

# 知识辅助机载雷达杂波抑制方法研究进展

范西昆<sup>1</sup>, 曲毅<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学电讯工程学院指挥自动化工程系; 陕西西安 710077;

2. 武警工程大学通信工程系; 陕西西安 710086)

**摘要:** 现有研究表明,有效利用先验知识可以较好地解决机载雷达自适应信号处理中的非均匀杂波问题.分析了当前知识辅助机载雷达杂波抑制方法研究的基本情况,从外信息源数据与雷达观测数据的关联、智能样本选取与滤波器选择两个方面分析了间接利用先验知识方法的研究进展,从先验协方差估计、预白化类空时自适应处理(STAP)算法以及贝叶斯滤波 STAP 算法三个方面分析了直接利用先验知识的方法的研究进展,分析了基于先验知识的 CFAR 处理方法以及高逼真度杂波建模与仿真的研究进展.建立在对有研究分析的基础上,对更多信息源的使用和更有效融合先验知识的 STAP 方法两个方面提出了一些值得进一步深入研究的问题.

**关键词:** 机载雷达; 杂波抑制; 空时自适应处理; 知识辅助

**中图分类号:** TN957      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2012)06-1199-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.06.022

## An Overview of Knowledge-Aided Clutter Mitigation Methods for Airborne Radar

FAN Xi-kun<sup>1</sup>, QU Yi<sup>2</sup>

(1. Institute of Telecommunication Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China;

2. Department of Communication, Engineering University of the Armed Police, Xi'an, Shaanxi 710088, China)

**Abstract:** A confluence of existing researches have shown that using priori knowledge can efficiently mitigate the heterogeneous clutter of airborne/space-based radar. A brief overview of significant progress in knowledge-aided (KA) methods for airborne radar clutter suppression is presented. The recent advances of clutter mitigation methods exploiting a prior knowledge in indirect way, such as associating radar data with dissimilar data, intelligent training and filter selecting, are introduced. Especially, some methods for registration of radar data and other resources data are elaborated. The progress in Bayesian filtering and data pre-whitening which can directly filter the incoming multi-dimensional data stream are analyzed, including the priori covariance matrix estimation, pre-whitened STAP filtering and Bayesian STAP filtering. Furthermore, a brief overview of the KA CFAR algorithms, high-fidelity clutter modeling and validation data of KA-based airborne radar adaptive processing algorithms are conducted. Although great progress has been made in clutter mitigation methods using KA, there are some unsolved problems in the real application. For these problems, we give some idea about using multiple data sources and effectively exploiting prior knowledge.

**Key words:** airborne radar; clutter mitigation; space-time adaptive processing; knowledge aided

## 1 引言

当前,机载雷达广泛使用自适应处理技术抑制地面强杂波,实现近地慢动目标的检测与跟踪.与非自适应技术不同,自适应技术利用了回波数据中的杂波(或干扰)统计信息,通过输入协方差矩阵(真值协方差)求解输入通道的最优线性权值,使输出的信噪比最大化,即匹配滤波,以实现性能最优的滤波器.但由于缺乏对外界干扰环境的先验知识,建立在广义平稳假设基础上的自适应处理技术需要通过一定数量的样本数据来估计

输入协方差矩阵.例如,机载雷达 STAP 技术需要来自许多距离单元上的空时样本估计检测单元(CUT)的杂波特性.因此,有效估计未知的输入协方差矩阵是自适应线性处理的关键.然而,在实际应用中,机载雷达的复杂环境(变化的地面类型、遮蔽效应、近距离机动目标以及非线性阵列配置等)破坏了广义平稳假设,产生了非均匀杂波样本,导致自适应滤波器的凹口位置与深度有偏差,从而影响了机载雷达的杂波抑制性能.解决非平稳问题的传统方法,如卡尔曼滤波,建立在多次观测的基础上,由于机载雷达对特定方向的观测是单次的,所

以机载雷达应用这些方法目前看还有困难. 为了补偿非均匀环境带来的自适应信号处理算法性能损失, 自适应处理器必须改变算法设计或最大化地利用先验知识.

地理信息、数字处理、海量随机访问存储器等技术的迅速发展以及雷达系统本身实时性能的不断提高, 使雷达在对本身数据处理前获取较多外界环境的先验知识成为可能. 如果机载雷达系统能够实时地与先验知识数据库进行交互获知地面类型及地面特征, 或通过与其它传感器系统进行信息共享(如导航系统、电子战系统等机载设备之间的信息共享)了解外界干扰环境的变化情况(如陆海交界处, 潜在的干扰的位置和参数), 可使雷达系统的性能得到提高, 这种利用先验信息提升雷达检测、跟踪和目标识别性能的技术就是知识辅助(Knowledge Aided, KA)技术, 它是新一代机载/空基预警监视、GMTI 雷达的发展方向. 目前, 知识辅助雷达自适应信号处理已取得了一批理论和工程研究成果, 但仍有许多问题需要深入研究.

## 2 国内外研究基本情况

STAP 从上世纪 70 年代初提出以来, 一直是雷达信号处理领域的研究热点. 大量的理论研究表明, STAP 可以有效抑制机载/空基雷达的杂波, 有力地保证了后续检测运算的性能<sup>[1~5]</sup>. 90 年代美国执行了 MountainTop 和 MCARM 研究计划, 研究者使用实测数据进一步验证了该方法的有效性, 而且在复杂电磁环境中具有很强的稳健性. 但传统 STAP 使用参考单元(样本)构建协方差矩阵来估计检测单元的干扰, 这要求参考单元中干扰的统计特征要与 CUT 的相同, 当不满足这一条件时将导致滤波器的响应误差. 研究表明, 如果较最优性能损失小于 3dB, 则要求样本数大于 2~3 倍的系统自由度(RMB 准则). 由于雷达观测场景的复杂性, 在很多情况下很难满足 RMB 准则要求, 这就是非均匀杂波问题<sup>[6]</sup>, 它一直是 STAP 研究领域的瓶颈, 其产生的主要原因是:

(1) 非均匀地理环境, 快速变化的地形、地表覆盖物变化较快的地区以及陆海交界处等;

(2) 多目标环境, 星罗密布的高速公路网、铁路交通网上高速行驶的各类车辆以及移动杂波;

(3) 大的分离散射体和尖峰信号, 城区高大建筑物、高压线传输塔以及陡峭的山峰;

(4) 杂波内部运动, 由于风等自然原因引起的地表覆盖物的运动等<sup>[7]</sup>.

对此, 国内外研究者从两方面入手解决这个问题. 首先, 采用维维(RD)或维秩(RR)变换降低自适应处理器的系统自由度, 进而减少其对自适应收敛率(样本

数)的需求; 其次, 寻求统计的方法选取与 CUT 统计特性相似的参考单元, 包括内积(IP)、广义内积(GIP)<sup>[6]</sup>、功率和相位<sup>[8]</sup>、关联维数<sup>[9]</sup>等. 这些方法的使用减少了非均匀杂波对 STAP 性能的影响, 但还是没有从根本上解决问题. 另一些学者认为利用样本估计协方差的过程实际是对外界干扰环境认知的过程, 估计的协方差矩阵误差较大是由于缺乏对外界的先验知识导致的. 据此, 他们寻求利用外信息源提供的信息提高机载雷达杂波抑制的方法<sup>[10~12]</sup>.

近年来, 雷达系统逐步向智能化方向发展, 即雷达系统通过与同一平台中的其它传感器以及通信系统共享信息, 达到执行波形分集、侦查、监视、成像等多种目的<sup>[13]</sup>. 在这种趋势下, 美国国防高级研究计划署(DARPA)从 2002 年启动了“知识辅助的传感器信号处理和专家咨询计划(KASSPER)”<sup>[14]</sup>, 主要研究利用外信息源信息提高机载雷达对空中和地面动目标检测与跟踪能力的方法和知识辅助自适应处理算法的实时处理结构等方面. 在该计划的引导下已有较多的研究成果发表, 这些成果代表了雷达信号处理技术发展的前沿. 2004 年 IEEE 专门召开了一次知识辅助雷达信号处理的研讨会, 2008 年 F. Gini 和 M. Rangaswamy 将一些研究成果整理为该领域的第一部专著“基于知识的雷达目标检测、跟踪和目标分选”<sup>[15]</sup>. 我国一些研究团队也高度关注对该领域的研究, 包括清华大学彭应宁、汤俊教授<sup>[15, 16]</sup>、空军雷达学院王永良教授<sup>[17]</sup>、西安电子科技大学的冯大政<sup>[18]</sup>、张林让教授<sup>[19, 20]</sup>、南京航空航天大学朱根才教授<sup>[21]</sup>以及其他一些研究者均有相关研究成果发表<sup>[22~24]</sup>, 丰富了该领域的研究内容.

文献[25, 26]进一步对现有的基于先验知识的杂波抑制方法进行了归纳, 将其分为两大类, 间接应用先验知识的方法(智能样本选取和滤波器选择)和直接应用先验知识的方法(贝叶斯滤波和数据预白化).

## 3 智能样本选取和滤波器选择

间接应用先验知识的方法比较直观, 基于同一地面类型服从同一分布的假设, 利用数字地形高程数据(DTED)、地面覆盖/地面使用数据(LCLU)等先验信息选取均匀的样本, 进而估计检测单元的干扰协方差矩阵. 外信息源数据与雷达观测的关联是运用知识辅助方法(无论是直接还是间接)关键性的一步, 只有将先前观测与当前雷达观测关联准确才能正确使用先验知识. 对于机载雷达杂波抑制, 关联主要体现在雷达观测与地理信息(GIS)数据和高分辨率观测设备的数据关联.

### 3.1 外信息源数据与雷达观测的关联

机载雷达距离分辨单元与地理信息数据的配准主要采用“坐标变换法”. 假设雷达系统和平台的确切参

数已知(如平台位置、航向、速度、高度,雷达系统参数、阵列指向和天线相位导向),则当前雷达波束照射的区域的地面特征可由地理信息数据获得,首先完成平台以及阵列坐标到地心地固(ECEF)坐标系的转换,通过求解一个联立的方程组(配准方程、多普勒频率方程、空频方程),将杂波块相对于平台(阵列)的位置转换为 ECEF 坐标系下的空间坐标,杂波单元的空间坐标转换为雷达系统访问地理信息数据库获取地面高程信息打下了坚实基础.文献[27]进一步分析了在 GIS 数据精度高于雷达分辨率的情况下,可通过三角形内插的方法,分析单个杂波单元内散射体相对于雷达波束倾斜面的遮蔽情况,综合地面覆盖情况得出其反射强度以及是否存在引起分离杂波的散射体.使用地面交通图信息能够剔除可能含有引起虚警的非感兴趣目标的杂波单元.

机载雷达距离分辨单元与高分辨传感器数据的配准目前主要采用“比对法”.要将低分辨率的雷达数据与高分辨率观测设备数据(SAR 图像、光学卫星图像等)关联,可通过雷达自身数据产生反射强度图与高分辨图像进行比对后再进行关联.文献[28]通过预警监视雷达多个 CPI 构建观测区域的杂波反射图,通过与信息源数据比对进行配准.文献[29]使用 GMTI 雷达数据产生高逼真的地面高程图,然后与 SAR 图像进行关联.

### 3.2 算法智能选取问题

知识辅助的算法智能选取是根据当前雷达观测场景选取与其最为匹配的自适应算法及训练自适应滤波器所需的样本.经过近四十年的研究,STAP 领域的理论研究成果已经相当丰富,算法众多.图 1 给出了现有 STAP 算法的分类情况.虽然现在已有大量的 STAP 算法,但要客观地认识到没有一种算法在各种条件下都是最优的,不同算法适用于不同的外界环境,因此可以构建一个算法库,根据不同场景选取其最适合算法以及设置恰当的虚警率.

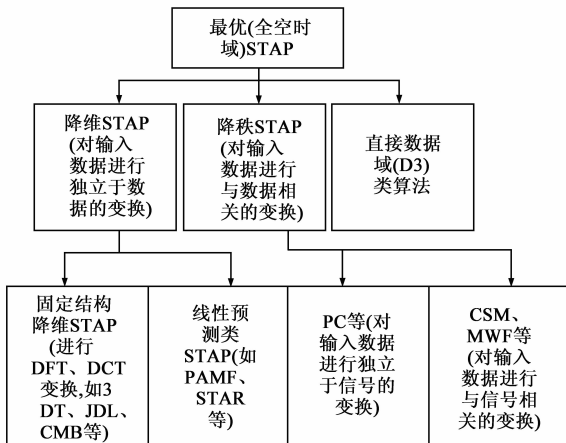


图 1 STAP 算法分类图

正如图 1 所示,现有 STAP 算法可以大致分为两类:基于统计的 STAP 算法和直接数据域(D3)类算法.基于统计的 STAP 算法为了降低对样本数量的需求,通常将全空时域自适应的 STAP 转换为部分自适应 STAP,通过某种变换将最优的 STAP 分解成一系列计算量较小、相互独立、更易处理的自适应问题,可获得次最优的性能.现有的部分自适应 STAP 算法可以基本上归为降维和降秩两大类,也有研究者将其分别称为固定结构降维处理和自适应降维处理.降维 STAP 是对输入数据进行独立于数据的变换,如 DFT、DCT 等,而降秩 STAP 对输入数据进行与数据相关的变换.基于统计的 STAP 算法存在一个问题:当待检测单元存在分离杂波时,样本数据并不携带关于分离杂波的信息,导致统计的 STAP 算法无法抑制分离杂波,因此该类算法适合区域均匀段的处理.而 D3 类算法直接应用 CUT 进行处理,巧妙地避开了均匀样本需求问题,因此它非常适合非均匀单元的处理,该类方法近年来得到了更多的关注<sup>[30,31]</sup>.

基于上述分析,M. Wicks 等给出智能选取的一种应用策略<sup>[32]</sup>:依据先验知识对每一个距离单元按均匀和非均匀进行分类,对不同的单元使用不同的算法,均匀与非均匀单元的处理差别仅在于变换矩阵的选取,均匀单元使用固定结构(非自适应)的变换矩阵,而非均匀单元使用由 D3 算法得出的变换矩阵.

## 4 贝叶斯滤波和预白化类 STAP

对于 STAP 而言,贝叶斯滤波是指在已知 CUT 的先验协方差矩阵估计,且已知样本单元和 CUT 的先验分布情况下机载雷达杂波抑制问题.而预白化类 STAP 是将原有的无约束或单线性约束最小化功率输出问题,如最小方差无失真响应(MVDR)波束形成,转化为多约束最优化问题,等价于在干扰的位置上通过静态方向图加权对其预置零后,再做自适应处理.现有研究表明,这两类方法在内在本质上有其共同点,在一定情况下可以互相转化.例如,通过先前的雷达观测或其它方式获取对当前雷达外界环境的先验协方差估计,CUT 最大似然意义下的干扰协方差矩阵最大后验估计可以表述为先验协方差估计与当前观测估计的加权和,采用这种表述的贝叶斯滤波 STAP 就是所谓的色加载(Colored Loading)问题<sup>[25]</sup>,因此贝叶斯滤波和预白化类 STAP 方法常常被放在一起研究.

### 4.1 先验协方差估计问题

假如雷达系统和平台的参数是已知的,可以通过雷达的物理散射模型对“雷达所观测到的场景”进行建模<sup>[12]</sup>,利用如 Ward 的杂波模型<sup>[4]</sup>构造干扰的先验协方差矩阵,而不是单纯依靠样本来估计,理论上可以去掉使用非均匀空时样本数据估计带来的误差.在理想情

况下模型可以获得杂波环境的局域特性,如在一个较短的距离窗内杂波幅度和谱特性,同时可以约束模型的杂波子空间接近相应的接收数据,通过简单线性变换,处理器使用这个模型来白化杂波分量中占统治地位的成份.根据 Ward 的杂波模型,杂波协方差估计包括散射体反射强度估计及其导向矢量估计两大部分.

Melvin 使用知识辅助的参数化模型(KAPE)代替非均匀样本来估计接收信号的杂波子空间,并用实际的杂波进行校正,直接使用数据观测值估计杂波单元的幅度和谱扩散<sup>[33]</sup>.文献[28]用先前的多个 CPI 数据构建散射体反射图,并据此估计当前 CPI 中杂波单元的反射强度和统计特性.文献[34]利用 SAR 图像作为散射体反射强度的先验知识.对于已知的飞行剖面图,将观测场景分割成均匀的散射区域,SAR 图像按照预测进行分割并与场景进行配准,最后将 SAR 图像中的每一个区域中的像素点进行平均,以这个平均值作为反射强度估计.文献[35]利用雷达接收数据的分辨距离-多普勒图,与 SAR 图像等先验知识获取的杂波单元反射强度进行平均,估计均匀段内的谱域协方差矩阵.

杂波单元的导向矢量用于表述由于平台运动导致的杂波单元多普勒频移以及杂波单元相对于阵列相位中心的空间位置.计算散射体的导向矢量时除了需要知道雷达中心频率  $f_c$ 、脉冲重复频率 prf、每一个相位中心的位置外,还需要了解平台速度和相对于平台速度矢量和阵列指向.平台速度矢量可以通过 GPS 数据和现代化内部导航单元(INU)获取足够的精度,而对于多普勒偏移量的最佳拟合取决于对阵列法向量精确估计及其误差的先验知识.阵列指向在实际应用中存在误差,文献[33]将阵列误差也作为一种先验信息,使用杂波校正技术来估计未知的阵列流型,是一种利用雷达回波数据估计误差的方法.

## 4.2 预白化类 STAP 方法

利用模型逼近接收数据的杂波子空间在实际应用中会受很多条件的限制,除了估计精度以外,用于估计先验协方差矩阵的 GIS 数据、先前雷达数据和 SAR 图像都存在时效性问题,随着季节、气象条件以及地表覆盖物的变化(植物生长)以及人类活动导致地面特征的变化对雷达的反射有影响.为此,学者们尝试通过后续的自适应处理弥补这些误差,提出了一类重要的预白化类 STAP 方法,将先验协方差估计直接嵌入 CUT 的干扰协方差估计,用于自适应滤波器的设计.这些方法包括:FMLACC<sup>[36]</sup>、色加载(CL)<sup>[37]</sup>等.

**4.2.1 预白化类算法模型** FMLACC 的 CUT 协方差矩阵模型为  $\mathbf{M}_p = \mathbf{M}_0 + \mathbf{M}_k$ ,其中  $\mathbf{M}_0$  为先验协方差估计,而  $\mathbf{M}_k$  是任意给定的厄尔米特(Hermitian)矩阵.  $\mathbf{M}_p$  的

最大似然意义下的估计为  $\hat{\mathbf{M}}_p = \mathbf{G}\mathbf{M}_{G-PC}\mathbf{G}^H$ ,其中  $\mathbf{G}$  是  $\mathbf{M}_0$  的乔列斯基分解(Cholesky), $\mathbf{H}$  表示共轭转置.  $\mathbf{M}_{G-PC}$  通过如下方法得到:将样本协方差矩阵  $\mathbf{M}_s$  进行变换  $\mathbf{M}_C = \mathbf{G}\mathbf{M}_s\mathbf{G}^H$ , $\mathbf{M}_C$  中的小特征值被置换为 1,则  $\mathbf{M}_{G-PC} = \hat{\mathbf{U}}_C \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{\Lambda}} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{pmatrix} \hat{\mathbf{U}}_C^H$ ,其中  $\hat{\mathbf{\Lambda}}$  为矩阵  $\mathbf{M}_C$  前  $m$  个大特征值构成的对角阵, $\hat{\mathbf{U}}_C$  为大特征值对应的特征矢量构成的特征矩阵, $\mathbf{I}$  为单位阵.CL 类方法在传统对角加载方法的基础上增加了一个二次约束,其目的是使最优权近似正交于先验协方差矩阵<sup>[22]</sup>,其协方差矩阵模型为  $\mathbf{M}_p = \alpha\mathbf{M}_0 + \beta\mathbf{M}_s + \beta_n\mathbf{I}$ ,其中  $\mathbf{M}_0$  为先验协方差估计, $\mathbf{M}_s$  样本协方差矩阵, $\alpha$ 、 $\beta$  分别为其权重, $\beta_n\mathbf{I}$  与传统对角加载意义相同.

由上述 CUT 协方差矩阵的数学模型可以看出,在推导协方差最优估计器过程中,预白化类方法不需要训练样本与先验协方差之间的统计模型.文献[15]分析了基于贝叶斯滤波的 STAP 和传统 STAP 之间的关系,经过严格的推导得出色加载等价于预白化的对角加载,FMLACC 等价于预白化的主分量法.文献[37]考虑了全空时、RD-STAP 以及直接数据域的情况,文献[17,38]考虑了 RR 类(PC、CSM、MWF)的色加载问题.

**4.2.2 组合系数(色加载量控制)** 与传统的对角加载的方法一样,加载量的控制是色加载方法的难点.加载量的大小取决于先验协方差的估计精度.我们将现有对这个问题的研究归为三类,称为工程近似方法<sup>[25,26]</sup>、最小均方误差(MMSE)意义下的最优加载系数<sup>[39]</sup>和最大似然意义下的最优加载系数<sup>[40]</sup>.为了降低对加载量求解的难度,Begin 采用了降低对杂波子空间置零深度的近似方法以弥补先验协方差矩阵估计精度的不足<sup>[37]</sup>.借鉴卡尔曼滤波的思想,Guerci 建议对先验的协方差矩阵应用衰减记忆的方法,但没有深入讨论<sup>[25,26]</sup>.考虑到外界场景的变换,在文献[25]中首次提到了对于每一个距离单元在均方误差(MMSE)意义下求解最优加载系数,文献[39]分别在最小均方误差意义下对先验的协方差矩阵和采样协方差的凸组合和广义线性组合的系数进行了推导.对于某一个距离单元,如果已经估计出先验协方差,而且可以通过间接使用先验知识的方法选取若干满足独立同分布(IID)条件的空时样本,那么对最优加载系数的求解可以转换为使一个对数似然函数的最大化问题,该问题的闭式解可能不存在,采用搜索法能够得到最优解<sup>[40]</sup>.色加载方法的二次不等式约束可以通过对先验协方差的特征分解转换为一组线性约束,例如文献[41]研究了线性矩阵不等式约束下最大行列式的凸优化问题,采用内点法求解最优加载系数.

**4.2.3 数据预白化后的收敛率问题** 使自适应处理器输出信噪比接近最优(通常为小于 3dB),需要一定的样本数据来估计输入协方差矩阵,将所需样本的数量称之为收敛率.RMB 准则要求的收敛率为 2~3 倍的系统自由度,估计先验协方差矩阵的目的之一是降低对 IID 样本数目的要求.对于数据经过预白化后收敛率问题,文献[42]在分析预白化类 STAP 和传统 STAP 之间的关系后得出预白化类方法收敛需要的样本数为 2 倍预白化协方差矩阵的杂波子空间维数.

### 4.3 贝叶斯滤波 STAP 方法

预白化类方法缺乏训练样本与先验协方差之间的统计描述.文献[43]指出贝叶斯协方差矩阵估计模型可以克服该不足,且更适合非均匀场景的统计描述.依据不同先验知识,将该模型分为如下两种类型.

**4.3.1 样本协方差和先验协方差具有先验分布** 文献[25]用  $k$  个 IID 样本估计的样本协方差服从复维希特分布(Wishart),不失一般性先验协方差也服从复 Wishart 分布.如式(1)所示,检测单元的最大后验协方差矩阵估计可以表示为先验协方差矩阵和采样协方差矩阵的凸优化组合或者广义线性组合.

$$\hat{M}_p = \max_{M_p} f(x_1, \dots, x_k | M_p) f(M_p) = \alpha M_0 + \beta M_s \quad (1)$$

**4.3.2 检测单元协方差矩阵具有先验分布** 文献[43]进一步假设  $M_p$  服从复 Wishart 分布,即  $M_p \sim CW(\mu^{-1} \bar{M}_p, \mu)$ ,其中均值  $\bar{M}_p$  已知(与预白化类算法的先验协方差矩阵  $M_0$  已知相同),并假设 CUT 协方差矩阵  $M_p$  和样本协方差矩阵  $M_s$  均为随机的且具有恰当的联合分布,讨论了  $M_p$  的最优估计问题.文献[44]在相似的统计模型下,得出  $M_p$  的最大后验协方差矩阵估计为  $\hat{M}_p = \bar{M}_p^{-1/2} \hat{M}_s \bar{M}_p^{-1/2}$ ,其形式与预白化类算法类似.

由以上分析可以看出,在一定的统计分布条件下,预白化类和贝叶斯滤波 STAP 方法表述是一致的,两类算法的性能比较是非常值得讨论的问题,我们将在后续论文中专门论述.

## 5 基于先验知识的 CFAR 处理方法

对于基于先验知识的 CFAR 处理也可以归为智能样本选取和 CFAR 算法智能选取.文献[45]设计了一种两级处理检测器,前级是 KA 样本选择器,利用 GIS 提供的先验信息,选取样本用于对检测门限的自适应,后级是传统 CA-CFAR 算法.不同的杂波环境要使用适当的 CFAR 算法,与传统雷达系统使用同一的 CFAR 算法不同,文献[46~49]在观察环境属性的基础上用基于规则和基于数据的专家系统来智能地选取更适合的 CFAR 算法,杂波的物理分布(如城区、海杂波、沙漠等)

是选取合适的 CFAR 算法的重要依据,在获取了杂波环境的统计特性以及在该环境下多种 CFAR 算法的性能后,可选取出最合适的 CFAR 算法.这类方法是通过将雷达观测数据与杂波数据库中的数据进行对比来确定杂波环境的.

注意到,采样协方差的估计和后续特定虚警概率下自适应门限的确定均需要选取样本,而且二者的目标相同,均是选取与检测单元干扰统计特性相同的样本,因此在整个雷达信号处理流程中将二者归为一步处理.实际上,雷达杂波抑制的基本目标就是在检测处理前提高 SINR,如匹配滤波、STAP 等,一旦 SINR 最大化,则无论使用固定门限,还是自适应门限,检测器的实际门限就确定了,虚警概率也就固定了<sup>[50]</sup>.所以 SINR 决定雷达的检测性能,杂波抑制才是提高雷达的检测性能的核心所在.

## 6 高逼真度的机载雷达空时信号建模与 KASSPER 数据

高逼真度的空时信号建模对于杂波抑制方法的设计及验证都至关重要.现有的机载脉冲多普勒雷达的杂波模型很多,适合常规 STAP 的研究,但对于知识辅助的信号处理研究,这些模型显得不够精确.鉴于此,KASSPER 计划的第一个研究目标就是要建立高逼真度的环境模型,称为 KASSPER 数据.KASSPER 数据库是 DARPA 的 KASSPER 计划管理机构委托 ISL 公司完成的,其目的是利用雷达现象学建模技术高逼真度模拟雷达在特定场景的观测数据.从目前公开发表的文献分析<sup>[37,51]</sup>,KASSPER 数据库至少有 6 组,KASSPER data set 1~KASSPER data set 6,每一组数据都有其相应的研究报告.我们可以从公开发表的文献中了解该数据的一些基本情况,例如,data set 1 使用 MCARM 雷达系统参数,模拟载机位于美国 Olancho 地区上空雷达接收数据,该地区包括多种地形,模拟数据可以与 MCARM 数据进行比对,而 data set 2 使用 GMTI 雷达系统参数,模拟载机在上述地区上空,多地面目标情况下的接收数据.

## 7 需要进一步深入研究的问题

由以上分析我们可以看出,知识辅助杂波抑制方法已取得很大进展.但我们认为它能够走向实用,还要在以下两个方面做进一步的研究:一是外界信息源要能够更加精确地反映外界干扰环境,二是 KA-STAP 方法能否快速有效地融合先验知识,估计当前干扰环境的统计特征,更好地抑制杂波.

### 7.1 更多信息源的使用问题

(1)多种先验数据的使用及其与雷达观测同时配

准问题:利用多种外信息源可以获取更加精确的先验信息,提高雷达检测性能,因此可以在地理信息数据、SAR 图像等信息源的基础上,研究利用光学图像、多(超)光谱作为先验知识的方法.该研究首先要解决的问题是雷达观测与其它多传感器数据配准.现有研究基本是针对单一先验数据与雷达观测的配准,对于多种不同先验数据与雷达观测同时配准的文献还鲜有见到.由于不同先验数据的精度、尺度不同,因此需要建立一个公共的空间、频谱参考系,再将不同精度、尺度的空间数据、图像转换到公共坐标系中.基于这种公共的参考系的雷达观测与多种先验数据同时配准的问题值得进一步研究.

(2)误差条件下雷达观测与先验数据的配准问题:现有针对先验数据与雷达观测的配准研究假定的应用条件还比较理想化,许多实际应用中的制约因素还没有考虑.在平台参数和阵列法向量指向已知的情况下,散射体配准方程是利用地理信息数据的关键,但现有系统不可避免地存在误差,这些误差包括校准误差和平台姿态误差.校准误差包括距离测量误差、方位角和仰角偏差等,而平台姿态误差由传感器陀螺仪惯性量测单元偏差产生,其主要包括航向角、纵摇角以及横摇角偏差.现有研究没有考虑配准误差及其校正方法,由 GPS 和惯导设备提供的平台位置和速度矢量信息不可避免地存在误差,同时由平台机动、横滚等因素造成的随机误差都会影响配准精度.对这些误差的校正是一个非常值得深入探讨的问题.

(3)对其它处理阶段信息的利用:STAP 的 CFAR 检测是随着滤波结构而变化的,因此我们称其为嵌入式 CFAR.由于外界环境改变,STAP 处理结构不同,与之相匹配的 CFAR 处理结构也要相应变化.为了提高弱小目标的检测概率,检测器设置的虚警概率要较常规算法要高,将检测出的目标信息及其虚警率都输入到跟踪器进行排序,跟踪器反馈可以告知检测处理阶段设置的虚警率是否合理,虚警过高就意味着要改变滤波器的结构.因此,利用跟踪器反馈来控制杂波抑制和 CFAR 算法是一个值得深入研究的问题.

## 7.2 更有效融合先验知识的 KA-STAP 方法

融合外界干扰环境的先验知识,更准确地估计干扰环境的统计特性,是知识辅助杂波抑制的关键.我们不妨借鉴图像融合的思想,对现有 KA-STAP 方法进行归纳.利用地理信息数据、SAR 图像以及超光谱等先验数据估计杂波统计特性,可以认为是“像素”级融合;利用地面类型、地表覆盖等属性信息推断杂波先验分布,是“特征”级融合;利用先验数据和属性信息选取处理方法,是“决策”级融合.

对于“像素”级融合和“特征”级融合 KA-STAP 方

法,贝叶斯协方差估计是其很好的理论框架,在 4.3 节中我们已经分析得出在一定的统计分布条件下,预白化类和贝叶斯滤波 STAP 方法表述是一致的,但现有的贝叶斯滤波 STAP 的缺乏统一描述框架,还需要利用多元统计分析等数学工具对该类方法进行补充完善.从现有研究可以看出,将先验知识用于杂波协方差矩阵估计显著提高了收敛速度,但却并没有降低矩阵运算的维度.在已知杂波先验分布的情况下,如先验协方差矩阵服从 Wishart 分布,其相关的杂波统计信息(如特征矢量)也是有规律可循的,正如 JDL 和 GMB 等降维算法利用了杂波分布的先验信息设计出有效的降维滤波器一样,可依据特征矢量分布情况设计降维处理器,使其降维矩阵逼近最优降维矩阵,既保持了系统性能,又降低了计算复杂度,便于工程实现.

对于“决策”级融合 KA-STAP 方法,依据先验知识选取 STAP 算法是一个决策过程,是将场景先验知识、自适应算法及其参数选择、距离单元非均匀性划分和训练样本选取等几大因素考虑在内,进行权衡折衷的一个过程.现有研究的决策策略显简单,离实际的应用还有很大差距.因此,我们认为基于决策理论的 KA 算法选取问题是一个值得深入研究的问题.

## 8 结论

作为解决移动平台非均匀杂波抑制问题的重要手段,KA 方法在近年来得到了广泛的重视和深入研究.研究表明,该类方法较原有的单纯依靠雷达自身信息的方法在解决非均匀杂波问题上具有优势.本文对现有的 KA 机载雷达杂波抑制方法进行了梳理、归纳和分析,并针对现有研究的不足指出了该类方法需进一步研究的问题.针对本文缺乏定量比较和验证的问题,下一步我们将开展基于实测数据的 KA 算法的比较分析工作.当前,多传感器相互印证的预警探测体系成为发展趋势,而 KA 的思想正好符合这个发展潮流,相信在不久的将来将迎来新一轮的 KA 方法研究热潮.

## 参考文献

- [1] Klemm R. Space-Time Adaptive Processing: In Principles and Applications [M]. London: IEE Press, 1999. 5 - 45.
- [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,2001. 1 - 9.
- [3] J R Guerci. Space-Time Adaptive Processing for Radar [M]. Norwood, MA: Artech House Press, 2003. 3 - 55.
- [4] J Ward. Space-Time Adaptive Processing for Airborne Radar Data Systems [R]. Lexington, Massachusetts: Lincoln Laboratory of MIT, 1994. 25 - 45.
- [5] W L Melvin. A STAP overview [J]. IEEE Aerospace and

- Electronic Systems Magazine, 2004, 19(1): 19 – 35.
- [6] W L Melvin. Space-time adaptive radar performance in heterogeneous clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(2): 621 – 633.
- [7] E Conte, De Maio, A Farina, G Foglia. Design and analysis of a knowledge-aided radar detector for Doppler processing [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 1058 – 1079.
- [8] D J Rabideau, A O Steinhardt. Improved adaptive clutter cancellation through data-adaptive training [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(3): 879 – 891.
- [9] Yong-Liang Wang, Jian-Wen Chen, Zheng Bao, Ying-Ning Peng. Robust space-time adaptive processing for airborne radar in Non-homogeneous clutter environments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(1): 70 – 81.
- [10] Antonik P, Schuman H, Li P, Melvin W, Wicks M. Knowledge-based space-time adaptive processing [A]. IEEE National Radar Conference 1997 [C]. Syracuse, NY: IEEE Press, 1997. 372 – 377.
- [11] W Melvin, et al. Knowledge-based space-time adaptive processing for airborne early warning radar [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 1998, 13(4): 37 – 42.
- [12] D Weiner, G Capraro, C Capraro, M Wicks. An approach for utilizing known terrain and land feature data in estimation of the clutter covariance matrix [A]. Proceedings of the 1998 IEEE National Radar Conference [C]. Dallas, TX: IEEE Press, 1998. 381 – 386.
- [13] F Gini, M Rangaswamy. Knowledge-Based Radar Detection, Tracking, and Classification [M]. New York US: John Wiley & Sons INC Press, 2008.
- [14] Joseph R Guerci. DARPA KASSPER Program [OL]. <http://www.darpa.mil/spo/programs/kassper.htm>, 2010-2-15.
- [15] Yong Wu, Jun Tang, Yingning Peng. 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.
- [16] Tang B, Tang J, Peng Y. Performance of knowledge aided space time adaptive processing radar [J]. IET Sonar & Navigation, 2011, 5(3): 331 – 340.
- [17] Duan Ke-qing, et al. Study on knowledge-aided reduced rank STAP method [A]. Proceedings of the IET Radar Conference 2009 [C]. Guilin, China: IET Press, 2009. 1 – 5.
- [18] 李晓明, 冯大政, 夏宇垠. 基于重构协方差矩阵空时二维杂波抑制方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(12): 2366 – 2370.
- Li Xiaoming, Feng Dazheng, Xia Yuyin. Method for clutter suppression based on covariance matrix reconstruction in airborne radar [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(12): 2366 – 2370. (in Chinese)
- [19] Yu Zhou, Lin-rang Zhang. Bayesian rao and wald test for radar adaptive detection [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP) 2010 [C]. Dallas, Texas, USA: IEEE Press, 2010. 2782 – 2785.
- [20] 周宇, 张林让, 刘楠, 刘昕. 非均匀环境下利用杂波脊信息的杂波滤除方法研究 [J]. 电子与信息学报, 2010, 32(6): 1332 – 1337.
- Zhou Yu, Zhang Lin-rang, Liu Nan, Liu Xin. Study on exploring knowledge of the clutter ridge for clutter suppression in heterogeneous environments [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(6): 1332 – 1337. (in Chinese)
- [21] 王海涛, 等. 基于先前 CPI 多维数据的天基雷达信号处理算法 [J]. 宇航学报, 2008, 24(5): 665 – 669.
- Wang Hai tao, et al. A Signal process algorithm for space based radar based on past CPIs data cube [J]. Journal of Astronautics, 2008, 24(5): 665 – 669. (in Chinese)
- [22] 范西昆, 等. 利用先验信息的幅度相位联合 STAP 样本选取方法 [J]. 数据采集与处理, 2011, 26(1): 12 – 17.
- Fan Xikun, et al. Knowledge-aided amplitude and phase combined training strategy for space-time adaptive processing [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2011, 26(1): 12 – 17. (in Chinese)
- [23] Fan Xikun, et al. Ontology-based resource description framework for next generation intelligent airborne radar [A]. Proceedings of the International Conference on Electrical and Control Engineering 2010 [C]. Wuhan: IEEE Press, 1444 – 1447.
- [24] Xianyi Zhang, Xiaohong Wang, Guozhong Fan. Research on knowledge-based STAP technology [A]. Proceedings of 2009 IET Radar Conference [C]. Guilin, China: IET Press, 2009. 1365 – 1370.
- [25] Joseph R Guerci, E J Baranoski. Knowledge-aided adaptive radar at DARPA: An overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 23(1): 41 – 50.
- [26] Melvin W L, Guerci J R. Knowledge-aided signal processing: A new paradigm for radar and other advanced sensors [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 983 – 996.
- [27] C Capraro, et al. Implementing digital terrain data in knowledge-aided space-time adaptive processing [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 1080 – 1099.
- [28] D Page, S Scarborough, S Crooks. Improving knowledge-aided STAP performance using past CPI data [A]. Proceedings of the IEEE Radar Conference 2004 [C]. Philadelphia, PA: IEEE Press, 2004. 295 – 300.
- [29] C Morgan, et al. Terrain height estimation using GMTI radar

- [A]. Proceedings of the IEEE Radar Conference 2004 [C]. Philadelphia, PA: IEEE Press, 2004. 378 – 381.
- [30] 杨志伟, 廖桂生, 贺顺, 曾操. 直接数据域的自适应匹配滤波方法 [J]. 电子学报, 2010, 38(7): 1616 – 1620.  
Yang Zhi wei, Liao Gui sheng, He Shun, Zeng Cao. Direct data domain approach with adaptive match filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(7): 1616 – 1620. (in Chinese)
- [31] 孙珂, 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, et al. STAP via sparse recovery of clutter spectrum [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1389 – 1393. (in Chinese)
- [32] M Wicks, M Rangaswamy, R Adve, T B Hale. Space-time adaptive processing: A knowledge-based perspective for airborne radar [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 23(1): 51 – 65.
- [33] W Melvin, G Showman. An approach to knowledge-aided covariance estimation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 1021 – 1042.
- [34] N A Goodman, P R Gurrum. STAP training through knowledge-aided predictive modeling [A]. Proceedings of the IEEE Radar Conference 2004 [C]. Philadelphia, PA: IEEE Press, 2004. 388 – 393.
- [35] P R Gurrum, N A Goodman. Spectral-domain covariance estimation with a priori knowledge [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 1010 – 1020.
- [36] G Karl, M L Picciolo. Airborne/spacebased radar STAP using a structured covariance matrix [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(1): 269 – 281.
- [37] J S Bergin, C M Teixeira, P M, Techau, J R Guerci. Improved clutter mitigation performance using knowledge-aided space-time adaptive processing [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 997 – 1009.
- [38] J D Hiemstra, J S Goldstein. Insertion of prior knowledge into the multistage wiener filter [OL]. <http://www.darpa.mil/spo/programs/kassper.htm>, 2010-02-25.
- [39] P Stoica, Jian Li, Xumin Zhu, J R Guerci. On using a priori knowledge in space-time adaptive processing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6): 2598 – 2602.
- [40] Xumin Zhu, Jian Li, Stoica P, Guerci J R. Knowledge-aided space-time adaptive processing [A]. Conference Record of the Forty-First Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers 2007 (ACSSC 2007) [C]. Pacific Grove, CA: IEEE Press, 2007. 1830 – 1834.
- [41] A De Maio, et al. Knowledge-aided covariance matrix estimation: A MAXDET approach [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2009, 3(4): 341 – 356.
- [42] Yong Wu, et al. On relationship between traditional and knowledge-based clutter covariance estimate [A]. Proceedings of the IEEE Radar Conference 2008 [C]. Rome, Italia: IEEE Press, 455 – 460.
- [43] O Besson, S Bidon, J Y Tourmeret. Covariance matrix estimation with heterogeneous samples [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(3): 909 – 920.
- [44] S Bidon, O Besson, J Y Tourmeret. A bayesian approach to adaptive detection in non-homogeneous environments [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(1): 205 – 217.
- [45] A De Maio, A Farina, G Foglia. Design and experimental validation of knowledge-based constant false alarm rate detectors [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2007, 1(4): 308 – 316.
- [46] W Baldygo, M Wicks, R Brown, P Antonik, G Capraro, L Hennington. Artificial intelligence applications to constant false alarm rate (CFAR) processing [A]. Proceedings of IEEE National Radar Conference 1993 [C]. Boston, MA: IEEE Press, 1993. 275 – 280.
- [47] G Capraro, G B Berdan, R A Liuzzi, M C Wicks. Artificial intelligence and sensor fusion [A]. Proceedings of Int Conf Integration Knowledge Intensive Multiagent Systems 2003 [C]. Utica, NY, USA: IEEE Press, 2003. 591 – 595.
- [48] G Capraro, W Baldygo, J Perretta, M Wicks. Autonomous intelligent radar system (AIRS) for multi-Sensor radars [A]. Proceedings of 1st Int Workshop Computational Advances Multisensor Adaptive Processing, Puerto Vallarta [C]. Jalisco, Mexico: IEEE Press, 2005. 16 – 19.
- [49] G Capraro, A Farina, H Griffiths, M Wicks. Knowledge-Based Radar Signal and Data Processing [R]. France: Research and Technology Organization of NATO Press, 2005. 113 – 130.
- [50] Richards M A. Fundamentals of Radar Signal Processing [M]. New York: McGraw-Hill Company Press, 2005. 145 – 147.
- [51] J S Bergin. High-Fidelity Site-Specific Radar Data Set [OL]. <http://www.darpa.mil/spo/programs/kassper.htm>, 2010-02-21.

#### 作者简介



范西昆 男, 1976 年 11 月生于陕西西安, 博士, 讲师, 主要研究方向为 STAP、雷达目标跟踪、信息融合等。

E-mail: vanxikun@163.com

曲毅 男, 1976 年 10 月生于山东莱州市, 博士, 讲师, 主要研究方向为 STAP、MIMO 雷达和阵列信号处理等。

E-mail: wjqyui@sina.com