doi:10.11887/j.cn.201805012 http://journal.nudt.edu.cn

机载MIMO雷达稳健非均匀样本选择方法*

张永顺,刘 洋,刘汉伟,李志汇
(空军工程大学 防空反导学院,陕西 西安 710051)

摘 要:针对杂波训练样本中混入干扰目标,导致空时自适应处理技术的杂波抑制性能下降问题,提出一种基于目标知识进行局部稀疏恢复的稳健训练样本挑选方法。该方法利用先验知识确定待检测单元中的目标区域,对整个角度-多普勒平面进行遍历,获得稀疏超完备基。通过变换矩阵对超完备基中对应的目标区域进行“挖空”处理,局部稀疏恢复出超分辨的杂波空时谱,获得杂波协方差矩阵估计。结合广义内积算法,实现非均匀训练样本挑选的过程。与常规结合广义内积方法相比,该方法对于不同干扰强度的训练样本,均有良好的检测效果。经仿真验证,所提方法的检验统计量之间区分度更加明显,对于干扰样本的挑选更加彻底,从而有效地提高了空时自适应处理技术的目标检测性能。

关键词:空时自适应处理;样本挑选;多输入多输出雷达;稀疏恢复;广义内积
中图分类号:TN957 **文献标志码**:A **文章编号**:1001-2486(2018)05-072-06

Airborne MIMO radar of robust non-homogeneous training sample detection method

ZHANG Yongshun, LIU Yang, LIU Hanwei, LI Zhihui
(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Once clutter training samples mix with interfering targets, the clutter suppression performance by space-time adaptive processing will decline. In order to solve the problem, a robust training samples detection method based on target knowledge and partly sparse recovery was proposed. Firstly, the object region in unit to be detected was locked. Then the sparse complete base was obtained by covering the whole angle-Doppler plane. After that, the corresponding object region in sparse complete base by transformation matrix was hollowed out to obtain the super resolution clutter space-time spectrum, which helps to estimate the clutter covariance matrix. Finally, the method was combined with the generalized inner product method to realize non-homogeneous training sample detection. Compared with GIP (generalized inner product) method, the proposed method can detect interfering targets in different intensity. Simulation analysis demonstrates that the test statistics of the proposed method have excellent discrimination validity, and can drastically eliminate interfering targets, thus improving the target detection performance of STAP (space-time adaptive processing).

Key words: space-time adaptive processing; sample detection; multiple input multiple output radar; sparse recovery; generalized inner product

机载雷达在检测地面目标的过程中,不可避免地受到来自地物杂波以及有源干扰的影响,这使得目标信号被淹没,雷达的信号检测性能因此受限。多输入多输出(Multiple Input Multiple Output,MIMO)雷达[1-2]具有多发多收以及波形正交的特点,天线规模上要远远小于相同规格的相控阵雷达,在一定程度上解决了机载雷达因自身重量以及天线孔径大小受限、需要牺牲系统检测性能为代价的问题[3]。空时自适应处理[4-6]技术有别于传统意义上的空域以及时域滤波技术,它可以在空时二维平面上,自适应地形成滤波凹口。在空时自适应处理(Space-Time Adaptive Processing, STAP)过程中,需要大量满足独立同分布(Independent Identically Distributed, IID)的训练样本来估计出准确的杂波协方差矩阵。但在实际情况下,训练样本由于杂波非均匀而不再满足独立同分布的特性,使得STAP对杂波的抑制性能严重下降。

干扰目标的混入是导致杂波产生非均匀特性的主要原因。训练样本中一旦混入干扰目标,估计的杂波协方差矩阵不再准确,导致目标信号的自相消[7]。为了解决上述问题,需要对杂波训练

* 收稿日期:2017-05-15
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61501501)
作者简介:张永顺(1961—),男,陕西咸阳人,教授,博士,博士生导师,E-mail:zysgcdx@sina.com

样本中混入的干扰目标进行剔除。常用的样本挑选方法主要是围绕对非均匀检测器(Non-Homogeneity Detection, NHD)的研究展开的,其中广义内积算法[8-9]通过对各个距离单元的杂波数据进行预白化处理,将结合广义内积(Generalized Inner Product, GIP)检验统计量偏离均值较大的距离单元数据剔除出去,从而达到样本挑选的目的。但当训练样本中混入较多的干扰目标,且一部分干扰目标的强度较低时,GIP 方法将不能对干扰目标进行彻底剔除。为此文献[10]提出一种知识辅助的广义内积非均匀样本检测方法,利用扁长椭球函数离线地构造较为准确的杂波协方差矩阵;文献[11]则提出一种基于知识的样本选择策略,利用系统的基本参数等先验信息,对杂波协方差矩阵直接进行估计,然后再与广义内积算法相结合。除此之外,文献[12]从子空间平滑的角度入手,通过计算训练样本与待检测单元子孔径平滑协方差矩阵距离,来进行样本挑选;文献[13]则从杂波功率谱相似度方面入手,利用空时二维谱的相似程度,来挑选训练样本。本文针对杂波非均匀条件下目标检测问题,提出一种基于知识的非均匀样本选择方法。

1　信号模型

模型采用机载 MIMO 雷达平台,雷达天线采用正侧视(载机飞行方向与天线阵面平行)均匀线阵,如图 1 所示。载机沿坐标轴 X 方向以速度 V 作直线飞行,飞行高度为 H;天线阵列配置有 M 个发射阵元以及 N 个接收阵元,其各阵元之间的间距分别为 d_t 和 d_r;载机相对于杂波散射源的空间方位角为 θ,高低角为 φ,锥角为 ψ,它们之间的空间几何关系可以表示为 $\cos\psi=\cos\theta\cos\varphi$。

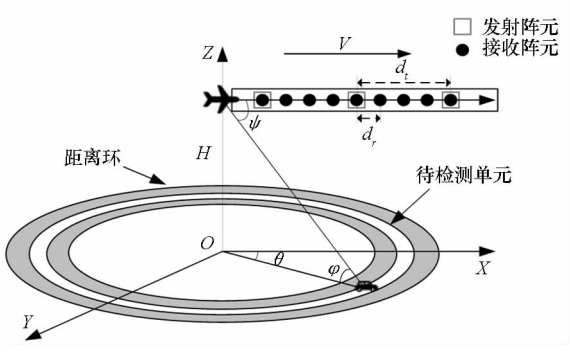


图 1　机载 MIMO 雷达系统结构图

Fig. 1　Configuration of airborne MIMO radar

机载在飞行过程中,由于距离地面较远,一个相干处理周期内可以近似认为雷达平台与信号源的相对位置没有变化,M 个发射阵元发射相互正交的脉冲串信号(包含 K 个脉冲信号),N 个接收阵元各自接收 K 个回波信号。将第 l 个距离单元的杂波数据进行分块处理,则第 l 个距离单元的发射导向矢量、接收导向矢量和时域导向矢量分别为:

$$\begin{cases}\boldsymbol{S}_{m(l,i)}=[1 \quad \mathrm{e}^{\mathrm{j}\alpha w_{S,i}} \quad \cdots \quad \mathrm{e}^{\mathrm{j}\alpha(M-1)w_{S,i}}]^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{S}_{n(l,i)}=[1 \quad \mathrm{e}^{\mathrm{j}w_{S,i}} \quad \cdots \quad \mathrm{e}^{\mathrm{j}(N-1)w_{S,i}}]^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{S}_{k(l,i)}=[1 \quad \mathrm{e}^{\mathrm{j}w_{T,i}} \quad \cdots \quad \mathrm{e}^{\mathrm{j}(K-1)w_{T,i}}]^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{1}$$

式中:$(\cdot)^{\mathrm{T}}$ 表示转置;$w_{S,i}=2\pi d_t f_{S,i}/\lambda$,$w_{T,i}=2\pi f_{D,i}/f_{\mathrm{prf}}$ 分别表示第 i 个杂波块对应的空域角频率和时域角频率,对应的空域频率和多普勒频率为 $f_{S,i}$ 和 $f_{D,i}$,f_{prf} 表示脉冲重复频率,λ 表示发射波长,$\alpha=d_t/d_r$ 表示发收间距比。

空间和多普勒频率与杂波散射源几何关系可以对应表示为:

$$f_{D,i}(\theta_i,\varphi_i)=\frac{2V}{\lambda}\cos\varphi_i\cos(\theta_i+\theta_p) \tag{2}$$

$$f_{S,i}(\theta_i,\varphi_i)=\cos\varphi_i\cos\theta_i \tag{3}$$

式中:θ_i 和 φ_i 分别表示第 i 个杂波块散射源的空间方位角与高低角;θ_p 表示载机飞行方向与天线阵面的夹角,正侧视情况下 $\theta_p=90°$。

则第 i 个杂波散射源的数据模型可以表示为:

$$\boldsymbol{c}_i=\rho_i\boldsymbol{S}_{k(l,i)}\otimes\boldsymbol{S}_{m(l,i)}\otimes\boldsymbol{S}_{n(l,i)}=\rho_i\boldsymbol{S} \tag{4}$$

式中:ρ_i 表示接收处理后的零均值杂波散射系数;$\boldsymbol{S}$ 表示该点处的收发时三维空时导向矢量;$\otimes$表示 Kronecker 积。

可以根据是否存在干扰目标,将第 l 个训练样本单元的回波数据概括为:

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}_l=\boldsymbol{c}_l+\boldsymbol{n}_l=\sum\limits_{i=1}^{N_c}\boldsymbol{c}_i+\boldsymbol{n}_l, \text{ 不含干扰目标}\\ \boldsymbol{X}_l=\rho_{0l}\boldsymbol{S}_{0l}+\sum\limits_{i=1}^{N_c}\boldsymbol{c}_i+\boldsymbol{n}_l, \text{ 含干扰目标}\end{cases} \tag{5}$$

式中:N_c 表示同一距离环上杂波散射源的个数;$\boldsymbol{n}_l\sim\mathrm{N}(0,\sigma^2\boldsymbol{I})$ 表示高斯白噪声向量;ρ_{0l} 和 $\boldsymbol{S}_{0l}$ 分别表示干扰目标的信号幅度和空时导向矢量。在不含干扰目标情况下,空时最优处理器权矢量为:

$$\boldsymbol{w}=\mu\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{S} \tag{6}$$

式中:$\boldsymbol{R}=\sum\limits_{l=1}^{L}\boldsymbol{X}_l\boldsymbol{X}_l^{\mathrm{H}}$ 表示准确的杂波协方差矩阵,$(\cdot)^{\mathrm{H}}$ 表示共轭转置;$(\cdot)^{-1}$ 表示矩阵求逆,$\mu=1/[\boldsymbol{S}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{S}]$。通常情况下 $\boldsymbol{R}$ 是未知的,需要通过待检测单元邻近的 L 个训练样本单元估计得到,即 $\hat{\boldsymbol{R}}$。

2 样本选择方法

2.1 常规 GIP 检测方法

GIP 方法通过检验统计量来度量各个训练样本单元回波数据的偏离程度，它可以体现为如下数学表达式：

$$\xi_{\mathrm{GIP}}(l) = \boldsymbol{X}_l^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{R}}_A^{-1}\boldsymbol{X}_l = |\hat{\boldsymbol{R}}_A^{-1/2}\boldsymbol{X}_l|^2 \tag{7}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{R}}_A$ 表示利用各个训练样本由最大似然估计准则得到的杂波协方差矩阵，即 $\hat{\boldsymbol{R}}_A = \frac{1}{N_c}\sum_{l=1,l\neq l_0}^{N_c}\boldsymbol{X}_l\boldsymbol{X}_l^{\mathrm{H}}$；$l \neq l_0$ 表示训练样本不包含待检测单元。

GIP 检验统计量中，$\hat{\boldsymbol{R}}_A^{-1/2}$ 的作用相当于对各训练样本作预白化处理。不含有干扰目标的训练样本，其杂波协方差矩阵的结构与 $\hat{\boldsymbol{R}}_A$ 相似，称其为均匀样本，其 GIP 检验统计量的均值约等于系统自由度，即 $E[\xi_{\mathrm{GIP}}(l)] = MNK$；相反，含有干扰目标的训练样本，其数据结构如式(5)中含干扰目标的情况所示，则其对应的杂波协方差矩阵为：

$$\hat{\boldsymbol{R}} = \hat{\boldsymbol{R}}_{c+n} + \Delta\hat{\boldsymbol{R}}_J \tag{8}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{R}}_{c+n} = \sum_{l=1}^{N_c}(\boldsymbol{c}_l + \boldsymbol{n}_l)(\boldsymbol{c}_l + \boldsymbol{n}_l)^{\mathrm{H}}$ 表示杂波加噪声数据的杂波协方差矩阵，$\Delta\hat{\boldsymbol{R}}_J$ 表示干扰协方差矩阵附加项，其数学表达式为：

$$\Delta\hat{\boldsymbol{R}}_J = \sum_{l=1}^{N_c}\boldsymbol{X}_J(l)\boldsymbol{X}_J(l)^{\mathrm{H}} + \frac{2}{N_c}\mathrm{Re}\Big[\sum_{l=1}^{N_c}\boldsymbol{X}_J(l)(\boldsymbol{c}_l + \boldsymbol{n}_l)^{\mathrm{H}}\Big] \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{X}_J(l)$ 表示第 l 个样本单元含有的干扰信号，$\mathrm{Re}[\cdot]$ 表示复数实部。由于干扰附加项的影响，使得该训练样本的 GIP 检验统计量偏离 NMK 较大，称其为非均匀样本。

综上所述，GIP 方法通过比较训练样本协方差矩阵的数据结构与估计的杂波协方差矩阵的相似程度来挑选样本，杂波协方差矩阵估计的是否准确直接关系到 GIP 方法的性能好坏；另外，如果所挑选的训练样本之间数据结构是相似的，而待检测单元相对于它们是非均匀的，那么 GIP 方法所挑选的训练样本所估计的杂波协方差矩阵也是不准确的；而且，当训练样本中含有的干扰目标强度较低时，GIP 方法的检测效果也不是十分理想。

2.2 稳健 GIP 检测方法

通过以上分析，为克服 GIP 方法在几种情况下的性能下降问题，本文拟利用待检测单元的杂波数据，直接对其他距离单元进行样本挑选。通过对待检测单元进行“局部”稀疏恢复[14-16]，估计出较为准确的杂波协方差矩阵，并结合传统 GIP 方法，增强对于低强度干扰目标的统计量区分度，实现训练样本的有效挑选。

由式(4)、式(5)可知，各个距离单元的回波数据可以看作是该距离环上杂波散射块空时导向矢量的叠加，则待检测单元的杂波数据可以表示为：

$$\boldsymbol{X}_{l_0} = \sum_{j=1}^{N_S N_D}\gamma_j\boldsymbol{S}_j(w_{T,j}, w_{S,j}) + \boldsymbol{n}_{l_0} = \boldsymbol{\Psi}_{l_0}\boldsymbol{\alpha}_{l_0} + \boldsymbol{n}_{l_0} \tag{10}$$

式中：γ_j 表示第 j 个杂波块的空时导向矢量对应的复幅度；$\boldsymbol{\alpha}_{l_0} = [\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_{N_S N_D}]^{\mathrm{T}}$ 表示待检测单元上杂波数据的频率分布；$\boldsymbol{\Psi}_{l_0} = [S_1, S_2, \cdots, S_{N_S N_D}]$ 表示 $MNK \times N_S N_D$ 维的超完备字典，$N_S = \rho_S Q(Q = MN)$ 和 $N_D = \rho_D K$ 分别表示空间频率和 Doppler 频率的离散化程度，ρ_S 和 ρ_D 分别表示相应的量化尺度。它们满足如下关系式：

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{l_0} = \mathrm{argmin}\|\boldsymbol{\alpha}_{l_0}\|_1 \\ \text{s. t. } \|\boldsymbol{X}_{l_0} - \boldsymbol{\Psi}_{l_0}\boldsymbol{\alpha}_{l_0}\| \leqslant \varepsilon\end{cases} \tag{11}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{l_0}$ 表示空时谱估计；$\|\cdot\|_p$ 表示 L_p 范数；ε 表示匹配误差；由式(10)可知，当 $\boldsymbol{X}_{l_0}$ 和 $\boldsymbol{\Psi}_{l_0}$ 已知时，可以对 $\boldsymbol{\alpha}_{l_0}$ 进行求解。由于矩阵 $\boldsymbol{\Psi}_{l_0}$ 的超完备性($N_S N_D \gg MNK$)，故 $\boldsymbol{\Psi}_{l_0}$ 属于矩阵。由稀疏恢复理论可知，当待求解向量具有稀疏性时，可以通过式(11)进行求解。

待检测单元中如果含有目标信息，最终所得到的挑选策略倾向于选择含有目标信号的训练样本，这会使得目标产生自相消现象。所以这里设计 $N_S N_D \times \tilde{N}_S \tilde{N}_D$ 的变换矩阵 $\boldsymbol{T}$，通过其对超完备字典的约束，“挖空”目标区域，以达到避免目标自相消的目的，该目标区域是由待检测单元通过到达方向(Direction Of Arrival, DOA)估计以及多普勒粗扫描计算得到的目标大致区域[17]：

$$\boldsymbol{T} = [t_1, t_2, \cdots, t_i, \cdots, t_{\tilde{N}_S\tilde{N}_D}] \tag{12}$$

$$\boldsymbol{t}_i = [v_1, v_2, \cdots, v_i, \cdots, v_{N_S N_D}]^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

式中：$v_i = \{0, 1\}$；这里设目标区域超完备基集合为 Ω，当 $S_i \in \Omega$，v_i 取值为 0；相反当 $S_i \notin \Omega$ 时，v_i 取值为 1。得到“挖空”目标区域的超完备字典：

$$\tilde{\boldsymbol{\Psi}}_{l_0} = \boldsymbol{\Psi}_{l_0}\boldsymbol{T} \tag{14}$$

重新代入式(11)，求得变换后的稀疏杂波空时谱：

$$\begin{cases}\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{l_0} = \mathrm{argmin}\|\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{l_0}\|_1 \\ \text{s. t. } \|\boldsymbol{X}_{l_0} - \tilde{\boldsymbol{\Psi}}_{l_0}\tilde{\boldsymbol{\alpha}}_{l_0}\| \leqslant \varepsilon\end{cases} \tag{15}$$

上述最小化问题，可以通过欠定系统局灶算

法 (FOCal Underdetermined System Solver, FOCUSS)算法[18]求解,该算法的优势在于运算复杂度低,且稀疏恢复的效果较好。假设各个杂波散射点之间是不相关的,则可以得到杂波协方差估计 $\hat{\boldsymbol{R}}_{l_0}$:

$$\hat{\boldsymbol{R}}_{l_0} = E[\boldsymbol{X}_{l_0}\boldsymbol{X}_{l_0}^{\mathrm{H}}] = \widetilde{\boldsymbol{\Psi}}_{l_0}\mathrm{diag}(\widetilde{\boldsymbol{P}})\widetilde{\boldsymbol{\Psi}}_{l_0}^{\mathrm{H}} \quad (16)$$

式中:$\widetilde{\boldsymbol{P}} = [P_1, P_2, \cdots, P_j, \cdots, P_{N_S N_D}]^{\mathrm{T}}$ 表示杂波功率谱,$P_j = E[|\alpha_j|^2]$。

最后结合 GIP 检测方法,计算检验统计量,实现对训练样本的有效挑选:

$$\xi(l) = \boldsymbol{X}_l^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{R}}_{l_0}^{-1}\boldsymbol{X}_l = |\hat{\boldsymbol{R}}_{l_0}^{-1/2}\boldsymbol{X}_l|^2 \quad (17)$$

基于待检测单元目标知识的稳健 GIP 检测方法流程可以用图 2 加以概括。

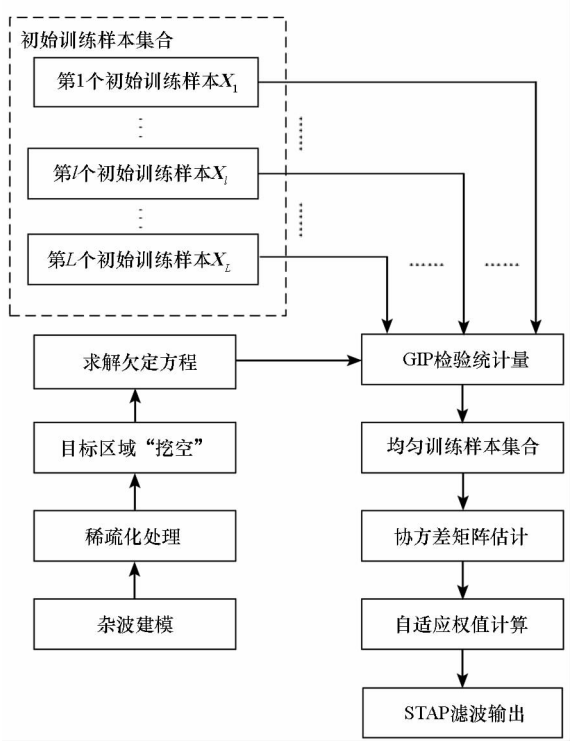


图 2　稳健 GIP 检测方法流程图

Fig. 2　Flow chart of robust GIP

3　实验仿真

仿真中用到的系统参数如表 1 所示。

表 1　仿真实验参数

Tab. 1　Simulation experimental parameters

参数	参数值	参数	参数值
载机高度/km	6	采样脉冲数	8
载机速度/(m/s)	140	发射阵元间距/m	0.115
发射阵元数	8	收发阵元间比	1
接收阵元数	8	杂噪比/dB	40
工作波长/m	0.23	信噪比/dB	10
脉冲重复频率/Hz	2434.8	干噪比	—

机载雷达波束与阵面垂直且指向目标方向,设目标的归一化空间频率为 0,归一化 Doppler 频率为 −0.5。取 2*MNK* 个距离单元作为训练样本,其中第 512 个距离单元设为待检测单元,511 和 513 距离单元设为保护单元。分别在第 30,100,200,750,800,850,900,950 等 8 个训练样本中插入干扰目标,且都在主瓣方向内,对应的干噪比分别为 40 dB,35 dB,30 dB,30 dB,40 dB,35 dB,35 dB,40 dB。稀疏恢复过程中空间频率和 Doppler 频率离散化程度均取 8。在角度 − Doppler 平面中选定的目标“挖空”区域 Ω 如图 3 所示。

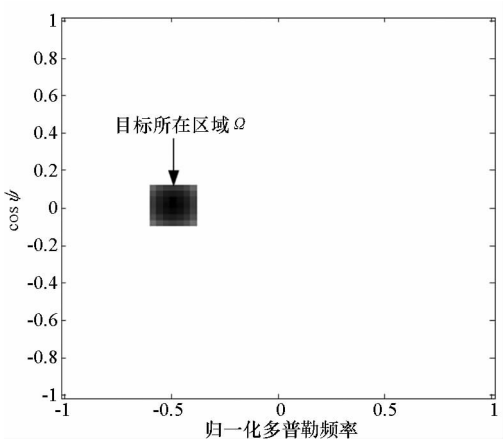


图 3　选定目标区域示意图

Fig. 3　Selected object region

3.1　检验统计量比较

利用常规 GIP 方法和稳健 GIP 方法分别对含有干扰目标的训练单元进行样本挑选,它们的检验统计量如图 4、图 5 所示。

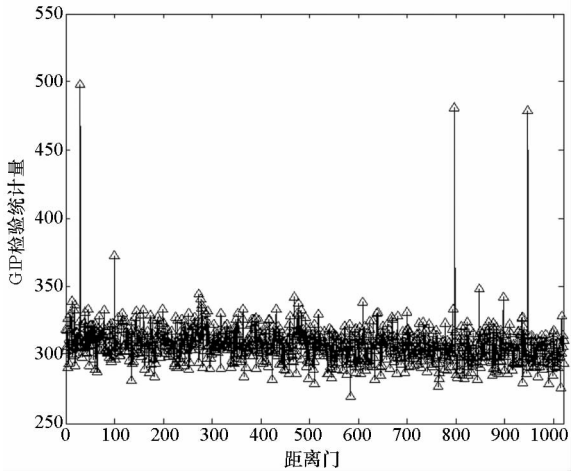


图 4　常规 GIP 方法检验统计量

Fig. 4　Test statistics of GIP

可以看出,常规 GIP 方法对于第 200 和第 750 两个含有低干扰强度的距离单元检验统计量

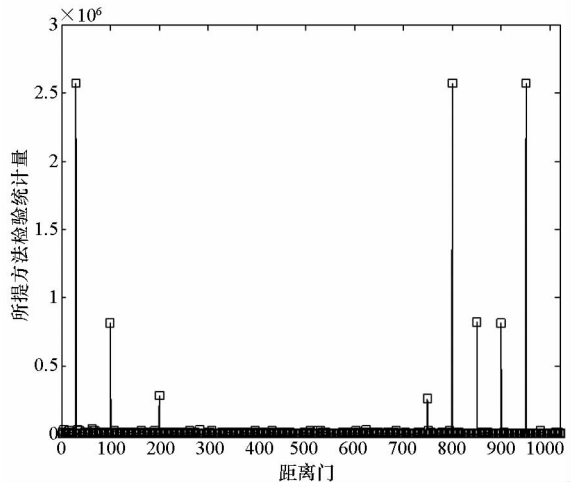


图 5　稳健 GIP 方法检验统计量

Fig. 5　Test statistics of robust GIP

区分度不明显，只能检测出第 30，100，800，850，900，950 等含有干扰强度较高的训练样本；与其相比，稳健 GIP 方法可以对含有各种干扰强度干扰目标的训练样本进行有效检测，这是因为杂波协方差矩阵估计较为准确。

3.2　目标检测性能比较

通过比较经常规 GIP 方法以及稳健 GIP 方法进行训练样本挑选之后的各距离单元的距离向功率输出、改善因子以及相应的性能曲线，判断两种方法对于样本挑选效果和目标检测性能上的优劣，仿真结果如图 6 ~ 8 所示。

由图 6 可以看出，常规 GIP 方法由于没能将低强度的干扰目标剔除干净，使得待检测单元的目标产生自相消现象，在第 512 距离单元并没有形成明显的功率尖峰；而稳健 GIP 方法可以明显地看到在第 512 距离单元形成功率尖峰，对于训练样本中的干扰目标剔除得比较彻底。

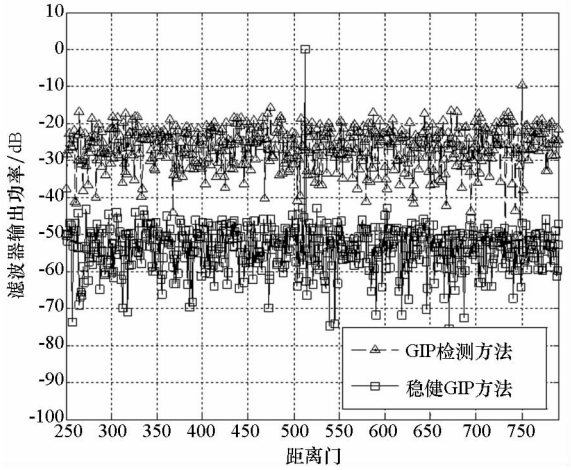


图 6　距离向功率输出比较

Fig. 6　Comparison of range cell output power

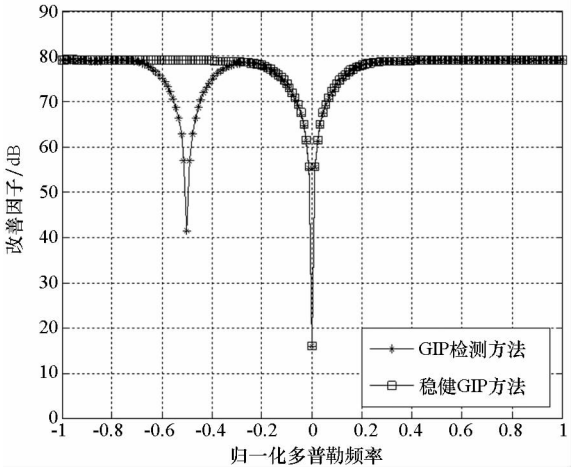


图 7　改善因子比较

Fig. 7　Comparison of improvement factor

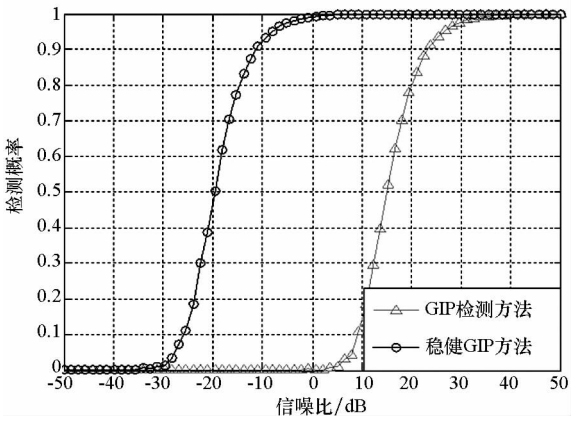


图 8　检测性能曲线比较

Fig. 8　Comparison of test performance curve

图 7 中的改善因子（Improvement Factor，IF）用来表征 STAP 方法对于目标检测性能的好坏，可以看出在归一化 Doppler 频率为 - 0.5 处，常规 GIP 方法由于非均匀样本挑选不彻底，导致在该处形成抑制凹口，使得目标自相消，无法进行有效检测；而稳健 GIP 方法仅在杂波处形成一条较深的凹口，不会对目标的检测产生不利影响。

图 8 中绘制两种方法的检测性能曲线，虚警概率为 10^{-6}，单个输入信噪比蒙特卡洛仿真次数设置为 300。可以看到，虚警概率一定时，两种方法的检测概率随着输入信噪比的增加而增加。由于稳健 GIP 方法对含有干扰的训练样本剔除得比较彻底，使得计算的自适应权矢量较小，信噪比从 - 30 dB 到 30 dB 之间时，相同横坐标下，稳健 GIP 方法的检测概率明显高于 GIP 检测方法。

4　结论

本文提出一种基于待检测单元目标知识的非

均匀样本选择方法。该方法直接利用待检测单元目标信息,通过稀疏恢复算法,重新设计稀疏超完备基,估计杂波稀疏谱,而后再结合 GIP 方法对含有干扰目标的训练样本进行有效剔除。剔除后的训练样本单元杂波特性相对一致,估计的杂波协方差矩阵更为准确,检测目标时不会受到干扰信号虚警的影响。经仿真实验,该方法对于低强度的干扰目标具有良好的选择指向性,对于 STAP 技术的提升以及运动目标的检测具有积极的辅助作用。

参考文献(References)

[1] Chen J, Patt T G. Energy efficiency of space and polarization MIMO communication with packet erasures over wireless fading channels [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(12): 6557 – 6569.

[2] Boizard M, Brigui F, Ginolhac G, et al. Multidimensional low-rank filter based on the AU-HOSVD for MIMO STAP[C]//Proceedings of IEEE 5th International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing, 2013: 412 – 415.

[3] Bliss D W, Foraythe K W. Multiple-input multiple-output radar and imaging: degrees of freedom and resolution[C]// Proceedings of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems, Computers, Monterey, 2003: 54 – 59.

[4] 王永良, 彭应宁. 空时自适应信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 46 – 56.
WANG Yongliang, PENG Yingning. Space-time adaptive processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 46 – 56. (in Chinese)

[5] Fertig L B. Analytical expressions for space-time adaptive processing performance[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2015, 51(1): 42 – 53.

[6] Klemm R. Principles of sparse-time adaptive processing[M]. London, UK: Institute of Electrical Engineering, 2006.

[7] Melvin W L. Space-time adaptive radar performance in heterogeneous clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(2): 621 – 633.

[8] Yang X P, Liu Y X, Long T. Robust non-homogeneity detection algorithm based on prolate spheroidal wave functions for space-time adaptive processing[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2013, 7(1): 47 – 54.

[9] 刘聪峰, 廖桂生. 稳健的对角加载广义内积算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2009, 36(4): 583 – 598.
LIU Congfeng, LIAO Guisheng. Robust generalized inner products algorithm using diagonal loading[J]. Journal of Xidian University, 2009, 36(4): 583 – 598. (in Chinese)

[10] 王珽, 赵拥军. 知识辅助的机载 MIMO 雷达 STAP 非均匀样本检测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(10): 2260 – 2265.
WANG Ting, ZHAO Yongjun. Knowledge-aided non-homogeneous samples detection method for airborne MIMO radar STAP[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(10): 2260 – 2265. (in Chinese)

[11] 周宇, 张林让, 刘楠, 等. 空时自适应处理中基于知识的训练样本选择策略[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(2): 405 – 409.
ZHOU Yu, ZHANG Linrang, LIU Nan, et al. Knowledge aided secondary data selection in space time adaptive processing[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(2): 405 – 409. (in Chinese)

[12] Wu Y F, Wang T, Wu J X, 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.

[13] Wu Y F, Wang T, Wu J X, et al. Robust training samples selection algorithm based on spectral similarity for space-time adaptive processing in similarity for space-time adaptive processing in heterogeneous environments[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2015, 9(7): 778 – 782.

[14] Hu N, Ye Z F, Xu D Y, et al. A sparse recovery algorithm for DOA estimation using weighted subspace fitting[J]. Signal Processing, 2012, 92(10): 2566 – 2570.

[15] Yu H, Lu G H, Zhang H L. Adaptive sparse recovery of moving targets for distributed MIMO radar[C]//Proceedings of Advanced Materials Research. Switzerland: Institute of Navigation, 2014: 450 – 455.

[16] 孙珂, 张颢, 李刚, 等. 基于杂波谱稀疏恢复的空时自适应处理[J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1389 – 1393.
SUN Ke, ZHANG Hao, LI Gang, et al. STAP via sparse recovery of clutter spectrum[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1389 – 1393. (in Chinese)

[17] Li Q, Liao B, Huang L, et al. A robust STAP method for airborne radar with array steering vector mismatch[J]. Signal Processing, 2016, 128(C): 198 – 203.

[18] Hyder M M, Mahata K. Focuss is a convex-concave procedure[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, 2011: 4216 – 4219.