

距离-多普勒-频带域 3D-AWP-MRF 分类辅助的 SAR-GMTI 杂波抑制方法

韩超垒¹, 杨志伟¹, 张庆君², 廖桂生¹, 何鹏远¹

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071; 2. 中国空间技术研究院, 北京 100094)

摘要: 针对复杂地理场景下非均匀杂波造成多通道 SAR-GMTI(Synthetic Aperture Radar Ground Moving Target Indicator, 合成孔径雷达动目标指示)系统杂波抑制性能下降的问题, 本文提出一种距离-多普勒-频带域三维自适应加权惩罚马尔科夫场(Three Dimension Adaptive Weighted Penalty Markov Random Field, 3D-AWP-MRF)分类辅助的 SAR-GMTI 杂波抑制方法. 利用地物类型在距离-多普勒-频带域三维 SAR 图像空间的马尔科夫性, 构造了包含空间距离、类间 Fisher 距离、局部粗糙度距离和梯度方向距离的自适应加权惩罚函数. 在贝叶斯框架下利用条件迭代模型(Iterated Conditional Mode, ICM)算法求解距离-多普勒单元所属地物类型的最大化后验概率对多频带 SAR 图像进行分类, 接着利用图像形态学操作对图像分类结果进行区域提取. 最后, 对每个闭合区域分别估计杂波协方差矩阵, 并进行自适应杂波抑制处理. 相比于传统方法, 本文方法在非均匀杂波环境下不仅能提高起伏区域强杂波 10~15dB 的强杂波抑制能力, 还可以减少平坦区域慢速运动目标约 2.5dB 的输出能量损失.

关键词: SAR-GMTI; 杂波抑制; 多频带; 马尔科夫; 杂波分类; 自适应惩罚加权

中图分类号: TN958.2

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2021)12-2339-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200481

A Multichannel SAR-GMTI Clutter Suppression Method Assisted by Range-Doppler-Band 3D-AWP-MRF Classification

HAN Chao-lei¹, YANG Zhi-wei¹, ZHANG Qing-jun², LIAO Gui-sheng¹, HE Peng-yuan¹

(1. National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China)

Abstract: To address the problem that the clutter suppression performance of a multichannel synthetic aperture radar ground moving target indicator(SAR-GMTI) system is reduced due to non-uniform clutter in a complex geographical scene, we propose a multichannel SAR-GMTI clutter suppression method assisted by Range-Doppler-Band three dimension adaptive weighted penalty markov random field(3D-AWP-MRF) classification. Firstly, an adaptive weighted penalty function is constructed using the markov properties of the feature types in the Range-Doppler-Band 3D SAR image domain. Spatial distance, inter-class Fisher distance, local roughness distance, and gradient direction distance are included. Subsequently, in the Bayesian framework, iterated conditional mode(ICM) algorithm is used to solve the maximum posterior probability of the feature type of the Range-Doppler unit, so as to accurately classify the multiband SAR images. Then, the image classification results are obtained by image morphology operation. Finally, the clutter covariance matrix is estimated separately for each closed region, and adaptive clutter suppression processing is performed. Compared with the traditional method, the proposed method not only can improve the suppression performance about 10~15 dB for the strong clutter in undulating areas, but also reduce the output signal power loss about 2.5dB of the moving targets in flat areas.

Key words: SAR-GMTI; clutter suppression; multiband; Markov; clutter classification; Adaptive penalty weighting

1 引言

SAR-GMTI 技术^[1,2]在保证雷达高分辨率成像的同时,能够对地面运动目标进行速度估计和定位,已经广泛应用于预警监视、战场感知等军事领域与交通规划、舰船监测等民用领域. 在日益多样性的监视任务中,未来 SAR 系统具备超高分辨率成像功能的同时需要兼容 GMTI 模式,例如德国的 PAMIR 实验系统^[3],拥有 1.8G 信号带宽,将超宽带回波信号分割成多个子带并单独进行 GMTI 处理,获得亚米级分辨率 SAR 图像的同时具备地面运动目标检测定位功能.

对于多通道 SAR-GMTI 系统,加拿大和德国学者 Cerutti-Maori、Sikaneta 和 Gierull 等人提出了 I-STAP (Imaging Space-time Adaptive Processing, 图像域空时自适应处理)^[4]和 EDPCA (Extended Displaced Phase Center Antenna, 扩展偏置相位中心天线)^[5]两种最优的 SAR-GMTI 处理方法. 两种方法都需要利用训练样本估计杂波协方差矩阵 CCM (Clutter Covariance Matrix), 在均匀杂波背景下能够获得最优的杂波抑制性能. 但是,在 SAR 系统实际工作中,观测场景的地理环境往往比较复杂,杂波在空间上分布不均匀,如海陆交界、城郊交界以及阴影遮挡的山区等. 标准的协方差矩阵估计方法利用所有距离的杂波样本进行 CCM 估计,其训练样本的杂波功率和分布特性与待检测单元处相差很大,无法准确反应待检测单元杂波功率和杂波统计特性,进而造成杂波抑制性能大幅下降. 功率选择样本挑选方法^[6]考虑了杂波样本功率不足造成的自适应凹陷不足问题,对部分强杂波有一定的抑制能力. 但是,对于弱杂波背景,杂波功率估计过高往往导致自适应凹口展宽,恶化慢速动目标的检测能力,而且其仍然没有解决杂波统计特性不同导致的杂波抑制能力下降问题. 为了获得精确的 CCM,文献^[7]提出一种基于先验知识辅助的 STAP 杂波抑制方法 KA-STAP (Knowledge-aided STAP), 利用 DTEMs (Digital Terrain Elevation Models,) 和 GISs (Geographic Information Systems) 选择具有代表性的训练数据准确的构造杂波协方差矩阵. KA-STAP 方法虽然可以有效抑制非均匀杂波,但是在实际环境中,地物场景的先验知识的时效性往往不满足应用要求,限制了此方法的广泛应用. 此外,运动平台对地观测时,平台的位置、姿态以及波束指向等误差往往导致录取数据的真实地形和杂波类型与先验知识不匹配,此时先验知识反而会“误导”样本的选取. 因此,如何在缺少 DTEMs 和 GISs 等先验知识的情况下准确地在线获取观测场景中的地物分布情况成为了在非均匀环境中提高多通道 SAR-GMTI 系统杂波抑制能力的关键.

事实上, SAR 图像分类能够有效地对观测场景的 SAR 图像进行解译,获取场景中地物分布情况,为分区

域杂波抑制提供重要的“杂波分布图”. 基于回波数据的 SAR 图像分类结果不需要额外的观测场景、平台状态和波束指向等先验知识,能够完全匹配雷达观测场景中地物分布情况. 近年来,利用 SAR 图像上下文信息的 MRF (Markov Random Fields) 模型^[8,9]往往被应用于 SAR 图像的稳健分割. 传统基于 MRF 模型的 SAR 图像分割方法虽然利用了像素间空间信息,但是对于领域中不同空间位置、不同类别以及不同纹理特性的像素其空间平滑因子 μ 相同,容易出现平坦区域平滑不足和边缘过平滑现象. 针对单频带 SAR 图像分类不精确问题,本文借鉴遥感领域中高光谱分类方法,将超宽带 SAR 回波数据分割成多个子频带分别进行成像处理后获得距离-多普勒-频带三维数据集. 虽然不同子频带 SAR 图像数据统计不相关,无法直接将子频带 SAR 图像像素直接融合,但是,不同频带 SAR 图像来自雷达在同一时刻、同一视角、同一场景的反射回波,不同频带 SAR 图像上相同距离-多普勒空间位置处像素所属于地物类型和空间特征相同. 因此,能够提供距离、多普勒和频带三维信息的子频带 SAR 图像的特征融合是提高 SAR 图像的分类精度的新途径.

本文基于距离-多普勒-频带三维 SAR 图像数据,提出一种距离-多普勒-频带域 3D-AWP-MRF (Three Dimension Adaptive Weight Penalty MRF, 三维自适应加权惩罚 MRF) 分类辅助的 SAR-GMTI 杂波抑制方法. 首先,在距离-多普勒-频带三维空间中定义了像素的三维邻域,在中心像素所在频带上计算其先验概率分布,在三维邻域系统中综合考虑像素间的空间距离、类间 Fisher 距离、局部粗糙度距离和梯度方向距离构造自适应加权惩罚项. 然后,在贝叶斯框架下利用 ICM 迭代优化算法对多频带三维 SAR 图像数据进行分类,得到精确的 SAR 图像分类结果后利用形态学操作^[10]提取出各个独立区域. 最后,在区域提取结果的辅助下对不同杂波区域分别选取样本进行多通道 CCM 估计和图像域自适应杂波抑制,从而有效抑制复杂地理环境下的非均匀杂波.

2 信号模型

多通道高分辨率 SAR 对地观测几何如图 1 所示,其中 V_a 为平台速度, d 为通道间距, B 为发射信号带宽, f 为距离频率. 在 SAR-GMTI 模式中,雷达各个通道接收的超宽带回波信号在距离频率域上被分割成 K 个子频带,第 k 个子频带信号的带宽为 B_k . 分别对各个子频带回波进行 SAR 成像处理,所有子频带 SAR 图像构成距离-多普勒-频带三维数据集 $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_K\}$, 其中 $X_k = \{x_{1,1,k}, x_{1,2,k}, \dots, x_{i,j,k}, \dots, x_{L,J,k}\}$ 为第 k ($k \in 1, 2, \dots, K$) 个频带 SAR 图像的像素集合, I 和 J 分别为单个频带 SAR 图像的距离单元和多普勒单元个数, $x_{i,j,k}$ 为第 k 个子频带

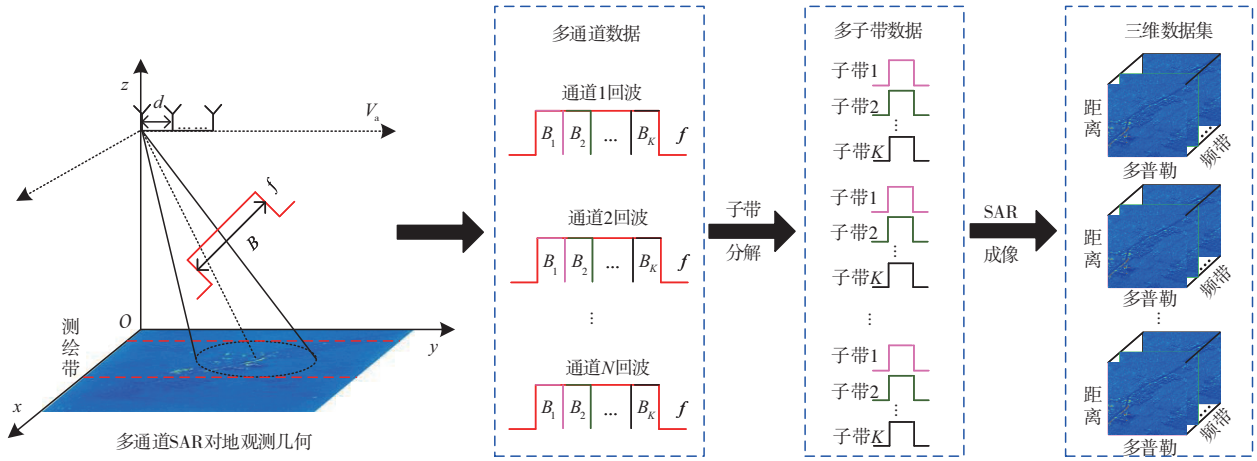


图1 三维数据集获取示意

上的第 i 个距离单元、第 j 个多普勒单元位置处的像素幅度,其在距离-多普勒-频带三维空间中的三维空间坐标为 (i, j, k) . $Y = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_K\}$ 定义为距离-多普勒-频带三维空间上的地物类型集合,其中 $Y_k = \{y_{1,1,k}, y_{1,2,k}, \dots, y_{i,j,k}, \dots, y_{L,j,k}\}$ 为第 k 个频带的距离-多普勒二维空间地物类型集合, $y_{i,j,k} \in \{1, 2, \dots, L\}$ 为第 k 个频带上第 i 个距离单元、第 j 个多普勒单元位置处像素的地物类别, L 为地物类别总个数.

为了描述距离-多普勒-频带三维空间中像素与其周围像素的关系,本文定义了三维空间领域:假设数据集共 K 个子带,每个频带 SAR 图像的二维空间领域阶数相同,第 k 个频带中第 (i, j, k) 空间位置处像素 $x_{i,j,k}$ 的 Ω 阶二维空间领域为 $N_{i,j,k}^\Omega$, 则像素 $x_{i,j,k}$ 的 $\Xi \times \Omega$ 阶三维空间领域定义为 $N_{i,j,k}^{\Xi \times \Omega} = \{N_{i,j,k(k-B)}^\Omega, \dots, N_{i,j,k(k-1)}^\Omega, N_{i,j,k}^\Omega, N_{i,j,k(k+1)}^\Omega, \dots, N_{i,j,k(k+B)}^\Omega\}$, 其中 $\Xi = 2B + 1$ 为三维空间频带个数, $B \in \{0, 1, \dots, B_{\text{Max}}\}$ 为三维领域内与第 k 个频带相隔的频带数, $B_{\text{Max}} = \left\lfloor \frac{1}{2} \left(\frac{K}{2} - \left| k - \frac{K}{2} \right| - 1 \right) \right\rfloor$ 为最大的领域频带个数,其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整操作.

3 本文所提方法

在本文所提的 3D-AWP-MRF 图像分类辅助的 SAR-GMTI 杂波抑制方法中,根据 SAR 图像上下文信息,从像素空间位置、局部对比度和梯度纹理三个不同角度,定义了距离-多普勒-频带三维领域中像素间的空间距离、粗糙度距离、梯度方向距离来表征像素间作用力大小.利用像素间的类间 Fisher 距离减少均匀区域错分类像素类别突变产生的“冲击噪声”对 SAR 图像分类结果的影响^[11].如图 2 下红虚线框所示,综合考虑像素间的空间距离、类间 Fisher 距离、粗糙度距离、梯度方向距离构造自适应加权惩罚项,利用 ICM 优化算法进行距离-多普

勒-频带三维 SAR 图像分类,并通过形态学操作^[10]获得独立的封闭区域.最后,在区域提取结果的辅助指导下对各区域杂波进行精确的 CCM 估计,并完成 SAR 图像域多通道自适应杂波抑制,如图 2 上红虚线框所示.

3.1 类间 Fisher 距离

本节主要将距离-多普勒-频带三维邻域内像素的类别差距的影响考虑进 3 维 MRF 空间能量项,以减少“冲击噪声 (impulse noises)”的影响.文献[11]指出在均匀图像中的错分类像“冲击噪声”一样,使最终分类均匀区域上出现大量的斑点.经典 MRF 模型认为领域中只有类别相同的像素对 x_{i,j,k_a} 的类别有作用力,类别不同像素对其没有影响.事实上,在 MRF 迭代算法迭代最优前, x_{i,j,k_a} 的三维领域中的每一像素的地物类型都不一定是最终的类别,领域中像素对 x_{i,j,k_a} 存在潜在的作用力.因此,对于领域中所有像素都应该考虑这种作用力,且类别越接近作用力越大.

为了表征不同类别像素间的作用力,本文借鉴 Fisher 比定义了像素之间的类间 Fisher 距离来量测这种像素间所属不同类别对势能函数的影响程度.假设第 k_a 个频带上的第 (i, j) 个距离-多普勒空间位置上像素为 x_{i,j,k_a} , 其地物类别计为 y_{i,j,k_a} , 其三维空间领域像素 x_{ζ,η,k_β} 的类别地物类别计为 y_{ζ,η,k_β} , 则二者的类间 Fisher 距离 F 定义为:

$$F(x_{i,j,k_a}, x_{\zeta,\eta,k_\beta}) = \frac{\left[\text{mean}(y_{i,j,k_a}) - \text{mean}(y_{\zeta,\eta,k_\beta}) \right]^2}{\text{var}(y_{i,j,k_a}) + \text{var}(y_{\zeta,\eta,k_\beta})} \quad (1)$$

$$F^{\text{norm}}(x_{i,j,k_a}, x_{\zeta,\eta,k_\beta}) = \frac{F(x_{i,j,k_a}, x_{\zeta,\eta,k_\beta})}{\max \left\{ F(x_{i,j,k_a}, x_{o_l, \zeta, k_l}) \right\}_{(o_l, \zeta, k_l) \in N_{i,j,k_a}^{\Xi \times \Omega}}} \quad (2)$$

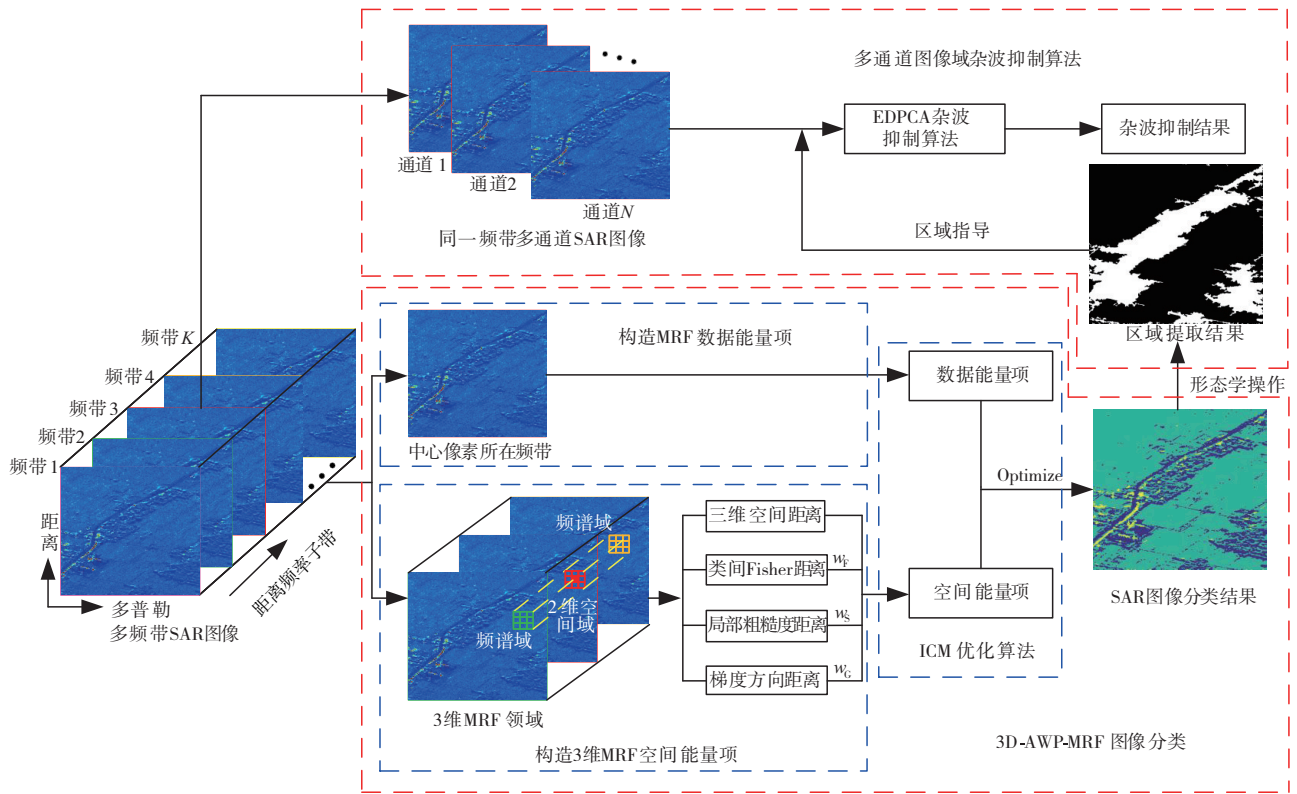


图2 本文所提方法框架

其中, $\text{mean}(y_{i,j,k_a})$ 和 $\text{mean}(y_{\zeta,\eta,k_p})$ 分别为中心频带 SAR 图像第 y_{i,j,k_a} 类和 y_{ζ,η,k_p} 类像素的均值, $\text{var}(y_{i,j,k_a})$ 和 $\text{var}(y_{\zeta,\eta,k_p})$ 分别为中心频带 SAR 图像第 y_{i,j,k_a} 类和 y_{ζ,η,k_p} 类像素的方差. F^{norm} 即为归一化类间 Fisher 距离, $\max \left\{ F(x_{i,j,k_a}, x_{\omega,\zeta,k_p}) \right\}_{(\omega,\zeta,k_p) \in N_{i,j,k_a}^{\text{norm}}}$ 为 x_{i,j,k_a} 三维邻域内所有像素与 x_{i,j,k_a} 的最大类间 Fisher 距离.

不同类别像素所属地物类别像素集合的均值差别越大,其类间 Fisher 距离越大,像素间的作用力越小,像素被分为一类的概率就越小. 值得注意的是,在计算三维邻域中像素对中心像素的类间 Fisher 距离时,必须利用中心像素所在的频带(中心频带)上不同类别像素的均值和方差,这样做的目的是避免不同频带间杂波散射特性的差异对像素的类间 Fisher 距离的影响.

3.2 局部粗糙度距离

研究表明,SAR 图像的粗糙度信息在边缘检测和图像分割中有至关重要的作用^[12]. 像素的局部粗糙度表征像素所在 SAR 图像二维空间上的起伏程度,是判断 SAR 图像像素是否属于同质区域的重要指标,在同质区域,像素的局部起伏程度相近,而非同质区域像素间间的起伏程度相差较大,即起伏程度越相近的两个像素所属同

一类别的可能性越大. 表现在 MRF 邻域中,与 x_{i,j,k_a} 局部起伏程度相近的像素对中心像素的影响更大.

在距离-多普勒-频带三维 SAR 图像数据集中,对于不同频带中相同距离-多普勒二维空间位置的像素,虽然杂波散射特性在频带间的各异性导致像素幅度不同,但是,不同频带间像素在各自频带二维空间上的局部粗糙度是一致的. 基于此,本节定义了像素在各自频带上的局部粗糙度来刻画像素的局部起伏程度,然后借鉴人眼视觉理论,采用感知对比度模型中的韦伯对比度^[13]定义了像素之间的局部粗糙度距离.

距离-多普勒-频带数据集 X 中任意频带 k_a 上的任意空间位置像素 x_{i,j,k_a} ,定义像素的局部粗糙度为该位置处的局部方差,表示为:

$$s_{i,j,k_a} = \sum_{(\omega,\zeta) \in A_{i,j,k_a}} (x_{\omega,\zeta,k_a} - M_{i,j,k_a})^2 \quad (3)$$

$$M_{i,j,k_a} = \frac{1}{L_p} \sum_{(\omega,\zeta) \in A_{i,j,k_a}} x_{\omega,\zeta,k_a} \quad (4)$$

其中, A_{i,j,k_a} 为第 k_a 频带、 (i,j) 距离-多普勒空间位置处用于计算局部粗糙度的二维空间领域, M_{i,j,k_a} 为邻域 A_{i,j,k_a} 内像素幅度的均值.

在定义像素的局部粗糙度后,根据韦伯对比度,本文给出三维空间中任意两像素 x_{i,j,k_a} 和 x_{ζ,η,k_p} 的局部粗糙

度距离定义:

$$S^{\text{norm}}(x_{i,j,k_a}, x_{\xi,\eta,k_\beta}) = \frac{|s_{i,j,k_a} - s_{\xi,\eta,k_\beta}|}{\max\left\{s_{\omega,\zeta,k_\gamma}\right\}_{(\omega,\zeta,k_\gamma) \in N_{i,j,k_a}^{\xi \times \Omega}} \quad (5)$$

其中, $|s_{i,j,k_a} - s_{\xi,\eta,k_\beta}|$ 为取像素之间的局部粗糙度差, $\max\left\{s_{\omega,\zeta,k_\gamma}\right\}_{(\omega,\zeta,k_\gamma) \in N_{i,j,k_a}^{\xi \times \Omega}}$ 为取像素 x_{i,j,k_a} 的距离-多普勒-频带三维邻域中所有像素局部粗糙度的最大值. 类比韦伯对比度, 分子项可以理解认为像素之间的灰度差, 分母项可以认为是整个背景灰度.

3.3 梯度方向距离

传统 MRF 方法容易出现图像边缘过平滑现象, 但是 SAR 图像在边缘区域有明显的纹理特征, 即在图像边缘位置处不同像素处的局部梯度不同. 因此, 图像边缘像素的梯度信息^[14]往往被考虑, 以减弱图像分割算法图像边缘过平滑程度. 在距离-多普勒-频带三维数据集中, 不同频带中相同空间位置处像素的梯度方向一致, 因此, 本节首先给出表征像素在其所在频带二维 SAR 图像上的梯度方向矢量, 然后在距离-多普勒-频带三维空间上定义了像素间的梯度方向距离, 如下:

数据集 X 中任意元素 x_{i,j,k_a} 的距离-多普勒-频带三维空间坐标为 (i,j,k_a) , 其梯度方向矢量定义为 $\mathbf{f}_{i,j,k_a} = [\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \mathbf{g}_3, \mathbf{g}_4]^T$, 其中:

$$\begin{aligned} \mathbf{g}_1 &= |x_{i,j+1,k_a} - x_{i,j-1,k_a}| \\ \mathbf{g}_2 &= \sqrt{2} \times |x_{i-1,j+1,k_a} - x_{i+1,j-1,k_a}| \\ \mathbf{g}_3 &= |x_{i+1,j,k_a} - x_{i-1,j,k_a}| \\ \mathbf{g}_4 &= \sqrt{2} \times |x_{i-1,j-1,k_a} - x_{i+1,j+1,k_a}| \end{aligned} \quad (6)$$

三维空间中任意两个像素 x_{i,j,k_a} 和 x_{ξ,η,k_β} 之间的梯度方向距离定义为:

$$G^{\text{norm}}(x_{i,j,k_a}, x_{\xi,\eta,k_\beta}) = 1 - \frac{\langle \mathbf{f}_{i,j,k_a}, \mathbf{f}_{\xi,\eta,k_\beta} \rangle}{\|\mathbf{f}_{i,j,k_a}\| \cdot \|\mathbf{f}_{\xi,\eta,k_\beta}\|} \quad (7)$$

其中, $|\cdot|$ 为求绝对值操作, $\|\cdot\|$ 为求向量的范数操作, $\langle \cdot \rangle$ 为求向量内积操作.

由上述梯度方向距离定义可知, 三维空间中像素梯度方向越近, 其梯度方向距离越小. 当两像素梯度方向重合时, 其梯度方向距离为 0, 相反, 当两像素梯度方向正交时, 其梯度方向距离为 1.

3.4 自适应加权惩罚的 MRF 分类方法

除上述定义的类型 Fisher 距离、局部粗糙度距离和梯度方向距离外, 像素之间的三维空间距离也是表

像素间相互作用大小的量度, 如图 3 所示:

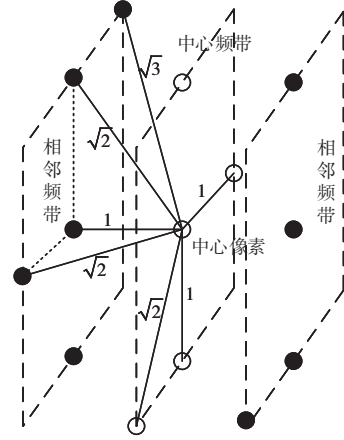


图3 三维空间领域像素距离示意

空间距离即为在距离-多普勒-频带三维空间中像素空间位置间的距离. 以 3 阶三维空间领域为例, 中心像素与三维邻域像素间的有 1、 $\sqrt{2}$ 和 $\sqrt{3}$ 三种空间距离.

考虑上述四种距离后, 三维空间像素 x_{i,j,k_a} 和 x_{ξ,η,k_β} 间的自适应加权惩罚函数为:

$$\text{AWP}(x_{i,j,k_a}, x_{\xi,\eta,k_\beta}) = d(w_s S^{\text{norm}} + w_F F^{\text{norm}} + w_G G^{\text{norm}}) \quad (8)$$

其中, d 为像素间的三维空间距离, w_s 、 w_F 和 w_G 分别为局部粗糙度距离、类间 Fisher 距离和梯度方向距离的加权值, 且满足 $w_s + w_F + w_G = 1$.

由于频带之间杂波统计独立, 因此 x_{i,j,k_a} 的数据项只在像素所在频带上计算. 考虑自适应惩罚加权后的三维 MRF 势能函数可以写为:

$$\begin{aligned} U(y_k | x_k) &= U_{\text{Data}} + U_{\text{Spatial}} \\ &= -\sum_{(i,j)} \log p(x_{i,j,k_a} | y_{i,j,k_a}) \\ &\quad + \mu \sum_{(\omega,\zeta,k_\gamma) \in N_{i,j,k_a}^{\xi \times \Omega}} \text{AWP}(x_{i,j,k_a}, x_{\omega,\zeta,k_\gamma}) \end{aligned} \quad (9)$$

像素最大化后验概率为:

$$\hat{y}_{k_a} = \arg \max_{y \in \{1,2,\dots,L\}} \frac{1}{Z} \exp\{-U(y_k | x_k)\} \quad (10)$$

其中, Z 是一归一化常量. 由上式可知, 像素 x_{ξ,η,k_β} 与 x_{i,j,k_a} 越相似及空间距离越近, 自适应惩罚加权函数越小, 则其 MRF 势能函数越小, 像素 x_{ξ,η,k_β} 与 x_{i,j,k_a} 被分一类的概率越大. 相反, 像素 x_{ξ,η,k_β} 与 x_{i,j,k_a} 相差越大及空间距离越远, 自适应惩罚加权函数越大, 则其 MRF 势能函数越大, 像素 x_{ξ,η,k_β} 与 x_{i,j,k_a} 被分一类的概率越小.

总的来说, 在距离-多普勒-频带三维领域空间中, 考虑像素间的类别差异信息、起伏信息、方向信息和空间相对位置信息, 用类间 Fisher 距离、局部粗糙度距离、

梯度方向距离和三维空间位置距离来表征像素间的作用力大小,对 MRF 空间项自适应的加权惩罚,能够很好地解决平坦区域平滑不足和边缘区域过平滑的问题.

3.5 分区域杂波抑制处理

上述距离-多普勒-频带三维自适应惩罚加权 MRF 方法对 SAR 图像进行分类后,利用图像处理中的形态学操作对 SAR 图像进行区域提取,沿空间分布不均匀的杂波被分割为地物类型较为一致的封闭区域,包括平坦区域和起伏区域.对不同区域分别进行选择训练样本进行 CCM 估计,并分别进行图像域杂波抑制.区域分类辅助的杂波抑制处理的关键步骤如下:

步骤 1:对 3D-AWP-MRF 方法的杂波分类结果进行图像形态学操作,提取出各个独立的封闭区域.

步骤 2:在不同区域,分别选择训练样本获得 CCM 的估计值 \hat{R}_{cn} .

步骤 3:为了获得最优的自适应杂波抑制滤波矢量,在 LCMV (Linear Constraint Minimum Variance, LCMV 线性约束最小方差)准则下计算目标函数

$$\begin{cases} \min_w w^H(v_r) \hat{R}_{cn} w(v_r) \\ \text{s.t. } w^H(v_r) a_s(v_r) = 1 \end{cases} \quad (11)$$

其中, $a_s(v_r) = \left[1, \exp\left[j \frac{4\pi v_r D_2}{\lambda V_a}\right], \dots, \exp\left[j \frac{4\pi v_r D_M}{\lambda V_a}\right] \right]^T$ 为理论的动目标多通道空域导向矢量, λ 为信号波长, v_r 为动目标径向速度, V_a 为平台速度, D_2, \dots, D_M 为天线各个通道到参考通道的距离.考虑到实际场景中包含多个具有不同的径向速度动目标,为了尽可能保留所有动目标,在杂波抑制阶段,往往使用 $a_s = [1, 0, \dots, 0]^T$ 作为动目标多通道空域导向矢量.目标函数的最优解为:

$$w_{opt} = \frac{\hat{R}_{cn}^{-1} a_s}{a_s^H \hat{R}_{cn} a_s}$$

步骤 4:利用上述最优权对单个频带上对应区域的多通道数据进行杂波抑制,即可得到杂波相消结果.

本文所提杂波抑制方法如算法 1 所示.

4 实验结果

4.1 数据描述

本文采用某机载实测数据验证本文方法的有效性,各项参数如表 1 所示.此实测数据信号总带宽 380MHz,将接收的回波数据在距离频率上进行分割,分割成 5 个子频带,每个子频带为带宽为 76MHz 的数据.分别对各个子频带数据进行成像处理获得 5 个子频带 SAR 图像,每个 SAR 图像相同空间位置上选择 1200×1200 个像素构成距离-多普勒-频带三维数据.

算法 1 本文所提杂波抑制方法

输入:

- (1) 多个空间接收通道的距离-多普勒-频带三维 SAR 图像数据集
- (2) 记第 k_a 个频带上的第 (i, j) 个空间位置上像素计为 x_{i, j, k_a}
- (3) 确定 x_{i, j, k_a} 的三维邻域的阶数为 $\Xi \times \Omega$
- (4) 最大迭代次数 $Iter^{Max}$ 和分类结束标志 ϵ

Step 1 数据预处理. 获得初始地物类别矩阵 y_{3D}^0

Step 2 ICM 算法进行 3D-AWP-MRF 杂波分类

- (1) $Iter = Iter + 1$
- (2) 在第 k_a 个频带上计算 x_{i, j, k_a} 的数据能量项 U_{Data}
- (3) 分别计算三维邻域 $N_{i, j, k_a}^{\Xi \times \Omega}$ 中像素与 x_{i, j, k_a} 的距离

$d, S^{norm}, F^{norm}, G^{norm}$, 并构成空间能量项 $U_{Spatial}$ 和总能量 $U = U_{Data} + U_{Spatial}$

- (4) 在第 k_a 个频带上,求解贝叶斯后验概率 $\hat{y}_{k_a} =$

$\arg \max \frac{1}{Z} \exp\{-U(y_{k_a} | x_{k_a})\}$, 更新每一个像素地物类别

(5) 对邻域中的 Ξ 个频带,分别计算 Step2(2)~(4),更新三维数据地物类别矩阵 y_{3D}^{iter}

- (6) 迭代计算 Step 2(1)~(6),当满足 $Iter = Iter^{Max}$ 或者

$\frac{Num[\delta(y_{3D}^{iter} - y_{3D}^{iter-1})]}{\Xi \cdot I} < \epsilon$, 获得地物杂波分类结果 $y_{3D} = y_{3D}^{iter}$

Step 3 分类结果辅助的多通道 SAR 图像域杂波抑制

- (1) 形态学操作提取出各个封闭区域
- (2) 在原始多通道 SAR 图像数据上选取各个区域的训练样本估计 CCM, 得到 \hat{R}_{cn}
- (3) 基于 LCMV 准则求解各个区域的最优自适应杂波抑制滤波

权矢量 w_{opt}

- (4) 各个区域分别利用各自的 w_{opt} 进行图像域杂波抑制

输出: 多通道 SAR 图像域杂波抑制结果

表 1 实测数据参数

参数	参数值	参数	参数值
平台速度	113m/s	子频带个数	5
信号带宽	380MHz	方位通道个数	3
信号采样率	400MHz	通道间距	0.2m
信号波长	0.02m	子频带方位分辨率	2m
PRF	1000Hz		

4.2 实验结果

实验主要分为 SAR 图像分类和多通道杂波抑制. SAR 成像结果如图 4(a) 所示,传统 MRF 分类结果如图 4(b) 所示,本文所提的 3D-AWP-MRF 图像分类结果如图 4(c) 所示,区域提取结果如图 4(d) 所示.

在本文实验中,为了等权重地体现不同距离对自适应惩罚函数的影响,类间 Fisher 距离、局部粗糙度距离和梯度方向距离的加权值分别为 $w_s = w_f = w_G = 1/3$. 由图 4 可知,相比于传统 MRF 图像分割算法,本文所提 3D-AWP-MRF SAR 图像分类方法消除了平坦区域中大

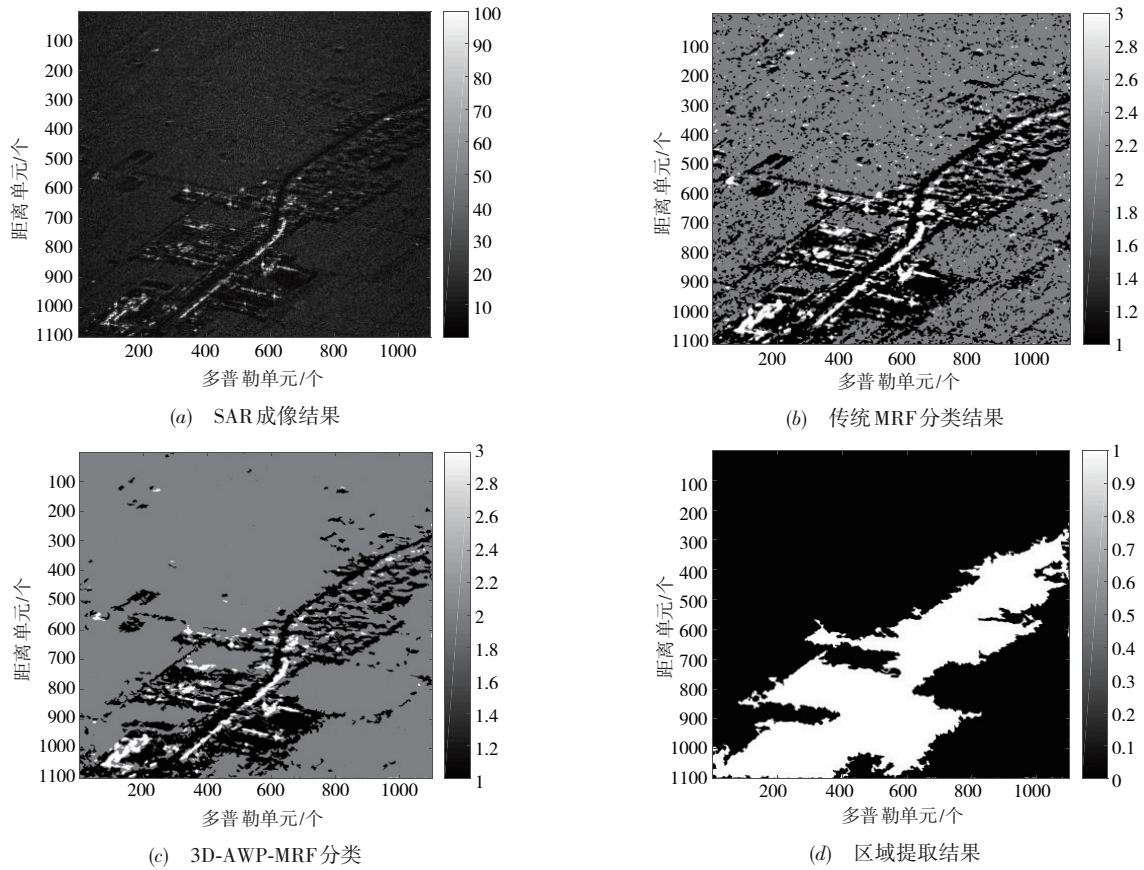


图4 本文 3D-AWP-MRF 图像分类结果

量的孤立错分像素,能够对平坦区域进行有效平滑的同时保留图像边缘.将 SAR 图像杂波准确地分为阴影区、平坦区和强散射区三种杂波,强散射区和阴影区视为起伏区域杂波,如图 4(d)亮区域所示.通过形态学操作在 SAR 图像分类结果上完成平坦区域和起伏区域提取.分别统计各个区域的杂波分布情况,如图 5 杂波统计直方图和概率密度拟合结果所示,SAR 图像上的平坦区域和起伏区域的杂波统计特性不同.平坦区域主

要是农田杂波,杂波散射特性较为一致,具有相同的纹理,杂波近似服从 K 分布模型.而起伏区域主要是城区杂波或者山地杂波,主要由强散射杂波和阴影遮挡组成,杂波近似服从对数正态分布.

在整个 SAR 图像上,平坦区域和起伏区域杂波分布特性不同使得整个 SAR 图像上杂波样本不满足独立同分布,传统 SAR-GMTI 杂波抑制方法将其视为同类型样本训练得到的 CCM 与待检测单元背景协方差

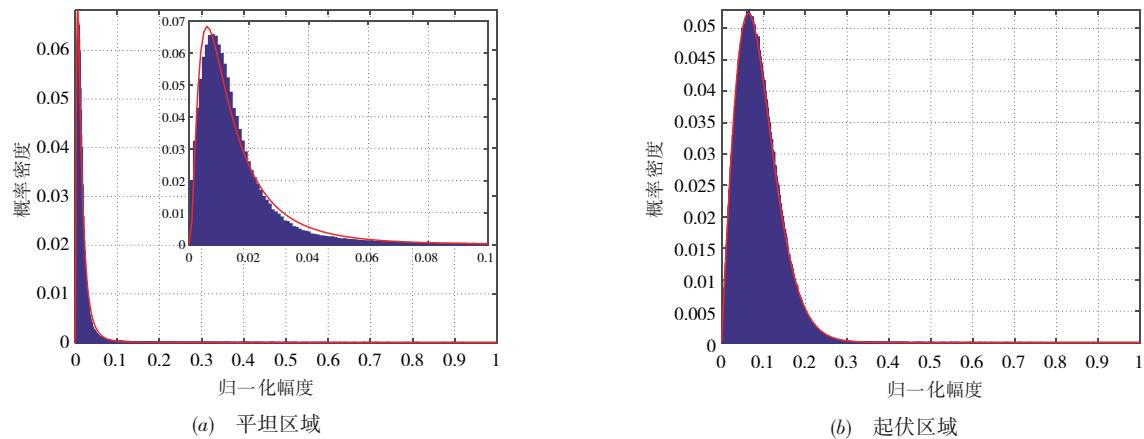


图5 不同区域的杂波统计直方图

矩阵不匹配,影响杂波抑制性能和慢速运动目标检测性能.对于平坦区域,杂波功率过估计和杂波分布的非均匀性严重恶化慢速运动目标的检测能力.对起伏区域,杂波能量估计不足,势必造成起伏区域强杂波的抑制能力下降.因此,本文方法对SAR-GMTI处理性能的改善可以从起伏区域强杂波有效抑制和

平坦区域慢速运动目标检测能力提高两个方面体现.

SAR图像杂波分类后,利用区域提取结果作为指导,平坦区域和起伏区域分别选择杂波样本进行CCM估计,并进一步分区域进行图像域多通道杂波抑制,杂波抑制结果如图6所示:

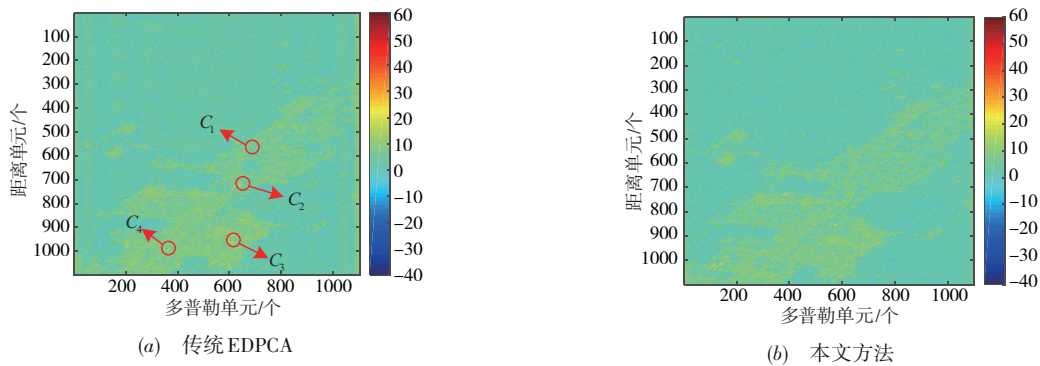


图6 图像域杂波抑制结果

对比传统杂波抑制方法,在杂波抑制后各个区域的剩余平均杂波能量如表2所示.可知,本文方法将平坦区域剩余平均杂波能量从4.15dB减少至3.05dB,对于起伏区域,杂波抑制剩余也从8.78dB减少至7.85dB,总的来看,本文方法对杂波的平均抑制能力提高1.1dB.

为了分析本文方法对强点杂波的抑制能力,在SAR

图像上选择不同位置处的强散射杂波点,如图6(a)所示,分析其杂波抑制前、全图估计样本杂波抑制后、分类辅助估计样本杂波抑制后的能量对比,如图7所示.

由图7所示,相对于传统SAR-GMTI杂波抑制方法,本文方法对起伏区域中的强点杂波剩余能量减少10~15dB,能够减少强杂波点造成的虚假检测,有效控制虚警.

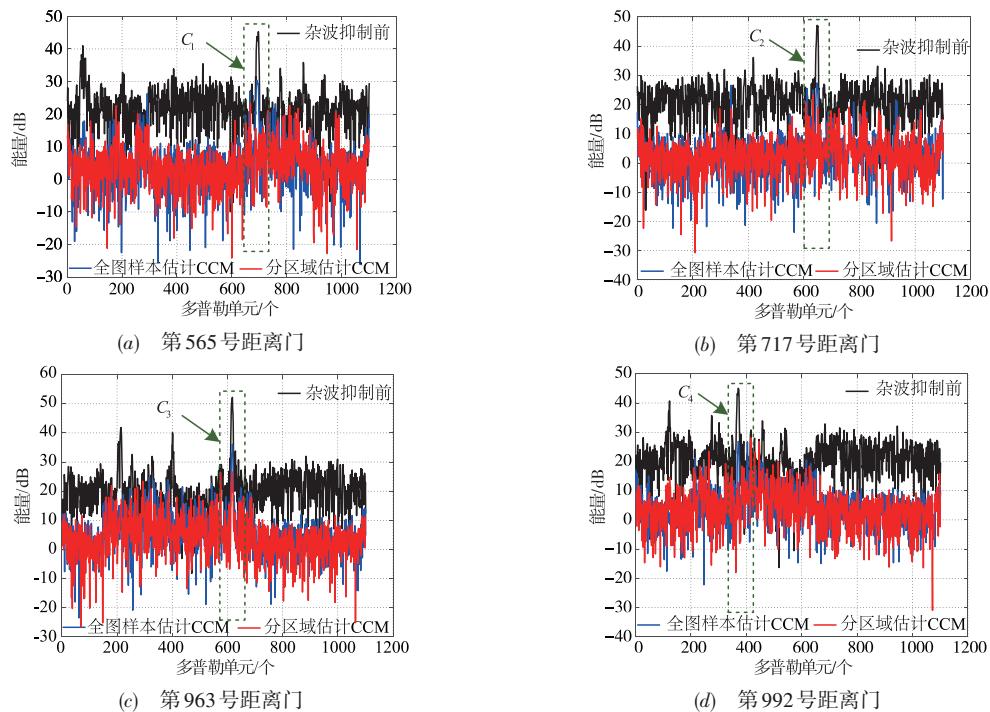


图7 本文方法对强点杂波的抑制能力

表 2 杂波抑制前后杂波平均能量对比

杂波区域	杂波抑制前杂波能量	全局杂波抑制后杂波能量	分区域杂波抑制后杂波能量
平坦区域	23.28dB	4.15dB	3.05dB
起伏区域	21.22dB	8.78dB	7.85dB

本文方法另一个的优势是平坦区域慢速动目标检测能力提高,我们通过对运动目标的检测性能仿真实验进行验证. 动目标速度大小为不模糊测速区间内,速度间隔为 0.1m/s,每一个速度点处设置 20 个信噪比均为 18dB 的运动目标,动目标性能仿真结果如图 8 所示. 图 8(a)为不同方法的输出信杂噪比损失(输出信杂噪比与输入信噪

比之比)曲线,图 8(b)~(d)分为径向速度为 1m/s、1.5m/s 和 2m/s 动目标的 ROC(Receiver Operating Characteristic, 受试者工作特性)曲线. 对于平坦区域,由图 8 可知,复杂地理场景下使用全图样本的标准杂波抑制方法,尽管杂波功率过估计使得自适应处理凹陷有一定程度的加深,但其估计的 CCM 不能准确反映待检距离-多普勒单元的背景杂波统计特性,严重恶化慢速运动目标的检测性能. 本文基于图像分类辅助的多通道杂波抑制方法,如图 8 红线所示,使用与平坦区域具有相同统计特性的 IID 样本精确估计其 CCM,减少了动目标约 2.5dB 的输出信杂噪比损失,改善了慢速动目标的检测性能.

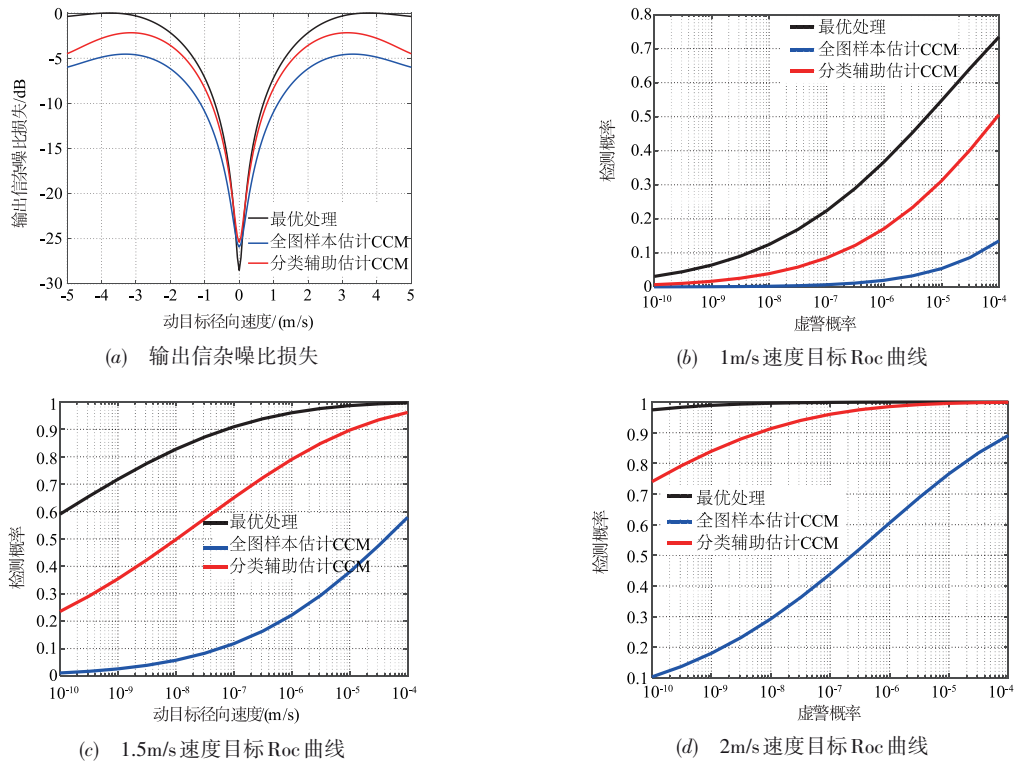


图 8 本文方法对慢速动目标检测性能的改善

5 总结

本文提出了一种距离-多普勒-频带域 3D-AWP-MRF 分类辅助的多通道 SAR-GMTI 杂波抑制方法. 有效利用多频带 SAR 图像的距离-多普勒空间信息、频带信息和纹理特征信息对 SAR 图像进行精确分类并获得不同地物分布的杂波区域. 在区域提取结果的指导下对不同杂波区域分别进行多通道 CCM 估计和自适应杂波抑制,从而有效抑制复杂地理环境下的非均匀杂波. 实测数据实验结果表明,在缺少 DTEMs 和 GISs 知识辅助情况下,本文所提方法能够不仅能够有效减少强点杂波剩余能量,还能有效提高平坦区域慢速运动目标的检测性能.

最后,未来需要考虑不同地物类型在通道间的相位信息,以进一步提高杂波抑制和慢速动目标检测性能.

参考文献

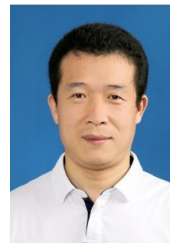
[1] 杨志伟,张蕊,许华健,等.多特征辅助的 SAR-GMTI 雷达扩展动目标检测方法[J].电子学报,2016,44(12):2916-2923.
 Yang Z W, Zhang R, Xu H J, et al. A multi-features-aided method for extended target detection of SAR-GMTI[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(12): 2916-2923.(in Chinese)
 [2] 曾操,廖桂生,杨志伟,等.基于样本加权的三通道 SAR-GMTI 机载数据处理及性能分析[J].电子学报,2009,37(3):506-512.

- Zeng C, Liao G S, Yang Z W, et al. Airborne data processing and performance analysis based on three-aperture SAR-GMTI system using weighted sample[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 506 – 512.(in Chinese)
- [3] Cerutti-Maori D, Klare J, Brenner A R, et al. Wide-area traffic monitoring with the SAR/GMTI system PAMIR[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(10):3019 – 3030.
- [4] Cerutti-Maori D, Sikaneta I, Gierull C H. Optimum SAR/GMTI processing and its application to the radar satellite RADARSAT-2 for traffic monitoring[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(10): 3868 – 3881.
- [5] Cerutti-Maori D, Sikaneta I. A generalization of DPCA processing for multichannel SAR/GMTI radars[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(1):560 – 572.
- [6] Rabideau D J, Steinhardt A O. Improved adaptive clutter cancellation through data-adaptive training[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3): 879 – 891.
- [7] Conte E, De Maio A, Farina A, et al. Design and analysis of a knowledge-aided radar detector for Doppler processing [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3):1058 – 1079.
- [8] 吴永辉,计科峰,李禹,等. 基于 Wishart 分布和 MRF 的多视全极化 SAR 图像分割[J]. 电子学报, 2007, 35(12): 2302 – 2306. Wu Y H, Ji K F, Li Y, et al. Segmentation of multi-look fully polarimetric SAR images based on wishart distribution and MRF[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(12): 2302 – 2306.(in Chinese)
- [9] 傅兴玉,尤红建,付琨. 基于改进 Markov 随机场的高分辨率 SAR 图像建筑物分割算法[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1141 – 1147. Fu X Y, You H J, Fu K. Building segmentation from high-resolution SAR images based on improved Markov random field [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1141 – 1147.(in Chinese).
- [10] Hedberg H, Dokladal P, Owall V. Binary morphology with spatially variant structuring elements: Algorithm and architecture[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(3): 562 – 572.
- [11] Pan C, Gao X B, Wang Y, et al. Markov random fields integrating adaptive interclass-pair penalty and spectral similarity for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(5): 2520 – 2534.
- [12] Rodrigues F A Á, Neto J F S R, Marques R C P, et al. SAR image segmentation using the roughness information [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(2):132 – 136.
- [13] Schreiber W F. Fundamentals of electronic imaging systems [M]. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1986.
- [14] Pham M T, Mercier G, Michel J. PW-COG: An effective texture descriptor for VHR satellite imagery using a point-wise approach on covariance matrix of oriented gradients [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(6): 3345 – 3359.

作者简介



韩超垒 男, 1993 年生, 河南人, 西安电子科技大学博士研究生. 主要研究方向为 SAR 成像技术、机载/星载地面动目标检测和多维信号处理.



杨志伟 (通信作者) 男, 1980 年生, 四川人, 西安电子科技大学教授, 博士生导师. 主要研究方向为阵列信号处理、空-时-极化自适应处理、机载/星载地面动目标检测、多维信号处理和稀疏信号处理.
E-mail: yangzw@xidian.edu.cn



张庆君 男, 1969 年生, 江苏人, 卫星设计总师. 主要研究方向为卫星总体设计及微波遥感技术.



廖桂生 男, 1963 年生, 广西人, 西安电子科技大学教授, 博士生导师. 主要研究方向为阵列信号处理、空-时自适应处理、机载/星载地面动目标检测、分布式卫星系统设计.

何鹏远 男, 1995 年生, 辽宁人. 西安电子科技大学博士研究生. 主要研究方向为地面动目标检测和空时自适应处理.