

## 机载雷达自适应对角加载参数估计方法

姜磊 王彤\*

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

**摘要:** 对角加载可以提高空时自适应处理在低样本情况下的性能。然而,在实际中加载参数的确定是一个较为困难的问题。为了解决这个问题,该文提出一种基于回波数据的自适应对角加载参数估计方法。该方法首先将对角加载问题转化为 Tikhonov 规划问题,然后利用广义交叉验证准则构造优化问题,最后采用割线法求解优化问题、计算加载参数。仿真与实测数据结果表明该方法可以有效提高机载雷达在低样本条件下的目标检测性能。

**关键词:** 目标检测; 空时自适应处理; 对角加载; 参数估计; 广义交叉验证; 割线法

中图分类号: TN959.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2016)07-1752-06

DOI: 10.11999/JEIT151003

## An Adaptive Estimation Method of Diagonal Loading Parameter for Airborne Radar

JIANG Lei WANG Tong

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Diagonal loading method can be exploited to improve the performance of Space Time Adaptive Processing (STAP) in the face of limited training data. However, the diagonal loading level may be not easily determined in fact. To solve this problem, an adaptive parameter estimation method based on the received radar data is proposed. The diagonal loading problem is firstly transformed into the Tikhonov regularization problem. Then, Generalized Cross Validation (GCV) is introduced to construct the optimization problem. Finally, secant method is utilized to solve the optimization problem and calculate the loading parameter. The performance of the method is demonstrated using both simulated data and measured data. The results show that the method can improve the radar moving target detection performance in a limited sample support environment.

**Key words:** Target detection; Space Time Adaptive Processing (STAP); Diagonal loading; Parameter estimation; Generalized Cross Validation (GCV); Secant method

### 1 引言

空时自适应处理(STAP)是一种联合空域和时域的滤波方法,其可以有效地抑制地面杂波,提高机载雷达对运动目标的检测能力<sup>[1-3]</sup>。STAP在计算自适应滤波权值矢量时,需要利用杂波分布和噪声分布的期望协方差矩阵。实际情况中期望协方差矩阵无法获得,这时STAP通常利用距离维的数据作为训练样本来对协方差矩阵进行估计。当训练样本数目充足且满足独立同分布的条件时,估计的协方差矩阵可以收敛于期望协方差矩阵,此时自适应滤波可以取得较好的性能。因此,协方差矩阵的估计在STAP中占有重要的位置。

机载雷达在实际中面临的杂波环境常常呈现非均匀性。地表覆盖类型变化、地形高程起伏、样本中的目标信号以及强杂波离散点等破坏了训练样本的均匀假设,这些非理想的因素使得接收数据的统计特性随时间和空间产生变化。在这种情况下,机载雷达获取大量的独立同分布的样本是不切实际的。当均匀样本数目不足时,估计的协方差矩阵相对于真实的协方差矩阵会产生较大的偏差,从而导致机载雷达的杂波抑制与目标检测性能下降。

为了克服均匀样本数目不足的问题,研究人员提出了多种解决办法。文献[4,5]提出了降秩处理方法。该方法是一种基于特征子空间的方法,其利用了空时协方差矩阵的低秩特性。然而,杂波秩的确定是一个较为复杂的问题。由于杂波子空间的泄漏问题,按照理论计算的杂波秩与实际杂波秩不一致,从而造成降秩方法性能下降。文献[6,7]提出了基于稀疏恢复的直接数据域方法。该方法利用空时

收稿日期: 2015-09-08; 改回日期: 2016-05-03; 网络出版: 2016-06-03

\*通信作者: 王彤 twang@mail.xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61372133)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61372133)

快拍数据在角度多普勒域的稀疏性,采用稀疏恢复的方法获得杂波的空时2维谱,接着利用空时谱与字典矩阵重构杂波协方差矩阵。然而,阵元误差和通道误差<sup>[8]</sup>导致了构造的字典矩阵与实际的数据不匹配,从而造成了稀疏恢复的空时谱的不准确及重构的协方差矩阵的误差。文献[9]提出了基于对角加载的协方差矩阵估计方法。该方法通过融合采样协方差矩阵与结构化的对角矩阵来提高协方差矩阵的估计精度,该方法运算量低、实用性强,在稳健波束形成<sup>[10]</sup>与动目标检测<sup>[11]</sup>等方面均取得了明显的增益。

对角加载参数通常可以根据雷达系统的噪声功率水平来确定。然而,实际工程应用中噪声功率的实时、准确测定是一个复杂的问题。为此,本文提出了一种基于回波数据的自适应的加载参数估计方法,该方法利用广义交叉验证(Generalized Cross Validation, GCV)准则来计算加载参数。仿真与实测数据实验结果表明该方法可以准确地估计加载参数,有效提高了机载雷达在低样本条件下的目标检测性能。

## 2 对角加载原理

机载脉冲多普勒雷达的工作波长为 $\lambda$ ,阵列由均匀线阵组成,阵元数目为 $N$ ,阵元间距为 $d$ ,雷达在一个相干处理间隔内发射 $M$ 个脉冲,脉冲重复频率为 $f_r$ ,载机速度为 $v$ ,载机高度为 $h$ 。将雷达接收的第 $k$ 个距离单元的数据记为 $\mathbf{x}_k$ ,则雷达的运动目标检测问题可以对应于以下二元假设检验问题

$$\left. \begin{aligned} H_0: \mathbf{x}_k &= \mathbf{x}_{c,k} + \mathbf{x}_{n,k} \\ H_1: \mathbf{x}_k &= \mathbf{x}_{t,k} + \mathbf{x}_{c,k} + \mathbf{x}_{n,k} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x}_{c,k}$ 为杂波分量, $\mathbf{x}_{n,k}$ 为噪声分量, $\mathbf{x}_{t,k}$ 为目标分量。若 $H_0$ 假设成立,则认为不存在目标信号;若 $H_1$ 假设成立,则认为存在目标信号。

机载雷达通常采用STAP技术来检测杂波背景下的运动目标。STAP是一种空时2维的自适应滤波器,接收数据经过STAP处理后的输出为

$$y_k = \mathbf{w}^H \mathbf{x}_k \quad (2)$$

式中, $\mathbf{w}$ 为滤波器权值矢量,其可以通过式(3)的约束优化问题求解得到

$$\left. \begin{aligned} \min_w \quad & \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{w} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{w}^H \mathbf{v} = 1 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{v}$ 为假定的目标空时导向矢量, $\hat{\mathbf{R}} = (1/K) \mathbf{X} \mathbf{X}^H$ 为采样协方差矩阵,其中 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_K]$ 为训练样本集合, $K$ 为训练样本数目。

式(3)为线性约束最小方差(Linearly Constrained Minimum Variance, LCMV)问题,对应的解为

$$\mathbf{w} = \frac{\hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{v}}{\mathbf{v}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{v}} \quad (4)$$

当训练样本满足独立同分布的条件并且样本数目大于两倍的滤波器自由度时,自适应滤波相对于最优滤波的性能损失不超过3 dB。然而,实际中由于杂波的非均匀性,STAP可以利用的均匀样本数目是受到限制的。当均匀样本数目不足时,协方差矩阵估计精度下降,利用式(4)计算出的权值矢量将不能有效地滤除数据中的杂波分量,从而导致了STAP的目标检测性能下降。

为了减小协方差矩阵估计误差,提高STAP在样本数目不足条件下的性能,研究人员提出了对角加载技术。对角加载是一种对采样协方差矩阵的特征值优化的方法<sup>[12]</sup>,其可以表示为式(5)的约束优化问题。

$$\left. \begin{aligned} \min_w \quad & \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{w} + \gamma \|\mathbf{w}\|_2^2 \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{w}^H \mathbf{v} = 1 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中, $\|\cdot\|_2$ 表示2范数, $\gamma$ 为加载参数。

式(5)进行整理可以得到

$$\left. \begin{aligned} \min_w \quad & \mathbf{w}^H (\hat{\mathbf{R}} + \gamma \mathbf{I}) \mathbf{w} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{w}^H \mathbf{v} = 1 \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{I}$ 为 $NM \times NM$ 维的单位矩阵。

利用拉格朗日乘法,可以得到式(6)对应的解为

$$\mathbf{w} = \frac{(\hat{\mathbf{R}} + \gamma \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}}{\mathbf{v}^H (\hat{\mathbf{R}} + \gamma \mathbf{I})^{-1} \mathbf{v}} \quad (7)$$

由式(7)可以看出对角加载表现为在采样协方差矩阵上加上一个尺度化的对角矩阵,其中加载参数 $\gamma$ 的数值大小直接影响了滤波器权值矢量 $\mathbf{w}$ 。若 $\gamma$ 取值过小,则对角加载作用变得忽略不计;若 $\gamma$ 取值过大,则自适应滤波退化为非自适应滤波。因此,选择一个合适的加载参数是一个十分关键的问题。文献[13]指出,在实际的工程应用中, $\gamma$ 可以根据雷达系统的噪声功率水平来确定。这就意味着在进行对角加载之前,需首先获取噪声功率水平这一参数。然而,在实际中噪声功率受到时间灵敏度控制器(Sensitivity Time Control, STC)、带通滤波器、自动增益控制(Automatic Gain Control, AGC)以及模拟/数字转换器(Analog-to-Digital Converter, ADC)等多种设备的影响,对其实时、准确测定是一件较

为复杂的任务。因此,有必要研究一种自适应的对角加载参数估计方法。

### 3 基于 GCV 的加载参数估计方法

令  $\mathbf{R}_{\text{dl}} = \widehat{\mathbf{R}} + \gamma \mathbf{I}$ , 将其展开表示为

$$\mathbf{R}_{\text{dl}} = \overline{\mathbf{X}} \overline{\mathbf{X}}^{\text{H}} + \mathbf{C} \mathbf{C}^{\text{H}} \quad (8)$$

式中,  $\overline{\mathbf{X}} = \mathbf{X} / \sqrt{K}$ ,  $\mathbf{C} = \sqrt{\gamma} \mathbf{I}$  为矩阵  $\gamma \mathbf{I}$  的 Cholesky 分解。

利用矩阵操作, 式(8)可以整理表示为

$$\mathbf{R}_{\text{dl}} = \widetilde{\mathbf{X}} \widetilde{\mathbf{X}}^{\text{H}} \quad (9)$$

式中,  $\widetilde{\mathbf{X}} = [\overline{\mathbf{X}} \ \mathbf{C}]$ , 其中  $\widetilde{\mathbf{X}} \in \mathbb{C}^{NM \times (K+NM)}$ 。

由式(9)可以看出, 对角加载使得样本数据矩阵维数增加。 $\mathbf{R}_{\text{dl}}$  为新的样本数据矩阵  $\widetilde{\mathbf{X}}$  的自相关矩阵, 其结构与  $\widehat{\mathbf{R}}$  相似。因此优化问题式(6)可以等效为一个广义的 LCMV 问题。

利用 LCMV 与广义旁瓣相消 (Generalized Sidelobe Canceller, GSC) 的等价性。将式(6)对应的约束优化问题转化为以下无约束优化问题, 其形式为

$$\min_{\mathbf{w}_a} (\mathbf{w}_q - \mathbf{B} \mathbf{w}_a)^{\text{H}} (\widehat{\mathbf{R}} + \gamma \mathbf{I}) (\mathbf{w}_q - \mathbf{B} \mathbf{w}_a) \quad (10)$$

式中,  $\mathbf{w}_q = \mathbf{v}(\mathbf{v}^{\text{H}} \mathbf{v})^{-1}$  为 GSC 中的静态权值矢量,  $\mathbf{w}_a$  为 GSC 中的自适应权值矢量,  $\mathbf{B}$  为阻塞矩阵, 即

$$\mathbf{v}^{\text{H}} \mathbf{B} = \mathbf{0} \quad (11)$$

式中,  $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{NM \times (NM-1)}$ 。

由式(11)可以看出,  $\mathbf{B}$  位于  $\mathbf{v}^{\text{H}}$  的零空间中。根据数值线性代数, 可以通过奇异值分解的方式计算  $\mathbf{B}$ 。将目标期望导向矢量  $\mathbf{v}$  做奇异值展开, 可以得到

$$\mathbf{v} = \mathbf{U}_v \boldsymbol{\Sigma}_v \mathbf{Z}_v^{\text{H}} \quad (12)$$

式中,  $\mathbf{U}_v$  为左奇异矢量矩阵,  $\boldsymbol{\Sigma}_v$  为奇异值矩阵,  $\mathbf{Z}_v$  为右奇异矢量矩阵。

根据奇异值分解的子空间性质,  $\mathbf{U}_v(:, r+1 : NM)$  张成的子空间为矢量  $\mathbf{v}^{\text{H}}$  的零空间, 其中  $r = \text{rank}(\mathbf{v})$ ,  $\text{rank}(\bullet)$  表示矩阵的秩。

由于  $\mathbf{v} \in \mathbb{C}^{NM \times 1}$ , 则  $r = 1$ , 因此可以得到

$$\mathbf{B} = \mathbf{U}_v(:, 2 : NM) \quad (13)$$

将式(10)展开可以得到

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}_a} & (\mathbf{w}_q - \mathbf{B} \mathbf{w}_a)^{\text{H}} \widehat{\mathbf{R}} (\mathbf{w}_q - \mathbf{B} \mathbf{w}_a) \\ & + \gamma (\mathbf{w}_q - \mathbf{B} \mathbf{w}_a)^{\text{H}} (\mathbf{w}_q - \mathbf{B} \mathbf{w}_a) \end{aligned} \quad (14)$$

利用阻塞矩阵  $\mathbf{B}$  的特性, 式(14)可以进一步化简为

$$\min_{\mathbf{w}_a} \left\| \widehat{\mathbf{R}}^{1/2} (\mathbf{B} \mathbf{w}_a - \mathbf{w}_q) \right\|_2^2 + \gamma (\|\mathbf{w}_a\|_2^2 + \|\mathbf{w}_q\|_2^2) \quad (15)$$

令  $\mathbf{A} = \widehat{\mathbf{R}}^{1/2} \mathbf{B}$ ,  $\mathbf{b} = \widehat{\mathbf{R}}^{1/2} \mathbf{w}_q$ ,  $\lambda = \sqrt{\gamma}$ ,  $\beta = \|\mathbf{w}_q\|_2^2$ , 式

(15)可以重新表示为

$$\min_{\mathbf{w}_a} \left\| \mathbf{A} \mathbf{w}_a - \mathbf{b} \right\|_2^2 + \lambda^2 (\|\mathbf{w}_a\|_2^2 + \beta) \quad (16)$$

式(16)为一个标准的 Tikhonov 规划问题<sup>[14]</sup>,  $\lambda$  为该问题对应的罚函数系数。优化问题式(16)具有解析解, 对应的形式为

$$\mathbf{w}_a = (\mathbf{A}^{\text{H}} \mathbf{A} + \lambda^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^{\text{H}} \mathbf{b} \quad (17)$$

对于  $\lambda$  的计算, GCV 法<sup>[15]</sup>是一种稳健有效的方法, 其对应的优化问题为

$$\begin{aligned} \min_{\lambda} & \left. \frac{\|\mathbf{A} \mathbf{w}_a(\lambda) - \mathbf{b}\|_2^2}{\left( NM - \text{tr} \left[ \mathbf{A} (\mathbf{A}^{\text{H}} \mathbf{A} + \lambda^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^{\text{H}} \right] \right)^2} \right\} \quad (18) \\ \text{s.t.} & \sigma_{\min}(\mathbf{A}) \leq \lambda \leq \sigma_{\max}(\mathbf{A}) \end{aligned}$$

式中,  $\text{tr}(\bullet)$  表示矩阵的迹,  $\sigma(\bullet)$  表示矩阵的奇异值。

式(18)是一个关于变量  $\lambda$  的 1 维搜索优化问题。

将  $\lambda$  在约束范围内离散化取值代入目标函数中可以求得最优的罚函数系数。然后根据  $\lambda$  与  $\gamma$  的函数关系, 就可以得到相应的对角加载参数。

然而, 由式(18)可以看出, 该优化问题在求解时涉及到矩阵求逆操作以及线性搜索操作。当机载雷达的阵元数  $N$  与脉冲数  $M$  较大时, 求逆的运算量较大。此外, 为了保证参数估计的准确性, 线性搜索时的网格密度需设置较大, 这进一步增加了算法的运算量, 从而限制了自适应加载方法的实用性。因此, 针对优化问题式(18), 本文提出一种快速的求解方法。

将系数矩阵  $\mathbf{A}$  奇异值分解, 可以得到

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}_A \boldsymbol{\Sigma}_A \mathbf{V}_A^{\text{H}} \quad (19)$$

式中,  $\mathbf{U}_A \in \mathbb{C}^{NM \times (NM-1)}$  为左奇异矢量矩阵,  $\boldsymbol{\Sigma}_A \in \mathbb{C}^{(NM-1) \times (NM-1)}$  为奇异值矩阵,  $\mathbf{V}_A \in \mathbb{C}^{(NM-1) \times (NM-1)}$  为右奇异矢量矩阵。

需要指出的是  $\mathbf{U}_A$  和  $\mathbf{V}_A$  中的列矢量均相互正交, 即

$$\mathbf{U}_A^{\text{H}} \mathbf{U}_A = \mathbf{V}_A^{\text{H}} \mathbf{V}_A = \mathbf{I} \quad (20)$$

将式(19)代入式(17)中, 可以得到权值矢量  $\mathbf{w}_a$  为

$$\mathbf{w}_a = \mathbf{V}_A (\boldsymbol{\Sigma}_A^2 + \lambda^2 \mathbf{I})^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_A \mathbf{U}_A^{\text{H}} \mathbf{b} \quad (21)$$

接着将式(19)与式(21)代入式(18)中目标函数的分子中, 可以得到分子部分函数  $f_{\text{num}}$  为

$$\begin{aligned} f_{\text{num}} &= \|\mathbf{A} \mathbf{w}_a(\lambda) - \mathbf{b}\|_2^2 \\ &= \left\| \mathbf{U}_A \boldsymbol{\Sigma}_A (\boldsymbol{\Sigma}_A^2 + \lambda^2 \mathbf{I})^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_A \mathbf{U}_A^{\text{H}} \mathbf{b} - \mathbf{b} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (22)$$

令  $\boldsymbol{\Lambda} = \boldsymbol{\Sigma}_A (\boldsymbol{\Sigma}_A^2 + \lambda^2 \mathbf{I})^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_A$ , 代入式(22)并将其展开, 可以得到

$$f_{\text{num}} = \mathbf{b}^H \mathbf{U}_A \mathbf{\Lambda}^2 \mathbf{U}_A^H \mathbf{b} - 2\mathbf{b}^H \mathbf{U}_A \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}_A^H \mathbf{b} + \mathbf{b}^H \mathbf{b} \quad (23)$$

令  $\mathbf{c} = \mathbf{U}_A^H \mathbf{b}$ , 代入式(23)中进行化简, 可以得到

$$f_{\text{num}} = (\mathbf{\Gamma} \mathbf{c})^H (\mathbf{\Gamma} \mathbf{c}) + \mathbf{b}^H \mathbf{b} - \mathbf{c}^H \mathbf{c} \quad (24)$$

式中,  $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{I} - \mathbf{\Lambda}$ , 其中  $\mathbf{\Gamma}$  为对角矩阵, 对应的元素值为

$$\beta_i = \frac{\lambda^2}{\sigma_i^2 + \lambda^2}, \quad i=1,2,\dots,NM-1 \quad (25)$$

同理, 将式(19)代入式(18)中目标函数的分母中, 可以得到分母部分函数  $f_{\text{den}}$  为

$$f_{\text{den}} = (NM - \text{tr}(\mathbf{U}_A \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}_A^H))^2 \quad (26)$$

根据矩阵迹的性质, 即

$$\text{tr}(\mathbf{U}_A \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}_A^H) = \text{tr}(\mathbf{U}_A^H \mathbf{U}_A \mathbf{\Lambda}) = \text{tr}(\mathbf{\Lambda}) \quad (27)$$

式(26)可以表示为

$$f_{\text{den}} = (NM - \text{tr}(\mathbf{\Lambda}))^2 \quad (28)$$

将  $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{I} - \mathbf{\Lambda}$  代入式(28)中, 可以得到

$$f_{\text{den}} = (1 + \text{tr}(\mathbf{\Gamma}))^2 \quad (29)$$

利用式(24)与式(29), 式(18)的目标函数

$$f(\lambda) = \frac{f_{\text{num}}}{f_{\text{den}}} = \frac{\|\mathbf{A} \mathbf{w}_a(\lambda) - \mathbf{b}\|_2^2}{\left(NM - \text{tr}\left[\mathbf{A}(\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \lambda^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^H\right]\right)^2} \quad \text{可}$$

以化简为

$$f(\lambda) = \frac{(\mathbf{\Gamma} \mathbf{c})^H (\mathbf{\Gamma} \mathbf{c}) + \mathbf{b}^H \mathbf{b} - \mathbf{c}^H \mathbf{c}}{(1 + \text{tr}(\mathbf{\Gamma}))^2} \quad (30)$$

由式(30)可以看出, 目标函数的计算仅涉及到复乘与复加操作, 无求逆操作, 可以说运算量为降低。然而, 线性搜索式的最优值求解运算量较大。为了进一步降低算法复杂度, 本文采用割线法<sup>[16]</sup>搜索式(30)中目标函数的最值。

利用分式的微分性质, 可以得到目标函数的导数为

$$f'(\lambda) = \frac{f_{\text{den}}'(\lambda) f_{\text{num}}(\lambda) - f_{\text{num}}'(\lambda) f_{\text{den}}(\lambda)}{f_{\text{den}}^2(\lambda)} \quad (31)$$

式中,  $f_{\text{num}}'(\lambda)$  与  $f_{\text{den}}'(\lambda)$  的具体形式为

$$f_{\text{num}}'(\lambda) = 4 \sum_{i=1}^{NM-1} \left( \frac{\lambda^2}{\sigma_i^2 + \lambda^2} \right) \left( \frac{\sigma_i^2 \lambda}{(\sigma_i^2 + \lambda^2)^2} \right) \cdot (\mathbf{u}_{A,i}^H \mathbf{b})^* (\mathbf{u}_{A,i}^H \mathbf{b}) \quad (32)$$

式中,  $\mathbf{u}_{A,i}$  为  $\mathbf{U}_A$  的第  $i$  个列矢量。

$$f_{\text{den}}'(\lambda) = 2 \left( 1 + \sum_{i=1}^{NM-1} \frac{\lambda^2}{\sigma_i^2 + \lambda^2} \right) \left( \sum_{i=1}^{NM-1} \left( \frac{\sigma_i^2 \lambda}{(\sigma_i^2 + \lambda^2)^2} \right) \right) \quad (33)$$

割线法在实施时需要给定初始点。因此, 首先令  $\lambda \in \{\sigma_i\}_{i=1}^{NM-1}$  代入式(30)与式(31)中, 可以得到一组  $\lambda$  值对应的目标函数值与目标函数的导数值。将

目标函数值排序, 选出最小目标函数值与次最小目标函数值。两者对应的  $\lambda$  值与  $f'(\lambda)$  值分别设为  $\lambda^{(1)}$ ,  $f'(\lambda^{(1)})$  以及  $\lambda^{(0)}$ ,  $f'(\lambda^{(0)})$ 。

接着以  $\lambda^{(1)}$ ,  $f'(\lambda^{(1)})$  以及  $\lambda^{(0)}$ ,  $f'(\lambda^{(0)})$  作为初始点代入迭代公式计算  $\lambda^{(k+1)}$ , 即

$$\lambda^{(k+1)} = \lambda^{(k)} - \frac{\lambda^{(k)} - \lambda^{(k-1)}}{f'(\lambda^{(k)}) - f'(\lambda^{(k-1)})} f'(\lambda^{(k)}), \quad k = 1, 2, \dots \quad (34)$$

利用式(34)进行迭代, 得到序列  $\{\lambda^{(k)}\}$ 。

当  $|\lambda^{(k+1)} - \lambda^{(k)}| \leq \varepsilon$  时, 停止迭代, 得到  $\lambda^{(k+1)}$ 。

其中  $\varepsilon$  为事先给定的允许误差。

本文所提出的方法主要步骤如图1所示。

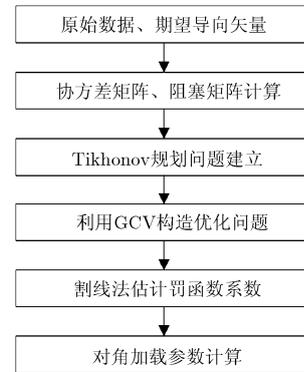


图1 自适应对角加载参数估计方法流程图

## 4 仿真与实测数据实验

本节采用仿真数据与实测数据处理实验验证本文所提方法的性能。

### 4.1 仿真数据实验

本小节通过计算机仿真数据验证本文方法的性能。仿真参数设置如下: 雷达载频为 1200 MHz, 脉冲重复频率为 2000 Hz, 发射脉冲数目为 10, 天线阵元数目为 10, 阵元间距为 0.125 m, 载机高度为 5 km, 载机速度为 125 m/s, 雷达天线主波束方向与阵面法线方向夹角为  $0^\circ$ , 噪声功率为 0 dB, 杂噪比为 50 dB。实验中加入一个仿真目标, 目标位于第 200 号距离门, 信噪比为 0 dB, 归一化多普勒频率为 0.2。杂波抑制时采用全空时处理方法, 训练样本选择待检测单元周围的距离单元, 其数目为 1 倍的滤波器自由度大小(低样本情况)。目标检测时采用序贯恒虚警(Ordered-Statistic Constant False Alarm Rate, OS-CFAR)处理, 其中 OS-CFAR 的参考单元数目为 15, 保护单元数目为 3。实验中将本文提出的自适应对角加载方法, 文献[4]提出的特征空间方法, 文献[6]提出的稀疏恢复方法以及采样协

方差方法进行对比分析。

实验 1 中考考虑理想情况(忽略阵元误差、杂波内部运动等),分析各个方法性能。实验所得结果如图 2 所示。由图 2 可以看出,相对于采样协方差方法,特征空间方法、稀疏恢复方法以及自适应加载方法均能取得较好的性能,可以说这 3 种方法显著改善了 STAP 在低样本情况下的目标检测性能。实验 1 说明了自适应加载方法估计的加载参数数值合适,其有效提高了目标的检测性能。

实验 2 中考考虑阵元幅相误差的影响,分析各个方法性能。实验中设置阵元幅度误差为 5%,阵元相位误差为  $5^\circ$ ,实验所得结果如图 3 所示。由图 3 可以看出稀疏恢复方法性能出现明显下降,这是因为稀疏恢复方法是一种模型化的方法,阵元幅相误差导致了构造的字典矩阵与实际的数据失配,造成了稀疏恢复的空时谱的不准确及重构的协方差矩阵的误差,进而使得输出信杂噪比损失增大。特征空间方法和自适应加载方法性能良好,这是因为这两种方法是基于数据的自适应方法。由于接收数据受到阵元幅相误差的调制,从而使得自适应滤波器权值受到相应修正。因此,这两种方法对幅相误差较为稳健。实验 2 说明了自适应加载方法对幅相误差的稳健性。

实验 3 中考考虑杂波内部运动的影响,分析各个方法性能。杂波内部运动服从 Gauss 模型,对应的形式为

$$\mathbf{T}_t = \text{TP} \left( 1 \exp(-T_r^2 \rho) \cdots \exp(-(N-1)T_r)^2 \rho \right) \quad (35)$$

式中,  $\text{TP}(\bullet)$  表示  $\mathbf{T}_t$  的结构服从 toeplitz 结构,  $T_r$  为脉冲重复间隔,  $\rho$  为形状参数,具体形式为  $\rho = 8\pi^2 \sigma_v^2 / \lambda^2$ , 其中  $\sigma_v^2$  为杂波谱扩展方差。

实验中设置  $\sigma_v = 0.1 \text{ m/s}$ ,实验所得结果如图 4 所示。由图 4 可以看出特征空间方法与稀疏恢复方法性能出现下降。对于特征空间方法,这是因为其在实施时需要利用杂波秩这一参数,而在实际中由于杂波内部运动,按照理论公式计算的杂波秩与

实际数据的杂波秩不匹配,从而造成了该方法杂波剩余增加,输出信杂噪比损失增大。对于稀疏恢复方法,这是因为杂波内部运动导致杂波谱展宽,而稀疏恢复估计的杂波谱宽度过窄,从而使得该方法构造的滤波器的零陷宽度不准,进而造成算法性能下降。实验 3 说明了自适应加载方法对杂波内部运动的稳健性。

#### 4.2 实测数据实验

本小节通过机载雷达实测数据验证本文方法的性能。文中采用 MCARM 计划录取的 575 数据来进行实验分析。该数据对应的主要雷达系统参数如下所示:雷达载频为 1.24 GHz,脉冲重复频率为 1984 Hz,相干积累脉冲数为 128,方位维通道数为 11,方位维通道间距为 0.1092 m,俯仰维通道数为 2,俯仰维通道间距为 0.1407 m,距离单元数目为 630。

实验 4 中分析特征空间方法、稀疏恢复方法、采样协方差方法以及自适应加载方法在低样本情况下的目标检测性能。实验中加入一个仿真目标,目标的距离单元序号为 250,归一化多普勒单元频率为 0.2,幅度为  $2 \times 10^{-3}$ 。实验中选择通道序号为 1~11,脉冲序号为 1~12 的回波数据进行处理。处理过程中采用全空时自适应的方法进行杂波抑制,其中样本选取方式为滑窗处理,样本数目为 1 倍的滤波器自由度大小。然后采用 OS-CFAR 检测杂波抑制后的数据,其中 OS-CFAR 的参考单元数目为 15,保护单元数目为 3。

图 5 给出了仿真目标所处多普勒通道的 CFAR 检测统计量随距离单元序号的变化曲线。由图 5 可以看出,目标检测性能受到杂波抑制方法的直接影响。本文提出的自适应加载方法性能优于其它 3 种方法。实验 4 说明了自适应加载方法的实用性。

## 5 结束语

本文提出了一种自适应的对角加载参数估计方法。该方法将对角参数估计问题转化为 Tikhonov 规划罚函数系数估计问题,利用广义交叉验证准则

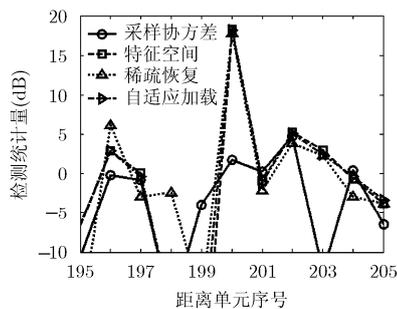


图 2 理想情况输出检测统计量

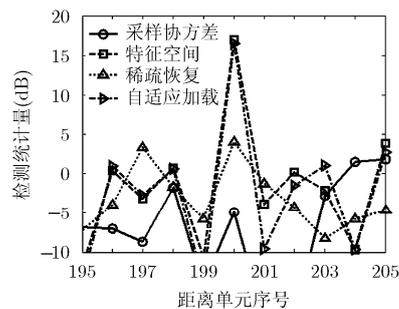


图 3 考虑幅相误差时输出检测统计量

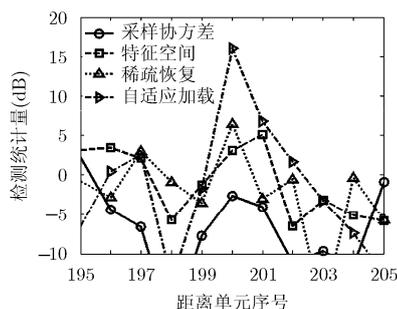


图4 考虑杂波内部运动时输出检测统计量

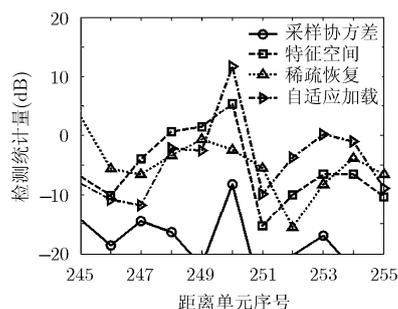


图5 MCARM 数据输出检测统计量

构造优化问题并采用割线法求解优化问题、计算加载参数,从而实现了加载参数的自适应计算。仿真与实测数据实验表明该方法具有良好的参数估计性能并且显著提高了机载雷达在低样本条件下的目标检测性能。

### 参考文献

- [1] MELVIN W L. A STAP overview[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2004, 19(1): 19-35. doi: 10.1109/MAES.2004.1263229.
- [2] FERTIG L B. Analytical expressions for Space-Time Adaptive Processing (STAP) performance[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(1): 442-453. doi: 10.1109/TAES.2014.130676.
- [3] 张柏华, 马红光, 孙新利, 等. 基于正交约束的导航接收机空时自适应方法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(4): 900-906. doi: 10.11999/JEIT140740.  
ZHANG Baihua, MA Hongguang, SUN Xinli, *et al.* Space time adaptive processing technique based on orthogonal constraint in navigation receiver[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(4): 900-906. doi: 10.11999/JEIT140740.
- [4] GUERCI J R, GOLDSTEIN J S, and REED I S. Optimal adaptive reduced-rank STAP[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(2): 647-663. doi: 10.1109/7.845255.
- [5] ZHU C, LI H B, and RANGASWAMY M. Conjugate gradient adaptive matched filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(1): 178-191. doi: 10.1109/TAES.2014.130419.
- [6] YANG Z C, LI X, WANG H Q, *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. doi: 10.1109/LGRS.2012.2236639.
- [7] 马泽强, 王希勤, 刘一民, 等. 基于稀疏恢复的空时二维自适应处理技术研究现状[J]. *雷达学报*, 2014, 3(2): 217-228. doi: 10.3724/SP.J.1300.2014.14002.  
MA Zeqiang, WANG Xiqin, LIU Yimin, *et al.* An overview on sparse recovery-based STAP[J]. *Journal of Radars*, 2014, 3(2): 217-228. doi: 10.3724/SP.J.1300.2014.14002.
- [8] BANG J H, MELVIN W L, and LANTERMAN A D. Model-based clutter cancellation based on enhanced knowledge-aided parametric covariance estimation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(1): 154-166. doi: 10.1109/TAES.2014.130413.
- [9] 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. doi: 10.1109/7.7181.
- [10] VOROBYOV S A. Principles of minimum variance robust adaptive beamforming design[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(12): 3264-3277. doi: 10.1016/j.sigpro.2012.10.021.
- [11] ABRAMOVICH Y I, JOHNSON B A, and SPENCER N K. Sample-deficient adaptive detection: adaptive scalar thresholding versus CFAR detector performance[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 32-46. doi: 10.1109/TAES.2010.5417146.
- [12] KANG B, MONGA V, and RANGASWAMY M. Rank-constrained maximum likelihood estimation of structured covariance matrices[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(1): 501-515. doi: 10.1109/TAES.2013.120389.
- [13] 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. doi: 10.1109/TAES.2003.1188909.
- [14] NEUMAIER A. Solving ill-conditioned and singular linear systems: a tutorial on regularization[J]. *SIAM Review*, 1998, 40(3): 636-666. doi: 10.1137/S0036144597321909.
- [15] HANSEN P C. *Discrete Inverse Problems: Insight and Algorithms*[M]. Philadelphia: SIAM Press, 2010: 95-97. doi: http://dx.doi.org/10.1137/1.9780898718836.
- [16] 陈宝林. *最优化理论与算法*[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 267-269.

姜磊: 男, 1987年生, 博士生, 研究方向为阵列信号处理、空时自适应信号处理。

王彤: 男, 1974年生, 教授, 研究方向为机载雷达运动目标检测、合成孔径雷达成像。