

文章编号:1001-9014(2007)02-0112-05

SAR 图像相干斑抑制和特征增强的自适应 正则化变分方法

赵侠, 王正明

(国防科学技术大学 理学院数学与系统科学系, 湖南 长沙 410073)

摘要: 研究合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像的相干斑抑制和特征增强问题. 传统的 SAR 图像相干斑抑制方法通常会导致边缘和目标的模糊, 针对该问题, 本文基于 SAR 图像的先验信息和处理理念, 通过合理构造扩散系数和正则化参数, 提出了一种新的更适合 SAR 图像相干斑抑制和特征增强的自适应正则化变分方法. 理论分析和实验结果表明, 该方法不仅能有效地抑制相干斑, 而且还能有效保护并增强图像的目标和边缘特征.

关键词: SAR 图像; 相干斑抑制; 特征增强; 正则化变分

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A

ADAPTIVE REGULARIZATION VARIATION METHOD FOR SAR IMAGE FEATURE-ENHANCEMENT AND SPECKLE-REMOVAL

ZHAO Xia, WANG Zheng-Ming

(Department of Mathematics and System Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The problem of speckle removal and feature enhancement of SAR image was studied. Traditional speckle removal methods generally result in the lost of image features. Based on the idea of SAR image processing and the prior knowledge of SAR image, we presented an adaptive regularization variation method by constructing diffusion coefficient and regularization parameter. Theoretical analysis and numerical results demonstrate that the proposed method can efficiently depress the speckle and enhance the feature of SAR image.

Key words: SAR image, speckle removal; feature enhancement; regularization variation

引言

由于 SAR 的相干成像特性, SAR 图像不可避免地受到相干斑“污染”. 相干斑的存在严重影响了 SAR 图像的判读、解译以及后续应用效能. 因此, 如何有效地抑制相干斑一直是 SAR 领域研究的重点之一.

目前, 关于相干斑抑制技术的研究主要包括以下三类: 第一类是基于局域统计量的自适应滤波方法, 例如 Lee 滤波器^[1]、Frost 滤波器^[2]等. 这类滤波器的相干斑抑制能力与窗口大小成正比, 但随着处理窗口的增大, 会造成图像的边缘模糊, 一些细节被丢失; 第二类是基于小波的方法^[3], 该方法利用小

波的时频率分辨能力区分噪声和图像细节信息, 通过阈值的选取来压缩受噪声干扰的小波系数, 从而在一定程度上抑制了噪声, 而且边缘信息丢失较少. 但是该方法阈值的选取是难点, 而且由于该方法没有充分利用 SAR 图像的特征先验, 因而噪声抑制效果一般. 第三类是基于偏微分方程的方法. 近年来, 偏微分方程方法成为图像处理领域的研究热点之一^[4~9], Yu Y J 等将该方法用于相干斑抑制, 提出了各向异性扩散的相干斑抑制(Speckle Reducing Anisotropic Diffusion, SRAD)方法^[6], 取得了较好的效果. 但是, 该方法的扩散系数构造不够合理^[7], 而且, 由于没考虑数据拟合项和特征区域的特殊处理, 因此表现出随着迭代次数的增加, 图像的目标和边

收稿日期: 2006-05-24, 修回日期: 2006-11-02

Received date: 2006-05-24, revised date: 2006-11-02

基金项目: 全国优秀博士论文作者专项基金(200140)和国家自然科学基金(60272013)资助项目

作者简介: 赵侠(1974-)女, 安徽界首人, 国防科技大学理学院博士, 主要研究方向为 SAR 图像处理、雷达信号处理.

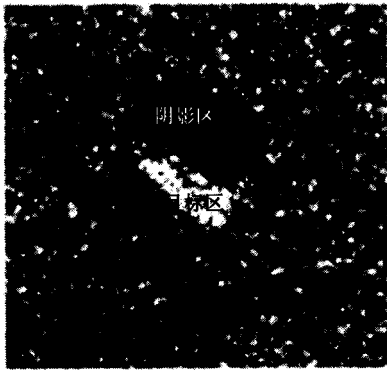


图1 某MSTAR SAR图像
Fig.1 A MSTAR SAR image

缘越来越模糊.

基于 SAR 图像的处理理念和 SAR 图像的先验信息,本文分析了适合 SAR 图像处理的扩散系数构造准则,提出了一种新的扩散系数构造方法和正则化参数选取方法,从而给出了一种更适合 SAR 图像相干斑抑制的自适应正则化变分模型.理论分析和实验结果表明,本文提出的方法不仅能有效抑制相干斑,而且能有效增强图像的目标和边缘.

1 SAR 图像的处理理念

准确理解 SAR 图像的处理理念是建立正确模型的前提.

根据散射强度的不同,SAR 图像一般可分为 3 个特征区域:目标区、阴影区和背景区.其中,目标区表现为具有较强散射强度的散射点分布,相对而言,背景区和阴影区则具有较弱的散射强度.边缘是 SAR 图像的另一重要特征,其表现为一个特征区域的结束和另一个特征区域的开始,对各特征区域的界定和划分起着重要的作用.另外,因受相干成像机制的影响,SAR 图像一般都存在严重的相干斑污染.图 1 所示为一典型军事目标的 SAR 图像,从中不难看出 SAR 图像的上述特点.

在很多应用特别是军事应用中,人们更多关注的是 SAR 图像的强散射区(即目标区),如目标的检测、识别和分类等,而相干斑的存在严重降低了目标的判读和解译效能.因此,对 SAR 图像进行相干斑抑制处理已成为必不可少的步骤.应用需求对 SAR 图像的相干斑抑制处理提出了严格要求,即在尽量抑制相干斑的同时,要保护甚至增强图像的目标和边缘特征.这也正是 SAR 图像相干斑抑制处理的难点所在,通常的相干斑抑制方法总是在相干斑抑制和特征保持之间难以达到平衡.

为建立合理的模型,首先,对于图像的目标区,为了保护目标,在处理时不应该有平滑,而要尽量保持和增强原图像的目标特征;其次,对于图像的阴影区,其反映着目标的重要特性,在处理时应加以保护;对于图像的背景区,主要表现为相干斑的污染,在处理时应较大幅度地平滑以抑制相干斑,不要求与原图像保持一致;对于图像的边缘,则要求在垂直于边缘方向不作平滑,而在沿边缘方向上仍然有平滑,以达到尽量保持并增强原图像的边缘特征的目的.

2 自适应正则化变分方法

2.1 模型建立和参数选取

从逼近论的角度来说,SAR 图像的相干斑抑制问题就是根据原始观测图像寻找一个较为光滑的解作为真解的近似.这一般是一个病态问题,通常可使用正则化方法将之转化为求解如下的能量函数极小化问题:

$$\hat{f} = \arg \min_f J(f),$$

$$J(f) = \int_{\Omega} \left[\varphi(|\nabla f|) + \frac{\lambda}{2} (f - g)^2 \right] dx dy, \quad (1)$$

式中, Ω 为图像的支撑区域; f 和 g 分别表示待求图像和受相干斑污染的观测图像; $\varphi(|\nabla f|)$ 是正则项,

其中, $\nabla f \triangleq \begin{bmatrix} \partial f / \partial x \\ \partial f / \partial y \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \end{bmatrix}$ 是图像 f 的梯度场, $|\nabla f| =$

$\sqrt{(f_x)^2 + (f_y)^2}$,选择合适的函数 φ ,可实现在噪声抑制的同时较好地保持边缘; λ 是正则化参数,用于平衡前两项的作用效果. λ 较大时,问题(1)的解较好地保持了原图像的细节信息,但噪声抑制效果减弱, λ 较小时,问题(1)的解具有较高的光滑性,但会造成边缘模糊和细节的丢失.因此,式(1)中, φ 和 λ 的选取是关键.

考察目标函数 $J(f)$ 的 Gateaux 微分 $dJ(f;h)$

$$dJ(f;h) = \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{J(f + \tau h) - J(f)}{\tau}, \quad (2)$$

将式(1)代入式(2),直接计算可得

$$dJ(f;h) = \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{J(f + \tau h) - J(f)}{\tau} = \int_{\Omega} \left[\lambda(f - g) - \operatorname{div} \left(\frac{\varphi'(|\nabla f|)}{|\nabla f|} \nabla f \right) \right] h dx dy. \quad (3)$$

如果 f 为极小化问题(1)的解,则对每一个函数 h ,必有 $dJ(f;h) = 0$. 根据式(3),从而有

$$\lambda(f - g) - \operatorname{div} \left[\frac{\varphi'(|\nabla f|)}{|\nabla f|} \nabla f \right] = 0, \quad (4)$$

这即是 Euler-Lagrange 方程.

由梯度下降法,极小化问题(1)的解可通过求解下述的动态偏微分方程得到

$$\begin{cases} \partial f / \partial t = \operatorname{div}(c(|\nabla f|) \nabla f) + \lambda(g - f) \\ f|_{t=0} = g \\ (\partial f / \partial \bar{n})|_{\partial \Omega} = 0 \end{cases}, (5)$$

其中, $f_i(t \in (0, +\infty))$ 表示一簇不同尺度的图像, $c(|\nabla f| \triangleq \frac{\varphi'(|\nabla f|)}{|\nabla f|}$, \bar{n} 为垂直于边缘的单位向量, $\partial \Omega$ 表示区域 Ω 的边界, div 表示散度算子. 动态方程(5)的稳态解即是极小化问题的解.

令 η 表示图像梯度方向的单位向量, ξ 表示与梯度方向垂直的单位向量, 即

$$\eta = \frac{[f_x \ f_y]^T}{\sqrt{f_x^2 + f_y^2}}, \quad \xi = \frac{[-f_y \ f_x]^T}{\sqrt{f_x^2 + f_y^2}},$$

则式(5)中的第一式可写成如下形式

$$\frac{\partial f}{\partial t} = c_\xi f_{\xi\xi} + c_\eta f_{\eta\eta} + \lambda(g - f), (6)$$

其中,

$$c_\xi = \frac{\varphi'(|\nabla f|)}{|\nabla f|}, \quad c_\eta = \varphi''(|\nabla f|), (7)$$

$$f_{\xi\xi} = \frac{f_y^2 f_{xx} - 2f_x f_y f_{xy} + f_x^2 f_{yy}}{f_x^2 + f_y^2}, (8)$$

满足 $f_{\xi\xi} + f_{\eta\eta} = f_{xx} + f_{yy} = \Delta f$, Δ 为 Laplace 算子.

相比式(5), 式(6)具有更清晰的直观意义: λ 仍是用来平衡数据拟合和噪声抑制的正则化参数, c_η 和 c_ξ 则分别用来控制在梯度方向和与梯度垂直方向上的处理效果, 由式(7)可知, 理想的处理效果对函数 φ 有着苛刻的要求.

根据 SAR 图像处理的基本理念和式(6), 我们构造如下的正则化变分模型, 使之更加适合 SAR 图像处理:

$$\begin{cases} \partial f / \partial t = c_1(|\nabla f|) f_{\xi\xi} + c_2(|\nabla f|) f_{\eta\eta} \\ \quad + \lambda(x, y)(g - f) \\ f|_{t=0} = g \\ (\partial f / \partial \bar{n})|_{\partial \Omega} = 0 \end{cases}, (9)$$

其中, c_1, c_2 和参数 $\lambda(x, y)$ 的选取详见下述.

首先来看正则化参数 $\lambda(x, y)$. 根据 SAR 图像处理的基本理念, 我们选取 $\lambda(x, y)$ 如下

$$\lambda(x, y) = \begin{cases} 1, & u(x, y) > k_T \\ 1 - e^{-|\nabla u|^2}, & \text{其它} \end{cases} (10)$$

其中, k_T 是原始 SAR 图像的散射强度阈值, 散射强度大于 k_T 的区域认为是目标区, 其选取方法参见文献 [8]. 式(10)的含义是: 在目标区, $\lambda(x, y)$ 取值为 1, 以尽量保持原图像的目标特性, 而在非目标区,

$\lambda(x, y)$ 则取为原图像梯度的函数, 在梯度较大处(对应于边缘), $\lambda(x, y) \rightarrow 1$, 以尽量保持原图像的边缘特性, 而在梯度较小处(对应于均匀区域, 也即背景区和阴影区), $\lambda(x, y) \rightarrow 0$, 可实现较大程度地抑制相干斑.

需要注意的是, 由于相干斑的存在, 图像的梯度具有很大的不稳定性, 难以反映图像的真实边缘特征信息. 基于此, 式(10)中的 u 我们取为原图像经 Lee 滤波小窗口处理后的图像, 以在一定程度上削弱相干斑对梯度的随机放大效果.

下面再来分析 c_1 和 c_2 的构造方法. 为达到 SAR 图像在不同特征区域的不同处理要求, 要求 c_1 和 c_2 满足以下条件:

在背景区和阴影区, 要求

(1) $\lim_{|\nabla f| \rightarrow 0} c_1 = \lim_{|\nabla f| \rightarrow 0} c_2 = M_1$ (M_1 为大于零的常数). 即要求在梯度小的区域, 在 η 方向和 ξ 方向扩散程度趋于一致.

(2) $\lim_{|\nabla f| \rightarrow \infty} c_2 = 0, \lim_{|\nabla f| \rightarrow \infty} c_1 = M_2$ (M_2 为大于零的常数), 并且要求 $|\nabla f| \rightarrow \infty$ 时, c_2 是从负值趋于 0. 这个条件即是要实现在图像的边缘处, η 方向不作平滑或者是逆平滑, 以保护和增强边缘, 而 ξ 方向则保持较大的平滑, 以突出边缘轮廓.

在目标区, 满足

(3) $c_1 = c_2 = -\beta$, 其中, β 为大于零的常数, 为保持方程的稳定性, β 不应取得太大. 事实上, 如果这个条件得到满足, 则在图像的目标区, 式(9)就等价于 $\partial f / \partial t = -\beta \Delta f + (g - f)$, 能起到增强目标且尽量保持原图像目标特征的作用^[9].

对于满足上述条件的 c_1 和 c_2 的构造, 其与模型(6)最大的不同是, 这里 c_1 和 c_2 的构造摆脱了函数 φ 的约束, 从而 c_1 和 c_2 的选取更为灵活. 实验中, 在目标区选取 $c_1 = c_2 = \beta, \beta \in (0, 0.6)$; 在背景区和阴影区, 构造符合条件(1)和(2)的参数 c_1 和 c_2 比较容易, 实验中不妨选取 $c_1 = \frac{1 + |\nabla f|}{\sqrt{1 + (|\nabla f|)^2}}, c_2 = \frac{1}{\sqrt{[1 - (|\nabla f|)^2]^n}}$, (n 为奇数), 易见其满足上述条件.

2.2 模型求解

求解模型式(9)的最常用的方法是有限差分法.

假定选取足够小的时间步长 τ 和空间步长 h , 则时间和空间坐标分别离散化如下

$$t = n\tau, n = 0, 1, 2, \dots$$

$$x = ih, i = 0, 1, 2, \dots, M - 1$$

$$y = jh, j = 0, 1, 2, \dots, N - 1$$

其中, $M \times N$ 表示图像大小. 离散时, 设定如下的对称边界条件:

$$f_{-1,j}^n = f_{0,j}^n, f_{M,j}^n = f_{M-1,j}^n, j = 0, 1, \dots, N - 1$$

$$f_{i,-1}^n = f_{i,0}^n, f_{i,N-1}^n = f_{i,M-1}^n, i = 0, 1, \dots, M - 1$$

这样, 离散化的图像可以表示为 $f_{ij}^n = f(ih, jh, n\tau)$, $f_{ij}^{n+1} = f(ih, jh, (n+1)\tau)$.

根据模型(9), 构造迭代格式如下

$$f_{ij}^{n+1} = f_{ij}^n + \tau [c_1^n f_{\xi\xi}^n + c_2^n f_{\eta\eta}^n + \lambda(i,j)(g_{ij} - f_{ij}^n)] \quad (11)$$

其中, f_{ij}^n 为第 n 次迭代结果, c_1^n 、 c_2^n 、 $f_{\xi\xi}^n$ 和 $f_{\eta\eta}^n$ 可通过下列各式的离散形式计算获得:

$$f_x^n = \frac{f_{i+1,j}^n - f_{i-1,j}^n}{2h}$$

$$f_y^n = \frac{f_{i,j+1}^n - f_{i,j-1}^n}{2h}$$

$$f_x^n = \frac{f_{i+1,j}^n - f_{i,j}^n + f_{i-1,j}^n}{h^2}$$

$$f_y^n = \frac{f_{i,j+1}^n - f_{i,j}^n + f_{i,j-1}^n}{h^2}$$

$$f_{xy}^n = \frac{f_{i+1,j+1}^n - f_{i-1,j+1}^n - f_{i+1,j-1}^n + f_{i-1,j-1}^n}{4h^2}$$

当 $n \rightarrow \infty$ 时, $f^n \rightarrow f$, 但由于初值选取为原始观测图像, 所以加快了收敛速度, 一般迭代较少的次数就可以得到较好的效果.

当 $\tau < 0.25h^2$ 时, 上述离散求解框架是稳定的, 实验中, 我们取 $\tau = 0.1, h = 1$.

3 实验及结果分析

国外公共数据库 MSTAR 数据是公开评价 SAR 算法性能的标准数据. 下面, 我们通过对 MSTAR 数据的实验来验证本文方法的相干斑抑制和特征增强效果.

实验中, 选取 2 幅 MSTAR SAR 实测图像(分别见图 2 和图 3 中的原始 SAR 图像 I 和 II), 分别采用 Lee 滤波方法、SRAD 方法和本文方法进行处理, 处理结果分别见图 2 和图 3 中各子图所示.

在对处理结果进行定量评价时, 采用了图像均值 μ 、等效视数 (Effective Number Looks, ENL) 和边缘清晰度 (ρ) 几个评价指标, 计算时采用归一化灰度范围 (0 ~ 1).

均值是衡量图像整体特征的指标, 反映图像的

平均亮度, 处理前后要求均值要基本保持.

等效视数是衡量相干斑的相对强度的一种指标, 定义为^[10]

$$ENL = \frac{\mu^2}{\sigma^2} \quad (12)$$

其中 μ 和 σ 分别为图像均匀区域的均值和根方差. 等效视数越高, 表明相干斑抑制越好.

边缘清晰度是用来衡量图像的边缘和目标的清晰程度的指标, 可以分为距离向边缘清晰度 ρ_{er} 与方位向边缘清晰度 ρ_{ea} , 定义如下

$$\rho_{er} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} \{ [f_k(i,j) - f_k(i,j-1)]^2 + [f_k(i,j) - f_k(i,j+1)]^2 \} \quad (13)$$

$$\rho_{ea} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} \{ [f_k(i,j) - f_k(i-1,j)]^2 + [f_k(i,j) - f_k(i+1,j)]^2 \} \quad (14)$$

其中, k 表示第 k ($k = 1, \dots, N$) 个边缘点. ρ_{ea}, ρ_{er} 的值越大, 表明边缘清晰度越高. 计算中, 边缘点的检测统一采用 Canny 边缘检测算子.

对图 2 和图 3 计算所得的各评价指标结果分别见表 1 和表 2 所列. 从图中结果以及表中数值可以看出, Lee 滤波的相干斑抑制能力较差, 但实验发现 Lee 滤波方法对目标区的模糊较弱, SRAD 方法的相干斑抑制能力较强, 但却造成目标区和边缘的严重模糊, 从而使得其等效视数具有一定的虚假性; 相比之下,

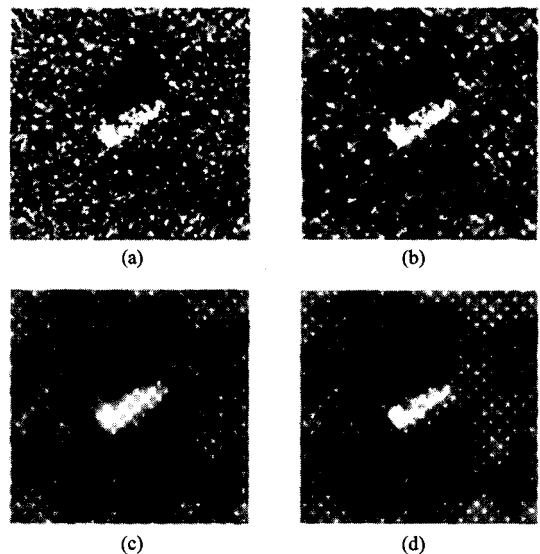


图 2 各算法处理结果 I: (a) 原始 SAR 图像 I; (b)、(c) 分别是经 Lee 滤波、SRAD 方法处理结果; (d) 本文方法处理结果

Fig. 2 The resultant image I by different methods: (a) the original image; (b) the resultant image by Lee; (c) the resultant image by SRAD; (d) the resultant image by the proposed method

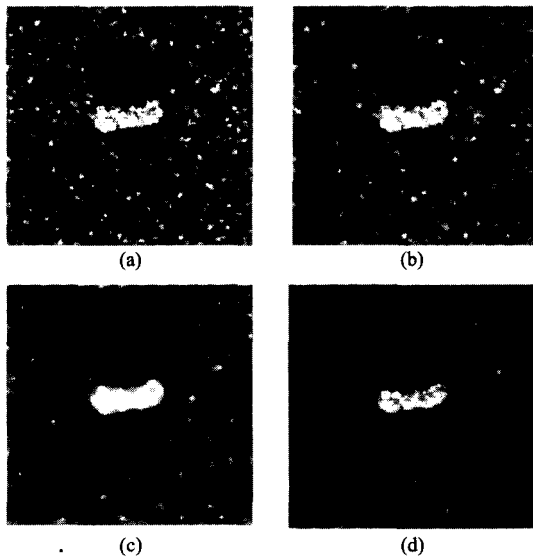


图3 各算法处理结果 II (a) 原始 SAR 图像 II (b)、(c) 分别是经 Lee 滤波和 SRAD 方法处理结果 (d) 本文方法处理结果
Fig.3 The resultant image II by different methods (a) the original image (b) the resultant image by Lee (c) the resultant image by SRAD (d) the resultant image by the proposed method

本文提出的自适应正则化变分方法在有效抑制相干斑的同时,能保护甚至增强图像的目标和边缘特征.

表1 原图像 I 及处理后图像各评价指标

Table 1 The evaluation index of image I by different methods

| | 均值 | 等效视数 | 边缘清晰度 | |
|--------|--------|---------|--------|--------|
| | | | 方位向 | 距离向 |
| 原图像 I | 0.2679 | 3.0256 | 0.1551 | 0.1894 |
| Lee 滤波 | 0.2811 | 8.5477 | 0.1218 | 0.1506 |
| SRAD | 0.2679 | 35.2611 | 0.0061 | 0.0190 |
| 本文方法 | 0.2679 | 40.0838 | 0.4892 | 0.4415 |

表2 原图像 II 及处理后图像各评价指标

Table 2 The evaluation index of image II by different methods

| | 均值 | 等效视数 | 边缘清晰度 | |
|--------|--------|---------|--------|--------|
| | | | 方位向 | 距离向 |
| 原图像 I | 0.1798 | 3.1205 | 0.1412 | 0.1817 |
| Lee 滤波 | 0.1856 | 9.3877 | 0.1143 | 0.1490 |
| SRAD | 0.1798 | 26.7342 | 0.0061 | 0.0190 |
| 本文方法 | 0.1798 | 25.7826 | 0.3871 | 0.3226 |

4 结语

基于 SAR 图像的处理理念,本文提出了一种更适合 SAR 图像相干斑抑制和特征增强的自适应正则化变分方法,该方法通过合理构造扩散系数和正则化参数,使得在抑制相干斑的同时能有效保护和增强图像的目标和边缘特征.

REFERENCES

- [1] Lee S J. Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar[J]. *Opt. Eng.*, 1986, **25**(5): 636—643.
- [2] Frost V S, Stiles J A, Shanmugan K S, et al. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise[J]. *IEEE trans. on pattern anal. machine intell.*, 1982, **24**: 157—165.
- [3] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE trans. on information theory*, 1995, **41**(3): 613—627.
- [4] Weickert J. A review of nonlinear diffusion in scale-space theory in computer vision [R]. Lecture notes in computer science 1252, Berlin: Springer, 1997: 3—28.
- [5] WANG Huai-Ye, ZHANG Ke, LI Yan-Jun. Anisotropic Gaussian filtering for infrared image [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (王怀野, 张科, 李言俊. 各项异性滤波在红外图像处理中的应用. *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(6): 467—471.
- [6] Yu Y J, Scot T Acton. Speckle reduction anisotropic diffusion [J]. *IEEE trans. on image processing*, 2002, **11**(11): 1260—1269.
- [7] QIAO Ming, WANG Xin-Lou, ZOU Mou-Yan. A regularized anisotropic diffusion for speckle reducing [J]. *Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences* (乔明, 王新楼, 邹谋炎. 一种规整化的各向异性扩散相干斑抑制算法. *中国科学院研究生院学报*), 2005, **22**(1): 24—29.
- [8] XIE Mei-Hua, WANG Zheng-Ming. SAR image enhancement based on regularization variation model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (谢美华, 王正明. 基于正则化变分模型的 SAR 图像增强方法. *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(6): 467—471.
- [9] Gilboa G, Sochen N A, Zeevi Y. Forward and backward diffusion processes for adaptive image enhancement and denoising [J]. *IEEE Trans. on image processing*, 2002, **11**(7): 689—703.
- [10] WEI Zhong-Quan. *Synthetic Aperture Radar Satellite* [M]. Beijing: Science press (魏钟铨. *合成孔径雷达卫星*. 北京: 科学出版社), 2001, 207.