

# 一种图像边缘检测算法的改进和实现

汪炫紫,孙宪坤,刘 锴

(上海工程技术大学 电子电气工程学院,上海 201620)

**摘 要:**边缘检测是图像分割和模式识别的必要工作。首先分析了传统的导数算子 Sobel 和 Canny 的检测原理及其优缺点。然后针对图像边缘检测的特点,从模糊聚类角度出发,提出一种改进的蚁群算法。根据图像灰度和梯度特征设置初始聚类中心,改进启发式函数,将蚁群算法得到的聚类中心作为模糊 C 均值聚类的初始中心,再进行 FCM 聚类,实现基于目标函数的模糊聚类。最后对文中提到的各种算法的实验结果进行比较与分析,结果表明文中改进算法是有效的。

**关键词:**蚁群算法;模糊聚类;导数算子;边缘检测;特征提取

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)09-0108-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.09.024

## Improvement and Implementation for an Image Edge Detection Algorithm

WANG Xuan-zi, SUN Xian-kun, LIU Kai

(College of Electronic and Electric Engineering, Shanghai University of Engineering Science,  
Shanghai 201620, China)

**Abstract:** Edge detection is necessary for image segmentation and pattern recognition. In this paper, analyze the detection principle and advantages and disadvantages of traditional operators like Sobel and Canny. Then, aiming at the features for image edge detection, propose an improved ant colony algorithm from the aspect of fuzzy clustering. Set the center of initial clustering according to the image gray and gradient feature for improving heuristic function, taking the clustering center obtained by ant colony algorithm as the initial center of FCM to cluster, realize the fuzzy clustering based on the object function. At last, make a comparison and analysis for the results of different algorithms, which proves the efficiency of the improved ant colony algorithms.

**Key words:** ant colony algorithm; fuzzy clustering; derivative operator; edge detection; feature extraction

## 0 引言

在研究图像的过程中,大部分情况下只关注图像中的目标或前景,为了分析这些区域,需要把它们分离提取出来。图像分割的目的是把图像划分成若干个不相交的区域,使各区域具有一致性<sup>[1]</sup>。边缘检测是图像分割和模式识别的必要工作,其算法性能的优劣直接影响着后续图像分析结果的好坏。

边缘检测常用的方法是基于图像边缘点的灰度不连续性。对于传统的导数算子,一阶的有 Prewitt 算子、Sobel 算子等;二阶的有 Laplacian 算子、Canny 算子等。文中分析了 Sobel 算子和 Canny 算子的优缺点,

它们虽然简单快速,但是缺点也很明显,对于有噪声的图像检测效果不好,且图像复杂时检测也不完整,有时不能检测到弱边缘。

蚁群算法<sup>[2]</sup>是意大利人 M. Dorigo 受蚂蚁觅食过程启发而提出的一种随机搜索的优化算法,算法的正反馈机制和强鲁棒性等使之成为解决众多传统问题的新方法。基于图像处理的特点,文中提出了一种改进的蚁群算法,根据图像的直方图和梯度,设置初始聚类中心,改进启发式函数,实现基于目标函数的模糊聚类。通过实验,并与 Sobel 算子和 Canny 算子的检测结果进行比较,结果表明改进的蚁群算法是一种有效的边缘检测方法。

收稿日期:2013-10-30

修回日期:2014-02-05

网络出版时间:2014-07-17

基金项目:上海市重点创新项目(14zz156);上海工程技术大学学科建设专项基金(xkez1212);上海工程技术大学“十二五”内涵建设项目(B-8932-13-0124)

作者简介:汪炫紫(1990-),男,安徽芜湖人,硕士研究生,研究方向为图像处理与智能控制;孙宪坤,副教授,通讯作者,研究方向为自动化控制、图像采集与处理、地理信息系统等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140717.1235.051.html>

## 1 基于导数算子的边缘检测

### 1.1 Sobel 算子

梯度算子<sup>[3]</sup>是一阶导数算子。对图像  $f(x, y)$  而言,它表示为一个矢量:

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

矢量的幅度,对应像素间的欧式距离<sup>[4]</sup>:

$$|\nabla f(x, y)| = \left[ \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

Sobel 算子用图 1 所示的模板来近似计算函数  $f(x, y)$  对  $x$  和  $y$  的梯度,(a)和(b)分别是垂直和水平梯度方向的模板,分别检测图像垂直和水平方向的边缘。

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

(a) 垂直模板

-1	0	1
-2	0	2
-1	-2	-1

(b) 水平模板

图 1 Sobel 算子模板

算子运算时是使用类似卷积的方式,将模板在图像上逐点移动并计算中心像素的梯度值,如式(3)和(4),然后设置适合的阈值,得到边缘点集。

$$G_x = \{f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1)\} - \{f(x-1, y-1) + 2f(x, y-1) + f(x+1, y-1)\} \quad (3)$$

$$G_y = \{f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1)\} - \{f(x-1, y-1) + 2f(x-1, y) + f(x-1, y+1)\} \quad (4)$$

Sobel 算子方法因为只采用两个正交方向的模板,所以有简单快速的优点,但也会导致漏检非正交方向的边缘,对于纹理比较复杂、斜边缘较多的图像检测效果不佳,抗噪声性能也较差。

### 1.2 Canny 算子

Canny 算子<sup>[3]</sup>的方法是将边缘检测转化为检测单位函数极大值,指出了边缘检测算子应该满足的三个指标,即低失误、高精度以及响应唯一,主要包括四个基本步骤:

步骤 1:用一维高斯函数,如式(5)所示,构造滤波器,对图像进行平滑处理,弱化噪声;

$$G(x) = \frac{\exp(-x^2/2\sigma^2)}{2\pi\sigma^2} \quad (5)$$

步骤 2:检测滤波图像中灰度梯度的大小和方向;

步骤 3:细化借助梯度检测得到的边缘像素构成的边界。常用的方法是考虑梯度幅度图中的小邻域,并在其中比较中心像素与其梯度方向上的相邻像素来实现;

步骤 4:设置两个阈值并借助滞后阈值化方法最后确定边缘点。

Canny 算子由于平滑了噪声,对于噪声图像的处理结果有了明显的提升,但有时也会出现平滑掉某些弱边缘的情况,导致检测结果的不完整。

## 2 基于改进蚁群聚类算法的边缘检测

蚁群算法是一种随机搜索的优化算法<sup>[5]</sup>。自然界中,蚂蚁在搜索和搬运食物的过程中,走的路径往往是最短的。并且如果该路径突然被障碍物阻隔,蚂蚁可以很快找到新的最短路径。蚂蚁的这种群智能行为是基于各只蚂蚁之间的信息交换和协同产生的。单只蚂蚁在自己的搜索过程中,会沿途留下一信息激素(pheromone),该激素的强度会因为其他蚂蚁的选择与否增强或减弱。若没有其他蚂蚁继续选择该路径,则信息素会慢慢挥发减弱,直至消失;若有其他的蚂蚁选择该路径,则它们在此沿途释放的信息素会补偿原信息素的挥发,可知若选择的蚂蚁越多,信息素的浓度越大。蚂蚁的行走是以信息素浓度为趋向,这种特性会形成正反馈,使信息素浓度强的越强,弱的越弱,最终,所有蚂蚁都会选择信息素最强的最短路径。

### 2.1 基于蚁群算法的聚类过程

蚂蚁探索最短路径的过程可以看成是聚类,将食物作为聚类中心<sup>[6-7]</sup>。对于给定的原始图像  $X$ ,将每个像素  $X_i (i=1, 2, \dots, n)$  看作一只蚂蚁,每只蚂蚁是以像素灰度和像素梯度为特征的二维向量,蚂蚁聚类到  $j$  个聚类中心  $C_j$ ,  $X_i$  到  $C_j$  的距离为  $d_{ij}$ ,采用欧式距离<sup>[4]</sup>计算

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^m p_k (X_{ik} - C_{jk})^2} \quad (6)$$

式中,蚂蚁的特征维数  $m=2$ ;  $p$  为加权因子,根据像素各分量对聚类的影响程度设定。

设  $r$  为聚类半径,  $ph_{ij}(t)$  为  $t$  时刻蚂蚁  $i$  到聚类中心  $C_j$  的信息素浓度,则

$$ph_{ij} = \begin{cases} 1 & d_{ij} \leq r \\ 0 & d_{ij} > r \end{cases} \quad (7)$$

像素  $X_i$  合并到  $C_j$  的概率  $p_{ij}$  为<sup>[8]</sup>:

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{ph_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in S} ph_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)} & j \in S \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $\eta_{ij}$  是启发式函数,表示像素  $X_i$  合并至聚类中心  $C_j$  的期望程度;信息素因子  $\alpha$  是聚类过程中积累的信息对路径选择的影响因子;启发式因子  $\beta$  是启发式函数对路径选择的影响因子;  $S = \{X_s | d_{sj} \leq r, s=1, 2, \dots, n\}$  为可行路径集合。

在蚂蚁的搜索过程中,各条路径的信息量按式(9)调整<sup>[9]</sup>:

$$\text{ph}_{ij}(t+1) = \begin{cases} \rho \text{ph}_{ij}(t) + \Delta \text{ph}_{ij}, & \text{本次最优路径} \\ \rho \text{ph}_{ij}(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $\rho$  是信息量关于时间的残留系数;  $\Delta \text{ph}_{ij}$  是当前路径上的信息量的增量。

$$\Delta \text{ph}_{ij} = \sum_{k=1}^n \Delta \text{ph}_{ij}^k \quad (10)$$

式中,  $\Delta \text{ph}_{ij}^k$  是第  $k$  只蚂蚁在当前路径选择过程中释放的信息量。

## 2.2 模糊 C 均值聚类算法

模糊 C 均值<sup>[10-11]</sup> (Fuzzy Clustering Means) 聚类是目前模糊聚类算法中非常有效的一种, 图像  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  是样本集, 聚类准则为:

$$\text{Min } J_{\text{fcm}}(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (11)$$

式中,  $U$  是  $c \times n$  模糊划分矩阵;  $V$  是聚类中心矩阵;  $u_{ij}$  是第  $j$  个样本属于第  $i$  类的隶属度值;  $d_{ij}$  是样本点与聚类中心的距离, 这里依然用欧式距离。

这是一个关于自变量  $(U, V)$  的约束优化问题, 得到如下迭代方程<sup>[12]</sup>:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, i = 1, 2, \dots, c \quad (12)$$

记  $I_j = \{(i, j) \mid x_j = v_i, 1 \leq i \leq c\}$ , 若  $I_j = \emptyset$

$$u_{ij} = \left[ \sum_{r=1}^c \left( \frac{d_{ij}}{d_{rj}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, j = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

若  $I_j \neq \emptyset$ , 则  $u_{ij}$  是满足如下条件的任意非负实数:

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \quad (14)$$

$$u_{ij} = 0, d_{ij} \neq 0$$

关于隶属度的迭代公式是一个从点到集合的映射, 在实际计算中通常采用如下的隶属度计算公式:

$$u_{ij} = \begin{cases} \left[ \sum_{r=1}^c \left( \frac{d_{ij}}{d_{rj}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, & I_j = \emptyset \\ 0, & I_j \neq \emptyset, i \notin I_j \\ \frac{1}{|I_j|}, & I_j \neq \emptyset, i \in I_j \end{cases} \quad (15)$$

FCM 算法先初始化类中心 (或者隶属度矩阵), 然后利用式 (12) 和式 (13) 进行迭代直至满足设定的初始条件。

## 2.3 蚁群模糊聚类算法在图像边缘检测中的实现

根据以上的介绍不难发现, 蚂蚁搜索的过程是盲

目和随机的, 每只蚂蚁与其余蚂蚁之间都要计算距离, 循环次数多, 计算量大, 搜索时间长。并且也正是因为它的正反馈机制, 到了一定代数后容易陷入局部最优, 蚂蚁不再搜索更加优化的路径, 导致早熟、停滞现象的出现, 单纯靠蚁群并不能很好地实现聚类过程<sup>[13]</sup>。而对于模糊聚类过程, 它对于初始值十分敏感, 也不能单纯地解决问题。针对这一问题, 文中将蚁群算法和 FCM 算法进行融合, 根据图像分割的特点, 首先根据图像的灰度直方图<sup>[14]</sup>和梯度特征设置初始聚类中心, 改进启发式函数, 然后把蚁群算法得到的聚类中心作为 FCM 聚类算法的初始聚类中心, 进行 FCM 聚类, 实现图像的边缘检测。具体设置如下:

### (1) 初始聚类中心设置。

图像的灰度直方图是各灰度值出现频数的统计, 也可以在一定程度上表示灰度的聚类。根据原始灰度图像的直方图统计情况, 将 0-255 的灰度值划分为 64 个子区间, 统计落在每个区间上的频数情况。如图 2 (a) 所示, 选取出现次数最多的几个灰度区间, 再分别取均值, 对应到直方图上, 选取直方图的若干个峰值点作为聚类中心, 这样的好处是既简化了统计的过程又相对保持了划分的精确度, 并且可以将原来所有像素间都要相互计算转化成和少数中心的计算比较, 显著地减少了计算量。

根据直方图设置了第一个特征后再设置第二个特征。梯度的大小和方向反映了像素灰度值变化的情况。将像素梯度设置为八邻域内四个方向上梯度的最大值。

### (2) 改进启发式函数设置。

启发式函数表示蚂蚁  $i$  合并至聚类中心  $C_j$  的期望程度, 多数情况下启发式函数取为  $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ , 表示像素与聚类中心的相似程度; 而在文中, 当像素本身就是聚类中心的情况下  $d_{ij}$  的值为 0, 算法失效。因此结合聚类半径  $r$ , 作如下改进, 用公式 (16) 表示:

$$\eta_{ij} = \frac{r}{\sqrt{\sum_{k=1}^m p_k (X_{ik} - C_{jk})^2 + 1}} \quad (16)$$

启发式函数值随聚类半径扩大而扩大, 随像素距离扩大而减小, 并且避免了像素本身就是聚类中心导致的问题。改进后的启发式函数算法健壮性有所提高。

## 2.4 算法流程

步骤 1: 根据图像灰度直方图和梯度设置初始聚类中心, 初始化  $\alpha, \beta, \text{ph}_{ij}, r, \rho, T$  等参数值;

步骤 2: 根据公式 (6) 计算像素  $X_i$  到食物源  $C_j$  的距离  $d_{ij}$ , 根据公式 (7) 计算信息素浓度;

步骤 3: 根据公式 (8) 计算像素  $X_i$  合并至  $C_j$  邻域



的概率,若  $ph_j(t)$  大于阈值  $p_0$ ,则像素  $X_i$  合并至  $C_j$  的邻域;

步骤4:根据  $O_j = \frac{1}{J} \sum_{i=1}^J X_i, X_i \in C_j, J$  为第  $j$  聚类集合的像素个数,计算聚类中心,设置迭代次数  $l$ ,完成迭代后输出聚类中心  $v_i$  和聚类个数  $c$ ;

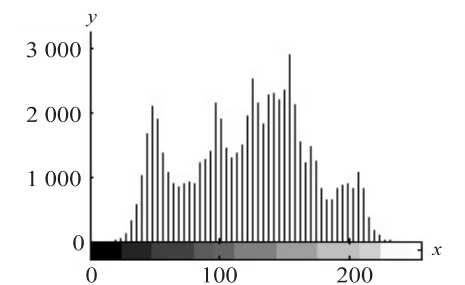
步骤5:由上步得到的聚类中心和个数作为 FCM 的初始化聚类,设置各参数;

步骤6:根据公式(13)计算隶属度  $u_i$ ,计算聚类中心  $v_i$ ,根据公式(12)修正聚类中心;

步骤7:重新计算本次聚类中心与前一次聚类中心之间的差值  $e$ ,如果小于允许误差,则停止迭代。

### 3 实验结果及分析

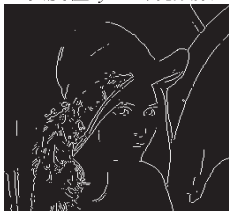
为说明算法性能,分别以原始图像为  $256 \times 256$  的 Lena 和 Peppers 为实验图像,参数为  $\alpha = 0.40, \beta = 3, r = 90, \rho = 0.95, l = 500$  时进行实验。实验结果是在 i5 2.50 GHz, Win8 x64, 4 GB RAM, Matlab R2012b 环境下得出的。



(a) Lena 灰度直方图 (x: 灰度值 y: 出现频数)



(b) Lena 灰度图



(c) Sobel 检测结果



(d) Canny 检测结果



(e) 文中算法检测结果

图2 Lena 检测结果

由图2可以看出,(a)为原始 Lena 图像的灰度直方图,由此直方图中的峰值点确定初始聚类中心。(c)和(d)分别是 Sobel 和 Canny 算子检测结果。可以看出(c)检测的效果很不明显,出现了很多不连续,比如帽檐部分和脸部。(d)中的检测结果有明显改善,但仍有部分不连续。(e)是文中改进算法的结果,对比前两种方法,可以看出这样得到的图像轮廓更加明

显,细节更加清晰,尤其是头发和帽檐等部分表现得更为准确精细,连续性更好。

在图3中,直方图部分就不再赘述给出,(b)和(c)分别是 Sobel 和 Canny 算子检测的结果。(b)中漏检了很多边缘,尤其是灰度值相差比较大的部分和自身灰度值比较低的部分。(c)中有所增强,基本可以准确表现出轮廓。(d)中结果相比于前两种,各青椒自身的边缘以及图中灰度值相差较大的青椒之间的边缘表现有明显提高。



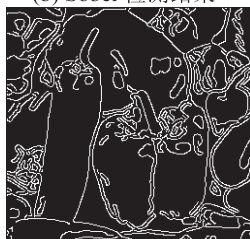
(a) Peppers 灰度图



(b) Sobel 检测结果



(c) Canny 检测结果



(d) 文中算法检测结果

图3 Peppers 检测结果

相比于 Sobel 算法的仅有两方向模板导致对其他方向边缘不敏感和 Canny 算法的有可能在滤波时平滑掉某些弱边缘等缺点,文中的改进算法结合了蚁群算法和模糊聚类的特点,根据图像的灰度直方图和梯度给出了初始聚类中心,并综合考虑聚类半径和像素间欧式距离来改进启发式函数,实现了基于目标函数的模糊聚类。实验结果表明该算法是有效性的。

### 4 结束语

文中分别简单地分析了传统的边缘检测算法 Sobel 和 Canny 的优点和不足,针对图像边缘检测的特点,提出一种改进的蚁群算法,通过设置初始聚类中心、启发式函数以及目标函数并实现 FCM 聚类,得到了比传统算法更好的结果。实验表明,改进算法是一种有效的边缘检测方法,相信会有广阔的应用前景。但改进算法中迭代计算的计算量较大,耗时较长,亟需改进;并且如何将算法和迅速发展的模糊聚类理论实现更好的结合,是今后研究的重点,以更好地实现边缘检测。

#### 参考文献:

[1] 许新征,丁世飞,史忠植,等. 图像分割的新理论和新方法

(下转第136页)

er 6.0 以上浏览器,以 SQL Server 2005 为后台数据库。上述安全措施在该系统中得到应用,有效地提高了系统的安全性。

## 6 结束语

B/S 模式下 SQL Server 数据库应用系统的安全性是一个系统性、综合性的问题。文中从服务器安全、数据库安全和应用程序安全三个层次分别进行研究,力求建立一个多级安全防护体系。然而,随着计算机技术和网络技术的不断发展,入侵手段正逐渐扩大化和复杂化,只有通过不断提高和完善安全防护技术,才能更好地保护系统。

### 参考文献:

- [1] 任玉辉. B/S 模式企业级数据库应用系统的安全框架研究[D]. 重庆:重庆大学,2008.
- [2] 李向军,林伟伟,段隆振. Oracle 数据库应用系统安全问题探讨[J]. 南昌大学学报·工科版,2003,25(4):70-72.
- [3] Yang Haixia, Nan Zhihong. A database security testing scheme of web application[C]//Proc of 4th international conference on computer science & education. [s. l.]:[s. n.],2009.
- [4] 徐 静,常朝稳. SSL 协议的安全性分析[J]. 微计算机信息,2006,22(03X):19-21.
- [5] 张毓森,慎 健. 安全操作系统研究[J]. 解放军理工大学学报:自然科学版,2004,5(3):1-4.
- [6] 郝玉洁,常 征. 网络安全与防火墙技术[J]. 电子科技大学学报:社会科学版,2002,4(1):5-7.
- [7] 徐 陋,姚国祥. SQL 注入攻击全面预防办法及其应用

(上接第 111 页)

- [J]. 电子学报,2010,38(B02):76-82.
- [2] Dorigo M, Maniezzo V, Colomni A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics, 1996, 26(1):29-41.
- [3] 章毓晋. 图像工程[M]. 第 3 版. 北京:清华大学出版社,2007.
- [4] 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.
- [5] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京:科学出版社,2005.
- [6] Etemad S A, White T. An ant-inspired algorithm for detection of image edge features[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(8):4883-4893.
- [7] Tian Jing, Yu Weiyu, Chen Li, et al. Image edge detection using variation-adaptive ant colony optimization[J]. Transactions on Computational Collective Intelligence V, 2011, 6910:

[J]. 微计算机信息,2006,22(03X):10-12.

- [8] 刘 晖,彭智勇. 数据库安全[M]. 武汉:武汉大学出版社,2007.
- [9] 张 敏. 数据库安全研究现状与展望[J]. 中国科学院院刊,2011,26(3):303-309.
- [10] Bertino E, Sandhu R. Database security concepts, approaches, and challenges[J]. IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing, 2005, 2(1):2-19.
- [11] Jajodia S, Atluri V, Keefe T F, et al. Multilevel security transaction processing[J]. Journal of Computer Security, 2001, 9(3):165-195.
- [12] 吴溥峰,张玉清. 数据库安全综述[J]. 计算机工程,2006,32(12):85-88.
- [13] Ahn G J, Sandhu R. Role-based authorization constraints specification[J]. ACM Trans on Information and System Security, 2000, 3(4):207-226.
- [14] Osborn S. Database security integration using role-based access control[J]. Data and Application Security, 2002, 73:245-257.
- [15] 单智勇,孙玉芳. 通用访问控制框架扩展研究[J]. 计算机研究与应用,2003,40(2):228-234.
- [16] 陈 越,寇红召,费晓飞,等. 数据库安全[M]. 北京:国防工业出版社,2011.
- [17] 黄志国,韩慧莲. 基于安全审计的数据库安全[J]. 科技情报开发与经济,2005,15(12):228-229.
- [18] 卿斯汉,蒋建春,马恒太,等. 入侵检测技术研究综述[J]. 通信学报,2004,25(7):19-29.
- [19] 张 洋. 数据库安全技术研究与应用[J]. 计算机光盘软件与应用,2013(1):143-144.
- +++++
- 27-40.
- [8] Lu D S, Chen C C. Edge detection improvement by ant colony optimization[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(4):416-425.
- [9] 张 健,周激流,郑秀清,等. 基于多态蚁群优化的图像边缘检测[J]. 计算机工程与应用,2011,47(3):20-22.
- [10] 曲福恒,崔广才,李岩芳,等. 模糊聚类算法及应用[M]. 北京:国防工业出版社,2011.
- [11] 周 峰,李龙澍. 结合蚁群聚类算法的模糊 C 均值聚类[J]. 计算机技术与发展,2012,22(7):45-48.
- [12] 苗 京,黄红星,程卫生,等. 基于蚁群模糊聚类算法的图像边缘检测[J]. 武汉大学学报:工学版,2005,38(5):124-127.
- [13] 汤可宗,江新姿,高 尚. 蚁群模糊聚类的图像分割[J]. 计算机工程与设计,2008,29(7):1770-1772.
- [14] 何小娜,逢焕利. 基于二维直方图和改进蚁群聚类的图像分割[J]. 计算机技术与发展,2010,20(3):128-131.

# 一种图像边缘检测算法的改进和实现

作者: [汪炫紫](#), [孙宪坤](#), [刘锴](#), [WANG Xuan-zi](#), [SUN Xian-kun](#), [LIU Kai](#)  
作者单位: [上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海, 201620](#)  
刊名: [计算机技术与发展](#)   
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)  
年, 卷(期): 2014 (9)

本文链接: [http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_wjfz201409024.aspx](http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201409024.aspx)