

# 基于蚁群优化的图像边缘检测算法

张健<sup>1a,2</sup>, 何坤<sup>1b</sup>, 郑秀清<sup>1b</sup>, 周激流<sup>1b</sup>

(1. 四川大学 a. 电子信息学院; b. 计算机学院, 成都 610065; 2. 四川师范大学物理与电子工程学院, 成都 610066)

**摘要:** 为提高图像边缘检测的精度与抗噪性能, 提出一种基于蚁群优化的图像边缘检测算法。将图像像素梯度值和像素圆形邻域统计均值的相对差共同作为蚁群的启发信息, 引导蚁群搜索图像边缘。实验结果表明, 该算法能最大限度地保留边缘细节, 并能抑制噪声和纹理, 具有较好的鲁棒性。

**关键词:** 边缘检测; 蚁群优化; 特征提取; 梯度; 统计均值

## Image Edge Detection Algorithm Based on Ant Colony Optimization

ZHANG Jian<sup>1a,2</sup>, HE Kun<sup>1b</sup>, ZHENG Xiu-qing<sup>1b</sup>, ZHOU Ji-liu<sup>1b</sup>

(1a. School of Electronics and Information Engineering; 1b. College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. School of Physics and Electronics Engineering, Sichuan Normal University, Chengdu 610066, China)

**【Abstract】** In order to improve the image edge detection accuracy and noise performance, this paper proposes an image edge detection algorithm based on ant colony optimization. The value of pixel gradient and the relative difference of statistical means of the pixel's circle neighborhood are combined to be the heuristic information which can guide ant's searching. Experimental results show that the edge detected by the proposed algorithm is robust to noise and texture, and contains most of the edge details.

**【Key words】** edge detection; ant colony optimization; feature extraction; gradient; statistical mean

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.17.064

### 1 概述

边缘是最简单、最重要的图像特征之一, 这一特征在图像识别、分割、增强及压缩等领域中有着广泛的应用<sup>[1]</sup>。边缘检测是图像处理和计算机视觉等领域中最基本的技术, 其目的是提取图像中感兴趣的物体边缘, 为图像融合、形状提取、图像分割、图像匹配和图像跟踪奠定了良好的基础<sup>[2]</sup>。

蚁群优化算法是一种模仿真实蚁群觅食行为的仿生进化算法, 该算法通过个体之间的相互协作和信息交流最终找到最优解<sup>[3]</sup>。蚁群优化算法具有并行性、离散性、鲁棒性、正反馈的特点, 易于与其他方法结合。近年来国内外学者在蚁群算法的模型改进和应用方面做了大量的工作<sup>[4-5]</sup>。在应用方面, 如何抽象实际问题, 使蚁群算法的求解更接近工程实际是研究者共同关注的问题。在图像边缘检测算法中, 许多学者选择了图像像素的灰度值作为蚂蚁的启发信息, 但该特征对噪声敏感<sup>[6]</sup>。文献<sup>[7]</sup>提出结合蚁群优化和模糊微分的边缘检测算法对噪声有抑制作用, 但也丢失了许多有用的边缘信息。为此, 本文提出一种基于蚁群优化的图像边缘检测算法。

### 2 蚁群优化算法

蚁群算法利用蚂蚁搜索食物的过程与旅行商问题(Travelling Salesman Problem, TSP)的相似性, 通过蚂蚁搜索食物的行为来解决 TSP 等问题<sup>[8]</sup>。近年来, 不断改进的蚁群优化算法已经成功地应用于解决连续优化和离散优化问题, 如二次分配问题、数据挖掘、数据聚类、图像处理。蚁群优化算法解决优化问题的基本流程如图 1 所示。

蚁群优化算法正是通过这种正反馈的机制, 经过多次迭代以后, 得到最优解。在蚂蚁路径构造中, 蚂蚁的搜索行为受到信息素强度及启发信息的影响。如何引导蚂蚁快速准确地搜索到目标, 启发信息的选择显得尤为重要。在图像边缘

检测中, 提取最能反映边缘信息的特征作为启发信息是一项非常重要的工作。

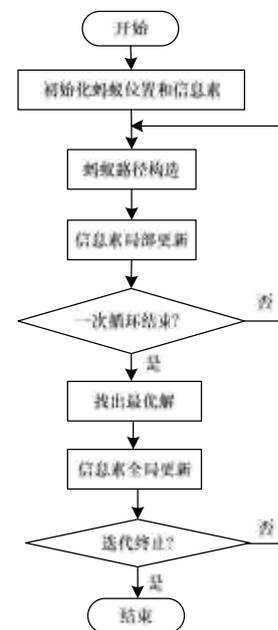


图 1 蚁群优化算法流程

### 3 特征提取

图像边缘表达了图像的轮廓信息, 一般地将边缘定义为

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60971109)

**作者简介:** 张健(1975—), 女, 讲师、博士研究生, 主研方向: 数字图像处理, 计算智能; 何坤, 讲师、博士; 郑秀清, 高级工程师、博士研究生; 周激流, 教授、博士、博士生导师

**收稿日期:** 2011-03-14 E-mail: dctsuc07@163.com

像素灰度的突变。像素灰度梯度经常用来作为边缘的特征。本文选择像素8邻域4个方向灰度变化的最大值，归一化后作为该像素的梯度值：

$$G_{(i,j)} = \frac{1}{255} \times \max \left\{ \begin{array}{l} |I_{(i,j-1)} - I_{(i,j+1)}| \\ |I_{(i-1,j)} - I_{(i+1,j)}| \\ |I_{(i-1,j+1)} - I_{(i+1,j-1)}| \\ |I_{(i-1,j-1)} - I_{(i+1,j+1)}| \end{array} \right\} \quad (1)$$

其中， $I_{(i,j)}$ 表示像素 $(i,j)$ 的灰度值，如果像素 $(i,j)$ 在边缘上， $G_{(i,j)}$ 的值很大，反之不然。如果像素 $(i,j)$ 是一个噪声点， $G_{(i,j)}$ 的值也大。因此，梯度特征虽然简单，但是对噪声敏感。

为了抑制噪声对图像边缘检测的影响，本文引入了统计估计方法，如图2所示。以像素 $(i,j)$ 为中心 $R$ 为半径的圆形邻域沿 $\theta$ 方向分成了2个半圆<sup>[9]</sup>。按照统计估计理论，统计均值可以用来描述像素的种类<sup>[10]</sup>。分别计算2个半圆像素灰度的统计均值，若像素 $(i,j)$ 在边缘上， $D^1$ 和 $D^2$ 的统计均值差值就大，反之亦然。因此，边缘也可以定义为一条曲线，曲线两边的像素的种类不同，边缘检测的核心是像素的分类。

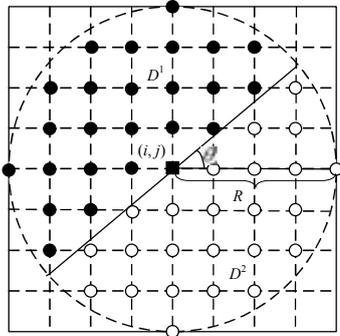


图2 统计估计示例

$\theta$ 的值为：

$$\theta = \theta_n = n \cdot \frac{\pi}{4} \quad n=0,1,2,3 \quad (2)$$

由此可得：

$$\theta = \theta_n = 0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}$$

应用统计理论，计算2个半圆区域像素灰度的统计均值：

$$E_{\theta_n}^k = \frac{\sum_{(i,j) \in D^k} I(i,j)}{N_{((i,j) \in D^k)}}, \quad k=1,2; n=0,1,2,3 \quad (3)$$

其中， $i,j$ 和 $I_{(i,j)}$ 分别表示像素的坐标和灰度值； $N_{((i,j) \in D^k)}$ 表示半圆区域内像素的个数。

像素灰度均值的相对差 $E_{\theta_n}$ 可以定义为：

$$E_{\theta_n} = \begin{cases} 0 & E_{\theta_n}^1 + E_{\theta_n}^2 = 0 \\ \frac{|E_{\theta_n}^1 - E_{\theta_n}^2|}{E_{\theta_n}^1 + E_{\theta_n}^2} & E_{\theta_n}^1 + E_{\theta_n}^2 \neq 0 \end{cases} \quad (4)$$

可以看出， $E_{\theta_n}$  ( $0 \leq E_{\theta_n} \leq 1$ )的值越大， $D^1$ 和 $D^2$ 的像素种类差别越大，像素位于边缘的可能性也越大。定义像素灰度均值差 $E_{(i,j)}$ 为：

$$E_{(i,j)} = \max \{ E_{\theta_n} \} \quad (5)$$

图2中的 $R$ 越大，像素样本个数就越多，抑制噪声的能力就越强，但是边缘宽度越大<sup>[11]</sup>。

综上所述，像素的梯度特征非常简单而且容易获得，但是对噪声和纹理敏感，统计均值的相对差对噪声有很强的抑

制能力强，但是边缘宽度大而且会丢失部分边缘信息。综合两者的优缺点，本文定义边缘特征为：

$$F_{(i,j)} = a \cdot I_{(i,j)} + b \cdot E_{(i,j)} \quad (6)$$

其中， $a$ 和 $b$ 是权重因子( $a+b=1$ )，分别控制梯度信息和统计均值差对边缘特征的影响。

#### 4 基于蚁群优化的图像边缘检测算法

基于蚁群算法的图像边缘检测算法将图像看作一个二维图，每个节点就是一个像素点。蚂蚁根据其8邻域点的信息素强度和启发信息的值，以较大概率选择信息素分布多、启发信息值大的点，并释放信息素。蚂蚁经过得越多，该点上的信息素浓度越大，对更多的蚂蚁的吸引力就越大，蚂蚁逐渐向边缘汇聚，边缘点信息素浓度值就比非边缘点信息素浓度值高。通过分析信息素强度的分布就可得到图像的边缘。

##### 4.1 初始化蚂蚁分布

一般来说，蚂蚁的数量设置为 $K = \sqrt{M \times N}$  ( $M, N$ 分别表示图像的长度和宽度)， $K$ 只蚂蚁随机分布在像素点上。

##### 4.2 转移概率

蚂蚁从像素 $(i,j)$ 移动到像素 $(k,l)$ 的概率为：

$$P_{(i,j) \rightarrow (k,l)} = \frac{\tau_{(k,l)}^\alpha \eta_{(k,l)}^\beta w_{(k,l)}}{\sum_{(k,l) \in \Omega} \tau_{(k,l)}^\alpha \eta_{(k,l)}^\beta w_{(k,l)}}, \quad (k,l) \in \Omega \quad (7)$$

其中， $(k,l) \in \Omega$ 表示像素 $(i,j)$ 8邻域的点； $\tau_{(k,l)}$ 表示信息素值； $\eta_{(k,l)}$ 表示启发信息，其值由下式决定：

$$\eta_{(k,l)} = F_{(k,l)} \quad (8)$$

$$w_{(k,l)} = w(\Delta) \quad (9)$$

其中， $\Delta$ 表示搜索过程中蚂蚁运动方向相对于上一步的改变量： $\Delta = 0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}$ ； $w(\Delta)$ 是权重函数，蚂蚁运动方向的变化量越小，值越大，若运动方向改变得越大，则其值越小<sup>[12]</sup>。 $w(\Delta)$ 的值设为：

$$w(0) = 1, \quad w\left(\frac{\pi}{4}\right) = \frac{1}{2}, \quad w\left(\frac{\pi}{2}\right) = \frac{1}{4}, \quad w\left(\frac{3\pi}{4}\right) = \frac{1}{12}, \quad w\left(\pi\right) = \frac{1}{20}$$

##### 4.3 转移规则

蚂蚁按式(10)规则从像素 $(i,j)$ 移动到像素 $(k,l)$ ：

$$s = \begin{cases} \arg \left\{ \max_{(k,l) \in \Omega} \left[ \tau_{(k,l)}^\alpha \eta_{(k,l)}^\beta w_{(k,l)} \right] \right\} & q \leq q_0 \\ S & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

其中， $q$ 是一个介于 $[0,1]$ 之间的随机数； $q_0$  ( $0 < q_0 < 1$ )是预先设定的数值； $S$ 表示根据式(7)的概率分布选择的一个随机数。

##### 4.4 信息素更新

当蚂蚁从像素 $(i,j)$ 移动到像素 $(k,l)$ ，信息素按下式更新：

$$\tau_{(k,l)} = (1 - \rho) \cdot \tau_{(k,l)} + \rho \cdot \tau_{(i,j)} \quad (11)$$

$$\tau_{(i,j)} = \eta_{(i,j)} \quad (12)$$

其中， $\rho$  ( $0 < \rho < 1$ )表示信息素挥发因子。

每次迭代结束后，无论蚂蚁是否经过该像素点，所有节点的信息素进行全局更新：

$$\tau_{(i,j)} = (1 - \xi) \cdot \tau_{(i,j)} + \xi \cdot \tau_0 \quad (13)$$

其中， $\xi$  ( $0 < \xi < 1$ )表示全局信息素挥发率； $\tau_0$ 表示初始信息素值。

##### 4.5 边缘提取

在完成预先设置的迭代次数后，选择一个阈值 $T$ ，根据

每个像素的信息素强度判断该点是否为边缘点。

## 5 实验结果

选择灰度图像作为测试图像。经过多次的实验, 最终选择参数为: 邻域半径  $R=3$ , 初始信息素值  $\tau_0=0.00001$ , 权重因子  $\alpha=0.5$ 、 $\beta=3$ , 信息素挥发系数  $\rho=0.2$ 、 $\xi=0.3$ , 迭代次数  $n=3$ , 蚂蚁步长  $L=300$ 。

权重因子  $a$ 、 $b$  对检测结果的影响如图 3 所示。

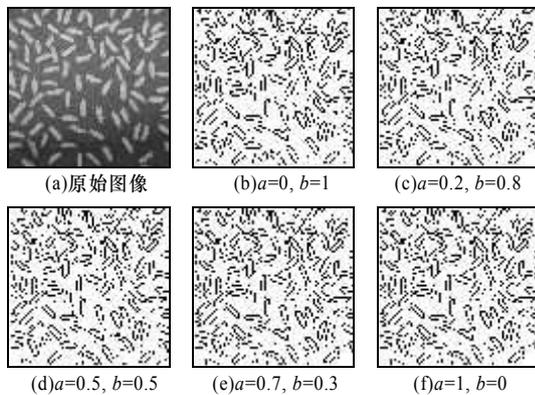


图 3 权重因子  $a$ 、 $b$  对检测结果的影响

从图 3(b)可以看出, 当  $a=0, b=1$  时, 抑制噪声的效果非常明显, 但是一些边缘信息也丢失了, 图中部分米粒的边缘未被检测出来。随着  $a$  的增大, 绝大多数边缘信息被提取出来, 受噪声的影响也越来越大。综合检测精度和抑制噪声能力两方面的因素, 选择参数  $a=0.5, b=0.5$ 。

本文算法的检测结果与文献[6]、文献[11]方法的比较如图 4 所示, 所有的边缘图像都没有经过细化。

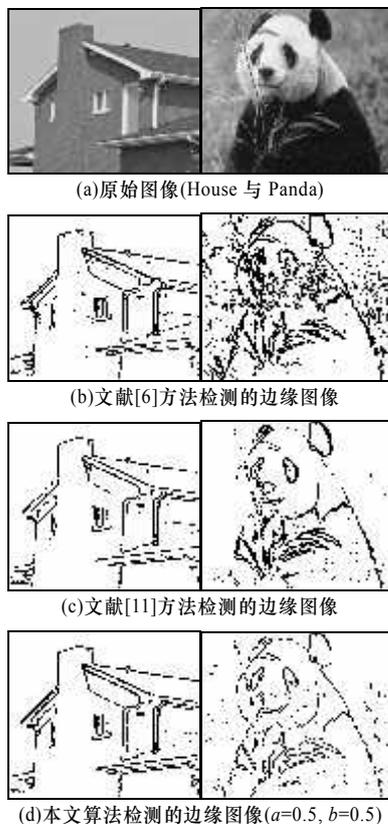


图 4 图像边缘检测结果比较

可以看出, House 图像的纹理细节较少, 提取边缘相对容易, 本文方法检测出的 House 图像边缘优于文献[6, 11], 但相差不明显; 而 Panda 图像纹理细节丰富且图中熊猫头部与背景对比度小, 边缘检测难度大, 图 4(b)中的 Panda 边缘图像中有太多的纹理细节和噪声, 这将对后续的边缘追踪和边缘连接造成困难; 图 4(c)中 Panda 图像的噪声和纹理信息被抑制了, 但是丢失了有用的边缘信息, 如头部轮廓不完整; 图 4(d)中的边缘更加清晰而且更加符合人类的视觉特征。因此, 本文算法要优于文献[6, 11]的方法。

## 6 结束语

本文利用梯度信息和像素圆形邻域的均值相对差, 将其作为蚂蚁的启发信息, 成功地提取出了边缘的信息。蚁群算法在处理图像边缘检测等离散优化问题上体现了它的优越性, 如何合理并自适应地选择参数, 利用蚁群优化算法进一步改进图像边缘检测性能是下一步研究工作的重点。

## 参考文献

- [1] Mallat S, Zhong Sifen. Characterizations of Signals from Multi-scale Edges[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710-732.
- [2] Marr D, Hildreth E. Theory of Edge Detection[J]. Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences, 1980, 207(1167): 187-217.
- [3] Mullen R J, Monekosso D, Barman S, et al. A Review of Ant Algorithms[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(6): 9608-9617.
- [4] 段海滨, 王道波, 于秀芬. 蚁群算法的研究现状及展望[J]. 中国工程科学, 2007, 9(2): 98-102.
- [5] 张泓, 李爱平, 刘雪梅. 面向 TSP 求解的混合蚁群算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(8): 34-37.
- [6] Nezamabadi-Pour H, Saryazdi S, Rashedi E. Edge Detection Using Ant Algorithms[J]. Soft Computing, 2006, 10(7): 623-628.
- [7] Verma O P, Hanmandlu M. A Novel Approach for Edge Detection Using Ant Colony Optimization and Fuzzy Derivative Technique[C]//Proc. of IACC'09. Patiala, India: [s. n.], 2009.
- [8] Dorigo M, Gambardella L M. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [9] 周激流, 詹晓倩, 何坤, 等. 基于统计估计的图像边缘检测[J]. 沈阳工业大学学报, 2010, 32(6): 665-671.
- [10] 杜海顺, 汪凤泉. 一种新的图像混合自适应滤波器[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(3): 1195-1197.
- [11] Zhang Jian, He Kun, Zhou Jiliu, et al. Ant Colony Optimization and Statistical Estimation Approach to Image Edge Detection[C]//Proc. of WiCOM'10. Shenzhen, China: [s. n.], 2010.
- [12] Ramos V, Almeida F. Artificial Ant Colonies in Digital Image Habitats—A Mass Behaviour Effect Study on Pattern Recognition[C]//Proc. of ANTS'00. Brussels, Belgium: [s. n.], 2004.

编辑 顾姣健