

SAR 复图像域上的噪声抑制和目标特征提取

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: 基于 SAR 图像的稀疏先验, 提出了一种基于 l_k 范数的复图像域正则化方法, 用于 SAR 复图像的噪声抑制和目标特征提取. 文中通过算法设计及其收敛性的研究, 保证了该方法的可行性和稳健性. 同时, 基于正则化方法与广义岭估计的契合之处, 提出了一种新的正则化参数的选取方法. 理论分析和实验结果均表明, 本文方法可操作性强, 具有有效的噪声抑制和目标特征稀疏表示寻优功能.

关键词: 合成孔径雷达; 稀疏表示; 噪声抑制; 特征提取; 正则化; 岭估计

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 12-2135-04

The Noise Suppression and Feature Extraction in SAR Complex Imagery Domain

ZHAO Xia, WANG Zheng ming

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

Abstract: For the noise suppression and target's feature extraction of the synthetic aperture radar (SAR) imagery in complex domain, a regularization method based on l_k norm is presented in SAR complex imagery domain in terms of the sparse prior of SAR imagery. The design of the algorithm and the research on its convergence assure the feasibility and robustness of this method. The coupling between the regularization method and ridge estimate afford a new idea of the choice of the regularization parameters. Numerical results demonstrate that our method can efficiently depress noise and extract the target's feature of SAR image.

Key words: SAR; sparse representation; noise suppression; feature extraction; regularization; ridge estimate

1 引言

SAR 图像在军事领域具有重大应用价值, SAR 图像的质量直接关系到遥感信息获取量的大小和质量. SAR 图像的质量越高, 识别军事目标的可能性越大、准确度越高. 噪声抑制和目标特征提取是提高 SAR 图像质量研究的一个重要方面.

SAR 领域中通常的噪声抑制方法是各种滤波方法^[1](Lee 滤波、Kuan 滤波等), 这些方法对抑制 SAR 功率图像域的乘性噪声具有较好的效果. 但是, 这些方法在抑制噪声的同时, 也降低了目标的可分辨性. 目标的特征提取可理解为降低目标的旁瓣、抑制噪声, 寻求能最优代表 SAR 图像目标的目标特征, 并使得这些目标特征更加凸显, 增大目标相对于背景杂波的对比如. 可见, 目标的特征提取问题是一个信号稀疏表示寻优问题.

本文利用正则化方法, 通过设计目标函数, 将 SAR 图像的噪声抑制和目标特征提取问题结合在一起, 将该问题转化为目标函数的最优化问题. 文中系统详细地分析了 l_k 基于范数的正则化技术的求解问题, 包括极值问题、迭代的收敛性问题、正则化参数的选取问题等等. 值得高兴的是, 本文在解决了极值、迭代收敛性问题的同时, 发现了正则化技术和统计学中岭估计的契合之处, 从而为正则化参数的选取另辟蹊径.

理论分析和实算结果均表明: 本文方法可操作性强, 具有

有效的噪声抑制和目标特征稀疏表示寻优功能, 为更准确地识别 SAR 目标提供了有效的工具.

2 SAR 复图像域上的噪声抑制和目标特征提取

通俗地说, 噪声抑制是指从观测信号中尽量去除噪声的影响, 以恢复真实信号. 但事实上, 对噪声和真实信号的理解是相对的, 两者的界定和我们实际处理的目的相关. 比如考查一幅位于树林中的坦克的图像, 如果我们的目标是坦克, 那么树林杂草等皆可认为是噪声; 反之, 如果我们的目标是树林, 则坦克便相对成为了噪声. 因此观测信号除受通常意义上的噪声(各种随机噪声)的影响外, 我们的处理目的还为其界定了一类“噪声”. 本文的目的在于提取非自然目标(如建筑物、军事武器等)的特征, 相对的杂波背景以及随机噪声皆视为“噪声”理解. 我们不妨称之为“广义噪声”. 目标特征提取的目的即是抑制广义噪声, 凸现目标特征信息.

2.1 SAR 复图像域数据模型

SAR 系统获取目标区域的后向散射信号(回波信号), 经过成像系统处理还原出目标的相对散射系数的分布, 即 SAR 图像. SAR 图像有两层含义: 复图像和功率图像. SAR 复图像是指既包含目标散射点的幅度信息, 又包含其相位信息的复数域数据, 其不是可视图像; 对复图像取模后即得到功率图像, 功率图像只包含目标散射点的幅度信息. 可见, SAR 复图

像包含有目标更多的信息,本文在复图像域上考虑 SAR 图像的噪声抑制和目标特征提取问题。

在 SAR 复图像域,一般假设噪声服从复高斯分布^[2,3],亦即

$$g = f + e \quad (1)$$

其中, g 表示 SAR 复图像域测量数据(向量形式), f 表示待求的成像场景真实目标的后向散射系数, e 表示未知噪声。

事实上, SAR 图像通常表现为少数亮点的分布,这即是说,在 SAR 图像中,除少数采样点外,其余采样点处的幅度皆为零,而所谓的“少数采样点”正是 SAR 图像目标的支撑集。基于这样的事实,在模型(1)中, f 中的元素大部分为零,我们的目标是抑制“广义噪声”、寻求 f 中能最佳表示目标的非零元素(称之为目标特征点),这即是 SAR 图像的噪声抑制和目标特征提取问题。

2.2 问题描述及数值求解方法

对于 SAR 图像的最优目标特征提取问题,“最优”体现在两个方面:表示目标特征的参数要尽量少且又能完全反映目标的特征^[4]。参数个数最少的先验信息可以表示为:

$$\min \|f\|_0 \quad (2)$$

其中 $\|f\|_0$ 是零范数,表示参数集 $f \in \mathbb{C}^M$ 中的非零元素个数。因此, SAR 复图像域上的噪声抑制和目标特征提取问题,可以转换为如下的多目标优化问题:

$$\arg \min_f \|g - f\|_2 \quad \text{and} \quad \arg \min_f \|f\|_0 \quad (3)$$

求解多目标优化问题式(3),可以转化为如下的单目标优化问题:

$$f = \arg \min_f J(f)$$

其中, $J(f)$ 为目标函数,

$$J(f) = \|g - f\|_2 + \lambda \|f\|_0 \quad (4)$$

上式中, λ 为权系数,第一项为数据拟合项,反映测量数据与模型的拟合程度;第二项为正则项,反映非零参数的个数。可见,式(4)是在拟合程度和目标特征稀疏表示之间的折衷。

由于 l^0 范数对分析噪声污染信号不具有稳健性, D. L. Donoho 提出采用 l^k ($0 < k \leq 1$) 范数代替 l^0 范数^[5], 其中

$$\|f\|_k \triangleq \left(\sum_j |f_j|^k \right)^{\frac{1}{k}}, \quad k \text{ 选取的越小,对稀疏性的要求越强。}$$

事实上, $\lim_{k \rightarrow 0^+} \|f\|_k = \|f\|_0$, 因此,当 k 取值接近 0 时, l^k 范数反映的正是参数集 f 的非零元素个数。从而,目标函数式(4)转换为:

$$J(f) = \|g - f\|_2 + \lambda \|f\|_k \quad (5)$$

定理 1 目标函数式(5)仅有一个极小值点。

证明 考虑到 $\|f\|_k$ ($0 < k \leq 1$) 在零点不可微,我们对其作光滑性近似: $\|f\|_k \approx \sum_{j=1}^{m \times n} (|f_j|^2 + \varepsilon)^{\frac{k}{2}}$, 其中, ε 是很小的正数, $m \times n$ 为向量 f 的长度, f_j 表示向量 f 的第 j 个分量。从而,目标函数又可转化为:

$$J_\varepsilon(f) = \|g - f\|_2 + \lambda \sum_{i=1}^{m \times n} (|f_i|^2 + \varepsilon)^{k/2} \quad (6)$$

注意到 $J_\varepsilon(f) \rightarrow J(f)$ ($\varepsilon \rightarrow 0^+$)。

在式(6)中, g, f 均为复值函数,将其表示为实部和虚部

的函数如下:

$$J_\varepsilon(f) = \sum_{j=1}^{M \times N} [|(f_R)_j - (g_R)_j|^2 + |(f_I)_j - (g_I)_j|^2 + \lambda \cdot (|f_R|_j^2 + |f_I|_j^2 + \varepsilon)^{k/2}] \quad (7)$$

其中, $(f_R)_j, (f_I)_j, (g_R)_j, (g_I)_j$ 分别表示向量 f, g 第 j 个分量的实部和虚部。

令

$$J_\varepsilon(f_j) = [|(f_R)_j - (g_R)_j|^2 + |(f_I)_j - (g_I)_j|^2 + \lambda \cdot (|f_R|_j^2 + |f_I|_j^2 + \varepsilon)^{k/2}] \quad (8)$$

则 $J_\varepsilon(f_j)$ 在闭区域 $[\min(f_R)_j, \max(f_R)_j] \times [\min(f_I)_j, \max(f_I)_j]$

上连续、可微。易知 $J_\varepsilon(f) = \sum_j^{M \times N} J_\varepsilon(f_j)$ 与 $J_\varepsilon(f_j)$ 有相同的极值点,因此,我们只需考虑式(8)的极值问题。

对式(8)分别关于 $(f_R)_i, (f_I)_i$ 求一阶偏导数,得稳定点 $((f_R)_i, (f_I)_i)$, 表达式如下:

$$\begin{aligned} (f_R)_j &= \left[1 + \frac{\frac{\lambda k}{2}}{[|(f_R)_j|^2 + |(f_I)_j|^2 + \varepsilon]^{1-(k/2)}} \right]^{-1} \cdot (g_R)_j \\ (f_I)_j &= \left[1 + \frac{\frac{\lambda k}{2}}{[|(f_R)_j|^2 + |(f_I)_j|^2 + \varepsilon]^{1-(k/2)}} \right]^{-1} \cdot (g_I)_j \end{aligned} \quad (9)$$

对式(8)再求二阶偏导数 $\frac{\partial^2 J}{\partial (f_R)_j^2}, \frac{\partial^2 J}{\partial (f_I)_j^2}, \frac{\partial^2 J}{\partial (f_R)_j \partial (f_I)_j}$, 易知 $\frac{\partial^2 J}{\partial (f_R)_j^2} > 0$, 且 $\frac{\partial^2 J}{\partial (f_R)_j^2} \cdot \frac{\partial^2 J}{\partial (f_I)_j^2} - \frac{\partial^2 J}{\partial (f_R)_j \partial (f_I)_j} > 0$, 因此式(8)仅有一个满足式(9)的极小值点 $((f_R)_j, (f_I)_j)$, 从而证明了目标函数(5)仅有一个极小值点。证毕。

根据式(9),我们构造如下迭代格式:

$$\begin{aligned} (f_R)_j^{(n+1)} &= (g_R)_j \cdot \left[1 + \frac{\frac{\lambda k}{2}}{[|(f_R)_j^{(n)}|^2 + |(f_I)_j^{(n)}|^2 + \varepsilon]^{1-(k/2)}} \right]^{-1} \\ (f_I)_j^{(n+1)} &= (g_I)_j \cdot \left[1 + \frac{\frac{\lambda k}{2}}{[|(f_R)_j^{(n)}|^2 + |(f_I)_j^{(n)}|^2 + \varepsilon]^{1-(k/2)}} \right]^{-1} \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $(f)_j^{(n)}$ 表示向量 f 第 j ($j = 1, 2, \dots, m \times n$) 个分量第 n 次的迭代结果。下面来讨论迭代格式(10)的收敛性。

定理 2 迭代格式(10)收敛。

证明 令

$$H((f)_j^{(n)}) = \left[1 + \frac{\frac{\lambda k}{2}}{[|(f_R)_j^{(n)}|^2 + |(f_I)_j^{(n)}|^2 + \varepsilon]^{1-(k/2)}} \right]^{-1}, \quad \text{显}$$

然, $|H((f)_j^{(n)})| < 1$ 。根据式(10),则有 $|(f_R)_j^{(n+1)}| < |(g_R)_j|, |(f_I)_j^{(n+1)}| < |(g_I)_j|$, 而且 $|(f_R)_j^{(n+1)}| \leq |(f_R)_j^{(n)}|, |(f_I)_j^{(n+1)}| \leq |(f_I)_j^{(n)}|$ 。根据不动点定理,迭代格式(10)收敛。又因为目标函数仅有一个极小值点(定理 1),所以迭代格式(10)收敛于定理 1 的极小值点。证毕。

2.3 参数的选取

在目标函数(5)中, k 的选取反映目标的稀疏性, λ 的选取反映数据拟合程度和目标特征稀疏表示之间的折衷程度,两者的取值对图像处理的结果影响很大。究竟该如何选取参

数? 这一直是一个令人头痛的问题^[26]. 本节从岭估计的角度研究参数 λ 和 k 的选取问题.

Richard Aster^[7]证明了, 如果正则化函数为 l^2 范数, 则正则化的求解过程与狭义岭估计是统一的. 那么, 当正则化函数为 l^k ($0 < k \leq 1$) 范数时, 是否有类似的结论呢? 本文通过研究发现, 确实有类似结论.

在经典统计学中^[8], 模型(1)中回归系数 f 的岭估计为^[5, 6]:

$$\tilde{f} = [I + K]^{-1}g \quad (11)$$

其中, $K = \text{diag}(k_1, k_2, \dots, k_{m \times n})$, ($k_i \geq 0, i = 1, \dots, m \times n$) 为对角阵, k_i 称为岭参数, $m \times n$ 为向量 g 的长度. 当 $k_1 = k_2 = \dots = k_m \neq 0$ 时, 式(11)称为狭义岭估计, 否则称为广义岭估计. 岭估计是最小二乘(LS)估计向原点的一种压缩. 可以证明存在一组广义岭参数, 使得参数的广义岭估计的均方误差比 LS 估计的均方误差小. 并且, 广义岭参数的最优取值为^[14]

$$k_i^* = \frac{\sigma^2}{f_i^2}, \quad i = 1, 2, \dots, m \times n \quad (12)$$

其中, σ 为噪声方差. 因此, 对应最优岭参数的最优岭估计(均方误差最小意义下)为:

$$\tilde{f}_i = \left[1 + \frac{\sigma^2}{f_i^2}\right]^{-1} \cdot g_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \times n \quad (13)$$

可见, 最优岭估计与未知噪声方差 σ 和待估参数 f_i 相关.

注意到当 k 接近于零时, 不仅满足了信号稀疏表示的要求, 而且 $((f_R)_i^{(n)})^2 + ((f_I)_i^{(n)})^2 + \varepsilon)^{-1} \cdot (k/2)$ 接近于 $((f_R)_i^{(n)})^2 + ((f_I)_i^{(n)})^2$, 亦即 $(f_i)^{2n}$. 此时, 对比式(10)与式(13)可发现, 正则化极值问题的解和最优广义岭估计的表达式是一致的. 据此可见, 最优正则化参数 λ 以及参数 k 的选取与最优岭参数也应有契合之处. 因此, 我们限定 k 为一个接近 0 的数(如 $k = 0.1$), 对应于最优广义岭参数, 我们选取 $\frac{k}{2} = \sigma^2$, 即 $\lambda = \frac{2\sigma^2}{k}$. 可见, 参数 λ 的取值和未知噪声方差 σ^2 有关. 正则化参数选定后, 正则化问题的解即对应着参数的最优广义岭估计, 这样, 正则化问题与广义岭估计问题便统一起来. 正则化问题和岭估计问题的统一, 一方面为正则化参数的选取另辟蹊径, 即正则化问题的解实际上对应着参数的最优岭估计; 另一方面, 由式(12)可见, 最优岭参数的取值与待估计的参数(f_i)和未知的观测方差(σ^2)相关, 这在实际中是无法达到的, 因此正则化问题和岭估计问题的统一反过来也为实际广义岭估计的计算提供了方便.

需要注意的是, 我们的目的在于提取目标特征, 抑制“广义噪声”. 因此, 在估计方差 σ^2 时, 我们要结合 SAR 图像自身的特点, 来估计所谓“广义噪声”的方差. 再根据 σ^2 得到 λ 的取值. 相应的迭代算法见 2.4 节.

2.4 算法步骤

迭代算法的具体步骤如下:

步骤 1 在 $0 < k \leq 1$ 中取定 k (如 $k = 0.1$), 给定 $\varepsilon = 10^{-8}$, 同时给出 $f^{(0)}$ 和 $\sigma^{(0)2}$;

步骤 2 根据式(10)计算 $f^{(n+1)}$;

步骤 3 $\sigma^{(n+1)2} = \|g - f^{(n+1)}\|_2^2$;

步骤 4 $\lambda^{(n+1)} = \frac{2 \cdot \sigma^{(n+1)2}}{k}$;

步骤 5 当 $\frac{\|f^{(n+1)} - f^{(n)}\|_2}{\|f^{(n)}\|_2} < \delta$ 时(其中 δ 为很小的正实数), 终止迭代, 否则, $n = n + 1$, 转入步骤 2. 当迭代终止时令 $f = f^{(n+1)}$, f 即为参数估计值.

注: 迭代初值的选取: 取 $|f_R)_j^{(0)}| = |(g_R)_j|, |(f_I)_j^{(0)}| = |(g_I)_j|$. 而 $\sigma^{(0)2}$ 的选取则按以下方案进行. 首先利用分水岭阈值算法寻找背景杂波噪声区域, 假定最大峰值 20dB 以下的像素对应于杂波噪声^[9], 然后计算该杂波噪声区域的方差, 并将其作为 $\sigma^{(0)2}$.

3 实验及结果分析

下面通过实验来验证本文算法噪声抑制和目标特征提取有效性. 我们采用仿真数据和 MSTAR (Moving Stationary Target Acquisition and Recognition) 数据进行实验, 利用空间分辨率^[10]和目标杂波比^[11]来评价处理结果. 其中, 空间分辨率表示为点目标冲激响应的 3dB 主瓣宽度, 目标杂波比定义为图像中目标区域内幅度最强的像素幅度和其周围杂波背景强度之比, 是定量度量图像目标和背景杂波对比度、杂波背景抑制的重要指标之一.

图 1 为包含四个等幅度点目标的仿真含噪 SAR 图像及相应处理结果. 仿真参数为: 中心频率 10GHz, 带宽 0.2GHz, 噪声方差 6. 图 1(b) 为原复图像的相位信息. 图 1(c) 是对图 1(a) 进行 Lee 滤波的结果, 可以看出噪声得到较好的抑制, 但是目标的分辨率降低; 图 1(d) 是利用本文方法处理的结果, 可见不仅噪声得到很好的抑制, 而且四个点目标特征凸显, 分辨率提高.

表 1 给出了各图像的目标杂波比和分辨率的比较情况, 从中可以定量地看出本文结果对噪声抑制和目标特征提取的

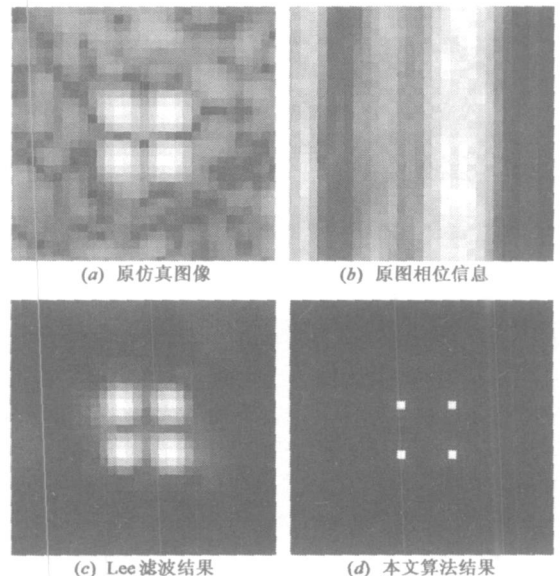


图 1 仿真图像及各算法处理结果比较

有效性.

表 1 仿真图像及处理图像目标杂波比

	图 1(a)	图 1(c)	图 1(d)
目标杂波比(dB)	25.9667	50.4351	173.2549
分辨率(m)	0.75	0.96	0.22

图 2 为实测 MSTAR T72 目标的 SAR 图像及其处理结果. 从实验结果可以看出, 对于实测图像有类似仿真图像的结果. Lee 滤波的结果(图 2(c)) 中噪声得到较好的抑制, 但是目标边界模糊, 分辨率降低; 而本文方法的结果中(图 2(d)) 不仅杂波背景得到了有效抑制, 而且目标特征凸显. 通过比较处理前后参考点的分辨率, 可见本文方法可提高目标的分辨率, 具体指标如表 2 所示.

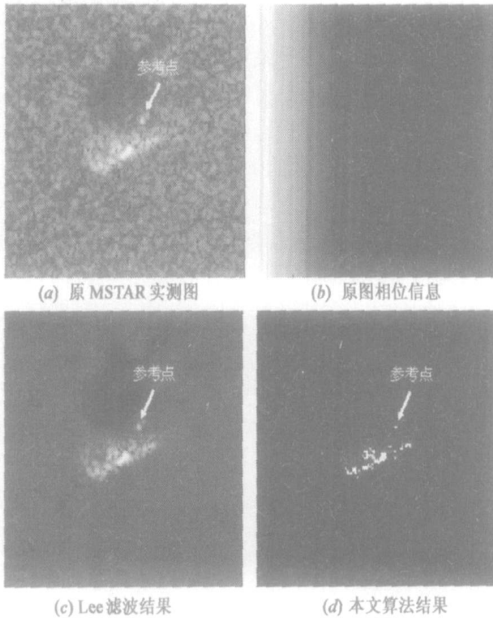


图 2 MSTAR T72 实测 SAR 图像及各算法处理结果比较

我们对处理前后目标区域的误差能量进行了计算, 实验发现, 处理前后的误差最大能量平均小于 0.016, 这从一定程度上可以说明我们的方法能较好的提取目标的特征.

表 2 实测 MSTAR 图像及处理图像目标杂波比

	图 2(a)	图 2(c)	图 2(d)
参考点分辨率(m)	0.3187	0.3268	0.1867
目标杂波比(dB)	33.7682	33.5867	89.7026

4 小结

本文利用基于目标稀疏性条件约束的正则化方法, 将 SAR 图像的噪声抑制和目标特征提取问题转化为目标函数的最优化问题. 理论分析和实验结果都表明该方法能有效地抑制 SAR 图像中的噪声, 同时能有效地保留并凸显目标特征. 另外, 本文从广义岭估计的角度出发, 为正则化参数的选取开辟蹊径.

参考文献:

- [1] Lee S J. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics[J]. IEEE Trans, 1980, PAMF 2(2) : 165-

168.

- [2] 赵侠, 朱炬波, 王正明. 复图像域正则化特征增强 SAR 成像方法[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(8) : 1044- 1048.
- [3] 周宏潮, 朱炬波, 王正明. SAR 图像增强的前向-后向扩散方程方法[J]. 电子学报, 2004, 32(12) : 2070- 2073. ZHOU Hong chao, et al. Forward and backward diffusion processes for SAR image enhancement[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(12) : 2070- 2073. (in Chinese)
- [4] 朱炬波. 不完全测量数据的建模、处理与应用[D]. 长沙: 国防科技大学研究生院, 2004. 28- 35.
- [5] D L Donoho. Sparse Components of Images and Optical Atomic Decompositions [DB/OL]. [http://www. stat. Stanford. edu/](http://www.stat.Stanford.edu/), 1998.
- [6] N P Galatsanos, A K Katsaggelos. Methods for choosing the regularization parameter and estimating the noise variance in image restoration and their relation[J]. IEEE Trans, 1992, IP-1(3) : 322- 336.
- [7] Richard C Aster, Brian Borchers, Clifford Thurber. Parameter Estimation and Inverse Problems [DB/OL]. [http://www. eees. nmt. edu/ Geop/ Classes/ GEOP529/ Docs/ draft. pdf](http://www.eees.nmt.edu/Geop/Classes/GEOP529/Docs/draft.pdf), 2004.
- [8] 陈希孺, 王松桂. 近代回归分析-原理方法及应用[M]. 合肥: 安徽教育出版社, 1987. 226- 250.
- [9] 计科峰. SAR 图像目标特征提取与分类方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学研究生院, 2003. 42- 43.
- [10] 袁孝康. 星载合成孔径雷达的分辨特性^[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003. 291.
- [11] M Cetin, W C Karl, D A Castanon. Evaluation of a regularized SAR imaging technique based on recognition oriented features [A]. Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery VII [C]. Orlando, FL, USA: SPIE, 2000. 40- 51.

作者简介:



赵 侠 女, 1974 年 10 月出生于安徽省界首市, 现为国防科技大学理学院应用数学专业博士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理、SAR 图像处理. E-mail: zxm@163.com.



王正明 男, 1962 年出生于湖南省岳阳市, 现为国防科技大学理学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为数据融合、试验系统分析与评估、信号处理和图像处理等. E-mail: wzm@nudt.edu.cn.