

一种从 SAR 图像中提取城市道路网络的方法

肖志强, 鲍光淑

(中南大学 信息物理工程学院, 湖南 长沙 410083)

A Method of Road Networks Extraction in Urban Areas Using SAR Images

XIAO Zhi-qiang, BAO Guang-shu

(School of Info-physics and Geomatics Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: A method to extract urban road network from high-resolution SAR images is presented. In high-resolution SAR images, the roads are represented as slender regions having almost constant width and reflectance. The road pixels are firstly extracted from the complex background by means of FCM. In order to make the shape of roads clear and to reduce redundant information, a thinning algorithm is applied to the results of clustering, and then a tracing algorithm is used to remove some non-road segments. Due to the speckle noise and shadow of buildings, the central lines obtained are discontinuous. By defining the gray values of the central lines as the image forces, the Snakes algorithm is used to detect the road networks. The experimental results show that the method can extract the complex road networks in urban areas from high-resolution SAR images.

Key words: fuzzy clustering; road detection; snakes; SAR images

摘 要: 提出一种从高分辨率 SAR 图像中提取城市道路网络的算法。在高分辨率 SAR 图像中,道路在空间结构上表现为细长的且宽度基本恒定不变的均匀区域。利用模糊 C 均值聚类方法对高分辨率 SAR 图像进行聚类分析,将道路类像素从原始图像中分离出来。为突出道路形状特征,减少冗余信息,对聚类结果进行细化,同时利用跟踪算子消除短线段;以提取道路中心线二值图的像素值作为图像能量,应用 Snakes 模型检测道路网络。通过实际 SAR 图像验证,该算法可以准确提取复杂的城市道路网络。

关键词: 模糊聚类; 道路探测; Snakes; SAR 图像

1 引 言

合成孔径雷达(SAR)是一种主动式微波遥感器,它克服了光学遥感受天气和光照条件的影响的缺点,可以对目标实现全天候、全天时的观测。

由于采用了脉冲压缩技术和合成孔径技术,可获得高分辨率遥感图像。

从遥感图像,尤其是高分辨率 SAR 图像中提取道路网络及其他线性特征的研究已成为遥感技术应用研究中的热点之一^[1],其目的就是利用自动和半自动提取技术为道路中心线的描述和 GIS

空间数据库的更新提供一种行之有效的方法。目前, 已有许多从光学遥感图像中提取线性特征的方法^[2]。由于斑点噪声的影响, 在 SAR 图像中直接应用这些方法很难获得好的效果, 因此有必要研究专门的算法提取 SAR 图像中的线性特征。Tupin 等人^[3]通过融合两个局部线性探测器的信息获得线段集, 然后在线段集上定义 Markov 随机场连接线段形成实际道路网。文献[4]提出了一种高精度、低时耗的 SAR 图像道路探测方法, 利用 Steger 方法从曲线结构中局部提取峰或谷, 将这些提取的曲线作为道路检测候选位置, 利用基于遗传算法的分组方法探测道路。这种方法可以精确探测道路网络。文献[5]提出了一个包括粗匹配和细匹配两步的自动道路探测算法, Jeon 等人利用 Water 变换和 Hough 变换提取曲线结构, 通过在提取的曲线结构上建立位场, 应用 Snakes 模型探测道路。文献[6]则采用分级的方法, 先将 SAR 图像分成林地、建筑物、道路等基本类, 由于分类后的道路像素并非彼此相互连接, Fabio 分别利用 FPCWHT, FPRT, FSPE 等方法对分类后的道路像素进行连接形成道路网络。可以看出, 这些方法基本上都包括局部探测和全局连接两大步骤。前者根据目标像素小邻域内的辐射特性检测边缘或线段, 后者则主要是结合某些先验知识建立道路模型, 利用 Markov 随机场、遗传算法等方法将局部检测的线段连接起来形成满足特定条件的道路。

本文提出了一种从高分辨率 SAR 图像中提取复杂城市道路网络的方法。在高分辨率遥感图像中, 道路在空间结构上表现为一细长的且宽度基本恒定不变的均匀区域。考虑到以上道路特征, 利用细化算子对聚类后的道路像素区域进行细化提取中心线, 然后由 Snakes 模型获得连续的道路曲线。实验结果表明该算法能有效提取城市道路网络, 并且运行速度较快。

2 道路提取算法

自从 Kass^[7]提出 Snakes 的理论框架以来, Snakes 方法在计算机图像分割, 运动目标的跟踪以及线性特征的提取等方面都有重要的应用。其主要思想就是在感兴趣的图像特征(如边缘等)附近设置 Snakes 模型, 然后定义一个能量函数, 它与 Snakes 形状及其在图像中位置有关。Snakes 自动调整节点位置, 使其能量不断减小, 当 Snakes

与图像特征完全匹配时能量函数取最小值, 也就是说, 在图像特征位置 Snakes 具有最小能量。通常, 总的能量包括内部能量、图像能量和外部能量三部分, 它们分别与 Snakes 的内在属性、图像特征性质及外部约束等因素有关。针对不同问题, 内部能量和图像能量的具体定义一般不同。例如在图像边缘提取中, 通常把图像的负梯度作为图像能量。然而, 在 SAR 图像中, 由于受非高斯乘性斑点噪声的影响, 在线性特征提取中利用负梯度及其他一些图像属性作为图像能量很难获得满意的结果。本文针对 SAR 图像中道路特征, 首先对去噪后的 SAR 图像进行模糊聚类, 将道路类像素从图像中分离出来, 形成道路类像素二值图, 然后将其细化以获得道路中心线。由于斑点噪声、建筑物阴影等因素的影响, 提取的道路中心线不连续, 同时提取的图像中包含有许多非道路的线段, 由于非道路线段相对较短, 为此利用跟踪算法去除长度小于某一阈值的线段。然后以此图像灰度值作为 Snakes 的图像能量提取连续的道路网络。整个算法结构如图 1 所示。



图 1 算法流程图

Fig. 1 Overall flow of our algorithm

2.1 FCM 聚类

模糊 C 均值聚类算法是一种迭代优化的无监督方法。设有数据集, $X = \{x_1, x_2, L, x_k, L, x_n\}$, 其中 x_k 为 p 维向量。欲将 X 分为 c 类, 使得每一类中至少包含一个样本, 将每一样本属于某一类的程度用模糊隶属度表示。这样分类结果可用如下 $c \times n$ 阶模糊矩阵 U 来表示

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} & L & u_{1n} \\ u_{21} & u_{22} & u_{23} & L & u_{2n} \\ M & M & M & O & M \\ u_{c1} & u_{c2} & u_{c3} & L & u_{cn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

模糊矩阵 U 的元素满足如下约束条件

$$\left. \begin{aligned} &u_{i,k} \in [0, 1], \forall i, k \\ &\sum_{i=1}^c u_{i,k} = 1, \forall k \\ &0 < \sum_{k=1}^n u_{i,k} < n, \forall i \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

定义如下目标函数

$$J_{FCM}(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{i,k}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (3)$$

$J_{FCM}(U, V)$ 表示各类中样本到聚类中心的加权距离平方和。式(3)中, v_i 为 p 维向量, 表示第 i 类的聚类中心; $m \in [1, \infty]$ 为加权指数。聚类准则为寻求最佳组对 (U, V) 以使 $J_{FCM}(U, V)$ 为取最小值, 结合式(2)中约束条件, 可求得

$$u_{i,k} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i\|^2}{\|x_k - v_j\|^2} \right)^{1/(m-1)}} \quad (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{i,k}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{i,k}^m} \quad (5)$$

当数据集 X , 聚类类别数 c 和权重 m 都已知时, 由式(4)和式(5)通过迭代可确定最佳模糊分类矩阵和聚类中心。

利用 FCM 方法对 SAR 图像进行聚类分析, 聚类结果好坏将直接影响后续道路网络提取结果的准确性。在综合考虑分类误差和计算速度的基础上, 利用像素的灰度值、像素邻域的均值和方差等特征值进行分类。在实际计算中, 像素邻域大小为 5×5 , 取 $m = 1.38, c = 4$ 。图 3 给出了一个聚类结果, 图 3(a) 为美国 Sandia 实验室提供的原始 SAR 图像数据, 图像大小为 245×250 个像素, 分辨率大小为 1 m, 主要包含华盛顿城市区域复杂的道路网络, 分别近似水平和垂直方向。利用 FCM 聚类后的道路类像素二值图如图 3(b) 所示。

2.2 中心线提取与跟踪

由图 3(b) 所示聚类结果可以看出, 用 FCM 聚类后的道路具有一定宽度。为突出道路形状特征, 减少冗余信息, 更好地提取道路中心线, 我们

利用细化算子对聚类结果进行细化。细化方法以迭代方式消除满足下列要求的点: ① 非边界端点; ② 不会破坏连通性的点; ③ 不会导致道路过分腐蚀的点。对于利用 FCM 聚类后的二值道路图像, 假设道路像素点的取值为 1, 非道路像素点的取值为 0。设图像中任一点的一个 3×3 邻域内的各点分别标记为 P_1, P_2, \dots, P_9 , 其中 P_1 位于邻域中心, 如图 2 所示。

P_3	P_2	P_9
P_4	P_1	P_8
P_5	P_6	P_7

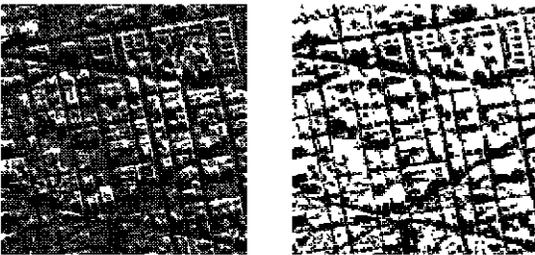
图 2 3×3 邻域及标记

Fig. 2 A 3×3 neighborhood and labels

具体细化算法如下: 如果 $P_1 = 1$ (即道路像素点), 且同时满足 ① $2 \leq N(P_1) \leq 6$; ② $S(P_1) = 1$; ③ $P_2P_4P_8 = 0$ 或者 $S(P_2) \neq 1$; ④ $P_2P_4P_6 = 0$ 或者 $S(P_4) \neq 1$, 则删除 P_1 , 即令 $P_1 = 0$ 。其中, $N(P_1)$ 是点 P_1 的 3×3 邻域中非 0 像素的个数, 即 $N(P_1) = P_2 + P_3 + L + P_9$; $S(P_1)$ 是在有序序列 P_2, P_3, L, P_9 中, 像素取值发生 $0 \sim 1$ 转换的次数, 同理, $S(P_2)$ 和 $S(P_4)$ 分别表示以 P_2 和 P_4 为中心的 3×3 邻域中各像素点取值发生 $0 \sim 1$ 转换的次数。对图像中每一点重复以上步骤, 直到所有点都不能删除为止。图 3(c) 为细化所得的道路中心线。

由于斑点噪声、建筑物阴影等的影响, FCM 聚类所得道路包含有许多非道路像素, 同时一部分道路像素被去掉了。因此, 图 3(c) 所示道路中心线不连续, 而且有许多短线段。由道路具有一定长度的特性, 我们利用跟踪算法将中心线二值图中的短线段去除。具体跟踪步骤如下: ① 参数初始化, 根据图像中道路的特征, 设定跟踪线段的长度门限及各分支线段的长度阈值。在跟踪过程中长度小于 10 的线段将被视为伪道路线段而被去除; ② 按光栅扫描方式对图像进行扫描, 寻找图像中的道路像素点, 即像素值为 1 的点。当找到了这样的点, 便把它作为“现在点”, 并作上标记; ③ 检查“现在点”的 3×3 的邻域, 寻找道路像素点; ④ 当邻域内存在道路像素点时, 取其中一

个作为新的“现在点”并作上标记, 而将其他点存储起来, 供以后继续跟踪, 返回第(四)步; $\frac{1}{2}$ 当邻域内不存在道路像素点时, 若存在分叉点尚未跟踪, 则该分支线段的跟踪结束, 判断“现在点”至最近分叉点的长度, 当大于门限则保留该分支, 否则将其视为伪道路线段而被去除, 同时取最近一个分支点邻域内的道路像素点为“现在点”, 重复第(四)步进行跟踪。若全部分支点处待跟踪的道路像素点均已跟踪完毕, 则该线段的跟踪结束, 判断该线段的长度是否大于门限, 同时返回步骤④继续跟踪; $\frac{3}{4}$ 当整幅图像扫描完毕, 则结束跟踪。对图 3(c) 应用跟踪算子, 跟踪结果如图 3(d) 所示。



(a) 原始图像 (Washington, D.C. Area Images)
(a) Original SAR image (Washington, D.C. Area Images)
(b) 道路类
(b) The road pixels



(c) 细化图
(c) Results obtained using thinning algorithm
(d) 跟踪图
(d) Results obtained using tracing algorithm

图 3 SAR 图像分析
Fig. 3 SAR images analyzing

2.3 应用 Snakes 模型提取道路网络

最初由 Kass 等人引入的 Snakes 模型是用向量 $V(s) = (x(s), y(s))$ 表示的曲线, 其中 s 为弧长, x, y 为图像中的曲线坐标。Snakes 模型根据其受力情况改变位置和形状。通常, 作用在 Snakes 上力包括图像力、内力和外力 3 类。图像力与图像特征有关, 在其作用下, Snakes 不断逼近边缘、直线等图像特征; 内力使 Snakes 保持分段光滑的特性; 外力使 Snakes 趋向于某一希望达到的局部最小。当 Snakes 的某一节点所受各种

力的矢量和 F 不等于零时, 根据 F 的方向和幅度大小, 节点位置发生变化。在整个过程中, Snakes 不断改变其形状, 以寻找某种最佳位置, 使其所受各种作用力相互抵消。为了找到这种最佳位置, 将 Snakes 的状态表示为能量的形式, 对应 3 种作用力分别有图像能量、内部能量和外部能量。Snakes 的最佳位置, 即其所受外力相互抵消的状态, 对应 Snakes 总能量的最小值。因此, Snakes 的最佳位置搜索问题就转化为求解总的能量函数的最小值问题。

利用 Snakes 模型检测道路网络时, 定义总的能量函数为

$$E = \int (\alpha(s) E_{\text{cont}} + \beta(s) E_{\text{curv}} + \gamma(s) E_{\text{image}}) ds \quad (6)$$

式(6)中, E_{cont} 为连续性能量, E_{curv} 为曲率能量, 它们对应 Snakes 模型的内部能量。设 $v_i = (x_i, y_i)$ 为 Snakes 上任一点, 定义该点的连续性能量 $E_{\text{cont}} = \bar{d} - |v_i - v_{i-1}|$, 其中 \bar{d} 为相邻节点间的平均距离, 对于一个有 n 个节点的 Snakes 模型, 相邻节点间平均距离 $\bar{d} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} |v_{i-1} - v_i|}{n-1}$ 。显然, 相邻两节点间距离与平均距离越接近, E_{cont} 就越小。因此, 连续能量保证迭代过程中节点趋向均匀分布。定义 Snakes 模型节点的曲率能量 $E_{\text{curv}} = |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2$, 当节点均匀分布时, E_{curv} 能给出相对合理的曲率估计值。 E_{image} 为图像能量, 通常由表征图像特征的量(如梯度幅度)来描述。这里, 我们将已提取的中心线二值图的像素值作为迭代过程中使 Snakes 逐渐逼近道路中心线的图像能量。设提取的道路中心线像素灰度值为 255, 非道路中心线像素灰度值为 0。给定任一点的灰度值 f , 其邻域内像素灰度值的最大、最小值分别为 Max 与 Min, 利用 $(\text{Min} - f) / (\text{Max} - \text{Min})$ 归一化图像灰度值。显然, 若该点为道路像素, 则 $E_{\text{image}} = -1$, 否则 $E_{\text{image}} = 0$ 。也就是说, 当 Snakes 模型节点与道路像素点相匹配时, E_{image} 取最小值。

式(6)中参数 α, β 和 γ 用于确定 $E_{\text{const}}, E_{\text{curv}}$ 及 E_{image} 对总能量影响的相对大小。当某一参数相对较大时, 相应能量将在总能量中起主导作用。例如, 当 β 相对较大时, 曲率能量相对比其他两项大, 在迭代过程中当总能量达到最小时, Snakes 将逼近一条直线。

提取道路时,适当选择离道路较近的点初始化 Snakes 模型,利用贪婪算法迭代求取新的能量最小的节点位置,具体步骤如下: ① 参数初始化,确定总的节点数及能量函数中各系数的大小; ② 对每一节点,计算其邻域内各像素点的能量,并将该节点重新定位至能量最小的像素点; ③ 若发生位置变化的节点数大于某一阈值,返回步骤 ②; ④ 若所需移动节点数小于某一阈值,则停止搜索,结点的连线即为搜索的最优道路。图 4 是利用 Snakes 模型检测的道路网络。从图 4 可以看出,原始图像中主要的道路基本上都准确地提取出来。

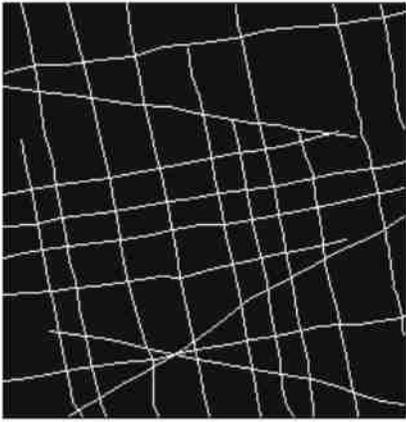
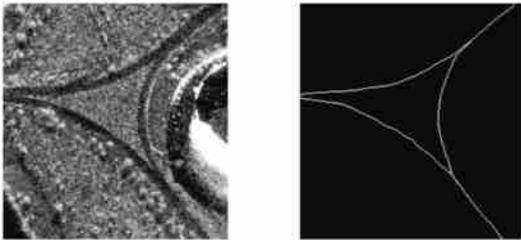


图 4 利用 Snakes 检测的道路网络

Fig. 4 Road networks obtained using Snakes algorithm

图 5 为华盛顿城区某三角岔路口,主要包含弯曲程度相对较大三条道路段。图 5(a) 为 230×240 个像素的原始 SAR 图像,分辨率大小为 1 m 。图 5(b) 是用文中所述算法检测的道路。显然,对于弯曲度较大的道路,该方法同样能够将其比较准确地提取出来。



(a) 原始 SAR 图像 (b) 道路探测结果

(a) Original SAR image (b) Results

(Washington, D. C. Area Images)

图 5 道路探测

Fig. 5 Road detection

3 结论

高分辨率 SAR 图像中细节丰富,加上其固有的相干斑噪声,使得目标背景异常复杂。本文通过分析高分辨率 SAR 图像的道路特征,提出了一种提取复杂城市道路网络的算法。该算法首先利用 FCM 对 SAR 图像进行聚类分析,从复杂背景中将在空间结构上具有一定宽度的道路像素从图像中分类出来,使问题得到简化。然后,对聚类结果进行细化和跟踪,去除图像中的部分非道路线段,从而保证了能准确检测道路中心线。由于斑点噪声、建筑物阴影等的影响,获得的道路中心线不连续。以道路中心线二值图的像素值作为图像能量,应用 Snakes 模型检测得到连续的、圆滑的道路网络中心线。通过实际 SAR 图像验证,文中算法可以准确快速地检测复杂的城市道路网络。

参考文献:

- [1] BONNEFON R, DHERETE P, DESACHY J. Geographic Information System Updating Using Remote Sensing Images [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(9): 1 073-1 083.
- [2] GEMAN D, JEDYNAK B. An Active Testing Model for Tracking Roads in Satellite Images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(1): 1-14.
- [3] TUPIN F, MANGIN J F, NICOLAS J M, 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.
- [4] JEON Byoung-ki, JANG Jeong-Hun, HONG Ki-sang. Road Detection in Spaceborne SAR Images Using a Genetic Algorithm [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(1): 22-29.
- [5] JEON Byoung-ki, JANG Jeong-hun, HONG Ki-sang. Road Detection in Space Borne SAR Images Based on Ridge Extraction [A]. IEEE International Conference on Image Processing [C]. [s. l.]: [s. n.], 1999. 735-739.
- [6] ACQUA F D, GAMBA P. Detection of Urban Structures in SAR Images by Robust Fuzzy Clustering Algorithms: the Example of Street Tracking [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(10): 2 287-2 296.