

# 直接基于目标距离环杂波特性的样本选择

秦琴<sup>1</sup>, 屠子美<sup>1\*</sup>, 李明<sup>2</sup>

(1. 上海第二工业大学工学部, 上海 201209;  
2. 电子科技大学信息与通信工程学院, 四川 成都 611731)

**摘要:**提出了一种基于CUT杂波特性直接估计的机载雷达训练样本选择算法。该方法直接利用CUT的子孔径协方差矩阵对杂波进行表征, 由于估计过程不依赖训练样本, 可不受样本中干扰目标影响。考虑到目标距离环中可能存在目标信号, 所提算法采用CUT子孔径协方差矩阵的Capon谱对目标可能存在的区域以外进行积分重构, 从而剔除协方差矩阵中的目标成分。相比于传统广义内积算法利用单拍数据计算检验统计量, 基于CUT杂波特性直接估计算法以样本的子孔径协方差矩阵表征其特性, 可使计算结果更加稳定。通过仿真实验表明, 所提算法在筛选训练样本时更加准确。

**关键词:** 雷达; 子孔径; 干扰目标信号; 协方差矩阵重构  
**中图分类号:** TN958 **文献标识码:** A

## Sample selection based on direct estimation of cell under test clutter characteristics

QIN Qin<sup>1</sup>, TU Zi-Mei<sup>1\*</sup>, LI Ming<sup>2</sup>

(1. College of Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China;  
2. School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

**Abstract:** This paper proposes a training sample selection algorithm for radar based on direct estimation of the CUT clutter characteristics. The proposed method directly uses the sub-aperture covariance matrix of CUT to characterize the clutter. Since the estimation process doesn't depend on training samples, the estimation of CUT is not affected by the outliers. Moreover, considering the existence of target signal in the CUT, the proposed method removes the target component from the sub-aperture covariance matrix of CUT based on clutter covariance matrix reconstruction, which utilizes the clutter Capon spectrum integrated over a sector separated from the location of target. Compared with the traditional generalized inner product algorithm which uses single snapshot to calculate the detection parameters, the new algorithm uses the sub-aperture covariance matrix of the samples to characterize its statistical characteristics, obtaining more stable results. The simulation results show that the proposed algorithm selects training samples more accurately.

**Key words:** radar, sub-aperture, outliers, covariance matrix reconstruction

**PACS:**

## 引言

机载雷达通常采用空时自适应信号处理(Space Time Adaptive Processing, STAP)来检测强杂波背景下的慢速运动目标, 其关键步骤是目标距离环(Cell Under Test, CUT)杂波协方差矩阵的估计<sup>[1-3]</sup>。为了保障机载雷达空时自适应处理性能, 需

确保所提供的训练样本与目标CUT杂波满足独立同分布特性, 但在实际场景中训练样本很可能被干扰目标信号污染, 破坏其均匀性, 导致处理结果出现目标自消现象, 严重影响检测性能。常规样本选择算法采用样本协方差矩阵表征CUT的杂波特性, 当大部分样本的杂波特性偏离CUT的杂波特性时,

收稿日期: 2020-09-27, 修回日期: 2020-12-30

基金项目: 上海第二工业大学学科基金(XXKZD1603)

**Foundation items:** Supported by Subject Fund of Shanghai Polytechnic University

**作者简介(Biography):** 秦琴(1978-), 女, 辽宁沈阳人, 副教授, 博士, 主要研究方向为信号处理技术, 智能检测技术, 时域电磁计算及快速算法  
E-mail: qinqin@sspu.edu.cn

\*通讯作者(Corresponding author): E-mail: zmtu@sspu.edu.cn

**Received date:** 2020-09-27, **Revised date:** 2020-12-30

会导致表征不准确,严重降低筛选效率。通常假设参考距离环不含有目标信号,且与CUT的杂波满足独立同分布特性,因此可以采用样本协方差矩阵代替CUT的杂波协方差矩阵用于STAP处理。然而在实际场景下,部分训练样本可能会被干扰目标信号污染,破坏其均匀性,从而导致估计的杂波协方差矩阵存在较大偏差,严重影响STAP性能。

为了确保非均匀杂波环境下STAP性能,近年来学者们提出了许多非均匀检测器(Non-Homogeneity Detector, NHD)对训练样本进行筛选,以确保样本的均匀性。其中,基于波形相似度的样本选择算法通过选择与CUT具有相同时域或频域波形的样本信号<sup>[2-3]</sup>,分析表明波形相差较大的情况下,其协方差矩阵仍可保持相同<sup>[4]</sup>,因此会导致样本利用率较低。文献[5]提出了一种基于稀疏恢复的训练样本选择算法,但是当考虑非理想因素时,杂波协方差矩阵不再满足低秩特性,则该算法不再适用。文献[6]则提出了一种利用支持向量机的训练样本智能选择算法,但是该方法仍未解决如何准确表征CUT杂波特性的问题。文献[7]和[8]采用先验知识用于训练样本的筛选,如数字地形图,但是当回波信号与地形信息不能准确匹配时,筛选效率严重下降。广义内积算法(Generalized Inner Product, GIP)也是一种非常典型的样本筛选算法<sup>[9-10]</sup>,但是其性能依赖检测协方差矩阵(Test Covariance Matrix, TCM)的精度,当存在多个被干扰目标信号污染的样本时,则TCM将严重偏离CUT的杂波特性,导致样本选择性能将显著下降。为了改善GIP算法的不足,文献[11]提出了一种基于杂波协方差矩阵重构的GIP算法,利用感兴趣的区域(Region Of Interest, ROI)通过Capon谱重构得到TCM,排除干扰目标信号的影响,但该算法对CUT杂波的表征仍然依赖训练样本,且实际应用中很难获取所有干扰目标信号所分布的ROI区域,稳健性较差。

因此,本文提出了一种基于CUT杂波特性直接估计的训练样本选择算法,直接利用CUT的子孔径协方差矩阵表征其杂波特性,从而确保其不受训练样本中干扰目标信号的影响<sup>[12]</sup>。由于CUT数据中可能包含目标信号成分,为了剔除其中的目标信号,基于CUT杂波特性直接估计算法利用目标可能存在的ROI区域作为先验知识,在空时平面内利用Capon谱对ROI以外的区域进行积分重构,获得CUT的子孔径杂波协方差矩阵<sup>[13]</sup>,相比于文献[11]

的杂波协方差矩阵重构算法需要训练样本中所有干扰目标信号的情况,本文中的重构方法仅需获得目标可能存在的ROI区域,更容易满足实际应用。同时,相比于传统广义内积算法利用单拍数据计算检验统计量,基于CUT杂波特性直接估计算法采用样本的子孔径协方差矩阵表征其统计特性用于检验统计量的计算,可使结果更加稳定。仿真实验结果表明,相比于其他目标筛选算法,基于CUT杂波特性直接估计算法可以显著提升训练目标筛选的效率,具有更高的稳健性。

## 1 机载雷达STAP信号模型

假设机载雷达采用以半波长为间隔布阵的正侧视均匀线阵(Uniform Linear Array, ULA),共有 $N$ 个阵元,每个阵元在一个相干处理间隔内发射 $M$ 个脉冲,脉冲重复频率为 $f_r$ 。发射波长为 $\lambda$ ,则阵元间距 $d = \lambda/2$ 。对于CUT的接收信号 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{NM \times 1}$ 可以表示为

$$\mathbf{x} = \alpha \mathbf{a} + \mathbf{c} + \mathbf{n} \quad , \quad (1)$$

其中 $\mathbf{c}$ 表示杂波信号, $\mathbf{a}$ 表示运动目标的空时导向矢量, $\alpha$ 对应目标的回波信号幅度, $\mathbf{n}$ 为噪声向量。在空时自适应信号处理时,可通过求解下述线性优化求解问题获得最优加权

$$\min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{\mathbf{c}+\mathbf{n}} \mathbf{w} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a} = 1 \quad , \quad (2)$$

其中 $\mathbf{R}_{\mathbf{c}+\mathbf{n}} \in \mathbb{C}^{NM \times NM}$ 是真实的杂波加噪声协方差矩阵, $(\cdot)^H$ 表示共轭转置。可得空时自适应处理的最优加权为

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{R}_{\mathbf{c}+\mathbf{n}}^{-1} \mathbf{a}}{\mathbf{a}^H \mathbf{R}_{\mathbf{c}+\mathbf{n}}^{-1} \mathbf{a}} \quad , \quad (3)$$

其中 $(\cdot)^{-1}$ 表示矩阵求逆,由于 $\mathbf{R}_{\mathbf{c}+\mathbf{n}}$ 是未知的,通常利用与CUT的杂波满足独立同分布特性的训练样本估计的样本协方差矩阵替代。假设在均匀杂波环境下,有 $L$ 个不含目标的靠近CUT的训练样本,且与CUT满足独立同分布特性,则对 $\mathbf{R}_{\mathbf{c}+\mathbf{n}}$ 的估计可以表示为

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\mathbf{c}+\mathbf{n}} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}(l) \mathbf{x}(l)^H \quad , \quad (4)$$

其中 $\tilde{\mathbf{R}}_{\mathbf{c}+\mathbf{n}} \in \mathbb{C}^{NM \times NM}$ 表示样本协方差矩阵, $\mathbf{x}(l) \in \mathbb{C}^{NM \times 1}$ 表示第 $l$ 个距离环的训练样本信号。

然而,实际应用中训练样本可能会被干扰目标信号污染,破坏训练样本集的均匀性,导致STAP处理结果出现目标自消的现象。因此,在STAP之前,需要识别被干扰目标信号污染的训练样本并剔除,

以确保估计得到 $\tilde{\mathbf{R}}_{c+n}$ 的准确性。

GIP算法是一种经典的非均匀检测器,其统计参数可以表示为

$$\eta_{\text{GIP}}(l) = \mathbf{x}(l)\tilde{\mathbf{R}}_{c+n}^{-1}\mathbf{x}(l)^H = |\tilde{\mathbf{R}}_{c+n}^{-1/2}\mathbf{x}(l)|^2, \quad (5)$$

而GIP算法的性能非常依赖TCM对CUT杂波特性表征的准确性。当原始训练样本中存在多个干扰目标时,TCM(即 $\tilde{\mathbf{R}}_{c+n}$ )将严重偏离CUT的杂波特征,导致GIP算法将无法有效识别被干扰目标污染的训练样本。为了解决上述问题,本文提出了一种针对机载雷达空时自适应处理的稳健训练样本选择方法。

## 2 基于目标距离环杂波特性直接估计的样本选择

本部分首先分析被污染的样本与未被污染样本检验统计量的差异,然后提出了目标距离环和训练样本特性估计方法。最后,提出利用该参数进行训练样本筛选的具体数据处理流程。

### 2.1 非均匀检测器检验统计量分析

对于任意距离环的接收信号可将其划分为子孔径信号<sup>[14]</sup>,假设每个子孔径的天线阵元个数为 $N_1$ ,相干处理间隔内脉冲个数为 $M_1$ 。假设CUT的子孔径杂波协方差矩阵为 $\mathbf{R}_0 \in \mathbb{C}^{N_1 M_1 \times 1}$ ,第 $l$ 个距离环 $\mathbf{x}(l)$ 的某个子孔径的信号为 $\mathbf{x}_{n,m}(l) \in \mathbb{C}^{N_1 M_1 \times 1}$ ,对应子孔径杂波协方差矩阵为 $\mathbf{R}(l) \in \mathbb{C}^{N_1 M_1 \times N_1 M_1}$ 。根据文献<sup>[15]</sup>,可采用广义内积表征CUT子孔径协方差矩阵对样本子孔径信号的白化能力,其值越小,则表明对样本子孔径信号的白化效果越好,即与CUT的杂波特性越接近。第 $l$ 个训练样本的某个子孔径信号对应的非均匀检测器检验统计量可表示为

$$\varepsilon(l) = (\mathbf{x}_{n,m}(l))^H \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{x}_{n,m}(l), \quad (6)$$

若样本信号仅为杂波加噪声信号,且杂波特性与CUT相同,即 $\mathbf{R}_0 = \mathbf{R}(l) = E[\mathbf{x}_{n,m}(l)(\mathbf{x}_{n,m}(l))^H]$ ,则非均匀检测器检验统计量可表示为

$$\begin{aligned} E_0[\varepsilon(l)] &= E[(\mathbf{x}_{n,m}(l))^H \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{x}_{n,m}(l)] \\ &= E[\text{trace}(\mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{x}_{n,m}(l)(\mathbf{x}_{n,m}(l))^H)] \\ &= \text{trace}(\mathbf{R}_0^{-1}) E[\mathbf{x}_{n,m}(l)(\mathbf{x}_{n,m}(l))^H] \\ &= \text{trace}(\mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{R}(l)) \\ &= N_1 M_1 \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $E[\cdot]$ 表示期望,trace( $\cdot$ )表示矩阵的迹。

若样本信号包含干扰目标、杂波和噪声信号,且杂波统计特性与CUT相同。通常干扰目标信号与杂波和噪声互不相关且统计独立<sup>[18]</sup>,干扰目标信

号的回波信号幅度为 $\beta$ ,子孔径空时导向矢量用 $\mathbf{v} \in \mathbb{C}^{N_1 M_1 \times 1}$ 表示,则对应的子孔径样本信号和协方差矩阵分别可表示为

$$\mathbf{x}_{n,m}(l) = \tilde{\mathbf{x}}_{n,m}(l) + \beta \mathbf{v} \quad (8)$$

$$\mathbf{R}(l) = \mathbf{R}_0 + |\beta|^2 \mathbf{v} \mathbf{v}^H \quad (9)$$

那么第 $l$ 个训练样本非均匀检测器检验统计量可表示为

$$\begin{aligned} E_1[\varepsilon(l)] &= E[(\mathbf{x}_{n,m}(l))^H \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{x}_{n,m}(l)] \\ &= \text{trace}(\mathbf{R}_0^{-1}) E[\mathbf{x}_{n,m}(l)(\mathbf{x}_{n,m}(l))^H] \\ &= \text{trace}(\mathbf{R}_0^{-1} (\mathbf{R}_0 + |\beta|^2 \mathbf{v} \mathbf{v}^H)) \\ &= N_1 M_1 + |\beta|^2 \text{tr}(\mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{v} \mathbf{v}^H) \\ &= N_1 M_1 + |\beta|^2 (\mathbf{v}^H \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{v}) \end{aligned} \quad (10)$$

对比(10)和(7)可知, $|\beta|^2 (\mathbf{v}^H \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{v})$ 是区分被污染的训练样本的重要部分。而根据Capon谱的表达式<sup>[2]</sup>, $\mathbf{R}_0$ 在导向矢量 $\mathbf{v}$ 处的功率谱为

$$P(\mathbf{v}) = \frac{1}{\mathbf{v}^H \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{v}} \quad (11)$$

$|\beta|^2 (\mathbf{v}^H \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{v})$ 可表示为 $\frac{|\beta|^2}{P(\mathbf{v})}$ ,即为干扰信号与杂波协方差矩阵在导向矢量 $\mathbf{v}$ 处功率谱的比值,该部分是剔除干扰目标信号的重要指标。

对比(10)和(7)可知, $\mathbf{R}_0$ 和 $\mathbf{R}(l)$ 是获得检验统计量 $\varepsilon(l)$ 的关键量,下面将分析 $\mathbf{R}_0$ 和 $\mathbf{R}(l)$ 的估计方法。

### 2.2 目标距离环及训练样本特性估计

在实际应用中, $\mathbf{R}_0$ 和 $\mathbf{R}(l)$ 均是未知的,需要利用训练样本和CUT的数据进行估计。

对于 $\mathbf{R}(l)$ 的估计,假设第 $l$ 个距离环 $\mathbf{x}(l)$ 的子孔径的信号为 $\mathbf{x}_{n,m}(l)$ 可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{n,m}(l) &= [\mathbf{x}_{n,m}^l, \mathbf{x}_{n+1,m}^l, \dots, \mathbf{x}_{n+N_1-1,m}^l, \mathbf{x}_{n,m}^{l+1}, \\ &\quad \mathbf{x}_{n+1,m+1}^l, \dots, \mathbf{x}_{n+N_1-1,m+1}^l, \dots, \mathbf{x}_{n+N_1-1,m+M_1-1}^l]^T \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $\mathbf{x}_{n,m}^l$ 是第 $l$ 个距离环 $\mathbf{x}(l)$ 的第 $((m-1)N+n)$ 个元素。则根据文献<sup>[16]</sup><sup>[17]</sup>, $\mathbf{R}(l)$ 的估计可表示为

$$\tilde{\mathbf{R}}(l) = \frac{\sum_{n=1}^{N-N_1+1} \sum_{m=1}^{M-M_1+1} \mathbf{x}_{n,m}(l) \mathbf{x}_{n,m}(l)^H}{(N-N_1+1)(M-M_1+1)} \in \mathbb{C}^{N_1 M_1 \times N_1 M_1} \quad (13)$$

假设CUT子孔径的信号为 $\mathbf{x}_{n,m}^{\text{CUT}}$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{n,m}^{\text{CUT}} &= [\mathbf{x}_{n,m}^{\text{CUT}}, \mathbf{x}_{n+1,m}^{\text{CUT}}, \dots, \mathbf{x}_{n+N_1-1,m}^{\text{CUT}}, \mathbf{x}_{n,m}^{\text{CUT}+1}, \\ &\quad \mathbf{x}_{n+1,m+1}^{\text{CUT}}, \dots, \mathbf{x}_{n+N_1-1,m+1}^{\text{CUT}}, \dots, \mathbf{x}_{n+N_1-1,m+M_1-1}^{\text{CUT}}]^T \end{aligned} \quad (14)$$

其中 $\mathbf{x}_{n,m}^{\text{CUT}}$ 是CUT $\mathbf{x}_{\text{CUT}}$ 的第 $((m-1)N+n)$ 个元素。则CUT的子孔径协方差矩阵可以表示为<sup>[12]</sup>

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\text{CUT}} = \frac{\sum_{m=1}^{M-M_1+1} \sum_{n=1}^{N-N_1+1} \mathbf{x}_{n,m}^{\text{CUT}} (\mathbf{x}_{n,m}^{\text{CUT}})^{\text{H}}}{(N-N_1+1)(M-M_1+1)} \in \mathbb{C}^{N_1 M_1 \times N_1 M_1}, \quad (15)$$

$\tilde{\mathbf{R}}_{\text{CUT}}$ 表示CUT的子孔径协方差矩阵,其中可能包含目标成分(当目标出现时),直接用于选择训练样本时更容易选择与目标接近的干扰目标信号的样本,从而导致STAP处理出现目标自消的现象,降低检测性能。

根据文献[11],为了获得不包含目标成分的 $\mathbf{R}_0$ 的估计,可利用CUT的协方差矩阵的Capon谱进重构,获得CUT子孔径杂波协方差矩阵 $\mathbf{R}_0$ 。 $\tilde{\mathbf{R}}_{\text{CUT}}$ 的Capon谱示意图如图1所示

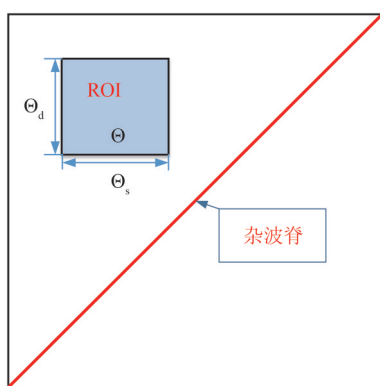


图1 目标和杂波在空时域内的分布示意图

Fig. 1 Example distribution of the target and outliers in the spatial-temporal domain

假设根据先验知识已知目标位于ROI内,用 $\Theta$ 表示,则空时谱平面内与其互补的区域为 $\bar{\Theta}$ ,其中 $\Theta \cap \bar{\Theta} = \emptyset$ ,且 $\Theta \cup \bar{\Theta}$ 可表示整个空时二维平面。相比于文献[11],本文提出的基于CUT杂波特性直接估计算法仅需知道目标在空时谱平面内可能的分布区域,无需详细掌握众多干扰目标的分布情况,因此应用场景更加广泛。此外,由于对CUT杂波特性的表征通过目标距离环数据直接进行,训练样本不会对表征造成影响,稳健性更高。

通过对ROI以外的杂波谱进行积分得不含目标信号的CCM

$$\tilde{\mathbf{R}}_0 = \int_{\bar{\Theta}} \frac{\mathbf{c}(f_s, f_d) \mathbf{c}(f_s, f_d)^{\text{H}}}{\mathbf{c}(f_s, f_d)^{\text{H}} (\tilde{\mathbf{R}}_{\text{CUT}})^{-1} \mathbf{c}(f_s, f_d)} df_s df_d \in \mathbb{C}^{N_1 M_1 \times N_1 M_1}, \quad (16)$$

其中 $\mathbf{c}(f_s, f_d)$ 表示空时导向矢量, $f_s$ 和 $f_d$ 表示归一化的空间频率和多普勒频率。直接利用CUT估计得到的子孔径杂波协方差矩阵可直接反映CUT的杂

波特特性,不受训练样本影响,稳健性更高。

### 2.3 算法步骤总结

根据上述分析过程,本文所提出的基于CUT杂波特性直接估计算法的主要步骤归纳如下:

步骤1:根据先验知识ROI信息计算CUT的子孔径杂波协方差矩阵,如式(16);

步骤2:计算第 $l$ 个距离环的子孔径协方差矩阵,如式(13);

步骤3:计算第 $l$ 个距离环的统计参数,如式(6);

步骤4:设定阈值,根据各距离环的统计参数剔除被污染的训练样本;

步骤5:根据筛选所得的训练样本计算样本协方差矩阵,如式(4),并计算STAP的加权向量,如式(3)。

## 3 实验和结果分析

本文将所提出的算法与传统GIP,文献[8]中的Recon-GIP算法进行对比,分别对比对于干扰目标信号的检测效率和STAP性能。

假设机载雷达采用正侧视均匀线阵,半波长布阵,载频1.5 GHz,阵元个数 $N = 10$ ,相干处理间隔 $M = 10$ ,载机平台运动速度为125 m/s,脉冲重复频率为4 000 Hz,主瓣指向正侧视方向。杂噪比为60 dB,采用Ward杂波模型,观测方位角范围为 $(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$ ,每个距离环被均匀分割为181个杂波片。原始训练样本共包括240个距离环,且目标在第121个距离环,信噪比为20 dB,其归一化的空间频率为和多普勒频率分别为0和0.3。假设有10个训练样本被污染,分别位于第10, 20, 30, 40, 50, 190, 200, 210, 220, 230个距离环上,对应的干噪比在[15, 25] dB范围内随机选择。在空时平面上,干扰目标信号均匀的随机分布在ROI内。假设ROI区域为 $\Theta$ ,且归一化空间频率范围为 $\Theta_s = [-0.1, 0.1]$ ,归一化多普勒频率范围为 $\Theta_d = [0.2, 0.4]$ 。本文所提出的算法,其子孔径设置为子孔径设置为 $N_1 = M_1 = 4$ 。

为了提高计算效率,本文将连续域 $\bar{\Theta}$ 进行均匀采样,得到离散化的空时平面,其对应的空时导向矢量集合表示为

$$\Omega = \{ \mathbf{c}(f_{si}, f_{di}) | i = 1, 2, \dots, K; (f_{si}, f_{di}) \in \bar{\Theta} \}, \quad (17)$$

其中 $(f_{si}, f_{di})$ 表示离散化的空时网格点。然后CUT的子孔径杂波协方差矩阵可以表示为

$$\tilde{\mathbf{R}}_0 = \sum_{i=1}^K \frac{\mathbf{c}(f_{si}f_{di})\mathbf{c}(f_{si}f_{di})^H}{\mathbf{c}(f_{si}f_{di})^H(\tilde{\mathbf{R}}_{\text{CUT}})^{-1}\mathbf{c}(f_{si}f_{di})} \quad (18)$$

图2展示了不同样本选择算法筛选训练样本的能力。假设作为先验知识的ROI为 $\hat{\Theta}_s = [-0.05, 0.05]$ ,  $\hat{\Theta}_d = [0.25, 0.35]$ 。在设置检测阈值时尽量多的选择被污染的样本,且不能包含纯净样本,传统GIP算法对应阈值为 $\text{Th1} = 126$ ,Recon-GIP算法对应阈值为 $\text{Th2} = 0.0028$ ,本文提出算法对检验统计量进行了归一化处理并以dB作为单位表示,对应阈值为

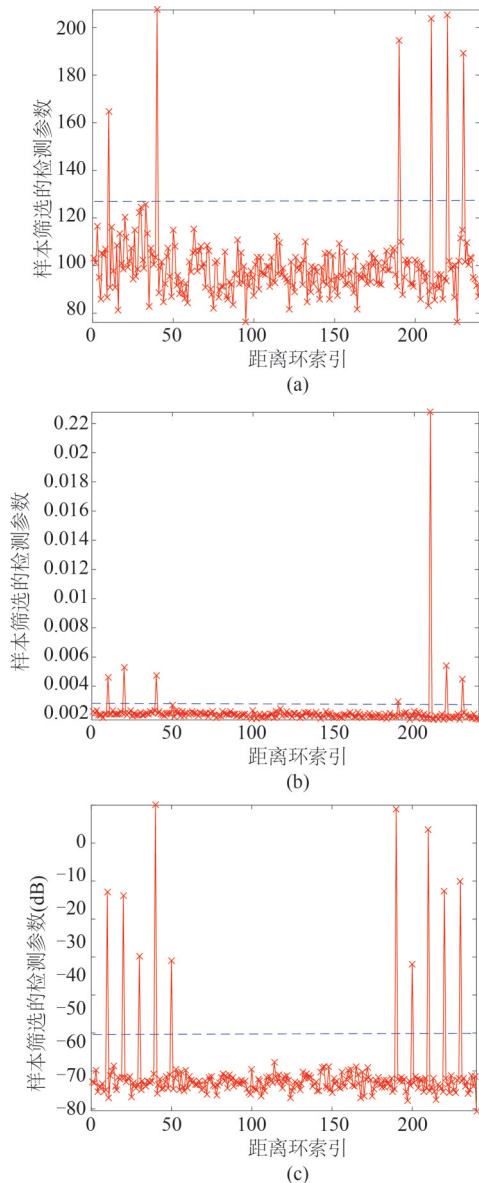


图2 不同算法在不同距离环的检验统计量 (a)GIP算法, (b) Recon-GIP算法, (c) 基于CUT杂波特性直接估计算法  
Fig. 2 Test statistics against range bin for different algorithm (a) GIP algorithm, (b) Recon-GIP algorithm, (c) Direct estimation algorithm based on CUT clutter characteristics

$\text{Th3} = -60$  dB。图2显示,GIP算法可以检测6个被污染样本,Recon-GIP算法可检测7个被污染样本,只有本文所提出算法可成功检测出所有被污染样本。

为了验证不同样本选择算法对应STAP滤波器的杂波抑制能力,本文利用GIP算法、Recon-GIP算法以及基于CUT杂波特性直接估计算法所选择的样本估计杂波协方差矩阵进行STAP滤波器的设计,然后对第60~181个距离环进行STAP处理,并对比不同样本选择算法对应的归一化输出功率,实验结果如图3所示,实验进行了1000次蒙特卡洛循环,其中目标位于第121个距离环,而其他距离环只包含杂波和噪声成分。经STAP滤波器的输出信号,第121个距离环包含目标信号和剩余杂波加噪声信号,其他距离环输出则仅包含剩余杂波和噪声,因此其他距离环输出功率越低,则表示该样本选择算法对应的STAP杂波抑制能力越强。

从图3所示实验结果可以看出,本文所提出的基于CUT杂波特性直接估计算法在进行STAP处理时,残余杂波能量比GIP算法低21 dB,比Recon-GIP算法低8dB,因此具有更高的STAP性能。

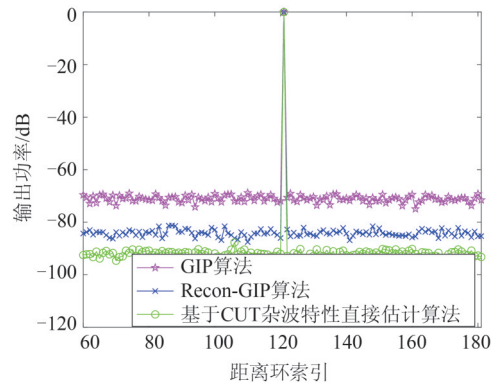


图3 不同算法对不同距离环的STAP输出功率

Fig. 3 STAP output power against range bin for different algorithms

图4对比了不同样本选择算法进行STAP处理时的平均SCNR损失,实验条件与之前保持一致。图4实验结果显示,除本文所提出的算法外,GIP算法和Recon-GIP算法在归一化多普勒频率为0.3附近出现明显凹陷,而本文所提算法的输出SCNR比GIP算法高8 dB,比Recon-GIP算法高3 dB。这是由于GIP算法和Recon-GIP算法无法完全剔除被污染的样本,从而导致估计的杂波协方差矩阵包含近似目标成分,引起目标自消。由此可见,本文所提

出算法可保证所有被污染目标被剔除,避免目标自消现象,从而提升了STAP性能。

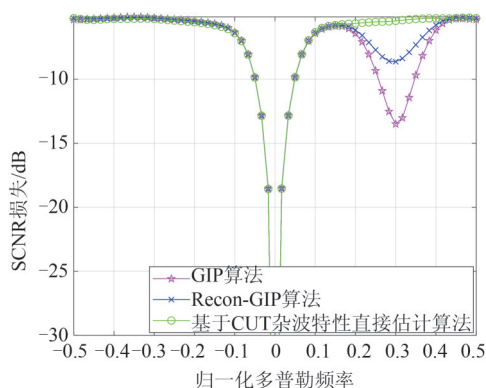


图4 不同算法的SCNR损失对比曲线图

Fig. 4 Comparison graph of SCNR loss for different algorithms

#### 4 结论

为了解决机载雷达的训练样本筛选问题,本文提出了一种基于目标距离环杂波特性直接估计的样本选择算法,采用CUT的重构子孔径协方差矩阵直接表征CUT的杂波特性,可完全避免干扰目标信号对CUT杂波特性表征的影响,保障了样本筛选的准确性。通过与传统GIP算法、Recon-GIP算法对比,基于CUT杂波特性直接估计算法可以更加高效地识别出被污染的训练样本。实验表明,在进行STAP处理时,基于CUT杂波特性直接估计算法具有更强的杂波抑制能力,即使在目标信号多普勒频率附近,基于CUT杂波特性直接估计算法也可保持更小SCNR损失。

#### References

[1] Tao F, Wang T, Wu J, *et al.* A novel KA-STAP method based on Mahalanobis distance metric learning[J]. *Digital Signal Processing*, 2019, **97**:102613.  
 [2] Tong W, Jia D, Yifeng W, *et al.* Robust training samples selection algorithm based on spectral similarity for space-time adaptive processing in heterogeneous interference environments[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2015, **9**(7):778-782.  
 [3] Qiang Y, Yanhua S, Weibo D, *et al.* Space-time adaptive processing-based algorithm for meteor trail suppression in high-frequency surface wave radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2015, **9**(4):429-436.  
 [4] Li H, Bao W, Hu J, *et al.* A training samples selection method based on system identification for STAP[J]. *Signal*

*Processing*, 2017, **142**:119-124.

- [5] Li Z, Liu H, Zhang Y, *et al.* Robust nonhomogeneous training samples detection method for space-time adaptive processing radar using sparse-recovery with knowledge-aided[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2017, **11**(4):1.  
 [6] Duan C, Li Y, Wang W. An intelligent sample selection method for space-time adaptive processing in heterogeneous environment[J]. *IEEE Access*, 2019, PP(99):1-1.  
 [7] Capraro C, Capraro G, Bradaric I, *et al.* Implementing digital terrain data in knowledge-aided space-time adaptive processing[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, **42**(3):1080-1099.  
 [8] Silva A B C D, Baumgartner S V, Krieger G. Training data selection and update strategies for airborne Post-Doppler STAP[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, **57**(8):5626-5641.  
 [9] Tang B, Tang J, Peng Y. Detection of heterogeneous samples based on loaded generalized inner product method[J]. *Digital Signal Processing*, 2012, **22**(4):605-613.  
 [10] Aubry A, Maio A D, Pallotta L, *et al.* Covariance matrix estimation via geometric barycenters and its application to radar training data selection[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2013, **7**(6):600-614.  
 [11] Li Z, Zhang Y, Liu H, *et al.* Training samples selection method for space-time adaptive processing based on clutter covariance matrix reconstruction[J]. *Electronics Letters*, 2017, **53**(14):953-954.  
 [12] Unnikrishna Pillai S, Kim Y L, Guerci J R. Generalized forward/backward subaperture smoothing techniques for sample starved STAP[C]// *IEEE International Conference on Acoustics*. IEEE, 2000.  
 [13] Gu Y, Goodman N A, Hong S, *et al.* Robust adaptive beamforming based on interference covariance matrix sparse reconstruction[J]. *Signal Processing*, 2014, **96**:375-381.  
 [14] Wu Y, Wang T, Wu J, *et al.* Training sample selection for space-time adaptive processing in heterogeneous environments[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, **12**(4):691-695.  
 [15] LIU Cong-feng, LIAO Gui-sheng. Robust generalized inner products algorithm using diagonal loading[J]. *Journal of Xidian University*(刘聪锋,廖桂生.稳健的对角加载广义内积算法.西安电子科技大学学报(自然科学版)), 2009, **4**:583-589.  
 [16] Pillai U, Kim Y L, Guerci J. Generalized forward/backward subaperture smoothing techniques for sample starved STAP[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, **48**(12):3569-3574.  
 [17] 贾逢德. 导引头相控阵与MIMO雷达自适应杂波抑制研究[D]. 2019.  
 [18] Yuan H, Xu H, Duan K, *et al.* Cross-spectral metric smoothing-based GIP for space-time adaptive processing[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, **16**(9):1388-1392.