

文章编号:1001-9014(2012)01-0061-06

多通道 SAR 图像滤波的向量总变分模型

李文屏, 王正明, 谢美华

(国防科学技术大学 数学与系统科学系, 湖南 长沙 410073)

摘要: 研究多通道 SAR 图像滤波的向量总变分模型与算法. 通过引入向量总变分模型, 设计了模型快速求解的不动点迭代算法, 证明了迭代算法的收敛性. 通过改进不动点算法迭代过程中滤波系数的构造方法, 建立了保分辨率的多通道 SAR 图像的自适应向量总变分模型, 给出了相应的迭代求解算法和收敛定理. 通过处理 RADARSAT-2 多极化、多时相图像分析了本文模型的滤波性能和分辨率保持性能, 并验证了本文迭代算法的收敛性和快速收敛速度.

关键词: 多通道 SAR 图像; 向量总变分; 滤波; 不动点迭代; 收敛性

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A

Vectorial total variation model for multi-channel SAR image denoising

LI Wen-Ping, WANG Zheng-Ming, XIE Mei-Hua

(Department of Mathematics and Systems Science, National University of Defense Technology, ChangSha 410073, China)

Abstract: The vectorial total variation model and algorithm are studied for multi-channel SAR image denoising. After introducing the vectorial total variation model, an accelerative fix-point iterative algorithm was proposed and its convergence was proved. By improving the filter coefficient of the fix-point iterative process, an adaptive vectorial total variation model was developed for multi-channel SAR image denoising, whose iterative algorithm and convergence theorem were present. The performance of denoising and resolution preservation of our models was tested by multi-polarimetric, multi-temporal RADARSAT-2 images, in addition to the validation of the convergence and the convergent speed of the proposed algorithms.

Key words: multi-channel SAR image; vectorial total variation; denoising; fix-point iteration; convergence

PACS: 84.40.Xb

随着多种 SAR 技术的应用和发展, 可获取同一区域的多幅 SAR 图像, 为多通道 SAR 图像滤波提供了数据来源和应用需求. 目前, 针对多通道 SAR 图像滤波的研究较少. Biunique^[1] 等利用线性变换去除通道间数据的统计相关性, 达到统计意义上的滤波效果. 该方法的本质是多视处理, 它以损失图像的分辨率为代价. Quegan^[2] 等在保持各通道图像均值不变的条件, 以滤波后图像方差最小为目标, 分别对各通道图像进行滤波处理. 该方法能有效地提高各通道图像的等效视数, 且不要求多通道图像具有相同的数据分布特征, 有较强的普适性, 但该方法仍将损失图像的分辨率. 如何利用多通道 SAR 图像分别对各通道图像进行滤波, 同时保持甚至增强各通道图像的分辨率是本文要研究的问题.

总变分方法作为一种特殊的偏微分方程方法,

由 Rudin^[3] 等提出, 良好的边缘保持特性使其在图像处理领域得到了广泛研究^[4,5]. Sapiro^[6] 等利用各通道图像梯度信息构造滤波系数, 将单通道滤波模型扩展到多通道, 用于色彩图像处理. Blomgren^[7] 等在向量值图像空间上定义了一种加权向量总变分范数. Bresson^[8] 等通过定义不同的范数, 统一了 Sapiro 和 Blomgren 所定义的向量总变分范数. 本文将向量总变分模型应用于多通道 SAR 图像滤波. 向量总变分模型是基于梯度信息构造滤波系数的, 对于 SAR 图像, 还需考虑强点目标特征 (幅度信息). 如何根据多通道 SAR 图像的梯度和幅度信息共同构造滤波系数并设计快速求解算法是本文的核心所在.

1 向量总变分模型

考虑二维图像域上的向量值图像

收稿日期: 2011-01-03, 修回日期: 2011-12-02

Received date: 2011-01-03, revised date: 2011-12-02

基金项目: 国家自然科学基金 (61072142, 60802079); 博士后科学基金 (20080440218, 20080441289)

Foundation item: Supported by National Natural Science Foundation of China (61072142, 60802079)

作者简介: 李文屏 (1984-), 男, 湖南长沙人, 国防科大理学院博士生, 主要研究领域为优化算法、SAR 图像处理. E-mail: www8422lwp@yahoo.com.cn.

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^M \\ x = (x, y) &\rightarrow \mathbf{u}(x) \\ &= (u^1(x), u^2(x), \dots, u^M(x)) \quad , \quad (1) \end{aligned}$$

其中 Ω 表示图像的支撑域, $u^i: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ($1 \leq i \leq M$) 表示第 i 通道图像. 在向量值图像空间上定义向量总变分范数

$$\|\mathbf{u}\|_{\text{TV}} = \int_{\Omega} |\nabla \mathbf{u}| \, d\Omega \quad , \quad (2)$$

其中

$$\begin{aligned} \nabla \mathbf{u} &= \begin{bmatrix} u_x^1 & u_x^2 & \dots & u_x^M \\ u_y^1 & u_y^2 & \dots & u_y^M \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times M} \\ |\nabla \mathbf{u}| &= \sqrt{\sum_{i=1}^M (u_x^i)^2 + \sum_{i=1}^M (u_y^i)^2} \quad , \end{aligned}$$

向量值图像空间上的向量总变分模型为

$$\begin{aligned} \min \|\mathbf{u}\|_{\text{TV}} \\ \text{s. t. } \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \|\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}\|_{l_2}^2 \, d\Omega = \sigma^2 \quad , \quad (3) \end{aligned}$$

其中, $\tilde{\mathbf{u}}$ 表示多通道观测图像, $|\Omega|$ 表示图像支撑域的像素数, $\|\cdot\|_{l_2}$ 表示 \mathbb{R}^M 空间上的 l_2 范数. σ^2 表示噪声方差, 需满足 $\|\tilde{\mathbf{u}} - \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \tilde{\mathbf{u}} \, d\Omega\|_{l_2}^2 \geq \sigma^2$, 即观测图像能量大于噪声能量.

引入适当的正则参数 λ , 模型(3)可表示为

$$\min_{\mathbf{u}} J(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} |\nabla \mathbf{u}| + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}\|_{l_2}^2 \, d\Omega \quad , \quad (4)$$

由式(4)可知, 向量总变分模型与文献[3]提出的总变分模型具有完全类似的形式. 不同的是, 向量总变分模型是在 $\mathbb{R}^{2 \times M}$ 空间上定义范数, 而总变分模型是在 $\mathbb{R}^{2 \times M}$ 空间上定义范数. 因此, 向量总变分模型是总变分模型向高维的扩展. 根据 \mathbb{R}^2 空间在 l_2 范数下的完备性和凸性, 利用 Chambolle^[4] 的思想可以证明:

引理 1 向量总变分模型(3)的解存在且唯一.

引理 2 存在 $\lambda > 0$, 使得模型(3)与模型(4)等价.

下文主要针对模型(4)展开研究.

2 不动点迭代算法

模型(4)的 Euler-Lagrange 方程为

$$-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}|}\right) + \lambda(\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}) = \mathbf{0} \quad , \quad (5)$$

第 i ($1 \leq i \leq M$) 通道为

$$-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla u^i}{|\nabla \mathbf{u}|}\right) + \lambda(u^i - \tilde{u}^i) = 0 \quad , \quad (6)$$

利用 Chan^[5] 离散化处理总变分模型的思想, 考虑如图 1 所示离散化网格的中心像素 O , 与 O 相邻的像素集为 $N_O = \{L, R, T, B\}$, $\{l, r, t, b\}$ 分别表示邻

边 $\{OL, OR, OT, OB\}$ 的中点. 令

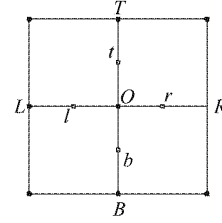


图 1 离散化网格

Fig. 1 Discrete Grid

$$\begin{aligned} \mathbf{v} &= \frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}|} \\ &= [\mathbf{v}^1 \quad \mathbf{v}^2 \quad \dots \quad \mathbf{v}^M] \in \mathbb{R}^{2 \times M} \quad , \end{aligned}$$

其中 $\mathbf{v}^i = [v^i_1 \quad v^i_2]^T = [u^i_x/|\nabla \mathbf{u}| \quad u^i_y/|\nabla \mathbf{u}|]^T \in \mathbb{R}^2$. 对于第 i ($1 \leq i \leq M$) 通道有

$$\operatorname{div}(\mathbf{v}^i) = \frac{\partial v^i_1}{\partial x} + \frac{\partial v^i_2}{\partial y} \triangleq (v^i_1 - v^i_1) + (v^i_2 - v^i_2) \quad ,$$

下面给出 $v^i_r, v^i_l, v^i_b, v^i_t$ 的离散表达, 以 v^i_r 为例

$$\begin{aligned} v^i_r &= \frac{1}{|\nabla \mathbf{u}_r|} \left[\frac{\partial u^i}{\partial x} \right]_r \triangleq \frac{u^i_r - u^i_o}{|\nabla \mathbf{u}_r|} \\ |\nabla \mathbf{u}_r| &\triangleq \sqrt{\sum_{i=1}^M (u^i_r - u^i_o)^2} \quad , \end{aligned}$$

因此, 式(6)可离散表示为

$$\sum_{P \in N_O} \frac{u^i_o - u^i_P}{|\nabla \mathbf{u}_P|} + \lambda(u^i_o - \tilde{u}^i_o) = 0 \quad ,$$

即

$$u^i_o = \sum_{P \in N_O} h_{OP} u^i_P + h_{OO} \tilde{u}^i_o \quad , \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} h_{OP} &= \frac{\omega_P}{\sum_{P \in N_O} \omega_P + \lambda} \quad , \quad P \in N_O \quad , \\ h_{OO} &= \frac{\lambda}{\sum_{P \in N_O} \omega_P + \lambda} \quad , \quad \omega_P \in \frac{1}{|\nabla \mathbf{u}_P|} \quad , \end{aligned}$$

借鉴求不动点的思想, 利用当前图像 $\mathbf{u}(k)$ 迭代更新下一步图像 $\mathbf{u}(k+1)$, 可得到式(7)对应的不动点迭代格式:

$$\begin{cases} \mathbf{u}(0) = \tilde{\mathbf{u}} \quad , \\ \mathbf{u}_O(k+1) = \sum_{P \in N_O} h_{OP}(k) \mathbf{u}_P(k) \\ \quad + h_{OO}(k) \tilde{\mathbf{u}}_O \quad , \end{cases} \quad (8)$$

对迭代格式(8)作以下说明:

① 每一步迭代均为低通滤波, 下一步迭代图像为当前图像中邻域像素和原始像素的加权和, 邻域像素的权重(滤波系数)由各通道图像的梯度信息共同确定, 原始像素的权重由 λ 确定.

② 不同通道图像在同一像素点处的滤波系数

相同,且满足

$$\sum_{p \in N_0} h_{op}(k) + h_{oo}(k) = 1 \quad ,$$

③ 迭代格式(8)产生的点列 $\{\mathbf{u}(k)\}$ 满足

$$\min_{o \in \Omega} \tilde{u}_o^i \leq u_o^i(k) \leq \max_{o \in \Omega} \tilde{u}_o^i \quad ,$$

即 $\{\mathbf{u}(k)\}$ 有界,且迭代过程不增加图像的动态范围.

④ 该迭代过程中无需选择迭代步长. 结果表明,迭代格式(8)的收敛速度比最速梯度下降法快.

定理 1 由迭代格式(8)产生的点列 $\{\mathbf{u}(k)\}$ 收敛,且收敛点 $\hat{\mathbf{u}}$ 满足式(5).

证明:

(1) 若 $\exists K$, 对于 $\forall k \geq K$, 均有 $\mathbf{u}(k) = \mathbf{u}(k+1)$, 显然有 $\{\mathbf{u}(k)\}$ 收敛于 $\hat{\mathbf{u}} = \mathbf{u}(K)$. $\forall k \geq K$, 有

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_o(k) &= \mathbf{u}_o(k+1) \\ &= \sum_{p \in N_0} h_{op}(k) \mathbf{u}_p(k) + h_{oo}(k) \tilde{\mathbf{u}}_o \quad , \end{aligned}$$

将上述离散过程回推,对于通道 $i(1 \leq i \leq M)$ 有

$$-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla u^i(k)}{|\nabla \mathbf{u}(k)|}\right) + \lambda(u^i(k) - \tilde{u}^i) = 0 \quad ,$$

即 $\hat{\mathbf{u}} = \mathbf{u}(K)$ 满足式(5).

(2) 若 $\forall K$, 均 $\exists k > K$ 使得 $\mathbf{u}(k) \neq \mathbf{u}(k+1)$. 下证,函数列 $\{J(\mathbf{u}(k))\}$ 为单调下降的. 将 $J(\mathbf{u}(k+1))$ 在 $\mathbf{u}(k)$ 处作 Taylor 展开,有

$$\begin{aligned} J(\mathbf{u}(k+1)) &\approx \int_{\Omega} |\nabla \mathbf{u}(k)| + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{u}(k) - \tilde{\mathbf{u}}\|_2^2 d\Omega + \\ &\int_{\Omega} \left(-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla \mathbf{u}(k)}{|\nabla \mathbf{u}(k)|}\right) + \lambda(\mathbf{u}(k) - \tilde{\mathbf{u}}) \right) (\mathbf{u}(k+1) - \mathbf{u}(k)) d\Omega \quad , \end{aligned} \quad (9)$$

根据迭代格式(8),对于像素 O 有

$$\begin{aligned} &\mathbf{u}_o(k+1) - \mathbf{u}_o(k) \\ &= \sum_{p \in N_0} h_{op}(k) (\mathbf{u}_p(k) - \mathbf{u}_o(k)) + h_{oo}(k) (\tilde{\mathbf{u}}_o - \mathbf{u}_o(k)) \\ &= -\frac{1}{\sum_{p \in N_0} \frac{1}{|\nabla \mathbf{u}_p|} + \lambda} \left(-\frac{\operatorname{div}(\mathbf{u}_o(k))}{|\nabla \mathbf{u}_o|} + \lambda(\mathbf{u}_o(k) - \tilde{\mathbf{u}}_o) \right) \quad , \end{aligned} \quad (10)$$

因此,式(9)可表示为

$$\begin{aligned} &J(\mathbf{u}(k+1)) \\ &\approx J(\mathbf{u}(k)) - \left(\sum_{p \in N_0} \frac{1}{|\nabla \mathbf{u}_p|} + \lambda \right) \|\mathbf{u}(k+1) - \mathbf{u}(k)\|_2^2 d\Omega < J(\mathbf{u}(k)) \quad , \end{aligned} \quad (11)$$

即函数列 $\{J(\mathbf{u}(k))\}$ 单调下降. 由 $\{\mathbf{u}(k)\}$ 有界性和 J 连续性可知, $\{J(\mathbf{u}(k))\}$ 有界. 根据单调有界原理, $\{J(\mathbf{u}(k))\}$ 存在极限 \hat{J} , 且

$$\hat{J} = \lim_{k \rightarrow \infty} J(\mathbf{u}(k)) = \inf\{J(\mathbf{u}(k))\} \quad ,$$

根据 Bolzano-Weierstrass 定理, $\{\mathbf{u}(k)\}$ 中存在收敛子列 $\{\mathbf{u}(k_m)\}$, 记

$$\begin{aligned} \lim_{k_m \rightarrow \infty} \mathbf{u}(k_m) &= \hat{\mathbf{u}} \\ \hat{J} &= \lim_{k_m \rightarrow \infty} J(\mathbf{u}(k_m)) = J(\lim_{k_m \rightarrow \infty} \mathbf{u}(k_m)) = J(\hat{\mathbf{u}}) \end{aligned}$$

下面利用反证法证明 $\hat{\mathbf{u}}$ 满足式(5). 假设

$$-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla \hat{\mathbf{u}}}{|\nabla \hat{\mathbf{u}}|}\right) + \lambda(\hat{\mathbf{u}} - \tilde{\mathbf{u}}) \neq \mathbf{0} \quad ,$$

令 $\hat{\mathbf{u}}_o = \sum_{p \in N_0} h_{op} \hat{\mathbf{u}}_p + h_{oo} \tilde{\mathbf{u}}_o$, 根据式(10)、(11), $\hat{\mathbf{u}} \neq \hat{\mathbf{u}}$ 且 $J(\hat{\mathbf{u}}) < J(\hat{\mathbf{u}})$, 满足情形(2). $J(\hat{\mathbf{u}})$ 在 $\{J(\mathbf{u}(k))\}$ 闭包内, 与 $J(\hat{\mathbf{u}}) = \inf\{J(\mathbf{u}(k))\}$ 矛盾.

根据定理 1, 迭代格式(8)产生的点列 $\{\mathbf{u}(k)\}$ 收敛到目标泛函(4)的局部极小值点, 再由引理 1 和引理 2 可知, $\{\mathbf{u}(k)\}$ 收敛点即为模型(3)的全局最优解.

3 自适应向量总变分模型

直接利用向量总变分模型处理多通道 SAR 图像时虽然能有效地抑制 SAR 图像中的相干斑噪声, 但由于其滤波系数完全由各通道图像的梯度信息确定, 没考虑强点目标特征的影响, 因此直接利用向量总变分模型将导致 SAR 图像分辨率降低. SAR 图像中, 背景区域的幅度值通常较小, 强点目标特征的幅度值通常较大, 为保持甚至增强 SAR 图像分辨率, 迭代中滤波系数的构造不仅应与图像梯度信息有关, 还应与图像幅度信息有关.

观察求解向量总变分模型的迭代格式, 参数 λ 决定了原始像素的滤波系数, 多通道图像的梯度共同决定了邻域像素的滤波系数. 为了有效地保持强点目标特征, 对于幅度较大的像素点, 应使原始像素的滤波系数相对较大; 对于幅度较小的像素点, 应使原始像素的滤波系数相对较小. 为此, 构造自适应向量总变分模型:

$$\min_{\mathbf{u}} J(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} |\nabla \mathbf{u}| + \lambda_0 |\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}|^{\frac{\tilde{\mathbf{u}}}{E(\tilde{\mathbf{u}})}+1} d\Omega \quad , \quad (12)$$

其中

$$|\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}|^{\frac{\tilde{\mathbf{u}}}{E(\tilde{\mathbf{u}})}+1} = \sum_{i=1}^M |u^i - \tilde{u}^i|^{\frac{\tilde{u}^i}{E(\tilde{u}^i)}+1} \quad ,$$

$E(\tilde{u}^i)$ 表示第 i 通道原始图像幅度的均值. 模型(12)中逼近项的指数为原始图像幅度的函数, 对于幅度较大的像素点(强点目标), 目标函数将对原始像素的偏移进行较大的惩罚, 从而达到自适应保持强点目标的目的. 利用 Chambolle^[4] 的思想可以证明:

定理2 若 $\tilde{\mathbf{u}} \neq \mathbf{0}$, 则模型(12) 的解存在且唯一.

条件 $\tilde{\mathbf{u}} \neq \mathbf{0}$ 保证了(12) 式中的目标泛函 $J(\mathbf{u})$ 为严格凸函数. 模型(12) 的 Euler-Lagrange 方程为

$$-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}|}\right) + \lambda_0 \left(\frac{\tilde{\mathbf{u}}}{E(\tilde{\mathbf{u}})} + 1\right) |\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}|^{\frac{\tilde{\mathbf{u}}}{E(\tilde{\mathbf{u}})}} \operatorname{sign}(\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}) = \mathbf{0}, \quad (13)$$

其中 $\operatorname{sign}(\cdot)$ 为符号函数. 令函数

$$\lambda(\mathbf{u}, \tilde{\mathbf{u}}) = \lambda_0 \left(\frac{\tilde{\mathbf{u}}}{E(\tilde{\mathbf{u}})} + 1\right) |\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}|^{\frac{\tilde{\mathbf{u}}}{E(\tilde{\mathbf{u}})} - 1}, \quad (14)$$

式(13)变为

$$-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}|}\right) + \lambda(\mathbf{u}, \tilde{\mathbf{u}})(\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}) = \mathbf{0}, \quad (15)$$

式(15)具有与式(5)类似的形式, 但式(15)中的 λ 为 \mathbf{u} 和 $\tilde{\mathbf{u}}$ 的函数. 仿照第2节的离散化过程, 可求得

解模型(12)的不动点迭代格式(第 i 通道):

$$\begin{cases} u^i(0) = \tilde{u}^i, \lambda^i(0) = \lambda_0 \\ u_{oP}^i(k+1) = \sum_{P \in N_o} h_{oP}^i(k) u_P^i(k) + h_{oo}^i(k) \tilde{u}_o^i \end{cases}, \quad (16)$$

其中

$$h_{oP}^i(k) = \frac{\omega_P(k)}{\sum_{P \in N_o} \omega_P(k) + \lambda^i(k)}, \quad P \in N_o,$$

$$h_{oo}^i(k) = \frac{\lambda^i(k)}{\sum_{P \in N_o} \omega_P(k) + \lambda^i(k)},$$

$$\omega_P(k) = \frac{1}{|\nabla \mathbf{u}_P(k)|},$$

$$\lambda^i(k) = \lambda_0 \left(\frac{\tilde{u}_o^i}{E(\tilde{u}^i)} + 1\right) |u_o^i - \tilde{u}_o^i|^{\frac{\tilde{u}_o^i}{E(\tilde{u}^i)} - 1},$$

定理3 由迭代格式(16)产生的点列 $\{\mathbf{u}(k)\}$ 收敛, 其收敛点即为模型(12)的解.

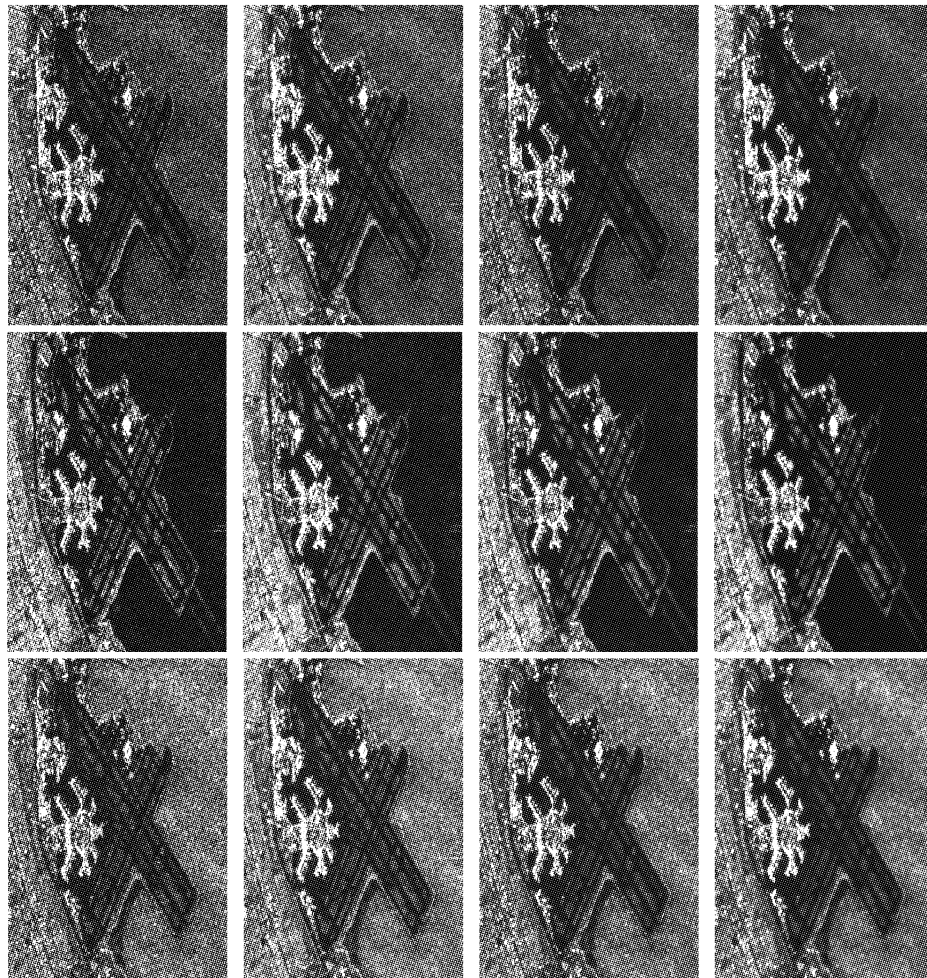


图2 RADARSAT-2 多极化图像^[9] 处理结果. 第1、2、3 行分别表示 HH、HV、VV 极化方式的处理前后图像; 第1、2、3、4 列分别表示原始图像, 文献[2]方法、向量总变分方法和自适应向量总变分方法滤波后图像

Fig. 2 Results for multi-polarimetric RADARSAT-2^[9] images. The first, the second, and the third row show the HH, HV, VV polarimetric images, respectively; the first, the second, the third and the fourth column show the original, the [2]'s method, the vectorial total variational method, and the adaptive vectorial total variational method, respectively



图3 RADARSAT-2 多时相图像^[9]处理结果. 第1、2行分别表示成像时间为2008-04-02和2008-05-03两通道处理前后图像, 第1、2、3、4列分别表示原始图像, 文献[2]方法、向量总变分方法、自适应向量总变分方法滤波后图像

Fig. 3 Results for multi-temporal RADARSAT-2^[9] images. The first and the second row show the images on 2008-04-02 and 2008-05-03, respectively; the first, the second, the third and the fourth column show the original, the [2]'s method, the vectorial total variational method, and the adaptive vectorial total variational method, respectively

定理3的证明与定理1的证明类似,在此不再赘述.对模型(12)和迭代格式(16)作以下说明:

① 迭代过程中,不同通道图像在同一像素点位置的滤波系数由各通道的梯度信息和本通道的幅度信息共同决定,因此,其滤波系数是不同的.

② 若某像素点的幅度值较大,则原始像素的滤波系数相对邻域像素的滤波系数较大,此时迭代将保持该点的像素值与原始像素值基本不变,从而达到保持SAR图像中强点目标特征的目的;若某像素点的幅度值较小,此时原始像素滤波系数与邻域像素滤波系数的大小相当,迭代将按通常的向量总变分滤波进行,从而达到多通道滤波的目的.

表1 RADARSAT-2 多极化图像处理结果评价指标比较
Table 1 Comparison of index for multi-polarimetric RADARSAT-2 image denoising

指标评价		原始图像	文献[2]方法	向量总变分方法	自适应向量总变分方法	
等效视数	HH极化	3.54	7.12	7.92	9.93	
	HV极化	3.52	7.27	26.74	33.01	
	VV极化	3.54	7.11	7.69	9.01	
分辨率	HH极化	距离向	1.67	1.96	1.79	1.65
		方位向	1.65	1.83	1.54	1.53
	HV极化	距离向	1.33	1.94	2.13	1.21
		方位向	1.09	1.17	1.11	1.07
	VV极化	距离向	1.60	2.24	1.63	1.38
		方位向	1.24	1.39	1.22	1.19

4 试验结果分析

利用配准后多通道RADARSAT-2图像^[9](不同极化方式、不同成像时间)来分析本文方法的滤波性能和分辨率保持性能.滤波指标由均匀区域的等效视数评价,数值越高越好;分辨率指标由明显点目标3dB带宽评价,数值越低越好.

4.1 处理结果比较与评价

图2给出了对RADARSAT-2图像HH\HV\VV三种极化方式进行多通道滤波后的结果.表1给出了不同方法处理前后图像的评价指标,评价等效视数的区域为图像右上角的均质区域,评价分辨率的点为图像中明显的孤立强散射点(用红色方形标出).向量总变分方法参数 $\lambda = 0.1$,自适应向量总变分方法参数 $\lambda_0 = 0.02$,参数均调整至最佳视觉效果.在参数调整过程中,向量总变分方法的参数 λ 控制着滤波效果和分辨率保持效果的折中, λ 越小,等效视数越高,但此时会损失SAR图像的分辨率指标.而对于自适应向量总变分方法,取较小的参数 λ_0 可同时达到提高等效视数和保持甚至增强点目标分辨率的目的.由表1可知,文献[2]的方法和向量总变分方法均能提高各通道SAR图像的等效视数,但不同程度地损失了SAR图像分辨率,自适应向量总变分方法比以上两种方法具有更好的滤波性能,且能保持甚至增强SAR图像分辨率.

本文方法处理速度较文献[2]方法有明显提

高. 处理 $760 \times 520 \times 3$ 的图像, 文献[2]方法用时 280 秒, 向量总变分方法和自适应向量总变分方法迭代 20 步分别用时 12 秒和 30 秒(由 4.2 节可知, 迭代 20 步迭代格式(8)和(16)均能近似收敛).

图 3 给出了对同一区域不同成像时间的两通道 RADARSAT-2 图像的处理结果. 表 2 给出了不同方法处理前后图像的评价指标, 评价等效视数的区域为图像左方的均质区域, 评价分辨率的点为图像下方的强孤立散射点(用红色方形标出, 两幅图像位置相同). 向量总变分方法参数 $\lambda = 0.5$, 自适应向量总变分方法参数 $\lambda_0 = 0.1$. 由图 3 和表 2 可知, 自适应向量总变分方法(最右端图像)在抑制相干斑噪声同时有效地保持了图像中强点目标特征.

表 2 RADARSAT-2 多时相图像处理结果评价指标比较
Table 2 Comparison of index for multi-temporal RADARSAT-2 image denoising

指标评价		原始图像	文献[2]方法	向量总变分方法	自适应向量总变分方法	
等效视数	时相:2008-04-02	13.00	26.92	61.06	64.46	
	时相:2008-05-03	15.73	23.97	52.53	57.53	
分辨率	时相:2008-04-02	距离向	2.22	2.27	2.24	1.63
		方位向	1.35	2.12	1.24	1.20
	时相:2008-05-03	距离向	2.16	2.30	2.32	2.09
		方位向	1.67	2.16	1.47	1.41

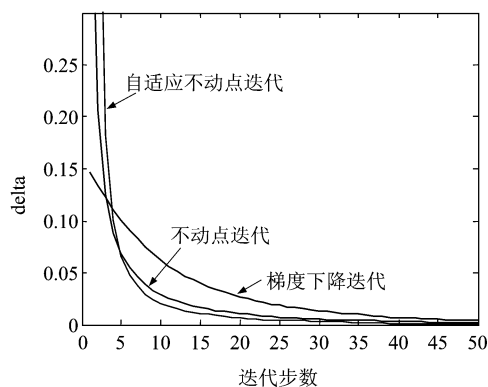


图 4 各迭代算法的收敛曲线
Fig. 4 Convergence curve of different iterative algorithms

4.2 算法收敛性与收敛速度

图 4 给出了求解向量总变分模型的最速梯度下降迭代算法(迭代步长 $\delta = 0.2$)、不动点迭代算法(8)和求解自适应向量总变分模型的不动点迭代算法(16)的收敛曲线(以第一组多极化图像为例). 横坐标表示迭代步数(50 步), 纵坐标表示相邻两幅迭代图像差的均方. 三种迭代算法均能收敛, 从而验证

了定理 1 和定理 3, 且不动点迭代算法的收敛速度要快于最速梯度下降迭代算法. 大量实验结果表明, 对于迭代格式(8)和(16), 迭代步数在 15 ~ 20 步后便能得到近似最优解(与更多次迭代图像无视觉差别), 4.1 节中的两组多通道数据试验均迭代 20 步.

5 结束语

本文主要研究了快速求解向量总变分模型的不动点迭代算法, 并将其用于多通道 SAR 图像滤波处理, 在实现多通道 SAR 图像滤波的同时保持甚至增强 SAR 图像的分辨率. 需要指出的是, 本文的侧重点是多通道滤波, 而非分辨率增强, 要得到更好的分辨率增强效果可考虑采用逆扩散滤波思想^[10]或增加 l_k 正则化项^[11]进行处理. 此外, 如何将向量总变分方法扩展到向量值函数空间上的高维偏微分方程方法是有待进一步开展的工作.

REFERENCES

- [1] Bruniquel J, Lopes A. Multi-variate optimal speckle reduction in SAR imagery[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1997, **18**(3): 603 - 627.
- [2] Quegan S, Yu J J. Filtering of multi-channel SAR images [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 2001, **39**(11): 2373 - 2379.
- [3] Rudin L, Osher S, and Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Phys. D*, 1992, **60**: 259 - 268.
- [4] Chambolle A, Lions P L. Image recovery via total variation minimization and related problems [J]. *Numer. Math.*, 1997, **76**: 167 - 188.
- [5] Chan T F, Shen J H. Image processing and analysis: variational, PDE, wavelet and stochastic methods[M]. SIMA: Philadelphia, 2005.
- [6] Sapiro G, Ringach D L. Anisotropic diffusion of multi-valued images with applications to color filtering [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1996, **5**(11): 1582 - 1586.
- [7] Blomgren P, Chan T F. Color TV: total variation methods for restoration of vector-valued images [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1998, **7**(3): 304 - 309.
- [8] Bresson X, Chan T F, Fast minimization of the vectorial total variation norm and applications to color image processing [R]. *UCLA CAM Report*, 2008.
- [9] ftp://ftp.mda.ca/Fine%20Quad-Pol%20Dataset/ [DB].
- [10] XIE Mei-Hua, WANG Zheng-Ming. Nonlinear diffusion equation for image denoising based on SAR amplitude and gradient information [J]. *J. Astronautics* (谢美华, 王正明. 基于 SAR 图像幅度与梯度综合信息的非线性扩散去噪方法. *宇航学报*), 2006, **27**(2): 83 - 87.
- [11] WANG Wei-Wei, WANG Zheng-Ming. A fast and adaptive method for SAR complex image denoising based on l_k norm regularization [J]. *Science in China Series F* (王卫威, 王正明. 基于 l_k 范数正则化的 SAR 复图像域快速自适应去噪方法. *中国科学 F 辑*), 2009, **52**(1): 138 - 148.