

文章编号:1004-4213(2010)04-0759-5

# 一种基于蚁群算法的边缘提取算法\*

陈亮, 郭雷

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

**摘要:**提出一种基于梯度定义和蚁群算法的边缘提取算法. 根据梯度在边缘处的直观响应, 提出自适应的边缘特征定义, 并结合蚁群算法的特性, 令蚂蚁遗留不同等级的信息素. 根据搜索权值矩阵得到尽量平滑的边缘, 最终的边缘通过自动阈值进行提取. 实验表明: 该算法的性能在同样的智能算法和经典的边缘检测算子中表现良好, 并对噪音不敏感.

**关键词:**多尺度梯度; 蚁群算法; 边缘提取; 自适应

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

**doi:** 103788/gzxb.20103904.0759

## 0 引言

边缘是图像最基本的特征, 是图像分割、图像理解及图像检索的重要依据, 也是视觉感知的重要线索. 边缘检测是图像处理与分析中最基础的内容之一, 至今没有得到圆满解决. 图像边缘是图像中灰度强度的不连续性产生的, 而这种不连续性是由于目标在场景中表现出来的不同深度、不同反射特性和不同亮度所导致的. 比较成熟的边缘检测方法可分成两大类<sup>[1-2]</sup>: 一类是经典的边缘检测方法, 基于某种固定的局部运算方法, 如: 边缘算子法、模板匹配法、门限化法, 其中 Canny 算子<sup>[3]</sup>较为成功, 被广泛使用; 另一类则是以能量最小化为准则的全局检测方法, 运用严格的数学方法对问题进行分析, 给出一维值函数作为最优检测的依据, 从全局最优的观点提取边缘, 如: 数学形态法、小波变换法、神经网络法、模糊检测法<sup>[4]</sup>.

蚁群算法 (Ant Colony System) 作为一种新的模拟进化算法具有十分广阔的应用前景, 它由 Marco Dorigo 在其博士论文中引入, 灵感源于蚂蚁在寻找食物过程中发现路径的行为. 尽管蚁群算法出现的时间较晚, 实际应用也较少, 但是它与禁忌搜索、模拟退火和遗传算法等算法相比具备更强的鲁棒性, 已经比较理想地应用到 TSP、QAP、Job-shop 调度等组合优化问题. 同时, 文献[5-9]将 ACS 应用到图像处理中, 文献[5]将图像转化为二维图结构, 蚂蚁根据图关系进行特征提取. 提取过程时, 可以基于自身方向<sup>[6]</sup>, 也可以基于惯性<sup>[7]</sup>. 文献[5-7]中相

邻像素之间的明显差别作为蚂蚁的食物, 搜索边缘特征, 而文献[8-9]搜索微小的差别, 实现整个目标的提取. 本文总结图像中灰度的梯度变化, 使用多尺度梯度增大了梯度在弱边缘处的响应, 基于蚁群算法的机制提出新的边缘检测算法.

## 1 边缘的梯度响应

由于边缘是图像灰度发生突变的区域的交界处, 这种图像灰度的突度将在一阶导数中产生一个峰值, 或者两侧正负符号正好相反, 通常的边缘提取方法都是基于梯度展开的<sup>[3,10-12]</sup>.

设图像表示为  $f(x, y)$ , 则理想中的梯度定义

$$G(x, y) = [G_x \quad G_y] = \left[ \frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad (1)$$

而在实际中, 计算机处理的图像是离散的, 为了更好地计算出图像的导数来表示梯度, 式(1)近似为

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial f}{\partial x} = \frac{[f(x+1) - f(x)] + [f(x) - f(x-1)]}{2} = \frac{f(x+1) - f(x-1)}{2} \\ \frac{\partial f}{\partial y} = \frac{[f(y+1) - f(y)] + [f(y) - f(y-1)]}{2} = \frac{f(y+1) - f(y-1)}{2} \end{array} \right. \quad (2)$$

图 1 中左侧为人工图像, 右侧为对应的梯度图. 由图可知, 梯度值在边缘两侧有着极大的响应. 现象总结: 第一, 在边缘两侧会有较大的梯度响应, 方向相同或相异; 第二, 响应是对称的. 由于自然图像中像素之间变化的连续性, 一般很少出现阶跃变化, 都是递变的, 因此第一种类型形成边缘出现的情形最多 (即图 1 中最上方的例子). 图像的边缘特征位于梯度值峰值上, 而峰值具有很强的局部性, 参照文献

\* 国家自然科学基金(60675015)资助

Tel: 029-88492544

Email: lionbright@gmail.com

收稿日期: 2008-07-07

修回日期: 2008-10-09

[3], 边缘特征定义为

$$F(\text{pos}) = \begin{cases} \text{True} & \text{NMS}(|G_{\text{pos}}|) \\ \text{False} & \text{others} \end{cases} \quad (3)$$

式中函数  $F(\cdot)$  表明对当前位置是否为特征进行判断, NMS 是非最大抑制<sup>[3]</sup>, pos 为像素的位置. 边缘特征的如此定义来源于局部的梯度响应, 因此具有自适应性.

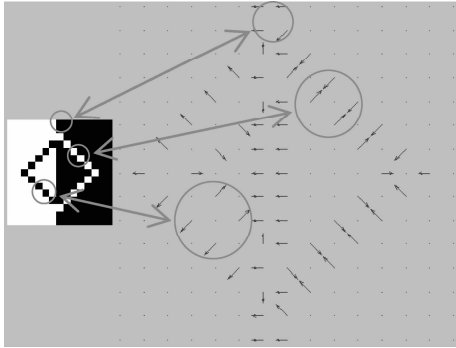


图1 阶跃边缘的梯度响应  
Fig. 1 Gradient response of the jumping edge

## 2 针对平缓变化的梯度的策略

公式(3)给出的边缘特征定义是在理论的层次上, 而在实际中, 存在很多变化平缓的区域形成的边缘. 为了扩大特征定义的适用性, 利用多尺度分析的思想<sup>[13]</sup>, 扩大计算梯度时的范围, 这样扩大范围之后形成的梯度响应将能够考虑到距离更远的像素差别, 增大平缓区域形成边缘的响应, 满足边缘特征定义的广泛适用性要求. 那么, 公式(1)改为

$$G_d(x, y) = \left[ \frac{f(x+d) - f(x-d)}{2} \quad \frac{f(y+d) - f(y-d)}{2} \right] \quad (4)$$

式中  $d$  是采样尺度, 图 2 给出了  $d=1, 2, 3$  所形成的梯度计算空间范围.

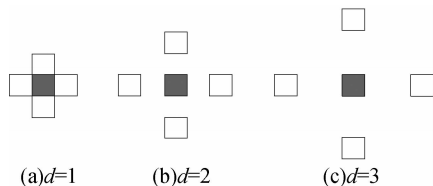


图2 不同采样尺度的梯度计算空间  
Fig. 2 The different space for gradient generation with the scale

基于本文的描述, 在此给出一个多尺度下的梯度的定义——多尺度梯度值 (Multi-Scale Gradient, MSG), 本文算法中, 蚁群的搜索目标也是基于(5)的定义. 其计算过程为

$$\text{MSG}(x, y) = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \frac{|G_d(x, y)|}{\sqrt{d}} \quad (5)$$

式中  $D$  为采样尺度的最大值,  $\sqrt{d}$  的含义是令 MSG 具有扩散效果. 随着  $d$  变大, 让  $G_d$  的影响变小. 因

为距离边缘两侧越远, 则形成越大的梯度, 参量  $\sqrt{d}$  的添加使响应叠加逐渐变小, 因此在真正边缘位置处响应形成峰值, 如图 3, 给出一维信号的 MSG 响应, 其中横轴为信号的自变量, 纵轴为信号的强度, 以及在此基础上的相应 MSG 响应值.

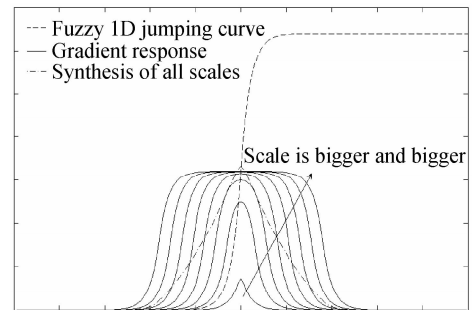


图3 边缘处的 MSG 响应  
Fig. 3 The MSG response on the edge

## 3 蚁群算法

### 3.1 基本蚁群思想

蚂蚁所在的环境中, 有未知空间、其它蚂蚁、还有信息素, 每个蚂蚁都仅仅能感知它范围内的环境信息; 环境以一定的速率让信息素消失; 觅食规则是: 每只蚂蚁在能感知的范围内寻找是否有食物, 有则直接过去, 否则感知范围内哪一点的信息素最多, 跟随信息素行进, 即信息素和食物引导蚂蚁前进的方向. 蚁群算法是一种自我信息正反馈算法, 根据直观的特征表现进行简单搜索, 之后相互的信息反馈, 得到信息的增强, 从而获得最终问题解决方法.

### 3.2 本文采用的蚁群算法的思想

在本文的蚁群算法中, 首先初始化分布放置蚂蚁, 然后每只蚂蚁根据食物和信息素的情况, 进行有向优先增强地搜索, 并移向食物.

1) 初始化分布的原则: 在基于式(3)的特征判断之前添加一个条件—— $\text{MSG} > Th$ , 在符合该条件的位置以间隔 spacing 等距地放置蚂蚁. 阈值  $Th$  为人为设定, 用来去除一些被人眼忽略的边缘响应, 减少算法的搜索范围. 为确保所有边缘特征能够都被捕获到, 本文认为当  $x$  轴或  $y$  轴方向上的梯度之中, 存在任意大于 8 的值时, 认为特征比较明显, 布置蚂蚁进行搜索, 因此  $Th$  设置为 8.

2) 有向优先增强: 通过方向权值矩阵实现. 因为边缘一般具有连续性, 大部分平滑且没有特别大的曲率, 令蚂蚁的搜索有很强的方向性将能保证这种情况并能加速搜索, 即设定搜索有向优先增强方向, 如图 4 给出竖直向上方向形成的权值矩阵 (其它方向权值矩阵是该矩阵的旋转). 在算法在运行过程中, 若当前位置还没有其它蚂蚁经过时, 此时的搜索

为纯粹的特征搜索,因此采用弱有向优先矩阵,如图 4 (a),这是对周围环境进行公平地极大值搜索.当有其它蚂蚁路过时,此时主要的根据是信息反馈,采用强有向优先矩阵,使下一步尽量走直线(图 4 (b)).采用强弱有向优先来区别对待是否有蚂蚁通过,以划分是否为单纯的搜索和信息反馈.

1	0	1
1	*	1
1	1	1

(a)The weak one

1/4	0	1/4
1/2	*	1/2
3/4	1	3/4

(b)The strong one

图 4 搜索有向优先增强矩阵

Fig. 4 Prior direction enhancing mask

(The direction is just from top to down)

3) 蚁群的移动原则: 每只蚂蚁从位置  $i$  转移到位置  $j$  是由概率决定的, 其概率形式化描述为

$$p_{ij} = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{j \in NE_i} [\tau_{ij}]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta} \quad (6)$$

式中,  $\tau_{ij}$  为路径上的信息素,  $\eta_{ij}$  为启发引导函数,  $\alpha$ 、 $\beta$  分别为蚂蚁搜索过程中所积累的信息以及启发式引导函数对路径选择的影响因子,  $NE$  表示周围邻域.

4) 启发引导函数:  $\eta_{ij}$  来自于  $F(\text{pos})$  的判断—— $F(\text{pos})|_{\text{MSG}}$ , 即搜寻最大的 MSG, 在此将其表达为邻域内的归一化的 MSG 值

$$\eta_{ij} = \frac{\text{MSG}_j}{\max_{j \in NE_i} (\text{MSG}_j)}, \text{NE}_i \text{ 为位置 } i \text{ 的邻域} \quad (7)$$

5) 信息素的遗留和蒸发: 蚂蚁在所走过的路径上留下信息素, 信息素本身还存在蒸发, 以去除蚂蚁经过少的地方, 信息素更新方程为

$$\tau_{ij}^{k+1} = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}^k + \rho \cdot \Delta\tau_{ij}^k \quad (8)$$

$\rho$  为信息素随时间的挥发程度,  $\rho \in [0, 1]$ .

通过  $\rho$  也能表现出新信息素的影响能力,  $\rho$  越小, 说明蚂蚁的选择更依赖以前的信息; 反之,  $\rho$  越大, 则越依赖最新获得的信息. 对于最新获得的信息素, 本文的计算过程为

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} 1.2 & \text{有蚂蚁经过} \\ 0.8 & \text{无蚂蚁经过} \end{cases} \quad (9)$$

若当前位置没有被其它蚂蚁路过, 表明此时蚂蚁的任务是探测食物的位置, 而当有其它蚂蚁路过时, 信息素增加到原有信息素的 1.5 倍, 根据信息反馈增强对其它蚂蚁的响应.

6) 确认最终有效食物信息素: 在寻找食物过程中, 蚂蚁在搜寻路径上留下信息素, 而在确认为食物的位置, 遗留的食物信息素引导其它蚂蚁对此路径进行不断的食物信息增强, 但搜寻食物的路径上的信息素得不到这样的增强. 而最差的情况是, 食物存

在于等间隔方块的正中间位置, 则蚂蚁的搜寻路径长度最大为  $\text{spacing}/2$ , 后面的特征搜索将会是特征信息的反馈过程, 因此, 设定蚂蚁最终确认食物的条件为  $\tau_{ij} > \rho^{\text{spacing} * (T-0.5)}$ , 其中  $T$  与预设的迭代次数有关(见 3.3), 这也可以看出迭代次数与  $\text{spacing}$  有关,  $T$  的设置不需要太大.

### 3.3 算法框架

基于上述对边缘特征和蚁群算法的描述, 算法具体流程步骤为: 1) 计算蚂蚁的生存环境空间, 即图像的 MSG 映射图, 并平滑 MSG 映射图, 使得边缘位置的响应不受干扰. 2) 初始化蚂蚁的位置, 在符合 3.2 节 1 的位置上, 以  $\text{spacing}$  等间隔放置蚂蚁, 同时根据相邻间的 MSG 大小确定各个蚂蚁初始的运动方向. 3) 初始化参量  $\alpha, \beta, \rho, T$ , 初始信息素设置为 1. 4) 蚂蚁根据环境进行相应的行为活动, 其中包括: 根据公式(6)和 3.2 节 2) 中的有向优先矩阵进行食物搜索, 然后根据(9)遗留信息素, 根据(8)蒸发信息素. 5) 判断所有蚂蚁是否完成迭代过程, 是则到步骤 6), 否则继续步骤 4). 运行步数设为  $\text{spacing}$  的  $T$  倍, 若有边缘存在, 等间隔的放置使得蚂蚁经过  $\text{spacing}$  长度的直线搜索一定能够找到它. 6) 根据 3.2 节 6) 输出结果边缘图像.

## 4 实验

采用灰度图像进行实验, 以说明所提出算法的功能, 并在图像加上噪音来说明算法的适应性. 文献[5]直接基于像素间的差分, 类似于一阶 MSG, 而文献[6]仅仅基于信息素, 没有启发函数, 但信息素的遗留与灰度值有关, 这可以理解为一种变向的启发函数. 本文通过与文献[5-6]以及最经典的 Canny 算子进行对比, 来说明本方法的有效性. 图 5 针对清晰图像, 图 6 针对添加  $\sigma=0.01$  的高斯噪音后的图像.

实验结果对比表明, 在清晰图像中, 文献[5]有间断和错误边缘, 文献[6]的结果没有细化, 但是能够表明蚂蚁能汇聚到边缘处, 结果繁杂, 本方法与 Canny 接近, 能够较好地提取出符合人眼分辨的边缘. 效果还不能超过 Canny 算子, 某些细节边缘没有 Canny 算子丰富, 主要集中在边缘极其微小的区域, 如 Lena 的眼睛. 但在 Canny 算子中, 由于采用局部非最大抑制, 使得结果边缘偏离真正的边缘, 本方法并没有. 在智能算法中, 无论是边缘提取的有效性, 还是可用性, 本方法是最佳的, 结果能够直接应用到高级图像处理中.

在噪音图像中, 文献[5]出现更多的混淆结果, 文献[6]的抗干扰性较强, 但边缘更粗, Canny 算子受噪音影响严重, 而本方法则表现稳定, 效果良好,

尽管有一些微小边缘丢失或者因干扰而出现偏离,但总体而言,对噪声不敏感. 噪声图像中的效果表明,与清晰图像的效果相比,本方法结果差异不大,

抗干扰性强,提取的结果边缘有效,可以被高级图像处理直接应用,具有更广的实用性和适应性.

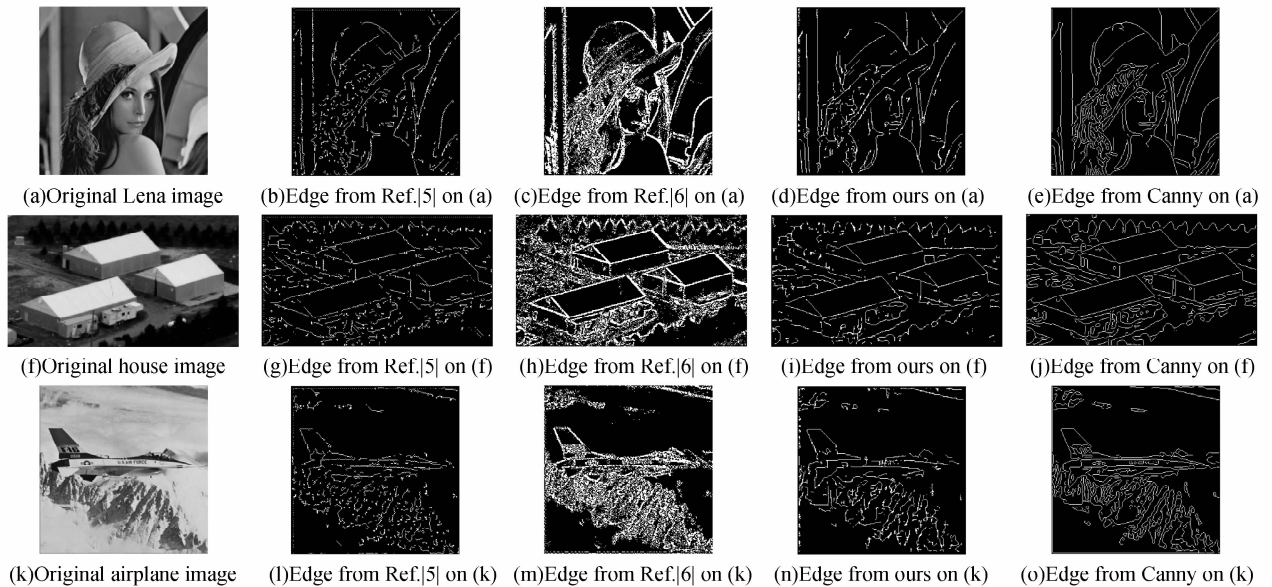


图 5 清晰图像效果对比

Fig. 5 The effect compare in clear images

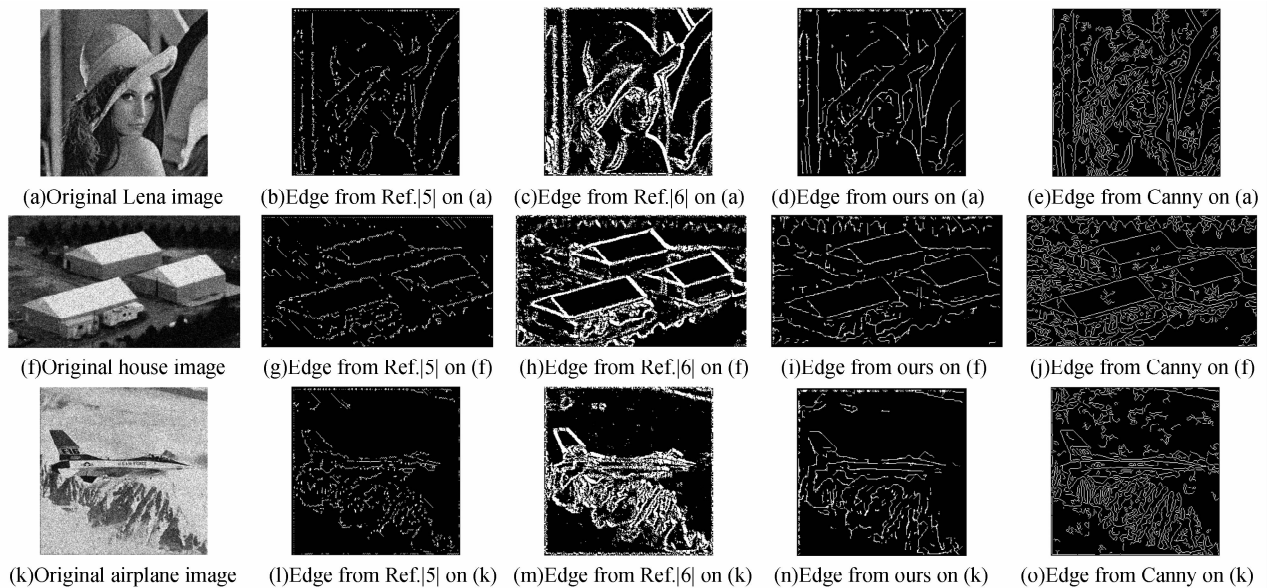


图 6 噪声图像效果对比

Fig. 6 The effect compare in noisy images

## 5 总结

图像处理中边缘的重要性不言而喻,这也说明成功的边缘提取是一切高级图像处理的基础,本文尝试从蚁群智能算法着手,进行边缘提取的尝试,鉴于每只蚂蚁简单的工作,只是对环境进行简单的反应,因此本文分析了边缘特征的直观外在表现,考虑到实际情况的特殊性,加入多尺度的思想,使得边缘特征的表示具有自适应性,同时结合蚁群算法中的有向优先增强搜索,将得到的边缘尽量平滑,从而得到实际中的边缘特征. 实验验证了本方法的有效

性,通过算法在清晰图像和噪声图像的应用,表明本方法具有更广的应用范围和更大的适应性.

### 参考文献

- [1] DUAN Rui-ling, LI Qing-xiang, LI Yu-he. Summary of image edge detection [J]. *Optical Technique*, 2005, **31**(3): 415-419. 段瑞玲, 李庆祥, 李玉和. 图像边缘检测方法研究综述[J]. *光学技术*, 2005, **31**(3): 415-419.
- [2] HEATH M, SARKAR S, SANOCKI T, *et al.* Comparison of edge detectors: a methodology and initial study [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1998, **69**(1): 38-54.
- [3] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, **8**: 679-698.
- [4] ZHANG Lin-xi, WANG Bao-ping, ZHANG Yan-ning, *et al.*

- A method of image edge detection based on multiple edge features and FCM[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(12): 1893-1896.
- 张麟兮,王保平,张艳宁,等. 基于多特征和 FCM 的图像边缘检测方法[J]. *光子学报*, 2005, **34**(12): 1893-1896.
- [5] NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S, RASHEDI E. Edge detection using ant algorithms [J]. *Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 2006, **10**(7): 623-628.
- [6] FERNANDES C, RAMOS V, ROSA A C. Self-Regulated artificial ant colonies on digital image habitats [J]. *International Journal of Lateral Computing*, 2005, **2**(1): 1-8.
- [7] CHEN L, GUO L, YANG N, *et al.* Edge detection using inertia-based ant colony systems[C]. *AIPR-07*, 2007: 320-325.
- [8] HAN Y, SHI P. An improved ant colony algorithm for fuzzy clustering in image segmentation [J]. *Neurocomputing*, 2007, **70**(4-6): 665-671.
- [9] TAO W, JIN H, LIU L. Object segmentation using ant colony optimization algorithm and fuzzy entropy [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(7): 788-796.
- [10] GONZALEZ R C, WOODS R E. *Digital Image Processing* [M]. 2nd ed. USA: Prentice Hall, 2002.
- [11] KANG C, WANG W. A novel edge detection method based on the maximizing objective function [J]. *Pattern Recognition*, 2007, **40**: 609-618.
- [12] YEN T J. A qualitative profile-based approach to edge detection [D]. New York: New York University, 2003.
- [13] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition; the wavelet representation [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, **11**: 674-693.

## An Edge Extraction Method Based on Gradient with ACS

CHEN Liang, GUO Lei

(Department of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** A new edge extraction method based on ACS and gradient is proposed. Due to information feedback, the complicated problem can be resolved by the simple ants. The new food definition and movement mechanism to the ant is applied in this study. Multi-scale gradient is taken as the food objective of the ant. Besides, two directional functions included strong and weak one for prior directional searching are used, and the pheromone is graded. Furthermore, the thresholding is automatic for the final edge extraction. According to the compare with other methods in the experiment, the efficiency of the proposed method is proved, and the method is not sensitive to the noise.

**Key words:** Multi-scale gradient; ACS; Edge extraction; Self-adaptive



**CHEN Liang** was born in 1979. He received the Ph. D. degree in automation from Northwestern Polytechnical University, and his current research interests focus on image processing, computer vision and pattern recognition.