

基于 l_k 范数正则化的SAR图像目标特征增强

汪雄良 王正明

(国防科技大学理学院数学与系统科学系 长沙 410073)

摘要 增强 SAR 图像的目标特征对自动目标识别等具有重要意义。该文改进了一种基于 l_k 范数正则化方法,并用于 SAR 图像目标特征增强。该方法通过开发利用符合 SAR 图像统计特性的先验知识,构造附加约束,把图像目标特征增强问题规划为形式简单的最优化问题,并利用一种迭代算法进行快速求解。仿真和实测数据计算结果证实了该方法的有效性。

关键词 SAR 图像, 特征增强, l_k 范数, 正则化

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)09-1594-04

Target Feature-Enhanced of SAR Image Based on Regularization of l_k Norm

Wang Xiong-liang Wang Zheng-ming

(Department of Mathematics, Institute of Science, National University of Defence Technology, Changsha 410073, China)

Abstract Target feature-enhanced processing of SAR image is meaningful to SAR ATR. One regularization method based on l_k norm used for target feature-enhanced of SAR image is discussed in this paper. This method exploits the useful prior information which is well consistent to the statistically property of SAR image, makes up the additional constraint condition, turns the problem of target feature-enhanced processing of SAR image into the simple-formed optimization problem. A fast iterative algorithm is proposed to solve the optimization problem. The Simulation results and computational results of measured data prove its validity.

Key words SAR image, Feature-enhanced, l_k norm, Regularization

1 引言

一般来说,在 SAR 图像获取过程中有两大类因素导致获取到的图像模糊、分辨率低,进而图像质量不高。其一是 SAR 系统的分辨率有局限,不能达到期望的要求,改进或更新设备不但代价高昂而且受制于技术限制;其二就是获取过程中不可避免的一些干扰因素,如平台的非理想运动、大气扰动、成像条件、相对运动和系统噪声等等,它们会造成图像的模糊、散焦和几何变形,使得分辨率和图像质量进一步降低。因此通常得到的观测图像都是原始场景降质后的结果。而广义的图像增强就是指通过对收集到的信号进行处理来凸显原图像中不够清晰的细节信息,使得处理后的图像更加便于人眼理解或机器识别。因此图像增强可以视为一种特殊的图像复原,在模糊机理完全未知的情况下用来提高图像的视觉质量。对于 SAR 而言,所成图像的细节越丰富,则后续的目标检测和识别性能会提高,因此,增强 SAR 图像的目标特征对于 SAR 图像解译和自动目标识别具有重要意义。

文献[1]提出了一种相位历史域上的基于 l_k ($0 < k \leq 1$) 范数正则化的 SAR 特征增强的成像方法。这种方法首先将图像域的复数据返回到相位历史域,在相位历史域建立观测模型,通过附加能量类型的约束条件,把特征增强的 SAR 成像问题规划为带约束的优化问题。文献[1]指出:基于

l_k ($0 < k \leq 1$) 范数正则化方法在待恢复的目标满足 Nearly black^[2]条件下(即场景中只包含少数亮点)能获得比传统线性方法更高的分辨率和更低的噪声水平。文献[2,3]对满足 Nearly black 条件下信号超分辨重构的可能性进行了证明。由于文献[1]所提出的方法是基于相位历史域的观测信号,因此它需要已知 SAR 成像投影算子。实际应用中需要先将数据返回到相位历史域,依据 SAR 成像参数,构造出 SAR 成像投影算子。显然,构造 SAR 成像投影算子需要花费相当的计算量;同时,在构造 SAR 成像投影算子过程中,任何一个环节中所引入的误差必将严重影响成像的效果。另外,文献[1]对范数 k 和正则化参数的选取方法都没有给出说明,这些参数值选取的是经验值。

借鉴文献[1]的正则化思想,并针对其不足,本文研究了一种功率图像域上(灰度值 0~255)的基于 l_k ($0 < k < 2$) 范数正则化方法,并应用于 SAR 图像增强。本文还从统计的角度证明了范数 k 选取和广义高斯分布形状参数的统一,从而使得范数 k 的选取更符合实际工程背景。基于 l_k 范数正则化方法直接对 SAR 功率图像进行处理,通过附加稀疏性约束,把图像目标特征增强问题规划为形式简单的最优化问题,并利用一种迭代算法进行快速求解。仿真和实测数据计算结果证实了该方法的有效性。

2 优化问题

假设 g 代表其观测图像, f 代表增强后的目标图像,我们通常将二维矩阵 f , g 按列方向堆叠成一维列向量的形式。

2005-01-10 收到, 2005-06-13 改回
国家自然科学基金(60272013)和 2001 年全国优秀博士论文作者专项基金项目(200140)资助课题

SAR成像场景是雷达波束照射区域内的地面目标散射体,通常地面目标散射体依据其相对雷达工作波长的大小可分成点目标散射体和扩展的面目标散射体两类。点目标散射体是一些相对工作波长较小的、能够用点散射体近似代表其散射特性的目标,如地面上的车辆、建筑物等。它们在图像上的表现一般为一些强散射点。面目标散射体是一些相对工作波长较大的、均匀同质的目标,如森林、农田、平原等。它们在图像上的表现一般为一些弱散射均匀区域。在SAR军事应用中,人们通常更关心点目标散射体。对于实测的SAR图像中所关心的目标区域,可以通过截取的方法使得成像场景中只有少数几个强点目标散射体存在,即满足Nearly black条件^[1,2]。基于 l_k 范数正则化方法通过将先验知识作为附加约束,把图像特征增强问题转化为带线性不等式约束的非线性最小化问题:

$$\min h(\mathbf{f}), \text{ s.t. } |\mathbf{f} - \mathbf{g}| \leq \varepsilon \quad (1)$$

其中 ε 定义为数据拟合的误差界。目标函数 $h(\mathbf{f})$ 的选择控制着解的形式。由于我们想要得到的增强图像是稀疏的,因此, $h(\mathbf{f})$ 的选择应是有关解的稀疏性测度。即找到具有最稀疏结构的解满足 $|\mathbf{f} - \mathbf{g}| \leq \varepsilon$ 。稀疏性通常用 l_0 范数来度量,即计算向量中非零元的个数。 $\|\mathbf{x}\|_0 = \#\{j: \mathbf{x}_j \neq 0\}$ 。但是 l_0 范数是非凸的,且 l_0 范数对噪声非常敏感。因此用 l_0 范数来度量稀疏性在实际中不便于处理。尽管 l_2 范数是凸的,但与 l_k ($0 < k < 2$) 范数相比,后者具有更好的稀疏性^[1]。因此本文考虑 l_k ($0 < k < 2$) 范数。为此我们取 $h(\mathbf{f}) = \|\mathbf{f}\|_k^k$ ($0 < k < 2$)。它有助于抑制背景杂波和噪声,降低图像旁瓣,保护和增强目标强散射点的可分辨性。因此式(1)即为以下带约束的优化问题:

$$\min h(\mathbf{f}) = \sum_{i=1}^N |f_i|^k, \text{ s.t. } |\mathbf{f} - \mathbf{g}| \leq \varepsilon \quad (2)$$

将以上带约束的优化问题转化成无约束的优化问题即得:

$$\min_f [\|\mathbf{g} - \mathbf{f}\|_2^2 + \lambda_1^2 \|\mathbf{f}\|_k^k] \quad (3)$$

上式第1项为数据拟合度,第2项为正则项,反映采用的先验信息,即控制着解的稀疏性质。 λ_1 为正则化参数,也是一个权衡参数,谋求信号拟合程度和稀疏性之间的折衷。本文将在下一节讨论范数 k 和正则化参数的自动选择问题。

3 范数 k 和正则化参数 λ_1 的选取及其统计解释

由工程实践可知,对于大多数含有稀疏目标的SAR图像,其直方图均具有明显的重尾分布特性^[4]。因此,可以用广义Gauss分布函数对其直方图进行拟合,作为SAR图像的先验分布。广义Gauss分布密度函数形式为

$$f(x) = a \exp(-b|x - u|^r) \quad (4)$$

其中

$$b = \frac{\sqrt{\Gamma(3/r)}}{\sigma \sqrt{\Gamma(1/r)}}, \quad a = \frac{br}{2\Gamma(1/r)}$$

u 为随机变量的均值, σ 为方差, r 表征形状参数,为一正常数,则 $f(x)$ 就称为广义 Gauss 密度函数。形状参数 r 决定着广义 Gauss 密度函数的‘尾巴’特性。特别地,当 $r=2$ 时, $f(x)$ 就成为最常见的 Gauss 型密度函数;当 $r=1$ 时, $f(x)$ 就是 Laplace 分布的密度函数。

对于单峰的直方图,可以用式(4)进行拟合,其中均值 u 就是直方图的峰值所对应的横坐标,而方差 σ 可以下式估计

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - u)^2}{n} \quad (5)$$

参数 r 的估计是一个非线性过程,可在最小化拟合残差的准则下,利用优化工具进行迭代搜索。

下面,我们从 Bayes 角度解释特征增强问题。对模型 $\mathbf{g} = \mathbf{f} + \mathbf{w}$, 在先验分布给定的条件下, \mathbf{f} 的最大后验 (MAP) 估计为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{f}}_{\text{MAP}} &= \arg \max_{\mathbf{f}} [\log(p_{\mathbf{g}|\mathbf{f}}(\mathbf{g}|\mathbf{f}))] \\ &= \arg \max_{\mathbf{f}} [\log(p_{\mathbf{g}|\mathbf{f}}(\mathbf{g}|\mathbf{f})) + \log(p_{\mathbf{f}}(\mathbf{f}))] \end{aligned}$$

对模型 $\mathbf{g} = \mathbf{f} + \mathbf{w}$, 假定在预处理中已进行中心化,即定义 $\mathbf{f} \triangleq \mathbf{f} - u$ 。由

$$\begin{aligned} p_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}) &\propto \exp\left(-\frac{\|\mathbf{w}\|_2^2}{2\sigma_{\eta}^2}\right); \quad p_{\mathbf{g}|\mathbf{f}}(\mathbf{g}|\mathbf{f}) \propto \exp\left(-\frac{\|\mathbf{g} - \mathbf{f}\|_2^2}{2\sigma_{\eta}^2}\right); \\ p_{\mathbf{f}}(\mathbf{f}) &\propto a \exp\{-b|\mathbf{f}|^r\} \end{aligned}$$

故

$$\hat{\mathbf{f}}_{\text{MAP}} = \arg \min_{\mathbf{f}} \left[\frac{\|\mathbf{g} - \mathbf{f}\|_2^2}{2\sigma_{\eta}^2} + b^r \sum_i |f_i|^r \right]$$

取 $\lambda_1^2 = 2\sigma_{\eta}^2 \cdot b^r$, 则

$$\hat{\mathbf{f}}_{\text{MAP}} = \arg \min_{\mathbf{f}} \left[\|\mathbf{g} - \mathbf{f}\|_2^2 + \lambda_1^2 \|\mathbf{f}\|_r^r \right] \quad (6)$$

由上式可见,由最大后验准则得到的目标函数与前面所述的优化问题中的目标函数是一致的。广义 Gauss 密度函数的形状参数 r 正是优化问题中的范数 k 。正则化参数 λ_1 的取值与噪声方差 σ_{η}^2 、目标先验分布的方差 σ 和形状参数 r 的估计密切相关。从分布函数的特性可知,是分布函数的重尾特性使得在大的点目标回波散射系数处有更大的概率,这样就有利于噪声抑制和目标散射增强。

4 优化问题的数值求解

首先,为了避免 l_k 范数在零点处不可导,我们给出 l_k 范数的平滑近似^[5]

$$\|\mathbf{z}\|_k^k \approx \sum_{i=1}^K \left((|z_i|^2 + \varepsilon)^{k/2} - \varepsilon^{k/2} \right)$$

其中 K 为向量 \mathbf{z} 的长度, $\varepsilon > 0$ 为非常小的常数(本文取 $\varepsilon = 10^{-6}$)。以下设 \mathbf{f} 为 $N \times 1$ 向量, \mathbf{D} 为 $N \times N$ 矩阵。令

$$J_{\varepsilon}(\mathbf{f}) = \|\mathbf{g} - \mathbf{f}\|_2^2 + \lambda_1^2 \sum_{i=1}^N \left((|f_i|^2 + \varepsilon)^{k/2} \right) \quad (7)$$

显然当 $\varepsilon \rightarrow 0$ 时, $J_{\varepsilon}(\mathbf{f}) \rightarrow J(\mathbf{f})$ 。故以下用数值方法求解最

小化 $J_\epsilon(f)$ 。

由式(7)可得

$$\nabla J_\epsilon(f) = H(f)f - 2g \tag{8}$$

其中 $H(f) = 2E + k\lambda_1^2 A_1(f)$, $A_1(f) = \text{diag}\left(\frac{1}{(|f_i|^2 + \epsilon)^{1-k/2}}\right)$,

diag 表对角阵; E 为 $N \times N$ 单位矩阵。

由式(8), 用牛顿法建立迭代算法:

$$H(\hat{f}^{(n)})\hat{f}^{(n+1)} = (1-\gamma)H(\hat{f}^{(n)})\hat{f}^{(n)} + 2\gamma g$$

其中 γ 为迭代步长。通常取 $\gamma=1$ 。记 $v = 2g$, 用共轭梯度法求解

$$H(\hat{f}^{(n)})\hat{f}^{(n+1)} = v \tag{9}$$

迭代初值可取 $\hat{f}^{(0)} = g$, 共轭梯度法的终止条件由 $\|\hat{f}^{(n+1)} - \hat{f}^{(n)}\|_2 / \|\hat{f}^{(n)}\|_2 < \delta_{CG}$ 控制(本文取 $\delta_{CG} = 10^{-3}$), 这样即可得到优化问题的解。

由于式(9)中系数矩阵 $H(\hat{f}^{(n)})$ 的稀疏性和半正定性, 给定迭代初值, 通过迭代算法可以快速高效地求解。同时实验结果表明, 该算法对算法初值 $\hat{f}^{(0)}$ 的选取不敏感, 迭代算法总能收敛到全局最优值。

5 实验结果

(1)基于聚束式 SAR 成像模式仿真产生 4 个理想点目标图像。首先产生 32×32 的相位历史数据(频率-方位角域), 通过极坐标到直角坐标的插值, 添加根方差 $\sigma=0.5$ 的复高斯白噪声, 添零到 128×128 , 最后用传统 FFT 方法成像得到复图像, 进而通过量化得到功率图像(灰度值范围 $0 \sim 255$), 如图 1(a)所示。成像仿真参数为: 中心频率 10GHz, 带宽 400MHz, 目标方位角 $[-1.15^\circ, -1.15^\circ]$ 。4 个理想点目标幅度相等且均为 $1+j$ (j 为虚数单位), 点目标之间距离为 0.42m。首先对图像直方图进行广义 Gauss 分布函数拟合, 确定范数 $k=1.1282$,

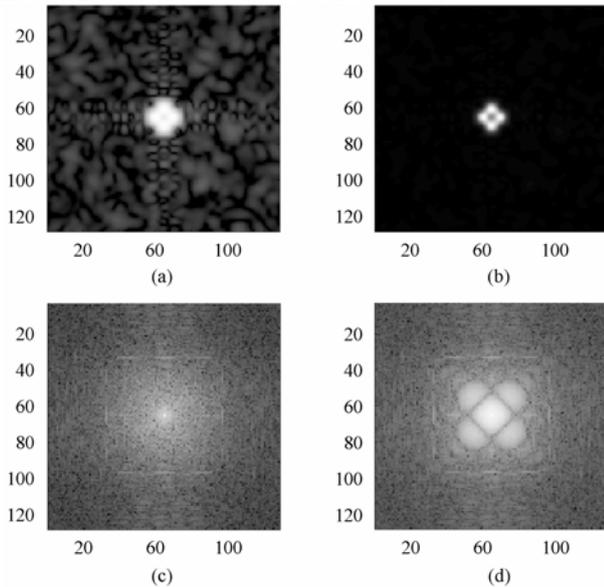


图 1 仿真理想点目标图像正则化增强结果图

(a)原图 (b)增强图 (c)原图的图谱 (d)增强图的频谱

Fig.1 Enhanced image of simulated ideal point scatterers data

(a)Original image (b)Enhanced image

(c)Spectrum of original image (d)Spectrum of enhanced image

最优正则化参数 $\lambda_1 = 1.7$ 。运用本文的正则化方法, 得到增强结果如图 1(b)所示。在配置为奔 4 Celeron(1.8G)微机上正则化处理过程耗时 3.2 s。

(2)图 2 和图 3 是两幅 MSTAR 数据库中军用车目标图像 (HB19468.JPG 和 HB19410.JPG)正则化特征增强的结果。

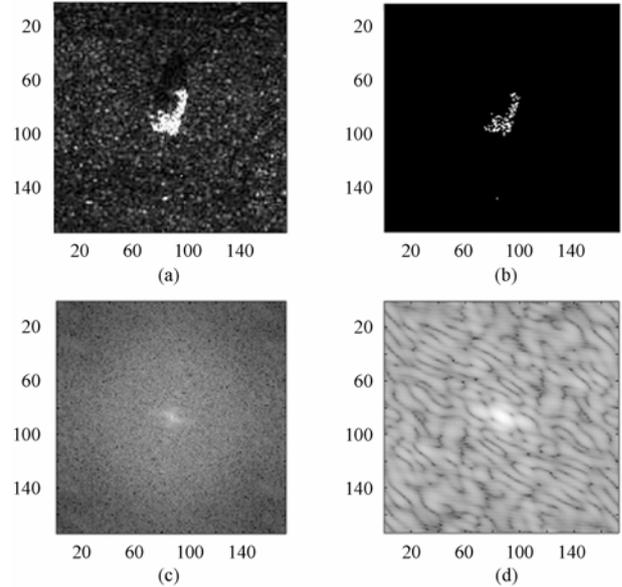


图 2 MSTAR 图像(HB19468.JPG)正则化增强结果图

(a)原图(HB19468.JPG) (b)增强图($k=0.78, \lambda_1=1.2$)

(c)原图的频谱 (d)增强图的频谱

Fig.2 Enhanced image of MSTAR data (HB19468.JPG)

(a) Original image(HB19468.JPG) (b) Enhanced image($k=0.78, \lambda_1=1.2$)

(c) Spectrum of original image

(d) Spectrum of enhanced image

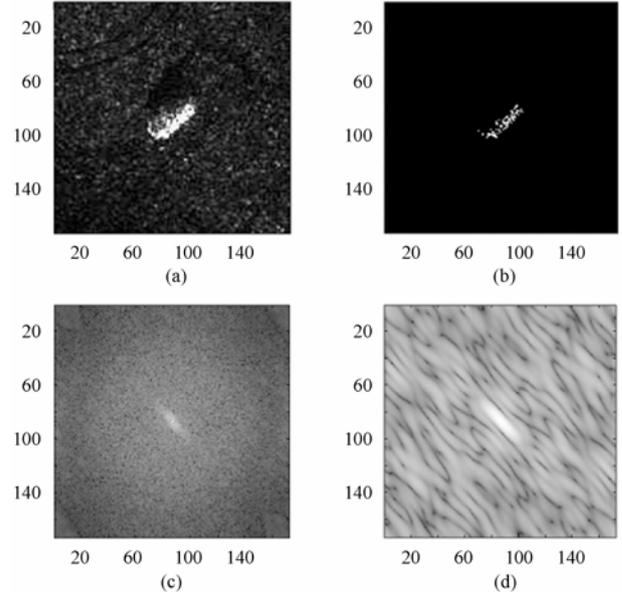


图 3 MSTAR 图像(HB19410.JPG)正则化增强结果图

(a)原图(HB19410.JPG) (b)增强图($k=1.026, \lambda_1=1.456$)

(c)原图的频谱 (d)增强图的频谱

Fig.3 Enhanced image of MSTAR data (HB19410.JPG)

(a)Original image(HB19410.JPG) (b)Enhanced image($k=1.026, \lambda_1=1.456$)

(c) Spectrum of original image

(d) Spectrum of enhanced image

从图 1, 图 2 和图 3 可见, 利用正则化方法进行特征增强处理后, 噪声得到有效抑制, 目标特征显然增强。增强图的频谱比原图的频谱明显扩展, 意味着更多的图像细节信息被恢复, 图像分辨率也显著提高。

6 结束语

本文研究了一种改进的基于 l_k 范数正则化方法, 并应用于 SAR 图像目标特征增强。该方法可直接在功率图像域快速稳定实现。附加的 l_k 范数约束条件符合 SAR 成像工程背景, 有助于保护和增强 SAR 图像中的强散射点, 达到抑制噪声和凸显目标特征的目的。仿真和实测数据计算结果表明: 该方法能有效地恢复更多的图像细节信息。本文还从统计的角度证明了范数 k 选取和广义高斯分布形状参数的统一, 从而使得范数 k 的选取以及正则化参数地选取更符合实际工程背景。本文方法适用于弱散射背景中的目标增强处理, 以提高目标的检测和识别概率。

参考文献

- [1] Cetin M, Karl W C. Feature-enhanced synthetic aperture radar image formation based on nonquadratic regularization. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001,10(4): 623-631.
 - [2] Donoho D L, Johnstone I M, Koch J C, Stern A S. Maximum entropy and the nearly black object. *J. R. Statist. Soc, Series B*, 1992, 54(1): 41-81.
 - [3] Donoho D L. Superresolution via sparsity constraints. *SIAM J. on Math. Anal.*, 1992, 23(5): 1309-1331.
 - [4] Zweig G. Super-resolution Fourier transforms by optimization and ISAR imaging. *IEE Proc. Rada .Sonar. Navigation*, 2003, 150(4): 247-253.
 - [5] Belge M, Kilmer M E, Miller E L. Wavelet domain image restoration with adaptive edge-preserving regularization. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2000, 9(4): 597-608.
- 汪雄良: 男, 1974 年生, 博士生, 研究方向为图像处理、数据融合等。
- 王正明: 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理的数学理论、数据融合等。