

## 基于修正自适应匹配滤波器的机动目标检测方法

李海\*<sup>①</sup> 刘新龙<sup>①</sup> 周盟<sup>①</sup> 刘维建<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室 天津 300300)

<sup>②</sup>(空军预警学院黄陂士官学校 武汉 430019)

**摘要:** 机动目标回波的多普勒走动和训练样本不足导致常规自适应匹配滤波器(Adaptive Matched Filter, AMF)检测机动目标时运算量大且性能不佳。针对此问题, 该文提出一种基于修正AMF的机动目标检测方法。该方法首先通过对角加载减少样本空间自由度, 从而降低对训练样本数的需求; 然后以3次相位变换(Cubic Phase Transform, CPT)分离估计加速度, 并以估计值补偿多普勒走动, 降低联合匹配搜索维度, 进而减少运算量; 最后进行积累检测。仿真结果表明, 该方法运算量低, 可实现小样本下机动目标的有效检测, 具有恒虚警(Constant False Alarm Rate, CFAR)特性。

**关键词:** 机动目标检测; 自适应匹配滤波器; 3次相位变换; 对角加载; 多普勒走动

**中图分类号:** TN957

**文献标识码:** A

**文章编号:** 2095-283X(2015)-05-0552-08

**DOI:** 10.12000/JR15105

**引用格式:** 李海, 刘新龙, 周盟, 等. 基于修正自适应匹配滤波器的机动目标检测方法[J]. 雷达学报, 2015, 4(5): 552-559. DOI: 10.12000/JR15105.

**Reference format:** Li Hai, Liu Xin-long, Zhou Meng, *et al.*. Detection of maneuvering target based on modified AMF[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(5): 552-559. DOI: 10.12000/JR15105.

## Detection of Maneuvering Target Based on Modified AMF

Li Hai<sup>①</sup> Liu Xin-long<sup>①</sup> Zhou Meng<sup>①</sup> Liu Wei-jian<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(*Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China*)

<sup>②</sup>(*Huangpi NCO School of Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China*)

**Abstract:** Owing to the Doppler frequency migration of the return signal of maneuvering targets and finite training samples, it is difficult to detect maneuvering targets by conventional Adaptive Matched Filter (AMF) detectors. To solve this problem, a new method is proposed. First, to minimize sample size impairments, the diagonal loading technique was adopted to decrease the degrees of freedom of the sample space. Second, the Doppler frequency migration was compensated by the estimated acceleration which was estimated by the cubic phase transform, so as to reduce the dimension of matched searching and degrade the heavy calculation load. Finally, accumulation detection was conducted. The simulation results suggest that the proposed method can efficiently detect maneuvering target in finite sample situations with simple computation and constant false alarm rate detection.

**Key words:** Maneuvering target detection; Adaptive matched filter; Cubic phase transform; Diagonal loading; Doppler frequency migration

收稿日期: 2015-09-18; 改回日期: 2015-10-25

\*通信作者: 李海 haili@cauc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61471365, 61231017, 61571442), 中央高校基本科研业务费项目(3122015B002), 中国民航大学蓝天青年学者培养经费

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61471365, 61231017, 61571442), National University's Basic Research Foundation of China (3122015B002), Foundation for Sky Young Scholars of Civil Aviation University of China

## 1 引言

空时自适应处理<sup>[1-3]</sup>(Space-Time Adaptive Processing, STAP)是机载相控阵雷达杂波抑制的有效技术, 以空时联合为框架实现目标检测的自适应处理称为空时自适应检测处理 (Space-Time Adaptive Detection, STAD)<sup>[4]</sup>, STAD同时进行杂波抑制与目标检测, 通常具有恒虚警(Constant False Alarm Rate, CFAR)特性。其中广义似然比

检测器(Generalized Likelihood Ratio, GLRT)<sup>[5]</sup>、自适应匹配滤波器(Adaptive Matched Filter, AMF)<sup>[6,7]</sup>和自适应相干估计器(Adaptive Coherence Estimation, ACE)<sup>[8]</sup>是3种著名的多通道STAD检测器, 可实现对匀速运动目标的有效检测。然而, 随着航空技术的发展, 空中目标的机动性越来越好, 即目标通常具有加速度<sup>[9]</sup>, 使得常规STAD检测器不能直接用于机动目标检测。近年来, 机动目标的检测在军事和民用领域受到了广泛关注<sup>[10-13]</sup>, 尤其在军事领域, 来袭目标往往通过机动飞行进行军事打击, 对国防体系构成严重威胁, 如何及时有效地实现对机动目标的检测和预警是未来雷达监视系统的一大挑战<sup>[11,12]</sup>。因此, 研究STAD检测器对机动目标的有效检测具有重要的意义。

本文考虑AMF对机动目标的检测问题。对于具有径向加速度的机动目标, 其回波信号具有多普勒走动<sup>[9]</sup>, 则常规AMF检测器对机动目标检测时, 需要进行包括多普勒1次项和多普勒2次项的匹配搜索, 运算复杂度高。与此同时, AMF的检测性能与用于估计杂波协方差矩阵的独立同分布(Independent and Identically Distributed, IID)训练样本数有关<sup>[7]</sup>。文献[14]指出, 为使信杂噪比损失(Signal to Clutter plus Noise Ratio Loss, SCNR Loss)<sup>[3]</sup>小于3 dB, IID训练样本数 $L$ 应大于两倍的系统维数 $N$ , 即 $L \geq 2N$ 。然而现代相控阵雷达常具有成百上千的接收阵元<sup>[15]</sup>, 系统维数通常比较高; 且机载雷达所面临的实际环境比较复杂, 杂波往往具有非均匀特性<sup>[16]</sup>; 尤其在机载非正侧视阵雷达中, 杂波具有距离依赖性<sup>[17]</sup>, 足够多的IID训练样本很难满足, 导致检测性能不佳。因此, 常规AMF检测器直接用于机动目标检测时存在运算量高以及检测性能不佳的问题, 难于实际应用。

针对上述问题, 本文提出一种基于修正AMF的机动目标检测方法, 该方法首先采用对角加载(Diagonal Loading, DL)技术<sup>[18,19]</sup>减少样本空间的自由度个数(Number of Degrees of Freedom, NDoF)<sup>[20]</sup>, 降低检测器对IID训练样本数的需求; 为了减少运算量, 文中通过3次相位变换(Cubic Phase Transform, CPT)<sup>[21]</sup>对机动目标加速度分离估计, 以加速度估计值补偿机动目标回波的多普勒走动项之后进行积累检测, 即降低了匹配搜索的维度。最后, 仿真结果验证了该方法的有效性。

## 2 问题描述

考虑阵元数为 $N_a$ 的均匀线阵, 阵元间距 $d = 0.5\lambda$ ,  $\lambda$ 为工作波长, 1个相干处理间隔(Coherent Processing Interval, CPI)内的相干脉冲数为 $N_p$ ;

待检测单元数据 $\mathbf{x}$ 为 $N_a N_p \times 1$ 空时快拍矢量, 则 $\mathbf{x}$ 可表示为:

$$\mathbf{x} = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1N_a}, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2N_a}, \dots, x_{N_p1}, x_{N_p2}, \dots, x_{N_pN_a}]^T \quad (1)$$

其中 $[\cdot]^T$ 表示转置运算。对于待测单元有无目标的检测可用如下2元检测来描述<sup>[22]</sup>:

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{x} = \mathbf{c} + \mathbf{n} \\ H_1: \mathbf{x} = \alpha \mathbf{s}(\varpi_m, \vartheta_n) + \mathbf{c} + \mathbf{n} \end{cases} \quad (2)$$

式中, 假设 $H_0$ 表示无目标,  $H_1$ 表示有目标; 其中 $\mathbf{c} + \mathbf{n}$ 服从均值为0, 协方差为 $\mathbf{R}$ 的复高斯分布,  $\mathbf{c}$ 和 $\mathbf{n}$ 分别表示杂波和噪声项;  $\alpha = |\alpha| e^{j\varphi}$ 为目标信号复幅度, 其相位 $\varphi$ 服从 $[0, 2\pi]$ 间的均匀分布; 目标归一化的空时导向矢量 $\mathbf{s}(\varpi_m, \vartheta_n)$ <sup>[3]</sup>为:

$$\mathbf{s}(\varpi_m, \vartheta_n) = \mathbf{b}(\varpi_m) \otimes \mathbf{a}(\vartheta_n) \quad (3)$$

式中,  $\otimes$ 表示Kronecker积,  $\mathbf{b}(\varpi_m)$ 和 $\mathbf{a}(\vartheta_n)$ 分别表示目标时域和空域导向矢量,  $\varpi_m$ 和 $\vartheta_n$ 分别为归一化的目标多普勒角频率和空间角频率;  $\varpi_m = 2\pi f_d / f_r$ , 其中 $f_d$ 为目标多普勒频率,  $f_r$ 为脉冲重复频率。

常规AMF检验统计量 $T_{\text{AMF}_{mn}}$ 为<sup>[6,7]</sup>:

$$T_{\text{AMF}_{mn}} = \frac{|\mathbf{s}^H(\varpi_m, \vartheta_n) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{x}|^2}{\mathbf{s}^H(\varpi_m, \vartheta_n) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{s}(\varpi_m, \vartheta_n)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_{mn} \quad (4)$$

式中,  $\mathbf{x}$ 表示待测单元数据,  $\hat{\mathbf{R}}^{-1}$ 表示协方差矩阵估计值 $\hat{\mathbf{R}}$ 的逆矩阵,  $\eta_{mn}$ 表示检测门限; 即通过将检验统计量与门限作比较, 实现目标的检测。对于以加速度 $a$ 和初速度 $v$ 径向运动的机动目标, 其多普勒频率 $f_d$ 为<sup>[9]</sup>:

$$f_d = \frac{2v}{\lambda} + \frac{2ak}{\lambda f_r}, \quad k = 1, 2, \dots, N_p \quad (5)$$

由式(5)可知, 机动目标的多普勒频率是时变的, 包括初速度引起的多普勒1次项和加速度引起的多普勒2次项, 即存在多普勒走动; 则机动目标时域导向矢量 $\mathbf{b}(\varpi_m)$ 可表示为:

$$\mathbf{b}(\varpi_m) = \left[ 1 \quad e^{j\left(2\pi \frac{2v}{\lambda f_r} + \pi \frac{2a}{\lambda f_r^2}\right)} \cdots e^{j\left(2\pi(K-1) \frac{2v}{\lambda f_r} + \pi(K-1)^2 \frac{2a}{\lambda f_r^2}\right)} \right]^T \quad (6)$$

那么, 常规AMF做机动目标检测时, 需进行包括多普勒1次项以及多普勒2次项的匹配搜索, 运算复杂度高。

与此同时, AMF的目标检测包括杂波抑制过

程, 其检测性能与用于估计杂波协方差矩阵  $\mathbf{R}$  的 IID 训练样本数有关<sup>[7]</sup>; 为使 SCNR Loss 小于 3 dB, 训练样本数  $L$  应大于两倍的系统维数<sup>[14]</sup>, 此时协方差矩阵估计值  $\hat{\mathbf{R}}$  为:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_l \mathbf{x}_l^H \quad (7)$$

式中,  $\mathbf{x}_l$  为训练样本数据,  $[\cdot]^H$  表示共轭转置运算。而实际中足够多的 IID 训练样本很难满足, 即协方差矩阵估计值  $\hat{\mathbf{R}}$  存在估计误差<sup>[23,24]</sup>, 致使 AMF 的检测性能降低。

综上所述, 常规 AMF 用于机动目标检测时需进行联合匹配搜索, 运算量高; 同时, 实际中足够的训练样本很难满足, 导致 AMF 检测性能不佳。本文考虑 AMF 对机动目标的检测问题, 分别从降低运算量以及实现小样本下机动目标检测两个方面讨论。

### 3 本文算法

针对常规 AMF 用于机动目标检测存在运算量大以及检测性能不佳的问题, 本文采用分离估计机动目标加速, 降低匹配搜索维度的方法减少运算量; 通过对角加载技术减少样本空间自由度个数, 降低检测器对训练样本数的需求, 进而实现 AMF 在小样本下的机动目标检测。以下分别从多普勒走动补偿和对角加载 AMF 检测 (DL-AMF) 两个方面展开论述。

#### 3.1 多普勒走动补偿

本文通过 CPT<sup>[21]</sup> 分离估计机动目标加速度, 然后以加速度估计值补偿多普勒走动项。设机动目标基带回波信号为  $s(k)$ , 不考虑角度信息, 则可表示为:

$$s(k) = \alpha e^{j2\pi[(k-1) \cdot \frac{2v}{\lambda f_r} + (k-1)^2 \cdot \frac{a}{\lambda f_r^2}]}, \quad k = 1, 2, \dots, N_p \quad (8)$$

其中  $\alpha$  为幅度,  $N_p$  表示一个 CPI 内的脉冲个数。对  $s(k)$  在固定点  $k_0$  处做如下双线性变换<sup>[21]</sup>:

$$\begin{aligned} g(k_0, l) &= s(k_0 + l) s(k_0 - l) \\ &= \alpha^2 \cdot e^{j2\pi[(k_0-1) \frac{4v}{\lambda f_r} + (k_0-1)^2 \frac{2a}{\lambda f_r^2}]} \cdot e^{j \frac{4\pi a}{\lambda f_r^2} l^2} \\ &= \tilde{\alpha} e^{j \frac{4\pi a}{\lambda f_r^2} l^2} \\ &= \tilde{\alpha} e^{j\omega_0 l^2} \end{aligned} \quad (9)$$

式中,  $\tilde{\alpha} = \alpha^2 e^{j2\pi[(k_0-1) \frac{4v}{\lambda f_r} + (k_0-1)^2 \frac{2a}{\lambda f_r^2}]}$ , 且在固定点  $k_0$  处为常数; 相位的二次项系数  $\omega_0$  为:

$$\omega_0 = \frac{4\pi a}{\lambda f_r^2} \quad (10)$$

式(9)表明: 经双线性变换后,  $g(k_0, l)$  在固定点  $k_0$  处的相位是关于变量  $l$  的函数, 且只有 2 次项系数  $\omega_0$ , 同时  $\omega_0$  与加速度  $a$  存在确定的线性关系; 即通过估计  $\omega_0$ , 便可实现加速度  $a$  的估计。为实现  $\omega_0$  的估计, 可通过如下 3 次相位变换函数  $CP_s(k_0, \omega)$  实现<sup>[21]</sup>:

$$\begin{aligned} CP_s(k_0, \omega) &= \sum_{l=0}^{N_p/2-1} s(k_0 + l) s(k_0 - l) e^{-j\omega l^2} \\ &= \sum_{l=0}^{N_p/2-1} \tilde{\alpha} e^{j\omega_0 l^2} e^{-j\omega l^2} \\ &= \tilde{\alpha} \sum_{l=0}^{N_p/2-1} e^{j(\omega_0 - \omega) l^2} \end{aligned} \quad (11)$$

其中,  $\omega$  表示瞬时频率。式(11)定义的 3 次相位函数可以看成由两部分组成, 其中第 1 部分为  $s(k_0 + l) s(k_0 - l)$ , 即进行双线性变换完成加速度的分离; 第 2 部分通过 2 次相位滤波器组  $\sum_{l=0}^{N_p/2-1} (\cdot) e^{-j\omega l^2}$  进行匹配滤波。由式(11)可知: 在固定点  $k_0$  (通常取采样点数中间值) 处<sup>[21]</sup>, 3 次相位变换函数  $CP_s(k_0, \omega)$  在  $\omega = \omega_0$  处取得最大值, 即可通过下式对参数  $\omega_0$  进行估计:

$$\hat{\omega}_0 = \arg \max_{\omega} |CP_s(k_0, \omega)| \quad (12)$$

那么, 由式(10)的线性关系, 机动目标加速度的估计值  $\hat{a}$  为:

$$\hat{a} = \frac{\lambda f_r^2 \hat{\omega}_0}{4\pi} \quad (13)$$

用该加速度估计值  $\hat{a}$  对目标信号进行如下多普勒走动项补偿:

$$\begin{aligned} s_c(k) &= s(k) e^{-j2\pi[(k-1)^2 \cdot \frac{\hat{a}}{\lambda f_r^2}]} \\ &= \alpha e^{j2\pi[(k-1) \cdot \frac{2v}{\lambda f_r} + (k-1)^2 \cdot \frac{a - \hat{a}}{\lambda f_r^2}]} \\ & \quad k = 1, 2, \dots, N_p \end{aligned} \quad (14)$$

式中,  $s_c(k)$  表示补偿后的回波信号。那么, 当  $\hat{a} = a$  时, 可以完全补偿多普勒走动项。

可以看出, 多普勒走动项补偿的有效与否, 直接影响 AMF 相干积累检测性能, 为了便于分析多普勒走动项补偿的有效性, 现定义如下相干积累增益 (Coherent Accumulated Gain, CAG):

$$CAG = \frac{1}{N_p} \left| \sum_{n=0}^{N_p-1} e^{j2\pi n \frac{a_0}{\lambda f_r^2}} \right| \quad (15)$$

式中,  $|\cdot|$  表示取模运算,  $N_p$  表示相干积累脉冲个

数,  $a_e = a - \hat{a}$ 表示加速度估计误差。CAG可定性分析误差 $a_e$ 对相干积累的影响; 当 $a_e = 0$ 时, CAG取最大值1, 能量得到了有效积累; 而当 $a_e$ 增大时, CAG减小, 则存在能量的积累损失, 不利于AMF积累检测。

### 3.2 DL-AMF检测

对角加载技术作为一种简单且可有效解决训练样本不足的方法, 便于工程实现。因此, 本文采用对角加载技术<sup>[18,19]</sup>减少样本空间NDoF, 从而降低检测器对IID训练样本数的需求。为说明该问题, 现对 $N \times N$ 维的协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 做如下特征分解

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^H = \sum_{n=1}^N \lambda_n \mathbf{u}_n \mathbf{u}_n^H \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$ 为 $N \times N$ 的对角矩阵, 其对角元素 $\lambda_i |_{i=1,2,\dots,N}$ 为 $\mathbf{R}$ 的特征值; 特征向量矩阵为 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \dots \ \mathbf{u}_N]$ , 其列向量 $\mathbf{u}_i |_{i=1,2,\dots,N}$ 为特征向量。那么, 最优权矢量 $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 可表示为<sup>[25]</sup>:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{\text{opt}} &= \kappa \mathbf{R}^{-1} \mathbf{s} \\ &= \tilde{\kappa} \left[ \mathbf{s} - \sum_{n=1}^N \left( \frac{\lambda_n - \lambda_{\min}}{\lambda_n} \right) (\mathbf{u}_n^H \mathbf{s}) \mathbf{u}_n \right] \end{aligned} \quad (17)$$

式中,  $\tilde{\kappa} = \kappa / \lambda_{\min}$ 为归一化系数,  $\lambda_{\min}$ 为最小特征值,  $\mathbf{s}$ 为导向矢量。对 $\mathbf{R}$ 的特征值由大到小排列, 则

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \gg \lambda_{p+1} = \dots = \lambda_N = \sigma^2 \quad (18)$$

其中,  $p$ 表示大特征值个数,  $\sigma^2$ 表示热噪声方差。理论情况下, 样本空间NDoF为 $p$ <sup>[20]</sup>; 然而当IID样本不足时, 由于存在估计误差, 使得估计值 $\hat{\mathbf{R}}$ 的小特征值之间不再相等, 则NDoF将远大于 $p$ ; 此时, 小特征值对应的特征向量对式(17)有贡献, 即系统需要更多的自适应自由度来实现波束形成; 然而, 小特征值对应的特征值向量存在严重的偏差<sup>[26]</sup>, 即不能实现有效的波束形成, 导致AMF检测性能不佳。

DL<sup>[18,19]</sup>可有效改善 $\hat{\mathbf{R}}$ 小特征值估计不准确而增加NDoF问题。设对角加载量<sup>[18]</sup>为 $\delta^2 = 10\sigma^2$ , 则加载后的协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_d$ 为:

$$\hat{\mathbf{R}}_d = \hat{\mathbf{R}} + \delta^2 \mathbf{I}_N \quad (19)$$

其中 $\mathbf{I}_N$ 为 $N \times N$ 的单位矩阵。此时 $\hat{\mathbf{R}}_d$ 的特征值为 $\{\hat{\lambda}_1 + \delta^2, \hat{\lambda}_2 + \delta^2, \dots, \hat{\lambda}_N + \delta^2\}$ , 由于加载量 $\delta^2$ 远小于杂波特征值而大于热噪声功率<sup>[18]</sup>, 即在保持有效NDoF的同时将小特征值“压缩”到 $\delta^2$ 水平, 从而

减少了NDoF, 进而降低了对训练样本的需求<sup>[27]</sup>。这里需指出的是, 雷达工作在微波阶段时, 其热噪声主要来自于接收机系统的内部噪声<sup>[28]</sup>, 而该内部噪声功率可以事先测量<sup>[29]</sup>; 不失一般性, 本文假设热噪声功率已知。

经上述对角加载后, DL-AMF的检验统计量 $T_{\text{DL-AMF}_{mn}}$ 为:

$$T_{\text{DL-AMF}_{mn}} = \frac{|\mathbf{s}^H(\varpi_m, \vartheta_n) \hat{\mathbf{R}}_d^{-1} \mathbf{x}|^2}{\mathbf{s}^H(\varpi_m, \vartheta_n) \hat{\mathbf{R}}_d^{-1} \mathbf{s}(\varpi_m, \vartheta_n)} \quad (20)$$

DL-AMF的精确统计分布比较复杂, 得到解析解比较困难, 文献[30]推导了DL-AMF的渐进统计分布, 记 $T_{\text{DL-AMF}_{mn}}^a$ 为 $T_{\text{DL-AMF}_{mn}}$ 的近似表示<sup>[30]</sup>, 则

$$T_{\text{DL-AMF}_{mn}}^a = \frac{|\mathbf{s}^H(\varpi_m, \vartheta_n) \mathbf{P} \mathbf{x}|^2}{\mathbf{s}^H(\varpi_m, \vartheta_n) \mathbf{P} \mathbf{s}(\varpi_m, \vartheta_n)} \quad (21)$$

其中 $\mathbf{P}$ 为杂波子空间正交补空间的投影矩阵。此时, 在 $H_0$ 假设下 $T_{\text{DL-AMF}_{mn}}^a$ 服从自由度为1的中心复卡方分布, 即 $T_{\text{DL-AMF}_{mn}}^a \sim C\chi_1^2$ ; 在 $H_1$ 假设下,  $T_{\text{DL-AMF}_{mn}}^a$ 服从自由度为1, 非中心参数为 $\rho$ 的复卡方分布, 即 $T_{\text{DL-AMF}_{mn}}^a \sim C\chi_1^2(\rho)$ , 其中 $\rho$ 为渐进输出SCNR。则对应虚警概率 $P_{\text{FA}}$ 的门限 $\eta_{\text{DL-AMF}_{mn}}$ 为:

$$\eta_{\text{DL-AMF}_{mn}} = -\ln(P_{\text{FA}}) \quad (22)$$

实际中, 目标的多普勒和方位信息是未知的, 即雷达需在离散的多普勒-角度通道进行检测, 当所有通道的检验统计量大于门限时, 检测到目标<sup>[31]</sup>。则该多普勒-角度多通道检验统计量 $r$ 可表示为:

$$\begin{aligned} r &= \max_{m,n} \{ T_{\text{DL-AMF}_{mn}} \} \\ &= \max_{m,n} \left\{ \frac{|\mathbf{s}^H(\varpi_m, \vartheta_n) \hat{\mathbf{R}}_d^{-1} \mathbf{x}|^2}{\mathbf{s}^H(\varpi_m, \vartheta_n) \hat{\mathbf{R}}_d^{-1} \mathbf{s}(\varpi_m, \vartheta_n)} \right\} \begin{matrix} H_1 \\ \geq \\ H_0 \end{matrix} \eta_t \end{aligned} \quad (23)$$

其中 $\eta_t$ 为总门限。这里每一多普勒-角度通道相互独立, 则虚警概率 $P_{\text{FA}}$ 为:

$$\begin{aligned} P_{\text{FA}} &= \Pr \left\{ \max_{\substack{1 \leq m \leq M \\ 1 \leq n \leq N}} (T_{\text{DL-AMF}_{mn}}^a) > \eta_t \mid H_0 \right\} \\ &= 1 - \Pr \left\{ T_{\text{DL-AMF}_{11}}^a \leq \eta_t, T_{\text{DL-AMF}_{12}}^a \leq \eta_t, \dots, T_{\text{DL-AMF}_{MN}}^a \leq \eta_t \mid H_0 \right\} \\ &= 1 - \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M \Pr \left\{ T_{\text{DL-AMF}_{mn}}^a \leq \eta_t \mid H_0 \right\} \\ &= 1 - (1 - e^{-\eta_t})^{MN} \end{aligned} \quad (24)$$

那么, 总门限 $\eta_t$ 为:

$$\eta_t = -\ln[1 - (1 - P_{FA})^{1/MN}] \quad (25)$$

式中 $M$ 和 $N$ 分别表示多普勒和角度通道个数。

### 3.3 算法流程图

本文所提算法流程如图1所示, 具体步骤包括:

步骤1 利用参考单元样本数据估计杂波协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ , 并对 $\hat{\mathbf{R}}$ 进行对角加载处理, 得对角加载协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_d$ ;

步骤2 对待测单元数据进行杂波抑制<sup>[3]</sup>, 并通过CPT分离估计机动目标加速度 $\hat{a}$ ;

步骤3 用加速度估计值 $\hat{a}$ 对杂波抑制后的数据进行多普勒走动项补偿;

步骤4 对多普勒走动项补偿后的数据进行DL-AMF检测。

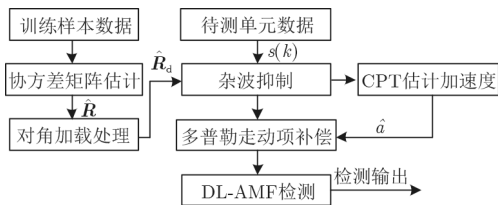


图1 算法流程图

Fig. 1 Flow diagram of algorithm

## 4 仿真分析

为验证本文所提方法的有效性, 以下分别从加速度估计、多普勒走动补偿以及目标检测几个方面进行仿真分析。

### 4.1 加速度估计和多普勒走动补偿仿真与分析

本节仿真参数如表1所示。

仿真中加速度估计的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)定义为:

表1 系统与仿真参数

Tab. 1 Parameters of system and simulation

仿真参数	参数值
阵元数	1×6
脉冲数	32
工作波长(m)	0.32
阵元间距(m)	0.16
载机高度(km)	6
载机速度(m/s)	120
杂噪比(dB)	60
脉冲重复频率(Hz)	1500
对角加载量(dB)	10
目标加速度(m/s <sup>2</sup> )	90.2
蒙特卡洛仿真次数	10000

$$\text{RMSE}_a = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{a}_i - a)^2} \quad (26)$$

式中 $\hat{a}$ 为估计值,  $a$ 为真实值,  $M$ 为蒙特卡罗实验次数。

不同信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)下,  $\text{RMSE}_a$ 随样本数的变化情况如图2所示。可以看出:  $\text{RMSE}_a$ 随样本数的增加而减小, 当样本数大于2倍杂波大特征值个数时,  $\text{RMSE}_a$ 趋于稳定, 说明加速度的估计相对于样本个数具有稳健性; 同时, 在确定样本数的情况下, 当SNR增大时,  $\text{RMSE}_a$ 减小, 说明加速度估计性能随SNR增大而得到改善, 即加速度估计性能随SNR具有收敛性。

图3为CAG随加速度估计误差 $a_e$ 的变化曲线, 同时图中比较了在训练样本数为2倍杂波大特征值个数时, SNR = 10 dB和SNR = 14 dB对应的CAG。可以看出: CAG随 $a_e$ 的增大而减小; 由于大SNR时加速度估计误差小(如图2所示), 所以相比于SNR = 10 dB, 在SNR = 14 dB时的CAG高, 说明补偿多普勒走动的有效性随SNR的增大而得到改善, 即补偿性能随SNR的增大而具有收敛性; 与

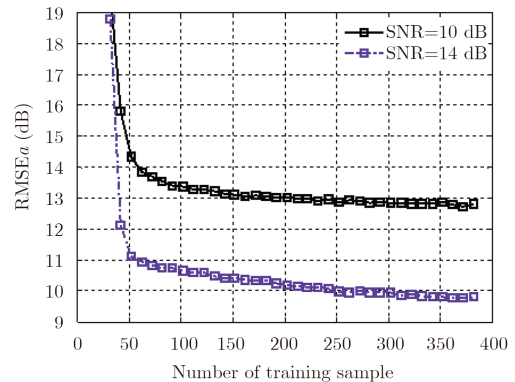


图2  $\text{RMSE}_a$ 随样本数变化曲线

Fig. 2  $\text{RMSE}_a$  versus number of training sample

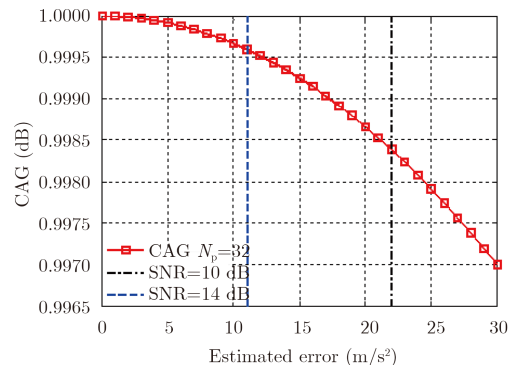


图3 CAG随加速度估计误差变化曲线

Fig. 3 CAG versus estimated error of acceleration

此同时，在SNR为10 dB时，CAG约为0.9984，说明多普勒走动得到了有效补偿。

### 4.2 检测性能仿真与分析

本部分仿真参数如表2所示，其中系统参数与表1一致。

图4中比较了样本数 $L = 2p$  ( $p$ 为杂波大特征值个数)时本文方法与样本数 $L = 2N$  ( $N = N_a N_p$ 为系统维数)时常规AMF的检测性能。可以看出，两种方法的检测性能相当；说明与常规AMF相比，在检测性能相当时本文方法所需的训练样本数少。

为了进一步比较本文方法与常规AMF所需样本数的比较，图5给出了SCNR Loss随样本数的变换曲线。可以看出在SCNR Loss为-3 dB时，相比于常规AMF，本文方法所需训练样本数少，这是因为本文采用了DL技术，减少了样本空间NDof，进而降低了对训练样本数的需求。这里需指出的是，在训练样本数小于系统维数时 ( $L < N$ )，协方差矩阵估计值 $\hat{R}$ 为奇异矩阵，故图5中没有给出 $L < N$ 时常规AMF SCNR Loss变化曲线。

图6为训练样本数分别是 $L = N$ ， $L = 1.2N$ ， $L = 1.5N$ 及 $L = 2N$ 时本文方法与 $L = 4N$ 时常规AMF检测结果。可以看出，在 $L = N$ ， $L = 1.2N$ ，

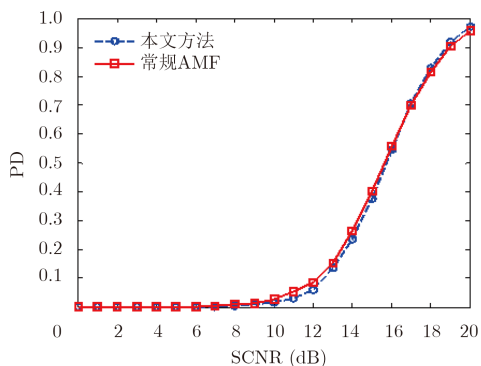


图4  $L=2p$ 和 $L=2N$ 时检测性能比较  
Fig. 4 PD comparison when  $L=2p$  and  $L=2N$

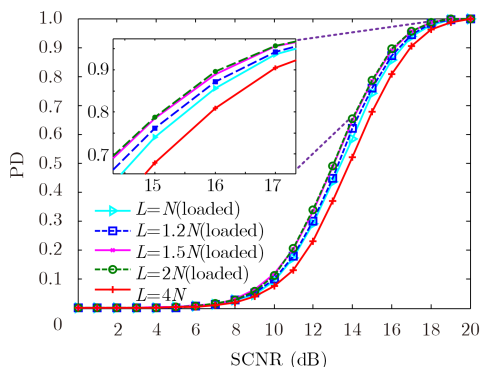


图6 不同样本数时检测性能比较  
Fig. 6 PD comparison under different number of training sample

表2 仿真参数

Tab. 2 Parameters of simulation

仿真参数	参数值
目标空间频率	0.1
目标加速度(m/s <sup>2</sup> )	500.2
目标多普勒频率	0.4
虚警概率 $P_{FA}$	$10^{-4}$
蒙特卡洛门限仿真次数	$100/P_{FA}$
检测概率蒙特卡洛仿真次数	10000

$L = 1.5N$ 及 $L = 2N$ 时本文方法检测性能相当，具有稳健性；且略高于样本数为 $4N$ 时常规AMF检测性能，说明了本文方法的有效性。

图7为训练样本数 $L = 2p$ 时，本文方法检测门限随杂噪比(Clutter to Noise Ratio, CNR)变化曲线。图中检测门限起伏微弱，即本文方法具有CFAR特性。

### 4.3 计算量比较

本部分记1次复乘为1次运算，表3中比较了本文方法与常规AMF方法的运算量。表中 $a_{rg}$ 和 $v_{rg}$ 分别表示加速度和速度搜索区间， $\Delta a$ 和 $\Delta v$ 分别为加

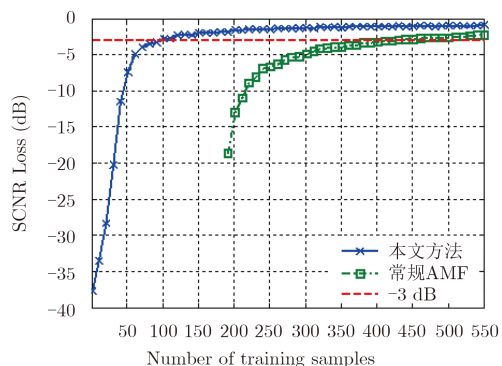


图5 信杂噪比损失比较  
Fig. 5 Comparison of SCNR loss

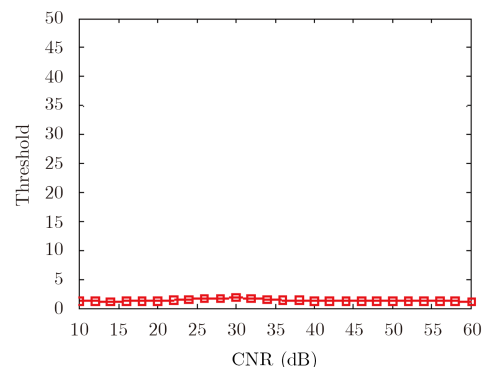


图7 检测门限随CNR变化曲线  
Fig. 7 Thresholds of the detector versus CNR

表 3 运算量比较  
Tab. 3 Comparison of calculation

算法	计算复杂度	实例运算量
本文方法	$O\left(\frac{v_{rg}}{\Delta v} \left[ (N_a N_p)^3 + L_D (N_a N_p)^2 + \frac{N_p}{2} \left( \frac{a_{rg}}{\Delta a} + 1 \right) + N_p + 2 \left( (N_a N_p)^2 + (N_a N_p) \right) + 1 \right] \right)$	$1.99 \times 10^8$
常规AMF	$O\left(\frac{v_{rg}}{\Delta v} \cdot \frac{a_{rg}}{\Delta a} \left[ (N_a N_p)^3 + L (N_a N_p)^2 + 2 \left( (N_a N_p)^2 + (N_a N_p) \right) + 1 \right] \right)$	$8.52 \times 10^9$

速度和速度搜索步长； $L = 2N_a N_p$ 表示常规AMF方法所需训练样本个数， $L_D = 2p$ 为本文方法所需样本数，其中 $p$ 表示杂波大特征值个数；实例运算量是指在表2仿真参数下的运算量。

由表3可以看出，本文方法的运算量低于常规AMF方法的运算量。

## 5 结论

本文提出一种基于修正自适应匹配滤波器的机动目标检测方法，该方法通过对角加载技术降低检测器对训练样本数的需求；以CPT分离估计机动目标加速度，并以估计值补偿目标信号的多普勒走动项，降低了联合匹配搜索维度；该方法加速度估计性能具有稳健性，可实现多普勒走动的有效补偿，进而可实现有效的积累检测。实验结果表明，本文方法计算量低，可实现在小样本下机动目标的有效检测，且具有CFAR特性。

## 参 考 文 献

- [1] Klemm R. Principles of Space-time Adaptive Processing[M]. London: The Institution of Electrical Engineers, 2002: 87-100.
- [2] Melvin W L. A STAP overview[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2004, 19(1): 19-35.
- [3] Ward J. Space-time adaptive processing for airborne radar[R]. Technical Report 1015, MIT Lincoln Laboratory, 1994: 1-79.
- [4] 王永良, 刘维建, 谢文冲, 等. 机载雷达空时自适应检测方法研究进展[J]. *雷达学报*, 2014, 3(2): 201-207.  
Wang Y L, Liu W J, Xie W C, et al. Research progress of space-time adaptive detection for airborne radar[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(2): 201-207.
- [5] Kelly E J. An adaptive detection algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1986, 22(1): 115-127.
- [6] Chen W S and Reed I S. A new CFAR detection test for radar[J]. *Digital Signal Processing*, 1991, 1(4): 198-214.
- [7] Robey F C, Fuhrmann D R, Kelly E J, et al. A CFAR adaptive matched filter detector[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1992, 28(1): 208-216.
- [8] Kraut S and Scharf L L. The CFAR adaptive subspace detector is a scale-invariant GLRT[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(9): 2538-2541.
- [9] Li X L, Cui G L, Yi W, et al. Coherent integration for maneuvering target detection based on Radon-Lv's distribution[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(9): 1467-1471.
- [10] Ru J F, Jilkov V P, Li X R, et al. Detection of target maneuver onset[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(2): 536-554.
- [11] Zhu S Q, Liao G S, Yang D, et al. A new method for radar high-speed maneuvering weak target detection and imaging[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(7): 1175-1179.
- [12] Chen X L, Huang Y, Liu N B, et al. Radon-fractional ambiguity function-based detection method of low-observable maneuvering target[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(2): 815-833.
- [13] Winters D W. Target motion and high range resolution profile generation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(3): 2140-2153.
- [14] Reed I S, Mallett J D, and Brennan L E. Rapid convergence rate in adaptive arrays[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1974, 10(6): 853-863.
- [15] Guvensen G M, Candan C, Orguner U, et al. On generalized eigenvector space for target detection in reduced dimensions[C]. Proceedings of the IEEE International Radar Conference, Arlington VA, USA, 2015: 1316-1321.
- [16] Melvin W L. Space-time adaptive radar performance in heterogeneous clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(2): 621-633.
- [17] 同亚龙, 王彤, 文才, 等. 一种稳健的机载非正侧视阵雷达杂波抑制方法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(5): 1044-1050.  
Tong Y L, Wang T, Wen C, et al. A robust clutter suppression method for airborne non-sidelooking radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(5): 1044-1050.
- [18] Carlson B D. Covariance matrix estimation errors and diagonal loading in adaptive arrays[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1988, 24(4): 397-401.
- [19] Guerci J R and Bergin J S. Principal components, covariance matrix tapers, and the subspace leakage problem[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and*

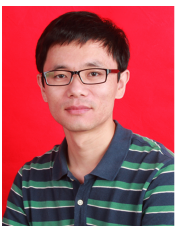
- Electronic Systems*, 2002, 38(1): 152–162.
- [20] Wu Y, Tang J, and Peng Y N. On the essence of knowledge-aided clutter covariance estimate and its convergence[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(1): 569–585.
- [21] O’shea P. A fast algorithm for estimating the parameters of a quadratic FM signal[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(2): 385–393.
- [22] Reed I S, Gau Y L, and Truong T K. CFAR detection and estimation for STAP radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, 34(3): 722–735.
- [23] Mestre X. Improved estimation of eigenvalues and eigenvectors of covariance matrices using their sample estimations[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2008, 54(11): 5113–5129.
- [24] Wang Y L, Liu W J, Xie W C, et al. Reduced-rank space-time adaptive detection for airborne radar[J]. *Science China Information Sciences*, 2014, 57: 082310.
- [25] Guerci J R. Space-time Adaptive Processing for Radar[M]. London: Artech House, 2003: 51–72.
- [26] Benaych Georges F and Nadakuditi R R. The eigenvalues and eigenvectors of finite, low rank perturbations of large random matrices[J]. *Advances in Mathematics*, 2011, 227(1): 494–521.
- [27] Hiemstra J D. Robust implementations of the multistage wiener filter[D]. [Ph.D. dissertation], Virginia Polytechnic Institute and State University, 2003.
- [28] Skolnik M I. Radar Handbook[M]. New York: McGraw-Hill, 1990.
- [29] Gerlach K and Picciolo M L. Airborne/spacebased radar STAP using a structured covariance matrix[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(1): 269–281.
- [30] 刘维建, 谢文冲, 王永良. 基于对角加载的自适应匹配滤波器和自适应相干估计器[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(3): 463–468.  
Liu W J, Xie W C, and Wang Y L. AMF and ACE detectors based on diagonal loading[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(3): 463–468.
- [31] Gau Y L. CFAR detection algorithm for STAP airborne radar[D]. [Ph.D. dissertation], University of Southern California, 1996.

## 作者简介



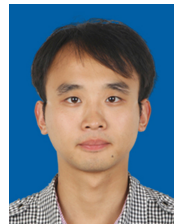
李海(1976–), 男, 天津人, 现为中国民航大学副教授, 研究方向为空时自适应信号处理、机载气象雷达信号处理等。

E-mail: haili@cauc.edu.cn



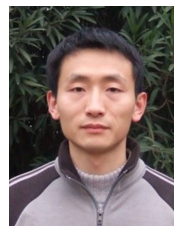
刘新龙(1984–), 男, 甘肃张掖人, 现为中国民航大学硕士研究生, 研究方向为空时自适应信号处理、动目标检测。

E-mail: xinl\_liu@qq.com



周盟(1988–), 男, 四川广汉人, 现为中国民航大学硕士研究生, 研究方向为空时自适应信号处理、动目标检测、机载气象雷达信号处理。

E-mail: bard\_belief@hotmail.com



刘维建(1982–), 男, 山东莱芜人, 现为空军预警学院黄陂士官学校助教, 主要研究方向为雷达信号处理、多通道信号检测、阵列信号处理和统计信号处理。

E-mail: liuvjian@163.com