

基于杂波谱稀疏恢复的空时自适应处理

孙珂, 张颢, 李刚, 孟华东, 王希勤

(清华大学电子工程系, 北京 100084)

摘要: 在机载雷达体制中, 空时自适应处理(STAP)可有效抑制杂波并完成动目标检测. 但在实际杂波环境中, 由于缺乏独立同分布的训练样本, 传统 STAP 算法性能下降严重. 针对这一问题, 我们利用 STAP 体制下杂波在角度-多普勒域上的稀疏性, 提出基于稀疏恢复的 SR-STAP 方法, 可在少量训练样本下实现高分辨空时杂波谱及相应杂波协方差矩阵的估计. Mountaintop 实际数据和仿真实验均表明, SR-STAP 收敛速度更快, 从而在实际杂波环境中获得更高的信噪比改善.

关键词: 空时自适应处理; 少量数据样本; 稀疏恢复

中图分类号: TN958.92 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 06-1389-05

STAP via Sparse Recovery of Clutter Spectrum

SUN Ke, ZHANG Hao, LI Gang, MENG Hua-dong, WANG Xi-qin

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Space-time adaptive processing (STAP) is an effective tool for detecting moving target in airborne radar system. However, in actual clutter environment, the performance of conventional STAP algorithms will degrade a lot for lacking sufficient independent identically distributed training samples. By exploiting the intrinsic sparsity of the clutter distribution in the angle-Doppler domain, an algorithm called SR-STAP is proposed to obtain super-resolution space-time spectrum as well as the clutter covariance matrix with much less training samples. The results of both Mountaintop real data and simulations have proved that SR-STAP can obtain fast convergence rate and achieve better clutter suppression performance than conventional method in actual clutter scenario.

Key words: space-time adaptive processing; low sample support; sparse recovery

1 引言

在机载雷达体制中, 空时自适应处理(STAP)可有效抑制杂波并实现动目标检测^[1]. 通常 STAP 系统需根据杂波协方差矩阵(Clutter Covariance Matrix, CCM)来设计相应的空时自适应滤波器以提高输出信噪比. 而实际中 CCM 通常并不已知, 需要通过一定数量的独立同分布(independent identically distributed, iid)训练样本来估计. 一般我们称输出信噪比达到不低于最优值 3dB 以内所需的训练样本数为 CCM 估计的收敛速度. 降低收敛速度具有重要的意义, 因为机载雷达体制下场景快速变化, 杂波只能保证局部平稳, 收敛速度慢会在训练样本非均匀的情况下造成性能损失. 传统 STAP 算法通过时域采样法(Sample Matrix Inversion, SMI)估计杂波统计特性, 并且证明当 iid 训练样本数达到 2 倍空时滤波器维度时, 此方法可取得近似最优性能^[2]. 但在实际环境中, 2 倍空时滤波器维度的样本通常难以保证. 针对这

一问题, Carlson 和 Haimovich 等人提出对角加载(Loaded Sample Matrix Inversion, LSMI)等降秩/降维 STAP 算法以提高 CCM 估计的收敛速度. 这类方法避免估计 CCM 中小特征值所对应的特征矢量, 因而收敛速度可提高为两倍杂波秩^[3]. 但在快速机动杂波环境中, 这一数据量仍难以获得.

针对传统 STAP 算法收敛速度慢的问题, 本文作者在先前发表的文章^[4]中提出了基于稀疏恢复的 STAP 方法(SR-STAP), 利用杂波在角度-多普勒域上的稀疏特性, 通过稀疏恢复(Sparse Recovery)获得杂波空时谱, 进而实现估计 CCM 的目的. 本文扩展前期工作, 并进一步利用 Mountaintop 实际数据和仿真实验说明: 同比传统 STAP 算法, 此方法可大大提高 CCM 估计的收敛速度, 很好的解决了实际杂波环境中训练样本缺乏的问题. 本文结构如下: 第二节首先介绍 STAP 基本回波模型, 第三节给出具体的 SR-STAP 算法, 包括对杂波高分辨空时谱和相应 CCM 的估计. 第四节利用 Mountaintop 实际

数据和仿真实验验证算法性能,最后在第五节中给出全文总结.

2 信号模型

当机载雷达平台运动时,地面静止杂波的空间角度和多普勒具有以下耦合关系

$$f_d = \frac{2v}{\lambda} \sin \theta_s \quad (1)$$

其中 θ_s 和 f_d 分别代表杂波源所具有的空间角度和多普勒频率, v 表示机载平台的运动速度, λ 代表雷达波长. 假设 N 代表 STAP 阵元个数, M 代表相关处理间隔内的脉冲数,则由杂波和噪声组成的训练样本 $\mathbf{x}$ 可表示为^[1]

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^{N_c} \gamma_i \cdot \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,i}, f_{d,i}) + \mathbf{n} \quad (2)$$

这里 $NM \times 1$ 的向量 $\boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,i}, f_{d,i})$ 代表第 i 个杂波源对应的空时导引矢量

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,i}, f_{d,i}) = & \left[1, \exp\left(j2\pi \frac{f_{d,i}}{\text{PRF}}\right), \dots, \exp\left(j2\pi(M-1) \frac{f_{d,i}}{\text{PRF}}\right) \right]^T \\ \otimes & \left[1, \exp\left(j2\pi \frac{d}{\lambda} \sin \theta_{s,i}\right), \dots, \exp\left(j2\pi(N-1) \frac{d}{\lambda} \sin \theta_{s,i}\right) \right]^T \end{aligned} \quad (3)$$

$\theta_{s,i}, f_{d,i}$ 分别表示第 i 个杂波源所具有的空间角度和多普勒频率, PRF 为脉冲重复频率, d 是均匀线阵的阵元间距, $\otimes$ 表示 Kronecker 积. N_c 为不相关的杂波源个数, γ_i 表示第 i 个杂波源的复高斯幅度, 满足

$$E\{\gamma_i\} = 0, 1 \leq i \leq N_c \quad (4)$$

$\mathbf{n} \sim CN(0, \delta^2 \mathbf{I})$ 为复高斯观测噪声, 其中 $\mathbf{I}$ 为 $NM \times NM$ 的单位阵. 根据传统 STAP 理论, 最优 STAP 即设计空时滤波器来最大化输出信杂噪比, 相应的滤波器可表示为^[1]

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = \mu \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s} \quad (5)$$

其中 μ 为非零常数, $\mathbf{R}$ 表示实际的 CCM, $\mathbf{s}$ 表示运动目标对应的空时导引矢量. 在实际 STAP 系统中, CCM 并不已知而需要通过 iid 训练样本来估计. 传统估计 CCM 的 SMI 为

$$\hat{\mathbf{R}}_{\text{SMI}} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^H \quad (6)$$

其中 $\mathbf{x}_i, 1 \leq i \leq L$ 为 iid 训练样本. Reed 等人证明当 iid 训练样本数满足 $L \geq 2MN$ 时, 此方法可取得近似最优性能^[1]. 但在实际杂波场景中, 这一数据量通常难以满足. 针对这一问题, 人们提出了 LSMI 等方法, 即对 SMI 估计的 CCM 进行小分量对角加载以改善性能

$$\hat{\mathbf{R}}_{\text{LSMI}} = \hat{\mathbf{R}}_{\text{SMI}} + \beta \mathbf{I} \quad (7)$$

这里 β 为加载量(一般取噪声功率), $\mathbf{I}$ 为单位阵. 通过小分量对角加载, LSMI 避免估计 CCM 中小特征值所对应的特征矢量, 因而收敛速度可提高为两倍杂波秩^[3]. 另一方面, 将式(2)代入 CCM 的定义中可得

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{x} \mathbf{x}^H] =$$

$$E\left\{\left(\sum_{i=1}^{N_c} \gamma_i \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,i}, f_{d,i}) + \mathbf{n}\right) \left(\sum_{j=1}^{N_c} \gamma_j \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,j}, f_{d,j}) + \mathbf{n}\right)^H\right\} \quad (8)$$

通常假设式(2)中杂波源彼此不相关, 那么

$$E\{\gamma_i \gamma_j^*\} = E\{\gamma_i\} E\{\gamma_j^*\} = 0, \forall i, j: i \neq j \quad (9)$$

且观测噪声与各杂波源统计独立, 所以 CCM 可进一步简化为

$$\mathbf{R} = \sum_{i=1}^{N_c} E\{|\gamma_i|^2\} \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,i}, f_{d,i}) \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,i}, f_{d,i})^H + \delta^2 \mathbf{I} \quad (10)$$

这里 $E\{|\gamma_i|^2\}, 1 \leq i \leq N_c$ 代表杂波在角度-多普勒域上的功率分布, 即空时杂波谱. 一般来说, 噪声功率 δ^2 可通过接收机噪声采样估计出, 所以如果我们可获得杂波在角度-多普勒域上的高分辨分布信息, 则可通过式(10)较好地估计 CCM.

3 空时谱估计及杂波抑制

在实际杂波环境中, 由于缺乏足够的 iid 训练样本, 基于时域采样估计 CCM 的 SMI 和 LSMI 等算法性能下降严重^[3]. 如果我们可在少量训练样本情况下获得高分辨杂波空时谱估计, 则可通过式(10)较好的估计 CCM. 正是基于这样的思考, 我们从一条新的思路出发, 基于杂波在角度-多普勒域上的稀疏性, 利用稀疏恢复算法实现空时高分辨谱估计, 从而有效估计 CCM.

3.1 空时谱估计

首先将空间角度和多普勒频率分别量化为 $N_s = \rho_s N, N_d = \rho_d M$ 个分辨单元, 这里 ρ_s, ρ_d 表示分辨尺度. 这样式(2)中的快拍信号就可以用矩阵形式表示为

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^{N_s N_d} \alpha_i \cdot \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,i}, f_{d,i}) + \mathbf{n} = \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{n} \quad (11)$$

在高分辨条件下, 我们有 $\rho_s, \rho_d > 1$, 由于矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 中 $\boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,i}, f_{d,i})$ 的个数 $N_s N_d$ (即 $\boldsymbol{\Psi}$ 的列数) 远大于 $\boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,i}, f_{d,i})$ 的维度 NM (即 $\boldsymbol{\Psi}$ 的行数), 所以矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 是由空时导引矢量构成的超完备基, 具体可表示为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Psi} = & \left[\boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,1}, f_{d,1}), \dots, \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,N_s}, f_{d,1}), \dots, \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,1}, f_{d,N_d}), \right. \\ & \left. \dots, \boldsymbol{\varphi}(\theta_{s,N_s}, f_{d,N_d}) \right] \end{aligned} \quad (12)$$

$\boldsymbol{\alpha}$ 代表杂波快拍数据 $\mathbf{x}$ 在角度-多普勒域(由矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 表示)上的复幅度. 式(11)中有几点需注意. 首先, 估计杂波空时谱等价于在方程式(11)中已知快拍观测 $\mathbf{x}$ 而求解 $\boldsymbol{\alpha}$. 其次, 为了获得精细的杂波分布特性, 分辨尺度 ρ_s, ρ_d 通常大于 1, 因此方程式(11)欠定, 即存在无数可能的解.

如图 1 所示, 将 $N_s N_d \times 1$ 的向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 二维化即为 $N_s \times N_d$ 的离散化空时谱. 由于式(1)中杂波空间角度和多普勒间的耦合关系, 真实杂波分布只集中在由耦合关

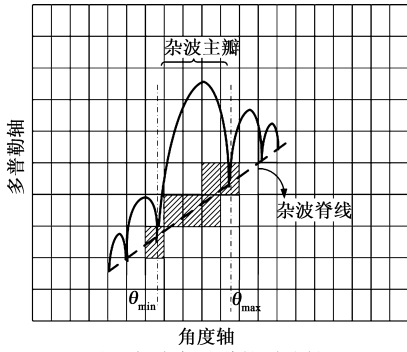


图1 杂波空时谱的稀疏性

系决定的杂波脊线附近。进一步的,由于雷达波束方位上的加权, α 中显著分量只集中在主瓣内的杂波脊线上,而空时谱上其他位置幅度都很小(不存在噪声时为零),所以整体上 α 具有稀疏性。实际中稀疏性与杂波场景特性和量化分辨率 ρ_s, ρ_d 均有关。当杂波在脊线上近似连续分布时(N_c 足够大),空时平面上显著分量也只集中在离散化的少数空时位置(图中斜线的格子),而与 N_c 的具体数值无关。相对于整个量化平面的总格子数 $N_s \times N_d$,杂波脊线占据的斜线格子数很少,体现出稀疏性。当待恢复向量 α 具有稀疏性时,即使存在观测噪声 n ,式(11)中的欠定问题仍可通过最小化 L_1 范数近似求解^[5]

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_1 \quad \text{subject to} \quad \|x - \Psi\alpha\|_2 \leq \epsilon, \quad (13)$$

这里 $\|\cdot\|_p$ 表示 L_p 范数, ϵ 表示稀疏恢复求解的误差容限,一般和噪声功率有关。式中 L_1 范数最小化问题可通过凸优化有效求解^[6]。

另一方面,在保证较好的数据匹配 $\|x - \Psi\hat{\alpha}\|_2 \leq \epsilon$ 的前提下, L_1 范数最小化倾向于用更少的空时导引矢量来表示样本数据 x ,因此单帧估计的 $\hat{\alpha}$ 在杂波脊线上可能存在一些间断,与真实的连续分布存在一定差异。分别对各帧快拍数据 $x^{(k)}, 1 \leq k \leq L$ 独立进行式(13)的处理则可得对应多帧的谱估计 $\hat{\alpha}^{(k)}, 1 \leq k \leq L$ 。由于不同训练样本对应的真实杂波幅度沿杂波脊线有所起伏,因而各帧估计的显著分量在杂波脊线上间断位置也有所不同。多帧平均后的杂波分布可表示为

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L \hat{\alpha}^{(k)}, 1 \leq k \leq L \quad (14)$$

经过多帧平均即可改善单帧估计中杂波脊线间断问题,使得估计结果更接近于真实杂波分布。

3.2 杂波协方差估计

一旦 SR-STAP 方法可精确地估计杂波空时谱,则相应的 CCM 估计可表示为

$$\hat{R}_{SR} = \sum_i |\hat{\alpha}_i|^2 \varphi(\theta_{s,i}, f_{d,i}) \varphi(\theta_{s,i}, f_{d,i})^H + \beta I \quad (15)$$

其中 $|\hat{\alpha}_i|^2$ 为多帧平均的空时频谱估计中第 i 个位置上

的杂波功率,对角线加载量 β 可根据预估的噪声电平确定。之后将式(15)代入式(5),则可得 SR-STAP 方法的空时滤波器。

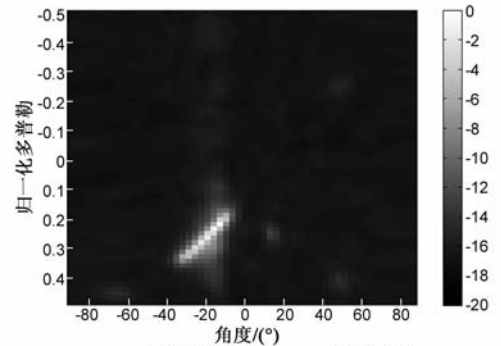
4 实际数据和仿真实验

在本节中,首先利用 Mountaintop 实际数据验证 SR-STAP 进行空时谱估计和杂波抑制的有效性,之后利用仿真数据验证该算法的收敛速度。

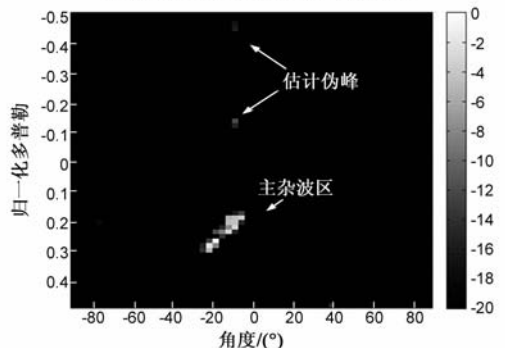
4.1 实际数据实验

Mountaintop 数据中雷达阵元数 $N = 14$,脉冲数 $M = 16$,分辨尺度 $\rho_s = 4, \rho_d = 4$ 。场景中主杂波集中在角度 -15° ,归一化多普勒 0.25 附近,具体参数见文[7]。传统基于傅里叶分析的空时谱由于空时采样数(N, M)受限,因而分辨率较差。由于实际场景对应的杂波分布并不精确已知。这里使用 Capon 谱^[8]作为高分辨谱的参考,以验证 SR-STAP 估计性能。Capon 估计器利用杂波统计特性(CCM),可有效减小谱估计旁瓣,获得稳健的高分辨谱,在阵列空间谱估计和 STAP 空时谱估计中广泛使用。这里 Capon 谱所需的 CCM 由 60 帧训练样本的 LSMI 方法估计给出,对角加载量 β 与噪声电平保持一致,SR-STAP 使用 6 帧的训练样本数,数据误差容限取 $\epsilon = 1e^{-4}$ 。图 2(a) ~ (b)分别给出 Capon 和 SR-STAP 的空时谱估计。

从图 2(b)中可看出,仅用少量样本的 SR-STAP 空时谱有低旁瓣的高分辨估计性能,进而很好的匹配杂波真实分布。但同时,由于式(11)中观测噪声和问题本身欠定



(a) 60帧训练样本的Capon功率谱估计



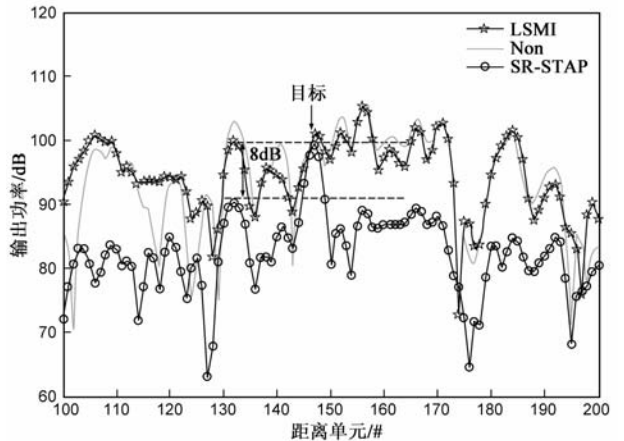
(b) 6帧训练样本的SR-STAP功率谱估计

图2

的影响,SR-STAP 空时功率谱中存在一定估计误差^[5],体现为一些小分量伪峰.通常伪峰比实际杂波源幅度小 15dB 以上,对结果影响较小可忽略不计.所以 SR-STAP 可在少量训练样本下获得高分辨的空时杂波谱.有了高分辨杂波分布信息,则可通过式(15)估计相应的 CCM,进而设计式(5)的空时滤波器来有效抑制杂波.

Mountaintop 实际数据中,真实运动目标设置在距离向 146 帧附近,方位角为 15°,归一化多普勒为 0.25.由于运动目标和主杂波区具有相同多普勒频率且方向上距离不远,所以如果不进行自适应处理,动目标会淹没在周围强杂波环境中,无法从距离上检测出来^[7].图 3 中给出动目标对应的角度和速度通道上不同滤波器处理后的距离向输出功率,其中 LSMI 和 SR-STAP 训练样本均设置为 6 帧.具体取法为:在检测单元两边各空出两个样本作为保护单元,之后在两边对称各取三个相邻的样本作为训练样本.

如图 3 中所示,当不进行杂波抑制时(对应图中 Non 曲线),真实目标淹没在周围强杂波环境中而无法检测出.对于 LSMI 方法,训练样本数不足(6 帧快拍数据)会导致无法有效估计出所有杂波成分,这样空时滤波后杂波剩余较多,真实目标仍无法从周围杂波中区分出.而 SR-STAP 由于可在少量样本下获得精确的杂波分布,进而通过(15)有效估计相应的 CCM,所以在少量样本下也可有效抑制杂波(距离向最大杂波剩余比真实动目标幅度低 8dB),实现动目标检测的目的.



4.2 仿真数据实验

下面我们利用仿真实验对比 SR-STAP 和传统 LSMI 估计 CCM 的收敛速度.这里 STAP 仿真场景为配置有均匀线性阵列的正侧视机载雷达系统,杂波在方位 30°~50°间均匀分布,源个数 $N_c = 200$ 以模拟实际连续的杂波分布.运动目标位于方位角 10°上,径向速度为 45m/s,其他仿真参数如表 1 所示.

一般 STAP 空时滤波器的性能用信杂比改善来衡

量,定义为输出信杂比和输入信杂比的比值^[1]

$$IF = \frac{SCR_{out}}{SCR_{in}} = \frac{|w^H s|^2 / w^H R w}{s^H s / tr(R)} \tag{16}$$

这里自适应滤波器为 $w = \mu \hat{R}^{-1} s$,其中 $\hat{R}$ 可由不同 STAP 算法(如 LSMI 和 SR-STAP)估计. R 为实际的 CCM, $tr(R)$ 代表实际杂波输入功率.利用理论最优 IF_{opt} 对实际 IF 归一化,可获得归一化信杂比改善为

$$IF_{Loss} = \frac{IF}{IF_{opt}} = \frac{|w^H s|^2}{w^H R w \cdot s^H R^{-1} s} \tag{17}$$

一般如果归一化性能 $IF_{Loss} \geq -3\text{dB}$ 则认为算法收敛,即取得近似最优的信杂比改善,此时最少的 iid 样本数称为 CCM 估计的收敛速度^[1].在实际环境中,杂波通常只能保证局部平稳,因此具有快速收敛特性的 CCM 估计方法可有效避免训练样本非均匀的影响,进而在实际杂波环境中保持较好的杂波抑制性能.下面我们考察 SR-STAP 和 LSM 信杂比改善随 iid 训练样本数的变化,其中 LSMI 和 SR-STAP 的对角加载量 β 和真实噪声功率保持一致.如图 4 所示,LSMI 在训练样本缺乏时性能较差,而当训练样本数满足 $L \geq 20$ 时,性能近似最优.而 SR-STAP 在 $L \geq 4$ 下即可获得近似最优的信杂比改善性能,并且随着帧数的增多性能仍有所提升.所以 SR-STAP 算法估计收敛速度远优于 LSMI,在缺乏 iid 训练样本的实际杂波环境中能更为有效的抑制杂波.

表 1 仿真参数

参数	符号	取值
阵元数	N	8
CPI 内脉冲数	M	8
机载平台运动速度	v	300m/s
脉冲重复间隔	PRI	0.25ms
雷达波长	λ	0.3m
阵元间距	d	0.15m
杂噪比	CNR	35dB

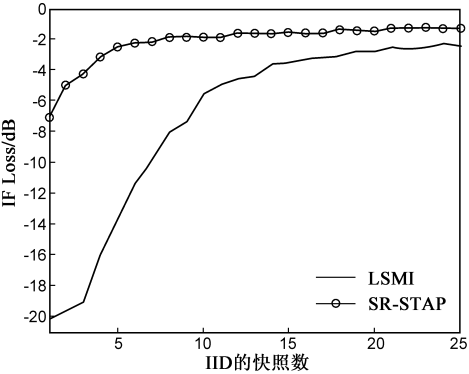


图4 归一化信杂比改善随训练样本数的变化

5 结论

在本文中,我们分析空时二维杂波分布在角度-多普勒域的稀疏性,提出了利用先验稀疏性来估计杂波

空时谱的方法,并在此基础上估计杂波协方差矩阵以获得最优的空时滤波器,从而有效地改善输出信杂比.实际数据和仿真实验均表明 SR-STAP 可在少量数据样本下获得较好的高分辨空时谱估计性能,并且对应的估计收敛速度更快,在非均匀杂波环境中可获得比传统 LSMI 算法更优的杂波抑制性能.然而本文中的稀疏恢复是基于 L_1 范数优化的结果.根据文献^[5],基于凸优化的 L_1 范数最小化计算量是 $O(n^3)$ 量级的.当空时谱估计分辨率要求较高时优化计算量巨大.如何在保证恢复性能的前提下显著降低计算量是未来工作的一个目标.另外目前杂波空时谱估计是各帧数据独立稀疏恢复后简单平均获得的,如何利用多帧数据联合稀疏恢复以提高杂波空时谱估计性能也值得进一步研究.

参考文献

- [1] Klemm R. Space-time Adaptive Processing in Principles and Applications [M]. London: IEE, 2002. 65 – 75
- [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] Peckham C D, Haimovich A M and Goldstein J S. Reduced-rank STAP performance analysis [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 36(2): 664 – 676.
- [4] SUN Ke, ZHANG Hao, LI Gang, MENG Hua-dong, WANG Xi-qin. A novel STAP algorithm using sparse recovery technique [A]. IEEE International Conference on Geoscience & Remote Sensing Symposium [C]. Cape Town: IEEE, 2009. 336 – 339.
- [5] 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, 2006, 52(1): 6 – 18.
- [6] Boyd S P. Matlab Software for Disciplined Convex Programming [CP]. <http://www.stanford.edu/~boyd/cvx>, 2010.
- [7] Titi G W, Marshall D F. The ARPA/NAVY mountaintop program: adaptive signal processing for airborne early warning radar [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. Atlanta: IEEE, 1996. 1165 – 1168.
- [8] Krim H, Viberg M. Two decades of array signal processing research: the parametric approach [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1996, 13(4): 67 – 94.

作者简介

孙珂 男, 1984 年 6 月出生于陕西西安. 现为清华大学电子工程系博士研究生. 主要研究方向为空时自适应处理、压缩采样及信号稀疏表述. E-mail: kesun0619@gmail.com

张颢 男, 1972 年 5 月出生于四川成都. 现为清华大学电子工程系副教授. 主要研究方向为智能交通系统、交通流理论、阵列信号处理、复杂随机信号分析. E-mail: haozhang@tsinghua.edu.cn

李刚 男, 1979 年 6 月出生于黑龙江哈尔滨. 现为清华大学电子工程系讲师. 主要研究方向为智能交通系统、雷达信号处理. E-mail: gangli@tsinghua.edu.cn

孟华东 男, 1977 年 9 月出生于湖北武汉. 现为清华大学电子工程系副教授. 主要研究方向为智能交通系统、雷达信号处理、统计信号处理、空间信息论. E-mail: menghd@tsinghua.edu.cn

王希勤 男, 1968 年 6 月生于江苏泰县. 现为清华大学电子工程教授、博士生导师. 2006 年 12 月起至今任电子工程系主任. 长期从事雷达信号处理理论、算法与系统实现方面的研究工作. 获得过三项省部级科技进步奖(二等奖两项、三等奖一项), 发表文章 40 多篇. E-mail: wangxq_ee@tsinghua.edu.cn