

稀疏恢复空时自适应处理技术研究综述

段克清^{1,3}, 袁华东¹, 许红², 谢文冲¹, 王永良¹

(1. 空军预警学院, 湖北武汉 430019; 2. 海军工程大学电子工程学院, 湖北武汉 430033;
3. 中山大学电子与通信工程学院, 广东广州 510006)

摘 要: 相较于传统空时自适应处理(STAP)技术, 稀疏恢复(SR)STAP技术在小样本条件下杂波抑制性能显著提升, 因此适用于现实非均匀杂波环境. 本文首先阐述了SR STAP基本原理, 分析了机载雷达杂波空时稀疏特性; 然后总结了SR STAP发展历史与现状, 并在此基础上针对其相关科学问题进行了探讨, 包括: 空时谱估计还是杂波抑制、单观测样本还是多观测样本、白化还是置零、重构算法参数依赖还是不依赖、非平稳杂波下是否适用及干扰条件下是否可行; 最后给出了当前SR STAP技术走向实用化过程中所面临的关键问题, 即网格失配和空域误差影响, 并分别讨论了无网格压缩感知和字典自校正的解决途径.

关键词: 空时自适应处理; 机载雷达; 杂波抑制; 稀疏恢复; 非均匀杂波环境; 无网格压缩感知

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)03-748-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.03.033

An Overview on Sparse Recovery Space-Time Adaptive Processing Technique

DUAN Ke-qing^{1,3}, YUAN Hua-dong¹, XU Hong², XIE Wen-chong¹, WANG Yong-liang¹

(1. Air Force Early Warning Academy, Wuhan, Hubei 430019, China;

2. Electronic Engineering Department, Navy University of Engineering, Wuhan, Hubei 430033, China;

3. School of Electronic and Communication Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou, Guangdong 510006, China)

Abstract: Compared with conventional space-time adaptive processing (STAP) technique, sparse recovery (SR) STAP technique can significantly improve the clutter suppression performance in the case of limited training samples, and hence is well suited for practical non-homogeneous clutter environment. Firstly, the paper describes the principle of SR STAP, and analyzes the clutter sparsity in space-time plane for airborne radar. Then the development and current status of SR STAP is summarized. On this basis, some key issues about the technique are discussed which include space-time spectrum estimation or clutter suppression, single or multiple measurements, clutter whitening or nulling, parameter dependence or independence for recovery algorithms, whether applicable for non-stationary clutter environment, and whether feasible under the condition of jamming. Finally, key problems confronted in the real-world applications for sparse recovery STAP technique are presented, which include off-grid effect, influence of spatial errors, and huge computational cost. Meanwhile, effective ways including gridless compressive sensing and self-calibration of overcomplete dictionary are respectively discussed to solve above problems.

Key words: space-time adaptive processing; airborne radar; clutter suppression; sparse recovery; non-homogeneous clutter environment; gridless compressive sensing

1 引言

空时自适应处理(Space-Time Adaptive Processing, STAP)技术^[1]采用空域和时域二维联合自适应滤波可实现对杂波的有效滤除, 是当前各类运动平台雷达杂波抑制和目标检测的关键技术. STAP技术的自适应体

现在对外部杂波环境的准确感知及应对, 其依赖于待检测距离单元(Rangecell Under Test, RUT)杂波协方差矩阵(Clutter Covariance Matrix, CCM)的实时获取, 而CCM在实际应用中通常是未知的, 需要通过一定数量的独立同分布(Independent Identically Distributed, IID)训练样本最大似然估计得到. 根据Reed-Mallett-Brennan

准则^[2],确保 STAP 输出信杂噪比损失小于 3dB 以内所需 IID 样本数应至少为 2 倍系统自由度.实际上,机载雷达通常工作在非均匀杂波环境中,难以获得足够的 IID 训练样本^[3].

迄今为止,国内外解决上述问题主要包括两类技术途径:一类是将含奇异值样本剔除,使得样本均匀化^[4-7];另一类是降低均匀样本需求,设计小样本条件下次最优 STAP 处理器^[6,8-21].前一类方法主要包括非均匀检测器^[4-6]和知识辅助训练样本挑选法^[7]等,可有效剔除含离散强散射源训练样本,但无法改善其他非均匀杂波问题;后一类方法主要包括降维 STAP^[6,8-10]、降秩 STAP^[11,12]、平滑 STAP^[13,14]、直接数据域 STAP^[15]、参数化 STAP^[16,17]和知识辅助 STAP^[3,7,18-21]等.其中,降维 STAP 将样本需求由全局系统自由度降至局域系统自由度范畴,但需求量仍较为可观;降秩 STAP 基于子空间处理,摒除了由于噪声发散引起的自适应方向图畸变问题,将样本需求降至杂波秩量级,但性能严重依赖于杂波秩估计准确性,且运算量巨大,使其更多具有理论价值;平滑 STAP 可利用有限样本的空时平滑获取更多样本,但样本间的强相关性及其固有孔径损失使得该类算法性能不甚理想;直接数据域 STAP 仅利用 RUT 数据,消除了非均匀杂波影响,但易受噪声影响且存在空时孔径损失导致性能无法达到次最优,同时空域平滑处理也决定了其仅适用于均匀线/面阵机载雷达;参数化 STAP 本质为空-时最小二乘有限冲激响应滤波器,在理想条件下可显著降低样本需求,但在实际应用中性能受其模型准确性影响较大;知识辅助 STAP 利用先验信息所估 CCM 对杂波进行预白化,以降低后续 STAP 处理负担,但如何准确获取及有效利用先验信息仍是当前待解决难题.因此,尽管上述方法在一定程度上降低了样本需求,但均无法彻底解决非均匀杂波环境下 STAP 性能下降问题.

稀疏恢复(Sparse Recovery, SR)理论可利用极少观测样本高精度恢复信号,对于快变、突变环境下的信号重构具有先天优势^[22],而该特点恰恰与 STAP 技术中利用最少观测本来精确表述杂波特性的需求相契合.近几年国内外雷达领域专家将 SR 理论应用于机载雷达杂波抑制处理,以改善实际小样本条件下慢速运动目标检测性能,其相关仿真和实测数据处理结果也展示了该技术与 STAP 结合存在巨大优势^[23-48].本文阐述了 SR STAP 技术内在机理和相关基本概念,总结了其发展现状并探讨了相关科学问题,最后基于实际应用对其未来研究方向进行了展望.

2 SR STAP 基本原理及杂波稀疏性分析

本节介绍了 SR STAP 技术基本原理,分析了杂波

在角-多普勒域(即空时平面)的稀疏特性,并探讨了杂波稀疏度与杂波秩的内在关系.

2.1 SR STAP 基本原理

图 1 为机载雷达阵列与地面几何关系.假设机载雷达阵列为均匀线阵,阵元个数为 N ,阵列轴向沿 y 轴放置,雷达平台高度为 H 并以速度 v 匀速飞行,飞行方向与 y 轴夹角为 θ_a , θ 、 φ 和 ψ 分别为雷达波束指向方位角、俯仰角和空间锥角,相干发射周期内发射脉冲数为 K .

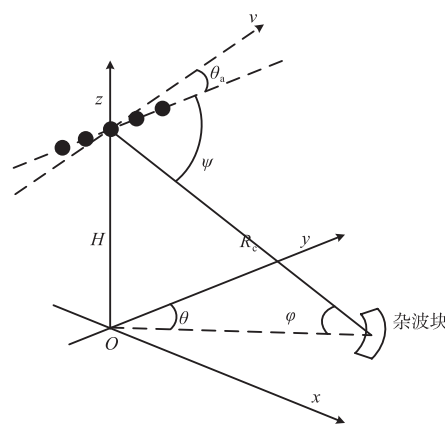


图1 机载雷达阵列与地面几何关系

不考虑距离模糊,机载雷达接收杂波数据可表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \sum_{p=1}^{N_c} \beta_p \mathbf{v}_T(f_{D,p}) \otimes \mathbf{v}_S(\psi_p) + \mathbf{n} \\ &= \sum_{p=1}^{N_c} \beta_p \mathbf{v}(\psi_p, f_{D,p}) + \mathbf{n} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{NK \times 1}$, β_p , $f_{D,p}$ 和 ψ_p 分别为第 p 个杂波块对应的复幅度、多普勒频率及空间锥角, N_c 为地面等距离环划分杂波块个数, $\mathbf{v}_T = [1, e^{j4\pi \cos(\theta + \theta_a) \cos\varphi / \lambda f_r}, \dots, e^{j4\pi(K-1) \cos(\theta + \theta_a) \cos\varphi / \lambda f_r}]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 和 $\mathbf{v}_S = [1, e^{j2\pi d \cos\theta \cos\varphi / \lambda}, \dots, e^{j2\pi d(N-1) \cos\theta \cos\varphi / \lambda}]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 分别为时域和空域导向矢量, d 为接收阵元间距, λ 为雷达工作波长, f_r 为脉冲重复频率, $(\cdot)^T$ 表示矩阵转置运算, \mathbf{n} 为零均值高斯白噪声矢量, $\mathbf{v} \in \mathbb{C}^{NK \times 1}$ 为空时二维导向矢量.

由式(1)可以看出,机载雷达回波信号可由不同波束指向(空频)和不同多普勒频率的回波信号叠加而成.如果将空频和多普勒频率分别离散化为 $N_s = \rho_s N$ 和 $N_D = \rho_D K$ (ρ_s 和 ρ_D 分别表示空频和多普勒频率离散化倍数,通常取 $\rho_s, \rho_D \gg 1$),同时忽略量化误差影响,则待雷达回波信号还可表征为

$$\mathbf{y} = \sum_{q=1}^{N_s \times N_D} \alpha_q \mathbf{v}_q + \mathbf{n} = \mathbf{V} \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{n} \quad (2)$$

其中, α_q 和 \mathbf{v}_q 分别为空时平面第 q 个网格点对应幅度和空时二维导向矢量, $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_{N_s N_D}]^T \in \mathbb{C}^{N_s N_D \times 1}$, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_{N_s N_D}] \in \mathbb{C}^{NK \times N_s N_D}$ 为空时二维平面所有网格

点对应空时二维导向矢量集合,也称为字典。

由于 $N_s \times N_D \gg N \times K$, 式(2)为欠定方程。根据 SR 理论, 如果变量 α 足够稀疏, 则可通过以下约束优化问题获得唯一解。

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{V}\alpha\|_2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

其中, $\|\cdot\|_0$ 和 $\|\cdot\|_2$ 分别表示对矢量取 l_0 拟范数和 l_2 范数, ε 为噪声功率。另外, 式(3)还可表述为如下形式:

$$\min_{\alpha} \|\mathbf{y} - \mathbf{V}\alpha\|_2 \quad \text{s. t.} \quad \|\alpha\|_0 \leq r_s \quad (4)$$

其中, r_s 表示杂波稀疏度。在求解式(3)或式(4)得到稀疏系数 α 后, 当前主要有两大类方法实现目标检测。一类是利用训练样本求得稀疏系数来计算 CCM, 进而设计空时滤波器进行滤波处理后再检测; 另一类是仅利用 RUT 数据求得稀疏系数, 实现目标和杂波的同时超分辨谱估计, 进而在该空时二维谱平面进行目标检测处理。

2.2 杂波稀疏性分析

由前述可知, 杂波在空时平面具有稀疏性是 SR STAP 技术的可行性前提, 因此本小节我们重点探讨机载雷达杂波的稀疏特性。已知机载雷达杂波来向与其相应多普勒频率依从如下关系:

$$f_D = \frac{2v}{\lambda} \cos(\theta + \theta_a) \cos\varphi \quad (5)$$

由该式可看出杂波多普勒频率与空频存在依从关系, 即一个空频对应一个多普勒频率(不考虑距离模糊), 因此杂波在空时二维平面仅分布于满足该依从关系的脊线及附近区域。也就是说, 相比于整个空时二维平面, 杂波仅分布于小部分特殊区域, 因此在该平面是稀疏的。

上述内容定性展示了各典型情况下机载雷达杂波在角-多普勒域的稀疏特性, 而稀疏度则是用来定量表征杂波稀疏程度的典型测度。文献[23, 24]定性讨论了机载雷达杂波的稀疏度问题, 但未给出定量分析; 文献[25]分析和讨论了杂波在空时平面的稀疏性问题, 并指出理想情况及正侧机载雷达杂波稀疏度 r_s 等于杂波秩 r , 即杂波子空间可由 r 个正交空时导向矢量完备表述。但该结论是否适用于非理想或非正侧情况, 尚无定论。上述讨论均是基于由空时导向矢量构成的过完备字典, 其中字典中各导向矢量又称原子。在字典中包含上述 r 个正交原子情况下, 通过设计合理 SR 算法即可求得相应原子位置以及幅度, 进而可构造杂波子空间或杂波协方差矩阵设计空时滤波器进行杂波抑制处理。对于非正侧或非理想情况, 杂波秩要显著高于理想正侧情况, 因此构成杂波子空间的正交基或正交空时二维导向矢量个数也相应增加。基于该判断, 与理想正侧情况相比, 非正侧或非理想情况下杂波稀疏度势必变大, 同时杂波在空时平面的稀疏性将变差。需要注意

的是, 在字典类型确定且不存在网格失配情况下, 无论选择何种 SR 算法, 杂波在该字典下的稀疏度是恒定不变的。

3 当前研究进展及相关科学问题探讨

本节系统总结了当前国内外 SR STAP 技术的研究进展情况, 并针对当前该技术所涉及的若干关键科学问题展开讨论。

3.1 研究进展情况

国外方面, 2006 年 Maria 等^[26]首次将 SR 理论用于机载雷达目标检测问题, 采用全局匹配滤波器技术实现对杂波谱和目标的同時高分辨估计。在此基础上, Selesnick 等^[27]提出利用 l_1 正则化求解线性逆问题来估计 RUT 杂波和目标的空时谱, 获得了更好的估计性能。Parker 等^[28]在贝叶斯框架下提出一种基于拉普拉斯先验的 STAP 处理后目标检测方法。李荐等^[29]应用加权最小二乘即迭代自适应算法直接得到 RUT 数据的角-多普勒高分辨像, 并采用中值滤波算法检测目标, 以解决机载多输入多输出雷达地面运动目标检测难题。Sen 等^[30]将 SR STAP 技术扩展应用到正交频分雷达, 实现了小样本条件下目标检测性能的有效提升。

国内方面, 孙珂等首先跟进了 SR STAP 技术研究, 分别提出了基于凸优化^[23]和欠定系统聚焦式求解^[24]的杂波抑制方法, 并对已有基于杂波谱的 SR STAP 方法进行了阶段性总结^[31]。马泽强等提出了基于混合 $l_{1,2}$ 混合范数的多观测样本 SR STAP 方法^[32]和基于 SR 误差自校正的 STAP 方法^[33]。阳召成等系统研究了 SR STAP 基本理论, 分别提出了基于旁瓣结构的空时稀疏滤波器^[34]、基于阵列流形知识的子空间投影 STAP 技术^[35]、基于多样本迭代自适应的 SR STAP 方法^[36]及基于交迭方向法的误差自校正的 SR STAP 方法^[37], 并定性和定量分析了杂波稀疏度问题^[25]及阐述了基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术进展情况^[38]。杨小鹏等分别提出基于投影近似子空间跟踪技术的快速 SR STAP 算法^[39]和基于稳健稀疏贝叶斯学习的离散强散射源抑制方法^[40]。郭艺夺等^[41]提出一种基于局域稀疏谱估计的 STAP 方法, 初步降低了运算量; 冯为可等分别提出了基于 SR 理论的干扰抑制算法^[42]以及基于原子范数的无网格 SR STAP 方法^[43]。本课题组也针对 SR STAP 技术开展了系列研究, 并分别提出了基于子空间扩张的 SR STAP 方法^[44]、SR 杂波置零方法^[45]、稀疏贝叶斯学习 (Sparse Bayesian Learning, SBL) STAP 方法^[46]及相应快速算法^[47]和知识辅助的网格失配校正方法^[48]。

3.2 相关科学问题讨论

(1) 空时谱估计还是杂波抑制?

目标由于自身尺寸限制, 在空时平面也同样是稀

疏的.自然地,如果直接采用 SR 技术将 RUT 数据进行稀疏表征,得到目标和杂波的角-多普勒超分辨谱,则无需进行杂波抑制处理,而直接在空时二维谱检测目标,该类方法称为 SR 空时谱估计方法.与杂波抑制后检测目标的方式相比,该类方法的优势主要包括:无需训练样本,适用于严重非均匀杂波环境;在检测目标的同时,还可实现对目标方位角和速度的超分辨估计,解决了传统 STAP 处理后测角难题;无需杂波抑制,降低了运算复杂度.然而,其弊端也较为突出且难以克服,主要包括:仅利用 RUT 数据进行恢复,受噪声影响大,导致所恢复空时谱中伪峰较多,引起较大虚警;在强杂波背景下,功率较弱目标难以被恢复,导致目标丢失.文献[49]通过对实测数据的处理,认为李荐等^[29]所提基于 SR 的机载 MIMO 雷达空时二维谱估计方法仅适用于目标信杂噪比较高情况,而弱目标无法被有效恢复,进一步验证了空时谱估计方法的弊端.综上所述,在实际应用中采用 SR 杂波抑制的方式更为稳健,且有利于发现弱小目标.因此,基于 SR 类空时处理方法的研究应侧重于杂波抑制类方法,这也是本文讨论的重点.

(2) 单观测样本还是多观测样本?

早期 SR STAP 算法侧重于单观测样本情况^[23,24,26-30],即仅利用 RUT 数据进行恢复处理,但受噪声影响恢复性能不甚理想.在假定各观测数据具有相同稀疏结构,即不同观测数据中对应稀疏系数矢量的非零元素位置和个数均相同的前提下,式(3)在多观测样本条件下可进一步表述为

$$\min_{\mathbf{A}} \|\mathbf{A}\|_{2,0} \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{Y} - \mathbf{V}\mathbf{A}\|_{\text{F}}^2 \leq \varepsilon \quad (6)$$

其中, $\mathbf{A} = [\boldsymbol{\alpha}_1, \boldsymbol{\alpha}_2, \dots, \boldsymbol{\alpha}_L]$ 为稀疏系数矩阵, $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_L]$ 为观测样本矩阵, L 为观测样本个数, $\|\cdot\|_{2,0}$ 表示对矩阵各行取 l_2 范数,然后在列向取 l_0 拟范数; $\|\cdot\|_{\text{F}}$ 表示对矩阵取 Frobenius 范数.针对多观测条件下的 SR 求解问题,文献[50~54]将各类经典 SR 算法进行了拓展,并证明了如下结论:即单观测样本下 SR 求得唯一解的充要条件(不考虑噪声)

$$r_s < \frac{\text{spark}(\mathbf{V})}{2} \quad (7)$$

在多观测样本条件下松弛为

$$r_s = |\text{supp}(\mathbf{A})| < \frac{\text{spark}(\mathbf{V}) - 1 + \text{rank}(\mathbf{Y})}{2} \quad (8)$$

其中, $\text{spark}(\cdot)$ 表示矩阵的最小线性独立列个数, $\text{rank}(\cdot)$ 表示矩阵的秩.可见,多观测样本 SR 对信号本身的稀疏度要求显著降低,因此更有利于获得全局最优解^[50,53].该结论同样适用于噪声条件下^[50].除该优势外,同时利用多样本进行恢复,等效于对噪声电平进行了平均处理,因此还显著减少了伪峰.自然地,相较于单样本情况,多样本联合 SR STAP 方法的性能也得到了

显著提升^[32-48].文献[46]还进一步探讨了 SR STAP 方法对观测样本数的需求.此外,即便在较为严重的非均匀杂波环境中,获得少量 IID 训练样本也是现实的,因此采用多样本 SR STAP 方法更有利于获得稳健的杂波抑制性能.

(3) 白化还是置零?

从杂波抑制方式来看,现有 SR STAP 方法主要分为两大类,即杂波白化和杂波置零.杂波白化主要是基于恢复得到原子及其相应幅度构造 CCM,然后再进行自适应滤波处理^[23,24,32-37,40-43,46-48];而杂波置零则利用 SR 得到杂波分量对应原子构造杂波子空间,再通过正交投影等方式进行杂波滤除^[39,44,45].与白化类方法相比,杂波置零类方法基于信号间正交特性进行杂波抑制,因此无需原子幅度信息,这部分降低了 SR 难度;同时可生成较深零深,将杂波处功率抑制为零,而白化类算法的零深取决于该处杂波功率强弱,且仅能将杂波抑制到噪声电平.然而,杂波置零类算法性能严重依赖于杂波子空间维度信息的准确性.通常来说,子空间维度的略微过估计并不会造成性能下降,但欠估计却可导致性能严重降低,甚至失效^[55].尽管文献[56]给出了理想情况各类配置情况杂波秩估计准则,但在实际应用中,受各类非理想因素影响,杂波秩很难准确得到,导致置零类 SR 算法的性能严重受损.尽管白化类 SR 算法依赖于原子幅度信息,但可通过合理设计算法而准确估计,因此更适用于机载雷达实际应用.

(4) 重构算法参数依赖还是不依赖?

通过拉格朗日乘子,式(3)和式(4)还可转化为如下优化问题

$$\min_{\lambda, \alpha} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{V}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \quad (9)$$

其中,第一项和第二项分别对应信号的保真度和稀疏度,而正则化参数 λ 则用于平衡两者间的相对重要性.由式(3)、(4)和(9)可知,参数 ε 、 r_s 和 λ 的设置对于上述优化问题的求解具有重要意义.实质上, λ 可作为式(3)和(4)中约束优化问题的对偶形式中的对偶变量,如果已知噪声强度或稀疏度信息,则可对对应求得其最优值.在机载雷达中,准确噪声功率往往是未知的,特别是在低或中重频条件下.因此,参数设置问题成为影响其 SR 性能的重要因素.在实际应用中,由于空域幅相误差、杂波起伏和载机偏航等非理想因素的影响,杂波的空时谱展宽或泄漏到其他区域,无论杂波秩还是杂波稀疏度均无法准确获知,因此严重依赖该参数的各类算法在实际应用中往往是不稳健的.将 l_0 拟范数松弛为 l_1 范数后,可通过典型凸优化方法求解上述优化问题,但运算量巨大,且性能严重依赖于正则化参数.从贝叶斯分析角度考虑,可将 l_1 范数优化方法转化为最大后

验概率估计方法. 在该框架下, SBL 方法将稀疏系数各分量表征为不同方差且相互独立的零均值高斯随机变量, 并且其参数化先验分布的期望形式为具有较强稀疏性的学生 t 分布, 最终求取稀疏系数的过程转化为其超参数的迭代学习过程^[57]. 与 l_1 范数优化方法相比, SBL 方法可获得更稀疏的全局最优解, 同时不需要噪声强度先验信息, 也无需设置正则化参数, 因此也是当前 SR STAP 中性能稳健的一类方法^[58].

(5) 非平稳杂波环境下是否适用?

除单基正侧放置均匀线(面)阵外任意情况下, 均存在杂波多普勒随距离变化而变化的情况, 即杂波具有非平稳性^[59,60]. 与表述样本间功率或散射源差异性的非均匀不同, 非平稳侧重于表述杂波在不同样本间空时二维分布的差异性. 该差异性同样导致各观测样本稀疏结构不同, 进而影响多样本 SR 性能. 那么在非平稳杂波条件下, SR STAP 技术是否仍旧可行呢? 实质上, 机载雷达非平稳杂波由天线俯仰下副瓣引入, 主要成份为近程杂波^[61,62], 因此可通过设计合理的俯仰维波束形成方式进行提前滤除, 实现杂波的平稳化^[61-64]. 此时各观测样本间具有了相同稀疏结构, 然后再利用已有 SR STAP 方法进行后续杂波的滤除. 如前所述, 非均匀杂波条件下提升 STAP 性能的主要策略是降低样本需求, 提升小样本条件下的算法性能; 而非平稳杂波环境下则侧重于剔除非平稳杂波分量, 将杂波平稳化. 现实应用环境中往往是杂波非平稳性和非均匀性交织在一起, 因此通过滤除非平稳杂波再级联 SR STAP 的方式可有效提升上述背景下的杂波抑制性能.

(6) 干扰条件下是否可行?

STAP 技术基于空域和时域二维联合自适应处理, 对于干扰抑制具有先天优势, 因此利用空时自适应滤波同时抑制杂波和干扰是当前机载雷达的重要技术手段. 尽管干扰多是宽频带的, 但由于其仅来自有限几个方向, 因此在空时二维域仍是稀疏的^[30,42]. 对于副瓣压制噪声干扰, 直接采用传统 STAP 处理或者 SR STAP 处理即可实现对干扰和杂波的同时抑制; 对于主瓣压制噪声干扰, 传统 STAP 处理由于主瓣畸变引起目标损失, 导致算法性能失效, 而如果仅利用 RUT 数据进行稀疏处理得到干扰、杂波和目标空时二维谱, 则可期望实现对目标的有效检测和定位, 但前提是目标功率相对较强; 对于在时域功率变化剧烈的灵巧干扰, 传统 STAP 处理由于无法获取有效样本往往性能较差, 如果采用 SR STAP 进行处理, 则可在极少样本条件下实现对干扰和杂波的有效抑制. 综上, 除非均匀杂波背景外, SR STAP 较传统 STAP 对于干扰抑制同样具有显著优势.

4 未来工作展望

4.1 网格失配问题

目前, SR STAP 方法中字典由均匀离散化的空间锥角和多普勒频率所对应空时二维导向矢量构成, 然后由恢复得到的离散网格点对应杂波分量来构建 CCM. 尽管这种构建字典的方法简单且易于处理, 但不可避免存在网格失配问题, 即真实杂波以较低概率落于空时平面网格点. 网格失配导致杂波能量泄露到其他原子而引起杂波谱展宽, 进而影响后续空时滤波器性能. 加密网格可增大杂波落于网格点的概率, 但过于密集的网格会造成基字典中相邻原子间相关性太强, 从而降低恢复性能^[65]. 已有 SR STAP 方法的研究多集中于正侧视且设定杂波脊线与网格点划分吻合, 并未考虑网格失配所带来的严重杂波估计损失问题^[23-42,44-47]. 文献[48]研究了 SR STAP 中网格失配问题, 并提出一种知识辅助的非均匀网格划分方法, 以消除网格失配带来的不利影响, 但方法依赖于载机速度和偏航角度等先验知识的准确性.

2012 年 Candés 等^[66]提出利用全变分范数可从少量时域采样中重构无限精度的连续频率值, 该方法直接在连续域上进行稀疏正则化, 由于无需对连续参数空间进行离散化, 因此能够提供信号的精确 SR 模型并从根本上消除网格失配问题; Tang 等^[67]在此基础上提出无网格压缩感知(Gridless Compressive Sensing, GCS), 通过求解原子范数最小化问题, 可从有限随机时域采样中重构出无限精度的连续频率值, 但对频率源间隔要求不低于系统自由度的四分之一; 近年来, GCS 理论已被有效拓展至谱估计^[68-70]、雷达成像^[71]和地面运动目标显示^[72]等领域. 文献[43]将 GCS 理论引入到 SR STAP 领域, 初步验证了该理论对于消除网格失配的天然优势, 但并未从理论上给出 GCS 适用于连续分布杂波的证明, 且仅考虑了理想情况. 在后续的工作中, 证明 GCS 理论适用于连续杂波 SR, 以及研究基于 GCS 理论的各类非理想条件下 SR STAP 方法是该领域的重要研究方向.

4.2 空域误差问题

在实际工程中, 由于通道内放大器的增益不一致导致的阵元幅相误差不可避免. 在传统 STAP 方法中, 误差分量隐含在接收回波数据中, 因此基于回波数据所构造的 CCM 中蕴含了误差信息, 只要有足够空域系统自由度参与自适应处理, 则相应空时滤波器对误差具有较强的自适应补偿能力. 而在 SR 类 STAP 方法中, 由于误差未知, 通常直接采用理想空时二维导向矢量来构建字典, 因此各原子与真实阵列流形之间存在偏差, 且误差越大, 偏差越大. 如果采用不准确的字典来进

行 SR 处理,所估 CCM 势必与真实情况存在较大偏差,从而造成后续滤波性能恶化甚至失效.因此,由阵元通道幅相误差导致的原子失配是 SR STAP 应用于实际工程时必须解决的问题.

在 SR 源定位应用中^[73,74],可基于特定稀疏优化准则对信源方位和阵列幅相误差参数进行联合优化估计,以实现误差参数的在线实时估计和校正,从而提升误差条件下源定位的稳健性.需要注意的是,当前源定位误差校正均基于离散信源背景.Ma 等^[33]首次将源定位中误差和信源来向联合优化技术移植到联合 SR STAP 技术中,但其仿真实验仅基于有限强散射杂波源进行了验证.Sun 等^[40]继而提出了误差条件下基于 SBL 的离散强杂波源抑制方法.Liu 等^[75]提出一种误差自校正子空间 STAP 算法,但严重依赖于对杂波秩的准确估计.近期,文献[37]提出的幅相误差与杂波联合优化估计方法,提升了误差条件下 SR STAP 方法的杂波抑制性能,但该算法性能严重依赖于正则化参数和惩罚因子的设置.因此,进一步验证连续杂波背景下误差自校正 SR STAP 技术的可行性,以及在此基础上设计稳健的误差与杂波联合稀疏优化方法是未来解决误差影响问题的重要研究方向.

5 结论

尽管 STAP 技术已发展四十余年,但其在实际复杂地貌下仍存在性能严重下降问题. SR STAP 类方法在极少样本条件下可实现对杂波的有效抑制,因此在非均匀杂波环境下具备较大应用前景.本文分析了机载雷达杂波空时稀疏特性,梳理了 SR STAP 发展历史与现状,在此基础上重点对其六类相关关键科学问题进行了分析和探讨,最后总结了当前 SR STAP 技术走向实用化过程所面临的两大难题并分别给出了其可行解决途径.本文既是对当前 SR STAP 技术的阶段性总结,也包含对该领域未来发展趋势和研究方向的合理判断,因此对于未来该技术的进一步发展具有一定借鉴意义.

参考文献

- [1] Brennan L E, Mallett J D, Reed I S. Theory of adaptive radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1973, 9(2): 237 - 251.
- [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, 10(6): 853 - 863.
- [3] Melvin W L, Shownman, G A. An approach to knowledge-aided covariance estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 1021 - 1042.
- [4] Melvin W L, Guerci J R. Adaptive detection in dense target environments[A]. IEEE National Radar Conference[C]. Atlanta, GA: IEEE Press, 2001. 187 - 192.
- [5] Himed B, Salama Y, Michel J H. Improved detection of close proximity targets using two-step NHD[A]. IEEE National Radar Conference[C]. Alexandria, NA: IEEE Press, 2000. 781 - 786.
- [6] Wang Y, Chen J, Bao Z, et al. Robust space-time adaptive processing for airborne radar in nonhomogeneous clutter environments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(1): 70 - 81.
- [7] Guerci J, Baranoski E. Knowledge-aided adaptive radar at DARPA: An overview[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 23(1): 41 - 50.
- [8] Klemm R. Adaptive airborne MTI: an auxiliary channel approach[J]. IET Radar Sonar & Navigation, 1987, 134(3): 269 - 276.
- [9] Wang H, Cai L. On adaptive spatial-temporal processing for airborne surveillance radar systems[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(3): 660 - 670.
- [10] Brown R, Wicks M. A space-time adaptive processing approach for improved performance and affordability[A]. IEEE National Radar Conference[C]. Ann, Arbor, MI: IEEE Press, 1996. 321 - 326.
- [11] Haimovich A, Bar N Y. An eigenanalysis interference canceler[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(1): 76 - 84.
- [12] Goldstein J S, Reed I S. Reduced rank adaptive filtering[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(2): 492 - 496.
- [13] Zatman M, Marshall D. Forwards-backwards averaging for adaptive beamforming and STAP[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. Atlanta, GA: IEEE Press, 1996. 2630 - 2633.
- [14] Pillai S U, Lim Y L, Guerci J R. Generalized forward/backward subaperture smoothing techniques for sample starved STAP[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(12): 3569 - 3574.
- [15] Sarkar T K, Wang H, Park S, et al. A deterministic least squares approach to space time adaptive processing (STAP)[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(1): 91 - 103.
- [16] Parker P, Swindlehurst A. Space-time autoregressive filtering for matched subspace STAP[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(2): 510 - 520.
- [17] Roman J R, Rangaswamy M, Davis D W, et al. Parametric adaptive matched filter for airborne radar applications[J].

- IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(2): 677 – 692.
- [18] Melvin, W, Wicks M, Antonik P, et al. Knowledge-based space-time adaptive processing for airborne early warning radar[J]. IEEE AES Systems Magazine, 1998, 13(4): 37 – 42
- [19] Bergin J S, Teixeira C M, Techau P M, et al. Improved clutter mitigation performance using knowledge-aided space-time adaptive processing[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 997 – 1009.
- [20] Wu Y, Tang J, Peng Y. On the essence of knowledge-aided clutter covariance estimate and its convergence[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(1): 569 – 585.
- [21] 范西昆, 曲毅. 知识辅助机载雷达杂波抑制方法研究进展[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1199 – 1206.
Fan Xi-kun, Qu Yi. An overview of knowledge-aided clutter mitigation methods for airborne radar[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1199 – 1206. (in Chinese)
- [22] Donoho D L, Elad M, Temlyakov V N. Stable recovery of sparse overcomplete representations in the presence of noise[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2016, 52(1): 6 – 18.
- [23] Sun K, Zhang H, Li G, et al. A novel STAP algorithm in heterogeneous[A]. IEEE International Conference on Geoscience & Remote Sensing Symposium[C]. Cape Town: IEEE, 2009. 336 – 339.
- [24] 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.
- [25] Yang Z, Li X, Wang H, et al. On clutter sparsity analysis in space-time adaptive processing airborne radar[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(5): 1214 – 1218.
- [26] Maria S, Fuchs J J. Application of the global matched filter to STAP data an efficient algorithmic approach[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. Toulouse, France: IEEE Press, 2006. 14 – 19.
- [27] Selesnich I W, Pillai S U, Li K Y, et al. Angle-Doppler processing using sparse regularization[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. Dallas TX: IEEE Press, 2010. 2750 – 2753.
- [28] Parker H T, Potter L C. A Bayesian perspective on sparse regularization for STAP post-processing[A]. IEEE Radar Conference[C]. Washington, DC: IEEE Press, 2010. 1471 – 1475.
- [29] Li J, Zhu X, Stoica P, et al. High resolution angle-Doppler imaging for MTI radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(3): 1544 – 1556.
- [30] Sen S. OFDM radar-space-time adaptive processing by exploiting spatio-temporal sparsity[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(1): 118 – 130.
- [31] 孙珂, 张颖, 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)
- [32] Ma Z, Liu Y, Meng H, et al. Jointly Sparse recovery of multiple snapshots in STAP[A]. IEEE Radar Conference[C]. Ottawa, ON: IEEE Press, 2013. 1 – 4.
- [33] Ma Z, Liu Y, Meng H, et al. Sparse recovery-based space-time adaptive processing with array errorself-calibration[J]. Electronics Letters, 2014, 50(13): 152 – 154.
- [34] Yang Z, de Lamare R C, Li X. L1-regularized STAP algorithms with a generalized sidelobe canceler architecture for airborne radar[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(2): 674 – 686.
- [35] Yang Z, Li X, Wang H, et al. Knowledge-aided STAP with sparse-recovery by exploiting spatio-temporal sparsity[J]. IET Signal Processing, 2016, 10(2): 150 – 161.
- [36] Yang Z, Li X, Wang H, et al. Adaptive clutter suppression based on iterative adaptive approach for airborne radar[J]. Signal Processing, 2013, 93(12): 3567 – 3577.
- [37] Yang Z, de Lamare R C, Liu W. Sparsity-based STAP using alternating direction method with gain/phase errors[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(6): 756 – 768.
- [38] 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.
Yang Zhao-cheng, Li Xiang, Wang Hong-qiang. An overview of space-time adaptive processing technology based on sparsity of space-time power spectrum[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(6): 1194 – 1204. (in Chinese)
- [39] Yang X, Sun Y, Zeng T, et al. Fast STAP method based on PAST with sparse constraint for airborne phased array radar[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(17): 4550 – 4561.
- [40] Sun Y, Yang X, Long T, et al. Robust sparse Bayesian learning STAP method for discrete interference suppression in nonhomogeneous clutter[A]. IEEE Radar Conference[C]. Seattle, WA: IEEE Press, 2017. 1003 – 1008.
- [41] Guo Y, Liao G, Feng W. Sparse representation based algorithm for airborne radar in beam-space post-Doppler reduced-dimension space-time adaptive processing[J]. IEEE

- Access, 2017, 5: 5896 – 5903.
- [42] Feng W, Zhang Y, He X, et al. Cascaded clutter and jamming suppression method using sparse representation [J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(19): 1524 – 1526.
- [43] Feng W, Guo Y, Zhang Y, et al. Airborne radar space time adaptive processing based on atomic norm minimization [J]. *Signal Processing*, 2018, 148: 31 – 40.
- [44] Wang Z, Wang Y, Duan K, et al. Subspace-augmented clutter suppression technique for STAP radar [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(3): 462 – 466.
- [45] Wang Z, Wang Y, Gao F, et al. Clutter nulling STAP algorithm based on sparse representation for airborne radar [J]. *IET Radar Sonar & Navigation*, 2017, 11(1): 177 – 184.
- [46] Duan K, Xie W, Chen H, et al. Sparsity-based STAP algorithm with multiple measurement vectors via sparse Bayesian learning strategy for airborne radar [J]. *IET Signal Processing*, 2017, 11(5): 544 – 553.
- [47] Wang Z, Xie W, Duan K, et al. Clutter suppression algorithm based on fast converging sparse Bayesian learning for airborne radar [J]. *Signal Processing*, 2017, 130: 159 – 168.
- [48] Duan K, Liu W, Duan G, Wang Y. Off-grid effects mitigation exploiting knowledge of the clutter ridge for sparse recovery STAP [J]. *IET Radar Sonar & Navigation*, 2018, 12(5): 557 – 564.
- [49] Sun H, Lu Y, Lesturgie M. Experimental investigation of iterative adaptive approach for ground moving target indication [A]. *IEEE Radar Conference [C]*. Chengdu, China: IEEE Press, 2011. 715 – 718.
- [50] Cotter S F, Rao B D, Engan K, et al. Sparse solutions to linear inverse problems with multiple measurement vectors [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(7): 2477 – 2488.
- [51] Tropp J A, Gilbert A C, Strauss M J. Algorithms for simultaneous sparse approximation, Part I: Greedy pursuit [J]. *Signal Processing*, 2006, 86: 572 – 588.
- [52] Tropp J A. Algorithms for simultaneous sparse approximation, Part II: Covex relaxation [J]. *Signal Processing*, 2006, 86: 589 – 602.
- [53] Chen J, Huo X. Theoretical results on sparse representations of multiple-measurement vectors [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(12): 4634 – 4643.
- [54] Wipf D, Rao B. An empirical Bayesian strategy for solving the simultaneous sparse approximation problem [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(7): 3704 – 3716.
- [55] Tsao T, Himed B, Michels J. Effects of interference rank estimation on the detection performance of rank reduced STAP algorithms [A]. *IEEE Radar Conference [C]*. Dallas, TX: IEEE Press, 1998. 147 – 152.
- [56] Goodman A, Stiles J. On clutter rank observed by arbitrary arrays [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(1): 178 – 186.
- [57] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1: 211 – 244.
- [58] Wipf D P, Rao B D. Sparse Bayesian learning for basis selection [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(8): 2153 – 2164.
- [59] Wang Y, Peng Y, Bao Z. Space-time adaptive processing for airborne radar with various array orientations [J]. *IET Radar Sonar & Navigation*, 1997, 144(6): 330 – 340.
- [60] Duan K, Xie W, Wang Y. Nonstationary clutter suppression for airborne conformal array radar [J]. *Science China Information Sciences*, 2011, 54(10): 2170 – 2177.
- [61] Meng X, Wang T, Wu J, et al. Short-range clutter suppression for airborne radar by utilizing prefiltering in elevation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(2): 268 – 272.
- [62] 段克清, 谢文冲, 陈辉, 等. 基于俯仰维信息的机载雷达非均匀杂波抑制方法 [J]. *电子学报*, 2011, 39(3): 585 – 590.
- Duan Ke-qing, Xie Wen-chong, Chen Hui, et al. Elevation-based methods for nonhomogeneous clutter suppression in airborne radar [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(3): 585 – 590. (in Chinese)
- [63] Wu J, Wang T, Meng X, et al. Clutter suppression for airborne nonsidelooking radar using ERCB-STAP algorithm [J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2012, 6(9): 497 – 506.
- [64] Shen M, Meng X, Zhang L. Efficient adaptive approach for airborne radar short-range clutter suppression [J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2012, 6(9): 900 – 904.
- [65] Yang Z, Xie L H. On grid sparse methods for line spectral estimation from complete and incomplete data. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(12): 3139 – 3153.
- [66] Candés E J, Fernandez-Granda C. Towards a mathematical theory of super-resolution [J]. *Communications on Pure & Applied Mathematics*, 2014, 67(6): 906 – 956.
- [67] Tang G G, Bhaskar B N, Shah P, Recht B. Compressed sensing on the grid [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2013, 59(11): 7465 – 7490.
- [68] Bhaskar B N, Tang G G, Recht B. Atomic norm denoising with applications to line spectral estimation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(23): 5987

- 5999.
- [69] Xenaki A, Gerstoft P. Grid-free compressive beamforming [J]. *Acoustical Society of America*, 2015, 137(4): 1923 - 1935.
- [70] Li Y, Chi Y. Off-the-grid line spectrum denoising and estimation with multiple measurement vectors [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(5): 1257 - 1269.
- [71] Fannjiang A, Tseng H C. Compressive radar with off-grid targets: a perturbation approach [J]. *Inverse Problems* 2012, 29(5): 1 - 23.
- [72] Prünfte L. Off-grid compressed sensing for GMTI using SAR images [A]. *Proceedings of 2013 International Conference on Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations [C]*. Lausanne, Switzerland: CAD-MOS, 2013. 248 - 251.
- [73] Sun K, Liu Y M, Meng H D, et al. Adaptive sparse representation for source localization with gain/phase errors [J]. *Sensors*, 2011, 11(5): 4780 - 4793.
- [74] Zhao L F, Bi G A, Wang L, et al. An improved auto-calibration algorithm based on sparse Bayesian learning framework [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(9): 889 - 892.
- [75] Liu A F, Baker C J, Gao C C. Robust space-time adaptive processing for nonhomogeneous clutter in the presence of model errors [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(1): 155 - 168.

作者简介



段克清 男, 1981 年生于河北石家庄, 2010 年获国防科技大学信息与通信工程专业工学博士学位, 现为空军预警学院雷达兵器运用工程军队重点实验室讲师. 主要研究方向为空时自适应处理、阵列信号处理和稀疏恢复等.

E-mail: duankeqing@aliyun.com



袁华东 男, 1985 年生于湖北宜昌, 现为空军预警学院信息与通信工程专业博士研究生. 主要研究方向为空时自适应处理和稀疏恢复等.

E-mail: yhdtiandadida@126.com



许红 男, 1991 年生于四川成都, 现为海军工程大学通信与信息系统专业博士研究生. 主要研究方向为目标跟踪、信息融合和认知雷达等.

E-mail: xuhongzhu@163.com



谢文冲 男, 1979 年生于山西运城, 2006 年获国防科技大学信息与通信工程专业工学博士学位, 现为空军预警学院雷达兵器运用工程军队重点实验室副教授. 主要研究方向为机载雷达信号处理、空时自适应处理和阵列信号处理等.

E-mail: xwch1978@aliyun.com



王永良 男, 1965 年生于浙江嘉兴, 1994 年获西安电子科技大学信号与信息处理专业工学博士学位, 现为空军预警学院雷达兵器运用工程军队重点实验室教授、博士生导师. 主要研究方向为雷达信号处理、空时自适应处理和阵列信号处理等.

E-mail: ylwangkjld@163.com