

# 融合区域和边界信息的水平集SAR图像分割方法

曹宗杰, 庞伶俐, 皮亦鸣

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

**【摘要】**提出了一种基于区域和边界信息的水平集SAR图像分割方法。该方法根据SAR图像的区域统计特征和边界梯度信息,建立SAR图像分割能量泛函模型;通过最小化能量泛函得到曲线演化偏微分方程;采用水平集方法求解演化方程,实现了SAR图像的分割。分别采用模拟和真实SAR图像对该方法进行了仿真。实验结果表明,该方法能充分利用SAR图像特征,不需要去除相干斑噪声的预处理过程,实现了对图像中目标与背景的正确分割。

**关键词** 边界梯度; 图像分割; 水平集; 统计特征; 合成孔径雷达  
**中图分类号** TP391.41; TP751.1 **文献标识码** A

## A Level Set SAR Image Segmentation Method with Combined Region and Edge Information

CAO Zong-jie, PANG Ling-li, and PI Yi-ming

(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

**Abstract** In this paper, a new level set synthetic aperture radar (SAR) image segmentation approach based on region and edge information is proposed. An energy functional which is adapted for SAR image segmentation is defined. The energy functional consists of a region-based term derived from maximum-likelihood estimation of a mixed Gamma model and a boundary-based term derived from geodesic active contour model. Partial differential equations (PDEs) of curve evolution are obtained by minimization of the energy functional. To implement image segmentation, the solution of the PDEs by a level set approach is proposed. The efficiency of the method is verified by both synthetic and real SAR images. Experimental results implement the more accurate and rapid SAR images segmentation without preprocessing steps to filter speckle noise.

**Key words** edge gradient; image segmentation; level set; statistical characteristics; synthetic aperture radar

合成孔径雷达(SAR)图像中包含多种地物目标信息,在解释雷达观测、分析场景地物特征、目标识别等方面具有重要作用。但是,目前SAR数据获取容易,图像解读则相对滞后,影响SAR发挥更大的作用,因此,SAR图像解读是雷达遥感应用领域的重要研究内容。而作为SAR解读关键步骤之一的分割也成为近年来的研究热点。开展SAR图像分割问题的研究对于促进雷达遥感应用技术的发展具有重要意义<sup>[1]</sup>。

近年来,水平集方法在图像分割中获得了广泛的应用。文献[2-3]对基于水平集方法的图像分割做了研究,并在一系列图像中验证了分割的有效性。在SAR图像分割中,水平集方法可以充分利用相干斑噪声的概率模型,不需要去除相干斑噪声的预处

理过程,充分利用图像本身信息,获得精确的分割结果。

在水平集用于SAR图像分割<sup>[4-5]</sup>的研究中,分割都是基于图像区域统计特征,并没有包含边界特征梯度信息,限制了有些图像的分割<sup>[6]</sup>。针对这种问题,本文提出了一种结合图像区域和边界信息的SAR图像分割方法。与文献[1]中利用各向异性扩散方程进行SAR图像分割方法相比,该方法不需要图像预处理过程,分割更精确。同时,水平集方法的采用增加了分割的适用范围。

### 1 基于区域和边界信息的水平集方法

基于区域和边界信息的SAR图像分割基本原理如下:首先建立基于区域统计特征和边界梯度信息

收稿日期:2008-01-17;修回日期:2008-03-05

基金项目:中国博士后科学基金(20060401017);教育部新世纪优秀人才支持计划(23901019);四川省青年科技基金会资助项目(06ZQ026-006)

作者简介:曹宗杰(1977-),男,博士,主要从事雷达成像及图像处理等方面的研究;庞伶俐(1983-),女,硕士,主要从事雷达成像及图像处理等方面的研究;皮亦鸣(1968-),男,博士,教授,博士生导师,主要从事雷达成像及图像处理等方面的研究。

的能量泛函,其中区域统计特征主要是SAR图像本身的统计模型;然后通过变分原理和梯度流原理最小化能量泛函,得到主动轮廓演化方程,采用水平集方法求解方程,完成目标区域的分割。

### 1.1 SAR图像统计模型

由于SAR图像特殊的成像机理,乘性斑点噪声的存在严重影响了图像的分割精确度<sup>[7]</sup>。为了降低相干斑噪声对图像的影响,在分割过程中常认为SAR图像满足混合Gamma分布的统计模型<sup>[5]</sup>。

假设:  $I: \Omega \rightarrow \mathcal{R}^n$  是要分割的SAR图像,  $F$  和  $B$  分别代表目标(forward)和背景(backward)区域。SAR图像的混合Gamma分布为:

$$P_M(I(x,y)) = \frac{L^L}{\mu_M \Gamma(L)} \left( \frac{I(x,y)}{\mu_M} \right)^{L-1} \exp\left(-\frac{LI(x,y)}{\mu_M}\right) \quad (1)$$

式中  $M = (F, B)$ ;  $P_f$  为目标区域的概率分布;  $P_b$  为背景区域的概率分布。

SAR图像满足下面的混合概率模型:

$$P(I(x,y)) = \omega_f P_f(I(x,y)) + \omega_b P_b(I(x,y)) \quad (2)$$

SAR图像的似然函数  $L(I)$  为:

$$L(I(x,y)) = \prod_{(x,y) \in F} \omega_f P_f(I(x,y)) \prod_{(x,y) \in B} \omega_b P_b(I(x,y)) \quad (3)$$

式中  $\omega_M = P((x,y) \in M)$  为区域的先验概率分布,且  $\omega_f + \omega_b = 1$ 。

### 1.2 基于区域和边界信息的能量泛函模型

在SAR图像分割中,区域和边界信息发挥了不同作用。区域信息是全局信息,关于区域的能量泛函来自于各个区域的统计特征,利用了图像本身的乘性噪声模型,对噪声大的图像仍能很好工作。边界信息是分割中的局部信息,基于边界梯度信息的能量泛函,使活动轮廓向目标区域边界运动,同时保持目标边界的光滑性。基于区域和边界信息的能量泛函模型分别根据极大似然准则和测地活动轮廓模型获得。

由SAR图像的统计模型和极大似然准则,定义基于区域统计特征的能量泛函为:

$$E_r = -\lg L(I) = -\iint_{(x,y) \in F} (\ln \omega_f + \ln P_f(I(x,y))) dx dy - \iint_{(x,y) \in B} (\ln \omega_b + \ln P_b(I(x,y))) dx dy \quad (4)$$

基于边界梯度的能量泛函由测地活动轮廓模型定义。测地活动轮廓模型(geodesic active contour, GAC)<sup>[8-9]</sup>是利用黎曼空间中的测地线概念,把寻找一条加权弧长最小值转化为寻找图像中的边界线问题,完成图像分割。基于边界信息GAC模型的能量

泛函为:

$$E_e = \iint_{(x,y) \in F} g(|\nabla I|) dx dy \quad (5)$$

式中  $g = \frac{1}{1+|\nabla G_\sigma * I|^p}$  为关于图像梯度的单调递减函数,称为边缘检测算子(edge indicator);  $G_\sigma$  为标准差是  $\sigma$  的Gaussian核函数;通常  $p$  可以取任意大于零的整数,本文取  $p = 2$ 。

将图像中的区域统计特征和边界梯度信息融合,得到基于区域和边界信息的能量泛函模型为:

$$E = \alpha E_r + \beta E_e = -\alpha \iint_{(x,y) \in F} (\ln \omega_f + \ln P_f(I(x,y))) dx dy - \alpha \iint_{(x,y) \in B} (\ln \omega_b + \ln P_b(I(x,y))) dx dy + \beta \iint_{(x,y) \in F} g(|\nabla I|) dx dy \quad (6)$$

式中  $\alpha$  和  $\beta$  分别为区域和边界能量函数的加权重值。式(6)代表SAR图像分割中的能量泛函,是一种图像分割中的活动轮廓模型。最小化能量泛函  $E$ ,得到活动轮廓演化方程,采用水平集方法求解,即可完成图像分割。

### 1.3 水平集方法

水平集方法是从界面传播等研究领域逐步发展起来的<sup>[10-11]</sup>,引入水平集函数  $\phi: \mathcal{R}^n \times \mathcal{R}^+ \rightarrow \mathcal{R}$ ,将移动界面  $S \subset \mathcal{R}^n$  作为零水平集嵌入到高一维水平集函数中,即  $\partial S = \{(x,y) | \phi(x,y) = 0\}$ 。在演化过程中,只要确定零水平集就可以确定移动界面演化的位置。

水平集的演化满足基本方程为  $\frac{\partial \phi}{\partial t} + F|\nabla \phi| = 0$ 。

其中,  $|\nabla \phi|$  为水平集函数的梯度范数;  $F$  为曲线法线方向上的速度函数。控制水平集的运动,通常情况下  $F$  只在曲线的位置有意义,即是定义在零水平集。

SAR图像分割的能量泛函已知,为了得到水平集函数的速度函数,由变分原理  $\frac{\partial E}{\partial \phi} = -\frac{\partial \phi}{\partial t}$ ,最小化能量泛函得到活动轮廓演化方程为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\alpha \ln \frac{\omega_f P_f}{\omega_b P_b} \delta(\phi) - \left[ \beta \left( gK - \nabla g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] |\nabla \phi| \quad (7)$$

式中

$$K = \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) = \frac{\phi_{xx} \phi_y^2 - 2\phi_{xy} \phi_x \phi_y + \phi_{yy} \phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}}$$

$K$ 为目标边界曲线的曲率;  $\phi_x$ 、 $\phi_y$ 和 $\phi_{xx}$ 、 $\phi_{yy}$ 、 $\phi_{xy}$ 分别为水平集函数的一、二阶差分。

综上所述,水平集函数的速度函数 $F = \frac{\partial \phi}{\partial t}$ ,整个迭代过程为 $\phi^{t+1} = \phi^t + F\Delta t$ , $F$ 与图像的区域和边界信息有关。由于水平集方法是將曲线运动转化为曲面运动的过程,在图像分割中即使目标边界分裂或者合并,曲面的拓扑结构并不改变,从理论上证明了水平集方法可以处理拓扑结构改变的正确性。由水平集运动得到零水平集曲线的运动,最终将目标从背景中分割出来。对于分割正确性的验证,本文分别给出了仿真和真实SAR图像的例证。

### 2 实验结果及讨论

运用基于区域和边界信息的水平集SAR图像分割方法对仿真和真实SAR图像进行分割,并与文献[9]中基于边界梯度信息的GAC分割方法相比较,验证了分割的有效性。

实验 1 仿真图像的分割。分割目的是将图像分为目标和背景两部分。图1a所示为200×200大小的原始图像,目标区域分为三个部分,外围边界表示初始的零水平集。图1b所示为基于区域和边界信息的水平集SAR图像分割方法的分割结果,与图1c所示仅利用边界信息的GAC方法的分割结果相比,在图1b中对边界的定位更精确,边缘更平滑。

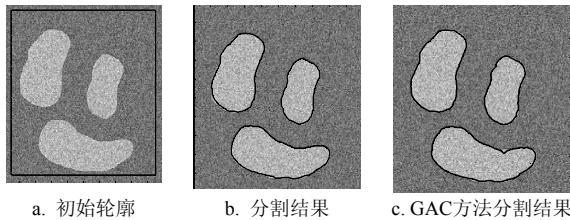


图1 仿真SAR图像的分割效果

实验 2 SAR图像的分割。选取MSTAR坦克数据库中三幅大小为128×128,角度不同的T72坦克进行分割。原始图像如图2a所示,含有严重的相干斑噪声,GAC方法并不能实现这类图像的分割。由于图像中含有目标、背景和阴影三个区域,因此定义了两个水平集函数。分割结果如图2b所示。由图可以看出,不需要对图像进行去除相干斑噪声的预处理,目标和阴影区域被精确分割出来,根据结果可以识别出坦克的位置和方向。分割结果的均值图像如图2c所示,在图中可以清楚地区分出两个区域,验证了分割的有效性,同时为后续的图像处理提供了方便。

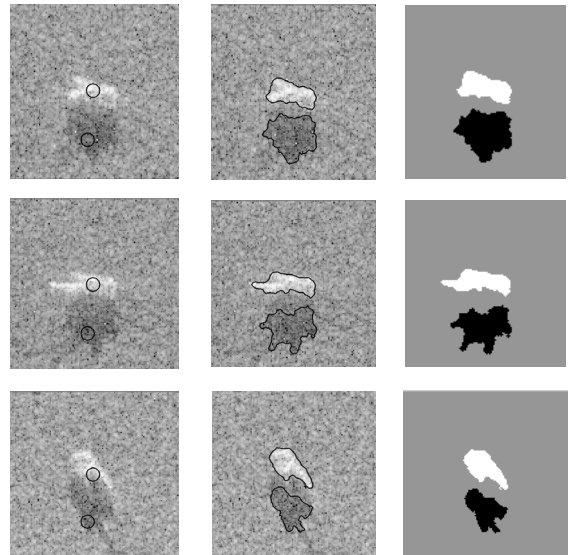


图2 SAR图像的分割效果

在相同的实验条件下,采用GAC方法和本文的方法进行SAR图像分割的性能比较如表1所示,分割时间以秒为单位。在计算过程中,GAC方法需要水平集的初始化过程,分割速度较慢;而且GAC仅仅利用了图像的边界信息,不能分割受相干斑噪声影响的SAR图像。

表1 GAC方法和本文的方法运算量分析

试验图像	分割时间/迭代次数	
	本文的方法	GAC方法
仿真图像	92/400	228/920
MSTAR图像	17/120	无法分割

### 3 结束语

本文提出了一种基于区域统计特征和边界梯度信息的水平集图像分割方法。分割结果表明,该方法具有很好的边缘保持和检测能力,而且分割轮廓清晰、速度快、适用性强。但是,关于如何提高分割速度和分割精度还需进一步的研究。

#### 参考文献

[1] 高贵, 计科峰, 匡纲要, 等. 基于各向异性热扩散方程的SAR图像分割方法[J]. 信号处理, 2006, 22(1): 105-109.  
 [2] LI Chun-ming, XU Cheng-yang, GUI Cheng-feng, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[J]. IEEE Int Conf CVPR, 2005, 1(6): 430-436.  
 [3] VESE L, CHAN T. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 271-293.

(下转第353页)

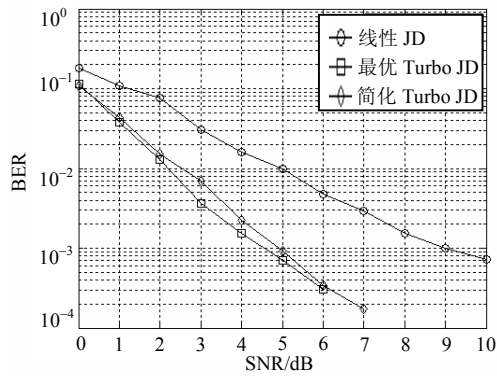


图4 四用户算法性能仿真(iterative=1)

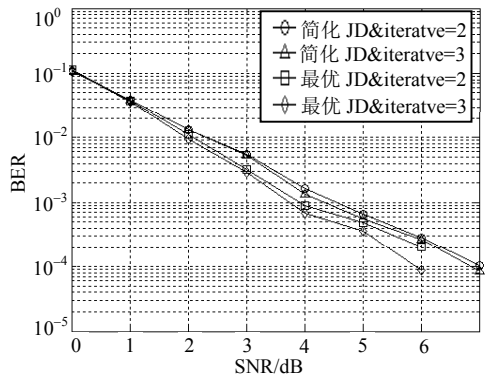


图5 四用户算法性能比较

综上,最优 MAP Turbo JD相对于线性联合检测而言,性能有了很大的提高。但复杂度高达 $O(2^{3K})$ ;本文在最优算法的基础上提出了简化的Turbo JD算

法,其复杂度大大降为 $O(2^K)$ ,并且有效避免了矩阵求逆运算,同时在性能上比最优算法降低得很少,有一定的实际应用价值。

参 考 文 献

[1] VOLLMER M, HAARDT M, GÖTZE J. Schur algorithms for joint detection in TD-CDMA based mobile radio systems[J]. Ann Telecom-mun, 1999, 54(7): 365-378.  
 [2] VOLLMER M, GÖTZE J, HAARDT M. Joint detection in mobile radio systems using FFT[C]//Int Conf Telecommun, Cheju, Korea: [s.n.], 1999.  
 [3] KAILATH T, CHUN J. Generalized displacement structure for Block-Toeplitz, Toeplitz-Block, and Toeplitz-derived matrices[J]. SIAM J. Matrix Anal. 1994, 15(1):114-128.  
 [4] 李世鹤. TD-SCDMA第三代移动通信系统标准[M]. 北京:人民邮电出版社, 2003: 67-68.  
 [5] WANG X D, POOR H V. Iterative(turbo) soft interference cancellation and decoding for coded CDMA[J]. IEEE Trans Commun, 1999, 47(7): 1046-1061.  
 [6] BAHL L R, COCKE J, JELINEK F, et al. Optimal decoding of linear codes for minimizing symbol error rate[J]. IEEE Trans Inform Theory, 1974, 20(3): 284-287.  
 [7] 3GPP. TDD, Physical layer procedures TS 25. 224(v4.1.0) [DB/OL]. (2001-06-12)[2005-04-18]. [http://www.3gpp.org/ftp/specs/archive/25\\_series/25.224](http://www.3gpp.org/ftp/specs/archive/25_series/25.224).  
 [8] 康绍莉, 裴正定, 李世鹤. TD-SCDMA 系统中低代价信道估计方法的改进[J]. 通信学报, 2002, 23(10): 108-113.  
 [9] VOLLMER M, HAARDT M, GOTZE J. A comparative study of joint detection techniques for TD-CDMA based mobile radio systems[J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2001, 19(8): 1461-1475.

编辑 张俊

(上接第327页)

[4] GALLAND F, BERTAUX N, REFREGIER P. Minimum description length synthetic aperture radar image segmentation[J]. IEEE Trans Image Processing, 2003, 12(9): 995-1006.  
 [5] AYED I B, MITICHE A, BELHADJ Z. Multiregion level-set partitioning of synthetic aperture radar images[J]. IEEE Trans Pattern Analysis Machine Intelligence, 2005, 27(5): 793-800.  
 [6] 罗红根, 朱利民, 丁 汉. 基于主动轮廓模型和水平集方法的图像分割技术[J]. 中国图像图形学报, 2006, 11(3): 301-309.  
 [7] 张智林, 皮亦鸣, 孙志坚. 基于独立分量分析的降噪技术[J]. 电子科技大学学报, 2005, 34(3): 296-299

[8] PARAGIOS N, DERICHE R. Geodesic active regions for supervised texture segmentation[C]//IEEE International Conference on Computer. [S.l.]: IEEE, 1999(2): 926-932.  
 [9] CASSELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.  
 [10] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12-49.  
 [11] MALLADI R SETHIAN J, VEMURI B, et al. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. IEEE PAMI, 1995, 17(2): 158-174.

编辑 黄莘