

文章编号:1001-9081(2010)04-0932-03

蚁群算法实现的图像边缘连接

路漫漫,滕奇志

(四川大学电子信息学院,成都610064)

(lman1987815@163.com)

摘要:针对金相晶界重建问题,提出了一种基于蚁群算法的图像边缘断点连接方法。以原图像和传统边缘获取方法得到的边缘为基础,进行边缘的端点分析,并在端点处建立信息素的高斯分布模型,从而促使蚂蚁向端点方向移动;综合考虑了像素间相似性、邻域差和边缘走向三个因素来确定启发式引导函数,使蚂蚁沿着真正的边缘行走。实验表明该算法速度较快,补偿的边缘能够反映原图像边缘信息,是一种有效的边缘断点连接方法。

关键词:端点;蚁群;高斯分布;邻域差;相似度

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Implementation of edge linking by ant colony algorithm

LU Man-man, TENG Qi-zhi

(College of Electronics and Information, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China)

Abstract: The study presented an ant colony algorithm to implement edge linking. The proposed approach was based on original image and the edge image gained by traditional approaches to analyze the endpoints, and then set up pheromone values with Gaussian distribution around the endpoints in order to make the ants move to the endpoints faster. The visibility of the paths was determined by pixel similarity, neighboring difference and the direction of the edges synthetically, which made the ants move along the real edge pixels. The experimental results indicate that the proposed edge linking approach is efficient and good at compensating the broken edges.

Key words: endpoint; ant colony; Gaussian distribution; neighboring difference; similarity

0 引言

晶粒度分析是金相分析的一个常见检测项目,而由于制样、显微成像等方面的因素,在获得的金相图像中,晶界往往不够完整,出现较多断裂的情况,导致晶粒统计不准确。因此,在图像处理中,需要进行晶界的准确提取和连接。由于金相图像中晶界不明显或受噪声的影响,采用传统的边缘检测方法,如 Sobel、Robert、Canny 算子以及常见的阈值分割方法,提取出的晶界往往存在许多断裂情况。因此,如何用后处理方法将不连续的晶界连接起来,成为金相分析一个重要的处理过程。

常用的图像边缘断点连接方法有许多。例如,填充小间隙法^[1]对于边缘点简单的图像,连接的准确度和效率比较高,但是对于复杂的图像,可能造成图像过度分割;膨胀细化法^[1]多次膨胀细化会导致图像边缘的过度失真;最小点对法^[1]直接找相邻的断点,使用直线连接,此方法得到的补偿边缘不能很好反映原始图像边缘信息;Hough 变换法^[7]并非所有的边缘都能满足特定的形状。

以上传统方法所得到的补偿边缘的完整性和准确性比较差,会影响其他的后处理。蚁群算法可以用来解决组合优化问题,而边缘连接可以看做一个寻找最优像素点的过程。近几年有些学者已经将蚁群算法用于改进边缘检测算法方面,如文献[2]提出使用蚁群算法来补偿传统边缘检测方法未检测出来的边缘,文献[4]提出使用蚁群算法改进 Canny 算子检测结果。其中文献[2]引入了原始图像信息,得到的补偿边缘能够正确反映原始图像信息,但是蚂蚁寻找路径的过程

盲目性较大,容易陷入局部解,无法充分地连接断裂边缘;文献[2]引入了方向信息,对蚂蚁寻找路径起一定指引作用,但是得到的补偿边缘正确性较低。本文针对金相图像边缘细节较少、走向性较强的特点,在引入原始图像信息的同时,适当地使用边缘走向信息,来对单阈值分割后的金相晶界进行断点连接,既保证了连接边缘的正确性,也在一定程度上降低了蚂蚁陷入局部解的可能性,从而能充分地连接断裂边缘。

1 蚁群算法的简单描述

蚁群算法^[5]的基本原理是,蚂蚁在寻找食物的过程中,释放一种叫作信息素的化学物质,如果有较多的蚂蚁选择同一条路径,则该路径上的信息素会逐渐地积累,这些信息素会使后续蚂蚁以较大的概率选择此路径,形成一种正反馈机制,从而很快地找到最优解。

根据蚁群算法基本原理,假设给定不连续的边缘图像 X ,在每个像素点上放置 m 只蚂蚁,每只蚂蚁根据式(1)~(2)来选择路径^[6]。

$$s = \begin{cases} \underset{\text{pixel } l \in N_8(\text{pixel } i)}{\operatorname{argmax}} \{ [\tau_j]^{\alpha} [\eta_{ij}]^{\beta} \}, & q \leq q_0 \\ S, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$S = p_{ij} = \frac{[\tau_j]^{\alpha} [\eta_{ij}]^{\beta}}{\sum_{\text{pixel } l \in N_8(\text{pixel } i)} [\tau_j]^{\alpha} [\eta_{ij}]^{\beta}} \quad (2)$$

其中: τ_j 为像素 j 处的信息素浓度; η_{ij} 为像素 i 和像素 j 之间的启发式引导函数; α 和 β 分别为寻找路径过程中,所积累的信息素以及启发式引导函数对路径选择的影响因子; N_8 为蚂蚁的可行路径,即像素 X_i 的 8 邻; q 是在 $[0, 1]$ 区间均匀分布的

收稿日期:2009-10-12;修回日期:2009-12-14。

作者简介:路漫漫(1987-),女,河南洛阳人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理;滕奇志(1961-),女,四川成都人,教授,博士,主要研究方向:数字图像处理、模式识别、生物医学图像。

随机数, q_0 是一个参数 ($0 \leq q_0 \leq 1$), 它的大小决定了利用先验知识与探索路径之间的相对重要性。

随着蚂蚁的移动, 各个像素上的信息量将发生变化, 经过一次循环, 像素 j 上信息量根据下式进行调整^[6]:

$$\tau_j(\text{new}) = \tau_j(\text{old})(1 - \rho) + \Delta\tau_j \quad (3)$$

其中: ρ 为信息量随时间的衰减系数; $\Delta\tau_j$ 表示本次循环中像素 j 上的信息素的增加量。

2 改进的蚁群算法

通过蚁群算法的基本原理可知, 蚂蚁是通过多次迭代得到问题的解集, 并对这些解进行比较, 然后选出最优解。如果在图像的每个像素上放若干只蚂蚁, 每个蚂蚁又经过若干次迭代, 同时, 蚂蚁在寻找路径的过程中也存在随机性和盲目性, 这样会导致计算量相当大, 使搜索时间也相当长。

针对以上特点, 文献[2, 4]都提出了一些改进方案: 首先, 两者都提出将边缘端点作为蚂蚁的初始位置。其次, 文献[2]根据原图像信息, 引入了最大邻域差和最大连接相似度来确定引导函数; 而文献[4]则引入边缘方向信息来作为引导函数, 同时, 还引入了信息素高斯模型。最后, 对于信息素的更新, 两者都提出了不同的方法。但是总的来说, 这两种方法用在晶界重建上效果都不是很好。

本文针对金相晶粒度分析中晶界的提取问题, 采用蚁群算法进行晶界的自动连接, 并根据晶界的特点, 对蚁群算法做出了一些改进, 取得了较好的效果。首先, 为了提高边缘连接的速度和准确性, 提出了端点检测思想, 将检测出的端点作为蚂蚁的初始位置; 改变了启发函数的计算方法, 提出由像素相似性、邻域差和边缘方向信息三个因素来确定启发函数; 在端点处设置了初始信息的高斯模型, 并针对晶界特点, 对高斯模型的设置做出了一些调整。其次, 设置了蚂蚁停止行走规则, 降低蚂蚁重复和错误搜索的次数, 并根据此停止规则, 对文献[4]中信息素的更新规则做了一些改变, 并引入最大最小信息素量概念。改进蚁群算法相关参数的设置和具体实现如下所述。

2.1 蚂蚁初始位置的设置

如果在图像的每个像素上放若干只蚂蚁, 搜索量相当大, 本文通过提取端点, 将它们作为蚂蚁的初始位置, 从而大大地降低了搜索量。

为了便于端点提取, 经过一些简单的图像处理方法, 保证边缘为单像素, 且边缘像素值为 255, 背景为 0。根据式(4)计算像素的连接数, 连接数为 1 的像素即为端点。

$$N_c = \sum_{k=0,2,4,6} \left[\left(1 - \frac{f(x_k)}{255} \right) - \left(1 - \frac{f(x_k)}{255} \right) \left(1 - \frac{f(x_{k+1})}{255} \right) \times \left(1 - \frac{f(x_{k+2})}{255} \right) \right] \quad (4)$$

如果 $N_c = 1$, 则此像素点即为边缘的端点。其中, $f(x_k)$ 表示像素点 x_k 的像素值, k 代表 8 邻域的第 k 邻域, 如图 1 所示。

x_3	x_2	x_1
x_4	x	x_0
x_5	x_6	x_7

图 1 像素 x 的 8 邻域

按照式(4)对每一个目标像素进行端点判断, 得到端点的集合, 这些端点即为蚂蚁的初始位置。

2.2 启发式引导函数设置

由于文献[2]中引导函数由原图像所决定, 保证了补偿边缘的准确性, 但是由于行走的盲目性较大, 导致运行速度

慢; 文献[4]中引入方向信息, 加快了运行速度, 但是补偿边缘错误率较高。本文根据晶界的特点, 将原图像和方向信息相结合作为启发函数。

像素间的相似性^[2]: 一个像素点的像素值与边缘像素点之间的差异越小, 则此像素点为边缘点的可能性越大。

邻域差^[2]: 一个像素点与其 8 邻域像素点的差异越大, 即邻域差越大, 则此像素点为边缘点的可能性越大。

因此, 假设像素点 i 的像素值为 $f(x_i)$, 像素点 j 的像素值为 $f(x_j)$, 则像素点 i 和像素点 j 间的相似性可用式(5)表示, 像素点 j 的邻域差可以用式(6)表示。

$$\text{like}_{ij} = \frac{1}{\max\{1, |f(x_j) - f(x_i)|\}} \quad (5)$$

$$\text{diff}_j = \frac{\sum_{l \in N_8} |f(x_j) - f(x_l)|}{8} \quad (6)$$

图像的边缘不是杂乱无章, 而是有一定走向的, 它对蚂蚁寻找路径有指导作用, 因此, 根据蚂蚁上一步的行走方向, 引入一个方向系数 p_{ij} 。设蚂蚁当前位于像素点 x , 它上一步的行走方向为 2, 则边缘的走向为方向 2 的概率最大, 其次是方向 1 和 3, 而方向 6 会使蚂蚁沿原路走, 它的系数设为 0, p_{ij} 的具体取值如图 2(b) 所示。

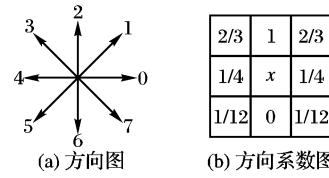


图 2 方向图和方向系数

综合分析上述三个特点, 像素点 j 和边缘点 i 的相似性越大, 则像素点 j 为边缘点的概率越大; 像素点 j 与其 8 邻域的差异越大, 则其为边缘点的概率越大; 同时, 图像本身的信息素和方向信息的重要性取决于影响因子 a_1 、 a_2 , 原图像对比度较大时, 取 $a_1 < a_2$, 否则取 $a_1 > a_2$ 。因此, 启发式引导函数 η_{ij} 可以用式(7)表示:

$$\eta_{ij} = a_1 p_{ij} + a_2 \text{like}_{ij} \text{diff}_j \quad (7)$$

2.3 初始信息量的设置

在当前处理端点以外的其他端点建立高斯模型, 如式(8)所示, 同时为了防止过早的收敛, 高斯函数的分布范围为端点的 5×5 邻域, 而此范围外的其他像素点信息素仍设为初始值 τ_0 。

$$\tau_s = \begin{cases} A e^{-\frac{\Delta r^2 + \Delta c^2}{2\sigma^2}}, & \Delta r, \Delta c \leqslant \text{length} \text{ 且 } \tau_s > \tau_0 \\ \tau_0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中: τ_s 表示像素点 s 处的初始信息量, Δr 、 Δc 表示像素点 s 与端点的行差和列差, A 为高斯函数的幅度, σ 为高斯函数的标准差, length 为高斯函数的分布范围, τ_0 为一个接近 0 的参数。

2.4 蚂蚁停止行走规则

在探索的过程中, 蚂蚁可能会重复查找一些图像区域, 产生许多无效的探索过程。所以, 为了减少计算量, 提高路径探索的效率, 提出了以下几种措施。

1) 设置最长路径限制。如果蚂蚁在此次路径寻找过程中, 走过的路径长度大于设定值 lifespan , 则蚂蚁停止行走, 并将此次寻找的结果设为 CI_FAIL , 即寻找失败。

2) 将一个端点设为初始位置时, 将其所在的边缘标记为端点自身的边缘, 当蚂蚁行走到这些标记的像素时, 蚂蚁也停止行走, 并将此次寻找也设为 CI_FAIL , 即寻找失败。

3) 当蚂蚁走到原边缘点(除端点自身边缘的其他边缘)时, 则蚂蚁停止行走, 并将此次寻找也设为 CI_INSIDE , 即连

接到边缘内部。

4) 当蚂蚁走到另外一个端点时,则蚂蚁停止行走,并将其此次寻找设为 CI-END,即连接到另一个端点。

2.5 信息量更新规则

只有标记为 CI_INSIDE 和 CI_END 的路径,才进行信息素更新,同时,为了防止早熟收敛行为,引入了信息素的最大值和最小值的限制,即 $\tau_{\min} \leq \tau_j \leq \tau_{\max}$ 。具体更新规则如式(9)所示:

$$\tau_j(\text{new}) = \begin{cases} \tau_{\min}, & \tau_j < \tau_{\min} \\ \tau_j, & \tau_{\min} \leq \tau_j \leq \tau_{\max} \\ \tau_{\max}, & \tau_j > \tau_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

$$\tau_j = \tau_j(\text{old}) (1 - \rho) + \sum_k \Delta \tau_j^k \quad (10)$$

其中, $\Delta \tau_j^k$ 表示本次迭代过程中,第 k 只蚂蚁在像素 j 上留下的信息素的量。

$$\Delta \tau_j^k = \begin{cases} Q / Cost^k, & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过像素 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

$$Cost^k = \begin{cases} tour_length, & \text{蚂蚁 } k \text{ 的路径标记为 CI_INSIDE 时} \\ tour_length / 1.2, & \text{蚂蚁 } k \text{ 的路径标记为 CI_END 时} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $tour_length$ 表示蚂蚁 k 所得到的路径的长度,即路径所包含像素点的个数,由于需要补偿的边缘往往存在于两端点之间,标记为 CI-END 的路径要比标记为 CI_INSIDE 的路径更接近于真实的边缘,所以两者在计算 $Cost^k$ 有所差异; Q 是一个与 $lifespan$ 相关的变量。

3 算法流程

1) 对边缘图像进行相关处理,使边缘为单像素,且边缘像素值为 255,背景为 0。

2) 初始化 $\alpha, \beta, Q, q_0, lifespan, m, A, \sigma, \tau_0, \tau_{\min}, \tau_{\max}$ 等参数。

3) 根据式(4),对边缘图像进行端点提取。

4) 选择一个端点,根据式(8)初始化信息量,标记此端点所处的边缘,并在端点上放置 m 只蚂蚁,接着转 5);如果所有端点都已处理,则算法结束。

5) 选择一只蚂蚁,此根据转移规则,来计算蚂蚁所走的下一个像素,并保留路径,如果满足 2.4 节给出的停止条件,此蚂蚁停止行走。如果 m 只蚂蚁全部完成探索过程(即全部停止行走),则进行 6);否则,选择下一只蚂蚁,继续进行 5)。

6) 在标记有 CI_INSIDE 和 CI_END 的路径中选择式(12)中 $Cost$ 最小的路径,作为本次迭代产生的最佳路径,并与原最优路径进行比较,如果更优,则替代最优路径,否则,不替代;根据式(9)来更新信息素的量。更新完成后,清除所有已找到路径,进入 7)。

7) 判断迭代是否停止,如果不停止,则返回 5);如果停止,则将得到的最优路径与原边缘图像进行叠加,并剔除已经进行连接的端点,返回 4)。

4 实验结果及分析

本文所有的处理过程均是在 Visual Studio 6.0 下编程实现的。实验过程中一些参数的选择为: $A = 10, \sigma = 10, Q = 1, q_0 = 0.9, \tau_0 = 0.001, \tau_{\min} = 0.001, \tau_{\max} = 10, \rho = 0.1$, 其他的参数根据具体情况进行设置。

测试图像及其处理结果如图 3 所示。图 3(c)是使用本文改进方法得到的结果,与图 3(a)~(b)进行比较可以发现,改进方法能够补偿所有的断裂边缘,并且补偿结果与原图像

边缘信息完全吻合。图 3(d)是根据文献[4]中方法(即不使用原图像信息)得到的结果,可以发现补偿效果比较差,而图 3(e)是根据文献[2]中方法(即不使用边缘走向信息)得到的结果,效果相对图 3(d)较好,但是相对于图 3(c)效果仍然不理想。由此可以看出,改进方法在处理图 3(a)时,比其他两种方法更好。

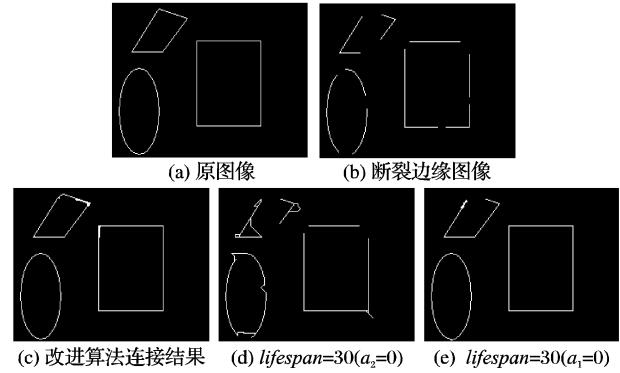


图 3 测试图像(蚂蚁个数 = 2, 迭代次数 = 30, $\alpha = 1, \beta = 1$)

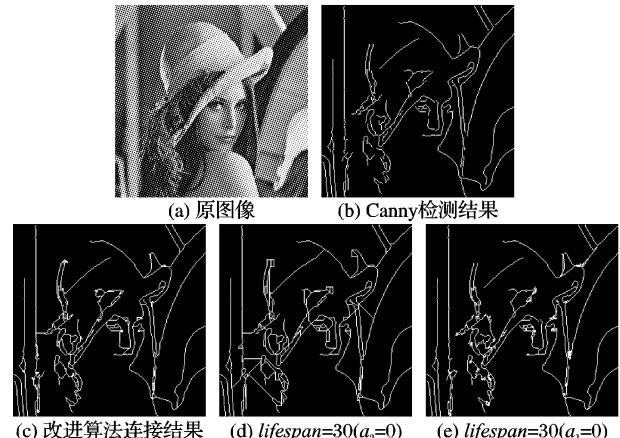


图 4 Lena 图像(蚂蚁个数 = 5, 迭代次数 = 30, $\alpha = 1, \beta = 1$)

对 Lena 图像进行处理的结果如图 4 所示。图 4(b)是图 4(a)经过 Canny 算子进行边缘检测得到的结果。图 4(c)是使用文中改进方法得到的结果,图 4(d)和图 4(e)分别是采用文献[2,4]方法得到的结果。三种方法对比,可以看出文中改进算法的连接结果相对较好,能够在一定程度上改善 Canny 算子检测结果。

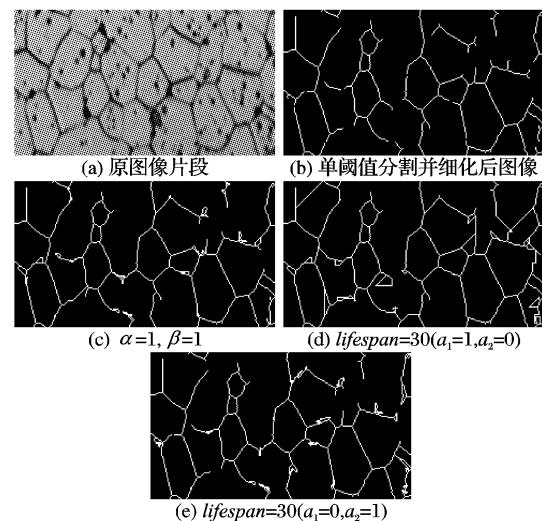


图 5 单晶粒图像片段(蚂蚁个数 = 5, 迭代次数 = 30, $\alpha = 1, lifespan = 30$)
图 5(a)是一幅单晶粒图像片段的原图像,图 5(b)是其
(下转第 938 页)

针对本文的实验图像,将本文方法与相位编组法(Phase Grouping, PG)和 Hough 变换法(Hough Transform, HT)进行了比较实验。经过多次实验,独立的 PG 方法不能提取完整的实际直线,该结果表明独立的 PG 方法不能准确地从高分辨率图像中提取直线特征。利用 HT 方法的直线提取结果如图 5 所示,计算时间耗费的定量结果见表 1(所有算法都在 Matlab 的开发环境中执行)。



图 5 Hough 变换方法的直线提取结果

表 1 方法性能的量化比较

方法	运行时间/s
PG	16.432
HT	18.859
Multilevel	7.922

图 5 和表 1 的结果表明,本文的多级提取方法比 HT 方法能够提取更完整、更准确的直线,也具有更低的虚警率,此外还具有更高的效率。

5 结语

本文分析了图像尺度对 SAR 直线特征提取的影响,提出了一种高分辨率 SAR 图像的直线特征多级提取方法。首先,利用多尺度分解的低通滤波器,减弱了 SAR 图像斑点噪声的干扰,提高了边缘检测结果的可靠性;其次,多级提取方法着眼于共线点之间的相互关系(相邻共线点之间连续性)而非单个边缘点,减少了传统方法中直线提取对边缘检测的依赖性;然后,由粗到精的提取思路和不同尺度图像中采用对应的方法来进行边缘检测和直线提取的策略,逐步解决了直线提取中连续性、完整性和精确性的问题。由于该方法中没有复杂的参数设置,只需要根据检测对象的信息和定位精度要求等来客观地确定几个相关参数,没有需根据图像特征等来主

(上接第 934 页)

经过单阈值分割以及去噪细化后得到的边缘图像,对照原图像可以发现,检测出的边缘存在许多断裂点。图 5(c)是使用文中方法处理后的结果,与图 5(b)边缘比较可以发现,许多断裂的边缘已在一定程度上得到了补偿;图 5(d)和图 5(e)分别采用的是文献[4]和文献[2]中的方法,虽然也实现了部分断裂边缘的连接,但是相对于图 5(c),它们的补偿效果相对差些。可见,文中方法能够在一定程度上实现断裂晶界图像的连接,实现晶界的准确提取。

5 结语

本文提出了一种基于蚁群算法的边缘连接算法。实验结果表明,与其他边缘连接算法相比,对于边缘细节较少的图像,得到的补偿边缘能够很好地反映原始图像信息;同时,对于一般图像,得到的补偿边缘正确率也较高。该算法对于不同的图像算法的参数要进行调整,没有实现很好的自适应性,在后续的工作中将对算法的自适应性作进一步研究。

参考文献:

- [1] GONZALEZ R C, WOODS R E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦, 阮

观设定的参数,提高了方法的实用性。这种由粗到精的提取策略解决了传统的直线特征提取方法的许多问题,有效提高了直线特征提取的性能。

参考文献:

- [1] 王程,王润生. SAR 图像直线提取[J]. 电子学报,2003,31(6): 816–820.
- [2] 文贡坚,王润生. 一种稳健的直线提取算法[J]. 软件学报,2001,12(11): 1660–1667.
- [3] LINDEBERG T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection, computer vision and pattern recognition [C]// CVPR'96: Proceedings of the 1996 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, IEEE Computer Society: 1996: 465.
- [4] de MEDEIROS F N S, COSTA R C S, MARQUES R C P. Multi-scale detection of linear features in speckled imagery [C]// SIBGRAPI'03: XVI Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. [S. l.]: IEEE, 2003: 2032–2035.
- [5] TUPIN F, MAITRE H, MANGIN J-F, et al. Detection of linear features in SAR images: Application to road network extraction[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(2): 434–453.
- [6] 陈卫荣,王超,张红. 基于特征融合的高分辨率 SAR 图像道路提取[J]. 遥感技术与应用,2005,20(1): 147–140.
- [7] LISINI G, TISON C, TUPIN F, et al. Feature fusion to improve road network extraction in high-resolution SAR images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(2): 217–221.
- [8] BURNS B. Extracting straight lines[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(4): 425–455.
- [9] OLIVER C, QUEGAN S. Understanding synthetic aperture radar images[M]. [S. l.]: SciTech Publishing, 1998.
- [10] BOVIK A C, MUNSON D C. Boundary detection in speckle images [C]// Proceedings of 1985 IEEE International Conference Acoustics, Speech and Signal Processing. [S. l.]: IEEE, 1985: 26–29.
- [11] FJORTOFT R, LOPES A, MARTHON P, et al. An optimal multiedge detector for SAR image segmentation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(3): 793–802.

宇智,译. 2 版. 北京: 电子工业出版社,2005: 420–482.

- [2] LU DE-SIAN, CHEN CHEIEN-CHANG. Edge detection improvement by ant colony optimization[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(4): 416–425.
- [3] 韩颜芳,施鹏飞. 基于蚁群算法的图像分割方法[J]. 计算机工程与应用,2004,40(18): 5–7.
- [4] WONG YA-PING, SOH V C-M, BAN K-W, et al. Improved Canny edges using ant colony optimization[C]// Fifth International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualisation. Penang: [s. n.], 2008: 197–122.
- [5] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernet, 1996, 26(1): 1–13.
- [6] 李士勇. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业出版社,2004: 29–38.
- [7] 董梁. 基于哈夫变换的图像边缘连接[J]. 现代电子技术,2008, 31(18): 149–150.