

# 基于GA的SAR图像中主干道路提取

肖志强 鲍光淑

(中南大学信息物理工程学院, 长沙 410083)

**摘要** 从高分辨率合成孔径雷达(SAR)图像中提取道路及其他线性特征已成为目前遥感图像信息提取研究的热点。由于高分辨率SAR图像中,目标背景复杂,同时由于受相干斑噪声的影响,因此很难直接从原始图像数据中提取道路特征。为了能够从背景复杂,受斑点噪声干扰的高分辨率SAR图像中准确提取道路,提出了一种利用遗传算法提取主干道路的方法。该方法利用模糊C均值聚类法对滤波后的SAR图像进行无监督聚类,首先将图像分为林地、建筑物、道路等基本类,并将道路类像素从图像中分离出来,使问题得到简化;然后根据道路类像素的隶属度和道路像素灰度值的均匀特性来建立具体的道路模型,最后利用遗传算法搜索全局最优道路。实验结果表明,该方法可以很好地从SAR图像中提取各种主干道路。

**关键词** 模糊聚类 遗传算法 道路提取 SAR图像

中图法分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)01-0093-06

## Road Extraction in SAR Images Using Genetic Algorithm

XIAO Zhi-qiang, BAO Guang-shu

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

**Abstract** More and more attention has been paid to extraction of roads and other linear features from high-resolution synthetic aperture radar(SAR) images. Due to the complicated background of objectives and the speckle noise in the high-resolution SAR images, it is almost impossible to extract roads directly from original remote sensing images. In order to extract roads precisely from high-resolution SAR images with complicated background and speckle noise, a method of using genetic algorithm(GA) is developed to extract main roads in the paper. After the original SAR images are filtered to suppress the speckle noise, Fuzzy C means is used to classify the images unsupervisedly into vegetation, built areas, roads and other class, and the pixels belonging to the main roads are isolated from the images to simplify the original problem. Then, according to the membership of pixels to main roads and the uniformity of gray, a road model is constructed, and the genetic algorithm is used to search globally optimized roads. The experimental results show that the presented approach can effectively extract main roads from high-resolution SAR images.

**Keywords** Fuzzy clustering, Genetic algorithm, Road extraction, SAR image

## 1 引言

近年来,遥感技术有了很大的发展,特别是合成孔径雷达(SAR),它是一种主动式微波遥感器。由于它克服了光学遥感受天气和光照条件的影响,因此可以对目标实现全天候、全天时的观测。另外,由于合成孔径雷达可利用脉冲压缩技术来提高距离向分辨率,并可利用合成孔径技术来提高位向分辨率,而且其获

得的大面积高分辨率SAR图像,可以实现对建筑物、道路等地面目标细微特征的探测,因此,从遥感图像,尤其是从高空间分辨率的SAR图像中提取道路及其他线性特征以及融合GIS数据进行遥感图像解译的研究已引起广泛的关注<sup>[1,2]</sup>,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,有关从光学遥感图像或雷达图像中提取线性特征的研究已有很多,并已提出了许多线性特

征提取方法<sup>[3,4]</sup>,且其中绝大部分方法都包括局部检测和全局连接两大步骤。其中,局部检测是根据目标像素小邻域内的辐射特性来检测边缘或线段,在光学图像处理中,边缘检测器通常都是基于加性高斯噪声假设提出来的,而 SAR 图像由于受乘性斑点噪声的影响,致使这些传统的边缘检测器无法满足要求,因此,人们提出了基于统计属性或邻域强度比的边缘检测算子;全局连接则主要是结合某些先验知识建立道路模型,并利用动态规划<sup>[5]</sup>、Markov 随机场<sup>[6]</sup>、方向势能<sup>[7]</sup>等方法来将局部检测到的线段连接起来,以形成满足特定条件的道路,但这些方法主要是用于从低分辨率或中等分辨率的遥感图像中提取道路,而与低分辨率或中等分辨率遥感图像相比,由于高分辨率遥感图像包含有更多地面细节,即地面上很小的目标在图像中都能清楚地反映出来,因此就有可能从高分辨率图像上提取更多的道路特征;但另一方面,由于目标图像背景更加复杂,且图像中存在有更多非道路的特征,致使从高分辨率遥感图像中提取道路特征的难度增大<sup>[8]</sup>,因此,直接从高分辨率原始图像数据中提取道路特征几乎不可能。为使问题简化,文献<sup>[9]</sup>采用分级的方法来进行处理,即先将 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,为此 Fabio 分别利用 FPCWHT (Fuzzy Pyramidal Connectivity Weighted Hough Transform)、FPRT (Fuzzy Pyramidal Rotation Transform)、FSPE (Fuzzy Shortest Path Extraction) 等方法,通过对分类后的道路像素进行连接来形成道路网络。本文则利用遗传算法对分类后的 SAR 图像中主干道路的提取方法进行了探讨。

## 2 主干道路提取

由于道路具有宽度基本恒定不变,方向变化比较小,且有一定的长度等基本特性,其在遥感图像中则表现为一弯曲度不大的平面连续曲线。假设  $C$  为图像中与目标空间道路相对应的一条曲线,则  $C$  可用向量函数  $f(s)$  来描述,其中  $s$  为图像中与点  $(x, y)$  对应的弧长。在道路提取时,可为每一条道路引入一个种子点,并令  $R$  为过某一种子点的平面连续曲线的集合, $f(s)$  为  $R$  中任意连续曲线,因此,道路提取问题就转化为使泛函

$$Y = G(f(s)) \quad (1)$$

取得最大值的曲线  $F(s)$  的求解问题,即

$$F(s) = \arg \max_{f(s)} G(f(s))$$

本文提出的道路提取算法是先对原始 SAR 图像进行斑点滤波预处理,用以抑制斑点噪声的影响,然后利用模糊 C 均值算法进行聚类,即将 SAR 图像分成林地、建筑物、道路等基本类,但由于相干斑、道路两旁建筑物阴影等因素的影响,使道路像素并未彼此连接,因此很多地方出现“空洞”。在用遗传算法搜索道路时,考虑到遗传算法的全局搜索能力,这里利用遗传算法来搜索全局最优的道路。在搜索道路时,可先根据道路类像素的隶属度和道路像素灰度值的均匀特性来建立具体的道路模型,然后对曲线  $f(s)$  进行个体编码,再用遗传算法来搜索全局最优的曲线  $F(s)$ ;显然, $F(s)$  为过道路像素的一条连续曲线,也就是说,在“空洞”位置上,通过填补适当的像素,可使彼此独立的道路像素连接起来形成连续的道路曲线,同时可剔除部分伪道路像素点;最后对  $f(s)$  进行后处理,即可得到提取的道路线段。整个算法结构如图 1 所示。

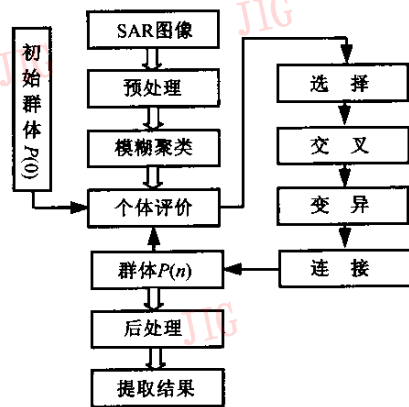


图 1 算法流程图

### 2.1 模糊 C 均值聚类

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  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n\}$ , 其中  $x_k$  为  $p$  维向量。如果将  $X$  分为  $c$  类,并使得每一类中至少包含一个样本,再将每一样本属于某一类的程度用模糊隶属度表示,则分类结果可用如下  $c \times n$  阶模糊矩阵  $U$  来表示

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{1,1} & \mu_{1,2} & \mu_{1,3} & \cdots & \mu_{1,n} \\ \mu_{2,1} & \mu_{2,2} & \mu_{2,3} & \cdots & \mu_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{c,1} & \mu_{c,2} & \mu_{c,3} & \cdots & \mu_{c,n} \end{bmatrix} \quad (2)$$

模糊矩阵  $U$  的元素满足如下约束条件

$$\mu_{i,k} \in [0,1], \forall i,k; \sum_{i=1}^c \mu_{i,k} = 1, \forall k; 0 < \sum_{k=1}^n \mu_{i,k} < n, \forall i \quad (3)$$

同时构造如下模糊 C 均值函数

$$J_{FCM}(U,V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{i,k}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (4)$$

其中,  $v_i$  为  $p$  维向量, 其表示第  $i$  类聚类中心;  $m \in [1, \infty)$  为加权指数, 且  $m$  取得越大, 所得的分类矩阵模糊程度越大, 当  $m=1$  时, 为硬分类, 通常取值为 1.  $1 \leq m \leq 5$ , 则  $J_{FCM}(U,V)$  表示各类中样本到聚类中心的加权距离平方和, 加权指数为样本  $x_k$  对第  $i$  类的隶属度  $\mu_{i,k}$  的  $m$  次方. 聚类准则取为寻求最佳组对  $(U,V)$ , 以使  $J_{FCM}(U,V)$  取最小值, 结合式 (3) 中约束条件, 可求得

$$\mu_{i,k} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - v_i\|^2}{\|x_k - v_j\|^2} \right)^{1/(m-1)}} \quad (5)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{i,k}^m x_k}{\sum_{k=1}^n \mu_{i,k}^m} \quad (6)$$

当数据集  $X$ 、聚类类别数  $c$  和加权指数  $m$  都已知时, 则由式 (5)、式 (6) 通过迭代, 即可确定最佳模糊分类矩阵和聚类中心.

在高分辨率 SAR 图像中由于目标背景异常复杂, 因此可利用模糊 C 均值聚类法将 SAR 图像聚类为林地、建筑物、道路等基本类, 以使道路提取问题得到简化, 然而, 由于错误的分类像素会进一步加大遗传算法搜索结果的误差, 从而导致搜索到的曲线与图像中的实际道路位置不相吻合, 为此, 在综合考虑分类误差和计算速度的基础上, 本文在实际计算中, 用于聚类的特征值主要有像素的灰度值、像素邻域的均值和方差, 像素邻域大小为  $5 \times 5$ , 取  $m=1.38, c=4$ .

## 2.2 用于道路提取的遗传算法

遗传算法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. 利用遗传算法从分类的图像中搜索最佳道路需要解决的主要问题包括: 个体编码、适应度函数的确定及遗传算子选择. 由于道路呈方向任意的线性结构, 故本文仅以近似水平方向为例加以说明.

### (1) 个体编码

针对不同问题及其解的性质来进行编码是遗传算法求解问题的关键之一. 目前二进制编码是最常用的编码方法, 其具有遗传操作清晰, 有利于 GA 建立数学模型等优点, 但对于遥感图像中道路搜索这类高维问题, 在保证精度的前提下, 若采用二进制编码, 则必将使遗传算法的搜索空间急剧增大, 从而造成算法的运行性能相当差, 甚至可能无法进行下去, 因此, 本文采用坐标相对变化量的整数编码方法进行个体编码. 在个体编码时, 首先根据道路特性, 设计如图 2 所示的一组基本模板; 然后针对不同方向的道路来选择相应模板, 对于近似水平方向的道路, 则以种子点为起点, 取  $M_2, M_3, M_4$  向右边延伸, 取  $M_5, M_6, M_7$  向左边延伸, 直到两端均到达道路段端点或图像边缘为止, 如图 3 所示. 个体的每一基因值表示当前基因座的对应  $y$  坐标相对于前一基因座的对应  $y$  坐标的变化量, 即基因值取为  $-1, 0$  或  $1$ . 虽然一个编码个体表示一条道路, 但由于考虑到各条道路的长度不一, 因此本文利用变长编码, 且个体长度为道路的对应坐标数. 图 4 为一个个体编码实例, 其中间为种子点, 很明显, 这种编码方式的对应坐标具有一定的方向性. 为了获得过种子点的任意方向的最佳道路, 可考虑对图 5 所示 4 个方向分别进行编码计算, 以寻找适应度最大的个体. 当然, 如果图像中线性特征很长, 那么由于太长的个体也会因搜索空间的增大而造成算法搜索时间的延长, 因此, 此时可考虑对线性特征进行分段编码搜索.

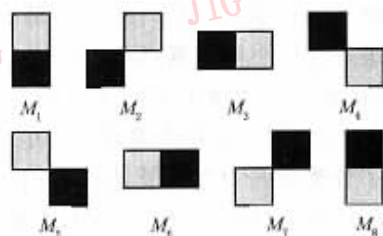


图 2 基本模板

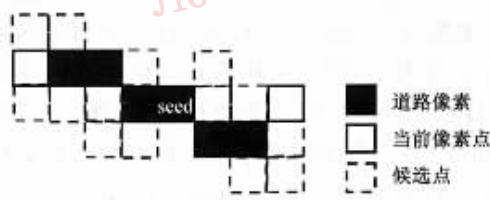


图 3 近似水平道路模型

### (2) 目标函数与适应度函数

在遗传算法中, 仅使用所求问题的目标函数值

-M	.....	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	.....	N
-1	.....	1	0	1	0	-1	0	0	.....	1	

图4 一个个体编码示例

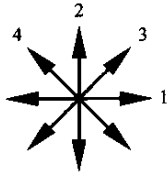


图5 编码方向

就可以得到下一步的有关搜索信息,而对目标函数的使用则是通过评价个体的适应度来体现的。由于个体的适应度是用来度量群体中各个个体在优化计算中有可能达到或有助于找到最优解的程度,因此是进行自然选择的唯一依据。这样个体质量的优劣就可以完全由它的适应度高低唯一地评价,即适应度越高的个体,其质量越好,遗传到下一代的概率就越大;反之,若个体适应度越低,则其质量越差,遗传到下一代的概率就相对小一些。

对于近似水平方向,设计的个体目标函数为

$$V(f) = \alpha M(f) + \beta H(f) \quad (7)$$

令  $\hat{\mu}(x_{s_i}, y_{s_i}) = \frac{\mu(x_{s_i}, y_{s_i})}{1-t}$ , 对于长度为  $K$  的个体,

$$M(f) = \frac{\sum_{i=1}^K \exp(\hat{\mu}(x_{s_i}, y_{s_i}))}{K}, \quad (x_{s_i}, y_{s_i}) \text{ 为与弧 } s_i \text{ 对应的}$$

像素点的坐标,  $\mu(x_{s_i}, y_{s_i})$  为像素点  $(x_{s_i}, y_{s_i})$  的道路类隶属度,  $t$  为隶属度阈值,显然当  $t$  较大时,对道路类隶属度较大的像素点,其  $\hat{\mu}(x_{s_i}, y_{s_i})$  迅速增大;而对道路类隶属度较小的像素点,则其  $\hat{\mu}(x_{s_i}, y_{s_i})$  变化不大,由于这在一定程度上突出了道路类隶属度较大的像素点,而抑制了道路类隶属度较小的像素点,从而减少了分类误差对遗传算法搜索结果的影响,计算中,取  $t=0.9$ ;  $H(f) = K - h(f)$ ; 表征道路像素灰度值的均一性,  $h(f)$  为曲线  $f(s)$  的像素灰度值小于某一阈值的道路像素的个数。  $\alpha, \beta$  为目标函数的两个权系数,用于确定  $M(f)$  和  $H(f)$  对目标函数值影响的相对大小,通常选择的  $\alpha, \beta$  值使  $M(f)$  和  $H(f)$  对目标函数值的影响大致相当,当然,也可以通过调整两个权系数的大小来使目标函数更好地反映检测道路的特征,在计算中,取  $\alpha=1.0, \beta=15.0$ 。于是,适应度函数可定义为

$$Y = G(f(s)) = \frac{V_{\max} - V(f)}{V_{\max} - \bar{V}} \quad (8)$$

其中,  $V_{\max}$  为目标函数的最大值,  $\bar{V}$  为目标函数的平均值。很显然,若像素的道路隶属度越大,且道路像素灰度值越均匀,则个体适应度越大。

### (3) 遗传算子

在遗传算法中,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等,其中选择算子是以某种方法确定从父代群体中选取哪些个体遗传到子代群体中的一种遗传运算,由于它仅依赖于个体的适应度来对个体进行优胜劣汰,因此适应度较高的个体被选择遗传到下一代群体中的概率较大,而适应度较低的个体被选择遗传到下一代群体中的概率较小,可见选择体现了“适者生存”的原则,在本算法中,由于是采用比例选择和最优保存相结合的选择策略,从而可以保证当前代中的最佳个体总能遗传到下一代群体当中;交叉算子在遗传算法中起着关键作用,是目前产生新个体的主要方法。它是通过对相互配对的两个个体按某种方式相互交换其部分基因值来形成两个新的个体,为保证交叉运算后两个个体对应道路的连续性,故在本算法中采用重点交叉,即对随机选择的两个个体,通过选择基因座的对应坐标相同的点来进行交叉操作,而当重点多于一个时,则随机选择其中一个进行交叉操作;变异算子是将个体编码串中某些基因座上的基因值用该基因座的其他等位基因来代替,从而形成一个新的个体,此处是采用均匀变异算子,但种子点不进行变异操作。另外,针对个体编码特点,本文还引入了连接算子。当对个体某基因座进行变异操作后,由于其后所有基因座的对应坐标都有可能发生平移,这样势必造成因遗传算法解的不稳定而很难找到最优解,因此,文中提出了一种连接算子,以便对变异后基因座尽可能小的区域内的基因值进行调整。这一方面是为了保证某一基因座变异后,其后面的基因座的对应坐标不致发生变化;另一方面是为了使变异后的个体仍是一条连续的曲线。

## 3 实验结果

为了验证本文算法效果,采用美国 Sandia 实验室的几幅 SAR 图像进行了道路提取实验,这些图像的分辨率为 1m。图 6(a)是一幅大小为  $109 \times 109$  个像素的 SAR 图像,图像中主要包含林地、建筑物、道路等基本类型,两段主干道路分别呈近似水平和垂直

直方向。提取该图像中的道路时,在对图像滤波后,再用模糊 C 均值聚类法进行聚类。图 6(b)是对道路类像素的隶属度取阈值后聚类得到的道路类二值图,从图中可以清楚地看出道路轮廓,但由于相干斑、道路两旁建筑物阴影等因素的影响,图中道路断断续续,很多地方出现“空洞”,另外还有些地方出现伪道路像素点,因此,本文利用遗传算法的全局搜索能力在“空洞”位置填补适当像素,同时剔除伪道路像素点,而利用遗传算法搜索得到的道路如图 6(c)

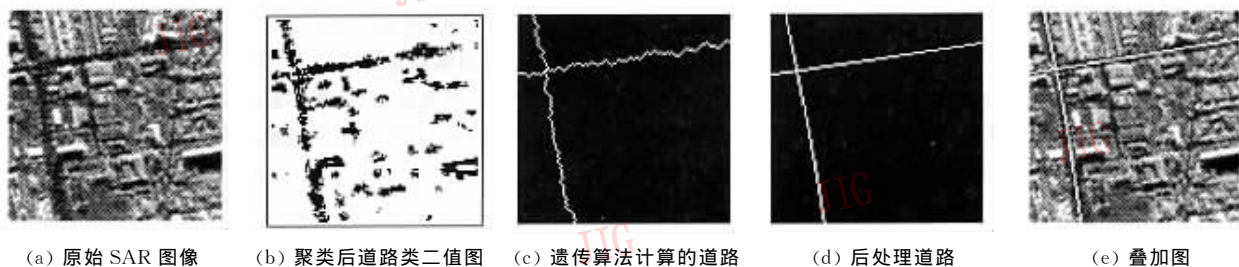


图 6 SAR 图像中直线主干道提取结果

图 7(a)为一幅具有一个三角岔路口的  $200 \times 200$  个像素大小的原始 SAR 图像,图上显示有包含 3 条弯曲的道路段。图 7(b)是对遗传算法的计算结果进行曲线拟合后的道路中心线;图 7(c)是叠加图,由图 7(c)可以看出,道路中心线与原始图像中的道路中心线也十分吻合。

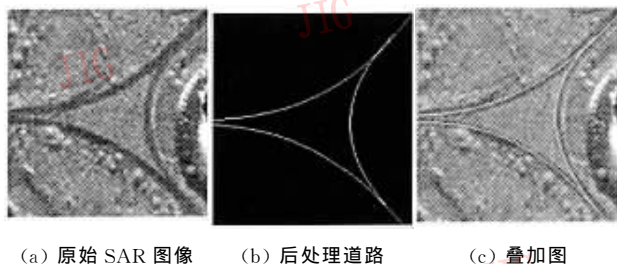


图 7 具有三角岔路口的 SAR 图像中主干道提取结果

## 4 结 论

由于高分辨率 SAR 图像细节丰富,加上其固有的相干斑的干扰,使得目标背景异常复杂,因此很难直接从图像中提取道路。本文提出的主干道提取算法是首先对滤波后的图像进行聚类,然后根据聚类结果及道路的均匀性等特征来建立道路模型,并针对道路特征,选择坐标相对变化量的变长整数编码方法来对道路线段进行个体编码,在此基础上再利用遗传算法来搜索全局最优道路。实验结果表明,该方法具有人工设定参数少,计算速度快等优点,并

所示,从图中可以看出,道路像素左右摆动,其原因一方面是由于高分辨率 SAR 图像中道路有一定宽度,另一方面,由于遗传算法因本身交叉、变异及连接的随机性而致使道路像素摆动,因此为了提取道路的中心线,必须再对遗传算法的计算结果用曲线拟合法进行后处理,其结果如图 6(d)所示,图 6(e)是将图 6(d)叠加在图 6(a)上所得的叠合图像,由该图可见,提取的道路中心线与原始图像中道路中心线完全吻合。

能准确探测主干道中心线。

今后将进一步研究如何从高分辨率 SAR 图像中提取复杂道路网络,并提取尽可能多的其他道路特征,如道路宽度、弯曲程度等,以便在与一些道路知识融合的基础上来识别各种等级公路,最终达到利用遥感数据来自动更新 GIS 空间数据库的目的。

## 参 考 文 献

- 1 Auclair Fortier M, Ziou D, Armenakis C, *et al.* Automated correction and updating of road databases from high-resolution imagery[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2001, **27**(1): 76~89.
- 2 Bonnefon R, Dherete P, Desachy J. Geographic information system updating using remote sensing images [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2002, **23**(9):1073~1083.
- 3 Hellwich O, Mayer H, Winkler G. Detection of lines in synthetic aperture radar (SAR) scenes [A]. In: *Proceedings of International Archives of Photogrammetry Remote Sensing [C]*. Vienna, Austria, 1996, **31**:312~320.
- 4 Samadani R, Vesecky J F. Finding curvilinear features in speckled images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, **28**(4):669~673.
- 5 Merlet N, Zerubia J. New prospects in line detection by dynamic programming [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(4):426~431.
- 6 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.

- 7 郦苏丹,张翠,王正志. SAR 图象中道路检测方法研究[J]. 宇航学报,2002,23(1):17~24.
- 8 Shi Wenzhong, Zhu Changqing. The line segment match for extracting road from high resolution satellite images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002,40(2): 511~514.
- 9 Fabio Dell' Acqua, Paolo Gamba. 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):2287~2296.



鲍光淑 1937 年生,教授,博士生导师,1962 年毕业于北京地质学院。主要从事地球物理探测、遥感图像处理、GIS 等方面的研究,发表论文 70 余篇。



肖志强 1976 年生,1999 年获中南工业大学学士学位,2001 年获中南大学硕士学位,现为中南大学博士研究生。主要从事 SAR 图像处理、数据融合、遥感与 GIS 集成等方面的研究。