

基于空时功率谱稀疏性的空时自适应处理技术研究进展

阳召成, 黎 湘, 王宏强

(国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 随着压缩感知理论的兴起和发展, 基于空时功率谱稀疏性的空时自适应处理(STAP)技术受到越来越广泛的关注. 本文首先简单回顾了空时自适应处理技术的传统方法, 接着从三个不同角度分析了空时功率谱的稀疏性并探讨了基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术的潜在优势, 然后总结了基于空时功率谱稀疏性 STAP 基本原理和三种实现方式, 根据稀疏支撑集先验信息知晓情况对现有基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法进行了分类, 包括: 基于阵列流形知识的 STAP 技术、基于空时功率谱稀疏恢复的 STAP 技术以及基于阵列流形知识和空时功率谱稀疏恢复的 STAP 技术, 并对其研究现状进行了综述. 最后在已有研究的基础上, 着眼于提高杂波抑制和运动目标检测能力的发展需要, 提出了未来该技术需要重点解决和关注的若干问题, 包括稀疏性的本质机理分析、空时导向字典的设计、参数设置简单、快速和低复杂度算法设计、对模型误差稳健的算法设计、多种先验知识融合的基于空时功率谱稀疏性的 STAP 算法设计、基于空时功率谱稀疏性 STAP 方法的恒虚警检测器设计以及实测数据验证等方面.

关键词: 空时自适应处理; 空时功率谱稀疏性; 阵列流形知识; 杂波抑制; 运动目标检测; 稀疏恢复

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)06-1194-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.06.024

An Overview of Space-Time Adaptive Processing Technology Based on Sparsity of Space-Time Power Spectrum

YANG Zhao-cheng, LI Xiang, WANG Hong-qiang

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: With the development of compressive sensing theory, the space-time adaptive processing (STAP) technology based on sparsity of space-time power spectrum (STPS) receives a growing interest. This paper firstly reviews the traditional STAP algorithms and shows analysis of sparsity of STPS from three different points of view and potential advantages of STAP technology based on sparsity of STPS. Then, the current developed STAP algorithms based on sparsity of STPS are categorized into three classes, such as STAP based on prior knowledge of array manifold, STAP based on sparse recovery of STPS and STAP based on both prior knowledge of array manifold and sparse recovery of STPS. It also performs an overview of those algorithms. Finally, based on the progress of the existing research, some key issues to enhance the performance of clutter suppression and moving target detection are introduced, which include intrinsic mechanism analysis of sparsity, space-time steering dictionary design, easy parameters setting, fast and low complexity algorithms design, robust algorithm design, STAP algorithms based on sparse recovery of STPS design by exploiting different types of prior knowledge, and constant false alarm rate detector design of STAP based on sparsity of STPS and validation using measurement data.

Key words: space-time adaptive processing; sparsity of space-time power spectrum; array manifold knowledge; clutter suppression; moving target detection; sparse recovery

1 引言

1973年 Brennan 和 Reed 首先提出了空时二维自适应处理(Space-Time Adaptive Processing, STAP)的概念^[1], 将阵列信号处理的基本原理推广到脉冲和阵元采样的

二维数据场. 此后, 随即引起了雷达领域国内外大量研究机构和学者的广泛关注, 成为运动平台雷达杂波抑制和运动目标检测研究的重点和关键技术, 历经近四十年而不衰. 到目前为止, 已经出现了多部专著^[2~5]、报告^[6]、综述性文献^[7~10]和上千篇文献, 成为了国际雷达

会议的主要议题,并已被成功应用在了新一代机载雷达中,如美国诺斯罗普·格鲁门公司生产的新一代“先进鹰眼”E-2D 预警机雷达^[7]。另外,除了雷达领域以外,STAP 也被广泛应用于声呐、地震、导航和通信各个领域^[4,5]。

在 Gaussian 杂波环境下,基于统计意义的最优 STAP 滤波器权矢量 \mathbf{w} 为^[2-5]

$$\mathbf{w} = \mu \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s} \quad (1)$$

其中 μ 为正常数, \mathbf{R} 为检测距离单元的杂波统计特性——协方差矩阵, \mathbf{s} 为检测距离单元目标的空时导向矢量。几乎所有的 STAP 方法研究的内容均集中于:如何在实际雷达系统中实现式(1)。上式实现面临的难点问题在于:

(1)式(1)中杂波协方差矩阵不可能已知,必须由雷达系统获得的观测数据估计获得。

(2)STAP 通常的做法是利用检测距离单元邻近距离单元的样本来估计杂波协方差矩阵。Reed 等人分析了统计型 STAP 方法在 Gaussian 杂波环境下的收敛特性,指出为了使由有限样本估计协方差矩阵引起的系统输出信噪比损失不超过 3dB,要求训练样本数大于系统空时自由度(处理器维数)的 2 倍^[11]。但是邻近距离单元的样本数受限于变化的杂波环境和雷达系统参数,如带宽等。

(3)由于式(1)中的杂波协方差矩阵描述的是检测距离单元的统计特性,因此,要求使用的训练样本的杂波统计特性与检测距离单元数据的杂波统计特性相同,即要求满足独立同分布(Independent and Identically Distributed, IID)条件。而 IID 样本受限于快速复杂多变的杂波和干扰环境,也受限于阵列几何结构(包括天线配置形式、天线类型和雷达体制等)。

(4)式(1)中滤波器权矢量计算涉及到矩阵的求逆运算,其计算复杂度为系统空时自由度的立方。对于实际雷达系统而言,系统空时自由度一般从数百到数千,且雷达工作的脉冲重复频率一般也在数百以上,这就要求在很短的时间内完成巨大的浮点运算。因此,STAP 方法实用化受限于当前器件发展水平和计算能力。

(5)在相控阵雷达系统中,由于加工装配精度的限制和器件特性的差异,阵元位置存在一定的误差;天线单元多个通道的幅相误差和频率特性也难做到完全一致;器件老化和物理损坏等原因也可能导致阵元失效;实际阵元间还不可避免的存在互耦等。这些系统内部非理想因素都将对雷达接收数据产生影响,同时将对式(1)中的目标空时导向矢量产生影响。因此,STAP 方法的性能受限于系统内部非理想因素。

(6)现有大多数统计型 STAP 方法都涉及到采样矩阵估计器,而该估计器是在 Gaussian 杂波环境背景下推

导的,它敏感于非 Gaussian 杂波环境的拖尾效应^[12]。特别是在小样本条件下,这种敏感性更为严重,使得估计的协方差矩阵存在大的偏差而导致杂波抑制性能的下降。换句话说,式(1)中的杂波协方差矩阵估计方式受限于复杂多变的杂波和干扰分布类型。

总之,实现小样本、非均匀、非平稳以及存在系统内部非理想因素条件下的快速运动目标检测是 STAP 研究的根本目的。随着压缩感知理论的兴起和发展,稀疏信号表示或者稀疏信号恢复成为信号处理领域最重要的研究热点之一。该理论最重要的特点是:利用信号的稀疏先验,可实现少量样本情况下的信号恢复。近年来提出的基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术^[13-39]正是利用目标/目标和杂波/目标、杂波和干扰的空时功率谱在角度-多普勒平面上的稀疏特性,实现少量训练样本或者单个样本下的高分辨空时功率谱的估计。然后利用获得的空时功率谱实现杂波/干扰有效抑制和运动目标有效检测。该技术对独立训练样本需求数非常少,甚至只需要待检测距离单元的样本,从而为实现小样本、非均匀、非平稳条件下杂波/干扰抑制和运动目标检测提供了一种新的重要途径。目前,基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术仍处在起步阶段,不管是理论基础方面还是工程实践方面都值得进行深入研究和探讨。

2 空时自适应处理方法回顾

自 STAP 1973 年提出到现在,STAP 方法和相关实验系统、实际雷达系统的研究呈现出交互式上升的状态。其中 1990 年美国实行的 MountainTop 计划^[40]和 MCARM (Multi-Channel Airborne Radar Measurements) 计划^[41],以及 2001 年推行的基于知识的传感器信号处理与专家论证(Knowledge-Aided Sensor Signal Processing and Expert Reasoning, KASSPER)工程^[42]两次将 STAP 技术推向新的高潮。近年来,随着 STAP 技术在实际雷达系统中的应用,STAP 研究的热点和重点落在了如何更好的应用于工程实践。其主要面临的问题表现在以下两点:实际环境中的各类非理想因素(如系统内部误差、杂波环境的非均匀、由阵列几何结构导致的杂波非平稳特性、杂波分布非 Gaussian 等)导致 STAP 性能急剧下降;雷达系统的实时计算能力难以满足高复杂度 STAP 技术的实现。

根据现有公开发表的 STAP 研究文献,国内外学者针对 IID 训练样本数要求高的问题,提出了降维 STAP 方法、降秩 STAP 方法、模型参数化 STAP 方法、平滑 STAP 方法以及稀疏滤波器 STAP 方法^[2-10,43,44]。尽管这些方法能降低所需训练样本数,但是它依然要求所用的训练样本满足 IID 条件,不能从根本上解决非均

匀、非平稳环境的运动目标检测问题. 针对不同距离单元杂波非均匀问题, 提出了功率选择训练法、非均匀检测器法、基于先验知识的训练样本挑选法^[2~10]、先验协方差矩阵和采样协方差矩阵的联合估计方法^[45~49]、直接数据域 STAP 方法^[4,50] 以及多种 STAP 的融合方法^[51~54]. 针对阵列几何结构导致的杂波非平稳特性, 提出了多普勒频移补偿法、角度-多普勒补偿法、基于导数更新方法、联合空时内插法以及基于杂波功率谱配准法等^[2~10]. 针对系统内部误差降低处理性能的问题, 提出了通道均衡和阵列校正技术^[55]、协方差矩阵加权法^[3]、多限制条件的 STAP 方法^[56,57] 以及多波束 STAP 方法^[58] 等. 针对非高斯杂波环境, 提出了 FLOM/FLOS 等算法^[4,12] 减轻了非高斯杂波拖尾效应的影响. 另外, 为了利用更高的自由度获得区分目标和杂波时更大的优势, 提出了方位域-俯仰域-多普勒域的自适应处理方法^[59], 距离域-方位域-多普勒域的自适应处理方法^[60], 波形域-方位域-多普勒域的自适应处理方法^[61,62] 以及极化域-方位域-多普勒域的自适应处理方法^[63] 等. 但是由于自由度的增加, 这些方法的计算复杂度更高, 所需训练样本数也更多.

近年来, 随着稀疏恢复/表示和压缩感知理论的快速发展, 国内外研究者提出了基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术. 该技术通过引入空时功率谱的稀疏先验, 估计待检测距离单元的空时功率谱或者构建参数化的协方差矩阵估计, 是有别于传统 STAP 方法的新途径和新方法.

3 空时功率谱的稀疏性

本节从三方面来介绍杂波空时功率谱的稀疏性:

(1) 从信号模型角度理解杂波空时功率谱的稀疏性. 通常情况下, 某一距离单元的杂波回波可以看成是由该距离环上很多离散的杂波散射点的回波叠加而成. 对于经过解调频、匹配滤波以及 AD 采样的雷达杂波回波信号而言, 若忽略距离模糊且只考虑静止杂波, 则它通常可表示为^[6]

$$\mathbf{x}_c = \sum_{n=1}^{N_d} \sigma_{c;n} \mathbf{v}(f_{c;d,n}, \phi_{c;n}) \quad (2)$$

其中 $\sigma_{c;n}$ 、 $f_{c;d,n}$ 、 $\phi_{c;n}$ 分别为第 n 个杂波散射点对应的复幅度、多普勒频率和空间角度, $\mathbf{v}(f_{c;d,n}, \phi_{c;n})$ 为第 n 个杂波散射点对应的空时导向矢量. 如果将整个角度-多普勒频率划分成 $N_d N_s$ 个密集的网格, 其中 N_d 为划分的多普勒单元数, N_s 为划分的角度单元数, 则每一个角度-多普勒网格对应了某一特定空时导向矢量. 在允许一定量化误差的情况下, 记所有多普勒频率和空间角度的集合为

$$\Theta = \{ (f_{d,1}, \phi_1), (f_{d,1}, \phi_2), \dots, (f_{d,N_d}, \phi_{N_s}) \} \quad (3)$$

理想情况下, 某一杂波散射点的多普勒频率 f_d 与空间角度 ϕ 具有确定的关系, 为

$$f_d = \frac{2v_p}{\lambda} \sin \phi \quad (4)$$

其中 v_p 为平台运动速度, λ 为雷达工作波长. 因此, 所有杂波散射点的多普勒频率和空间角度对组成的集合 $\Theta_{\text{sub}} = \{ (f_{c;d,1}, \phi_{c,1}), (f_{c;d,2}, \phi_{c,2}), \dots, (f_{c;d,N_d}, \phi_{c,N_s}) \}$

为集合 Θ 的一个较小子集. 于是, 式(2)中的杂波回波又可以表示为

$$\mathbf{x}_c = \sum_{k=1}^{N_d} \sum_{i=1}^{N_s} \gamma_{k,i} \mathbf{v}(f_{d,k}, \phi_i) = \Phi \boldsymbol{\gamma} \quad (6)$$

其中矩阵 Φ 表示 $NM \times N_d N_s$ 维空时导向字典 (N 、 M 分别为单个 CPI 内的脉冲个数和阵元个数), 具体形式为

$$\Phi = [\mathbf{v}(f_{d,1}, \phi_1), \mathbf{v}(f_{d,1}, \phi_2), \dots, \mathbf{v}(f_{d,N_d}, \phi_{N_s})] \quad (7)$$

$\boldsymbol{\gamma}$ 为 $N_d N_s \times 1$ 维矢量, 其元素值代表杂波回波 \mathbf{x}_c 在角度-多普勒域(由空时导向字典 Φ 表示)上的复幅度, 因而, $\boldsymbol{\gamma}$ 又可称为角度-多普勒像 (Angle-Doppler Profile). 由于集合 Θ_{sub} 中元素个数远远小于集合 Θ 中元素个数, 也就是说 $\boldsymbol{\gamma}$ 中的非零元个数远远小于维数 $N_d N_s$, 因此杂波的角度-多普勒像具有稀疏性. 若假设不同杂波散射点的复幅度是相互独立的, 则由空时功率谱定义可得杂波的空时功率谱 P 为^[64]

$$P = [P_{1,1}, \dots, P_{k,i}, \dots, P_{N_d,N_s}] \quad (8)$$

其中 $P_{k,i} = E[|\gamma_{k,i}|^2]$. 因此, 杂波空时功率谱 P 在角度-多普勒域上具有稀疏性.

(2) 从杂波稀疏度与杂波秩的本质关系的角度理解杂波空时功率谱的稀疏性. 文献[13]从理论上分析了理想情况下, 正侧视均匀线性阵列在恒定脉冲重复频率和平台运动速度时, 杂波稀疏度与杂波秩的等价关系. 而通常情况下, 已经被证明, 杂波秩远远小于系统空时自由度 NM ^[2~10], 因此杂波稀疏度也将远远小于系统空时自由度 NM , 更小于角度-多普勒像的维数 $N_d N_s$. 从这个角度来说, 杂波的角度-多普勒像具有稀疏性, 即杂波空时功率谱具有稀疏性.

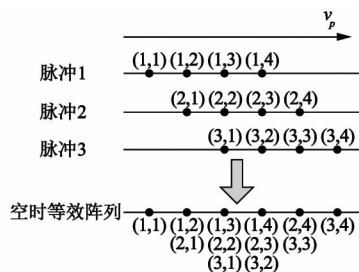


图1 正侧视均匀线性阵 $N=3, M=4, \beta=1$ 时的空时等效阵列形成示意图

(3) 从等效空时阵列的角度来理解杂波空时功

率谱的稀疏性.为了方便阐述,先介绍空时等效阵列的概念:在单基地相控阵雷达中,对静止杂波的空时采样等同于用一个静止阵列进行的空域采样,这个静止阵列称为空时等效阵列,阵元称为空时等效阵元^[65].对于正侧视均匀线阵,第 m 个阵元、第 n 个脉冲,空间角度为 ϕ 处的杂波散射体的雷达回波可以表示为

$$x_{c;n,m} = e^{j2\pi f_d \left(\frac{m}{\beta} + n \right)} \quad (9)$$

其中 $\beta = 2v_p T_r / d$ 为折叠系数, T_r 为脉冲重复间隔, d 为阵元间距.由式(9)可知,杂波散射体的雷达回波相当于被一个阵元个数为 NM 的静止阵列进行空域采样获得,且第 $nM + m$ 个阵元离第一个阵元的间距为 $(m + \beta n)d$.图 1 给出了 $N = 3, M = 4, \beta = 1$ 时的空时等效阵列形成示意图.图中结果表明:尽管空时等效阵元个数有 $NM = 12$ 个,但是其中发生了空时等效阵元重叠的现象,如第 2 个阵元的第 1 个脉冲就和第 1 阵元的第 2 个脉冲在等效后位置重叠.这将导致空时等效后独立采样个数只有 6 个(假设此时的空域采样间隔为半波长,即满足 Nyquist 采样率,因而所有杂波散射体的回波可以由这 6 个独立采样来精确重建).因此可以得出结论:杂波的角度-多普勒像具有稀疏性,即杂波空时功率谱具有稀疏性,是由雷达系统空时观测所引起的,其稀疏度决定于独立空时观测数的大小(独立空时观测数与杂波秩等价^[65]).

4 基于空时功率谱稀疏性的空时自适应处理技术优势

基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术对于有效实现强杂波背景下弱运动目标检测具有重要意义,具体体现在以下几个方面:

(1) 提高算法收敛性,减少训练样本需求数或不需要训练样本.统计类 STAP 方法需要的训练样本数无法突破 2 倍于降维后自由度个数、杂波秩或者模型阶数等.基于知识的 STAP 方法在突破上述瓶颈方面具有潜力,可是在先验知识的描述、与 STAP 的结合以及本身的不准确性方面存在很多应用的难点需要解决.基于直接数据域的 STAP 方法只利用检测距离单元数据,可以有效解决 IID 条件训练样本有限的问题,但是却存在系统自由度的损失而带来性能下降问题.基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法可以有效提高传统 STAP 方法的收敛性.特别是基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术通常只需要 4~6 个 IID 条件的训练样本就可以获得满意的输出性能,甚至可以在只有检测距离单元数据的情况下实现杂波有效抑制^[13~39].因此,该技术对实现小样本、非均匀、非平稳条件下运动目标检测的拥有巨大的潜力优势.

(2) 提高小样本条件下杂波和目标有效分离的能力.基于空时功率谱稀疏恢复的 STAP 技术属于超分辨的方法^[34].相比传统 FFT 方法能获得突破瑞利分辨极限的性能,这对于提高杂波和目标在角度-多普勒平面上的分离能力具有重要意义.

(3) 可能在较低 STAP 处理维度的基础上实现杂波空时功率谱的较好估计.由于稀疏恢复技术带来的超分辨性能,在实际处理时,可以只利用低维系统自由度的接收数据实现杂波空时功率谱的有效估计,然后利用全维 STAP 系统自由度实现协方差矩阵估计,进而提供既无自由度损失,又可降维的有效处理手段.

5 基于空时功率谱稀疏性的空时自适应处理技术研究现状

由第 3 节分析可知:杂波(杂波 + 目标)的空时功率谱在角度-多普勒域上展现出稀疏性.基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术的具体实现原理框图如图 2 所示,其核心思想在于:先利用输入样本数据(为求解可引入稀疏支撑集先验信息,如阵列流形知识)求得杂波(杂波 + 目标)的空时功率谱,然后利用得到的空时功率谱直接进行运动目标检测或者先估计杂波协方差矩阵,进行杂波抑制后再实现运动目标检测.由此可见:获得场景的空时功率谱是该类技术实现的关键步骤.在数学上,空时功率谱的估计可表示为求解最优化问题:

$$\min \| \mathbf{x} - \Phi \boldsymbol{\gamma} \|_2^2 + \kappa \| \boldsymbol{\gamma} \|_p \quad (10)$$

或者

$$\min \| \boldsymbol{\gamma} \|_p \quad \text{s.t.} \quad \| \mathbf{x} - \Phi \boldsymbol{\gamma} \|_2^2 \leq \epsilon \quad (11)$$

其中 $0 \leq p \leq 1$, $\| \cdot \|_p$ 称为 l_p 范数,控制稀疏性, κ 为 l_2 范数与 l_p 范数的折中因子, ϵ 控制 l_2 范数的逼近误差, $\mathbf{x} = \mathbf{x}_c + \mathbf{x}_t + \mathbf{n} = \Phi \boldsymbol{\gamma} + \mathbf{n}$ 或者 $\mathbf{x} = \mathbf{x}_c + \mathbf{n} = \Phi \boldsymbol{\gamma} + \mathbf{n}$ 为输入样本数据(前者为同时包含目标、杂波和接收机热噪声的数据样本,后者为不包括目标信息的数据样本).文献[22]总结分析了不同稀疏恢复算法求解上述最优化问题对输出运动目标检测性能的影响.下面重点介绍当前文献中在获得空时功率谱之后进行运动目标检测的几种方式:

方式 1 若获得了待检测距离单元的空时功率谱,即此时样本数据可能既包含目标又包含杂波,可对输出的空时功率二维谱采用单元平均或有序统计恒虚警处理,如文献[32]提出的中值滤波器处理.

方式 2 同样假设获得了待检测距离单元的空时功率谱,则可以利用目标先验信息,剔除目标影响后,估计杂波的协方差矩阵^[33],如

$$\hat{\mathbf{R}}_c = \sum_{k=1, i=1}^{N_r} |\gamma_{k,i}|^2 \mathbf{v}(f_{d,k}, \phi_i) \mathbf{v}^H(f_{d,k}, \phi_i), \quad k, i \notin \Omega \quad (12)$$

其中 Ω 为由目标先验信息决定的指标集, $\hat{\mathbf{R}}_c$ 为估计的杂波协方差矩阵. 由此可设计相应的空时滤波器为

$$\hat{\mathbf{w}} = \mu (\hat{\mathbf{R}}_c + \sigma_n^2 \mathbf{I}) \mathbf{v}_i \quad (13)$$

其中 μ 为正常数, σ_n^2 为估计的接收机热噪声功率, \mathbf{I} 为单位矩阵, \mathbf{v}_i 为感兴趣目标对应的空时导向矢量.

方式 3 若先利用不含目标信息邻近距离单元样本按照式(10)或(11)求解杂波的空时功率谱, 则可直接估计杂波的协方差矩阵

$$\hat{\mathbf{R}}_c = \sum_{k=1, i=1}^{N \times N} |\gamma_{k,i}|^2 \mathbf{v}(f_{d,k}, \phi_i) \mathbf{v}^H(f_{d,k}, \phi_i) \quad (14)$$

然后按照式(13)设计对应的空时滤波器, 在滤除杂波后实现运动目标检测.

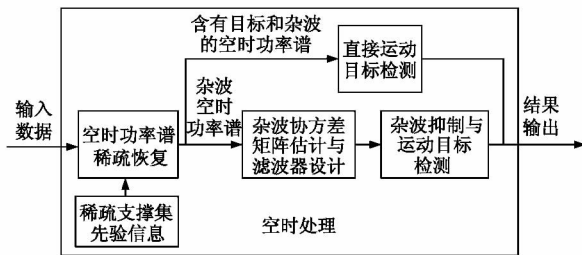


图2 基于空时功率谱稀疏性的STAP技术实现原理框图

目前, 基于空时功率谱稀疏性的空时自适应处理技术正处在理论研究起步阶段, 根据稀疏支撑集先验信息的已知情况, 本文将基于空时功率谱稀疏性的 STAP 分成三种技术路径: 基于阵列流形知识的 STAP 技术(对应完全已知稀疏支撑集先验信息)、基于空时功率谱稀疏恢复的 STAP 技术(对应完全未知稀疏支撑集先验信息)以及基于阵列流形知识和空时功率谱稀疏恢复的 STAP 技术(对应部分已知稀疏支撑集先验信息), 三者之间的关系如图 3 所示. 图中框图关系表明: 基于阵列流形知识的 STAP 技术和基于空时功率谱稀疏恢复的 STAP 技术是求取杂波(杂波 + 目标)空时功率谱的两种极端状态, 基于阵列流形知识和空时功率谱稀疏恢复的 STAP 技术是上述两种技术的中间状态. 下面分别介绍上述三种技术路径的研究现状.

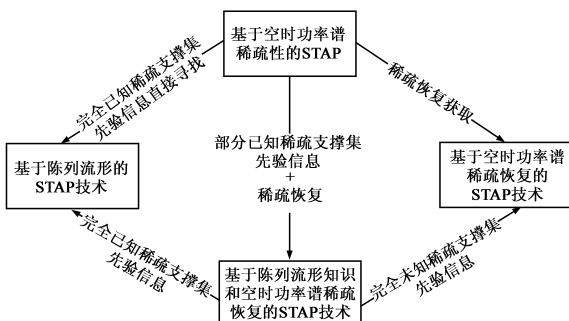


图3 基于空时功率谱稀疏性的STAP三种技术路径间相互关系

5.1 基于空时功率谱稀疏恢复的空时自适应处理技术

现有基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法的文献主要集中在利用观测场景在角度-多普勒平面上的稀疏特性而展开的一系列 STAP 方法研究. 而这里的观测场景在不同算法中的含义有所不同, 通常包含以下几种情况: 第一目标; 第二杂波; 第三目标与杂波; 第四目标、干扰与杂波. 下面按照观测场景含义的不同对现有算法的基本原理和思想进行介绍.

方法 1 基于目标空时功率谱稀疏性的 STAP 方法.

对于机载雷达系统来说, 所获得的接收回波中不可能只含有目标和接收机热噪声, 必然会包含杂波. 因此该类方法的核心思想是利用某种处理将杂波分量先去掉, 然后利用目标空时功率谱稀疏性采用稀疏恢复/表示算法获得目标的角度和多普勒参数. 对应到式(10)或(11)的最优化问题来说, 在进行杂波分量的预先滤除处理后, 角度-多普勒像 γ 中只包含目标信息. 此类方法的关键在于如何预先滤除杂波分量. Selesnick 等人根据正侧视雷达均匀线性阵列中杂波脊在角度-多普勒平面为直线的特点, 运用雷达系统和阵列的相关先验信息获得杂波脊的分布位置, 然后利用位置信息构造与角度-多普勒平面对应的标记矩阵, 即在杂波脊位置标记为 0, 非杂波脊位置标记为 1, 进而构造相应的稀疏恢复问题并进行求解^[14]. 但是该方法的性能严重依赖于准确的杂波脊先验信息(实际往往无法获得), 其实用化有待进一步分析和考察. Parker 等人利用传统的 STAP 算法对待检测距离单元的数据进行预处理, 消除杂波的影响, 然后利用稀疏恢复算法恢复目标信息^[15]. 该方法其实是一种 STAP 后处理, 因为 STAP 中的关键问题——杂波抑制并没有得到很好的解决. 另外, 该方法估计的目标角度和多普勒参数依赖于 STAP 的预处理效果, 且对目标的信杂比要求比较高. 此外, 文献[16]提出了感知雷达框架下的 STAP 处理方法, 尽管该方法可以降低采样率同时获得与全阶 STAP 接近的性能, 但是性能好坏依然取决于对杂波协方差矩阵的估计精度.

方法 2 基于杂波空时功率谱稀疏性的 STAP 方法.

与传统统计 STAP 方法类似, 该类方法利用待检测距离单元邻近距离单元的样本来实现杂波抑制, 同时假设邻近距离单元样本中只包含杂波和接收机热噪声. 该类方法对应于本节开始部分描述的第三种实现方式. 文献[17~26]考虑杂波的空时功率谱在角度-多普勒平面上的稀疏性, 由邻近距离单元样本运用稀疏

恢复/表示算法(如 FOCUSS(Focal Underdetermined System Solution)算法^[17,19,22]、IRLS 算法(Iterative Recursive Least-Squares)^[17,21]、SLO(Smoothed l_0 -norm)算法^[22]、CoSaMP(Compressive Sampling Matching Pursuit)算法^[22]、FISTA(Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm)算法^[22]、SpaRSA(Sparse Reconstruction by Separable Approximation)算法^[22]、同伦算法^[24]、IAA(Iterative Adaptive Approach)算法^[23]、CVX 工具箱^[17~19]等)首先对杂波的空时功率谱进行稀疏恢复,获得了高分辨的杂波空时功率谱.然后利用获得的杂波空时功率谱估计杂波的协方差矩阵,进而设计相应的滤波器进行杂波抑制.特别地,文献[23]针对传统 IAA 方法计算复杂度高的问题,提出了一种基于自适应软判决门限的非参数化 IAA 算法.该算法参数设计简单,而且计算复杂度也低于传统 IAA 算法.这类方法的特点是:必须要求邻近距离单元的样本中不包含目标信息,所需训练样本数非常少,通常 4~6 个就可以获得好的输出性能.

方法 3 基于目标与杂波空时功率谱稀疏性的 STAP 方法.

这类方法与直接数据域 STAP 方法类似,考虑的是直接对待检测距离单元进行分析和运动目标检测,对应本节开始部分描述的第一种和第二种实现方式.文献[27]提出了一种 SCHISM(Signal and Clutter Highly Independent Structured Models)方法来估计空时功率谱.由于空时导向矢量模式非常多,而每个模式的寻找都涉及到非线性操作,因此该方法计算复杂度非常高.文献[28,29]将整个角度-多普勒平面划分成很多个波束,认为目标、杂波在该平面内占有的波束是稀疏的.然后直接运用全局匹配滤波器(Global Matched Filter, GMF)恢复目标和杂波所在的波束,由获得的角度-多普勒的波束图直接检测出目标.文献[30~32]将角度-多普勒平面划分成很多网格,利用目标和杂波在角度-多普勒平面占住的网格数要远远少于整个角度-多普勒平面的网格数,然后利用 IAA 方法实现目标和杂波空时功率谱的稀疏恢复.然后利用恢复的空时功率谱构造中值滤波器进行运动目标检测.文献[33,34]同样也是首先稀疏恢复目标和杂波的空时功率谱,但是与上述方法不同的是,它不是直接进行运动目标检测,而是首先根据目标先验信息去掉目标的影响,然后估计待检测距离单元的杂波协方差矩阵,并设计相应的滤波器,对杂波进行抑制后再实现运动目标检测.上述方法的特点是:能获得目标和杂波的高分辨空时功率谱或空时波束,而且没有系统自由度的损失,相比传统直接数据域 STAP 方法来说能获得更好的性能.但是由于稀疏恢复时只利用了一个样本,其稀疏恢复精度受限,而且在目标信

噪比低的情况下,能否恢复出目标来也是不一定的.

方法 4 基于目标、干扰与杂波空时功率谱稀疏性的 STAP 方法.

该类方法处理的场景是非常通用的场景,同时包括目标、干扰、杂波和接收机热噪声的情况,它是基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法是否具有通用性的一个关键场景.文献[35~37]提供了处理这类场景的做法:雷达首先工作在被动模式,利用接收的数据在空域对干扰进行估计.因为干扰通常与角度有关,而干扰个数也常常是有限的,在空域满足稀疏性.因此可以直接利用稀疏恢复算法获得干扰的角度信息.当雷达工作在主动模式时,结合上述被动模式估计的干扰信息首先去除邻近距离单元的样本中的干扰,然后利用去除后的信号稀疏恢复杂波信息,最后对于待检测距离单元,在分别去除干扰信息和杂波信息后稀疏恢复目标信息,进而由估计的目标、杂波、干扰信息设计检测器进行运动目标检测.在数学上,文献[35~37]提出的方法是依次对干扰、杂波和目标求解优化问题(10)或(11).该类方法综合运用了上述三种方法,提供了一种处理通用场景的办法.但是上述处理过程中对每一步相应信息的恢复精度有较高要求,否则将影响后续处理的有效性.

5.2 基于阵列流形知识的空时自适应处理技术

机载雷达在飞行过程中,通常可以由 GPS(Global Positioning System)和 INU(Inertial Navigation Unit)获得载机的高度、速度以及偏航角等信息,如果再结合雷达工作频率、脉冲重复频率和阵列天线几何结构配置等信息,就可以获得在某一方位角静止杂波散射点的空时导向矢量信息.基于空时功率谱稀疏性的 STAP 的根本在于如何获得杂波对应的空时导向矢量信息,而上述思路提供了一种利用载机先验知识(统称为阵列流形知识)直接寻找静止杂波散射点对应空时导向矢量的途径,对应于完全已知稀疏支撑集先验信息的情况,其 STAP 实现方式对应于本节开始部分描述的第二种和第三种方式.

文献[66~68]利用阵列流形先验知识形成对应的杂波散射点的空时导向矢量,采用最大期望化(expectation-maximization, EM)方法来估计对应的杂波散射点功率以及协方差矩阵.特别地,文献[66]给出了同时估计空时导向矢量和协方差矩阵的 EM 方法.文献[69]和[70]分别利用先前的多个 CPI(Coherent Processing Interval)数据和 SAR 图像构建杂波散射体的反射图,结合当前 CPI 中阵列流形先验知识估计其杂波散射体的反射强度和协方差矩阵.文献[71]利用阵列流形先验知识计算杂波子空间,然后利用杂波子空间设计相应的滤波器抑制杂波.文献[72,73]结合阵列流形先验知识和接

收数据采用最小二乘的方法估计杂波散射体反射强度,进而求取先验协方差矩阵.文献[72]利用该先验协方差矩阵与采样数据协方差矩阵联合的方法估计最后的协方差矩阵.由于杂波不可避免存在一定的杂波内部运动,导致杂波空时功率谱沿着杂波脊向两侧扩展,而扩展的宽度决定于杂波内部运动剧烈的程度.利用阵列流形先验知识只能获得静止杂波散射点对应的空时导向矢量信息,如果仅仅只利用该信息,是不能很好估计杂波协方差矩阵的.因此,文献[73]通过构造一系列滤波器和适当的准则来选择杂波多普勒的平移量和杂波谱的扩展宽度,进而形成最后的杂波协方差矩阵估计.

基于阵列流形知识 STAP 技术与基于空时功率谱稀疏恢复的 STAP 技术的不同点在于:一是基于阵列流形知识的 STAP 技术是直接找到杂波的空时导向矢量,而基于空时功率谱稀疏恢复的 STAP 技术是通过稀疏恢复的技术找到杂波的空时导向矢量;二是阵列流形知识 STAP 技术由于不可能预先知道目标的位置,因此不能同时获得杂波和目标的空时功率谱,而必须首先估计杂波的协方差矩阵,经过滤波后实现运动目标检测.

5.3 基于阵列流形知识与空时功率谱稀疏恢复的空时自适应处理技术

基于空时功率谱稀疏恢复技术是在整个角度-多普勒平面去寻找杂波对应的空时导向矢量以及求得相应的幅度信息,这相当于不知道杂波空时功率谱的任何位置信息.而实际上,杂波空时功率谱的信息是可以获得一定先验知识的,比如上小节中提到的载机的高度、速度、偏航角、雷达工作频率、脉冲重复频率以及阵列天线几何结构配置等信息.这些信息不仅具有普遍意义,而且对于预先预知杂波空时功率谱的位置具有重要作用.但是这些先验知识必然存在测量误差,即预知的位置并不一定准确.而用整个角度-多普勒域来稀疏恢复杂波空时功率谱固然可行,但是由于要在整个平面上进行搜索,其计算复杂度较高.而且是否可以非常有效的找到准确的位置也是依赖具体的稀疏恢复算法性能如何.因此,可以考虑结合阵列流形的先验知识和稀疏恢复技术共同实现对杂波空时功率谱更好的估计,即在部分已知稀疏支撑集先验信息的情况下实现稀疏恢复——这是基于阵列流形知识和空时功率谱稀疏恢复 STAP 技术的核心思想.该技术的 STAP 实现方式对应于本节开始部分描述的第三种方式.

文献[38]将检测距离门的回波数据变换至角度-多普勒域进行能量积累,在角度-多普勒域利用稀疏恢复的方法提取强静止杂波散射点,结合阵列流形先验知

识确定的杂波脊位置利用最大似然估计的方法获得杂波能量支撑区,最后通过设计加权的最小 L1 范数方法实现杂波抑制和运动目标检测.文献[39]针对空时功率谱稀疏恢复 STAP 方法计算复杂度高的问题,结合阵列流形知识具有预测杂波空时功率谱位置的特性,提出了一种基于阵列流形知识与空时功率谱稀疏恢复的 STAP 方法.该方法利用阵列流形知识获得了缩小的空时导向字典,然后利用正交匹配追踪和同伦算法稀疏恢复杂波的空时功率谱.由于利用了先验知识缩小了优化算法搜寻的空间,并且降低了错误估计杂波空时导向矢量的概率,因而该方法能获得了更优的空时功率谱估计结果和更低的计算复杂度.

6 讨论与展望

基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术可以带来极少数训练样本条件下好的杂波抑制和运动目标检测性能,对于解决非均匀、非平稳杂波环境下的运动目标检测具有极大的潜力.但是该技术的研究尚处于摸索阶段,在理论和实用化方面都存在一系列关键科学问题亟待进一步的深入研究和解决.稀疏恢复应用在 STAP 中的特点是:空时导向字典相干性强,稀疏度很难准确估计,杂波功率谱恢复的目的是能较好的估计杂波特性实现杂波抑制和运动目标检测,STAP 对稀疏恢复的计算复杂度要求苛刻.因此,针对上述特点,基于空时功率谱稀疏性 STAP 技术未来值得重点解决和关注的方向可概括为以下六个方面:

(1) 稀疏性的本质机理分析.稀疏性是基于空时功率谱稀疏性 STAP 技术的基础和先决条件,现有文献对杂波空时功率谱的稀疏性并没有系统的阐述^[13,17,20,25],尽管文献[13]和[25]给出了正侧视均匀线性阵列条件下杂波空时功率谱稀疏度与杂波秩的关系,但是该结论是不是适用于任意阵列几何结构值得进一步的研究.此外,由于杂波秩与杂波环境有关,杂波稀疏度也应该与杂波环境有关,在不同杂波环境下杂波稀疏度为多少以及如何实时估计等问题都值得更深入的研究.此外,既然理想情况下杂波秩与杂波空时功率谱稀疏度有一定的关系,那么传统的降秩 STAP 方法和基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法之间也可能存在某种关系.这种关系,对于拓宽基于空时功率谱稀疏性 STAP 方法的思路非常重要,有待未来进一步深入探讨.

(2) 空时导向字典的设计.基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法通常都涉及到空时导向字典.空时导向字典的相干性强弱对获得精确稀疏解具有重要作用.现有压缩感知理论指出:在无噪声情况下,只有当字典的相干性和信号的稀疏性满足一定条件时,才可能唯

—获得精确稀疏解^[74].目前基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法相关文献中涉及的空时导向字典的列与列之间一般相关性都很强,并且对于空时导向字典的网格划分也并没有专门的研究,只是根据仿真给出了一个经验值.因此,现有的基于空时功率谱稀疏恢复的 STAP 方法并不属于压缩感知的范畴,而是一般性的稀疏恢复问题.但是,未来可以借鉴压缩感知理论来研究空时导向字典的设计问题和雷达的波形设计问题,以提高杂波空时功率谱的估计精度.此外,现有的基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法都是在阵列流形的空时导向字典里进行讨论的,是不是还存在其它的字典,且在该字典中杂波也表现出稀疏性等.这些都是未来值得进一步深入研究方向.

(3) 参数设置简单、快速和低复杂度算法设计.快速和低复杂度是 STAP 走向实用化的迫切要求.目前文献中的基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法一般都面临复杂度高的问题,而且这也是一般性稀疏恢复/稀疏表示/稀疏重构的难点之一.因此,利用稀疏恢复/稀疏表示/稀疏重构算法来实现基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术不可避免的需要设计快速和低复杂度的算法(包括并行处理的算法和计算复杂度低的算法两个方面).另外,稀疏表示/稀疏恢复/稀疏重构算法中涉及的正则化参数设置也应该尽可能的简单,最好与 STAP 实际应用密切结合,开发适于 STAP 应用的稀疏表示/稀疏恢复/稀疏重构算法.

(4) 对模型误差稳健的算法设计.目前文献中有关基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法研究一般都考虑的是理想情况,即不存在阵列误差、杂波内部运动等空间和时间去相关因素导致的模型失配问题.如何克服模型失配对基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法输出性能的不利影响,设计相关的稳健算法是基于空时功率谱稀疏性 STAP 技术走向实用化必须解决的关键问题.文献[25]就针对模型误差问题,提出了一种基于字典学习的空时功率谱稀疏恢复 STAP 方法.

(5) 多种先验知识融合的基于空时功率谱稀疏性的 STAP 算法设计.现有文献中关于阵列流形知识与空时功率谱稀疏恢复方法结合的研究还很少.而且,除了阵列流形知识之外,必然还存在其它先验信息.如何利用现有基于知识的 STAP 方法中的研究成果,如何开采合适的先验信息,以及如何将其有效地融合到基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术中提高算法稳定性/降低计算复杂度/克服模型失配的影响等都是未来值得关注的重要研究方向.

(6) 基于空时功率谱稀疏性 STAP 方法的恒虚警(CFAR)检测器设计.基于空时功率谱稀疏性的 STAP 方法通常都涉及稀疏恢复/稀疏表示/稀疏重构算法,这

类算法稀疏恢复后的精度和精确恢复的概率很难描述,这增加了后端 CFAR 检测器设计的难度.如何设计与基于空时功率谱稀疏性 STAP 方法相应的 CFAR 检测器是基于空时功率谱稀疏性 STAP 技术值得关注的重要方向.

(7) 实测数据验证.目前,基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术的研究工作主要集中在仿真数据的验证方面,相关算法在实测数据下的性能如何,以及需要哪些实际考虑需要做更进一步的研究.

基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术研究开始于最近几年,不管是理论还是实用化研究也都刚刚起步,有很多问题都值得更进一步的探讨和深入研究.有理由相信,基于空时功率谱稀疏性的 STAP 技术将丰富 STAP 理论的发展,为杂波抑制以及运动目标检测提供新的更为有效的途径和方法.

致谢 感谢审稿专家以及游鹏博士给本文提出的宝贵参考意见.

参考文献

- [1] Brennan L E, Mallett J D, REED I S. Theory of adaptive radar [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 1973, 9(2): 237 – 251.
- [2] 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.
- [3] Guerci J R. Space-Time Adaptive Processing for Radar [M]. Norwood, MA: Artech House Press, 2003.
- [4] Klemm R. Applications of Space-Time Adaptive Processing [M]. London, UK: The Institution of Electrical Engineers, 2004.
- [5] Klemm R. Principles of Space-Time Adaptive Processing [M]. London, UK: The Institution of Electrical Engineers, 2006.
- [6] Ward J. Space-Time Adaptive Processing for Airborne Radar [R]. Lexington, MA: MIT Lincoln Laboratory, 1994.
- [7] 王永良, 李天泉. 机载雷达空时自适应信号处理技术回顾与展望[J]. 中国电子科学研究院学报, 2008, 3(3): 271 – 276.
WANG Y L, LI T. Overview and outlook of space-time adaptive signal processing for airborne radar [J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2008, 3(3): 271 – 276. (in Chinese)
- [8] 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 X K, QU Y. An overview of knowledge-aided clutter mitigation methods for airborne radar [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1199 – 1206. (in Chinese)
- [9] Melvin W L. A STAP overview [J]. IEEE Aerospace and Electronics Systems Magazine, 2004, 19(1): 19 – 35.

- [10] Lapiere F D, Verly J G. Framework and taxonomy for radar space-time adaptive processing (STAP) methods [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 2007, 43 (3): 1084 – 1099.
- [11] Reed I S, Mallett J D. Rapid convergence rate in adaptive arrays [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 1974, 10(6): 853 – 863.
- [12] Tsakalides P, Nikias C L. Robust space-time adaptive processing (STAP) in non-Gaussian clutter environments [J]. IEEE Radar Sonar Navigation, 1999, 146(2): 84 – 93.
- [13] 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.
- [14] Selesnick I W, Pillai S U, Li K Y, et al. Angle-Doppler processing using sparse regularization [A]. IEEE International Conference Acoustic, Speech and Signal Processing [C]. Dallas, TX: IEEE Press, 2010. 2750 – 2753.
- [15] Parker J 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.
- [16] Tuuk P B, Lawrence Marple JR S. Compressed sensing radar amid noise and clutter [A]. IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers [C]. Pacific Grove, CA: IEEE Press, 2012. 446 – 450.
- [17] 孙珂, 非均匀杂波环境下基于稀疏恢复的 STAP 技术研究 [D]. 北京: 清华大学, 2012.
Sun K. STAP Technique Using Sparse Recovery in Heterogeneous Clutter Scenario [D]. Beijing: Tsinghua University, 2012. (in Chinese)
- [18] Sun K, Zhang H, Li G, et al. A novel STAP algorithm using sparse recovery technique [A]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium [C]. Cape Town: IEEE Press, 2009. 336 – 339.
- [19] 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 K, Zhang H, Li G, et al. STAP via sparse recovery of clutter spectrum [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1389 – 1393. (in Chinese)
- [20] Sun K, Zhang H, Li G, et al. Airborne Radar STAP Using Sparse Recovery of Clutter Spectrum [OL]. <http://arxiv.org/abs/1008.4185>, 2013.
- [21] Sun K, Meng H, Lapiere F D, et al. Registration-based compensation using sparse representation in conformal-array STAP [J]. Signal Processing, 2011, 91(10): 2268 – 2276.
- [22] Yang Z, Liu Z, Li X, et al. Performance analysis of STAP algorithms based on fast sparse recovery techniques [J]. Progress in Electromagnetics Research B, 2012, 41: 251 – 268.
- [23] Yang Z, Li X, Wang H, et al. Adaptive clutter suppression based on iterative adaptive approach for airborne radar [J]. Signal Processing, 2013, 93(2): 3567 – 3577.
- [24] Yang Z, Nie L, Huo K. Space-time adaptive processing using complex-valued homotopy technique [A]. IEEE Radar Conference [C]. Ottawa, Ontario: IEEE Press, 2013.
- [25] Bai L, Roy S, Rangaswamy M. Compressive radar clutter subspace estimation using dictionary learning [A]. IEEE Radar Conference [C]. Ottawa, Ontario: IEEE Press, 2013.
- [26] Ma Z, Liu Y, et al. Jointly sparse recovery of multiple snapshots in STAP [A]. IEEE Radar Conference [C]. Ottawa, Ontario: IEEE Press, 2013.
- [27] Legters G R, Guerci J R. Physics-based airborne GMTI radar signal processing [A]. IEEE Radar Conference [C]. Philadelphia, PA: IEEE Press, 2004. 283 – 288.
- [28] Maria S, Fuchs J J. Application of the global matched filter to STAP data an efficient algorithmic approach [A]. IEEE International Conference Acoustic, Speech and Signal Processing [C]. Toulouse: IEEE Press, 2006. 14 – 19.
- [29] Maria S, Fuchs J J. Detection performance for the GMF applied to STAP data [A]. 14th European Signal Processing Conference [C]. Florence, Italie: Springer Press, 2006.
- [30] Xue M, Zhu X, Li J, et al. MIMO radar angle-Doppler imaging via iterative space-time adaptive processing [A]. 6th International Waveform Diversity & Design Conference [C]. Kissimmee, FL: IEEE Press, 2009. 129 – 133.
- [31] Li J, Zhu X, Stoica P, et al. Iterative space-time adaptive processing [A]. IEEE Digital Signal Processing Workshop [C]. Marco Island, FL: IEEE Press, 2009. 440 – 445.
- [32] Li J, Zhu X, Stoica P, et al. High resolution angle-Doppler imaging for MTI radar [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 2010, 46(3): 1544 – 1556.
- [33] 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.
- [34] Yang Z, Li X, Wang H. Space-time adaptive processing based on weighted regularized sparse recovery [J]. Progress in Electromagnetics Research B, 2012, 42: 245 – 262.
- [35] Sen S, Glover C W. Frequency adaptability and waveform design for OFDM radar space-time adaptive processing [A]. IEEE Radar Conference [C]. Atlanta, GA: IEEE Press, 2012. 230 – 235.
- [36] Sen S. Sparsity-based space-time adaptive processing using OFDM radar [A]. 6th International Waveform Diversity & Design Conference [C]. Kauai, HI: IEEE Press, 2012. 160 – 165.
- [37] Sen S. OFDM radar space-time adaptive processing by exploiting spatio-temporal sparsity [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 61(1): 118 – 130.
- [38] 王伟伟, 廖桂生, 朱圣棋, 许京伟. 一种基于压缩感知的

- 地面运动目标检测方法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(8): 1872 – 1878.
- Wang W, Liao G, Zhu S, et al. A ground moving target indication method based on compressive sensing[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(8): 1872 – 1878. (in Chinese)
- [39] 阳召成. 基于稀疏性的空时自适应处理理论和方法[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
- Yang Z. Theory and Methods of Sparsity-Based Space-Time Adaptive Processing [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2013. (in Chinese)
- [40] Titi G W, Marshall D F. The ARPA/NAVY mountaintop program: adaptive signal processing for airborne early warning radar [A]. IEEE International Conference Acoustic, Speech and Signal Processing [C]. Atlanta, GA: IEEE Press, 1996. 1165 – 1168.
- [41] Suresh B N, Torres J A, Melvin W L. Processing and evaluation of multichannel airborne radar measurements (MCARM) measured data [A]. IEEE International Symposium on Phased Array Systems and Technology [C]. Boston, MA: IEEE Press, 1996. 395 – 399.
- [42] Guerci J R, Baranoski E J. Knowledge-aided adaptive radar at DARPA: an overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 26(3): 41 – 50.
- [43] 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.
- [44] Yang Z, De Lamare R C, Li X. Sparsity-aware STAP Algorithms with L1-norm regularization for airborne radar [J]. IET Signal Processing, 2012, 6(5): 413 – 423.
- [45] Stoica P, Li J, Zhu X, et al. On using a priori knowledge in space-time adaptive processing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6): 2598 – 2602.
- [46] Zhu X, Li J, Stoica P. Knowledge-aided space-time adaptive processing [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 2011, 47(2): 1325 – 1336.
- [47] Maio A D, Foglia G, Farina A, et al. Knowledge-aided covariance matrix estimation: a MAXDET approach [J]. IET Radar Sonar and Navigation, 2009, 3(4): 341 – 356.
- [48] Aubry A, Maio A D, Pallotta L, et al. Maximum likelihood estimation of a structured covariance matrix with a condition number constraint [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(6): 3004 – 3021.
- [49] Bidon S, Besson O, Tourneret J Y. Covariance matrix estimation with heterogeneous samples [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(3): 909 – 920.
- [50] Sarkar T K, Wang H, Park S, et al. A deterministic least-squares approach to space-time adaptive processing (STAP) [J]. IEEE Transactions on Antennas Propagation, 2001, 49(1): 91 – 103.
- [51] Adve R S, Hale T B, Wicks M C. Practical joint domain localized adaptive processing in homogeneous and nonhomogeneous environments. Part I: homogeneous environments [J]. IEE Radar, Sonar and Navigation, 2000, 147(2): 57 – 65.
- [52] Adve R S, Hale T B, Wicks M C. Practical joint domain localized adaptive processing in homogeneous and nonhomogeneous environments. Part II: nonhomogeneous environments [J]. IEE Radar, Sonar and Navigation, 2000, 147(2): 66 – 74.
- [53] Aboutanios E, Mulgrew B. Hybrid detection approach for STAP in heterogeneous clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 2010, 46(3): 1021 – 1033.
- [54] Blunt S D, Gerlach K, Rangaswamy M. STAP using knowledge-aided covariance estimation and the FRACTA algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 2006, 42(3): 1043 – 1057.
- [55] Adve R S, Wicks M C. Joint domain localized processing using measured spatial steering vectors [A]. IEEE Radar Conference [C]. Dallas, TX: IEEE Press, 1998. 165 – 170.
- [56] Jin W, Jia W M, Yao M L. Robust adaptive beamforming based on iterative implementation of worst-case performance optimization [J]. Electronics Letters, 2012, 48(22): 1389 – 1391.
- [57] 刘聪峰, 廖桂生. 基于最差性能最优的稳健 STAP 算法 [J]. 电子学报, 2008, 36(3): 581 – 585.
- Liu C, Liao G. Robust STAP algorithm using worse-case performance optimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(3): 581 – 585. (in Chinese)
- [58] 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 Electronics Systems, 2003, 39(1): 70 – 81.
- [59] Hale T B, Temple M A, Raquet J F. Localised three-dimensional adaptive spatial-temporal processing for airborne radar [J]. IEE Radar, Sonar and Navigation, 2003, 150(1): 18 – 22.
- [60] Zhu S, Liao G, Qu Y, et al. Performance improvement for monostatic clutter mitigation using space-time-range three-dimensional adaptive processing [J]. Signal Processing, 2011, 21(2): 248 – 261.
- [61] Chen C, Vaidyanathan P P. MIMO radar space-time adaptive processing using prolate spheroidal wave functions [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(2): 623 – 635.
- [62] Xiang C, Feng D, Lv H, et al. Three-dimensional reduced-dimension transformation for MIMO radar space-time adaptive processing [J]. Signal Processing, 2011, 91(8): 2121 – 2126.

- [63] Park H R, Wang H. An adaptive polarization-space-time processor for radar system[A]. IEEE International Symposium on Antennas and Propagation[C]. Ann Arbor, MI: IEEE Press, 1993. 698 – 701.
- [64] Stoica P, Moses R. Spectral Analysis of Signals[M]. New Jersey: Prentice Hall, 2005.
- [65] 伍勇, 空时自适应杂波抑制[D]. 北京: 清华大学, 2009. Wu Y. On Clutter Suppression Using Space-Time Adaptive Processing[D]. Beijing: Tsinghua University, 2009. (in Chinese)
- [66] Robey F C, Baranoski E J. Full space-time clutter covariance estimation [A]. IEEE International Conference Acoustic, Speech and Signal Processing [C]. Detroit, MI: IEEE Press, 1995. 1896 – 1899.
- [67] Barton T A, Smith S T. Structured covariance estimation for space-time adaptive processing [A]. Proc IEEE International Conference Acoustic, Speech and Signal Processing [C]. Munich: IEEE Press, 1997. 3493 – 3496.
- [68] Fuhrmann D R, Boggio L A, Maschmeyer J. Clutter scattering function estimation and ground moving target detection from multiple STAP datacubes [A]. IEEE International Conference Acoustic, Speech and Signal Processing [C]. Philadelphia, PA: IEEE Press, 2005. 593 – 596.
- [69] Page D, Scarborough S, Crooks S. Improving knowledge-aided STAP performance using past CPI data [A]. IEEE Radar Conference [C]. Philadelphia, PA: IEEE Press, 2004. 295 – 300.
- [70] Gurram P R, Goodman N A. Spectral-domain covariance estimation with a priori knowledge [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 2006, 42 (3): 1010 – 1020.
- [71] Friedlander B. A subspace method for space time adaptive processing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(1): 74 – 82.
- [72] Xie W, Duan K, Gao F, et al. Clutter suppression for airborne phased radar with conformal arrays by least squares estimation [J]. Signal Processing, 2011, 91(7): 1665 – 1669.
- [73] Melvin W L, Showman G A. An approach to knowledge-aided covariance estimation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 2006, 42(3): 1021 – 1042.

- [74] Baraniuk R G. Compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118 – 121.

作者简介



余篇.

E-mail: yangzhaocheng@gmail.com

阳召成(通信作者) 男, 1984年11月出生, 现于国防科学技术大学电子科学与工程学院讲师、IEEE会员. 2007年、2013年分别在北京理工大学和国防科学技术大学获工学学士和博士学位. 2010年11月至2011年11月在英国约克大学进行学术访问. 主要研究方向为空时自适应处理、阵列信号处理、空间谱估计、认知雷达、SAR动目标检测. 在国内外发表学术论文 20



余篇.

E-mail: lixiang01@vip.sina.com

黎湘 男, 1967年9月出生于湖南长沙. 教授、博士生导师、中国电子学会高级会员、IEEE会员. 1989年、1995年和1998年分别在西安电子科技大学和国防科学技术大学获工学学士、硕士和博士学位. 973国家安全重大基础研究项目技术首席, 国家863专家组专家. 2005年入选教育部“新世纪优秀人才资助计划”, 2006年获中国科协“求是杰出青年奖—实用工程奖”, 2007

年入选“新世纪百万人才工程国家级人选”. 2010年获国家杰出青年科学基金资助. 主要研究方向为雷达系统与信号处理、非线性信号处理、雷达自动目标识别与模糊工程. 在国内外发表学术论文 120 余篇.



余篇.

E-mail: oliverwhq@vip.tom.com

王宏强 男, 1970年6月出生于陕西凤翔. 研究员、博士生导师、中国电子学会高级会员、IEEE会员. 1993年、1999年和2002年在国防科学技术大学获工学学士、硕士和博士学位. 国家863计划主题专家组成员, 《太赫兹科学与电子信息学报》编委, 国家自然科学基金面上项目、湖南省杰出青年科学基金获得者, 入选教育部新世纪优秀人才支持计划. 主要研究方向为认知雷达、太赫兹技术、量子雷达、空间信息获取与处理. 出版专著 3 部, 发表论文 80 余篇, 其中 SCI 检索 11 篇, EI 收录 57 篇.