

# 基于随机矩阵理论和最小描述长度的机载前视阵雷达杂波自由度估计

李海\* 刘新龙 蒋婷 吴仁彪

(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)

**摘要:** 有限训练样本时, 总体协方差矩阵特征谱的严重扩展使得机载前视阵雷达杂波自由度估计困难。该文提出一种前视阵杂波自由度估计方法, 该方法利用随机矩阵理论(Random Matrix Theory, RMT)中特征值统计分布特性建立参数化的概率模型, 结合最小描述长度(Minimum Description Length, MDL)准则关于信源检测的思想估计杂波自由度。该方法能够在有限训练样下实现杂波自由度的有效估计, 仿真结果验证了方法的有效性。

**关键词:** 前视阵雷达; 杂波自由度; 随机矩阵理论; 最小描述长度; 协方差矩阵

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2016)12-3224-06

DOI: 10.11999/JEIT160132

## Estimation of Clutter Degrees of Freedom in Airborne Forward-looking Radar via Random Matrix Theory and Minimum Description Length Criteria

LI Hai LIU Xinlong JIANG Ting WU Renbiao

(Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** Owing to the heavy spread of eigenspectrum of the population covariance matrix under finite training samples condition, it is a challenge to estimate the clutter Degrees of Freedom (DoF) in airborne forward-looking radar. In this work, a method for estimation the clutter's DoF is proposed. In order to estimate the clutter's DoF, an idea from sources detection by Minimum Description Length (MDL) criterion is borrowed, and the parametric probability model is formed based on the eigenvalue's statistical distribution properties from Random Matrix Theory (RMT). The proposed method is effective to estimate the clutter's DoF under finite training samples condition, and the simulation results verify the efficiency of the proposed method.

**Key words:** Forward-looking radar; Clutter Degrees of Freedom (CoF); Random Matrix Theory (RMT); Minimum Description Length (MDL); Covariance matrix

### 1 引言

空时自适应信号处理(Space-Time Adaptive Processing, STAP)<sup>[1,2]</sup>是现代预警雷达的核心技术, 其联合空时域进行杂波抑制, 是进行有效动目标检测的前提。杂波自由度(即杂波协方差矩阵大特征值个数)是反映杂波特征的重要参数, 是设计 STAP 降维算法以及确定训练样本数的理论依据<sup>[3]</sup>。国内外学者针对杂波自由度进行了广泛的研究, 其中

Brennan 准则<sup>[1,4]</sup>是杂波自由度估计的主要依据, 但该准则仅适用于理想的机载正侧视阵雷达系统; 对于机载前视阵雷达系统尚没有确切的理论估计准则。

实际应用中, 可通过估计杂波协方差矩阵的特征谱进行杂波自由度估计; 其中, 基于主分量分析(PCA)的低秩逼近方法<sup>[5]</sup>是典型的估计方法。但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>[3]</sup>。尤其在机载前视阵雷达中, 杂波具有距离依赖性<sup>[6]</sup>, 因此, 很难获得足够多独立同分布(Independent and Identically Distributed, IID)的训练样本。当训练样本数不足时, 特征谱存在严重扩展, 即特征谱中无明显的拐点, 使得该类方法估计杂波自由度变得困难。

近年来, 随机矩阵理论<sup>[7,8]</sup>(Random Matrix Theory, RMT)得到了国内外学者的广泛关注, 该理论研究随机矩阵的经验谱分布特性, 现已被广泛用

收稿日期: 2016-01-29; 改回日期: 2016-06-23; 网络出版: 2016-09-08

\*通信作者: 李海 haili@cauc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61471365, 61571442, 61231017); 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, 61571442, 61231017), The National University's Basic Research Foundation of China (3122015B002), The Foundation for Sky Young Scholars of Civil Aviation University of China

于研究 MIMO 系统<sup>[9]</sup>、非参数化信源检测<sup>[10]</sup>、子空间估计<sup>[11]</sup>、频谱感知<sup>[12]</sup>等领域。本文结合信息理论准则<sup>[13]</sup>的信源检测思想,利用 RMT 中估计协方差矩阵特征值的统计分布特性建立参数化的概率模型,通过最小描述长度(Minimum Description Length, MDL)准则<sup>[14,15]</sup>估计杂波自由度。最后,将所提方法与特征对消空时自适应处理(Eigen-Canceler Space-Time Adaptive Processing, EC-STAP)<sup>[16]</sup>相结合进行了仿真实验,仿真结果验证了方法的有效性。

## 2 数据模型及随机矩阵理论

### 2.1 数据模型

机载前视阵雷达几何模型如图 1 所示,这里以均匀线阵为例。其中,  $H$  为载机高度,  $v$  表示载机速度;  $P$  是斜距为  $R$  上的杂波散射点,其方位角为  $\theta$ , 俯仰角为  $\varphi$ 。

对于阵元数为  $N$ , 阵元间距  $d = 0.5\lambda$  ( $\lambda$  为工作波长), 一个相干处理间隔(Coherent Processing Interval, CPI)内的脉冲数为  $K$  的雷达系统, 则第  $l$  个距离单元的回波数据  $\mathbf{x}_l$  可表示为<sup>[1]</sup>

$$\mathbf{x}_l = \mathbf{x}_c + \mathbf{x}_n \quad (1)$$

式中, 热噪声分量  $\mathbf{x}_n \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I})$ ,  $\mathcal{CN}(\cdot)$  表示复高斯分布,  $\sigma_n^2$  为热噪声功率,  $\mathbf{I}$  为单位矩阵; 杂波分量  $\mathbf{x}_c$  可由  $M$  个散射点的空时响应叠加来表示<sup>[1]</sup>。

$$\mathbf{x}_c = \sum_{q=1}^M \gamma_q \mathbf{s}_q \quad (2)$$

式中,  $\gamma_q$  表示第  $q$  个杂波块的复幅度,  $\mathbf{s}_q$  为对应的空时导向矢量<sup>[1]</sup>, 可表示为

$$\mathbf{s}_q(\omega_q, \vartheta_q) = \mathbf{b}(\omega_q) \otimes \mathbf{a}(\vartheta_q) \quad (3)$$

其中,  $\otimes$  为 Kronecker 积,  $\mathbf{b}(\omega_q) = [1, e^{j\omega_q}, \dots, e^{j(K-1)\omega_q}]^T$ ,  $\mathbf{a}(\vartheta_q) = [1, e^{j\vartheta_q}, \dots, e^{j(N-1)\vartheta_q}]^T$ 。  $\omega_q$  和  $\vartheta_q$  分别为时间和空间角频率, 可表示为

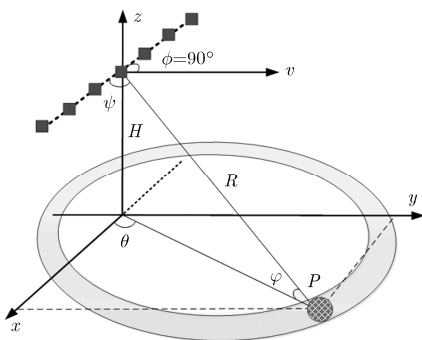


图 1 机载前视阵雷达几何模型

$$\left. \begin{aligned} \omega_q &= \frac{4\pi v}{\lambda f_r} \cos \theta_q \cos \varphi_q \\ \vartheta_q &= \frac{2\pi d}{\lambda} \sin \theta_q \cos \varphi_q \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中,  $\theta_q$  和  $\varphi_q$  分别表示第  $q$  个散射点的方位角和俯仰角。

总体协方差矩阵  $\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}_l \mathbf{x}_l^H\}$ , 其中  $E\{\cdot\}$  表示期望运算。对  $\mathbf{R}$  做如式(5)的特征分解

$$\mathbf{R} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^H = \sum_{i=1}^{NK} \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{NK})$  为特征值  $\lambda_i |_{i=1,2,\dots,NK}$  构成的对角矩阵,  $\mathbf{U} = (\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_{NK})$  为对应的特征向量矩阵。将特征值由大到小排列:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_k \gg \lambda_{k+1} = \dots \lambda_{NK} = \sigma_n^2 \quad (6)$$

则  $k$  表示杂波自由度, 即大特征值个数。那么,  $\mathbf{U}$  的前  $k$  列构成杂波子空间的正交基矩阵  $\mathbf{Q}$ :

$$\mathbf{Q} = (\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k) \quad (7)$$

则 EC-STAP 权矢量  $\mathbf{w}_{\text{EC}}$  为<sup>[16]</sup>

$$\mathbf{w}_{\text{EC}} = (\mathbf{I} - \mathbf{Q} \mathbf{Q}^H) \mathbf{s}_t \quad (8)$$

式中,  $\mathbf{I}$  为单位矩阵,  $\mathbf{s}_t$  为目标导向矢量。

实际中, 协方差矩阵  $\mathbf{R}$  是未知的, 需通过待测单元临近的 IID 训练样本进行估计。记训练样本数据矩阵为  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m)$ , 则协方差矩阵估计值  $\hat{\mathbf{R}}$  为<sup>[1]</sup>

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{m} \mathbf{X} \mathbf{X}^H \quad (9)$$

其中,  $m$  表示样本数。当样本数有限时,  $\hat{\mathbf{R}}$  的特征谱存在严重的扩展, 此时估计杂波自由度比较困难。

### 2.2 随机矩阵理论

对于维数为  $n \times m$  的矩阵  $\mathbf{A}$ , 其元素服从某种概率分布, 则称  $\mathbf{A}$  为随机矩阵; 当  $n \rightarrow \infty$ ,  $m \rightarrow \infty$  时, 称  $\mathbf{A}$  为大维随机矩阵<sup>[7]</sup>。随机矩阵理论主要研究大维随机矩阵的特征值和特征向量的性质。近年来, 该理论得到了快速发展, 以下给出随机矩阵理论的相关定义及定理。

**定义 1** 对于任意  $n \times n$  的 Hermite 矩阵  $\mathbf{A}_n$ , 其经验谱分布(Empirical Spectral Distribution, ESD)函数  $F^{\mathbf{A}_n}(x)$  定义为<sup>[7]</sup>

$$F^{\mathbf{A}_n}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1\{\lambda_i(\mathbf{A}_n) \leq x\} \quad (10)$$

其中,  $\lambda_i(\mathbf{A}_n)$  表示  $\mathbf{A}_n$  的特征值,  $1\{\cdot\}$  为示性函数<sup>[7]</sup>。ESD 的极限分布称为极限谱分布(Limiting Spectral Distribution, LSD)。

根据上述谱分布定义, RMT 研究了估计协方差矩阵  $\hat{\mathbf{R}}$  的特征谱分布特性。当训练样本仅为热噪

声时,  $\hat{\mathbf{R}}$  的特征谱分布收敛于 Marčenko-Pastur 律<sup>[17]</sup>, 该定律给出了  $\hat{\mathbf{R}}$  的最大、最小特征值的收敛值。Marčenko-Pastur 律的支撑区间为  $[\sigma^2(1-\sqrt{c})^2, \sigma^2(1+\sqrt{c})^2]$ , 即  $\hat{\mathbf{R}}$  的最大、最小特征值收敛于  $a_{\pm} = \sigma^2(1 \pm \sqrt{c})^2$ ; 其中,  $\sigma^2$  为噪声功率,  $c$  为系统维数与样本数之比。

图2为  $\sigma^2 = 1$ ,  $c$  取不同值时 Marčenko-Pastur 的概率密度示意图。可以看出,  $c$  增大时, 即对于给定的系统维度, 样本数减少时, 对应的支撑区间增大。也就是说, 噪声特征谱存在明显的扩展, 使得杂波自由度估计困难。

除上述统计分布特性外, 对  $\hat{\mathbf{R}}$  的特征值构成的检验统计量中心化和尺度化处理服从高斯分布, 该特性由定理1给出<sup>[18]</sup>。

**定理1** 对于  $n \times m$  数据矩阵  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m)$ , 其列向量满足独立同分布, 且  $\mathbf{x}_i \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ ; 当  $m \rightarrow \infty, n \rightarrow \infty, n/m \rightarrow c \in (0, \infty)$  时, 则由  $\hat{\mathbf{R}}$  的特征值  $\hat{\lambda}_i |_{i=1,2,\dots,n}$  构成的检验统计量

$$q_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{\lambda}_i^2 \left/ \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{\lambda}_i \right)^2 \right., \text{ 满足式(11)分布。}$$

$$n[q_n - (1+c)] \xrightarrow{D} \mathcal{N}(0, 2c^2) \quad (11)$$

式中,  $\mathcal{N}(\cdot)$  表示高斯分布。定理1说明, 对检验统计量  $q_n$  中心化和尺度化处理, 服从高斯概率模型。

### 3 杂波自由度估计

杂波自由度可由总体协方差矩阵大特征值个数估计, 该大特征值定义为大于热噪声功率的特征值。然而当样本数有限时, 由 Marčenko-Pastur 律可知, 估计协方差矩阵特征谱存在严重扩展; 即噪声对应的特征值围绕噪声功率存在起伏, 部分将大于噪声功率而被认为是大特征值, 导致杂波自由度估计不准确。

由第2节可知, 杂波数据是由多个散射体回波的叠加, 即可将其建模为一种分布式干扰源<sup>[1]</sup>, 而杂波自由度表征了其干扰源的个数。由于训练样本的回波数据除杂波外还包括热噪声, 故杂波自由度的估计相当于是热噪声背景中的信源检测。文中以

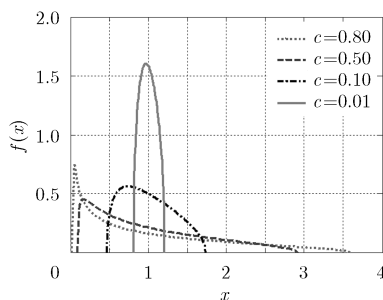


图2 Marčenko-Pastur 概率密度示意图

RMT 中估计协方差矩阵特征值的统计分布特性建立参数化的概率模型, 结合信源检测的思想, 利用 MDL 准则<sup>[14,15]</sup>估计杂波自由度。以下分别从构造检验统计量和代价函数两个方面对本文方法进行讨论。

#### 3.1 构造检验统计量

记由训练样本构成的数据矩阵为  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m)$ , 当杂波自由度为  $k$ , 对  $\hat{\mathbf{R}}$  做特征分解得对应的特征值为

$$\hat{\lambda}_1 \geq \hat{\lambda}_2 \geq \dots \geq \hat{\lambda}_k \geq \hat{\lambda}_{k+1} \geq \dots \geq \hat{\lambda}_n \quad (12)$$

由定理1可知, 对噪声特征值构成的检验统计量  $q_n$  进行中心化和尺度化处理服从高斯分布:  $n[q_n - (1+c)] \xrightarrow{D} \mathcal{N}(0, 2c^2)$ 。那么, 构造如式(13)检验统计量  $t(k)$ :

$$t_c(k) = n \left[ \frac{\frac{1}{n-k} \sum_{i=k+1}^n \hat{\lambda}_i^2}{\left( \frac{1}{n-k} \sum_{i=k+1}^n \hat{\lambda}_i \right)^2} - (1+c) \right] \quad (13)$$

则  $t_c(k) \xrightarrow{D} \mathcal{N}(0, 2c^2)$ 。对于实际中给定系统维度  $n$  和训练样本数  $m$  情况时, 文献[19]指出可用  $c_p = n/m$  代替极限  $c = \lim_{m \rightarrow \infty} (n/m)$ 。将  $c_p$  代入式(13)后的检验统计量为  $t_{c_p}(k)$ , 则  $t_{c_p}(k)$  的概率密度函数  $f(t_{c_p}(k) | \hat{\boldsymbol{\theta}})$  可表示为

$$f(t_{c_p}(k) | \hat{\boldsymbol{\theta}}) \approx \frac{1}{\sqrt{4\pi c_p^2}} \exp \left[ -\frac{(t_{c_p}(k))^2}{4c_p^2} \right] \quad (14)$$

其中,  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$  为参数矢量  $\boldsymbol{\theta} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k, \sigma^2]^T$  的最大似然估计, 此时  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$  可表示为<sup>[13]</sup>

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \left[ \hat{\lambda}_1, \hat{\lambda}_2, \dots, \hat{\lambda}_k, \frac{1}{n-k} \sum_{i=k+1}^n \hat{\lambda}_i \right]^T \quad (15)$$

可以看出, 给定  $c_p$  后, 概率模型  $f(t_{c_p}(k) | \hat{\boldsymbol{\theta}})$  由参数矢量  $\hat{\boldsymbol{\theta}}$  确定。

#### 3.2 构造代价函数

在构造上述检验统计量后, 由 MDL 准则可知, 对数据  $\mathbf{X}$  的描述长度  $L(\mathbf{X} | \hat{\boldsymbol{\theta}})$  为<sup>[14]</sup>

$$L(\mathbf{X} | \hat{\boldsymbol{\theta}}) = -\ln f(t_{c_p}(k) | \hat{\boldsymbol{\theta}}) + \frac{1}{2}(k+1) \ln m \quad (16)$$

其中,  $-\ln f(t_{c_p}(k) | \hat{\boldsymbol{\theta}})$  表示统计描述长度,  $(1/2) \cdot (k+1) \ln m$  为未知参数  $m$  和  $k$  的描述长度<sup>[16]</sup>。MDL 通过确定最小的描述长度  $L(\mathbf{X} | \hat{\boldsymbol{\theta}})$  实现信源数的估计。本文通过信源检测的思想估计杂波自由度, 故以式(16)为代价函数。那么, 杂波自由度估计值  $\hat{k}$  为

$$\begin{aligned} \hat{k} &= \arg \min_k \{L(\mathbf{X}|\hat{\boldsymbol{\theta}})\} \\ &= \arg \min_k \left\{ -\ln f(t_{c_p}(k)|\hat{\boldsymbol{\theta}}) + \frac{1}{2}(k+1)\ln m \right\} \\ &= \arg \min_k \left\{ \frac{(t_{c_p}(k))^2}{4c_p^2} + \frac{1}{2}\ln(4\pi c_p^2) + \frac{1}{2}(k+1)\ln m \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

其中， $0 \leq k < \min(n, m)$ 。由于式 (17) 中  $(1/2)\ln(4\pi c_p^2)$  为常数项，不影响估计结果，故可将其忽略，则化简后杂波自由度估计值  $\hat{k}$  为

$$\begin{aligned} \hat{k} &= \arg \min_{0 \leq k < \min(n, m)} \left\{ \frac{(t_{c_p}(k))^2}{4c_p^2} + \frac{1}{2}(k+1)\ln m \right\} \\ &= \arg \min_{0 \leq k < \min(n, m)} \left\{ \frac{1}{4c_p^2} \left[ \frac{(n-k) \sum_{i=k+1}^n \hat{\lambda}_i^2}{\left( \sum_{i=k+1}^n \hat{\lambda}_i \right)^2} - (1+c_p) \right]^2 + \frac{1}{2}(k+1)\ln m \right\} \end{aligned} \quad (18)$$

式中， $c_p = n/m$ ， $n$  和  $m$  分别表示系统自由度和训练样本数， $\hat{\lambda}_i$  为  $\hat{\mathbf{R}}$  的特征值。

### 4 仿真实验

本节将所提方法与特征对消空时自适应处理 (EC-STAP)<sup>[16]</sup> 相结合进行了仿真实验，分别从杂波自由度估计、改善因子 (IF)<sup>[1]</sup> 以及收敛速度 3 个方面进行验证。机载前视阵杂波数据按照 Ward 模型<sup>[20]</sup> 产生，具体仿真参数如表 1 所示，以下仿真中，分别在不同系统维数  $n$  时进行验证，故表 1 中没有给出具体的系统维数。

由本文方法估计杂波自由度  $\hat{k}$  后，则估计杂波子空间的标准正交基矩阵  $\hat{\mathbf{Q}}$  为

表 1 仿真参数

系统维数	$n$
工作波长(m)	0.32
阵元间距(m)	0.16
脉冲重复频率(Hz)	1500
载机高度(km)	6
载机速度(m/s)	120
杂噪比(dB)	60
信噪比(dB)	0
蒙特卡洛仿真次数	1000

$$\hat{\mathbf{Q}} = (\hat{\mathbf{u}}_1, \hat{\mathbf{u}}_2, \dots, \hat{\mathbf{u}}_{\hat{k}}) \quad (19)$$

式中， $\hat{\mathbf{u}}_i|_{i=1,2,\dots,\hat{k}}$  为  $\hat{\mathbf{R}}$  的特征值  $\hat{\lambda}_i|_{i=1,2,\dots,\hat{k}}$  对应的特征向量。那么，EC-STAP 权矢量  $\hat{\mathbf{w}}_{\text{EC}}$  为

$$\hat{\mathbf{w}}_{\text{EC}} = (\mathbf{I}_n - \hat{\mathbf{Q}}\hat{\mathbf{Q}}^H)\mathbf{s}_t \quad (20)$$

式中， $\mathbf{I}_n$  为  $n \times n$  的单位矩阵， $\mathbf{s}_t$  为目标导向矢量。

#### 4.1 杂波自由度估计

图 3 为  $n = 256$ ， $c_p = 2$  和  $c_p = 1$  时杂波自由度估计，这里与 RMT-AIC<sup>[18]</sup> 和 PCA 方法<sup>[5]</sup> 进行了比较，其中 PCA 方法的逼近系数  $\eta = 0.999$ 。

当  $c_p = 2$ ，即训练样本数为 128 时，由图 3(a) 可以看出：估计值  $\hat{k}$  将特征谱分成左右两部分，左侧为杂波特征值，右侧为噪声特征值；其中，PCA 方法估计值为 32，本文方法与 RMT-AIC 估计值为 38；与实际值 37 相比，PCA 方法误差较大，所提方法与 RMT-AIC 性能相当。

当  $c_p = 1$ ，即训练样本数等于系统维数时，由图 3(b) 可以看出：PCA 方法估计值为 32，RMT-AIC 方法估计值为 38，本文方法估计值为 37；与实际值 37 相比，PCA 方法性能并未改善，RMT-AIC 方法存在过估计，本文方法准确估计了杂波自由度。

图 4 为  $n = 512$  时杂波自由度估计，其中实际杂波自由度为 52。在  $c_p = 2$  和  $c_p = 1$  两种情况下，PCA 方法估计值均为 48，RMT-AIC 方法估计值分别为 56 和 53，本文方法估计值为 55 和 52。可以看出：当样本数增多时 ( $c_p = 1$ )，本文方法性能更优。

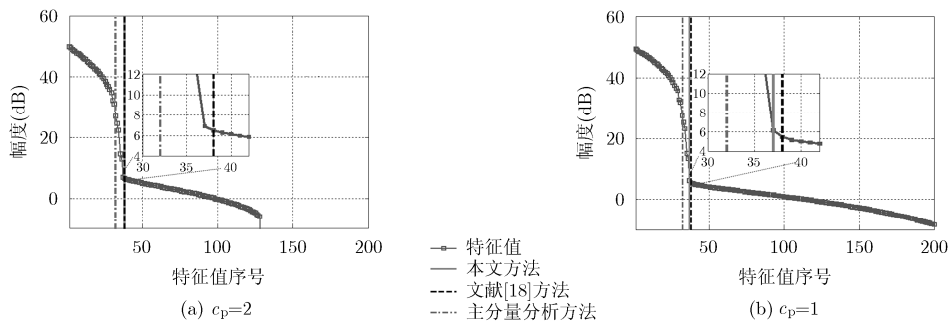
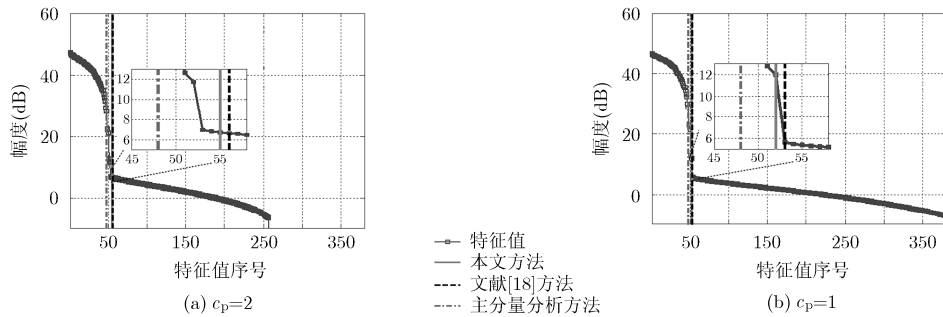


图 3  $n=256$  时杂波自由度估计

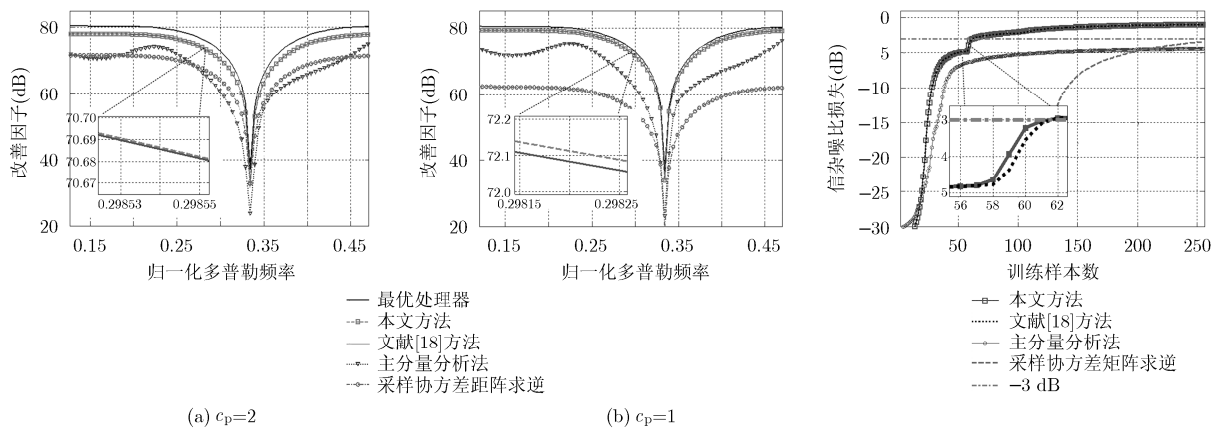
图4  $n=512$  时杂波自由度估计

## 4.2 IF 比较

图5为 $n=128$ ,  $c_p=2$ 和 $c_p=1$ 时改善因子的比较,这里还与最优处理器(optimum)<sup>[1]</sup>以及 SMI方法<sup>[21]</sup>进行了比较。由图5可以看出:本文方法性能略优于 RMT-AIC 方法,当 $c_p=1$ ,本文方法性能接近最优处理器。

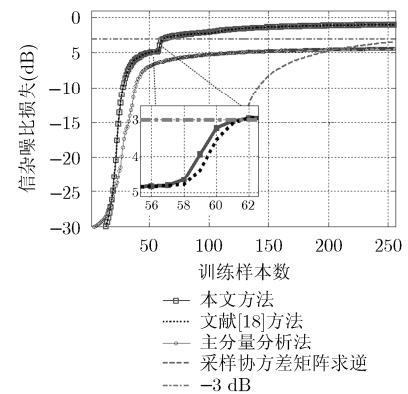
## 4.3 收敛速度比较

图6为 $n=128$ 时收敛速度比较。可以看出:本文方法收敛速度快,因为在信杂噪比损失(SCNR Loss)为 $-3$  dB时,所需样本数为2倍的杂波自由度<sup>[21]</sup>,本文方法准确估计了杂波自由度,故收敛速度快。

图5  $n=128$  时改善因子比较

## 5 结束语

本文针对有限训练样本数时机载前视阵雷达杂波自由度估计,提出一种新的杂波自由度估计方法。该方法将杂波自由度估计等价于热噪声中的信源检测问题,利用随机矩阵理论中估计协方差矩阵特征值的统计分布特性,通过最小描述长度准则估计杂波自由度。该方法是一种信息论准则的估计方法,相比于传统主分量分析方法,具有无需确定低秩逼近系数和收敛速度快的特点;该方法为有限训练样本数时杂波自由度估计提供了一种新思路。

图6  $n=128$  时收敛速度比较

## 参考文献

- [1] GUERCI J R. Space-Time Adaptive Processing for Radar [M]. Norwood, Artech House, 2014: 1-74.
- [2] FERTIG L B. Analytical expressions for Space-Time Adaptive Processing (STAP) performance[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(1): 42-53. doi: 10.1109/TAES.2014.130676.
- [3] DEGURSE J F, SAVY L, and MARCOS S. Reduced-rank STAP for target detection in heterogeneous environments[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 1153-1162. doi: 10.1109/TAES.2014.120414.
- [4] BRENNAN L E and STAUDAHER F M. Subclutter visibility demonstration[R]. Technical Report RL-TR-92-21, Adaptive Sensors Incorporated, 1992.
- [5] SHLENS J. A tutorial on principal component analysis[OL]. <http://arxiv.org/abs/1404.1100>, 2014.
- [6] 同压龙, 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. doi: 10.11999/JEIT141222.

TONG Yalong, WANG Tong, WEN Cai, et al. A robust clutter suppression method for airborne non-sidelooking

- radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(5): 1044–1050. doi: 10.11999/JEIT141222.
- [7] BAI Z D and SILVERSTEIN J W. Spectral Analysis of Large Dimensional Random matrices[M]. New York: Springer, 2010: 1–13.
- [8] Random matrices and their applications[OL]. <http://djalil.chafai.net/wiki/hk2015:start.2015>.
- [9] ZWINGELSTEIN C M and DEBBAH M. Random matrix theory based resource allocation in correlated MIMO systems with ARQ feedback[J]. *IEEE Communications Letters*, 2014, 18(5): 793–796. doi: 10.1109/LCOMM.2014.031414.140214.
- [10] KRITCHMAN S and NADLER B. Non-parametric detection of the number of signals: hypothesis testing and random matrix theory[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(10): 3930–3941. doi: 10.1109/TSP.2009.2022897.
- [11] VALLET P, LOUBATON P, and MESTRE X. Improved subspace estimation for multivariate observations of high dimension: the deterministic signals case[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(2): 1043–1068.
- [12] AHMED A, HU Y F, NORAS J M, et al. Random matrix theory based spectrum sensing for cognitive radio networks [C] Internet Technologies and Applications, Wrexham, 2015: 479–483.
- [13] WAX M and KAILATH T. Detection of signals by information theoretic criteria[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1985, 33(2): 387–392. doi: 10.1109/TASSP.1985.1164557.
- [14] BARRON A, RISSANEN J, and YU B. The minimum description length principle in coding and modeling[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1998, 44(6): 2743–2760. doi: 10.1109/18.720554.
- [15] HUANG L and SO H C. Source enumeration via MDL criterion based on linear shrinkage estimation of noise subspace covariance matrix[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(19): 4806–4821. doi: 10.1109/TSP.2013.2273198.
- [16] HAIMOVICH A M and AYOUB T F. The eigencanceler: Space time adaptive radar by eigenanalysis methods[R]. New Jersey Inst of Tech Newark, 1999.
- [17] MARČENKO V A and PASTUR L A. Distribution of eigenvalues for some sets of random matrices[J]. *Sbornik: Mathematics*, 1967, 1(4): 457–483.
- [18] NADAKUDITI R R and EDELMAN A. Sample eigenvalue based detection of high-dimensional signals in white noise using relatively few samples[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(7): 2625–2638. doi: 10.1109/TSP.2008.917356.
- [19] BAI Z D and SILVERSTEIN J W. CLT for linear spectral statistics of large-dimensional sample covariance matrices[J]. *Annals of Probability*, 2004, 32(1): 553–605.
- [20] WARD J. Space-time adaptive processing for airborne radar [R]. Technical Report 1015, MIT Lincoln Laboratory, 1994.
- [21] 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(4): 853–863. doi: 10.1109/TAES.1974.307893.
- 李 海: 男, 1976 年生, 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。
- 刘新龙: 男, 1984 年生, 硕士生, 研究方向为空时自适应信号处理、动目标检测。
- 蒋 婷: 女, 1990 年生, 硕士生, 研究方向为机载气象雷达信号处理。
- 吴仁彪: 男, 1966 年生, 教授, 研究方向为自适应阵列信号处理及其应用。