

# 基于改进的边缘检测蚁群算法的大米轮廓检测

肖曦, 彭良玉

(湖南师范大学 物理与信息科学学院, 湖南 长沙 410081)

**摘要:** 在蚁群算法的基础上针对大米轮廓检测提出了一种改进的边缘检测蚁群算法。该算法能有效地检测出米粒的边缘信息, 解决了传统大米颗粒检测方法的不稳定和不精确等问题。与此同时, 还将其结果与原蚁群算法、Roberts、Sobel 和 Prewitt 等边缘检测算子对图像处理的结果进行了研究对比, 实验结果表明, 采用改进的边缘检测蚁群算法对大米粒形的检测效果较好, 正确率较高, 且具有适应性强、效率高等特点。

**关键词:** 蚁群算法; 大米粒形; 图像分割; 边缘检测

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)13-0042-04

## Research of rice figure detection based on improved ant colony algorithm for image edge detection

Xiao Xi, Peng Liangyu

(College of Physics and Information Science, Hunan Normal University, Changsha 410081, China)

**Abstract:** Ant colony algorithm is an optimization algorithm inspired by the natural behavior of ant species that ants deposit pheromone on the ground for foraging. On this basis, an improved ant colony algorithm is proposed to detect the edge of rice figure. It could detect the edge of the rice figure effectively, and also solve the instability and inaccuracy problem of the traditional method. In the mean time, a comparative analysis is made between the result of the improved ant colony algorithm and the results of ant colony algorithm and other boundary algorithms like Roberts, Sobel and Prewitt. The experiment results prove that the improved ant colony algorithm has better effect, and has the characteristics of strong adaptability and high efficiency.

**Key words:** ant colony algorithm; rice figure; image segmentation; edge detection

大米颗粒的形状是进行大米质量检测的重要参数之一, 同时也是影响谷物产量和品质的重要指标之一。而传统的检测方法多采用目视比较法, 受人的主观因素和环境干扰因素的影响较大。由于计算机图像处理技术具有客观性和准确性等特点, 应用图像处理技术来评定稻米品质, 能在一定程度上减少传统检测法检测结果的不稳定性和不精确性。

本文针对大米边缘特征的提取提出了一种改进的边缘检测蚁群算法。蚁群算法具有鲁棒性好、适应性强和正确率高等特点, 从而加速了大米轮廓的检测过程, 提高了产品的生产效率, 克服了检测员主观因素的影响, 并获得了较好的检测效果。与此同时, 将其结果同蚁群算法、Roberts、Sobel 和 Prewitt 等边缘检测算子对图像进行检测的效果进行了研究比较, 从而显示出改进的边

缘检测蚁群算法的优越性, 证明了该方法的有效性。

### 1 边缘检测蚁群算法

#### 1.1 蚁群算法基本原理

蚁群算法是由意大利科学家 DORIGO M 等人受自然界蚂蚁觅食过程启发而率先提出的一种新型搜索优化算法。昆虫学家经过观察发现, 蚂蚁在觅食过程中能在走过的路径上释放一种分泌物(称为信息激素), 那么在觅食过程中通过较短路径找到食物源的蚂蚁可以在相同时间内在自己经过的路径上留下更多的信息激素, 以致该路径上的信息激素强度不断增强, 从而影响后来的蚂蚁选择该路径的概率, 更加增强了该路径上信息激素的强度, 这样一个正反馈的过程就使得最终大多数蚂蚁都会选择这条最短的路径去搬运食物, 这就是蚁群算法搜索寻优的过程。

## 1.2 边缘检测的具体算法及过程

边缘检测蚁群算法旨在利用一群蚂蚁在一张二维图像上运动(其运动方向是由所在像素点邻域位置的转移概率值来决定的),从而不断更新信息激素矩阵,然后由最终生成的信息激素矩阵推出图像的阈值,最后根据阈值将图像分成边缘和非边缘两部分,分别以0和1进行表示并输出图像。这种算法的整体流程图如图1所示。

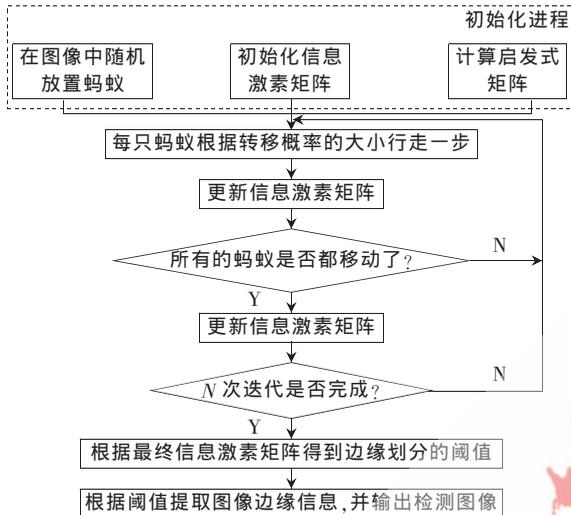


图1 边缘检测蚁群算法总体流程图框图

## 1.2.1 初始化过程

初始化过程主要包括对各参数变量的设置、信息激素矩阵的初始化以及启发式矩阵的计算。对于一幅  $M \times N$  的图像,蚂蚁的数量最多为  $M \times N$  只,即每个像素上放置一只。因为蚂蚁搜索寻优过程是一个正反馈的过程,所以蚂蚁越多搜索也应该越快;但它同时又是一个循环迭代过程,蚂蚁越多迭代次数越多,耗时也就越多,因此必须选择合适的数值。实际问题中蚂蚁个数可取  $\sqrt{M \times N}$ ,此时边缘检测效果较好,而且算法耗时也较少。为了让蚂蚁能成功启动,信息激素的初值不能为0,具体算法中可将其设为0.0001。

对于蚁群算法,启发式引导函数在其中起着决定性的作用。启发式引导函数的公式为:

$$\eta_{i,j} = \frac{1}{Z} Vc(I_{i,j}) \quad (1)$$

其中,  $Z$  是一个标准化参数,  $Z = \sum_{i=1,M} \sum_{j=1,N} Vc(I_{i,j})$ ;  $I_{i,j}$  是像素点  $(i,j)$  的灰度值;函数  $Vc(I_{i,j})$  用来计算蚂蚁所在像素点的边缘信息的强度值,它的值由所在像素周围区域(如图2所示)的值决定。参考文献[1]给出了  $Vc(I_{i,j})$  的定义:

$$Vc(I_{i,j}) = f(|I_{i-2,j-1} - I_{i+2,j+1}| + |I_{i-2,j+1} - I_{i+2,j-1}| + |I_{i-1,j-2} - I_{i+1,j+2}| + |I_{i-1,j+2} - I_{i+1,j-2}| + |I_{i-1,j-1} - I_{i+1,j+1}| + |I_{i-1,j+1} - I_{i+1,j-1}| + |I_{i+1,j+2} - I_{i+1,j-2}| + |I_{i,j-1} - I_{i,j+1}|) \quad (2)$$

并给出了  $f(\cdot)$  的4种方法,即

$$f(x) = \lambda x, x \geq 0 \quad (3)$$

$$f(x) = \lambda x^2, x \geq 0 \quad (4)$$

$$f(x) = \begin{cases} \sin \frac{\pi x}{2\lambda}, & 0 \leq x \leq \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$f(x) = \begin{cases} \frac{\pi x \sin \frac{\pi x}{\lambda}}{\lambda}, & 0 \leq x \leq \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

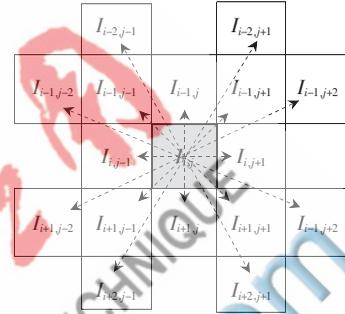


图2 启发式引导函数变量的区域范围

图像由背景、目标和边缘组成,它们的特征反映在像素灰度梯度值上,背景和背景中的像素灰度变化范围较小,其梯度值较小,而在边缘上灰度变化剧烈,其梯度值很大。由于本算法基于边缘检测,因此将启发式引导函数设为顶点  $(i,j)$  处的灰度梯度值,即:

$$\eta(i,j) = \frac{\nabla I(i,j)}{C} \quad (7)$$

其中,  $C$  为常数。

## 1.2.2 蚂蚁路径的选择过程

在每一次迭代过程,每只蚂蚁将在图像上行走  $L$  步,其移动由转移概率的大小决定:

$$P_{(l,m),(i,j)}^{(n)} = \frac{(\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha \cdot (\eta_{i,j})^\beta}{\sum_{(i,j) \in \Omega(l,m)} (\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha \cdot (\eta_{i,j})^\beta} \quad (8)$$

其中,  $(l,m)$  表示蚂蚁的当前位置;  $(i,j)$  为顶点  $(l,m)$  的其中一个邻域像素;  $\Omega(l,m)$  表示可选路径的集合,也就是顶点  $(l,m)$  的邻域像素集合,  $\Omega(l,m)$  的范围有两种,如图3所示;  $\tau_{i,j}^{(n-1)}$  表示顶点  $(i,j)$  处信息激素的强度;  $\eta_{i,j}$  为  $(i,j)$  处的启发式引导函数;  $\alpha, \beta$  分别为顶点  $(i,j)$  处积累的信息激素强度和启发式引导函数对蚂蚁路径选择的影响因子,  $\alpha$  的值越大,蚂蚁选择其他蚂蚁所走路径的概率越大,  $\beta$  的值越大,蚂蚁选择高梯度值邻域点的概率越大。

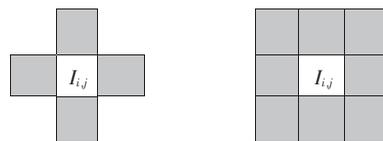


图3 两类可选路径集合区域

人工蚂蚁具有记忆功能,能够记忆所走过的路径。蚂蚁在选择新的路径时必须把走过的路径排除。记忆路径长度反映了本算法对图像细节的敏感程度,其值越小,对图像中小目标即细节部分的分割效果越好,但容易使处在小目标边缘上的蚂蚁过早陷入无效循环运动;记忆路径长度值越大,检测出的小目标边缘会出现不连续现象。

### 1.2.3 信息激素的更新

本算法中有两处需要对信息激素矩阵进行更新。第1次更新是在每只蚂蚁行走一步之后,要对每个顶点上的信息激素强度进行更新。顶点 $(i,j)$ 处信息激素强度依据式(9)更新:

$$\tau_{ij}^{(n-1)} = \begin{cases} (1-\rho) \cdot \tau_{ij}^{(n-1)} + \rho \cdot \Delta\tau_{ij}^{(k)} \\ \tau_{ij}^{(n-1)} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\Delta\tau_{ij}^{(k)}$ 为移动到 $(i,j)$ 处的蚂蚁释放的信息激素之和,为了提高蚂蚁搜索的收敛速度,将其值设为顶点 $(i,j)$ 处的梯度值,即 $\Delta\tau_{ij}^{(k)} = \eta_{i,j}$ 。当第 $n$ 只蚂蚁不选择顶点 $(i,j)$ 时, $\Delta\tau_{ij}^{(k)} = 0$ 。 $\rho$ 为信息激素的挥发率,若长时间没有蚂蚁选择该顶点,此处的信息激素会随着时间流逝逐渐挥发掉。

第2次信息激素矩阵的更新是在进行一次迭代之后,其更新公式为:

$$\tau^{(n)} = (1-\psi) \cdot \tau^{(n-1)} + \psi \cdot \tau^{(0)} \quad (10)$$

### 1.2.4 决策过程

在决策阶段,将根据最终生成的信息激素矩阵 $\tau^{(n)}$ 推出图像阈值 $T$ ,以此来判断图像中的边缘。在本文中阈值 $T$ 的求解方法是根据参考文献[3]得到的。首先将最初的阈值 $T^{(0)}$ 设为信息激素矩阵的平均值,然后根据 $T^{(0)}$ 的值将信息激素矩阵划分成大于 $T^{(0)}$ 的和小于 $T^{(0)}$ 的两部分,接着再将这两部分的平均值求平均得到新的阈值 $T^{(1)}$ 。按照这种方式继续进行迭代直到前后两次得到的阈值不再改变或者小于一个很小的值 $\varepsilon$ 为止。具体步骤如下:

(1) 设置阈值初值

$$T^{(0)} = \frac{\sum_{i=1:M} \sum_{j=1:N} \tau_{ij}^{(n)}}{MN} \quad (11)$$

(2) 根据阈值 $T^{(l)}$ 将信息激素矩阵划分成大于 $T^{(l)}$ 和小于 $T^{(l)}$ 两部分,然后计算这两部分的平均值:

$$m_L^{(l)} = \frac{\sum_{i=1:M} \sum_{1:N} g_{T^{(l)}}^L(\tau_{ij}^{(n)})}{\sum_{i=1:M} \sum_{1:N} h_{T^{(l)}}^L(\tau_{ij}^{(n)})} \quad (12)$$

$$m_U^{(l)} = \frac{\sum_{i=1:M} \sum_{1:N} g_{T^{(l)}}^U(\tau_{ij}^{(n)})}{\sum_{i=1:M} \sum_{1:N} h_{T^{(l)}}^U(\tau_{ij}^{(n)})} \quad (13)$$

其中,

$$g_{T^{(l)}}^L(x) = \begin{cases} x, x \leq T^{(l)} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$h_{T^{(l)}}^L(x) = \begin{cases} 1, x \leq T^{(l)} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

$$g_{T^{(l)}}^U(x) = \begin{cases} x, x \geq T^{(l)} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

$$h_{T^{(l)}}^U(x) = \begin{cases} x, x \geq T^{(l)} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

(3) 设置迭代系数,并更新阈值为:

$$T^{(l)} = (m_L^{(l)} + m_U^{(l)})/2 \quad (18)$$

(4) 当 $|T^{(l)} - T^{(l-1)}| > \varepsilon$ 时,返回到步骤(2),否则输出阈值,然后根据阈值对图片进行划分,其公式如下:

$$E_{i,j} = \begin{cases} 1, \tau_{ij}^{(n)} \geq T^{(l)} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

## 2 图像预处理

在图像形成、传输或变换的过程中,由于受到其他客观因素的影响,获取的图像往往会与原始图像之间产生某种差异(称为降质或退化)。退化后的图像通常模糊不清或者经过机器提取的信息量减少甚至错误,因此必须对其采取一些手段进行改善。

原始大米图像如图4所示,整幅图片灰度较暗,对比度较低,灰度值比较集中,因此可以将集中的灰度区域拉伸至整个灰度级 $[0, 255]$ 。经过处理后的大米图像如图5所示,可以看到图片的亮度得到提高,图片细节更加清晰,视觉效果较好。

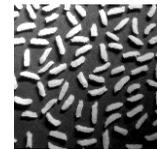
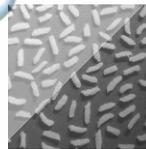


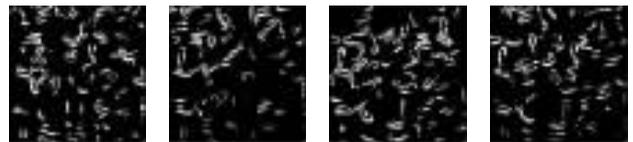
图4 原始大米图像

图5 增强后的大米图像

## 3 检测结果与分析

本实验使用的是 $200 \times 200$ 的大米灰度图,实验中使用200只蚂蚁,每只蚂蚁行走200步,蚂蚁的记忆长度为30,信息激素强度 $\alpha$ 和启发式引导函数对蚂蚁路径选择的影响因子 $\beta$ 均设为1,信息激素的挥发率 $\rho$ 为0.1,选择8领域的搜索方式。

根据参考文献[1]中所提到的边缘蚁群算法,其检测效果如图6所示,其中图6(a)、图6(b)、图6(c)、图6(d)分别对应公式(3)、式(4)、式(5)、式(6)4种方法,可以看出这4幅边缘检测的效果图都不是很好,边缘粗、间断点多、不连续,还有很多米粒都没有检测出来。



(a) 式(3)对应检测图 (b) 式(4)对应检测图 (c) 式(5)对应检测图 (d) 式(6)对应检测图

图6 参考文献[1]中蚁群算法的效果图

使用 Roberts、Sobel、Prewitt 边缘算子对图像进行检测处理的结果如图 7(a)、图 7(b)、图 7(c)所示。可以看出,Roberts 算子提取边缘的结果边缘比较粗,间断点多,没有完整的米粒轮廓;Sobel 算子对于灰度变化较小的部分没有检测出来,而且对边缘定位不是很准确;Prewitt 算子检测方法所检测到的米粒轮廓边缘较宽,而且间断点多,细节处有明显失真。

采用改进的边缘蚁群算法的检测结果如图 7(d)所示。可以看出,检测出的边缘连续性很好,完整性也占优势,同时具有较好的抗噪性能和边缘检测性能,鲁棒性强,能够得到比较细化、完整和连续的图像边缘。

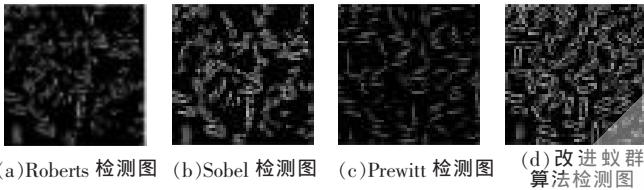


图 7 各算法检测效果对比

实验结果表明,在对米样图像进行边缘提取时,采用改进的边缘蚁群算法能够较好地提取连续的大米轮廓边缘,得到稳定的边缘提取结果,具有适应性强、效率高和效果好等特点,为大米等级的分类做好了前期准备工作。

#### 参考文献

[1] Tian Jing, Yu Weiyu, Xie Shengli. An ant colony

optimization algorithm for image edge detection[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2008:751-755.

[2] NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S, RASHEDI E. Edge detection using ant algorithms [J]. Soft Computing, 2006(10):623-628.

[3] LU D S, CHEN C C. Edge detection improvement by ant colony optimization [J]. Pattern Recognition Letters, 2008(29):416-425.

[4] OTSU N. A threshold selection method from gray level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1979(9):62-66.

[5] 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.

[6] 刘光蓉,周红,管庶安.基于图像处理技术的大米轮廓检测[J].粮食与饲料工业,2004(6):14-15.

[7] 任景英,谢泽会.基于图像处理的大米粒形检测技术研究[J].农机化研究,2011(3):198-200.

[8] 刘军,姚子建.用边缘检测算子实现图像边缘检测[J].福建电脑,2006,39(4):759-763.

(收稿日期:2012-04-19)

#### 作者简介:

肖曦,男,1989年生,硕士,主要研究方向:数字图像处理。

彭良玉,女,1965年生,博士后,教授,主要研究方向:数字图像处理。