

# 极化辅助的非均匀场景空时自适应处理方法

杜文韬, 廖桂生, 杨志伟, 辛志慧

(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)

**摘要:** 空时自适应处理是强杂波背景下动目标检测的有效途径, 实际检测环境中训练样本与待检测单元背景统计特性的不一致将恶化处理器的输出信杂噪比, 需要结合样本挑选技术来改善非均匀场景的处理器性能. 在建立机载多通道信号模型基础上, 提出一种利用极化信息辅助的空时自适应处理方法, 该方法通过极化分类和功率分组指导训练样本选择, 利用同类样本估计待检测单元的统计特性并计算自适应权矢量, 具有杂波相关矩阵估计准确度高、特点, 可显著改善动目标检测的性能. 最后结合国外 NASA JPL AIRSAR 实测数据的多通道仿真实验验证了所提方法的有效性.

**关键词:** 地面运动目标检测; 杂波抑制; 极化信号处理

**中图分类号:** TN957      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2014)03-0523-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.03.016

## Polarization-Aided Adaptive Processing for Ground Moving Target Indication in Heterogeneous Clutter

DU Wen-tao, LIAO Gui-sheng, YANG Zhi-wei, XIN Zhi-hui

(National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

**Abstract:** Space-time adaptive processing is an effective method to detect ground moving targets embedded in clutter environment, and the estimation of clutter covariance matrix with training samples is required to perform the adaptive processing commonly. In realistic environment, the characteristics of clutter in the cell under test may be different with the training samples in other range cells, which would reduce the precision of the estimated clutter covariance matrix. To improve the performance of target detection, a training sample selecting method based on polarized classification and power grouping is proposed in this paper, which would improve the precision of the clutter covariance matrix. The simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** ground moving target indication; clutter rejection; polarized signal processing

### 1 引言

运动平台下雷达地面运动目标检测具有监视、侦察范围广和发现目标迅速的优点, 正在受到越来越多的重视. 然而平台的运动将导致杂波谱的多普勒展宽, 使得慢速目标淹没在主杂波区域, 影响系统的检测性能, 空时自适应处理技术<sup>[1,2]</sup>利用空间角度、多普勒二维信息可有效地抑制场景杂波, 提高系统对慢速目标的检测性能. 自适应杂波抑制方法通过选择与待检测单元杂波特性同分布的独立 (IID) 训练样本估计杂波相关矩阵, 对待检测单元的杂波进行白化处理. 然而在实际中观测场景通常较为复杂, 例如地理环境的空间变化 (水陆交界、城乡交界、平原山区交界等)、地形起伏、照射遮挡、人造

强散射目标 (桥梁、铁塔) 等, 以上一系列非均匀问题将恶化自适应杂波抑制处理的性能. 在没有先验信息指导的情况下所选择的训练样本可能不满足同分布的特性, 导致杂波相关矩阵与待检测像素点的杂波特性差异较大, 影响杂波抑制的效果.

杂波非均匀主要表现在杂波功率起伏、杂波谱结构变化两方面, 本文假设系统工作在正侧视下, 不同距离门杂波数据的谱结构一致的情况, 此时杂波谱结构差异主要由地物类型的不同造成. 为解决功率非均匀问题, 功率选择训练法<sup>[3]</sup>采用功率挑选获取功率足够强的杂波回波数据构成训练样本集, 但是易造成杂波功率过估计, 影响系统对慢速目标的检测, 且可能引入含有目标信号的训练样本; 相位和功率选择训练法<sup>[4]</sup>结合相位、

功率联合挑选获取功率足够强、相位分布近似于杂波的回波数据构成训练样本集,可有效剔除含目标信号的回波数据,但是同样存在功率过估计的问题;对训练样本进行功率分组<sup>[5]</sup>可以有效地解决以上选择训练法的功率过估计问题.然而以上方法仅考虑了功率非均匀问题,对不同地物类型的相关矩阵差异欠缺考虑.

在地物类型差异方面,采用场景先验知识辅助相关矩阵估计是的一种有效途径,在应用上可以分为直接与间接型,共同组成知识辅助 STAP 的结构框架.直接型辅助法即结合先验数据和实测数据联合估计相关矩阵<sup>[6]</sup>,可以有效地解决非均匀场景下样本数不足以及估计误差较大的问题,但是该类方法对参数较为敏感;间接型辅助法采用场景图像及已有的分类结果指导训练样本的选择<sup>[7]</sup>,主要解决杂波类别差异导致的非同分布训练样本污染相关矩阵的问题,可有效地改善非均匀场景下的动目标检测性能,但是该算法存在如下不足:(1)当存在系统参数误差和坐标转换计算误差时,使用先验知识估计的杂波信息存在杂波模型失配问题;(2)由于观测时间不同,先验知识与当前杂波数据存在差异,时效性差.由于上述问题的存在,知识辅助 STAP 的性能有待提高.

事实上,电磁波是一种矢量波,描述电磁波空间传播轨迹的极化是一种有效的目标识别参量.相比于先验图像分类指导,多极化 SAR 系统下的极化分类算法<sup>[8,9]</sup>可兼顾分类效果和时效性.本文在建立自适应处理信号模型的基础上,提出一种利用极化信息辅助的空时自适应处理方法.该方法首先根据检测单元的极化信息将其进行分类,并在此基础上将每一类划分为若干功率近似的小组,利用同一小组的样本估计待检测单元的统计特性并计算自适应权矢量.仿真采用国外 NASA/JPL AIRSAR 实测数据进行极化分类处理并进行动目标检测实验,结果验证了所提方法的有效性.

## 2 信号模型

图 1 为运动平台多通道观测几何示意图.设平台沿

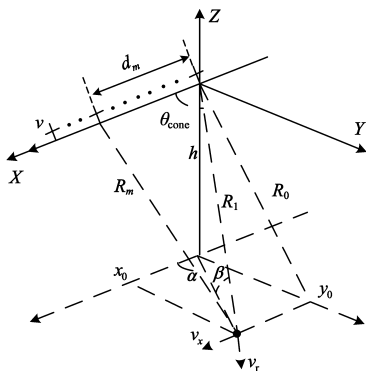


图1 运动平台多通道SAR系统观测几何示意图

$x$  轴正向运动且速度为  $v$ ,  $h$  表示平台高度,雷达阵列沿航向排布且不含偏航角,  $\alpha$ 、 $\beta$  分别表示杂波相对阵面的方位角和俯仰角,  $\theta_i$  为第  $i$  个杂波地块对应的视线方向矢量与载机速度方向矢量的余角,  $R_0$  为该杂波地块与雷达运动平台的最短距离;设雷达含有  $M$  个收/发通道,每个通道均可发射和接收水平/垂直极化信号,且水平/垂直极化收发阵元共相位中心,以通道 1 为参考,第  $m$  个通道与之距离为  $d_m$  ( $d_1 = 0$ ),为便于分析本文设间距为  $d$  的均匀阵列 ( $d_m = (m - 1)d$ ).

设系统接收  $N$  次脉冲,则接收数据可表示为  $MN$  维列矢量:

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{g} \cdot \boldsymbol{\gamma} \cdot \mathbf{s}_t \otimes \mathbf{s}_s \quad (1)$$

目标的时域和空域导向矢量分别为:  $\mathbf{s}_t = [1 \ \dots \ e^{j\varphi_t(N-1)}]^T$  和  $\mathbf{s}_s = [1 \ \dots \ e^{j\varphi_s(M-1)}]^T$  ( $\varphi_t = \frac{2\pi \cdot 2v}{\lambda f_r} \cos\theta_{\text{cone}} + \frac{2\pi \cdot 2v_r}{\lambda f_r}$ ,  $\varphi_s = \frac{2\pi \cdot d}{\lambda} \cos\theta_{\text{cone}}$ ),  $f_r$  为脉冲重复频率,  $\otimes$  表示 Kronecker 乘积运算,  $T$  表示转置.

当杂波地块中不含动目标时(即  $v_r = 0$ ),可类似推导出该地块的回波数据矢量,由此可得指定距离单元的雷达回波数据可表示为:

$$\mathbf{H}_0: \mathbf{x} = \sum_{i=1}^{N_c} g_i \cdot \gamma_i \cdot \mathbf{s}_t^i \otimes \mathbf{s}_s^i + \mathbf{n} \quad (2)$$

$$\mathbf{H}_1: \mathbf{x} = \sum_{i=1}^{N_c} g_i \cdot \gamma_i \cdot \mathbf{s}_t^i \otimes \mathbf{s}_s^i + \mathbf{x}_t + \mathbf{n}$$

其中  $\mathbf{H}_0$  假设该距离单元回波不包含动目标信号,  $\mathbf{H}_1$  与之相反;  $N_c$  为该距离单元内的杂波地块数,  $g_i$ 、 $\gamma_i$  分别为第  $i$  个杂波地块的等效增益、等效后向散射系数;  $\mathbf{s}_t^i = [1 \ \dots \ e^{j\varphi_t^i(N-1)}]^T$  为第  $i$  个杂波地块的时域导向矢量,空域导向矢量

$$\mathbf{s}_s^i = [1 \ \dots \ e^{j\varphi_s^i(M-1)}]^T, (\varphi_t^i = \frac{2\pi \cdot 2v}{\lambda f_r} \cos\theta_i,$$

$\varphi_s^i = \frac{2\pi \cdot d}{\lambda} \cos\theta_i$ );  $\mathbf{x}_t$ 、 $\mathbf{n}$  分别表示动目标信号和加性高斯白噪声.可以看到,动目标与所在杂波地块的时域导向矢量存在差异,而空域导向矢量保持一致.

各距离单元数据经过徙动校正以及方位脉压之后,第  $r$  个距离门中像素单元  $j$  对应的复数据  $\mathbf{x}_r(j)$  可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{H}_0: \mathbf{x}_r(j) = \mathbf{c}_r(j) + \mathbf{n}_r(j) \\ \mathbf{H}_1: \mathbf{x}_r(j) = \mathbf{s}_r(j) + \mathbf{c}_r(j) + \mathbf{n}_r(j) \end{cases} \quad (3)$$

$\mathbf{H}_0$ 、 $\mathbf{H}_1$  假设同前;  $\mathbf{s}_r(i)$ 、 $\mathbf{c}_r(i)$ 、 $\mathbf{n}_r(i)$  分别为动目标信号向量、杂波向量以及噪声向量.归一化的目标和杂波导向矢量可表达为

$$\mathbf{a}_t = [1 \ e^{-j2\pi\varphi_p} \ \dots \ e^{-j2\pi\varphi_p(M-1)}]^T (\varphi_p = \frac{v_r d}{v_a \lambda});$$

$$\mathbf{a}_c = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T.$$

基于线性约束最小方差准则的最优权矢量为  $\mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{u} \mathbf{R}_{\text{cn}}^{-1} \mathbf{a}_1$ , 其中  $\mathbf{R}_{\text{cn}}$  为待检测单元在  $H_0$  假设下的数据相关矩阵, 工程上使用其最大似然估计值  $\hat{\mathbf{R}}_{\text{cn}} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_l \mathbf{x}_l^H$  进行计算 ( $\mathbf{x}_l$  为训练样本,  $L$  表示训练样本的个数). 为有效估计待检测单元杂波特性, 训练样本  $\mathbf{x}_l$  与待检测单元杂波数据需满足独立同分布 (IID) 的性质.

### 3 样本挑选方法

在复杂观测场景下, 杂波非均匀将恶化杂波相关矩阵的估计精度和自适应处理的性能. 杂波非均匀的影响主要体现在两方面, 一是不同像素单元杂波功率的差异: 当杂波相关矩阵功率估计过大时会造成自适应处理的凹口加深, 此时慢速目标的能量也将被一定程度地抑制, 进而影响低速目标的检测效果; 而当功率估计过低时会造成杂波剩余值过大, 增大系统的虚警概率; 二是杂波类型的差异, 复杂场景中常包含大量的植被、建筑、水域等目标, 如果不加区分地用于相关矩阵估计, 必然与待检测点的杂波特性存在较大的误差. 下图为 NASA/JPL AIRSAR 的实测数据在 HH 通道下杂波能量分布示意图, 可以看到不同目标之间的散射功率差异很大, 最大功率与最小功率相差超过 30 dB, 且场景中存在海洋、城区、植被等多种杂波类型 (图中分别对应为 A 区域、B 区域和 C 区域).

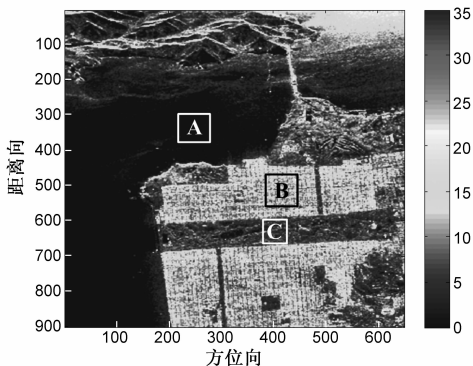


图2 非均匀观测场景

综合以上分析, 针对杂波功率和地物类型两个方面对样本数据进行区域化处理具有提高非均匀杂波场景下的动目标检测性能的潜力. 由此我们提出一种极化信息辅助的非均匀场景空时自适应处理方法, 该方法首先基于极化 SAR 图像分类原理对图像中各个像素进行聚类处理, 接着对分类结果进行功率分组, 进而而在同组中选择训练样本, 可有效地解决非均匀样本下的相关矩阵估计误差问题, 提高系统的检测性能.

下图为本文的极化辅助筛选与传统方法对比的示

意图, 中心像素点为待检测单元, 周围设置一定范围作为保护窗口. 左图为无指导策略下的全图联合估计方法, 即保护窗口外的所有像素单元 (灰色区域) 均用作训练样本; 右图为极化分类指导训练样本筛选估计方法, 首先选取与待检测单元极化特性一致的样本 (图中对应为体散射样本), 再进一步通过功率挑选出训练样本.

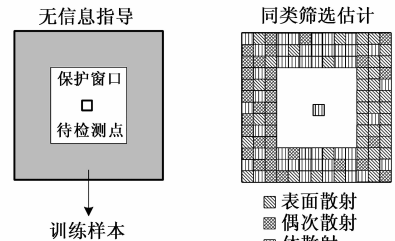


图3 训练样本挑选策略示意

### 3.1 极化分类

极化是电磁波在空间的传播轨迹在发射平面的投影, 对于不同几何结构、材质的目标, 其回波信号的极化模式存在差异, 因此是一种有效的目标分类参量. 非相干极化 SAR 分类方法主要有  $H/\alpha$ -Wishart 迭代分类法<sup>[8]</sup>、Freeman-Wishart 迭代分类法<sup>[9]</sup>等, 均可获得较好的分类结果, 就保持目标极化散射特性方面 Freeman-Wishart 方法更具优势. 为了本文的完整性, 下面仅给出 Freeman-Wishart 迭代分类算法的简要描述.

**Step1** 基于 Freeman 分解的初始化分类. 依次对每个像素的极化相关矩阵进行 Freeman 分解, 并将其归为三种散射类别 (表面散射、体散射、二次散射) 中功率最大的一类; 进一步将每一大类的像素根据其主散射功率进行分组.

**Step2** 类间融合. 对上一步分类获得的若干小组根据 Wishart 类-类距离进行迭代聚类处理, 不断地融合距离最近的两个小组直到等于设置的小组个数.

**Step3** 分类结果迭代调整. 计算每一个像素点与各小组聚类中心的 Wishart 类-点距离, 迭代调整各像素的分类结果和各小组的聚类中心, 直到各小组的像素个数变化小于设置的误差容限.

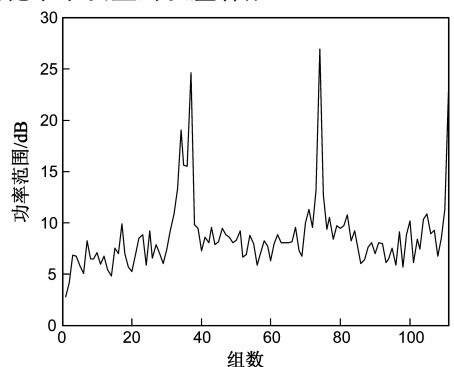


图4 Freeman-Wishart分解各小组功率变化范围

Freeman-Wishart 迭代分类在保持像素单元散射特性的同时具有较好的分类效果,但是由于未考虑杂波的功率信息,每一小组的功率变化范围通常较大.我们以 NASA/JPL AIRSAR 的实测数据为例,给出其 HH 通道数据 Freeman-Wishart 分类结果如图 4 所示.

由上图可见, Freeman-Wishart 分类各小组内样本功率变化范围较大,用于估计杂波相关矩阵将存在较大的误差.事实上,目前的极化分类方法均缺乏对杂波功率的考虑,因此针对极化分解结果进行功率细分是提高系统动目标检测性能的关键.

### 3.2 功率分组

在采用最大似然法估计杂波相关矩阵时,训练样本的个数将影响系统的输出信杂噪比值:设样本个数为  $L$  时,输出 SCNR 与理想情况下的 SCNR 之比为  $\rho_L$ ,由 RMB 准则<sup>[10]</sup>可知  $E(\rho_L) = \frac{L+2-M}{L+1}$  ( $M$  为通道个数),可设输出信杂噪比损失  $S_{\text{loss}}(L) = 10 \log_{10}[E(\rho_L)]$ .而另一方面,随着训练样本数的增加小组的功率变化范围逐渐增大,将影响相关矩阵的估计精度并造成杂波抑制剩余的损失,因此功率分组过程中需综合考虑以上两方面影响造成的性能损失.

根据上述分析我们定义如下限制函数:

$$\eta = S_{\text{loss}}(L) + C_{\text{loss}}(L) \quad (4)$$

其中  $C_{\text{loss}}(L) = \max_{l=1-L} \left| 10 \log_{10} \left( \frac{\bar{f}_c(l)}{f_c(l)} \right) \right|$  为样本组的最大输出杂噪比(杂波剩余)损失,其中  $\bar{f}_c(l)$  表示对第  $l$  个样本进行杂波抑制(采用该组  $L$  个样本估计相关矩阵)后的实际杂噪比,  $f_c(l)$  为第  $l$  个样本相关矩阵精确已知条件下进行杂波抑制处理后的理想杂噪比.设门限为  $\eta_0$ ,将满足  $\eta < \eta_0$  的样本归为一组,即可同时约束以上两种误差造成的性能损失.

设样本组含有  $L$  个训练样本,利用这  $L$  个样本联合估计杂波相关矩阵并构造杂波抑制权矢量,依次对单个样本数据进行杂波抑制,在杂波相关矩阵功率估计过大或欠估计时,其杂波剩余均与准确估计下的理想值存在损失.设第  $l$  个样本的杂波剩余功率计算式为  $f_c(l)$ :

$$\bar{f}_c(l) = \frac{\sigma_c^2(l) |\bar{\mathbf{w}}^H \mathbf{a}_c|^2}{\bar{\mathbf{w}}^H \cdot \sigma_n^2(l) \mathbf{I} \cdot \bar{\mathbf{w}}} \quad (5)$$

$\sigma_c^2(l)$ 、 $\sigma_n^2(l)$  分别为  $l$  个样本的杂波和噪声功率,  $\mathbf{a}_c$  为杂波导向矢量,  $\bar{\mathbf{w}} = \mathbf{u} \bar{\mathbf{R}}_{\text{cm}}^{-1} \mathbf{s}$  为杂波抑制权矢量 ( $\bar{\mathbf{R}}_{\text{cm}} = \bar{\sigma}_c^2 \mathbf{a}_c \mathbf{a}_c^H + \bar{\sigma}_n^2 \mathbf{I}$ , 其中  $\bar{\sigma}_c^2 = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \sigma_c^2(l)$ 、 $\bar{\sigma}_n^2 = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \sigma_n^2(l)$  为小组杂波功率、噪声功率的平均值).

根据矩阵求逆引理且令  $\alpha_l = \frac{\sigma_c^2(l)}{\sigma_n^2(l)}$ 、 $\bar{\alpha} = \frac{\bar{\sigma}_c^2}{\bar{\sigma}_n^2}$ , 有:

$$\bar{f}_c(l) = \frac{\alpha_l}{(1 + \bar{\alpha}M)^2 - 2(1 + \bar{\alpha}M)\bar{\alpha} + \bar{\alpha}^2 M} \quad (6)$$

当准确估计第  $l$  个样本的杂波相关矩阵时,其杂波功率剩余值为:

$$f_c(l) = \frac{\alpha_l}{(1 + \alpha_l M)^2 - 2(1 + \alpha_l M)\alpha + \alpha_l^2 M} \quad (7)$$

则该组样本的最大杂波剩余值损失为:

$$C_{\text{loss}}(L) = \max_{l=1-L} \left| 10 \log_{10} \left( \frac{\bar{f}_c(l)}{f_c(l)} \right) \right| \\ = \max_{l=1-L} \left| 10 \log_{10} \left[ \frac{(1 + \alpha_l M)^2 - 2(1 + \alpha_l M)\alpha + \alpha_l^2 M}{(1 + \bar{\alpha}M)^2 - 2(1 + \bar{\alpha}M)\bar{\alpha} + \bar{\alpha}^2 M} \right] \right| \quad (8)$$

由于实际中难以提取每个样本的噪声,因此在图像中选取主要由噪声构成的区域(遮挡区域等)统计噪声能量,并代入上式计算.

设使得  $10 \log_{10} \left( \frac{\bar{f}_c(l)}{f_c(l)} \right)$  取得最大值的样本数为  $l_0$ ,则由  $L$  个样本构成的小组的最大杂波剩余损失值为:

$$C_{\text{loss}}(L) = \left| 10 \log_{10} \left( \frac{\bar{f}_c(l_0)}{f_c(l_0)} \right) \right| \quad (9)$$

上述限制函数在实际操作中存在以下两点注意事项:

(1) 最小样本数设置.  $S_{\text{loss}}(L)$  在样本数  $L$  较少时其损失过大,可能超出预设的门限  $\eta_0$  (若  $\eta_0$  大于该初始值将不能有效限制杂波剩余损失).为使得分组的有效进行,可设置每组的最小样本数  $l_m$ ,在此基础上对小组内添加样本(即从  $S_{\text{loss}}(l_m + 1)$  开始计算).

(2) 样本数不足.对每一类样本进行分组时,最后一组样本的挑选通常在未超过门限时便由于样本数不足而结束.故规定每类最后一个小组的样本挑选办法:从最后一个样本依次往前将满足门限要求的样本归为一组.

综上,本文所提的极化分类结合功率分组算法流程图如图 5.该方法综合了极化分类和功率分组的优点,在非均匀环境具有提高动目标检测性能的潜力.

## 4 实验结果及分析

为验证上述结论,使用 NASA/JPL AIRSAR 的旧金山实测数据(参见图 2)对本文所提的极化空时自适应检测进行仿真,该实测数据的部分参数为:发射载频的波长 0.245m,入射角度变化范围 0 度 ~ 60 度,分辨率为  $10\text{m} \times 10\text{m}$ .

### 4.1 分组结果

实验对比 Freeman-Wishart 分类与本文结合功率分组的分类方法.将 Freeman 分解的表面散射类、体散射类、二次散射三类分别细分为 9 类、3 类、3 类;设门限

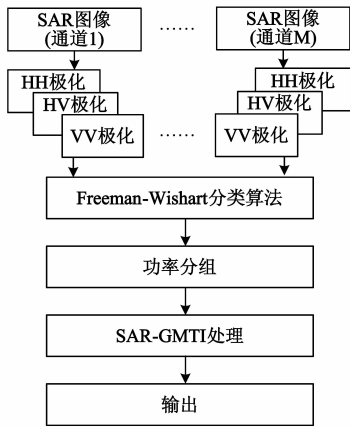


图5 基于极化分类的SAR-GMTI处理流程图

$\eta_0 = 3$  dB, 实验发现功率小组最小样本数设为 20 时具有良好的分组效果; 所有样本共被划分为 111 个功率近似的小组, 同时设 Freeman-Wishart 分类个数同为 111 并与本文方法进行对比, 图 6 为两种方法下各小组功率范围变化曲线, 可见 Freeman-Wishart 方法分类获得的小组功率范围均较大, 训练样本仍然存在功率非均匀问题; 而采用本文结合极化分类与功率分组的分类方法时,

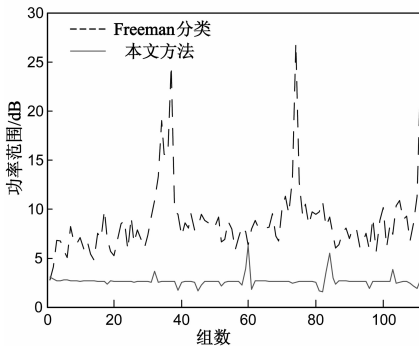


图6 功率变化范围对比

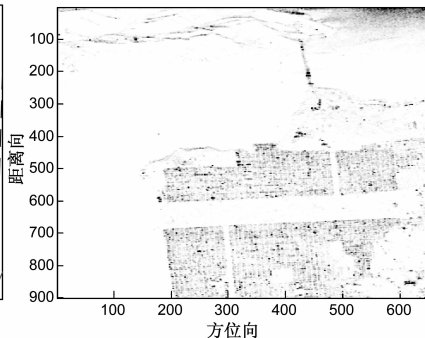


图7 训练样本未筛选

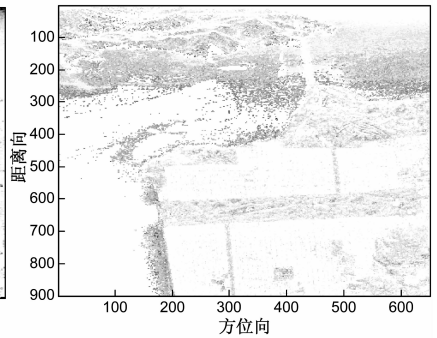


图8 分类指导筛选训练样本

### 4.3 动目标检测性能分析

在城市区域存在大量的人工物体(图 2 的 B 区域), 散射功率较高, 如采用全图像素点估计杂波相关阵将导致功率欠估计; 而植被区域(图 2 的 C 区域)的功率低于全图的平均功率, 如采用全图像素点估计相关阵将会导致功率过估计。

在以上两处区域添加点目标仿真 SAR-GMTI 的检测性能。发射信号波长设为 0.245m, 天线均匀划分为 3 通道且通道间距为 1m, 平台沿航向运动速度为 200 m/s, 3 通道积累的信噪比(SNR)为 20dB; 对比采用未筛选样本、分类筛选样本两种相关矩阵统计方法下的检测概率曲线, 设动目标的速度为 3m/s, 仿真获得 ROC 曲线如图 9 所示。由图可见, 采用全图像素联合估计相关矩阵时, 杂波功率欠估计与过估计均会造成检测性能的下降, 而采用本文方法筛选样本估计相关矩阵后可

小组内样本功率变化范围较小, 证明了本文功率分组方法的有效性。

### 4.2 杂波抑制性能

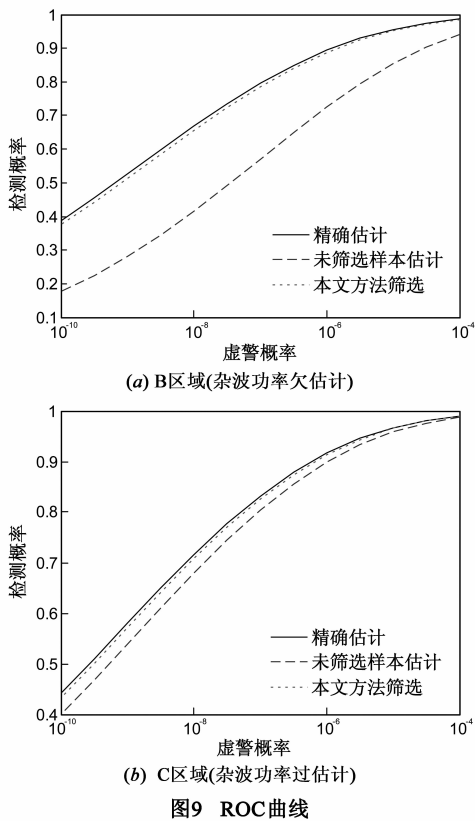
利用上述极化分解获得同类像素的数据矢量作为样本估计相关矩阵并进行杂波抑制, 对比采用整幅图像素点进行自适应杂波抑制的效果。仿真对 HH 极化数据加入通道间噪声模拟三通道 SAR 数据, 噪声功率根据功率较低的海洋区域平均获得。杂波抑制权向量为  $w = u R_{cn}^{-1} s$  (其中  $s = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$ ,  $R_{cn}$  为多通道杂波相关矩阵,  $u$  为非零常数); 利用该权矢量进行杂波抑制的剩余能量  $P_{out} = |w^H R_{cn} w|$ 。

图 7、图 8 为杂波抑制残差图, 对应的相关矩阵分别由未筛选样本(全图像素数据联合估计)和本文方法筛选的样本估计得到, 为对比抑制结果设置灰度变化范围一致。可以看到训练样本未筛选, 城区场景由于杂波功率欠估计存在较大的杂波剩余功率, 对应残差图中散布的大功率点, 这将导致虚警的增加; 而采用同类像素点估计时, 城区场景的杂波功率估计准确, 具有良好的杂波抑制效果。

有效地提高相关矩阵估计精度, 改善非均匀场景下的动目标检测性能。

## 5 结论

平台运动导致的杂波谱展宽是影响慢速目标检测性能的主要因素, 空时自适应处理技术综合利用空间角度和多普勒信息可有效地抑制场景杂波、提高慢速目标的检测性能。然而复杂场景下杂波的非均匀性将恶化自适应处理的输出信杂噪比, 需要结合样本挑选技术来改善处理器性能。本文在建立多通道信号模型的基础上, 提出一种极化分类结合功率分组的样本分类方法指导训练样本的挑选, 利用同类样本估计待检测单元的统计特性并计算自适应权矢量, 可显著改善动目标检测的性能。最后结合国外 NASA/JPL AIRSAR 实测数据进行多通道仿真实验, 从分类小组功率变化范围、杂波抑制剩余和动目标检测概率多方面验证了



本文算法的有效性.

#### 参考文献

- [1] W L Melvin. A STAP overview[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 19(1): 19 - 35.
- [2] Sebastien De Greve, et al. Framework and taxonomy for radar space-time adaptive processing methods [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(3): 1084 - 1099.
- [3] D J Rabideau, A O Steinhardt. Improved adaptive clutter cancellation through data-adaptive training [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electron System, 1999, 35(3): 879 - 891.
- [4] 曾操, 廖桂生, 杨志伟, 刘聪锋. 基于样本加权的三通 SAR-GMTI 机载数据处理分析[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 506 - 512.  
Zen Cao, Liao Guisheng, Yang Zhiwei, Liu Congfeng. 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)
- [5] 董瑞军. 机载雷达非均匀 STAP 方法及其应用[D]. 陕西西安: 西安电子科技大学, 2002.

- Dong Ruijun, Study of Nonhomogeneous STAP and its Application to Airborne Radar[D]. Xi'an, Shaanxi: Xidian University, 2002. (in Chinese)
- [6] 高永禅, 廖桂生, 朱圣棋, 杨东. 一种有效色加载因子的知识辅助 STAP 方法[J]. 电子学报, 2012, 40(10): 2101 - 2106.  
Gao yongchan, Liao Guisheng, Zhu Shengqi, Yang Dong. A knowledge-aided STAP approach with effective color loading factors[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(10): 2101 - 2106. (in Chinese)
  - [7] C T Capraro, et al. Implementing digital terrain data in knowledge-aided space-time adaptive processing[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 1080 - 1099.
  - [8] J S Lee, et al. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex wishart classifier[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 32(5): 2249 - 2258.
  - [9] J S Lee, et al. Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(4): 722 - 731.
  - [10] L S Reed, J D Mallett, L E Brennan. Rapid convergence rate in adaptive arrays[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic System, 1974, 10(6): 853 - 863.

#### 作者简介



杜文韬 男, 1989 年 2 月生于安徽巢湖, 现为西安电子科技大学信号与信息处理专业博士生, 主要研究方向为运动平台雷达动目标检测, 空时自适应处理等。

E-mail: duwentao\_xd@163.com

廖桂生 男, 1963 年 6 月生于广西桂林. 现为西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, IEEE 会员. 主持和承担了国防 973 项课题、国家“863”高技术项目、国防科技预研、国家自然科学基金等科研任务, 其中获省部级科技进步奖一等奖 1 项、二等奖 2 项、三等奖 1 项. 1999 年获教育部跨世纪优秀人才基金, 2004 年入选国家人事部颁发的首批“新世纪百千万人才工程国家级人选”, 2008 年获国家杰出青年科学基金. 在国内外发表学术论文 140 余篇. 现主要从事雷达探测系统信号处理、包括空时自适应处理, 天基预警和阵列信号处理等研究领域。

E-mail: gsliao@xidian.edu.cn

杨志伟 男, 1980 年出生于四川省南充市, 博士, 现为西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室副教授. 主持国防科技预研和国家自然科学基金各一项. 研究领域为: 天基预警、阵列信号处理、多维域动目标检测和运动平台雷达动目标检测。

E-mail: zwyang@mail.xidian.edu.cn