种普遍行为^[10]。捕食是指某物种捕捉另一物种并消耗其全部或部分身体来维持自己生命现象。前者称为捕食者,后者称为被食者,在长期的捕食过程中,形成了捕食和逃避被捕食策略。

3 IEEPPA 算法

针对 AACO 算法在图像边缘提取中经常出现效率低、易陷入局部极值等问题,采用 Predator-Prey 行为与 AACO 算法相结合的方法,把蚁群分成 Predator 种群和 Prey 种群, Predator 种群数量较多。初始阶段,两种群互不干扰,各自根据 AACO 算法进行搜索;一定迭代次数后(迭代次数即为蚂蚁步数),两种群产生排斥, Prey 种群被 Predator 种群捕食而促使其增强逃生的能力,采用信息激素强度变异的方法使 Prey 种群跳离局部最优,向全局最优解靠近。该方法保持了 AACO 算法收敛速度快的优点,同时克服了其易陷入局部极值、精度较低的缺点,是时间效率和求解精度都比较好的一种新型启发式算法,在图像边缘检测中,能高效准确的检测出图像的边缘。IEEPPA 算法的基本流程如图 2 所示。

3.1 目标图像及蚂蚁初始化参数设置

把目标图像视为一幅二维图,假定节点即为像素点^[11-13]。蚂蚁依据像素点 (u,v) 上的启发信息值和信息激素强度,较大概率的选择信息激素多、启发信息值大的像素点 (i,j) ,同时释放信息激素^[14],如图 3 所示。考虑到边缘梯度值很大,所以将启发信息值设为 (i,j) 处的形态学梯度值,即

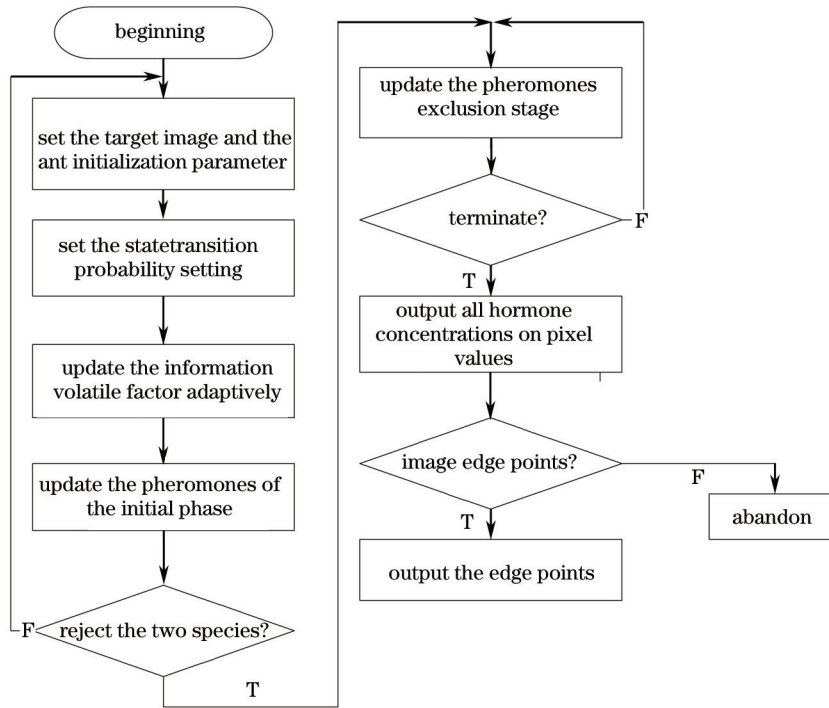


图2 IEEPPA算法基本流程图

Fig.2 Basic flow chart of IEEPPA algorithm

$$\eta_{(i,j)} = G(i,j), \tag{1}$$

式中 $h(i,j)$ 为像素点 (i,j) 处的形态学梯度值, $G(i,j)$ 为像素点 (i,j) 处各启发信息值。

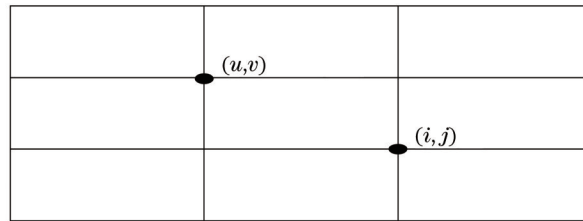


图3 图像边缘确定方法

Fig.3 Determination method of image edge

对蚂蚁进行初始化设置。在图像边缘提取中,蚂蚁的数量、步数和记忆步数与图像的大小和复杂度有关,即图像越大,复杂度越高,所需蚂蚁的数目就越多,步数和记忆步数值也越多,同时耗时也就越长^[14]。为了能够在较短的时间内获得最好的图像边缘检测效果,在不考虑图像复杂度的情况下,一般将蚂蚁的个体数目设为 $K = \sqrt{M \times N}$ (M 、 N 分别为目标图像的长度和宽度)^[14-15],并将 K 只蚂蚁分成 Predator 种群和 Prey 种群, Predator 种群蚂蚁数目 p_r 约为 Prey 种群蚂蚁数目 p_p 的 1.5 倍,这样既能缩短排斥阶段的时间也能获得较好的边缘信息;当步数 $L_s = 3K$,记忆步数 $L_r = K/3$ 时,边缘检测效果较好,同时算法耗时也较少。为了进一步减小蚂蚁的搜索时间,采用文献 [5] 将蚂蚁以放置在图像边缘的方式放置蚂蚁。同时,为了让蚂蚁能成功启动,信息激素的初始值不能为 0,一般设置为趋于 0 的值^[14-15],这里取信息激素的初值为 $\tau_0 = 0.001$ 。初始阶段,两种群不发生排斥,各自按 AACO 算法进行搜索。

3.2 状态转移概率设置

IEEPPA 算法在边缘搜索过程中,两种群蚂蚁以较大的概率选取下一步行进的方向,其由当前位置 $(u1,v1)$ 移动到下一位置 (i,j) 的概率为

$$P_{(u1,v1)(i,j)}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{(i,j)}(t)]^\alpha [\eta_{(i,j)}(t)]^\beta}{\sum_{(u,v)} [\tau_{(u,v)}(t)]^\alpha [\eta_{(u,v)}(t)]^\beta}, & (u,v),(i,j) \in S \\ 0, & \text{others} \end{cases}, \tag{2}$$

式中 S 为全部像素点, k 为蚂蚁的排列顺序号, $p_{(u_1,v_1)(i,j)}^k(t)$ 为第 k 只蚂蚁在 t 时刻由像素点 (u_1,v_1) 到像素点 (i,j) 的转移概率, $\tau_{(u,v)}(t)$ 、 $\tau_{(i,j)}(t)$ 分别为 t 时刻像素点 (u,v) 、 (i,j) 上的信息激素量, $\eta_{(u,v)}(t)$ 、 $\eta_{(i,j)}(t)$ 分别为 t 时刻像素点 (u,v) 、 (i,j) 处的形态学梯度值, α 和 β 为影响因子。当 $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$ 时, 可以获得较好的结果。

3.3 信息挥发因子自适应更新策略

信息挥发因子 ρ 的大小影响路径上信息激素浓度的高低。当 ρ 相对较小时, 各个路径上残留的信息激素就会过多, 导致搜索过的路径再次被选择的概率增大, 从而使全局搜索能力变小; 而 ρ 比较大时, 各路径的信息激素堆积过慢, 从而导致收敛速度变慢。IEEPPA 算法自适应地修改 ρ , 当算法在 n 次循环内没有改进当前最优解时, 进行如下变换:

$$\begin{cases} \rho(t+n) = \varepsilon\rho(t), & \rho(t) \leq \rho_{\max} \\ \rho(t+n) = \rho_{\max}, & \rho(t) > \rho_{\max} \end{cases}, \quad (3)$$

式中 $\rho \in [0, 1]$, 取 $\varepsilon = 0.95$, $\rho_{\min} = 0.1$, $\rho_{\max} = 0.99$ 可有效地防止其值过小或过大对全局搜索能力和收敛速度的影响。

3.4 信息激素更新阶段

1) 初始阶段

IEEPPA 算法中两种群的蚂蚁由点 (u,v) 移动到点 (i,j) 时, 信息激素更新为

$$\tau_{(u,v)(i,j)}(t+1) = (1-\rho)\tau_{(u,v)(i,j)}(t) + \rho\tau_0. \quad (4)$$

当一次搜索结束后, 所有蚂蚁进行全局更新, 具体的全局信息激素更新公式为

$$\tau_{(u,v)(i,j)}(t+1) = (1-\zeta)\tau_{(u,v)(i,j)}(t) + \zeta\Delta\tau_{(u,v)(i,j)}(t), \quad (5)$$

式中 ζ ($0 < \zeta < 1$) 为全局信息激素挥发率, 为保持全局更新的效果, 这里取 $\zeta = 0.001$, $\Delta\tau_{(u,v)(i,j)}(t)$ 表示从像素点 (u,v) 到像素点 (i,j) 的信息素增量。

2) 排斥阶段

一定迭代次数后, Prey 种群被 Predator 种群排斥而分散到更大的空间, 丰富了群体多样性, 利于进一步全局搜索, 采用信息激素强度变异的方法使处于停滞状态的 Prey 种群逃离局部最优的能力得到提升, 此时 Predator 种群按(4)式更新信息激素, Prey 种群信息激素更新公式为

$$\tau_{(u,v)(i,j)}(t+1) = \begin{cases} \tau_{(u,v)(i,j)}(t) - 10\Delta\tau_{(u,v)(i,j)}(t) \\ \tau_{(u,v)(i,j)}(t) + \Delta\tau_{(u,v)(i,j)}(t) \end{cases}. \quad (6)$$

因 Prey 种群的蚂蚁常选择信息激素浓度高的路径逃跑, 当多只蚂蚁选同一路径时, 信息激素增加的幅度过大易使更多蚂蚁集中到该路径, 造成局部最优; 所以当选该路径的蚂蚁达到一定数量时, 其信息激素浓度则减少 $10\Delta\tau_{(u,v)(i,j)}(t)$, 使其趋于各条路径信息激素浓度的平均值, 从而增加 Prey 种群蚂蚁选择其他路径的可能性, 避免了其陷入局部最优解, 让搜索得到的解趋于多样化。一次搜索结束后, 两种群的蚂蚁按(5)式进行全局信息激素更新。

3.5 决策阶段

当所有蚂蚁走完规定的步数时, 满足中止条件, 此时采用自动阈值法, 选取合理的阈值 τ_{\min} , 与各像素点的信息激素浓度比较, 若像素点 (u,v) 到像素点 (i,j) 路径上的信息激素残留 $\tau_{(u,v)(i,j)}$ 满足:

$$\tau_{(u,v)(i,j)} \geq \tau_{\min}, \quad (7)$$

则像素点 (i,j) 被标记为目标图像边缘。

4 实验结果及分析

实验均在配置为 Intel(R) Core(TM) i3 CPU 处理器、2GB 内存的计算机中, 由 Matlab R2010b 完成。为验证 IEEPPA 算法的实际效果, 采用大小为 128×128 的灰度图像作为目标图像, 因此这里选 $K = 128$, 表 1 给出 IEEPPA 算法的参数设置。

表 1 实验参数设置

Table 1 Experimental parameter setting

τ_0	α	β	ρ_{\min}	ρ_{\max}	ζ	p_r	p_y	L_a	L_r
0.001	0.5	0.5	0.1	0.99	0.001	80	48	310	50

4.1 实验测试图分析

为了测试 IEEPPA 算法的有效性,将该算法与 Canny 算法、AACO 算法进行对比。因 Canny 算法是常用的边缘检测算法,AACO 算法是蚁群用于边缘提取的代表性算法,与它们进行比较可反映 IEEPPA 算法的优势和特点,测试结果图 4~6 所示。

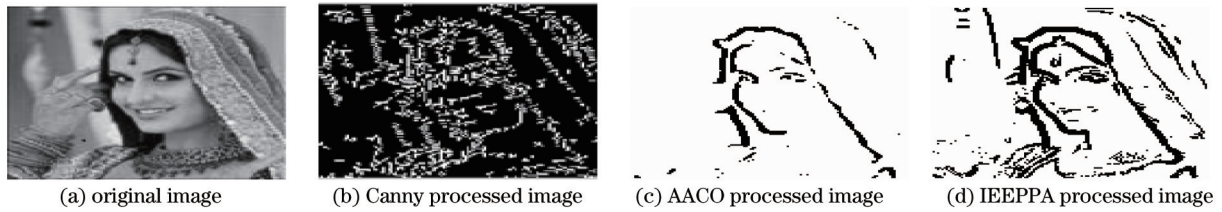


图 4 Katrina 边缘效果对比图

Fig.4 Katrina edge effect comparison chart

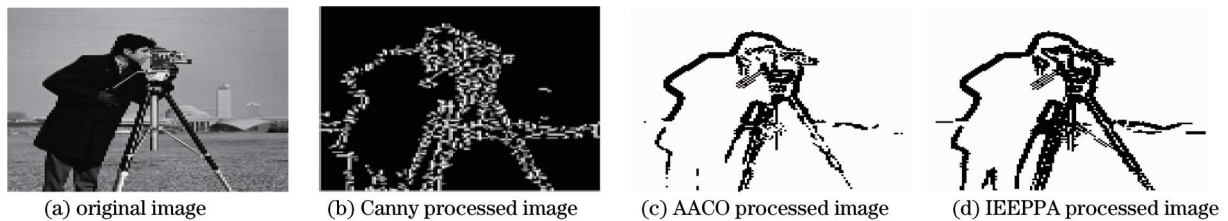


图 5 摄像男边缘效果对比图

Fig.5 Cameraman edge effect comparison chart

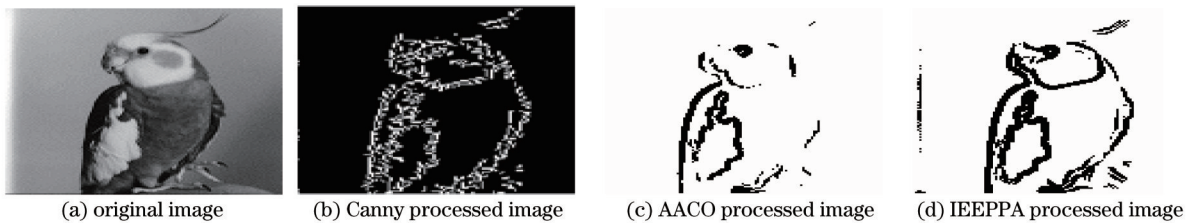


图 6 鸟边缘效果对比图

Fig.6 Bird edge effect comparison chart

由图 4~6 可知,图 4 的纹理信息比较多,当采用 Canny 算法处理图像时,得到的图像纹理信息非常多,影响提取边缘的实际效果,而 AACO 算法获得的边缘效果有所提高,但其边缘的信息太少,细小断点太多,而 IEEPPA 算法在边缘提取的连续性和准确性方面效果较好;图 5 的纹理信息适中,IEEPPA 算法不管是在图像边缘的精确度方面,还是在处理冗余信息方面都要优于 Canny 算法和 AACO 算法,可以获得较为理想的边缘信息。图 6 中 Canny 算法提取出来的图像细节部分有些失真,而 IEEPPA 算法在处理图像边缘细节方面优于 Canny 算法和 AACO 算法,有效的克服了蚁群算法中出现的局部停滞问题,可以获得较为理想的边缘信息。

4.2 边缘点检出及信噪比分析

为进一步分析 IEEPPA 算法的实际效果,表 2 给出了边缘点的检出率 R_r 、误检率 R_w 及信噪比(SNR)^[16]3 个指标的计算结果。采用文献[17]中的彩色图像边缘检测方法,直接对彩色原图进行边缘检测获得用于结果分析的目标图像边缘点,噪声边缘点为检测出的与目标图像中边缘点不同的点。其中:

$$R_r = N_r / S_c, \quad (8)$$

$$R_w = N_w / N_c, \quad (9)$$

$$S_{\text{SNR}} = S_c / N_n, \quad (10)$$

式中 N_r 为检出的正确边缘点数, S_c 为目标图像边缘点数, N_w 为检出的非边缘点数, N_c 为检出的全部像素点数, N_n 为噪声边缘点数。

由表 2 可知,IEEPPA 算法在边缘点检出率和信噪比方面都高于 AACO 算法和 Canny 算法,说明 IEEPPA 算法能够很好地保持目标图像的有效边缘信息,同时,IEEPPA 算法在边缘误检率方面低于 Canny 算法,但略高于 AACO 算法,这是因为 AACO 算法检出的点较少,相对的噪声边缘点数也就较少,所以边缘

误检点相对小。综合这3个指标,IEEPPA算法在保持有效边缘信息方面优于AACO算法和Canny算法。

表2 边缘检测结果分析

Table 2 Analysis results of the edge detection

Detection algorithm	Image ID	R_e /%	R_w /%	SNR
IEEPPA algorithm	Fig.4	20.62	52.74	2.106
	Fig.5	22.47	52.30	2.147
	Fig.6	23.69	50.19	2.315
AACO algorithm	Fig.4	9.75	52.37	1.584
	Fig.5	13.16	51.83	1.723
	Fig.6	12.93	50.03	1.509
Canny algorithm	Fig.4	15.29	80.42	1.082
	Fig.5	16.31	79.63	1.136
	Fig.6	18.26	78.58	1.193

4.3 算法处理时间分析

为了体现IEEPPA算法的优越性,表3给出了采用Canny算法、AACO算法和IEEPPA算法提取图像边缘的处理时间。由表3可知,IEEPPA算法运行时间比蚁群算法运行时间少;由于Canny算法处理方法简单,所以可以在较短的时间内完成边缘提取,但由图4~6可知,其边缘检测效果较差。由此可见,IEEPPA算法是一种时间效率较好的边缘提取算法。

表3 算法处理时间对比

Table 3 Contrast of the algorithm processing times

Image	Canny algorithm /s	AACO algorithm /s	IEEPPA algorithm /s
Fig 4	0.63	5.50	3.84
Fig 5	0.61	5.09	3.59
Fig 6	0.58	4.93	2.96

5 结 论

在图像处理中边缘提取效果直接影响高级图像处理效果,高效准确的边缘提取结果有利于图像进行高级处理。因此,通过Predator-Prey行为与AACO算法相结合,有效地克服了AACO算法在图像边缘检测中易陷入局部极值及精度低的缺点,提高了图像边缘检测的效果。实验仿真结果表明,与AACO算法和Canny算法相比,IEEPPA算法提取的冗余信息更少,而且边缘提取的效果更优,同时处理时间比AACO算法快。因此IEEPPA算法在处理图像边缘提取问题时是一种高效合理的图像边缘提取算法。

参 考 文 献

- 1 D Wang, J Zhang. Infrared image edge detection algorithm based on sobel and ant colony algorithm[J]. International Conference on Multimedia Technology, 2011: 4944-4947.
- 2 Liu Dali, Wang Yun, Qiu Lirong. Differential confocal microscopy for edge contour detection and location[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(10): 1008001.
刘大礼, 王 允, 邱丽荣. 差动共焦显微边缘轮廓检测与定位方法[J]. 中国激光, 2014, 41(10): 1008001.
- 3 Cao Chengzhi, Yang Li. Artificial Intelligence Technology[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010: 257-263.
曹承志, 杨 利. 人工智能技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010: 257-263.
- 4 Zhang Jian, He Kun, Zheng Xiuqing, *et al.*. Image edge detection algorithm based on ant colony optimization[J]. Computer Engineering, 2011, 37(17): 191-193.
张 健, 何 坤, 郑秀清, 等. 基于蚁群优化的图像边缘检测算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(17): 191-193.
- 5 Zhang Jinghu, Bian Zhenxing. Research of image edge detection based on ant colony algorithm[J]. Fire and Command Control, 2010, 35(2): 115-118.
张景虎, 边振兴. 基于蚁群算法的图像边缘检测研究[J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(2): 115-118.
- 6 Song Ruihua, Wang Hongwei, Xue Qiangfei. Image edge detection based on optimization ant colony algorithm, the

- improved algorithm[J]. *Electronic Measurement Techniques*, 2013, 36(8): 56–60.
宋瑞华, 王宏伟, 薛强飞. 基于优化蚁群算法的图像边缘检测改进算法[J]. *电子测量技术*, 2013, 36(8): 56–60.
- 7 Qin Quande, Niu Ben, Li Li. A double-population particle swarm optimization algorithm based on Predator-Prey behavior[J]. *Information and Control*, 2011, 40(6): 733–739.
秦全德, 牛奔, 李丽. 基于 Predator-Prey 行为的双种群粒子群优化算法[J]. *信息与控制*, 2011, 40(6): 733–739.
- 8 R J Mullen, D Monekosso, S Barman, *et al.*. A review of ant algorithms[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(6): 9608–9617.
- 9 A Jevtic, D Andina. Adaptive artificial ant colonies for edge detection in digital images[J]. *IECON 2010–36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, 2010: 2813–2816.
- 10 MoYuanbin, Liu Fuyong, Ma Yanzhui. Artificial glowworm swarm optimization algorithm based on biological Predator-Prey behavior[J]. *Computer and Applied Chemistry*, 2013, 30(6): 671–676.
莫愿斌, 刘付永, 马彦追. 基于 Predator-Prey 行为的萤火虫优化算法[J]. *计算机与应用化学*, 2013, 30(6): 671–676.
- 11 Wang Shili, Wang Xuewei, Li Ke. Research on the registration algorithm based on sensor parameters and region of interest [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(1): 011103.
王世立, 王学伟, 李珂. 基于传感器参数和感兴趣区域的图像配准算法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(1): 011103.
- 12 J Tian, W Yu, S Xie. An ant colony optimization algorithm for image edge detection[J]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2008: 751–756.
- 13 Zhang Lijuan, Yang Jinhua, Jiang Yutong. Research on target image matching algorithm for binocular CCD ranging[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2014, 51(9): 091002.
张丽娟, 杨进华, 姜雨彤. 基于双目 CCD 测距的目标图像匹配算法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2014, 51(9): 091002.
- 14 J Zhang, K He, X Zheng, *et al.*. An ant colony optimization algorithm for image edge detection[J]. *AICI*, 2010: 215–219.
- 15 Han Changcai, Cao Na, Lei Lan. Study on a method for segmentation of atomization field holography in a combustion chamber[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2014, 51(8): 080901.
韩长材, 曹娜, 雷岚. 燃烧室雾化场全息图像分割方法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2014, 51(8): 080901.
- 16 Zhang Chuang, Wang Tingting, Sun Dongjiao, *et al.*. Image edge detection based on the Euclidean distance graph[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(2): 176–183.
张闯, 王婷婷, 孙冬娇, 等. 基于欧氏距离图的图像边缘检测[J]. *中国图象图形学报*, 2013, 18(2): 176–183.
- 17 R Fabrizio, L Annarita. Color edge detection in presence of Gaussian noise using nonlinear prefiltering[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2005, 54(1): 352–358.

栏目编辑: 苏 岑