

## 一种基于蚁群优化的显著边缘检测算法

张志龙\* 杨卫平 李吉成

(国防科技大学 ATR 重点实验室 长沙 410073)

**摘要:** 该文提出一种基于蚁群优化的显著边缘检测算法。该算法利用相位编组方法计算支持区面积作为描述图像边缘梯度方向一致性的指标,将梯度幅度和支持区面积结合起来形成启发信息和信息素增量的计算方法,采用线性加权方法将信息素、梯度幅度、支持区面积3种信息综合起来得到蚂蚁转移概率,通过引入禁忌表增大蚂蚁的活动范围。实验结果表明:该文提出的算法能够有效检测图像中的显著边缘特征,对多类图像都有良好的适应性,而且收敛速度较快。

**关键词:** 图像处理; 蚁群; 边缘检测; 显著边缘; 梯度方向一致性

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)09-2061-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01506

## A Novel Salient Image Edge Detection Algorithm Based on Ant Colony Optimization

Zhang Zhi-long Yang Wei-ping Li Ji-cheng

(ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** In this paper, a novel salient image edge detection technique that is based on Ant Colony Optimization (ACO) is presented. Firstly, the proposed method designs a new edge saliency description called Support Region Area (SRA) using phase grouping algorithm. Then, two kind of heuristic information, SRA and gradient magnitude, are introduced in ACO to guide the ant's movement. The quantity of pheromone laid by each ant on its new arrived node is calculated based the SRA and the gradient magnitude on the node. Each ant's transition probability is calculated by a new method which linear weighted combines the pheromone, the gradient magnitude and the SRA in the ant's 8-connectivity neighborhood. A taboo table is created for each ant that recorder the nodes it has recently visited, and is used to prevent the ant from visiting the same set of nodes repeatedly. Experimental results show the success of the technique in extracting salient edges from visual and infrared images.

**Key words:** Image processing; Ant colony; Edge detection; Salient edge; Gradient orientation consistency

### 1 引言

边缘检测是图像处理的基本任务,是特征提取、景象匹配、目标识别、机器视觉等后续处理的基础。实际图像中包含各种噪声和干扰,噪声会影响检测边缘的完整性,干扰则会导致虚假边缘的产生。好的边缘检测方法应当具有良好的鲁棒性,既能抵抗噪声的影响得到更加完整的边缘,又能避免干扰的影响得到期望的边缘,从而更为准确地反映图像中有意义的结构特征。显著边缘是图像中主要的结构特征,也是表征图像内容、建立简约图像描述的重要线索。从视觉认知过程分析,边缘的显著度既与梯度幅度有关,又与梯度方向有关。实际上,即使

梯度幅度不强的边缘,只要其梯度方向在较大范围内表现出一致性,也会成为显著边缘;另一方面,尽管图像中有些边缘梯度幅度很强,但其梯度方向一致性较差,在有些图像理解任务中也不会被关注,这就是相位一致性原理<sup>[1,2]</sup>。它表明梯度方向信息对于显著边缘具有重要的提示作用。

蚁群算法是 Dorigo 等人<sup>[3,4]</sup>提出的一种新的模拟进化算法,在旅行商、指派、调度、连续优化等问题求解方面取得了很好的结果。近几年,蚁群算法在图像匹配<sup>[5]</sup>、分割<sup>[6]</sup>、增强<sup>[7,8]</sup>、特征选择<sup>[9]</sup>方面也产生了很多研究成果。蚁群算法是一种群智能算法,利用蚁群优化检测图像边缘具有并行性和智能化的特点,可以通过引入多种启发信息提高边缘检测的鲁棒性和智能化水平,这是传统边缘检测算法无法比拟的。这方面已有一些研究工作,如文献[10]以像素灰度的局部方差和相邻像素的灰度差异作为

2013-09-29 收到, 2014-04-03 改回

国家自然科学基金(61101185, 61302145), 国家专项课题(0404040604)和国家 863 计划项目(2012AA7044030)资助课题

\*通信作者: 张志龙 zhangzhilong13@sina.com

启发信息,以感知图作为蚂蚁释放信息素的空间,根据感知图上信息素的分布提取边缘,文献[11-14]以像素灰度的局部方差作为启发信息,以像素位置作为蚂蚁释放信息素的空间,通过对信息素矩阵的阈值处理提取边缘,文献[15]以像素灰度的梯度幅度作为启发信息,通过对信息素矩阵的阈值和细化处理提取边缘,文献[16]选择沿着蚂蚁移动方向的局部像素梯度作为启发信息,释放与启发信息成正比的信息素,通过对信息素矩阵的阈值处理得到边缘。国内学者也在开展了一些探索<sup>[17-20]</sup>。

本文旨在设计一种能够实现图像显著边缘检测的蚁群优化算法,其新颖之处在于:(1)利用相位编组方法计算支持区面积作为描述图像边缘梯度方向一致性的指标;(2)将梯度幅度和支持区面积结合形成启发信息和信息素增量的计算方法;(3)采用线性加权方法将信息素、梯度幅度、支持区面积 3 种信息综合起来得到转移概率;(4)通过引入禁忌表增大蚂蚁的活动范围。实验表明,本文算法能够有效检测图像中的显著边缘特征,对多类图像具有良好的适应性,且收敛速度快。

## 2 蚁群算法的基本原理

群智能算法是通过对蚁群、蜂群等社会性动物的群体行为建模来求解问题的算法<sup>[3,4]</sup>。群体中的每个成员以自组织的方式自动行动并最终获得问题的最优解。蚁群算法是模拟蚁群社会行为建立起来的群智能算法,用以寻找图中的最短路径。蚂蚁在觅食过程中会在经过的路径上释放信息素,其它蚂蚁会追寻信息素的轨迹。在特定路径上,每只蚂蚁依概率  $p_{i,j}$  从节点  $i$  移动到节点  $j$ :

$$p_{i,j} = \frac{(\tau_{i,j}^\alpha)(\eta_{i,j}^\beta)}{\sum_k (\tau_{i,k}^\alpha)(\eta_{i,k}^\beta)} \quad (1)$$

其中  $\tau_{i,j}$  是路径  $i \rightarrow j$  上的信息素,  $\eta_{i,j}$  是路径  $i \rightarrow j$  的启发信息,  $\alpha$  和  $\beta$  分别是信息素和启发信息的重要性权值。

在每一步迭代时,信息素按照式(2)进行更新:

$$\tau_{i,j}(t) = (1 - \rho)\tau_{i,j}(t-1) + \lambda_{i,j} \quad (2)$$

其中  $t$  是迭代次数,  $\tau_{i,j}(t)$  是  $t$  时刻路径  $i \rightarrow j$  上的信息素,  $\rho$  是信息素挥发系数,  $\lambda_{i,j}$  是  $t$  时刻路径  $i \rightarrow j$  上的信息素增量。

信息素增量  $\lambda_{i,j}$  有 3 种常用的计算模型:

蚁周模型:

$$\lambda_{i,j}^k = \begin{cases} Q/L_k, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁经过路径 } i \rightarrow j \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

蚁量模型:

$$\lambda_{i,j}^k = \begin{cases} Q/d_{i,j}, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁经过路径 } i \rightarrow j \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

蚁密模型:

$$\lambda_{i,j}^k = \begin{cases} Q, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁经过路径 } i \rightarrow j \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

其中  $Q$  为信息素强度因子,  $L_k$  为第  $k$  只蚂蚁经过路径的总长度,  $d_{i,j}$  为路径  $i \rightarrow j$  的长度。

## 3 基于蚁群优化的显著边缘检测算法

基于蚁群优化检测图像中的显著边缘,涉及图像边缘显著度的定义和计算方法、蚁群启发信息的定义和计算方法、信息素的计算和更新方法、蚂蚁个体的行为规则设计等问题。本节主要从图像边缘的显著度描述和蚁群优化算法设计两个方面对本文算法进行描述。

### 3.1 图像边缘的显著度描述

待处理图像  $f(x,y)$  的梯度幅度  $g(x,y)$  和梯度方向  $\theta(x,y)$  分别表示为

$$g(x,y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (6)$$

$$\theta(x,y) = \arctan(g_y/g_x) \quad (7)$$

其中  $g_x$  和  $g_y$  是  $f(x,y)$  在  $x$  和  $y$  方向上的偏导数。

$$g_x(x,y) = \partial f(x,y)/\partial x \quad (8)$$

$$g_y(x,y) = \partial f(x,y)/\partial y \quad (9)$$

边缘是图像中灰度变化不连续的地方,这些地方的梯度幅度较强,因此梯度幅度是反映边缘显著度的重要指标。另一方面,边缘附近梯度方向的一致性较好,因此方向一致性也是反映边缘显著度的重要指标。对视觉认知过程的研究表明,梯度幅度和方向一致性都是图像边缘显著度的重要表现形式。为了有效检测显著边缘,有必要将两者结合起来作为启发信息引进蚁群算法,使之对蚁群优化过程产生影响。

我们采用相位编组的思路<sup>[21]</sup>建立基于梯度方向一致性的边缘显著度描述,计算过程如图 1 所示<sup>[21]</sup>:首先采用梯度算子计算梯度幅度  $g(x,y)$  和梯度方向  $\theta(x,y)$ ;然后按图 2 的两种方向编码对  $\theta(x,y)$  进行量化得到两种相位图;再分别对两种相位图进行连通区域标记(称标记产生的连通区域为支持区),并计算支持区面积;最后对支持区进行投票和选择,将支持度大于 0.5 的支持区保留下来,并用  $l(x,y)$  表示像素  $(x,y)$  所属的支持区的面积。支持区是通过对梯度方向的量化和编组产生的,它是图像中梯度方向一致性较强的区域。 $l(x,y)$  越大,表面像素  $(x,y)$  所属支持区的面积越大,像素  $(x,y)$  的显著度也越强。

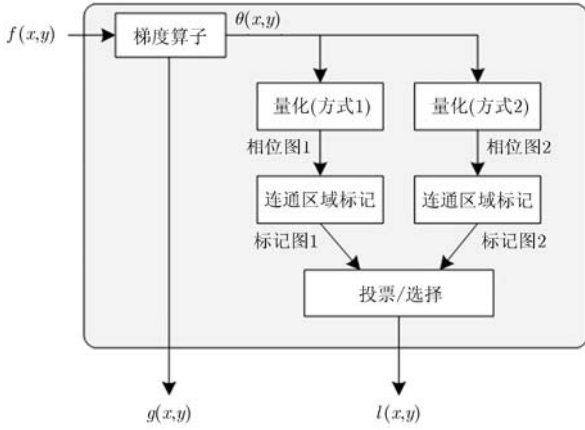


图 1 图像边缘显著度的计算过程

概括起来，图 1 的算法根据输入图像  $f(x,y)$  得到梯度幅度  $g(x,y)$  和支持区面积  $l(x,y)$  以定量描述图像边缘的显著度。 $g(x,y)$  反映了图像边缘强度， $l(x,y)$  反映了图像边缘的方向一致性，这两种图像信息都将作为启发信息引进本文的蚁群优化过程。

### 3.2 蚁群优化算法设计

将 2 维图像平面看成蚂蚁活动的空间，相邻像素位置之间的连线视为蚂蚁运动的路径，并将像素位置视为蚂蚁可以到达并释放信息素的位置。通过合理引入启发信息、设计运动规则、释放信息素，实现蚁群系统的自催化和正反馈机制，使之具有检测显著图像边缘的能力。

蚁群中蚂蚁的总数量用  $M$  来表示，它是算法的重要参数，直接影响算法性能。规定每只蚂蚁  $m$  在一次循环迭代时必须运动，并且只能从其当前位置到达相邻的 8 个位置(如图 3 所示)，这 8 个相邻位置用集合  $N_m$  表示。蚂蚁  $m$  的位置记为  $(x_m, y_m)$ ，它曾经到过的位置记录在集合  $W_m$  中。这里的  $W_m$  是蚂蚁  $m$  的运动禁忌表，用以限制蚂蚁回到曾经到过的位置。后面的实验将证明：引入运动禁忌表有助于增强蚁群的寻优能力，避免蚂蚁在局部范围进行无意义的往返运动。

**3.2.1 蚁群系统的初始化** 在初始化阶段，对蚁群中每一只蚂蚁  $m$ ，先将其禁忌表  $W_m$  清空(即允许蚂蚁  $m$  转移到 8 个相邻位置中的任何位置)，再随机设置

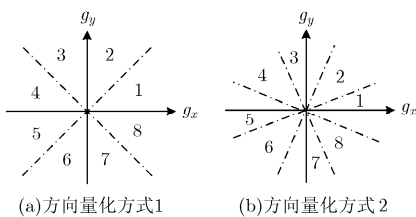


图 2 梯度方向的编码方式

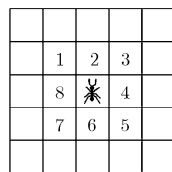


图 3 蚂蚁的邻域结构

蚂蚁的位置  $(x_m, y_m)$ 。为了使显著边缘特征周围能够尽快聚集较多的蚂蚁，加速算法的收敛速度，设置蚂蚁位置  $(x_m, y_m)$  的方法包括两步：

第 1 步：随机生成一个像素位置  $(x_r, y_r)$  和一个随机数  $g_r \in [0,1]$ ；

第 2 步：如果  $g_r \leq g(x_r, y_r)$ ，就令  $(x_m, y_m) = (x_r, y_r)$ ；否则，返回第 1 步。

另外，在蚁群算法运行时，在每次运动后对每一只蚂蚁  $m$  的禁忌表  $W_m$  进行更新，并根据禁忌表的内容判断蚂蚁的运动能力。若禁忌表限制了蚂蚁的所有运动方向，导致其在下一步迭代时无法运动，就对其位置  $(x_m, y_m)$  重新进行随机设置并清空禁忌表。这种处理策略可以增强蚁群的运动能力，使蚂蚁有能力远离由噪声引起的图像边缘，因此具有抵抗图像噪声的能力。

**3.2.2 蚂蚁位置的转移方法** 蚂蚁对外部环境的感知能力是通过“了解”局部环境的启发信息和环境中遗留的信息素产生的。为了增强蚂蚁对外部环境的感知能力，引入 3.1 节得到的两种不同类型的启发信息，即梯度强度  $g(x,y)$  和支持区面积  $l(x,y)$ ，并采用线性加权方法计算蚂蚁的转移概率。

用  $k = 1, 2, \dots, 8$  表示蚂蚁  $m$  的 8 个相邻位置，用  $\tau_k, g_k, l_k$  分别表示相邻位置  $k$  的信息素密度、梯度强度、支持区面积。采用线性加权方法将信息素和两种不同类型的启发信息综合起来，计算蚂蚁  $m$  从当前位置转移到相邻位置  $k$  的转移概率  $p_k^m$ ：

$$p_k^m = a \frac{\tau_k}{\sum_{j \in S} \tau_j} + b \frac{g_k}{\sum_{j \in S} g_j} + c \frac{l_k}{\sum_{j \in S} l_j}, \quad k \in S \quad (10)$$

式中  $a, b, c$  分别是信息素、梯度强度和支持区面积对应的权重系数，满足  $a, b, c \in [0,1]$  且  $a + b + c = 1$ ， $S$  是蚂蚁  $m$  可以到达的所有位置的集合。

蚂蚁  $m$  根据转移概率  $p_k^m$  确定转移位置的方法是：找到转移概率的最大值  $p_{kmax}^m$ ，同时生成一随机数  $p_r \in [0,1]$ ；如果  $p_r \geq p_{TH}$ ，那么蚂蚁  $m$  就从当前位置转移到位置  $k_{max}$ ；否则就随机运动到集合  $S$  中的某个位置。此处的  $p_{TH}$  称为随机转移概率，它决定了蚁群随机运动的强度。通常，蚁群必须有一定比例的随机运动才能保证其全局寻优能力。

**3.2.3 信息素的更新方法** 每当一只蚂蚁  $m$  转移到新位置后，就会在该位置释放信息素。用  $\Delta\tau_{i,j}^m(t)$  表示  $t$  时刻蚂蚁  $m$  在位置  $(i,j)$  新释放的信息素。为了使信息素对显著图像边缘具有指示作用，我们希望蚂蚁在梯度强度较大或者支持区面积较大的位置释放较多的信息素。因此，本文提出的计算  $\Delta\tau_{i,j}^m(t)$  的方法为

$$\Delta\tau_{i,j}^m(t) = \frac{g(i,j) \cdot l(i,j)}{g(i,j) + l(i,j)} \quad (11)$$

式(11)物理意义是: 当位置  $(i, j)$  属于面积较大的支持区并且梯度幅度较强时, 蚂蚁  $m$  就会在位置  $(i, j)$  处遗留更多的信息素, 从而对蚁群中其它的蚂蚁形成更强的吸引力。

当所有蚂蚁完成一次运动后, 意味着一次内循环结束。用  $\lambda_{i,j}(t)$  表示第  $t$  次内循环新产生的信息素, 它是所有蚂蚁新释放的信息素的总和, 可以表示为

$$\lambda_{i,j}(t) = \sum_{m=1}^M \Delta\tau_{i,j}^m(t) \quad (12)$$

在第  $t$  次内循环结束后, 对信息素矩阵  $\tau_{i,j}(t)$  的更新过程可以表示为

$$\tau_{i,j}(t) = (1 - \rho)\tau_{i,j}(t-1) + \lambda_{i,j}(t) \quad (13)$$

式中  $\rho$  是信息素的挥发系数;  $\tau_{i,j}(t)$  是第  $t$  次内循环结束后的信息素矩阵。  $t = 0$  时即蚁群算法的开始时刻, 通过初始化过程使  $\tau_{i,j}(0) = \tau_{in}$ ,  $\tau_{in}$  为一个小正数。

当蚁群算法完成预先设定的  $T$  次迭代之后, 算法终止。

**3.2.4 边缘提取过程** 在蚁群算法完成迭代之后, 根据信息素矩阵  $\tau_{i,j}$  判断像素  $(i, j)$  是否为边缘。本文采用两个步骤处理信息素矩阵  $\tau_{i,j}$  得到像素的显著边缘:

步骤 1 对信息素矩阵  $\tau_{i,j}$  进行阈值处理。选择信息素强度较大的 10% 的像素作为图像的边缘点, 从而确定阈值 TH, 并对  $\tau_{i,j}$  进行二值化处理, 得到二值化的边缘图  $b_{i,j}$ ;

步骤 2 采用数学形态学细化算法对边缘图  $b_{i,j}$  进行细化处理, 得到单像素宽的边缘图  $e_{i,j}$ 。

### 3.3 算法流程

概括起来, 本文提出的用于图像显著边缘检测的蚁群算法流程可以描述如表 1 所示。

## 4 实验结果

本节通过实验检验本文算法的性能, 参与对比的算法有 Canny 算法, Shweta 算法<sup>[12]</sup>, Etemad 算法<sup>[14]</sup>。实验用到一台 2.0 GHz Intel 双核 CPU, 1.0 GB RAM 的计算机。各种算法的源代码采用 VC 6.0 ++ 编写。实验数据选用经典的车轮图像和机场跑道红外图像, 基于车轮图像的实验结果能够反映算法对不同方向边缘的适应性, 基于机场跑道红外

图像的实验结果能够反映算法检测显著边缘的效果。

表 1 图像显著边缘检测的蚁群算法流程

第 1 步 初始化算法参数, 包括:

- (1) 蚂蚁数量  $M$ , 加权系数  $a, b, c$ , 信息素挥发系数  $\rho$ , 迭代次数  $t$ , 最大迭代次数  $T$ , 随机转移概率  $p_{TH}$  等;
- (2) 每一只蚂蚁的当前位置  $(x_m, y_m)$  和禁忌表  $W_m$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ ;
- (3) 初始化信息素  $\tau_{i,j}$ : 使所有位置的信息素为一个较小的正数  $\tau_{in}$ ;
- (4) 初始化新增信息素  $\lambda_{i,j}$ , 使所有位置的新增信息素为 0。

第 2 步 (外循环) 令循环次数  $t := t + 1$ 。

第 3 步 (内循环) 对每一只蚂蚁  $m$  ( $m = 1, 2, \dots, M$ ) 进行如下处理:

- (1) 计算转移概率  $p_k^m$ ;
- (2) 将当前位置写入禁忌表  $W_m$ ;
- (3) 按照转移概率  $p_k^m$  转移到新位置;
- (4) 在新位置释放信息素  $\Delta\tau_{i,j}^m(t)$ ;
- (5) 如果禁忌表导致蚂蚁失去运动活力, 对蚂蚁  $m$  的位置和禁忌表重新进行初始化。

第 4 步 (内循环结束) 计算一次内循环产生的信息素增量  $\lambda_{i,j}(t)$ 。

第 5 步 (外循环结束) 对信息素  $\tau_{i,j}(t)$  进行更新。

第 6 步 如果  $t \geq T$ , 则外循环结束, 输出信息素矩阵  $\tau_{i,j}$ ; 否则转到第 2 步。

第 7 步 根据信息素矩阵  $\tau_{i,j}$  提取图像边缘。

### 4.1 算法参数对性能的影响

直接影响算法性能的参数包括蚁群规模  $M$ , 信息素挥发系数  $\rho$ , 随机转移概率  $p_{TH}$  和最大迭代次数  $T$ 。在算法设计过程中, 作者发现对于  $256 \times 256$  的图像取  $M = 20000$ ,  $\rho = 0.1$ ,  $p_{TH} = 0.25$ ,  $T = 50$  性能较好。

图 4 反映了信息素  $\tau_{i,j}$  随迭代次数  $t$  的变化情况。由图 4(a)可以看出: 在所有位置信息素初值都为 0.1 的条件下, 仅经过 1 次迭代蚁群就在显著边缘附近释放了较多的信息素, 使显著边缘凸显出来。随着迭代次数增加, 显著边缘处的信息素不断增强, 并很快在  $t = 20$  时趋于稳定。这表明本文算法的收敛速度较快。

图 5 验证了禁忌表对蚂蚁活动范围的重要影响。作者为蚂蚁建立的禁忌表可以记录其前 8 步到过的位置。图 5(a)是一只只有禁忌表的蚂蚁在 50 次迭代中的运动路径, 图 5(b)是一只没有禁忌表的蚂蚁运动路径。不难发现: 引入禁忌表有效避免了蚂蚁在局部区域内做往返运动, 从而显著增加了蚂蚁个体的活动范围和蚁群整体的搜索能力。

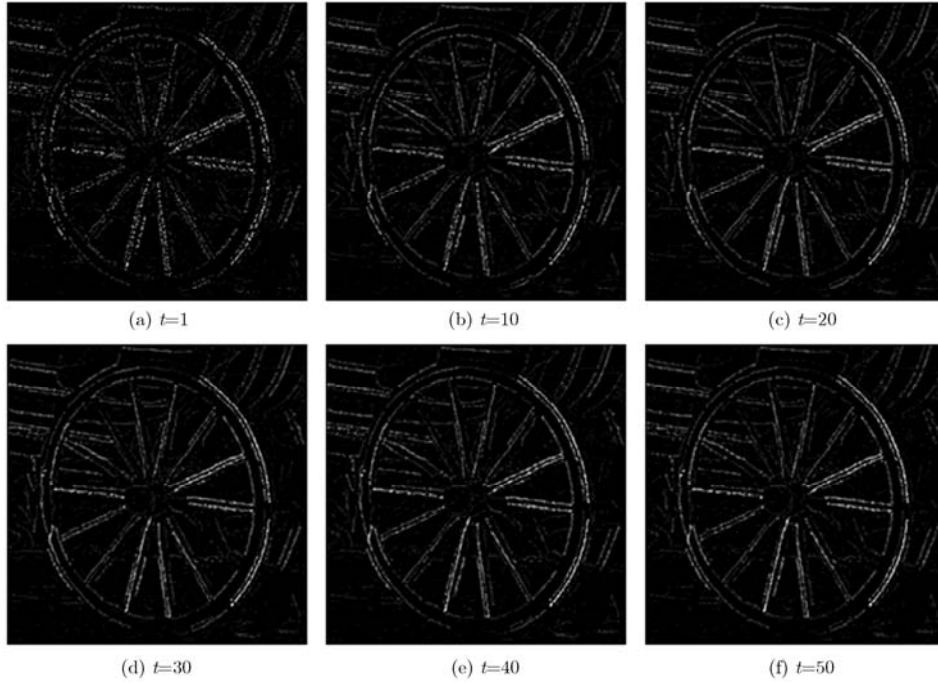


图 4 信息素  $\tau_{i,j}$  随迭代次数的变化情况

图 6 验证了禁忌表对信息素分布和特征提取效果的重要影响。图 6(a)和图 6(b)分别是在  $t = 50$  时，有禁忌表和没有禁忌表的蚁群产生的信息素分布  $\tau_{i,j}$ 。不难发现：没有禁忌表的蚂蚁会在局部区域内往返运动，结果导致信息素在大量孤立位置聚集，造成大量断裂边缘和噪声；引入禁忌表后产生的信息素分布则可以更好地反映边缘特征的连续性。

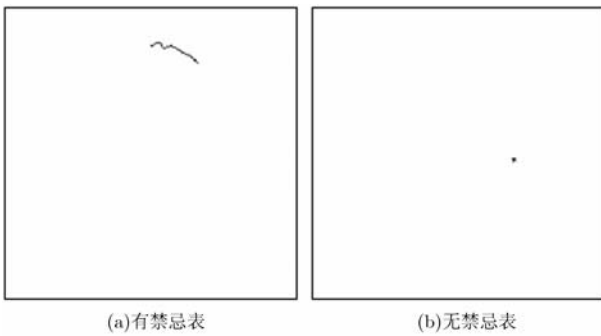


图 5 禁忌表对蚂蚁活动范围的影响

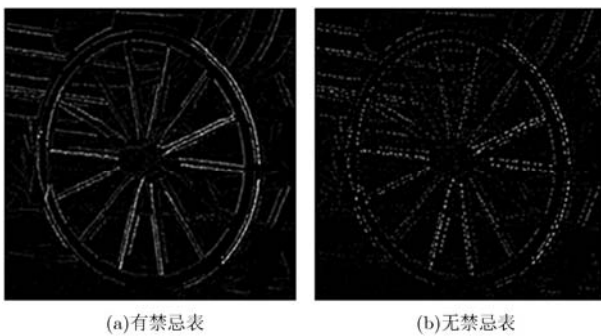


图 6 禁忌表对信息素  $\tau_{i,j}$  的影响

### 4.2 与其它算法比较

本节通过实验比较 Canny 算法，Shweta 算法<sup>[12]</sup>，Etemad 算法<sup>[14]</sup>以及本文算法的边缘检测效果。Canny 算法是常用的边缘检测算子，Shweta 算法和 Etemad 算法是有代表性的蚁群边缘检测算法，与它们进行比较可以反映本文算法的优势和特点。

图 7 是各种算法对车轮图像的边缘检测结果。通过对比不难发现：Canny 算子得到的边缘虽然最为完整，但是包含了大量由草丛引起的细碎边缘；Shweta 算法得到的边缘存在大量的断裂和噪声，其主要原因是没有引入禁忌表；Etemad 算法无法得到较好的边缘信息，这首先是因为算法中每只蚂蚁在一次移动后释放的信息素为常值 1，其次是因为算法没有引入禁忌表；相比之下，本文算法得到的边缘不但较为完整，而且主要来自图像中显著的线状特征，对草丛等细节信息不敏感。

图 8 是各种算法对一幅机场跑道红外图像的边缘检测结果。从红外图像中检测显著边缘，剔除细碎边缘，对于建立场景描述、进行景象匹配具有重要意义。通过对比可以发现：Canny 算子得到的边缘尽管较为完整，但是包含大量细碎边缘；Shweta 算法得到的边缘丢失了重要的边缘信息，如主跑道对应的边缘；Etemad 算法无法得到有意义的边缘信息，原因上面已有分析；与之相比，本文算法能够有效检测出主跑道、副跑道、道路对应的显著边缘，从而能够更为准确、完整地反映图像中的场景结构。

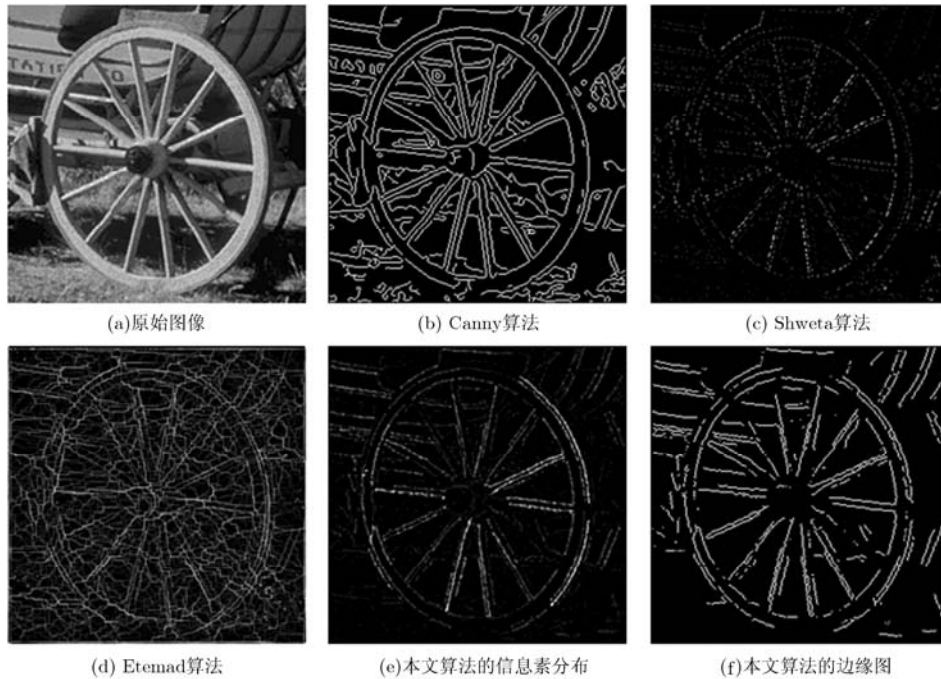


图 7 不同算法对 Wheel 的边缘检测结果

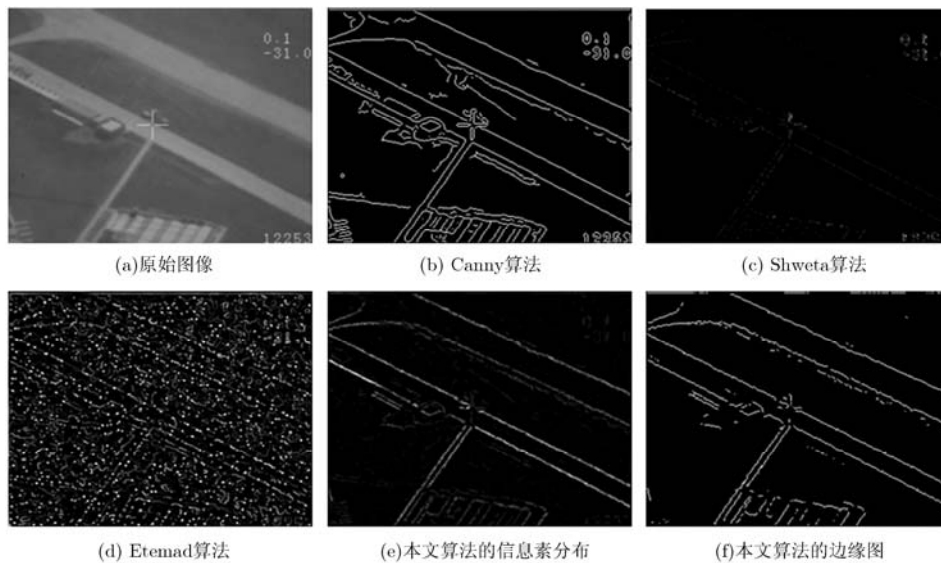


图 8 不同算法对红外图像的边缘检测结果

根据以上两组实验结果可以得出结论：本文算法具有对显著边缘特征敏感的特点，能够实现图像中显著边缘特征的有效检测，对可见光和红外图像都具有适应性，基于本文算法可以更为简约地描述图像场景。

## 5 结束语

蚁群算法是一种新型的群智能优化算法，在旅行商问题、指派问题、调度问题、连续优化问题求解方面都取得了很好的实验结果。采用蚁群算法检测图像边缘也出现了不少探索性的研究工作。本文

提出了一种基于蚁群优化的显著边缘检测算法，该算法的新颖性体现在 4 个方面：(1)在启发信息设计方面，提出了两种反映图像边缘显著性的量化指标：一是梯度幅度，反映边缘对比度的显著性；二是支持区面积，反映边缘的梯度方向一致性的显著性；(2)在转移概率计算方面，采用线性加权方法将信息素、梯度幅度、支持区面积 3 种信息综合起来得到转移概率。这种转移概率计算模型比经典模型能够包含更多类型的启发信息，实验表明：基于该模型的蚁群算法仍然具有良好的收敛性；(3)在蚂蚁运动规则设计方面，通过引入多元禁忌表记录

蚂蚁前若干步到过的位置,有效避免了蚂蚁在局部极值附近的往返运动,显著增加了蚂蚁的活动范围,提高了整个蚁群的全局寻优能力;(4)在蚂蚁释放的信息素强度计算方面,根据蚂蚁所到位置的梯度幅度和支持区面积计算蚂蚁释放在该位置的信息素强度。基本原则是:梯度幅度越强、支持区面积越大,蚂蚁在该位置释放的信息素越多。由此产生的信息素矩阵可以更好地指示图像中显著的边缘特征。

实验结果表明:本文算法能够有效检测图像中的显著边缘特征,对可见光图像和红外图像都具有良好的适应性,而且收敛速度较快。在本文算法中,蚂蚁每次只移动一步,因此需要较大规模的蚁群才能实现有效的特征提取。如果使蚂蚁每次移动多步,并根据运动路径的特点释放信息素,有可能减小蚁群规模、提高运算速度,并有可能实现轮廓、直线等高层图像特征的有效提取。

### 参考文献

- [1] Ma L, Tian J, and Yu W. Visual saliency detection in image using ant colony optimization and local phase coherence[J]. *Electronics Letters*, 2010, 46(15): 12-13.
  - [2] Kovesi P. Image features from phase congruency [J]. *Journal of Computer Vision Research*, 1999, 1(3): 2-27.
  - [3] Dorigo M, Maniezzo V, and Colomni A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1996, 26(1): 29-41.
  - [4] Dorigo M and Blum C. Ant colony optimization theory: a survey[J]. *Theoretical Computer Science*, 2005, 344(2/3): 243-278.
  - [5] Shi Jing-lun, Chen Feng, Lu Jing-biao, et al. An evolutionary image matching approach[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(6): 3060-3065.
  - [6] Yousefi S, Azmi R, and Zahedi M. Brain tissue segmentation in MR images based on a hybrid of MRF and social algorithms[J]. *Medical Image Analysis*, 2012, 16(4): 840-848.
  - [7] Hoseini P and Shayesteh M G. Efficient contrast enhancement of images using hybrid ant colony optimisation, genetic algorithm, and simulated annealing[J]. *Digital Signal Processing*, 2013, 23(3): 879-893.
  - [8] Verma O P, Kumar P, Hanmandlu M, et al. High dynamic range optimal fuzzy color image enhancement using Artificial Ant Colony System[J]. *Applied Soft Computing*, 2012, 12(1): 394-404.
  - [9] Chen Bo-lun, Chen Ling, and Chen Yi-xin. Efficient ant colony optimization for image feature selection[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(6): 1566-1576.
  - [10] Zhuang X and Mastorakis N E. Edge detection based on the collective intelligence of artificial swarms[C]. Proceedings of the 4th WSEAS International Conference on Electronic, Signal Processing and Control, Wisconsin, 2005: 17-23.
  - [11] Bateria A V and Oppus C. Image edge detection using ant colony optimization[J]. *WSEAS Transactions on Signal Processing*, 2010, 2(6): 58-67.
  - [12] Rahebi J and Tajik H R. Biomedical image edge detection using an ant colony optimization based on artificial neural networks[J]. *International Journal of Engineering Science and Technology*, 2011, 3(12): 8211-8218.
  - [13] Agarwal S. A review paper of edge detection using ant colony optimization techniques[J]. *International Journal of Latest Research in Science and Technology*, 2012, 1(2): 120-123.
  - [14] Singh J and Vidyarthi A. Digital image edge detection using enhanced ant colony optimization technique[J]. *International Journal of Computer Applications*, 2013, 67(16): 21-24.
  - [15] Etemada S A and White T. An ant-inspired algorithm for detection of image edge features[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(8): 4883-4893.
  - [16] Mullen R J, Monekosso D N, and Remagnino P. Ant algorithms for image feature extraction[J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(11): 4315-4332.
  - [17] 于勇, 郭雷. 噪声图像中提取边缘的蚁群搜索算法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(6): 1271-1275.  
Yu Yong and Guo Lei. Ant colony search for edge extraction in noise image[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(6): 1271-1275.
  - [18] 詹晓倩, 何坤, 琚生根, 等. 基于改进蚁群算法的图像边缘检测[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2010, 47(6): 1265-1271.  
Zhan Xiao-qian, He Kun, Ju Sheng-gen, et al. Image edge detection based on improved ant colony algorithm[J]. *Journal of Sichuan University (Natural Science Edition)*, 2010, 47(6): 1265-1271.
  - [19] 徐金龙, 陈明举, 吴明. 蚁群算法在图像边缘提取中的研究[J]. 四川理工学院学报(自然科学版), 2010, 23(2): 209-215.  
Xu Jin-long, Chen Ming-ju, and Hao Ming. Research on ant colony algorithm for image edge detection[J]. *Journal of Sichuan University of Science & Engineering (Natural Science Edition)*, 2010, 23(2): 209-215.
  - [20] 王栋, 张泾周. 结合 Sobel 算子的蚁群红外图像边缘检测[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2011, 32(6): 38-41.  
Wang Dong and Zhang Jing-zhou. Ant colony based infrared image edge detection integrating Sobel Operator[J]. *Journal of Henan University of Science and Technology: Natural Science*, 2011, 32(6): 38-41.
  - [21] Burns J B, Hanson A R, and Riseman E M. Extracting straight lines [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(3): 425-455.
- 张志龙: 男, 1976年生, 副研究员, 主要从事红外精确制导、图像处理、目标识别等方面的教学科研工作。
- 杨卫平: 男, 1968年生, 副教授, 主要从事自动目标识别、红外精确制导方面的教学科研工作。
- 李吉成: 男, 1970年生, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理、红外自动目标识别、多传感器信息融合方面的科研工作。