

# MIMO-STAP 稀疏字典降维方法

何 团<sup>1</sup>, 唐 波<sup>1</sup>, 张 玉<sup>1</sup>, 杨彦伟<sup>2</sup>

(1. 国防科技大学电子对抗学院, 合肥, 230037; 2. 63762 部队, 陕西渭南, 714000)

**摘要** 针对机载多输入多输出(MIMO)雷达空时自适应处理(STAP)技术在使用稀疏方法恢复杂波谱时存在的计算复杂度高的问题, 提出了一种字典降维方法。该方法直接使用训练样本估计出低分辨率的杂波空时谱, 并在此基础上用FOCUSS算法的迭代式提升谱的分辨率, 进而计算各原子的Capon功率谱并将谱值较大的原子挑出组成降维字典。当存在多普勒模糊时, 则利用先验知识排除因多普勒模糊而入选的原子, 将其余满足要求的原子取出组成降维字典。仿真实验表明: 降维字典能够完全覆盖杂波脊线, 使用降维字典在维持算法输出 SINR 性能的同时, 可有效提升运算效率。

**关键词** 多输入多输出; 空时自适应处理; 稀疏恢复; 降维字典

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2020.02.011

中图分类号 TN957 文献标志码 A 文章编号 1009-3516(2020)02-0071-07

## A Sparse Dictionary Dimension Reduction Method of MIMO-STAP

HE Tuan<sup>1</sup>, TANG Bo<sup>1</sup>, ZHANG Yu<sup>1</sup>, YANG Yanwei<sup>2</sup>

(1. College of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China; 2. Unit 63762, Weinan 714000, Shaanxi, China)

**Abstract** Aimed at the problem that the high computational complexity of airborne multiple-input multiple-output(MIMO) radar space-time adaptive processing (STAP) technique exists in using the sparse method to recover the clutter spectrum, a dictionary dimension reduction method is proposed. In this method, the training samples are directly used to estimate low-resolution clutter space-time spectrum. On this basis, the resolution of spectrum is improved by using the iterative formula of FOCUSS algorithm. Then the Capon space-time power spectrum values of each atom are calculated and the atoms with large spectral values are selected to form the reduced-dimension dictionary. When there is doppler ambiguity, the prior knowledge is used to exclude the atoms selected because of doppler ambiguity, and the remaining atoms met the requirements are taken out to form the reduced-dimension dictionary. The simulation results show that the reduced-dimension dictionary can completely cover the clutter ridge, and simultaneously can effectively improve the operation efficiency while maintaining the SINR output performance of the algorithm.

**Key words** multiple-input multiple-output (MIMO); space-time adaptive processing (STAP); sparse recovery; reduced-dimension dictionary

收稿日期: 2019-04-26

基金项目: 国家自然科学基金(61701528)

作者简介: 何 团(1994—), 男, 四川遂宁人, 硕士生, 主要从事 MIMO 雷达空时自适应处理研究。E-mail: hetuandyx@163.com

引用格式: 何团, 唐波, 张玉, 等. MIMO-STAP 稀疏字典降维方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(2): 71-77. HE Tuan, TANG Bo, ZHANG Yu, et al. A Sparse Dictionary Dimension Reduction Method of MIMO-STAP[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(2): 71-77.

空时自适应处理(Space-Time Adaptive Processing, STAP)技术<sup>[1]</sup>是用于机载雷达系统在杂波背景下检测运动目标的关键技术。STAP 技术的关键是获取待检测距离单元精确的杂波协方差矩阵。根据 RMB 准则<sup>[2]</sup>,要使估计杂波协方差矩阵带来的杂波抑制性能损失小于 3 dB,所需独立同分布训练样本数至少为 2 倍系统自由度。然而,实际环境中杂波分布往往是非均匀的,使得用于估计杂波协方差矩阵的训练样本数很难满足要求。近年来,稀疏理论被应用到单输入多输出(Single-Input Multiple-Output, SIMO)雷达,只需少量训练样本即可实现杂波谱的精确恢复<sup>[3-4]</sup>。而现在该技术也慢慢扩展到多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)雷达<sup>[5]</sup>。MIMO-STAP 与 SIMO-STAP 相比,可以实现更窄的杂波凹口,更优的最小可探测速度性能<sup>[6-7]</sup>。

但当前基于稀疏恢复的 MIMO-STAP 方法在实际应用时,存在计算复杂度高的问题。文献[8]指出:为提升稀疏算法的恢复精度,一种比较直接的方法就是使划分的网格数足够大,但这会使得稀疏字典维数过高,计算复杂度急剧增大。为降低计算复杂度,文献[9]提出了基于阵列流形知识和空时功率谱的字典降维方法,该方法利用先验知识确定杂波脊线,然后将杂波脊线附近矩形框内的原子取出组成降维字典,但准确的先验知识往往难以获得,且矩形框的大小难以把握。文献[10]提出了一种基于谱辅助的字典降维方法,该方法使用训练样本估计出低分辨功率谱,设置了一个谱值门限将所有谱值超过门限的原子取出组成降维字典,但该方法使用的低分辨功率谱,谱值门限难以确定,选出的原子分布杂乱,且无法克服多普勒模糊问题带来的影响。

本文针对 MIMO-STAP 在使用稀疏恢复方法恢复杂波谱时所面临的计算复杂度高的问题,提出了一种字典降维方法。该方法使用 FOCUSS 算法<sup>[11]</sup>的迭代式提高杂波空时谱的分辨率,并利用先验知识剔除因多普勒模糊而入选的原子。提出的降维字典可以完全覆盖杂波脊线所有强杂波点位置,且能有效解决多普勒模糊带来的问题,在保证杂波谱恢复精度的同时,能够有效提高运算效率。

## 1 杂波谱稀疏恢复问题建模

### 1.1 MIMO 雷达杂波信号模型

图 1 为机载 MIMO 雷达正侧视条件下的几何模型,其中  $\varphi$  为杂波块的俯仰角,  $\theta$  为杂波块的方位角,  $\Phi$  为线阵方向与杂波块方向所成的空间锥角;  $V$

为载机速度,  $h$  为载机距离地面的高度。

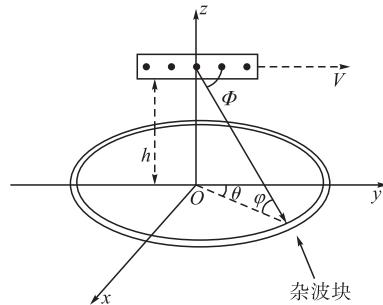


图 1 机载 MIMO 雷达几何模型

设均匀线阵体制下机载 MIMO 雷达天线发射的各波形满足正交关系,通过匹配滤波,可以在接收端分离出各个发射阵元信号。发射阵元个数为  $M$ ,接收阵元个数为  $N$ ,1 个相干处理间隔(CPI)内发射  $K$  个脉冲,脉冲重复频率为  $f_r$ ,工作波长为  $\lambda$ ,发射阵元间距和接收阵元间距分别为  $d_t$  和  $d_r$ (一般为避免栅瓣问题,假定  $d_r = \lambda/2$ )。

各杂波块的空时导向矢量可表示为:

$$\mathbf{v}(f_d, f_s) = \mathbf{v}_d(f_d) \otimes \mathbf{v}_t(f_s) \otimes \mathbf{v}_r(f_s) \quad (1)$$

式中: $\otimes$  表示 Kronecker 积; $f_s$  表示杂波块的空间频率; $f_d$  表示杂波块的多普勒频率; $\mathbf{v}_t$  为发射导向矢量; $\mathbf{v}_r$  为接收导向矢量; $\mathbf{v}_d$  为时域导向矢量。发射和接收导向矢量分别为:

$$\mathbf{v}_t(f_s) = [1 \ e^{j2\pi\gamma f_s} \ \dots \ e^{j2\pi(M-1)\gamma f_s}]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{v}_r(f_s) = [1 \ e^{j2\pi f_s} \ \dots \ e^{j2\pi(N-1)f_s}]^T \quad (3)$$

式中: $\gamma$  为发射阵元间距与接收阵元间距之比。

时域导向矢量为:

$$\mathbf{v}_d(f_d) = [1 \ e^{j2\pi f_d} \ \dots \ e^{j2\pi(K-1)f_d}]^T \quad (4)$$

设  $\varphi_l$  为第  $l$  个距离环的俯仰角,  $\theta_p$  为第  $p$  个杂波块的方位角,则杂波块的空间频率  $f_s$  与  $\theta_p$ ,  $\varphi_l$  关系式为:

$$f_s(\theta_p, \varphi_l) = d_r \cos \theta_p \cos \varphi_l / \lambda \quad (5)$$

杂波块的多普勒频率  $f_d$  与  $\theta_p$ ,  $\varphi_l$  的关系式为:

$$f_d(\theta_p, \varphi_l) = 2V \cos \theta_p \cos \varphi_l / (\lambda f_r) \quad (6)$$

则第  $l$  个距离单元的杂波信号可表示为:

$$\mathbf{x}_c^l = \sum_{p=1}^{N_c} \sigma_p \mathbf{v}(f_{d,p}, f_{s,p}) \quad (7)$$

式中: $N_c$  为均匀切分的杂波块数; $\sigma_p$  为第  $p$  个杂波块的回波幅度; $f_{s,p}$  为第  $p$  个杂波块的空间频率; $f_{d,p}$  为第  $p$  个杂波块的多普勒频率; $\mathbf{v}(f_{d,p}, f_{s,p})$  为第  $p$  个杂波块的空时导向矢量。

### 1.2 杂波协方差矩阵的求解

一般情况下,为获得稀疏恢复所需的常规字典,需将整个空时二维平面网格化,将所有网格节点对应的空时导向矢量取出组成字典。设  $Q = NM$ , 将空间频率  $f_s$  和多普勒频率  $f_d$  分别离散化为  $N_s$  格和

$N_d$ 格,其中  $N_s = \rho_s Q$ ,  $N_d = \rho_d K$ ,  $\rho_s$  和  $\rho_d$  分别为  $f_s$  和  $f_d$  的离散化系数,超完备字典  $\psi$  的大小取决于  $N_s$  和  $N_d$ 。

杂波分布在空时二维平面上具有稀疏性,可由超完备字典近似表示为:

$$\mathbf{x}_c = \sum_{i=1}^{N_d} \sum_{j=1}^{N_s} \sigma_{i,j} \mathbf{v}(f_{d,i}, f_{s,j}) = \boldsymbol{\psi} \boldsymbol{\sigma} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{v}(f_{d,i}, f_{s,j})$ 表示空时二维平面上空间频率为  $f_{s,j}$ 、多普勒频率为  $f_{d,i}$  时所对应的空时导向矢量;  $\sigma_{i,j}$  为其幅度值;  $\boldsymbol{\psi}$  为稀疏恢复使用的字典矩阵;  $\boldsymbol{\sigma}$  为待求的杂波空时谱。

一般情况下,稀疏恢复的目的就是确定  $\boldsymbol{\sigma}$ ,则杂波谱的稀疏恢复问题最终可表示为:

$$\min_{\boldsymbol{\sigma}} \|\boldsymbol{\sigma}\|_0 \quad \text{s. t. } \|\mathbf{y} - \boldsymbol{\psi} \boldsymbol{\sigma}\|_2^2 \leq \epsilon \quad (9)$$

式中: $\mathbf{y}$  为不含目标信号的观测信号矢量;  $\epsilon$  为噪声带来的误差阈值。

求解式(9)计算复杂度很大,其中一部分原因就是字典  $\boldsymbol{\psi}$  的维数很大,因此可以考虑将  $\boldsymbol{\psi}$  进行降维以减轻计算压力。

在求得  $\boldsymbol{\sigma}$  后,杂波协方差矩阵可估计为:

$$\hat{\mathbf{R}}_c = \boldsymbol{\psi} \text{diag}(\mathbf{P}) \boldsymbol{\psi}^H \quad (10)$$

$$\mathbf{P} = \boldsymbol{\sigma} \odot \boldsymbol{\sigma}^* \quad (11)$$

式中: $\mathbf{P}$  为杂波空时功率谱。

## 2 字典降维

### 2.1 字典降维问题分析

图 2 为正侧视条件下杂波空时功率谱在空时二维平面上的分布,图中深色区域表示强杂波点所占区域,其中心线即为杂波脊线。

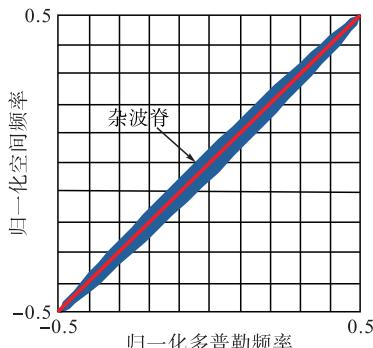


图 2 正侧视条件下的杂波功率谱分布

稀疏恢复方法计算复杂度高是因为需要对整个空时二维平面进行扫描以获取强杂波点的位置。而实际上,即便考虑杂波内部起伏以及阵列误差等非理想因素所造成的谱展宽问题,杂波空时功率谱也只占整个空时二维平面的一小部分。如果只考虑强杂波点所在区域的网格单元,直接在这个缩小的区

域求解杂波空时功率谱,就能够极大地降低计算复杂度。

因为实际杂波点所在区域的功率谱值要明显高于其他位置,故可以将功率谱值作为字典降维依据。应用最广泛的功率谱是由文献[12]给出的傅里叶功率谱和 Capon 功率谱,具体表示如下:

$$\mathbf{P}_{\text{Fourier}} = |\mathbf{v}^H(f_{d,i}, f_{s,j}) \hat{\mathbf{R}} \mathbf{v}(f_{d,i}, f_{s,j})| \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{\text{Capon}} = \frac{1}{|\mathbf{v}^H(f_{d,i}, f_{s,j}) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{v}(f_{d,i}, f_{s,j})|} \quad (13)$$

式中: $\hat{\mathbf{R}}$  为估计的杂波协方差矩阵。

因为 Capon 功率谱的精度更高,所以本文采用的是 Capon 功率谱。

目前谱值法降维还存在 2 个较大的问题:

一是由训练样本直接得到的功率谱分辨率太低,谱值门限难以确定,选出的原子分布散乱。

二是当折叠系数  $\beta$  大于 1 时会出现多普勒模糊问题,导致将其他区域内的原子也选入字典。比如图 3 中折叠系数取 2 时,谱值法除了将实际强杂波点区域(a 区域)内的原子挑出外,还会将因多普勒模糊产生的区域(b、c 区域)内的原子挑出,使得最后的降维字典涵盖区域过广,因此必须去除多普勒模糊带来的影响。

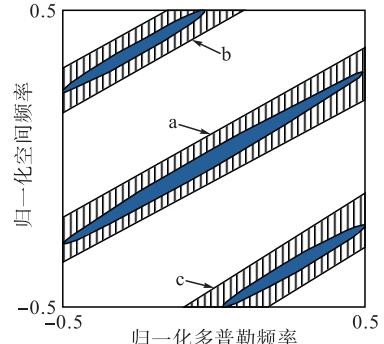


图 3 存在多普勒模糊时的功率谱分布

### 2.2 字典降维方法

为解决以上分析所提出的问题,本小节提出了具体的字典降维方法。思路为:使用 FOCUSS 算法的迭代式获得较高分辨率的杂波空时谱,进而得到高分辨率的 Capon 谱;使用先验知识解决多普勒模糊问题。具体方法如下:

FOCUSS 算法是一种通过迭代逐步逼近稀疏解的算法。每次迭代中,FOCUSS 会通过加权矩阵不断强化待求矢量  $\boldsymbol{\sigma}$  中的显著分量,且同时抑制其中的不显著分量,随着迭代的进行, $\boldsymbol{\sigma}$  内各元素的差距会越来越大。因此,可以利用此思想将谱值差距快速拉大以凸显出强杂波点所在区域。

FOCUSS 算法最核心的操作为:

$$\mathbf{W}(k) = \text{diag}(\boldsymbol{\sigma}(k-1)) \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\sigma}(k) = \mathbf{W}(k)(\boldsymbol{\psi}^H \mathbf{W}(k))^+ \mathbf{y} \quad (15)$$

式中:  $\mathbf{W}(k)$  为第  $k$  次迭代的加权矩阵;  $\boldsymbol{\sigma}(k)$  为第  $k$  次迭代后的稀疏解;  $\mathbf{D}^+$  表示矩阵  $\mathbf{D}$  的 Moore-Penrose 广义逆。

迭代起始的低分辨杂波空时谱可估计为  $\boldsymbol{\sigma}(0) = \boldsymbol{\psi}^H \mathbf{y}$ , 通过式(14)、(15)极少数的迭代就足以使杂波空时谱的分辨率得到较大的提升。当然, 迭代本身会引入计算量的增加, 但因为迭代次数非常少(2 次左右即可达到效果), 所以增加的计算量较小, 另外此处增加的计算量相较于后续减少的计算量而言是非常小的, 因此这是完全值得的。

为了将 Capon 功率谱值较大的原子挑出, 需要设置一个谱值门限, 一般门限值设置如下<sup>[13]</sup>:

$$Th = P_m + \alpha \left[ \sum_{i=1}^{N_d} \sum_{j=1}^{N_s} \frac{(P_{i,j} - P_m)^2}{N_d N_s - 1} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (16)$$

式中:  $P_{i,j}$  为  $v(f_{d,i}, f_{s,j})$  对应的 Capon 功率谱值;  $P_m$  是平均功率谱值;  $\alpha$  是一个可调节的标量, 可以灵活控制门限值。

Capon 功率谱分辨率提高以后, 各谱值差距很大, 谱值门限很好确定, 一般可直接取为  $P_m$ 。

如果不存在多普勒模糊问题, 以上步骤就足以获得降维字典。但如果存在多普勒问题, 在得到高分辨 Capon 功率谱后, 还需进行以下处理。

首先确定平台运动速度、发射阵元间距以及脉冲重复频率等先验知识(这些知识可以由 INU 和 GPS 数据获得)以求取杂波脊线的折叠系数  $\beta$ 。这里的先验知识不需要太准确, 因为使用先验知识的目的仅仅是为了解决多普勒模糊问题。由式(6)除以式(5)则可得折叠系数为:

$$\beta = 2V/(d_r f_r) \quad (17)$$

如图 4 所示, 设其中的杂波脊线斜率为  $k$ , 在此坐标系下其值为  $1/\beta$ 。两直线  $l_1$  和  $l_2$  与杂波脊线平行, 可确定一阴影区域(为了描述方便, 称其为“入选区”)。

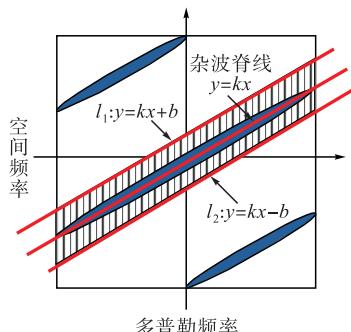


图 4 消除多普勒模糊示意图

$l_1$  和  $l_2$  解析式分别为:

$$l_1: y = kx + b \quad (18)$$

$$l_2: y = kx - b \quad (19)$$

式中:  $b$  值大小决定了入选区的大小, 该值可根据折叠系数大小进行相应调整, 一般折叠系数越大,  $b$  取值越小。但  $b$  取值不能太小, 因为入选区的作用仅仅是去除因多普勒模糊而入选的原子, 过小可能会剔除杂波脊线附近本应入选的原子。

设某原子空时二维坐标为  $(x_0, y_0)$ , 则该原子要处于入选区就必须满足以下式子:

$$kx_0 - b \leq y_0 \leq kx_0 + b \quad (20)$$

只有同时达到谱值门限和处于入选区的原子才能被选中。将所有满足条件的原子取出组成降维字典, 用  $\hat{\boldsymbol{\psi}}$  表示。则稀疏恢复问题直接转化为:

$$\min_{\tilde{\boldsymbol{\sigma}}} \|\tilde{\boldsymbol{\sigma}}\|_0 \text{ s. t. } \|\mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\psi}} \tilde{\boldsymbol{\sigma}}\|_2^2 \leq \epsilon \quad (21)$$

式中:  $\tilde{\boldsymbol{\sigma}}$  为使用降维字典  $\hat{\boldsymbol{\psi}}$  求得的杂波空时谱。

则最终杂波协方差矩阵的求解式为:

$$\hat{\mathbf{R}}_c = \hat{\boldsymbol{\psi}} \text{diag}(\hat{\mathbf{P}}) \hat{\boldsymbol{\psi}}^H \quad (22)$$

式中:  $\hat{\mathbf{P}}$  为使用降维字典  $\hat{\boldsymbol{\psi}}$  求得的杂波空时功率谱。

需要注意的是, 在使用训练样本获得降维字典的过程中, 有 2 种训练样本使用策略: ①直接将所有训练样本平均处理, 进行一次求解得到降维字典; ②对每个训练样本都求取其降维字典, 最后将所有降维字典进行综合。因为每个训练样本按上述方法得到的降维字典还是略有差异, 为了更加全面地覆盖强杂波点, 本文采用第 2 种训练样本使用策略。

不论是否存在多普勒模糊问题, 都按存在多普勒模糊处理, 则获得降维字典的具体步骤可总结如下:

**步骤 1** 将整个空时二维平面离散成  $N_s N_d$  个网格, 将所有网格节点对应的空时导向矢量取出组成常规字典  $\boldsymbol{\psi}$ 。

**步骤 2** 由先验知识计算杂波脊线的折叠系数得到直线  $l_1$  和  $l_2$  的斜率  $k$ , 再选取适当的  $b$  值直接得到  $l_1$  和  $l_2$  的解析式, 从而确定了入选区; 设训练样本总数为  $L$ ,  $i$  表示第  $i$  个训练样本, 令  $i=1$ 。

**步骤 3** 输入第  $i$  个训练样本, 使用该训练样本求得低分辨杂波空时谱  $\boldsymbol{\sigma}(0) = \boldsymbol{\psi}^H \mathbf{y}_i$ , 然后在此基础使用 FOCUSS 算法的迭代式进行迭代; 利用迭代得到的稀疏解计算各原子 Capon 功率谱值, 并确定相应的谱值门限。

**步骤 4** 判断所有原子的 Capon 功率谱值是否达到门限以及是否处于入选区。将同时达到谱值门限且处于入选区的原子取出组成降维字典  $\hat{\boldsymbol{\psi}}_i$ 。如果  $i$  等于  $L$ , 则进入步骤 5; 否则, 令  $i=i+1$ , 返回步骤 3。

**步骤 5** 将  $\hat{\boldsymbol{\psi}}_1 \cdots \hat{\boldsymbol{\psi}}_L$  包含的原子全部综合, 得到最终的降维字典  $\hat{\boldsymbol{\psi}}$ 。

考虑到字典维数降低后, 待恢复的稀疏信号的稀疏度也会相应降低, 这就要求选择的稀疏恢复算

法在稀疏性不是很好时,也具有较好的稀疏恢复性能。经研究发现,稀疏贝叶斯学习(SBL)类算法、贪婪算法和凸优化类算法比较适用于降维字典。故选择这 3 类算法中具有代表性的算法进行后续性能分析。选取的 3 种算法分别为采用 EM 迭代寻优的 SBL 算法<sup>[14]</sup>、正交匹配追踪(OMP)算法<sup>[15]</sup>和  $L_1$  范数凸优化工具包算法<sup>[16]</sup>(用 SR-CVX 表示)。

### 2.3 计算复杂度分析

本小节将考虑 3 种算法分别使用常规字典和降维字典的计算复杂度,计算复杂度以使用单个训练

样本求解杂波协方差矩阵所需复数乘法的次数作为衡量标准。

表 1 中  $K_{\text{SBL}}$  表示 SBL 算法的迭代次数;  $K_{\text{OMP}}$  表示 OMP 算法的迭代次数,  $r_s$  表示 OMP 算法达到收敛条件时的稀疏度;  $N_r$  表示降维后的字典维数。由表 1 可知,各算法的计算复杂度都有一定下降,但下降程度各不相同,下降程度取决于算法受字典维数  $N_s N_d$  影响的程度。显然,SBL 算法和 SR-CVX 算法计算复杂度下降程度较大,而 OMP 算法计算复杂度的下降程度较小。

表 1 计算复杂度比较

算法	计算复杂度
SBL	$O((MNK(N_s N_d)^2 + (MNK)^3 + 2(MNK)^2 N_s N_d + (N_s N_d)^2 + 2MNKN_s N_d)K_{\text{SBL}})$
SBL+降维	$O((MNKN_r^2 + (MNK)^3 + 2(MNK)^2 N_r + N_r^2 + 2MNKN_r)K_{\text{SBL}})$
OMP	$O(((MNK(r_s)^2 + (r_s)^3 + (MNK)^2 r_s + MNKN_s N_d + 2MNKr_s)K_{\text{OMP}})$
OMP+降维	$O(((MNK(r_s)^2 + (r_s)^3 + (MNK)^2 r_s + MNKN_r + 2MNKr_s)K_{\text{OMP}})$
SR-CVX	$O((N_s N_d)^3)$
SR-CVX+降维	$O((N_r)^3)$

## 3 仿真分析

本节进行仿真试验,均匀线阵体制下的机载 MIMO 雷达仿真参数如表 2 所示。

表 2 仿真参数

参数	数值	参数	数值
发射阵元个数	4	工作波长/m	0.8
接收阵元个数	4	杂噪比/dB	50
CPI 内脉冲数	8	杂波块块数	361
发射阵元间距/m	0.4	训练样本数	4
接收阵元间距/m	0.4	$\rho_s$	2
脉冲重复频率/Hz	700	$\rho_d$	4

### 3.1 不同折叠系数下降维字典分布

为直观验证本文降维字典的合理性,现考虑不同折叠系数下降维字典在空时二维平面上的分布情况。算法具体参数设置如下:获得高分辨杂波空时谱的迭代次数取 2,谱值门限的调节系数  $\alpha$  取 0,确定入选区的参数  $b$  取 0.2。

图 5 给出了不同折叠系数下降维字典的原子分布,其中各点对应着降维字典各原子。图 5(a)和图 5(b) 分别为  $\beta$  取 1 和 0.5 时得到的降维字典分布,显然此时的降维字典原子都连续分布在杂波脊线附近,完全覆盖了所有强杂波点位置。图 5(c) 为  $\beta$  取 2 时得到的降维字典分布,可见降维字典原子也只集中在杂波脊线附近,本来应出现的多普勒模糊问题得到了较好的解决。

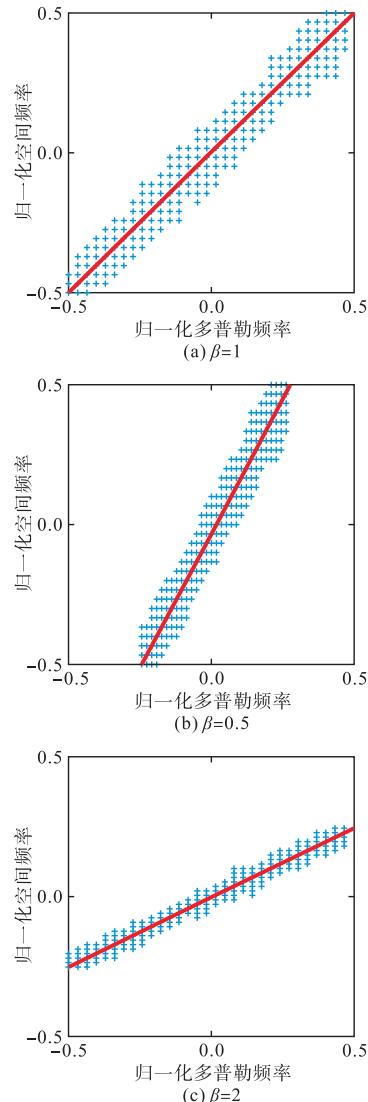


图 5 降维字典原子分布

### 3.2 降维字典对输出 SINR 的影响

为探究使用降维字典对杂波抑制性能的影响,采用输出信干噪比(SINR)作为衡量基准。SINR(无有源干扰时)定义为输出信号与输出杂波加噪声信号能量的比值,具体表示为:

$$\text{SINR} = \frac{|\mathbf{w}^H \mathbf{v}_t|^2}{\mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w}} \quad (23)$$

式中: $\mathbf{v}_t$ 为目标信号矢量; $\mathbf{R}$ 为杂波协方差矩阵与噪声协方差矩阵之和。

考虑折叠系数 $\beta$ 取 1 的情况,其中 SBL 算法收敛条件为 $\|\hat{\gamma}^{i+1} - \hat{\gamma}^i\|_2 / \|\hat{\gamma}^i\|_2 \leq 5 \times 10^{-2}$ ,OMP 算法稀疏度设置为 35。考虑 2 种场景来模拟现实环境:①理想情况下,每个训练样本的杂波信号独立生成,杂波块的复振幅为满足复高斯分布的独立随机变量;②存在时域非理想因素,主要考虑杂波内部起伏(ICM),采用 Ward 提出的 ICM 模型<sup>[17]</sup>。模型的时间自相关函数服从以下分布:

$$\kappa(m) = \exp\left\{-\frac{8\pi^2\sigma_v^2 T^2}{\lambda^2} m^2\right\} \quad (24)$$

式中: $\sigma_v$ 为速度标准偏移量,设置为 0.8。

图 6 中各输出 SINR 曲线均为 50 次蒙特卡罗实验所得,每张图包括 SBL、SR-CVX 和 OMP 3 种算法分别使用常规字典和降维字典的输出 SINR 曲线。

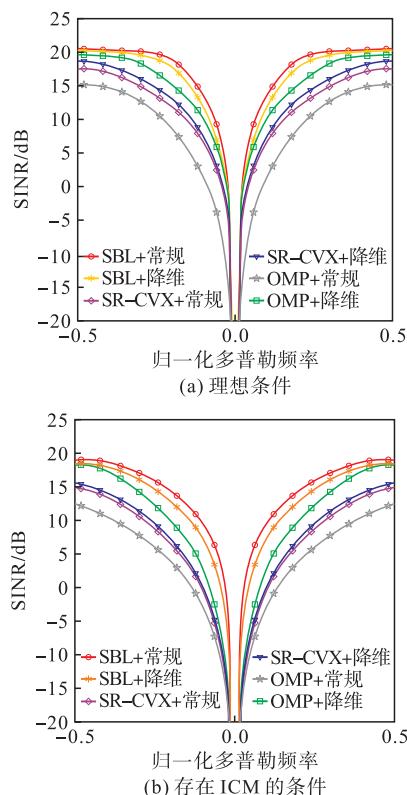


图 6 不同条件下输出 SINR 比较

由图 6(a)可以看出,理想条件下,SBL 算法使用降维字典的输出 SINR 性能要比使用常规字典平

均低 0.8 dB 左右。SR-CVX 算法使用降维字典的输出 SINR 性能要比使用常规字典平均高 1 dB 左右。OMP 算法使用降维字典的输出 SINR 性能要明显比使用常规字典平均高 5 dB 左右。

由图 6(b)可以看出,在存在 ICM 的条件下,SBL 算法使用降维字典的输出 SINR 性能要比使用常规字典平均低 1 dB 左右。SR-CVX 算法使用降维字典的输出 SINR 性能要比使用常规字典平均高 0.5 dB 左右。OMP 算法使用降维字典的输出 SINR 性能要明显比使用常规字典平均高 6 dB 左右。

不论是在哪种条件下,SBL 性能都略有下降,但下降程度较小,算法的输出 SINR 性能依旧维持较好。SR-CVX 算法性能有一定提升,但提升程度较小。而 OMP 算法性能提升十分明显,这是因为 OMP 算法使用降维字典挑出的原子与实际杂波点都距离较近,规避了挑选到极不合理的原子的风险。总之,SBL、SR-CVX 算法使用降维字典可以基本维持输出 SINR 性能,而 OMP 算法却能有较大的提升。

### 3.3 运算时间比较

为了更直观地体现出降维字典带来的运算效率的提升,用稀疏算法处理 4 个训练样本,以最后得到杂波协方差矩阵所需的平均时间作为衡量标准。实验选择在一台标准笔记本电脑上进行,平台参数为 2.7 GHz, I5-7200U CPU, 内存为 8 GB。

如表 3、表 4 所示,不论是在理想条件下,还是存在 ICM 的条件下,3 种稀疏算法使用降维字典的运行时间都比使用常规字典明显要短,直接证明了降维字典的有效性。

表 3 理想条件下平均运算时间

算法	使用常规字典/s	使用降维字典/s
SBL	55.146 606	0.684 935
SR-CVX	46.692 960	9.487 270
OMP	0.189 570	0.095 071

表 4 存在 ICM 时平均运算时间

算法	使用常规字典/s	使用降维字典/s
SBL	57.862 982	0.700 117
SR-CVX	48.083 087	9.875 428
OMP	0.182 741	0.091 927

显然,SBL 算法运算效率提升最明显,提升了 80 倍左右,虽然其在输出 SINR 性能上有所下降,但获得的运算效率提升程度却是最大的。其次是 SR-CVX 算法,其运算效率提升了 5 倍左右。OMP 算法运算效率提升了 2 倍左右,虽然其运算效率提升程度最小,但其输出 SINR 性能却能有较大提升。

因为各算法本身计算复杂度受字典维数的影响不同,所以运算效率的提升程度不同。当然,想要更大程度地提升运算效率可以考虑进一步提升 Capon 功率谱的门限值,以进一步减少字典维数,但最终的字典维数不宜过小,否则会导致恢复精度急剧下降。

## 4 结语

本文为减小 MIMO-STAP 稀疏恢复方法的计算复杂度,提出了一种字典降维方法。降维后的字典可以将强杂波点位置完全覆盖,且能有效克服多普勒模糊带来的影响。使用降维字典恢复杂波谱,在保证恢复精度的同时,可有效减少计算复杂度,有利于实际的操作使用。仿真结果表明,降维字典中的原子都连续分布在杂波脊线附近,使用降维字典能够在维持算法的输出 SINR 性能的同时,大幅度地提升运算效率,运算效率的提升程度与算法受字典维数的影响程度相关。

## 参考文献

- [1] KLEMM R. Introduction to Space-Time Adaptive Processing[J]. Electronics & Communications Engineering Journal, 1999, 11(1):5-12.
- [2] REED I S, MALLETT J D, BRENNAN L E. Rapid Convergence Rate in Adaptive Arrays [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1974 (6): 853-863.
- [3] DUAN K, WANG Z, XIE W, et al. Sparsity-Based STAP Algorithm with Multiple Measurement Vectors via Sparse Bayesian Learning Strategy for Airborne Radar[J]. LET Signal Processing, 2017, 11 (5): 544-553.
- [4] 阳召成,黎湘,王宏强. 基于空时功率谱稀疏性的空时自适应处理技术研究进展[J]. 电子学报, 2014, 42 (6):1194-1204.
- [5] FENG W, GUO Y, HE X, et al. Jointly Iterative Adaptive Approach Based Space Time Adaptive Processing Using MIMO Radar[J]. IEEE Access, 2018, 6: 26605-26616.
- [6] BO T, LI J, YU Z, et al. Design of MIMO Radar Waveform Covariance Matrix for Clutter and Jamming Suppression Based on Space Time Adaptive Processing [J]. Signal Processing, 2016, 121:60-69.
- [7] TANG B, TANG J. Joint Design of Transmit Waveforms and Receive Filters for MIMO Radar Space-Time Adaptive Processing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(18): 4707-4722.
- [8] CHI Y, SCHAFER L L, PEZESHKI A, et al. Sensitivity to Basis Mismatch in Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59 (5):2182-2195.
- [9] YANG Z C, LI X, WANG H Q, et al. Knowledge-Aided STAP with Sparse-Recovery by Exploiting Spatio-Temporal Sparsity [J]. LET Signal Processing, 2016, 10(2):150-161.
- [10] HAN S, FAN C, HUANG X. A Novel STAP Based on Spectrum-Aided Reduced-Dimension Clutter Sparse Recovery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(2): 213-217.
- [11] RAO B D, ENGAN K, COTTER S F, et al. Subset Selection in Noise Based on Diversity Measure Minimization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(3):760-770.
- [12] STOICA P, MOSES R L. Spectral Analysis of Signals [M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2005.
- [13] ZHANG L, XING M, QIU C W, et al. Resolution Enhancement for Inversed Synthetic Aperture Radar Imaging under Low SNR via Improved Compressive Sensing[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(10):3824-3838.
- [14] WIPF D P, RAO B D . Sparse Bayesian Learning for Basis Selection[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(8):2153-2164.
- [15] ZHANG T. Sparse Recovery with Orthogonal Matching Pursuit under RIP[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57(9): 6215-6221.
- [16] SUN K, MENG H, WANG Y, et al. Direct Data Domain STAP Using Sparse Representation of Clutter Spectrum [J]. Signal Processing, 2011, 91 ( 9): 2222-2236.
- [17] DUAN K, LIU W, DUAN G, et al. Off-Grid Effects Mitigation Exploiting Knowledge of the Clutter Ridge for Sparse Recovery STAP[J]. LET Radar Sonar & Navigation, 2018, 12(5):557-564.

(编辑:徐楠楠)