

一种基于改进蚁群算法的图像边缘检测方法^{*}

宋佳乾, 汪西原

(宁夏大学 物理电气信息学院, 宁夏 银川 750021)

摘要: 为了提高图像的边缘检测性能, 将蚁群算法引入图像边缘检测。阐述了提取图像边缘特征的方法和蚁群算法的基本原理, 提出了一种基于改进的蚁群算法的边缘检测方法。将图像的形态学梯度值作为蚁群的信息激素强度值和启发信息值, 使用最大类间方差法获得图像的边缘信息。实验结果表明该算法能成功地提取边缘信息并抑制背景纹理细节, 具有较好的检测效果。

关键词: 蚁群算法; 边缘检测; 特征提取; 形态学梯度

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)24-0040-03

An algorithm of image edge detection based on improved ant colony optimization

Song Jiaqian, Wang Xiyuan

(School of Physics & Electrical Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: In order to improve the image edge detection performance, ant colony optimization is applied. The fundamental of ant colony optimization and the method of collect image edge are elaborated, a new method of image edge detection based on ant colony optimization is proposed. The morphology gradient of image is used as both the intensity of pheromone and the heuristic information value, otsu threshold method is used to get the information of image edge. The experiment results indicate that algorithm can get the information of image edge and robust to texture.

Key words: ant colony optimization; edge detection; feature extraction; morphology gradient

图像处理 and 视觉信息中, 边缘是最简单且最重要的特征之一, 作为对图像的预处理, 通过边缘检测提取图像中感兴趣的物体边缘达到识别目的, 可以为后续的图像处理奠定良好的基础。传统的边缘检测主要起到高通滤波的作用, 使用空域微分算子卷积来实现, 如 Sobel 算子、Prewitt 算子、Robert 算子和 Canny 算子等^[1]。

蚁群算法(Ant Colony Algorithm)是近些年新发展起来的一种优化计算方法, 它依据蚂蚁之间留下的信息激素, 利用概率路径选择方法, 通过个体之间的信息交流来完成寻求全局最优解的搜索过程^[2]。该算法具有并行性、正反馈性、离散型和鲁棒性等特点, 易于与其他优化算法相结合, 已被应用于解决诸如 TSP、车间调度和图着色等问题^[2]。蚁群算法的并行性和离散性对于数字图像非常适用。参考文献[3]提出将图像的梯度作为蚁群算法的信息激素值和启发式函数值, 取得了较好的效果。本文则提出了一种基于蚁群算法的图像边缘检测改进方法, 将图像的形态学梯度值设置为信息激素值和启发式函数值, 使用最大类间方差阈值分割方法获得图像

的边缘, 与传统边缘检测方法进行了对比。实验结果表明, 该方法不失为一种性能优良的边缘检测方法。

1 边缘特征的提取策略

形态学一般用于处理动物和植物的形状和结构, 在图像处理领域中, 数学形态学作为提取图像分量的一种工具, 其包含了一组形态学算子, 最基本的有膨胀、腐蚀、开运算和闭运算^[4]。其基本思想是使用结构元素填充在图像的内部, 看是否能有效地对图像进行改善。

为了对图像外部进行滤波处理, 可以对图像进行膨胀运算。灰度图像 f 被结构元素 b 膨胀, 定义为:

$$f \oplus b(i, j) = \max\{f(x-m, y-n) + b(m, n) | (m, n) \in D_b\} \quad (1)$$

为了消除小且无意义的目标物, 可以对图像进行腐蚀运算。灰度图像 f 被结构元素 b 腐蚀, 定义为:

$$f \ominus b(i, j) = \max\{f(x+m, y+n) - b(m, n) | (m, n) \in D_b\} \quad (2)$$

若两目标物间有细小的连通, 可以选取足够大的结构元素将细小的连通腐蚀掉。图像的腐蚀是一种使边界向内部收缩的过程, 其基本目的是利用结构元素对图像进行探测, 标记出结构元素放置的位置, 消除边界点。

通过膨胀和腐蚀组合, 可以对图像进行开运算和闭

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金项目(61162020)

图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

运算。开运算可以消除掉图像轮廓上的毛刺,平滑图像的轮廓。结构元素 b 对灰度图像 f 的开运算定义为:

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \quad (3)$$

即灰度图像 f 先被结构元素 b 腐蚀,再被结构元素 b 膨胀。相应地,结构元素 b 对灰度图像 f 的闭运算定义为:

$$f \cdot b = (f \oplus b) \ominus b \quad (4)$$

利用上述的形态学算子可以得到图像的形态学梯度:

$$G(i,j) = f \oplus b(i,j) - f \ominus b(i,j) \quad (5)$$

本文使用半径为 1 的圆盘型结构元素对图像进行膨胀和腐蚀,将图像中较弱的细节部分增强并将不清晰的过小细节和背景噪点腐蚀,从而获得图像的形态学梯度。图像是由背景、边缘和目标组成的,边缘特征表达了图像轮廓信息,一般反映在像素的灰度梯度值上,梯度值越大,其在图像上的灰度变化就越大;反之,梯度值越小灰度像素的变化范围也就越小。lena 图像的普通梯度及其形态学梯度如图 1 所示。从图 1 可以看出,形态学梯度的灰度像素变化比普通梯度变化剧烈,对轮廓信息表现较好,故本文选用图像的形态学梯度值归一化后作为该像素点的梯度值。

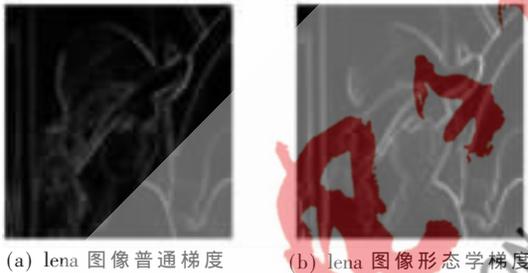


图 1 lena 图像普通梯度及其形态学梯度

2 基于蚁群算法的边缘检测

2.1 蚁群优化的基本原理

蚁群算法是由意大利学者 DORIGO M 等人在 1991 年受到蚂蚁搜索食物过程中依据同伴遗留下的信息激素进行最短路径选择的启发而提出的一种新的仿生优化计算方法^[5]。蚂蚁是一种社会生物,从同一巢穴出发的蚂蚁在寻找食物的过程中会在其走过的路径上留下信息激素,该激素随着时间不断挥发,其他蚂蚁则按照信息素的强度依概率选择下一步的路径,当越来越多的蚂蚁选择最短路径进行觅食时,这条路径上的信息素浓度就会得到增强,使得大多数蚂蚁都会以较大的概率沿着这条最短路径进行搜寻,这种正反馈的过程使得蚁群在经过多次选择后最终可以找到最短的路径^[4]。

2.2 边缘检测蚁群算法

基于蚁群算法的边缘检测方法的原理是将一幅大小为 $M \times N$ 的灰度图像 $f(i,j)$ 看作一个二维图,每一个像素点就是蚂蚁所在的位置,每个蚂蚁根据其 8 领域像素中信息激素强度和启发式引导函数的值,以较大的概率选择一个信息激素强度和启发式引导函数较大的点作

为下一步的前进方向。这样,蚂蚁逐渐地向信息素浓度大的点靠拢,而图像的边缘反映在图像每个像素的灰度梯度值上,边缘处的灰度梯度值较背景的灰度梯度值大,将信息激素强度的值定义为灰度图像的形态学梯度值,则边缘的点的信息素浓度就较大,就能较好地检测出图像的边缘。

2.2.1 蚁群算法参数设置

在图像的像素点中随机放置 Q 个蚂蚁,每个像素点至多放置一只蚂蚁,由于蚂蚁搜索是一个正反馈的过程,故蚂蚁越多,搜索也应该越快。但是蚂蚁越多意味着迭代的过程也就越多,消耗的时间也就越多,因此,一般在图像的像素点上随机放置 $\sqrt{M \times N}$ 个蚂蚁,此时的检测效果较好。

2.2.2 蚂蚁转移概率

蚂蚁在其 8 领域像素中以较大的一个概率选择下一步的行进方向,其从当前位置 (x_0, y_0) 转移到下一个领域像素 (i,j) 的概率按式(6)求得:

$$P_{(x_0, y_0), (i, j)} = \begin{cases} \frac{(\tau_{(x, y)})^\alpha \times (\eta_{(i, j)})^\beta}{\sum_{(x, y)} (\tau_{(x, y)})^\alpha \times (\eta_{(x, y)})^\beta}, & (x, y), (i, j) \in S \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, S 表示当前位置领域 (x_0, y_0) 的像素集合; $\tau_{(i, j)}$ 是 (i, j) 处的信息激素值; $\eta_{(i, j)}$ 是 (i, j) 处的启发信息值; α 和 β 分别是影响因子,当其值都取 0.5 时,可以获得较好的检验结果^[5]。

该点的信息激素值和启发信息的值越大,蚂蚁选择该点的概率就越大。由于边缘处的梯度值较大,故将信息激素值和启发信息值设为 (i, j) 处的形态学梯度值:

$$\eta_{(i, j)} = G(i, j) \quad (7)$$

2.2.3 信息激素值更新

在蚂蚁通过一个像素点后,该点的信息激素值更新值为:

$$\tau_{(i, j)} = (1 - \rho)\tau_{(i, j)} + \Delta\tau_{(i, j)} \quad (8)$$

其中, $\Delta\tau_{(i, j)}$ 由启发信息值决定,即 $\Delta\tau_{(i, j)} = \eta_{(i, j)}$; ρ 为信息激素挥发因子。

当一次迭代完成后,对全局的信息激素进行更新:

$$\tau_{(i, j)} = (1 - \varphi)\tau_{(i, j)} \quad (9)$$

其中, φ 为全局信息激素挥发因子。

2.2.4 阈值选取

参考文献[3]、[6]中的阈值是根据经验选取的,这种方法不能有效地根据图像的特征对图像进行阈值分割,而本文则根据最终的信息激素矩阵使用最大类间方差法(Otsu)求得图像中的阈值^[7],从而获得图像的边缘信息。

设一幅图像 $f(i,j)$ 中可能的灰度级数为 L , f_r 为灰度级为 r 的像素数目,总像素点数为 n ,用其概率密度表示直方图:

$$p_r = \frac{f_r}{n} \quad (r=0, 1, 2, \dots, L-1) \quad (10)$$

《微型机与应用》2013 年 第 32 卷 第 24 期

图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

假设已经选定了阈值 T 将图像分为前景和背景两个部分,其中:

$$C_0 = \{0, 1, \dots, T-1\}, C_1 = \{T, T+1, \dots, L-1\}$$

设类间方差为 σ_B^2 , 则最佳阈值 T^* 满足^[7]:

$$\sigma_B^2(T^*) = \max_{1 \leq T \leq L} \{\sigma_B^2(T)\} \quad (11)$$

3 实验结果与分析

本文使用 Windows 7 操作系统和 MATLAB 2010a 仿真软件获得实验结果。原图为 256 级灰度图 lena 和 panda, 大小分别为 128×128 和 256×256 。最终参数设置为: $\alpha=0.5, \beta=0.5, \rho=0.05, \varphi=0.1$, 蚂蚁数目为 $\sqrt{M \times N}$ (M 和 N 分别为图像的长和宽), 迭代步数均取 300。

将本文的检测算法与 Sobel 算子和 Canny 算子进行边缘检测结果的对比, 结果如图 2 和图 3 所示。从图 2 可以看出, Sobel 算子对灰度值变化较小的部分 (比如背

景左侧和头发)没有完全检测出来, Canny 算子检测出来的图像细节部分有稍许失真, 而本文算法检测出来的结果在细节和视觉真实性部分表现较好。

在图 3 中, 原图背景比较复杂, 细节和纹理信息比较丰富, Sobel 算子虽然部分去除了图像的纹理信息, 但是出现了边缘部分不连续的现象, 这给后续的图像处理增加了难度。Canny 算子虽然对熊猫的边缘检测比较准确, 没有出现轮廓不完整的现象, 但是将背景中不需要的纹理图像也检测出来, 同样对下一步处理产生了难度。本文算法很好地检测出了熊猫的边缘轮廓, 同时也减少了背景中不需要的纹理信息。

本文利用图像的形态学梯度将其作为蚁群算法中信息激素值和启发函数值, 利用最大类间方差法 (Otsu) 确定阈值, 成功提取了图像的边缘信息。实验结果表明, 通过改变蚁群算法中的参数设置, 可以对不同的复杂图像进行较为有效的边缘提取。蚁群算法在处理图像边缘检测的问题上体现了其正反馈性和强鲁棒性的优异特性。如何解决边缘检测的部分区域的蚂蚁聚集过多而导致边缘过于“粗壮”以及更为合理且自适应地选择参数等问题, 是下一步研究的工作重点。

参考文献

- [1] GONZALEZ R C. 数字图像处理 (Matlab 版) [M]. 阮秋琦, 等, 译. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [2] MULLEN R J, MONEKOSSO D, BARMAN S, et al. A review of ant algorithms [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(6): 9608-9617.
- [3] 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.
- [4] 夏平, 刘馨琼, 向学军, 等. 基于形态学梯度的图像边缘检测算法 [J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(12): 107-109.
- [5] 肖曦, 彭良玉. 基于改进的边缘检测蚁群算法的大米轮廓检测 [J]. 微型机与应用, 2012, 31(13): 42-45.
- [6] 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(2): 191-193.
- [7] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1979(9): 62-66.

(收稿日期: 2013-09-25)



(a) 原图

(b) Sobel 算子检测结果



(c) Canny 算子检测结果

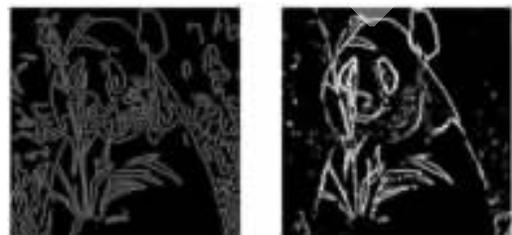
(d) 本文算法检测结果

图 2 lena 图实验结果



(a) 原图

(b) Sobel 算子检测结果



(c) Canny 算子检测结果

(d) 本文算法检测结果

图 3 panda 图实验结果