

基于遗传算法的 SAR 图像道路网检测方法

贾承丽¹⁾ 赵凌君¹⁾ 吴其昌²⁾ 匡纲要¹⁾

¹⁾(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

²⁾(北京市遥感信息研究所 北京 100085)

摘 要 提出了一种基于遗传算法的 SAR 图像道路网检测算法. 该算法以道路在 SAR 图像中呈黑色直线状结构为基本出发点, 首先检测线特征点以获取潜在道路点; 接着利用基于每个连通区域上的 Radon 变换提取线基元; 然后从图像上最长的线基元出发, 以其为种子基元, 在其周围确定一个搜索区域, 用遗传算法选择与种子基元共线的线基元进行连接, 并更新种子基元, 直到完成所有的连接, 得到候选道路段. 为了使检测道路更准确, 利用蛇模型调整道路段的位置, 然后用道路的特征进行鉴别. 最后检测道路的交叉点, 完成整个道路网的检测. 机载 SAR 图像的实验结果及定量分析均证明了该算法的有效性.

关键词 SAR 图像; 道路检测; 遗传算法; 线基元提取; 线特征检测

中图法分类号 TP391

Automatic Extraction of Road Network from SAR Imagery Based on Genetic Algorithm

JIA Cheng-Li¹⁾ ZHAO Ling-Jun¹⁾ WU Qi-Chang²⁾ KUANG Gang-Yao¹⁾

¹⁾(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

²⁾(Remote Sensing Information Research Institution, Beijing 100085)

Abstract This paper proposes a new approach for automatic detection of road network from SAR imagery based on genetic algorithm. Since the roads on low resolution SAR imagery can be modeled as dark linear structure, it first detects line feature pixels in order to get potential road pixels. Followed that, extracting primitive line segments are accomplished by Radon Transform on every set of connected pixels. Then it takes the longest primitive line segment as initial seed, searches line segments in a search region around it, and uses Genetic algorithm to select the optimum line segments to be grouped to the seed line. This process iterates until all the lines are grouped, and the candidate road segments are got. The snake model is used to adjust the position of the candidate road segments in order to make road segments discrimination using the road's linear feature more effective. Finally, road network is constructed after extracting crossings. The feasibility of the approach is slowed not only by presenting reasonable results but also by evaluating them quantitatively based on ground truth.

Keywords SAR imagery; road detection; genetic algorithm; primitive line segment extraction; linear feature detecting

收稿日期: 2005-12-17; 修改稿收到日期: 2007-02-08. 本课题得到国家“十五”预研项目基金(43122020401)资助. 贾承丽, 女, 1980 年生, 博士, 助理研究员, 主要从事 SAR 图像解译方面的研究. E-mail: jclnuds@163.com. 赵凌君, 女, 1981 年生, 博士研究生, 主要从事 SAR 图像解译方面的研究. 吴其昌, 男, 1980 年生, 硕士, 助理研究员, 主要从事图像处理方面的研究. 匡纲要, 男, 1966 年生, 博士, 教授, 主要从事 SAR 图像解译方面的研究.

1 引言

近十年来,无论是光学图像还是 SAR 图像,道路目标检测一直是一个热门课题,引起了人们的广泛关注. 国外如美国的 McKeown 实验室、瑞士的“Amobe”项目、德国的慕尼黑工业大学、奥地利的格拉茨大学和法国的地理学院,国内如武汉大学、国防科学技术大学、信息工程大学等都在这方面做了很多工作.

道路检测的关键问题是建立合适的道路模型. 影响道路模型建立的因素主要有两个方面: 图像空间分辨率和场景类型. 道路网在高分辨率和在低分辨率图像上表现不同. 在低分辨率图像上,道路为线状,道路表面灰度较均匀,道路受干扰较少,但图像上所提供的上下文细节也少. 在高分辨图像上,道路表现为一组相连接的区域,道路的中心线、人行道和路的边界都清晰可见,但这些细节反而往往会扰乱道路检测. 场景可以粗略分为两种类型: 农村和城市. 在农村场景中,其它地物对道路的干扰较小,道路是曲线并且蜿蜒通过整个拓扑图,但是泥土路面与周围环境的对比度比较差,道路旁边的树木也会遮盖掉一部分道路. 相反的,城市场景包含大多数平滑的直道路,形成矩形格. 然而,城市场景的道路密度很高,每一个道路段中都包含很细致的内部结构,并且道路被建筑物及其阴影遮挡的情况也很严重,因此,城市场景比农村场景的复杂度更高.

由于 SAR(合成孔径雷达)是可以全天时、全天候工作的主动遥感系统,与光学图像相比,SAR 图像具有自己的特点和优势,所以从 SAR 图像上提取道路特征近年来尤其受到重视. 但是 SAR 图像固有的相干斑使得 SAR 图像的道路提取非常困难. 正如前面提到的,影响道路模型建立的两个重要因素是空间分辨率和场景类型. 对于空间分辨率较高的图像,由于内部结构过细反而干扰了道路的检测,故在本文中,我们选择在较低分辨率上检测城市近郊的道路. 在这种情况下,道路在图像上呈黑色线状特征,并且道路较直而又没有过密的建筑物的遮挡. 抽象道路模型为

- (1) 道路在图像上呈现为黑色细线.
- (2) 道路的宽度变化小并且宽度变化很慢.
- (3) 道路的方向变化非常慢.
- (4) 道路和背景的对比度较大.
- (5) 道路不会很短.
- (6) 道路段相互连接,构成道路网.

对于高分辨 SAR 图像,可以通过降低图像分辨

率得到较低分辨率图像.

SAR 图像道路网检测是一个复合的过程,一般先从图像中检测边缘,再从边缘中提取线基元,完成图像向图形结构的转换,最后采用一定的道路搜索算法从图形中提取道路,其中每一步对最终提取的结果都有重要的影响. 具有代表性 SAR 图像道路检测方法包括 Tupin 等^[1](1998)、Kartartzis 等^[2]和 Jeon 等^[3]提出的方法. 在这些方法中线基元的提取未受到足够的重视. 事实上,线基元提取的结果对后续处理的影响非常大. 不适当的线基元提取方法会将一条长边界直线断裂成几条短线段,甚至会造成方向偏差、位置偏移,加剧了线连接的难度,很容易造成道路的漏检和误检. 本文针对现有线基元提取方法的不足,采用了一种基于 Radon 变换的线基元提取算法,独特之处是 Radon 变换是对每个连通区域单独进行的. 该方法能够得到较好的线基元提取结果. 在提取线基元之后,要进行线基元连接. 在这一步中我们借鉴 Jeon(等)^[3]的方法. 该方法使用遗传算法(以下简称 GA)连接线基元,用接近性和共向性两个因素构造 GA 的适应度函数,同时引入区域生长的概念,将最可能是道路的线段作为种子点,从该线基元开始搜索,每次连接操作仅考虑种子点周围区域的线基元,而不是同时考虑所有的线基元. 本文同样采用遗传算法进行线基元连接,借鉴了 Jeon 等^[3]的 GA 中染色体的编码方式以及基于区域生长方式进行连接的方法,但做了许多改进. 在染色体编码时,我们将种子点的编码固定为 1,而不是随机分配,避免种子点不被连接的错误连接方案. 另外,改进了适应度函数的定义,在适应度函数中对线段共线的限制条件更加完备,而 Jeon 等的方法仅使用两个共线判断因素设计适应度函数,容易造成错误连接.

本文的思路是首先利用线特征检测算子检测 SAR 图像中的黑色线特征,也就是检测潜在的道路点,然后使用 Radon 变换提取线基元. 对得到的线基元用 GA 进行连接,并用蛇模型调整线段位置,再根据道路特征对候选道路段进行鉴别,得到道路段. 最后检测道路交叉点,以形成完整的道路网. 本文第 2 节主要分析道路网检测方法;第 3 节及第 4 节给出实验结果、性能评估以及结论.

2 基于遗传算法的道路检测方法

2.1 线特征检测

在较低分辨率 SAR 图像上,道路呈现为黑色长

线. 使用线特征检测算子^[4]检测这些黑色长线, 作为潜在的道路点. 为了尽可能消除噪声的干扰, 提高线特征检测的精确度, 采用磁滞门限来提取线特征点. 道路特征检测算子的窗口选取对检测的结果好坏非常关键. 要根据道路的宽度确定窗口的大小. 必要时可将多尺度下的线特征检测结果融合起来.

2.2 基于 Radon 变换的线基元提取

根据道路模型, 它在 SAR 图像上主要表现为线状特征. 故以线段作为中层符号设计整个算法. 从得到线特征点之后, 下一个任务就是将线特征点组织成描述道路的中层符号——线基元.

线段可通过一对端点 (P_1, P_2) 来描述. 但是, 考虑到大多数的分析要用到其它一些信息, 如角度信息、极坐标等, 我们定义线段的存储结构为

$$PL = (\theta, \rho, B_i, B_j, P_{1i}, P_{1j}, P_{2i}, P_{2j}) \quad (1)$$

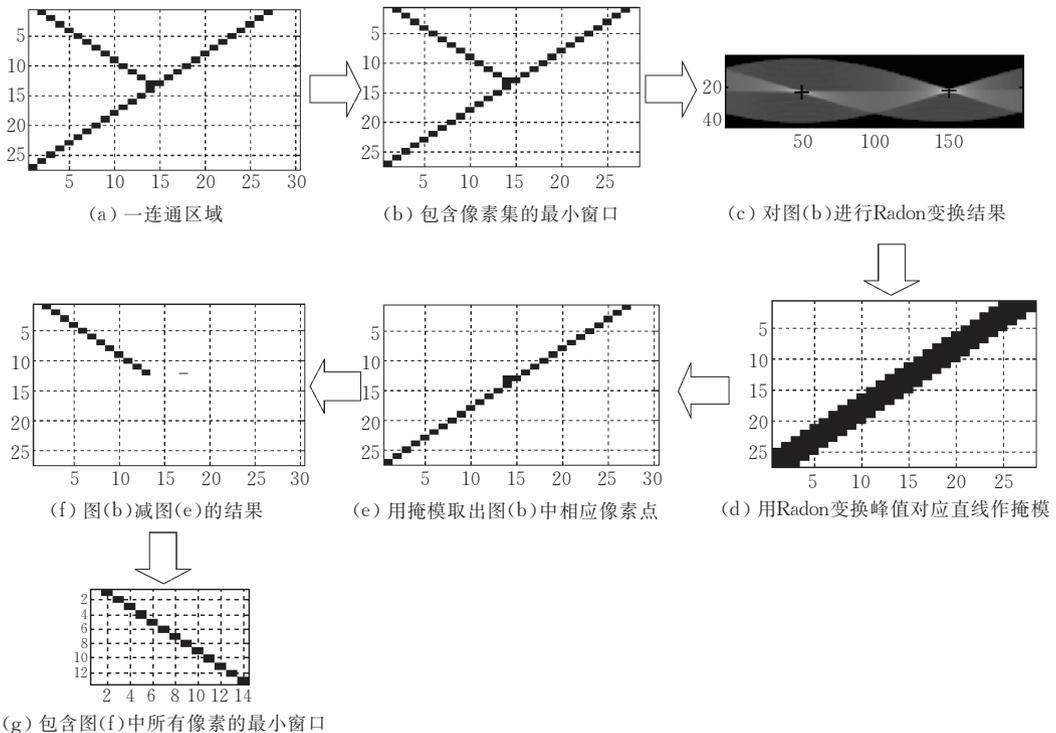


图 1 基于 Radon 变换的线基元提取实例图

(2) 对该区域进行 Radon 变换

先取出包含像素集 $\{F_i\}$ 的最小窗口 (如图 1(b)), 对这个窗口进行 Radon 变换, 得到系数矩阵 R_i , 如图 1(c) 所示, 其中, 有两个相对的最大值, 用交叉线标出.

(3) 提取线基元

Radon 系数的最大值只给出了通过潜在线段所在的直线, 没有给出线段的端点. 接下来的任务就是确定线段的端点. 将 Radon 变换最大值所对应的直线扩展到 3 像素宽, 作为掩模, 如图 1(d) 所示, 并将

其中 (θ, ρ) 是以图像中心为原点的极坐标, (B_i, B_j) 为图像中心到线段所在直线上的映射点. 图像的两端点坐标为 $(P_{1i}, P_{1j}), (P_{2i}, P_{2j})$, 其原点为图像的左上角.

由于 Radon 变换具有将灰度图像上的一条直线对应为极坐标一点的功能, Radon 变换是一种常用的提取直线的方法. 但一般情况下是对全图进行 Radon 变换, 或者将全图均匀分割成小块进行 Radon 变换, 这些方式对在图像上非常显著且数量较少的直线较为有效, 对于错综复杂的道路网很难得到较好的效果. 我们利用 Radon 变换完成线段提取^[5]. 该方法具体为

(1) 按从上到下、从左到右的顺序寻找线特征幅度图上的连通区域, 假定得到一块区域, 如图 1(a) 所示, 其像素集为 $\{F_i\}$.

图 1(b) 中所有不在该掩模上的点全部去除, 得到图 1(e). 对图 1(e) 中得到的像素集, 用最小二乘拟合得到线基元, 并按式 (1) 记录该线基元.

为了减少 Radon 变换中线特征点之间的相互影响, 保证最好的精度, 在提取 Radon 系数最大值对应的线基元之后, 不是继续处理下一个最大值, 而是对余下的像素集重新计算 Radon 变换, 即用图 1(b) 减去图 1(e), 得到图 1(f), 再对图 1(f) 重复步骤 (2), (3). 这个过程一直进行到 Radon 变换系数的

最大值小于两个像素累加所对应的值. 此时, 像素集 $\{F_i\}$ 所有的有用线特征点都被转化为线基元. 再重复步骤(1)~(3), 直到图像上不再存在未处理的连通区域. 设得到的整个图像上的线基元集合为 $\{PL_i\}$.

2.3 基于 GA 的道路检测

上述提取的线基元 $\{PL_i\}$ 中不仅包含道路上的线段, 也包含其它的线状目标如建筑物等造成的虚假干扰目标. 同时由于相干斑噪声的影响以及树木、建筑物等的遮挡、阴影和道路表面的车辆等引起的线特征的断裂以及局部地区的弱对比度, 使得原本为一条线段的道路断裂为若干条线基元, 但是这些线基元具有明显的共线特征. 如何将同一条道路段上的线基元连接起来, 成为道路目标检测的关键. 如果能将这此线基元连接起来, 再根据道路段一般较长的特征进行筛选, 就能够得到候选道路段. 为了得到最优的连接, 我们采用 GA.

2.3.1 基于 GA 的线基元组织

GA 是以自然选择和自然遗传机制为基础, 通过选择、交叉和变异等操作, 按照优胜劣汰、适者生存的原则, 根据适应度大小不同来使个体生存或淘汰, 以便经过若干代之后达到搜索最优个体的目的. 我们将线基元集作为 GA 的输入, 通过 GA 的最优搜索, 找到共线线基元, 并将其连接起来.

如果一次性将所有的线基元作为 GA 的输入, 计算量太大, 也容易陷入局部最小值. 因此我们按照所谓“区域生长”的方式进行. 即首先选择图像中最有可能是道路的线段, 由于道路一般较长, 我们认为最长的线段最可能是道路. 故首先从线基元集合中选择最长的线段, 作为初始的种子点. 在种子点线基元的左右两端分别取与种子点的角度差小于角度门限 $angleT$ 和端点最近距离小于距离门限 $distT$ 的所有线基元作为搜索区域, 如图 2 所示. 将种子线基

元和搜索区域内的线基元作为 GA 的输入.

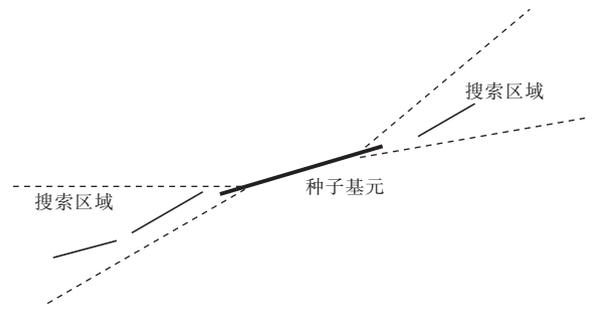


图 2 当前种子基元的搜索区域

利用 GA 进行线基元组织需要解决的主要问题包括: 定义染色体, 确定适应度函数以及选择遗传算子.

(1) 定义染色体

假定搜索区域中的线基元数目为 n , 则染色体为随机生成的长度为 n 的 0-1 码, 如图 3 所示. 0 表示该线基元不能和种子基元连接, 1 表示可以连接. 在计算适应度时只考虑基因位为 1 的线基元.

线段序号	1	2	3	4	5	6	·	·	·	M
染色体	1	0	1	0	0	0	·	·	·	1

图 3 一个染色体编码示例

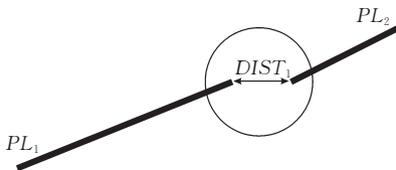
(2) 设计适应度函数

按照线段共线准则设计适应度函数. 判定两条线段是否可连接要满足以下标准:

(a) 邻近性. 如图 4(a) 所示, 假设两线段 PL_1 和 PL_2 的长度分别为 l_1 和 l_2 , 端点间的最短距离为 $DIST_1$, 两线段长度之和为 Len , 即 $Len = l_1 + l_2$, 则邻近性的概率函数定义为

$$P(DIST_1) = \begin{cases} 1 - \frac{DIST_1}{Len}, & DIST_1 \leq Len \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

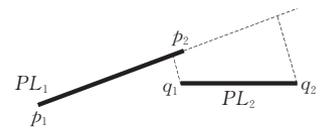
(b) 共向性. 如图 4(b) 所示, 共向性可定义为两直线所夹锐角 θ 的函数:



(a) 邻近性



(b) 共向性



(c) 重叠性的定义

图 4 线段连接标准示意图

$$C(\theta) = \begin{cases} 1 - \theta \times 16 / \pi, & \theta \in \left[0, \frac{\pi}{16}\right] \\ 0, & \theta > \frac{\pi}{16} \end{cases} \quad (3)$$

(c) 重叠性. 如图 4(c) 所示, 设两直线的端点已经排序, p_1 和 q_1 分别是两线段 PL_1 和 PL_2 的左侧端点, 从 q_1 向 PL_1 垂直投影, 垂足到 p_2 的距离 $DIST_2$ 表示两直线的重叠程度. 这一特征的概率函数定

义为

$$O(DIST_2) = \begin{cases} 1 - \frac{DIST_2}{Len}, & DIST_2 \leq Len \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

(d)长度. 线段长度反映了线段提取的可信程度, 因此也应该作为两线段可连接的标准之一. 但是线段的绝对长度并无实际的意义, 所以取线段的相对长度作为评价标准, 即该线基元的长度除以线基元集合中的最长长度

$$rl_i = l_i / \max_j \{l_j\} \quad (5)$$

设计适应度函数是由这 4 个因素构成的. 假定一条染色体中所含的基因位为 1 的数量为 N , 则适应度为

$$F = \sum_{i=1}^N f_i / N \quad (6)$$

f_i 为其中第 i 个基因位为 1 的线基元与其它所有的基因位为 1 的线基元的共线性、邻近性、重叠性、长度 4 个共线准则的和的最大值, 即

$$f_i = \max_j (\alpha C_{ij} + \beta P_{ij} + \gamma O_{ij} + \delta rl_i) \quad (7)$$

在本实验中, $\alpha = 1.0$, $\beta = 0.5$, $\gamma = 0.5$, $\delta = 0.5$. 这样设定权值是为了优先保证方向差较小.

在本算法中, 我们设定种子点的基因位为 1, 即种子点永远应该被连接. 因此, 当出现染色体中仅有种子点对应的基因位为 1 的情况时, 我们赋予该染色体的适应度一定的值, 这个值是种子点的相对长度的函数, 以保证在种子点的周围不存在可以连接的线段的情况时 GA 输出的正确性.

(3) 确定遗传算子

在 GA 中, 个体的进化是在遗传算子的作用下完成的, 其最主要的遗传算子有选择算子、交叉算子和变异算子. 本算法中的选择算子是直接保留适应度较高的半数个体, 舍弃另一半适应度较低的个体. 交叉运算是 GA 中产生新个体的主要操作过程, 它以某一概率相互交换某两个个体之间的部分染色体. 本文采用双点交叉的方法, 其具体的操作过程是: 先对被选择的染色体进行随机配对, 其次随机设置两个交叉点位置, 然后相互交换配对染色体的两交叉点之间的部分基因. 变异运算是对于个体的某一个或某一些基因座上的基因值按某一较小的概率进行改变. 本文采用的变异操作是对个体编码串中以变异概率 p_m 随机指定的某一位基因座上的基因值作取反运算.

将 GA 输出的最大适应度值所对应的个体中的基本位为 1 的线基元记为 $\{PL_{toConnected}_i\}$, 它们

是通过 GA 得出的最优线基元组合, 可以将它们连接起来. 为了进一步保证连接准确度, 需要再对这些线基元进行共线验证.

对于每一条线基元, 我们记录了它的极坐标 (θ, ρ) (参见式(1)). 理想情况下, 同一直线上的线基元应该具有相同的极坐标. 在定义适应度函数时我们利用了线基元的角度 θ , 在这里将 ρ 作为验证元素之一, 即

条件 1:

$$|\rho_{PL_i} - \rho_{PL_j}| < \rho T \quad (8)$$

其中 $PL_i \in \{PL_{toConnected}\}$ 和 $PL_j \in \{PL_{toConnected}\}$. ρT 为自设门限值.

条件 2:

$$E < ET \quad (9)$$

其中, E 为拟合误差的概率分布函数值. 如图 5 所示, 将两条直线最远的两个端点连接起来, 设另外两个端点到该连线的垂直距离为 d_i ($i=1$ 或 2), 则拟合误差定义为它们的最大值, 即 $DIST_3 = \max(d_1, d_2)$. 拟合误差的概率分布函数定义为

$$E(DIST_3) = \begin{cases} 1 - \frac{DIST_3}{Len}, & DIST_3 \leq Len \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (10)$$

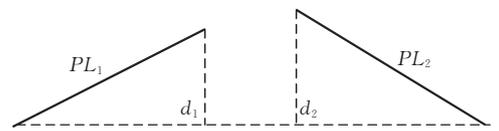


图 5 拟合误差的定义

将通过条件 1 和条件 2 验证后的线基元与种子基元连接起来, 作为新的种子点, 同时在线基元集合 $\{PL_i\}$ 中去除被连接的所有线段. 重复上面的步骤, 直到种子点不再生长, 将该种子线基元作为一条候选的道路段存储. 然后再从剩余的线基元集合中寻找最长的线基元作为种子点, 重复上面的步骤, 产生另一条候选的道路段. 这个过程一直进行到线基元集合中最长的线基元的长度小于门限 $MaxLength_{min}$ 为止. 为了尽可能搜索到所有的道路段, 对上述的搜索结束门限 $MaxLength_{min}$ 设置得较小, 使得许多短线段都被作为可能道路段保留下来. 根据道路模型, 道路一般较长, 故长度小于一定门限的候选道路段可以认为是虚警, 去除, 得到候选道路集合 $\{CandidateRoad_i\}$. 整个基于 GA 的线基元连接过程流程图如图 6 所示.

2.3.2 蛇模型调整候选道路段的位置

由于线基元拟合、连接过程中的累积误差, 所得

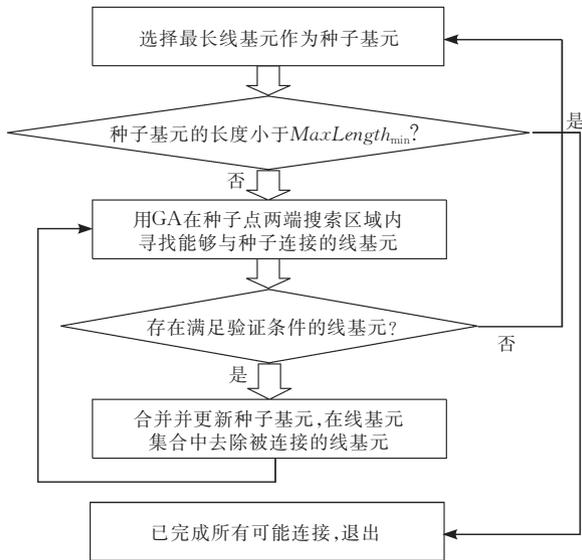


图 6 基于 GA 的线基元连接流程图

的候选道路段的位置不可避免地会发生一些偏移, 很有可能会偏离了道路段原来的位置. 为了保证道路检测结果的位置准确性以及有利于下一步的鉴别, 将候选道路集合 $\{CandidateRoad_i\}$ 中的道路段作为蛇模型初始位置, 将第二节中线特征幅度图作为外部能量, 使用蛇模型调整道路段的位置. 调整后的道路段由原来的直线表示变为曲线表示, 设该集合为 $\{CandidateRoadCurve_i\}$.

2.3.3 道路鉴别

蛇模型调整后的候选道路段中仍有可能存在很

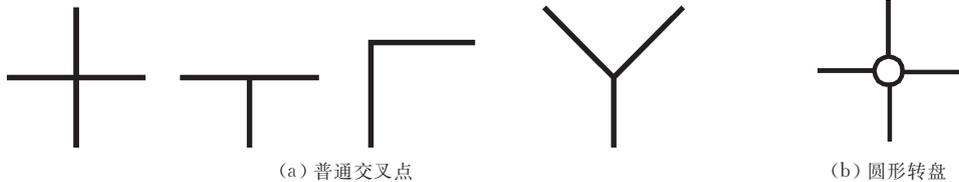


图 7 道路交叉点示意图

普通交叉点的检测方法: (1) 检查是否有两条道路段相交, 并且交点在每条道路段上的情况, 如有, 该交点为一个道路交叉点, 记下该点坐标及相交的道路段序号; (2) 在每条道路段每一个端点的小邻域内检测是否有其它道路段落于这个邻域并且与这个线段相交, 而且交点在该邻域内, 如有, 该交点为一个道路交叉点, 记下该点坐标及相交的道路段序号.

转盘式的交叉点在 SAR 图像上呈现为黑色的椭圆线. 检测方法为: (1) 在第 2 节得到的线特征二值图上使用“探测式”检测闭合轮廓^[6], 用该方法得到的非闭合轮廓必定使所检测到的线特征点全部重复了一次, 根据这个特点, 可以去掉非闭合轮廓;

多虚警道路. 在这一步中要对集合 $\{CandidateRoadCurve_i\}$ 中的道路段进行鉴别, 进一步确认道路段. 造成道路虚警的可能原因是:

(1) 由于在提取线基元时, Radon 变换是在每个连通区域上进行的, 对于成片树林区域, 它们的边缘没有明显的线特征, 但是却具有错综复杂的连通性, 而 Radon 变换认为峰值点总是对应一条直线, 因此会提取出虚警的线基元(参见图 8(b), (c), (d) 中用红色椭圆标注的地方).

(2) 其他地物特征的边界(参见图 8(b), (c), (d) 中用红色矩形标注的地方).

由于道路具有非常明显的黑色线特征, 并且上一步中通过蛇模型调整了道路的位置偏移, 使在线基元连接过程中的位置偏移得到修正, 表征道路的线段与图像上的道路吻合得较好, 因此正确道路段对应的点在线特征幅度图上的均值应该远远大于虚警道路段. 根据这一特征对候选道路段进行鉴别, 可以去掉大部分虚警. 至此, 得到了所有的道路段 $\{Road_i\}$.

2.4 道路交叉点检测

交叉点是道路的一部分, 必须提取出道路的交叉点, 才能形成完整的道路网, 道路提取的过程才算完整. 道路的交叉点一般包括普通交叉点和圆形转盘交汇处, 有如图 7 所示的几种情况.

(2) 根据闭合轮廓内的像素进行椭圆估计, 估计椭圆参数, 并判断是否是椭圆; (3) 检查椭圆四周是否有道路段交汇, 如有, 该椭圆为转盘式的交叉点, 记下椭圆的中心点、参数及交汇的道路段序号.

至此, 我们已经检测了图像上所有的道路段以及道路段的交叉点, 整个道路网便形成了.

3 实验结果及性能评估

使用中电集团公司第 38 研究所提供的合肥市近郊机载 SAR 图像数据进行实验. 图 8 给出了整个算法过程. 图 8(a) 是合肥市近郊的一块 SAR 图像, 尺度为 566×402 , 从图像中可以看出, 道路在图像

上呈黑色细线,3~6 像素宽.图 8(b)为线特征检测结果.图 8(c)为线基元提取结果,提取的线基元用黄色表示,附加于原图之上,共有 2774 条线基元.图 8(d)为基于 GA 的线基元组织结果,提取出 23 条候选道路段,参数设置为 $angleT = \pi/16$, $distT = 20$,种群中染色体的个数为 60,最大迭代代数为 200, $p_m = 0.067$, $\rho T = 20$, $ET = 0.95$, $MaxLength_{min} =$

10.图 8(e)为基于蛇模型调整位置后的结果,可见经过蛇模型调整后道路的位置更加准确了.图 8(f)为经过鉴别后得到的最终道路段,图 8(g)为道路段迭加上道路交叉口及转盘标记的图,即形成的完整的道路网.

图 9 是手工提取的道路参考图.定义一条道路被检测出 $2/3$ 的长度即可认为该道路被检测出来,

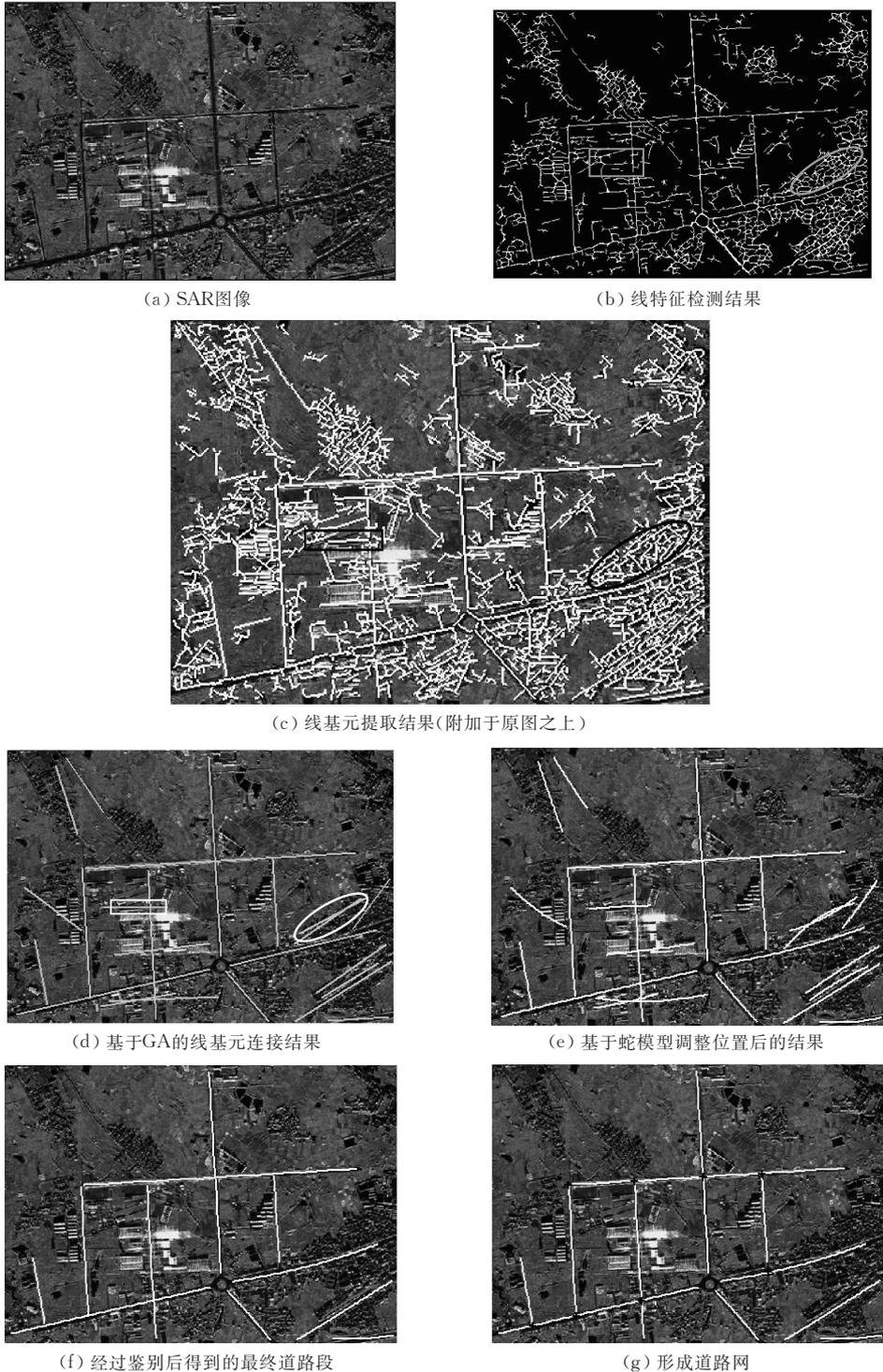


图 8 整个算法过程

则图 8 的道路检测结果的统计数据如表 1 所示,其中包括一条虚警道路.产生虚警的原因是基于 Radon 变换线基元提取方法的缺陷,对不具有道路特征但是在线特征幅度图上具有错综复杂连通关系的连通区域,也可能会提取出线基元来,并且该处的线特征幅度均值较大,在鉴别时无法去除.对应一条真实道路的检测道路段数为 1 说明 1 条真实道路对应一条检测道路,即检测的道路无断裂.



图 9 道路参考图

表 1 道路检测结果统计表

正确识别的道路数	虚警道路数	漏警道路数	对应一条真实道路的检测道路段数
11	1	0	1

表 1 是从道路段的角度对检测结果做统计分析,下面从道路点的角度,根据文献[7]给出的完整性(completeness)、正确性(correctness)、检测质量(quality)、冗余度(redundancy)、几何精度(RMS)、漏警率和虚警率等准则对本文的道路提取算法性能进行评估.其中,完整性表示正确提取的道路点数与参考道路点数的比率,它表征有多少道路点被提取出来,其最优值为 1;正确性表示正确提取的道路点数与提取的道路点总数之比,其最优值为 1;检测质量是对检测结果好坏的一种评估手段,它是完整性和正确性的综合评价,其最优值为 1;冗余度是正确提取的道路段相互交叠的部分所占正确提取的道路总长度的比率,最优值为 0;几何精度是提取道路与参考道路之间的平均距离,其最优值为 0;漏警率和虚警率分别是完整性和正确性的补集.表 2 给出图 8 检测结果的各个性能指数值,可以看出,检测的性能非常好.

表 2 道路检测性能分析指数

完整性	正确性	检测质量	冗余度	几何精度	漏警率	虚警率
0.9650	0.9433	0.9119	0	0.0718	0.0350	0.0567

4 结 论

本文提出了一种基于遗传算法从 SAR 图像中提取道路网的算法.该算法从道路的抽象模型出发,设计了一套完整的算法对其进行提取,是一个集道路检测、交叉点检测及性能评估于一体的完整的道路网检测系统.本文的特点体现在每一步骤中:(1)在线特征提取时,精心设计门限参数,使之尽可能保留线特征、消除噪声的干扰;(2)在线基元提取时,在每个连通区域上分别进行 Radon 变换,该方法的优势在于能够尽可能地保持线段的完整性,不会造成人为的断裂;(3)在对线基元进行连接时,采用遗传算法,将最长的线段作为种子,从该点出发进行连接,减小了误连接的概率,同时由于将连接的搜索范围限制在种子的两侧区域,大大降低了计算量,并且利用线段共线的 4 个判断条件设计适应度函数,对共线性的判断更加完备;(4)利用蛇模型调整候选道路段的位置,一方面使检测的道路段的位置更准确,另一方面使后续道路段鉴别算法更有效.

此外,本文的算法的应用范围并不仅仅局限于道路目标,对其它具有直线结构的目标同样有效.

参 考 文 献

- [1] Tupin F, Maître H, Mangin J F et al. Detection of linear features in SAR images: Application to road network extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(2): 434-453
- [2] Kartartzis A, Sahli H, Pizurica V et al. A model-based approach to the automatic extraction of linear features from airborne images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(9): 2073-2079
- [3] Jeon B, Jang J, Hong K. Road detection in spaceborne SAR images using a genetic algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(1): 22-29
- [4] Jia Cheng-Li, Kuang Gang-Yao. Automatic extraction of roads from low resolution SAR images. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(10): 1218-1223(in Chinese)
(贾承丽,匡纲要. SAR 图像自动道路提取. *中国图象图形学报*, 2005, 10(10): 1218-1223)
- [5] Cardoso, Luiz Alberto L. S. Computer aided recognition of man-made structures in aerial photographs [Ph. D. dissertation]. Naval Postgraduate School, Monterey CA, 1999
- [6] He Bin, Ma Tian-Yu, Wang Yun-Jian et al. *Digital Image Processing*. Beijing: Posts and Telecommunication Press, 2001(in Chinese)

(何斌,马天予,王运坚等. 数字图像处理. 北京:人民邮电出版社, 2001)

[7] Wiedemann C, Heipke C, Mayer H et al. Empirical evaluation

of automatically extracted road axes//Bowyer K J, Phillips P J eds. Empirical Evaluation Methods in Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1998: 172-187



JIA Cheng-Li, born in 1980, Ph.D., research associate. Her research interests focus on SAR images interpretation.

ZHAO Ling-Jun, born in 1981, Ph. D. candidate. Her research interests focus on SAR images interpretation.

WU Qi-Chang, born in 1980, M. S., research associate. His research interests focus on images processing.

KUANG Gang-Yao, born in 1966, Ph. D., professor. His research interests focus on in SAR images interpretation.

Background

The research of this paper belongs to the research field of automatic objects extraction from SAR images. According to the state of the art on automatic road extraction techniques, most of the algorithms are on rural areas. In fact, even automatic extraction of roads from rural SAR images is a complicated problem, however, in urban areas, the roads are denser, the finer details are visible, thus urban areas are full with disturbing context, the complexity of the scene grows greatly. To reduce the difficulty but also make advances in road extraction of urban areas, the authors decide to do the

work in the semi-urban areas, which are the areas between urban areas and rural areas. The main contribution of this paper is proposing one solution of primitive line segment grouping of complex SAR scene based on Genetic algorithm. The research team have achieved in relative research areas such as statistic modeling of SAR image and speckle filtering, target detecting & discrimination & recognition, edge detecting, road and building extraction, and have published about 50 pieces of paper in domestic and foreign core journal and academic meeting.