

基于优化的蚁群图像边缘检测算法研究

何小虎

(渭南师范学院 网络安全与信息化学院, 陕西 渭南 714099)

摘 要: 图像边缘检测是进行数字图像处理非常重要的环节之一, 一直是研究难点。针对蚁群算法检测图像边缘存在一系列的问题(如: 边缘不完整, 边缘断裂、不清晰等), 提出了一种优化的蚁群图像边缘检测算法。通过对基本蚁群算法中信息素矩阵、蚂蚁的信息素更新规则和状态转移规则进行分析, 将蚁群算法的信息素更新规则和蚂蚁状态转移规则进行改进, 同时对相关的信息素影响因子 α 、启发函数的影响因子 β 、蚁群数 m 、阈值等主要参数进行分析。通过实验选择出更加合理的取值, 让蚂蚁具有更强的灵活性。仿真结果表明, 优化的蚁群算法可以更好地检测出图像边缘, 提高图像的检测精度和检测效果。

关键词: 边缘检测; 蚁群优化; 转移规则; 信息素

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2017)02-0060-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2017.02.014

Research on Optimized Ant Colony Algorithm of Image Edge Detection

HE Xiao-hu

(College of Network Security and Information Technology, Weinan Teachers College, Weinan 714099, China)

Abstract: Image edge detection is the key for digital image processing and has been difficult in research. Ant colony algorithm can achieve most of the image edge detection, but the effect of which is not very ideal, including incomplete and fractured edge and other defects. In view of the above problems, an optimized ant colony algorithm of image edge detection is presented. Through the analysis of information of basic ant colony algorithm on pheromone matrix, ant pheromone updating rule and state transfer rule, the rules of information pheromone updating and ant state transfer are analyzed and improved, and the main parameters of the impact factors of related pheromone and the heuristic function, the ant colony number and threshold are analyzed. The more reasonable value can be selected by experiments, which let the ant be more flexible. Simulation shows that the proposed algorithm can detect the edge of image and improve the accuracy and efficiency in detection.

Key words: edge detection; ant colony optimization; transfer rule; pheromone

0 引言

图像边缘是图像的基本特征之一, 是人们认识、分析、处理图像的关键信息^[1]。经过多年的研究, 学者们提出了许多图像边缘检测算法, 这些算法都有各自的优缺点。但是由于图像本身存在很大差异, 使得边缘检测方法只能针对某一方面的图像有效, 而且检测出的图像边缘不好, 会出现断裂、丢失现象。所以, 如何设计出更好的图像边缘检测算法是研究者们进行的工作。

蚁群算法(Ant Colony Algorithm)是参考大自然中蚂蚁觅食而提出的一种先进的模拟仿生进化算法^[2]。具有很多优点(如: 并行性、正反馈机制、离散

性等), 已经被广泛应用到许多领域(如: 路径优化、机器人路径、水资源调度等)。随后, 将蚁群算法应用到图像边缘检测, 但是存在许多不足。因此, 提出一种信息素更新规则和蚂蚁状态转移规则改进的蚁群图像边缘检测算法。仿真结果表明, 改进后的检测算法可以检测出更好的图像边缘。

1 基本蚁群算法的边缘检测

1.1 边缘检测原理

利用优化蚁群算法进行图像边缘检测, 首要解决的问题就是怎样将图像边缘检测问题转化成能用蚁群算法进行检测的数学模型。在进行图像边缘检测时,

收稿日期: 2015-10-30

修回日期: 2016-03-03

网络出版时间: 2017-01-10

基金项目: 陕西自然科学基金基础研究计划项目(2014JM1026); 渭南师范学院项目(15YKP002)

作者简介: 何小虎(1980-), 男, 硕士, 讲师, 研究方向为智能算法优化及其应用。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170110.1010.036.html>

大多选择图像像素的灰度梯度作为蚂蚁的启发信息^[3-6],转换的基本思路是^[7-11]:把图像边缘检测问题转化成用蚁群算法进行的组合优化问题。将图像看成一张地图,图中包含许多像素点,每个像素点就是蚂蚁进行选择的节点。蚂蚁从某一个节点出发,可在8像素邻域上移动。蚂蚁根据邻域像素点的信息素强度和启发引导函数,选择信息素浓度高和启发引导函数计算出转移概率最大值的点作为下次爬行时选择的节点,同时会在刚才的节点上释放信息素并利用信息素公式更新信息素矩阵,这样使得边缘上的信息素浓度就明显高于其他点,这样就可以让大多数蚂蚁快速找到图像的边缘上。

为了使用方便,蚂蚁从节点 (i,j) 转移到其 3×3 邻域的节点时需要的基本条件如下:

(1) 设蚂蚁群体用集合 ant_k 表示, $\text{ant}_k = \{1, 2, \dots, k, \dots, m\}$ 。

(2) 设蚂蚁 k 有两个列表,一个是可移动列表 $\text{allow}_{(i,j)}^k$,一个是禁忌列表 $\text{tabu}_{(i,j)}^k$ 。 $\text{allow}_{(i,j)}^k$ 表示蚂蚁 k 可移动的邻域节点集合, $\text{tabu}_{(i,j)}^k$ 表示蚂蚁 k 禁忌移动的邻域节点集合。

1.2 基本步骤

蚂蚁 k 在选择下一个节点时必须考虑三个因素:禁忌列表 $\text{tabu}_{(i,j)}^k$ 、信息素函数 τ_{ij} 和启发式引导函数 η_{ij} 。 $\text{tabu}_{(i,j)}^k$ 中存放的是蚂蚁 k 已经选择走过的像素节点,禁忌列表主要是为避免蚂蚁 k 重复选择已经走过的像素节点; η_{ij} 指的是图像的梯度值,主要负责引导蚂蚁进行有效的搜索; τ_{ij} 是一种动态可变的全局信息素强度,是蚂蚁在进行节点移动过程中不断更新,表示某一时刻在像素节点 $V(i,j)$ 的信息素强度。

利用优化蚁群算法进行图像边缘检测的步骤如下:

(1) 基本信息的初始值设定。

$M \times N$ 的检测图像上随机分布 m 只蚂蚁, m 的大小为图像像素点个数的平方根,即 $m = \sqrt{M \times N}$ 。设置蚂蚁循环迭代总次数 Z 和 L_{\max} 的大小,信息素的初始值 $\tau^0 = 0.0001$ 。为了确保算法的执行搜索效率,设定阈值 T ,如果 $\tau_{ij} \geq T$,则 $V(i,j)$ 是图像边缘,否则不是。

(2) 蚂蚁 k 选择下一节点的规则^[5-6]。

在算法中,蚂蚁 k 每移动一个节点就认为是一次迭代过程,因此,蚂蚁的移动总次数 L_{\max} 就是蚂蚁 k 移动的总迭代次数。在蚂蚁 k 进行迭代过程中,从当前的节点 (i,j) 到下一个节点 (n,m) 的转移概率函数为:

$$P_{(i,j)(n,m)}^{<n>k} =$$

$$\begin{cases} \frac{[\tau_{ij}^{(n-1)}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{(i,j) \in \text{allow}_{(i,j)}^k} [\tau_{ij}^{(n-1)}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}, (i,j) \in \text{allow}_{(i,j)}^k \\ 0, \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

其中, α 为信息素影响因子,其大小对蚂蚁进行路径选择的概率有一定影响; β 为启发函数的影响因子,其大小对蚂蚁选择梯度值高的邻域点概率有影响; $\tau_{ij}^{(n-1)}$ 为蚂蚁在进行第 $n-1$ 次迭代结束后节点 (i,j) 处信息素值的大小; $\text{allow}_{(i,j)}^k$ 为蚂蚁 k 能够达到邻域节点 (i,j) 的节点集合; η_{ij} 为蚂蚁在节点 (i,j) 处的启发式引导函数,由节点 (i,j) 的8个邻域灰度值的大小决定。

$$\eta_{ij} = \frac{1}{S} V_c(I_{(i,j)}) \quad (2)$$

其中, $S = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N V_c(I_{(i,j)})$ 。对节点 (i,j) 的 η_{ij} 其实就是节点 (i,j) 的8个邻域对角线灰度差的平均值。

$$G = \begin{bmatrix} a_{(i-1,j-1)} & a_{(i-1,j)} & a_{(i-1,j+1)} \\ a_{(i,j-1)} & a_{(i,j)} & a_{(i,j+1)} \\ a_{(i+1,j-1)} & a_{(i+1,j)} & a_{(i+1,j+1)} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$V_c(I_{(i,j)})$ 表示节点 (i,j) 的 3×3 邻域互为对角线节点的灰度值差之和,其作用是使邻域中灰度值差大的节点容易体现出来,这样其求得的启发式引导函数 η_{ij} 的值就大,从而使蚂蚁选择图像边缘的概率就会加大。

(3) 信息素的更新规则。

图像中每一个节点的信息素值需要进行局部更新和全局更新。

当蚂蚁 k 在完成一次移动后就要进行信息素的局部更新,即蚂蚁 k 移动到下一个节点 (i,j) 后,需要对节点 (i,j) 的信息素值进行更新。计算公式如式(4)。反之,则不更新。

$$\tau_{(i,j)}^n = (1 - \rho) \cdot \tau_{(i,j)}^{n-1} + \rho \cdot \Delta\tau_{(i,j)}^k \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{(i,j)}^k = \frac{V_c(I_{(i,j)})}{C} \quad (5)$$

其中, $\tau_{(i,j)}^n$ 为蚂蚁进行 n 次搜索后节点 (i,j) 上信息素浓度的大小; ρ 为信息素的挥发系数,这里取值是0.076; $\Delta\tau_{(i,j)}^k$ 为第 k 只蚂蚁经过当前循环后节点 (i,j) 信息素增量的大小。

当所有蚂蚁完成一次循环后,图像中的所有像素点的信息素值要按式(6)进行计算。

$$\tau_{(i,j)}^n = (1 - \psi) \cdot \tau_{(i,j)}^{n-1} + \psi \cdot \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{(i,j)}^k \quad (6)$$

其中, $\psi = 0.05$,表示整个信息素矩阵的衰退系数。

利用全局更新的好处:蚁群算法是一种利用概率

方式进行计算的算法,为了让蚂蚁能够更好地寻找图像的边缘,避免陷入局部最优,过多地集中在信息素过高的边缘,而把一些零散的细小的边缘信息丢失掉,起到扩大蚂蚁搜索范围的作用。

(4) 提取检测出的图像边缘。

当程序运行完成给定的循环次数,则程序停止。然后把信息素矩阵每一个像素点的信息素值与给定的阈值 T 进行比较,当 $\tau_{ij} \geq T$ 时,节点 $V(i, j)$ 是图像的边缘,反之则不是。

2 优化的蚁群边缘检测算法

2.1 蚂蚁转移规则的改进

为了能够让蚁群快速搜索到食物源,引入扰动因子,其计算公式如下:

$$\varepsilon_{(i,j)} = T/d_{i,j} \quad (7)$$

其中, T 为梯度阈值,当 T 越大时,节点被认为是图像边缘的几率就越小;当 $d_{i,j}$ 越大时,节点被认为是图像边缘的几率就越大。

转移规则采用式(8)。

$$P_{(i,j)}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t-1)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta (\varepsilon_{i,j})^\gamma}{\sum_{(i,j) \in \text{allow}_{(i,j)}^k} [\tau_{ij}(t-1)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta (\varepsilon_{i,j})^\gamma}, & (i,j) \in \text{allow}_{(i,j)}^k, (i,j) \notin M \\ 0, & (i,j) \in M \end{cases} \quad (8)$$

其中, γ 是扰动因子,主要是蚂蚁在搜索路径时影响的大小。

2.2 信息素更新策略的改进

使用动态变化的方式改进信息素的挥发率,其计算公式如下:

$$\rho(n) = \begin{cases} \rho_0, & n < N_c \\ \varepsilon \rho_0, & n \geq N_c \end{cases} \quad (9)$$

其中, ε 为动态调整信息素大小的系数,取值范围是 $(1, 8]$; N_c 为最优解的循环迭代次数。

蚂蚁起始搜索时, $\rho(n) = \rho_0$ 。当 $n \geq N_c$ 后, $\rho(n) = \varepsilon \rho_0$ 。

信息素局部更新公式如下:

$$\tau_{(i,j)}(t) = (1 - \rho(n)) \cdot \tau_{(i,j)}(t-1) + \rho(n) \cdot \Delta \tau_{i,j}^k \quad (10)$$

同时对全局信息素也进行改进。系数 $f_x(x)$ 的改进公式如下:

$$f_x(x) = \cos(\chi \arccos x), \quad -1 \leq x \leq 1 \quad (11)$$

全局信息素的改进公式如下:

$$\tau(t) = (1 - \mu) \cdot \tau(t-1) + \mu \cdot \tau_0 + \kappa \cdot f_x(x) \quad (12)$$

2.3 参数数值分析

蚁群算法在图像边缘检测过程中,蚂蚁状态转移概率中的信息素影响因子 α 、启发函数的影响因子 β 、蚁群数 m 、阈值大小等参数对图像边缘检测效果有一定的影响。因此,对各参数进行分析^[11-14]。

(1) 蚁群数 m 的大小对算法的影响。

其他参数固定,通过实验表明,随着 m 的不断变大,检测效果会不断提高,但是增大到一定程度时检测效果保持不变,反而检测的孤立边缘点会增多,同时算法的运行时间会不断变大。

(2) 阈值大小对算法的影响。

其他参数固定,通过实验表明,随着阈值的不断变大,检测效果不断提高,算法运行时间不断变大。但是阈值增加到一定程度时,检测的边缘效果会越来越差,算法的运行时间会明显变小。

(3) α 值大小对算法的影响。

影响因子 α 对蚂蚁选择相邻领域节点的概率有一定的影响。当 α 值变大时,给相应节点提供的信息素就会变大,蚂蚁选择该节点的几率就会变高,但是信息素因子过大时便会出现使蚂蚁陷入局部最优的状态。在进行边缘提取实验仿真时,把 α 的值从 1 增加到 8,在其他参数不变的情况下,发现图像边缘慢慢变得越来越清晰。

(4) 参数 β 代表启发函数的影响因子,其大小对蚂蚁选择梯度值高的邻域点概率有一定影响。在进行边缘提取实验仿真时,把 β 从 1.5 降到 0.1 时,提取的图像边缘越来越完整,同时避免陷入局部最优,但是当 β 过大时,反而不利于边缘的提取。因此合理地选择参数对蚁群算法图像边缘检测的效果很重要。

实验相关参数值的设定: $\alpha = 3$, $\beta = 0.5$, $\rho = 0.2$, $m = 256$, $L = 30$, $Z = 3$, $C = 0.0001$ 。

2.4 优化蚁群图像边缘检测算法的流程

改进蚁群算法图像边缘检测流程如图 1 所示。

3 实验仿真及分析

实验用的是经典图像 Camera,其图像尺寸是 128×128 像素,算法实验结果对比如图 2 所示。

实验仿真表明,Roberts 和 Sobel 算子对检测图像中梯度值变化不明显的区域出现了边缘缺失、边缘连续性不好的问题。Canny 算子检测出的图像边缘太过于细密,也有图像边缘丢失的情况。基本蚁群算法在图像边缘检测中适用于常用的经典图片,但是图像边缘检测效果不理想,存在边缘不连续、不完整、丢失的情况,甚至在边缘的某些小的区域出现聚焦的现象。另外,该算法的运行时间过长,尤其是对复杂图片,更为明显。而优化蚁群算法检测的图像边缘效果明显变

好,边缘连续且清晰。

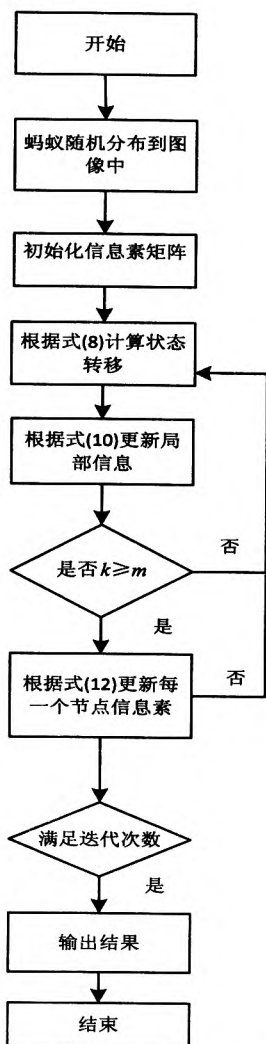


图1 改进蚁群算法图像边缘检测流程图

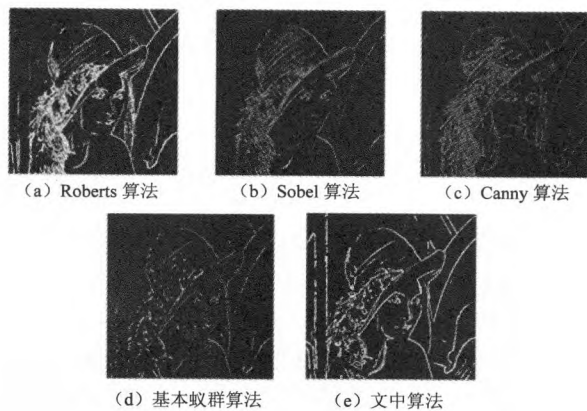


图2 算法边缘检测效果对比图

4 结束语

通过把蚂蚁的信息素更新规则和状态转移规则进

行改进,对信息素影响因子、启发函数的影响因子等参数设置合理的取值,对蚁群算法进行改进。

仿真结果表明,该优化算法可以检测出较为理想的图像边缘。但是该算法还需要更加深入的研究,如何有效提高算法的性能和检测更真实的边缘是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] Mallat S, Zhong S. Characterizations of signals from multiscale edges[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710-732.
- [2] 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.
- [3] Nezamabadi-pour H, Saryazdi S, Rashedi E. Edge detection using ant algorithms[J]. Soft Computing, 2006, 10(7): 623-628.
- [4] Tian Jing, Yu Weiyu, Xie Shengli. An ant colony optimization algorithm for image edge detection[C]//Proceedings of the 2008 congress on evolutionary computation. [s.l.]: [s.n.], 2008: 751-756.
- [5] Verma O P, Hanmandlu M. A novel approach for edge detection using ant colony optimization and fuzzy derivative technique[C]//Proceedings of the 2009 IEEE international advance computing conference. [s.l.]: IEEE, 2009.
- [6] Han Yanfang, Shi Pengfei. An improved ant colony algorithm for fuzzy clustering in image segmentation[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4-6): 665-671.
- [7] 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.
- [8] 邢旭东, 周旭, 米健. 基于改进的人工蚁群的图像分割算法[J]. 无线电通信技术, 2013, 39(6): 71-73.
- [9] 张景虎, 郭敏, 王亚文. 基于改进蚁群算法的CT图像边缘检测方法研究[J]. 计算机应用, 2008, 28(5): 1236-1239.
- [10] 李伟研, 杜玉晓. 基于改进蚁群算法的图像边缘提取的研究[J]. 微型电脑应用, 2010, 26(4): 12-14.
- [11] 王栋, 尚堃. 基于改进蚁群算法的红外图像边缘检测方法[J]. 四川兵工学报, 2014, 35(7): 87-90.
- [12] 卢雪夫. 基于蚁群算法的图像边缘检测[D]. 成都: 电子科技大学, 2010.
- [13] 解欢庆. 改进的蚁群算法在图像边缘检测中的应用研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2011.
- [14] 殷小莉, 黄晓彤, 郑晓霞, 等. 蚁群算法在低对比度图像边缘检测中的应用[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(5): 180-183.