

在多尺度 Contourlet 域中的 SAR 图像正则化超分辨

王 强, 彭国华, 陈 晓

WANG Qiang, PENG Guo-hua, CHEN Xiao

西北工业大学 理学院, 西安 710072

School of Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

E-mail: chenxiao0318@163.com

WANG Qiang, PENG Guo-hua, CHEN Xiao. Regularized SAR image super-resolution reconstruction based on multi-scale Contourlet-domain. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(3): 186-188.

Abstract: Aiming at the reconstruction of SAR image super-resolution, a regularization model based on multi-scale contourlet-domain is established. When choosing the regularization parameter, an adaptive method is proposed which needn't the noise and prior information of image, and enhances the veracity of the regularization parameter. The algorithm's convergence is improved by FR conjugate gradient method. Compared with regularization algorithm in spatial domain and wavelet domain, computer simulations show that the proposed approach in this paper can properly retrieve the main information of original image and is superior to the other two methods.

Key words: super-resolution reconstruction; SAR image; regularization; Contourlet transformation

摘 要: 针对 SAR 图像超分辨重构问题, 建立了基于多尺度 Contourlet 域的正则化模型。在选取正则化参数时, 提出一种自适应确定方法, 该方法无需知道噪声大小和图像的先验知识, 提高了确定正则化参数的准确性; 求解模型时用 FR 共轭梯度法来改善算法的收敛性。将该算法分别与空域中正则化算法和小波域中正则化算法进行了比较, 仿真实验结果表明, 该算法较好地再现了各种边缘信息, 其重构结果均优于其他两种方法。

关键词: 超分辨重构; SAR 图像; 正则化; Contourlet 变换

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.03.057 文章编号: 1002-8331(2010)03-0186-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

1 引言

分辨率是衡量 SAR 图像质量最重要的参数之一, 即分辨率越高, 人们从图像中获取的关于目标的信息就越丰富, 因此得到 SAR 的高分辨率图像十分重要。然而由于受到成像条件与成像系统分辨率的限制, 不可能获得清晰度很高的图像, 而改进和更新硬件所需周期长、成本高, 而且受限于技术的发展^[1]。为此可以在不改变卫星图像探测系统的前提下, 通过数据处理方式来实现低分辨图像的超分辨重构技术, 对缓解实际需求及硬件的压力非常有意义。

图像超分辨重构可以看作病态问题, 而正则化方法源于数学中反问题的求解, 可以将病态问题转化为适定问题, 用一族与原问题相临近的适定问题的解去逼近原问题的真解。为此正则化具有普遍适用性^[2-4]。

目前, 基于小波变换的图像超分辨复原方法受到关注^[5-6]。然而小波可以最优逼近一维信号的点奇异, 但是对于二维图像中的线奇异或面奇异, 小波却不能最优地表示, 针对该局限性, 近年来新兴的多尺度 Contourlet 变换可以很好地解决该问题^[7]。鉴于在 Contourlet 域中进行超分辨率复原比小波域中更有利于保持图像的边缘特性, 在 Contourlet 域中对 SAR 图像进行超分

辨研究, 建立了 Contourlet 域中的正则化模型; 在选取正则化参数时, 提出一种自适应方法, 该方法区别于文献[6], 无需知道噪声大小和图像的先验知识; 最后为了改善算法的收敛性, 用 FR 共轭梯度法来求解正则化模型。

2 SAR 图像退化模型

SAR 图像成像模型为:

$$g = DBf + n \quad (1)$$

其中 $f_{(rN \times rN, 1)}$ 、 $g_{(N \times N, 1)}$ 和 $n_{(N \times N, 1)}$ 分别为待复原 SR 图像, 退化图像及其加性噪声的行排矢量, r 为分辨率。矩阵 $D_{(N \times N, 2N \times 2N)}$ 、 $B_{(2N \times 2N, 2N \times 2N)}$ 分别为成像系统的下采样算子和模糊算子, D 由下采样率确定, B 与点扩散函数 (PSF) 有关。

令 $H = DB$, 式 (1) 变为:

$$g = Hf + n \quad (2)$$

3 成像退化模型在 Contourlet 域中的描述

3.1 基于 Contourlet 变换的图像分析

为了捕获图像中的二维或更高维奇异性, M.N.Do 和 Mar-

基金项目: 国家自然科学基金 (the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60672135)。

作者简介: 王强 (1985-), 男, 硕士, 主要研究领域为计算机图形学、图像处理; 彭国华, 男, 教授, 博导, 主要研究领域为计算机图形学、计算机辅助几何处理、计算机图像处理; 陈晓, 女, 硕士, 主要研究领域为计算机图形学、图像处理。

收稿日期: 2008-07-28

修回日期: 2008-10-08

tin Vetterli 于 2002 年提出了 Contourlet 变换^[7]。该变换是一种多尺度、各向异性的图像表示方法, 能有效地表示图像中的轮廓信息, 解决了由一维小波通过张量积形成的二维可分离小波变换只能很好地捕获一维信号点奇异性、不能很好地捕捉图像中线奇异性的不足, 能更稀疏的表示图像中的轮廓特征。

Contourlet 变换将尺度分析和方向分析分步进行。首先, 该变换对原始图像进行 LP 分解, 生成一路低通子图像和一路带通子图像, 其中, 带通子图像是原始图像和预测图像的差图像。然后利用 DFB 对生成的带通图像进行 $d_i (d_i=1, 2, \dots, n, i=1, 2, \dots, p)$ 级方向分解, 将频域分解成为 2^d 个楔型子带。对前一次 LP 分解生成的低通采样信号可以进行进一步的 LP 分解, 这个过程可以进行 $p (p=1, 2, \dots, n)$ 次迭代, 并且每层中的方向分解级数 2^d 可以不同。变换中, LP 变换对图像进行对尺度分解以“捕获”点奇异, 接着由方向滤波器组将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数。因此, Contourlet 变换的最终结果是用类似于线段的基结构来逼近原图像。图 1 给出了 Tank (512×512) 图像的 Contourlet 变换子图像。

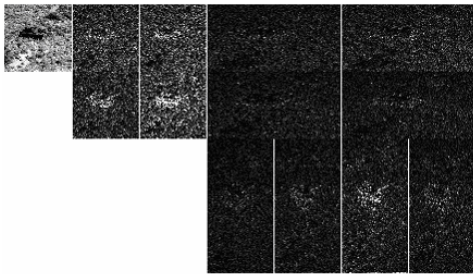


图 1 Truck (512×512) 图像的 Contourlet 变换子图像

由此可见, Contourlet 变换提供了一种多分辨率、各向异性的图像表示方法, 能有效地捕捉图像中的奇异信息, 如曲线和轮廓等特征。因此, 在 Contourlet 变换域进行超分辨率复原比小波更有利于保持图像的边缘特性。

3.2 图像退化模型的 Contourlet 域描述

对式(2)两边进行 Contourlet 变换, 可得 Contourlet 域描述:

$$C_g g = C_g H C_f^T C_f f + C_g n \quad (3)$$

其中 C 为 Contourlet 变换矩阵。

令 $\tilde{g} = C_g g, \tilde{f} = C_f f, \tilde{n} = C_g n, \tilde{H} = C_g H C_f^T$, 则式(3)变为:

$$\tilde{g} = \tilde{H} \tilde{f} + \tilde{n} \quad (4)$$

\tilde{g} 为观测图像在 Contourlet 变换后的尺度和 Contourlet 系数向量; \tilde{f} 为原始图像经过模糊和下采样后, Contourlet 变换之后的尺度和 Contourlet 系数向量; \tilde{n} 为加性噪声在 Contourlet 变换后的尺度和 Contourlet 系数向量。 \tilde{H} 为矩阵 H 在 Contourlet 域中的描述。

4 Contourlet 变换域中正则化模型的建立

一般情况下空域中则化模型为:

$$L(f) = \|g - Hf\|_2^2 + \alpha \|Cf\|_2^2 \quad (5)$$

其中 C 为拉普拉斯算子。

由式(4)可以得到 Contourlet 域中正则化模型的数据逼近项: $\|\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f}\|_2^2$, 形式与式(5)中第一项一致。

在 Contourlet 域中, 将式(5)的图像先验模型 $\|Cf\|_2^2$ 可以描述为: $\|\tilde{C}\tilde{f}\|_2^2$, 其中 $\tilde{C} = C_g D C_f^T, \tilde{f} = C_f f$ 。

最后建立 Contourlet 域中的正则化模型, 可以通过如下目标函数的最小化来实现:

$$L(\tilde{f}) = \|\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f}\|_2^2 + \alpha \|\tilde{C}\tilde{f}\|_2^2 \quad (6)$$

观察式(6), 该式的形式与式(5)一致。由于 $\|\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f}\|_2^2$ 是严格凸的, $\|\tilde{C}\tilde{f}\|_2^2$ 也是严格凸的, 所以 Contourlet 域中的目标函数式(6)为凸函数, 有全局最优解。

α 是式(6)中两项的权衡因子, 它对图像超分辨的好坏有着直接的影响, 合理地选择 α 可以保证解的全局最优和算法的收敛性, 因此对 α 的选择是非常重要的。文献[6]根据图像特性和图像中的噪声来选取 α 的值, 通过多次实验来确定, 这样不仅耗费大量时间, 而且很难确定 α 的准确值。为了解决上述问题, 在 Contourlet 域提出一种 α 的自适应确定方法。该方法无需知道噪声的大小和图像的先验知识, 将 α 视为 \tilde{f} 的函数, α 的选取与图像复原的迭代运算同步进行, 当复原图像获得最优解时, α 也达到了最优选择。

选取 $\alpha = \alpha(\tilde{f})$ 时, 要保证 $L(\tilde{f})$ 仍为凸函数, 这样超分辨问题才有全局最小解。

如果正则参数满足以下 2 个属性:

(1) $\alpha(\tilde{f})$ 为关于 $L(\tilde{f})$ 的线性、单调递增函数

$$\alpha(\tilde{f}) = f(L(\tilde{f})) = \gamma L(\tilde{f}) \quad (7)$$

$$\text{即 } \alpha(\tilde{f}) = \frac{(\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f})^T (\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f})}{\frac{1}{\gamma} - \|\tilde{C}\tilde{f}\|_2^2} \quad (8)$$

$$(2) \frac{\partial f(L)}{\partial L} < \frac{1}{\|\tilde{C}\tilde{f}\|_2^2} \quad (9)$$

则 $L(\tilde{f})$ 仍为凸函数。

正则参数满足的这 2 个属性, 文献[8]已经给出了空域中的具体证明。由于该文建立的 Contourlet 域正则化模型与空域中正则化模型形式基本一致, 所以正则化参数也应该满足上面的 2 个条件。

5 模型求解

采用 FR 共轭梯度法对极小化问题式(6)进行求解, 其基本思想是: 为求代价函数 $L(\tilde{f})$ 的极小值点, 从变量空间的某点 \tilde{f}^k 出发, 沿此点的负梯度方向求它的极小值点 \tilde{f}^{k+1} , 在一定的条件下, \tilde{f}^k 收敛于极小值点。由于共轭梯度法的线性搜索运算保证了迭代产生的点列的代价函数是单调下降的, 经过线性迭代后, 一定能得到代价函数的极小值点, 即能得到超分辨图像的近似解。

对于目标函数 $L(\tilde{f}) = \|\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f}\|_2^2 + \alpha \|\tilde{C}\tilde{f}\|_2^2$, 在向量 \tilde{f} 方向上的梯度为:

$$\nabla L(\tilde{f}) = \tilde{H}^T (\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f}) + \alpha \tilde{C}^T \tilde{C}\tilde{f} \quad (10)$$

$$\text{其中 } P_{k+1} = -\nabla L(\tilde{f}_{k+1}) + \frac{\|\nabla L(\tilde{f}_{k+1})\|_2^2}{\|\nabla L(\tilde{f}_k)\|_2^2} P_k \quad (11)$$

采用如下迭代公式求解:

$$\tilde{f}_{k+1} = \tilde{f}_k + \beta_k P_k \quad (12)$$

$$\alpha^k = \frac{(\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f}_k)^\top (\tilde{g} - \tilde{H}\tilde{f}_k)}{\frac{1}{\gamma} - \|\tilde{C}\tilde{f}_k\|_2^2} \quad (13)$$

$$P_0 = -\nabla L(\tilde{f}_0) \quad (14)$$

β_k 满足:

$$L(\tilde{f}_k - \beta_k P_k) = \min L(\tilde{f}_k - \beta P_k) \quad (15)$$

算法描述如下:

步骤 1 置迭代计数 $k=0$, 对低分辨率图像进行双线性内插, 得到一个 $2N \times 2N$ 大小的图像, 对这个图像进行 Contourlet 变换后作为初始迭代图像 \tilde{f}_0 , 精度 $\varepsilon=10^{-6}$ 。

步骤 2 利用式(10)~式(15), 根据 FR 共轭梯度法求解式(6), 得 \tilde{f}^{k+1} 。

步骤 3 若 $\|\nabla L(\tilde{f}_{k+1})\|_2^2 \leq \varepsilon$, 转步骤 4; 否则, 转步骤 2。

步骤 4 对 \tilde{f}^{k+1} 作 Contourlet 逆变换, 得超分辨图像 f 。

6 实验结果分析

实验是在 IBM 计算机(奔腾 4, CPU 3.00 GHz, 内存 526 MB)上进行的, 编程环境是 Matlab 7.0。仿真实验中, 用方差为 $\sigma_x^2 = \sigma_y^2 = 2.0$ 的高斯函数 $h(x, y) = \frac{1}{4\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_x\sigma_y}\right\}$ 对 Tank 图像卷积模糊(卷积核为 5×5), 然后下采样(水平和垂直方向采样因子均为 4), 并添加加性高斯白噪声使信噪比(SNR)为 20 dB, 生成实验用的降质低分辨率图像。

该文算法分别与空域中正则化算法和小波域中正则化算法进行了比较。实验中, 小波和 Contourlet 分解级数均为 3, 其中 Contourlet 的每层方向分解级数为 2^d , $p=3, d_1=3, d_2=2, d_3=2$ 。小波分解和重建时采用 Daubechie 小波, Contourlet 分解和重建时采用 '9/7' 滤波器。

对于重建图像结果的评价, 一般分为两种: 一种是主观性评价, 考虑人眼对恢复图像细节的感受; 另一种是客观定量分析, 一般采用均方误差(MSE)和峰值信噪比(PSNR)。

恢复图像 \hat{f} 与真实图像 f 的均方误差(MSE), 用 R_{MSE} 表示为:

$$R_{MSE} = \frac{1}{N} \|\mathbf{f} - \hat{\mathbf{f}}\|_2^2$$

PSNR(单位: dB, 用 R_{PSNR} 表示)的表示形式为:

$$R_{PSNR} = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{N} \|\mathbf{f} - \hat{\mathbf{f}}\|_2^2}$$

其中 N^2 为像素总数。

图 2 为 Tank 图像超分辨重构的结果, 表 1 为各种超分辨重建算法的比较。通过对比可以看出, 不管是从视觉上还是从客观分析方面, 小波方法和该文算法均优于空域正则化方法, 但是时间上却稍大于空域正则化方法, 这是由于小波方法和该文算

法在计算量上要增加多尺度分解和重构的过程。在视觉上, 该文算法和小波方法相差无几(见图 2), 但均方误差和峰值信噪比均有一定程度的提高, 时间上也相差不大(见表 1)。

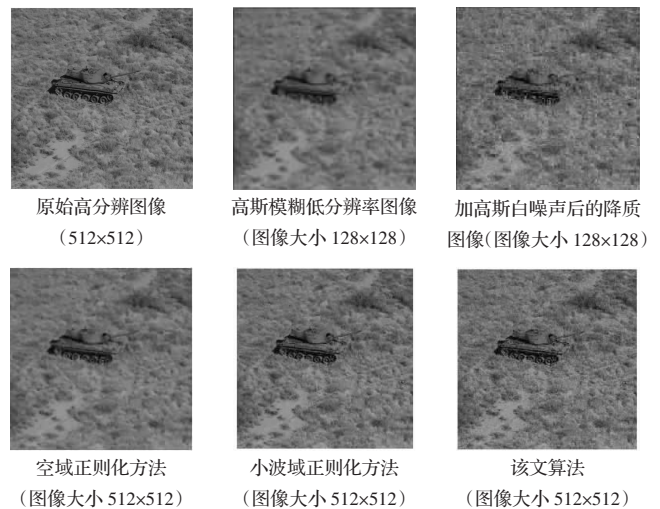


图 2 Tank 超分辨重构结果

表 1 超分辨重建算法的比较($\sigma=2, \text{SNR}=20 \text{ dB}$)

超分辨算法	MSE/(%)	PSNR/dB	Time/s
空域正则化方法	11.56	26.08	22.12
小波域正则化方法	6.64	36.12	23.40
该文算法(Contourlet 域)	5.42	38.78	23.52

7 结论

将空域中 SAR 的成像模型转化到多尺度 Contourlet 域中, 并结合空域正则化模型建立了 Contourlet 域的正则化模型。在选取正则化参数时, 在无需知道噪声大小和图像的先验知识的前提下, 提出一种自适应确定方法。最后用 FR 共轭梯度法来改善算法的收敛性。仿真实验中, 将该文算法分别与空域中正则化算法和小波域中正则化算法进行了比较, 实验结果表明, 该文算法具有较好的重构结果。

参考文献:

- [1] Mallat S.A wavelet tour of signal processing [M].CA:Academic Press, 1998.
- [2] Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: A technical overview[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 21-36.
- [3] 沈焕锋, 李平湘, 张良培. 一种基于正则化技术的超分辨影像重建方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(4): 436-440.
- [4] 苗晴, 唐斌兵, 周海银. 空域中基于正则化技术的有效图像复原算法[J]. 系统工程, 2005, 23(11): 91-94.
- [5] Belge M, Kilmer M E, Miller E L. Wavelet domain image restoration with adaptive edge-preserving regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(4): 597-608.
- [6] 张新明, 沈兰荪. 在小波变换域内实现图像的超分辨率复原[J]. 计算机学报, 2003, 26(9): 1183-1189.
- [7] Do M, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 14(12): 2091-2106.
- [8] 耿东芳, 叶正麟, 马磊. 基于结构相似度的单幅图像正则超分辨复原[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(22): 34-37.