doi:10.3788/gzxb20124109.1124

基于非凸正则化项的合成孔径雷达图像分割新算法

尚晓清,杨琳,赵志龙
(西安电子科技大学 数学系,西安 710071)

摘　要:合成孔径雷达图像中乘性噪音的存在使合成孔径雷达图像分割变得非常困难. 针对这一难题,本文以提高分割准确度,保护图像的几何结构边缘和提高算法的鲁棒性为目的,提出了一种适用于处理合成孔径雷达图像分割的新模型. 新模型结合合成孔径雷达图像的区域和边缘信息,首先通过引入非凸的正则化项,定义了能量泛函;然后极小化能量泛函,建立了水平集函数演化的偏微分方程;最后对水平集演化方程的数值求解,实现了对合成孔径雷达图像感兴趣区域的分割. 分别采用仿真图像和实测合成孔径雷达图像对新模型进行验证,结果表明,新模型对合成孔径雷达图像具有很强的边缘定位能力,能使目标区域分割更完整.

关键词:乘性噪音; 图像分割; 水平集方法; 正则化
中图分类号:TN911.73　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1004-4213(2012)09-1124-6

0　引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像独特的成像特点,使SAR图像在诸多研究领域有着极为广泛的应用前景. 由于SAR系统采用的是相干成像处理,造成SAR图像要受其固有的斑点噪音的污染,SAR图像中的斑点噪音一般认为是乘性的. 而这种乘性噪音的存在降低了SAR图像的质量,使SAR图像分割变得非常困难. 乘性噪音与标准高斯加性噪音不同,乘性噪音是乘在原图像中符合瑞利或Gamma分布的噪音,因此如何更好地对含有乘性噪音SAR图像进行精准地分割,为后续图像解译做好充分的准备,已成为图像处理工作者的重点研究方向之一.

根据定位边界所用信息的差异,活动轮廓模型一般可分为基于边缘的模型[1-2]和基于区域的模型[3-4]. 在基于边缘的模型中,比较经典的是Caselles等提出的几何活动轮廓模型[2]. 几何活动轮廓模型凭借其计算稳定等优点,被广泛应用于图像分割,但这类模型是利用轮廓线附近的局部梯度信息来定位目标的边缘,所以这类模型分割的结果依赖于初始轮廓的设置,如果初始轮廓设置得不合理,将会导致错误的分割结果. 在基于区域的模型中,比较成功的模型是由Chan和Vese提出的无边界活动轮廓模型(ACWE模型)[1-2]以及Zhu等人提出的统计活动轮廓模型(RC模型)[4],但这类模型并没有包含边界特征的梯度信息,这就限制了有些图像的分割. 根据SAR图像特殊的成像原理,乘性噪音的存在严重影响了图像分割的准确度. 而传统的分割算法假设图像受加性噪音的污染. 其模型中的区域数据项和边缘正则项均不能对SAR图像数据进行正确的建模[5].

针对SAR图像的特性,以提高分割准确度,保护图像几何边缘为目的,本文提出了一种适用于处理SAR图像的分割新模型,以及相对应的一种基于非凸正则化项的新快速算法. 该模型的新颖之处在于:1)新模型同时结合了区域信息和边缘信息,能使分割结果更加精确;2)非凸正则化项的约束,能更好地保护图像的几何边缘;3)边界权的引入,能在图像分割中更好地定位图像边缘信息;4)提出了新模型相对应的快速算法,增强了模型的实用性.

1　能量泛函模型

1.1　SAR图像统计模型及似然函数

SAR、激光和超声波图像中均含有乘性噪音,以SAR图像为例,单视SAR图像噪音服从瑞利分布[6]. 而实际上,实验所获得的SAR图像是L副相同场景的SAR图像的叠加,即该SAR系统通过多幅图像的平均处理完成初步去噪,这样噪音的方差减小为原来的$1/L$[7]. 其乘性噪音的模型为

$$Y(x,y)=X(x,y)*N(x,y) \tag{1}$$

乘性噪音的存在使得SAR图像分割变得困难.

基金项目:国家自然科学基金(No. 61105011)资助
第一作者:尚晓清(1975-),女,博士,副教授,主要研究方向为多尺度分析理论及其在图像处理中的应用. Email:xqshang@xidian.edu.cn
通讯作者:杨琳(1988-),女,硕士研究生,主要研究方向为多尺度分析理论及其在图像处理中的应用. Email:lyang@stu.xidian.edu.cn
收稿日期:2012-02-24;**修回日期**:2012-05-25

SAR 图像分割模型的提出要立足于消除乘性噪音的影响.针对这一问题,做如下模型推导.

假设 Ω 为 R^2 的有界开子集,$I:\Omega\to R$ 为带有 Gamma 乘性噪音的图像,I 为图像强度.若一幅图像由 N 个区域构成,$\{\Omega_i\}_{i\in[1,N]}$,$\Omega_i\in\Omega$ 且满足 $\Omega=\bigcup_{i=1}^{N}\Omega_i$、$\Omega_i\cap\Omega_j=\phi(\forall i\neq j)$,其中 $i,j\in[1,N]$,SAR 图像 Ω 中的每个区域 $\Omega_i(i\in N)$里的像素具有相似性,做如下随机假设,对于 $\forall x\in\Omega_i$,且在 Ω_i 区域里的像素点 $I(x)$都是服从 Gamma 分布的采样,其像素点的概率密度函数定义为[8]

$$p_{\mu_i,L}(I(x))=\left(\frac{L}{\mu_i}\right)^L\frac{1}{\Gamma(L)}[I(x)]^{L-1}\mathrm{e}^{-\frac{LI(x)}{\mu_i}} \tag{2}$$

式(2)中的变量 x 表示二维向量(x,y),L 为 SAR 图像视数,$\Gamma(\cdot)$为 Gamma 函数,μ_i 为区域 $\Omega_i(i\in N)$的均值.对于每个子区域 $\Omega_i(i\in N)$,可以通过视数 L 和该区域的均值 μ_i 来描述它的特征.当 $i\neq j$时,区域 Ω_i 和区域 Ω_j 是不重叠且相互独立的,若把感兴趣的区域当做目标区域 Ω_i,其余的部分当做背景 Ω_j,想要在已知的带乘性噪音的 SAR 图像 Ω 中,分割出感兴趣的区域 Ω_i,可以由感兴趣区域的最大似然估计得到

$$\hat{\Omega}_i=\arg\max_{\Omega_i}p(\Omega_i|\Omega) \tag{3}$$

由贝叶斯公式可得

$$p(\Omega_i|\Omega)=(p(\Omega|\Omega_i)\cdot p(\Omega_i)/p(\Omega)$$

则式(3)可化为

$$\hat{\Omega}_i=\arg\max_{\Omega_i}p(\Omega_i|\Omega)=\arg\max_{\Omega_i}p(\Omega|\Omega_i)\cdot p(\Omega_i)/p(\Omega)=\arg\max_{\Omega_i}p(\Omega|\Omega_i)\cdot p(\Omega_i) \tag{4}$$

根据假设,在 Ω 已知的情况下,有

$$p(\Omega|\Omega_i)=p(\Omega_j)$$[9]

式(4)成为

$$\hat{\Omega}_i=\arg\max_{\Omega_i}\ell=\arg\max_{\Omega_i}\prod_{x\in\Omega_i}p_{\mu_i,L}(I(x))\cdot\prod_{x\in\Omega_j}p_{\mu_j,L}(I(x)) \tag{5}$$

式(5)中 ℓ 表示似然函数.

1.2 能量泛函模型

根据乘性噪音模型的概率密度函数和最大似然准则,通过似然函数的最大化,来实现区域的分割.而似然函数 ℓ 的最大化等价于最小化 $-\log(\ell)$.把式(2)代入式(5),经运算得到

$$-\log(\ell(x))=L\left[\frac{I(x)}{\mu_i}+\log\mu_i+\frac{I(x)}{\mu_j}+\log\mu_j\right]+c[L,I(x)] \tag{6}$$

式中 $c(L,I)$是与图像和视数有关的常量,在分割出感兴趣的区域时,对求得能量泛函 E 极小值没有影响,因而可以忽略.

$$\chi(x)=L\left[\frac{I(x)}{\mu_i}+\log\mu_i+\frac{I(x)}{\mu_j}+\log\mu_j\right] \tag{7}$$

为了实现目标区域和背景区域的分割,根据区域的全局统计信息,利用条件独立性假设,将式(7)积分可以得到

$$E_r=\min\left\{L\int_{\Omega_i}\left[\log\mu_i+\frac{I(x)}{\mu_i}\right]\mathrm{d}x+L\int_{\Omega_j}\left[\log\mu_j+\frac{I(x)}{\mu_j}\right]\mathrm{d}x\right\} \tag{8}$$

式(8)表示的是数据项,是利用图像统计模型建立起来的,该模型充分利用了图像的区域信息,考虑了乘性噪音的分布特点.由上述推导,得到式(8)所示的数据项与文献[13]中分割模型的数据项相同,而本文的推导过程更为简单,增加了模型的实用性.

为了使式(8)推导出的区域信息在做 SAR 图像分割时达到更好的效果,还要考虑到图像的边界信息.图像边界是区分图像不同区域的最直观的准则,是图像分割的重要特征信息.为了提高边界的定位准确度,在能量泛函模型中,图像边缘信息采用非凸正则项来约束

$$E_e=\int_c\varphi(x)\mathrm{d}x,$$

式中 $\varphi(x)=\alpha x/(1+\alpha x)$为非凸的函数[10].

将图像中的区域统计信息和边界非凸正则化约束的信息融合起来,即可得到新模型的能量泛函

$$E=E_r+E_e=L\int_{\Omega_i}\left[\log\mu_i+\frac{I(x)}{\mu_i}\right]\mathrm{d}x+L\int_{\Omega_j}\left[\log\mu_j+\frac{I(x)}{\mu_j}\right]\mathrm{d}x+\int_c\phi(x)\mathrm{d}x \tag{9}$$

式(9)表示 SAR 图像分割的能量泛函,第一项 E_r 为区域信息统计项,用来度量目标区域与背景区域的拟合程度.第二项 E_e 为受非凸函数约束的非凸正则化项.而在文献[13]中正则化项是受凸函数约束的.式(9)中两者相结合而成的新模型的优势在于:与传统的仅基于区域信息模型相比,新模型降低了整个能量泛函的取值,使得分割出来的边界逼近真实的边界;与仅基于边界信息的模型相比,新模型加入了区域信息,从而增强了轮廓线 c 演化的动力;与传统的总变分正则化相比,能够更好地保护图像的几何边缘.

2 新模型的全局快速求解

2.1 新模型的数值算法

通过将全局活动轮廓模型的思想引入到图像分割中,并基于非凸的正则化项提出一种全新的图像分割算法.为了保证分割结果的稳定,采用变分水平集方法[11],设水平集函数为 $\phi:\Omega\to R$,使得

$$\begin{cases}\phi(x)>0 & x\in\Omega_i\\ \phi(x)<0 & x\in\Omega_j\\ \phi(x)=0 & x\in c\end{cases}$$

为了得到稳定的结果，使用变分水平集方法时，在能量泛函模型中引入正则化的 Heaviside 函数[12]

$$H_\varepsilon(m)=\frac{1}{2}\left[1+\frac{2}{\pi}\arctan\left(\frac{m}{\varepsilon}\right)\right]$$

将式(9)修改为关于嵌入ϕ的泛函，得到能量泛函

$$E(\varphi)=\min\left\{\int_\Omega L\left\{H_\varepsilon(\phi)\left[\log\mu_i+\frac{I(x)}{\mu_i}\right]+\left[1-H_\varepsilon(\varphi)\right]\left[\log\mu_j+\frac{I(x)}{\mu_j}\right]\right\}\mathrm{d}x+\int_\Omega\phi(|\nabla H_\varepsilon(\varphi)|)\mathrm{d}x\right\}\tag{10}$$

令 $H_\varepsilon'(m)=\frac{1}{\pi}\frac{\varepsilon}{\varepsilon^2+m^2}$ 为 Heaviside 函数的导数，用参量 ε 来控制 $H'_\varepsilon(m)$ 的有效宽度. 通过变分法求解该能量表达式中关于 ϕ 的 Euler-Lagrange 方程，在求解过程中采用梯度下降法，得到如下的演化方程[14]

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}=H_\varepsilon'(\phi)\left\{L\left\{\left[\log\mu_i+\frac{I(x)}{\mu_i}\right]-\left[\log\mu_j+\frac{I(x)}{\mu_j}\right]\right\}+\operatorname{div}\left[\varphi\left(\frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|}\right)\right]\right\}\tag{11}$$

能量泛函式(10)关于 ϕ 的均匀度为1，若 ϕ 取通常的水平集函数情况下，式(11)表示的演化方程不存在平稳解. 因此需要对 ϕ 取值作出限制，令 $\phi\in[0,1]$. φ 在受到限制后，该变量失去了原有水平集函数的意义，为了方便起见，用新变量 u 来代替原有的水平集函数 ϕ. 若在式(11)中忽略了 $H_\varepsilon'(m)$ 函数，则式(11)反过来又是下述能量泛函的梯度下降流[12]

$$E=L\int_\Omega\underbrace{\left[\left(\log\mu_i+\frac{I(x)}{\mu_i}\right)-\left(\log\mu_j+\frac{I(x)}{\mu_j}\right)\right]}_{r(x)}u\mathrm{d}x+\int_\Omega\phi(|\nabla u|)\mathrm{d}x\tag{12}$$

虽然非凸正则化项比传统的凸正则化项在保护图像的几何边缘上有更好的效果，但计算复杂度高. 而能量泛函的非凸性，使得模型在本质上存在局部极小值点，因而初始轮廓的设置对模型的分割结果有一定的影响，使算法的鲁棒性降低. 为了解决此问题，本文基于 X. bresson[15]、Nikolova[10]的工作，提出了用于新模型的基于非凸正则化项的快速极小化算法.

通过对非凸正则化项引入一个调节参量 λ，来控制边界的光滑程度；同时引入基于梯度的边缘检测算子[2] $g=\frac{1}{1+\beta|\nabla(I(x)*G_\delta)|^2}$，来更好地定位图像的边缘信息，得到如下的分割模型

$$E(u,\lambda)=\lambda\int_\Omega\phi_g(|\nabla u|)\mathrm{d}x+L\int_\Omega r(x)u\mathrm{d}x$$

$$\text{s.t.}\quad 0\leqslant u\leqslant 1\tag{13}$$

求解约束极小化问题(13)，可以转变为求解无约束极小化问题

$$\min_u\{\lambda\int_\Omega\phi_g(|\nabla u|)\mathrm{d}x+\int_\Omega[Lr(x)u+\tau s(u)]\mathrm{d}x\}\tag{14}$$

其中 $s(\xi)=\max\left\{0,2\left|\xi-\frac{1}{2}\right|-1\right\}$[3]

通过引入新的分裂变量 v，可以得到

$$\min_{u,v}\{\lambda\int_\Omega\phi_g(|\nabla u|)\mathrm{d}x+\int_\Omega[Lr(x)u+\tau s(u)]\mathrm{d}x+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\}\tag{15}$$

其中 $\theta>0$ 是足够小的加权系数，u 代表原图像的几何信息，v 代表原图像的纹理信息. 对于此类优化问题，通常采用分裂 Bregman 方法[16]，通过交替极小化方法求解下述优化问题：

固定 u，求 v 的最优解

$$\min_v\{\int_\Omega[Lr(x)v+\tau s(v)]\mathrm{d}x+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\}\tag{16}$$

再固定 v，求 u 的最优解

$$\min_u\{\lambda\int_\Omega\phi_g(|\nabla u|)\mathrm{d}x+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\}\tag{17}$$

针对非凸正则化项计算复杂度较高的问题. 将非凸项正则项中指示函数 φ_g 分裂成两部分：第一部分 Ψ_g 是二阶可导的凸函数. 第二项 $\alpha|x|_g$ 在零点是凸的却不光滑的函数.

即

$$\varphi_g(x)=\psi_g(x)+\alpha|x|_g$$

令

$$\alpha=\phi'(0^+),TV(u)\stackrel{\text{def}}{=}\alpha\int_\Omega|\nabla u|_g\mathrm{d}x,$$

$$\Psi(u)\stackrel{\text{def}}{=}\int_\Omega\psi_g(u)\mathrm{d}x$$

则上述优化问题式(17)可转化为

$$\min_u\{\lambda\Psi(u)+\lambda TV(u)+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\}\tag{18}$$

引入另外一个分裂变量 z，使式(18)转化为

$$\min_u\{\lambda\Psi(u)+\lambda TV(z)+\omega\|z-u\|^2+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\}\tag{19}$$

运用分裂 Bregman 方法求解式(19).

固定 v 前提下，固定 z，迭代一次求 u 的最优解

$$\min_u\{\lambda\Psi(u)+\omega\|z-u\|^2+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\}$$

再固定 u，求 z 的最优解

$$\min_z\{\lambda TV(z)+\omega\|z-u\|^2\}\tag{20}$$

式(20)可用 Chamboll 对偶算法求解[17].

2.2 算法概述

具体实施分割算法需要以下步骤：

1)参量初始化

$u^0=I/\max(I)$,以 $u>0.5$、$u<0.5$ 分别表示 μ_i、μ_j,$v^0=0$,$z^0=0$;迭代直至收敛.

2)计算边缘检测函数

$$g=\frac{1}{1+\beta|\nabla(I(x)*G_\delta)|^2}$$

3)固定 u,迭代一次下式求 v 的极小化

$$\min_v\{\int_\Omega[Lr(x)v+\tau s(v)]\mathrm{d}x+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\}$$

4)固定 v,迭代一次下式求 u 的极小化

$$\min_u\{\lambda\int_\Omega\phi_g(|\nabla u|)\mathrm{d}x+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\}$$

其中第 4 步又可通过两步迭代求解:

第一步:固定 v、z,迭代一次下式求 u 的极小化

$$\min_u\{\lambda\Psi(u)+\omega\|z-u\|^2+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\}$$

第二步:固定 u,迭代一次下式求 z 的极小化

$$\min_z\{\lambda TV(z)+\omega\|z-u\|^2\}$$

5)令 $z=u$ 如果迭代收敛达到最后一次迭代,则结束循环;否则跳转步骤 2)继续下一次迭代.

6)迭代结束输出结果:分别以 $u>0.5$、$u<0.5$ 表示 μ_i、μ_j 的输出.

本算法的优点主要有:1)迭代收敛速度快;2)可以产生封闭的物体活动轮廓;3)分割定位结果精确,可以对较弱边缘产生更好的效果.本算法可以避免传统算法过度分割问题,提高了分割的收敛速度.

3　数值实验分析

本文采用仿真图像及实测 SAR 图像进行分割实验,通过实验来证明新模型的有效性.

实验时,首先在纹理信息较少、边缘较简单的原始图像图 1(a)、图 2(a)上加入乘性噪音,得到一幅受乘性噪音污染的仿真图像图 1(b)、图 2(b).然后对此仿真图像进行分割实验.

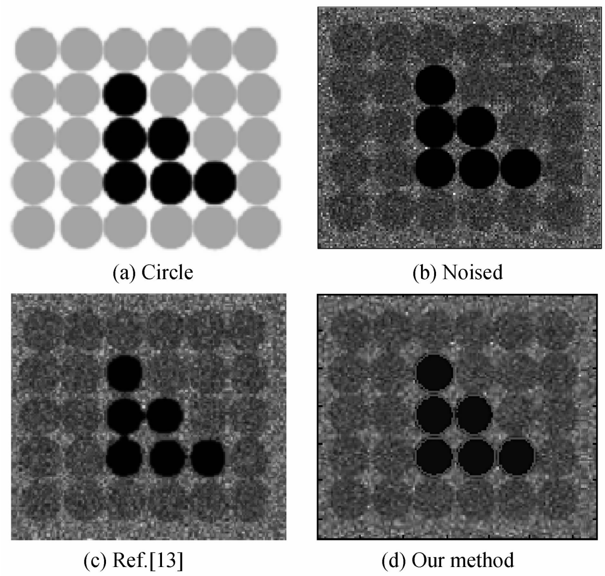
(a) Circle　(b) Noised　(c) Ref.[13]　(d) Our method

图 1　Circle 图分割效果比较

Fig. 1　The segmentation results of Circle

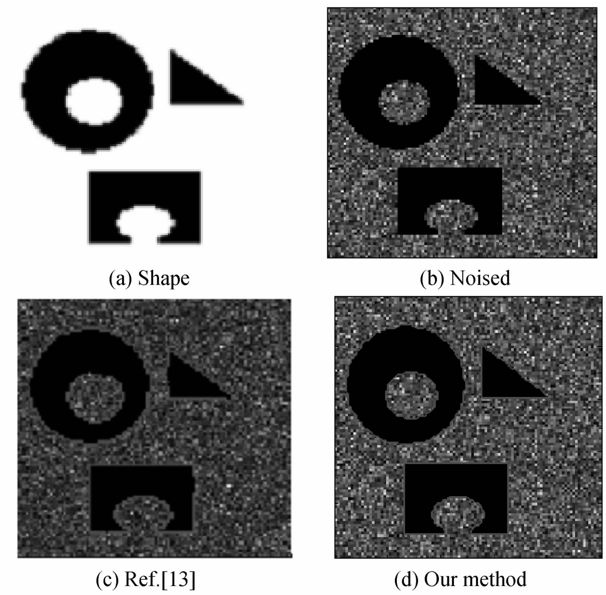
(a) Shape　(b) Noised　(c) Ref.[13]　(d) Our method

图 2　Shape 图分割效果比较

Fig. 2　The segmentation results of Shape

实验中用到的各参量值分别为:梯度边缘检测算子 g 中的比例常量 $\beta=0.1$.新模型快速求解算法中的参量:$\theta=1/7$,$\lambda=0.4$,迭代步长 0.125 s.对于大多数图像,通过上述的参量设置均能得到较合理的分割结果,针对不同的仿真图像,需要进一步调节参量 λ 和 θ 的值.对这两个参量的一般调整原则为:参量 λ 的值越大,原始图像的几何结构 u 中毛刺越多,允许检测的区域较小,该参量算法性能起次要作用;若 λ 过大,将使分割模型中,边缘信息比区域信息的权重大,导致分割结果内部的错分割;若 λ 过小,不能很好地保护图像的几何边缘. 参量 θ 的值越小,几何信息 u 中的毛刺越多,允许检测的区域越小,该参量对算法的性能起主导作用,但过小导致几何信息 u 和纹理信息 v 几乎相同,不符合图像的特性.

根据图 1、图 2,得出如下的结论:

1)新模型得到的分割结果,不仅具有较好的区域一致性,而且没有杂点和杂块,分割边缘较准确、清晰.这表明新模型具有优良的全局分割性能和边缘定位能力.

2)梯度边缘检测算子 g 的引入,能更好地定位各目标区域的边缘,为分割算法的定位奠定了坚实的基础.

3)非凸正则化项的约束,能更好地保护图像的几何边缘.

4)初始轮廓的设置不影响新模型的分割结果,这表明新模型对于初始条件的鲁棒性较好.

根据图 3,得出如下的结论:

1)本文提出的新模型,不需要任何去除乘性噪音的预处理,目标也能够正确地分割出来,而且不受阴影区域的影响.

2)不论是对于场景简单还是复杂的图像,基于新模型的分割算法都能获得良好的分割结果,说明该算法具有较强的适用性.

3)分割结果具有边界定位连续、准确以及分割区域内部均匀等优点.


(a) RiverSAR (b1) Ref.[13] (b2) Binary image (c1) Our method (c2) Binary image

图 3 图 riverSAR 分割效果比较

Fig. 3 The segmentation results of river SAR

4 结论

以上针对带乘性噪音 SAR 图像分割的问题,基于全局活动轮廓模型,依据能量最小化原则,提出了采用非凸正则化项约束的用于分割 SAR 图像的能量模型.该模型的创新之处在于用非凸正则化项代替传统的总变分正则化项,以保护图像的几何边缘和提高模型的分割效果.同时,在算法实现的过程中针对非凸模型的缺陷,提出了非凸正则化项的快速极小化算法,消除了水平集函数重新初始化的需求,进而简化了模型的数值实现.实验结果表明,新模型具有较好的抗噪能力和边缘保持能力,在提高算法速度的同时,能够有效地实现目标轮廓的正确分割.但是,如何构造有效的分块算法,实现大尺寸的 SAR 图像分割和进一步研究新的能量泛函模型,或者在模型中加入更多的能量约束项,使得模型应用更具体化还需进一步研究.

参考文献

[1] KASS M, WITHKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: Active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, **1**(1): 321-331.

[2] CASETLES V, Kimmel R, SAPIRO G. Geodesic active contours[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **22**(1): 61-79.

[3] CHAN T, VESE L A. Active contours without edges[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(2): 266-277.

[4] ZHU S C, YUILLE A. Region competition: Unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(9): 1884-1900.

[5] LIU Cong, LI Yan-jun, ZHANG Ke. Target and target shadow segmentation of synthetic aperture radar image based on the pseudo wigner distribution decomposition[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(12): 2257-2262.
刘聪,李言俊,张科.基于伪魏格纳分布分解的合成孔径雷达图像目标与阴影分割[J].光子学报,2010,**39**(12): 2257-2262.

[6] ZHAO Zhi-long, SHANG Xiao-qing. Removing multiplicative noise by improved regularization term [C]. The 2nd International Conference on Information Science and Engineering, 2010, **2**: 1405-1408.

[7] YAO Li-li, FENG Xiang-chu, LI Ya-feng. Principal component analysis method for muitiplicative noise removal [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(7): 1031-1035.
姚莉丽,冯象初,李亚峰.去除乘性噪音的主成分分析算法[J].光子学报,2011,**40**(7): 1031-1035.

[8] AUBERT G, AUJOL J. A variational approach to removing multiplicative noise [J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2008, **68**(4): 925-946.

[9] JOSE M, MARIO A T. Multiplicative noise removal using variable splitting and constrained optimization[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(7): 1720-1730.

[10] NIKOLOVA M, MICHAEL K N, TAM C P. Fast nonconvex nonsmooth minimization methods for image restoration and reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(12): 3073-3088.

[11] LI C, HUANG R, DING Z, *et al*. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(7): 2007-2016.

[12] CHAN T, VESE L A. An active contour model without edges[C]. In Scale-Space Theories in Computer Vision, Lecture Notes in Computer Science, 1999, **1682**: 141-151.

[13] AYED I B, MITICHE A, BELIHADI Z. Multiregion level-set Partitioning of synthetic aperture radar images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligent*, 2005, **27**(5): 793-800.

[14] ESEDOGLU S, NIKOLOVA M, CHAN T. Algorithms for finding global minimizers of image segmentation and denoising models[J]. *Journal on Applied Mathematics*, 2006, **66**(5): 1632-1648.

[15] BRESSON X, ESADOGLU S, OSHER S, *et al*. Fast global minimization of the active contour/snake model[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2007, **28**(2): 151-167.

[16] GOLDSTEIN T, BRESSON X, OSHER S. Geometric applications of the split bregman method: segmentation and surface reconstruction[J]. *Journal of Scientific Computing*, 2010, **45**(1-3): 272-293.

[17] CHAMBOLLE A. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2004, **20**(1-2): 89-97.

A New SAR Segmentation Algorithm Based on Nonconvex Regularization

SHANG Xiao-qing, YANG Lin, ZHAO Zhi-long
(*Department of Mathematics*, *Xidian University*, *Xi'an* 710071, *China*)

Abstract: With multiplicative noise present, SAR image segmentation becomes difficult to implement. In this paper, a new energy functional model in introduced which is based on nonconvex regularization. This new model combines the regions as well as boundary properties, which can improve the accuracy of segmentation, and protect the geometric edges of the SAR images as far as possible. Segmentation of regions of interest is performed by numerical solution of the partial differential equations that are derived through minimizing the energy formulation. Experiments on both synthetic and real SAR images demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Multiplicative noise; Image segmentation; Level set method; Regularization