

基于对角加载的 STAP 性能改善

刘聪锋 廖桂生

(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: 空时自适应处理(STAP)作为动目标检测的关键技术,但是非均匀环境将会造成协方差矩阵的估计误差,进而严重影响 STAP 性能。对角加载主要用于改善空间滤波器对于有用信号空域特征失配和空域协方差矩阵失配的稳健性。该文考虑将对角加载应用于 STAP 协方差矩阵失配(统计失配)时的性能改善,即在实际的协方差矩阵和其估计值之间存在误差时,通过对角加载改善 STAP 的稳健性。文中给出了加载电平的选择方法,并进行了详细的性能分析,即合理的对角加载可以提高检测概率和输出信噪比。仿真分析验证了理论分析的正确性。

关键词: 地面动目标检测;空时自适应处理;协方差矩阵失配;对角加载

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)04-0906-05

Improving the STAP Performance via Diagonal Loading

Liu Cong-feng Liao Gui-sheng

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

Abstract: Space-Time Adaptive Processing (STAP) is a key technology for moving target detection, but nonhomogeneity will cause the covariance matrix estimation error, which substantially results in the STAP performance degradation. Diagonal loading is used as a means to improve the robustness of the spatial filter against mismatches in both the desired spatial signature and the spatial correlation matrix. In this paper, we consider the diagonal loading is applied to the case of covariance matrix mismatch (statistical mismatch) for STAP, i.e. when there is a mismatch between the actual covariance matrix of interest and the presumed one. The selecting method of the loading level is given, and the particular performance analysis indicates that the rational diagonal loading can improve the detection probability and the output signal-to-noise ratio. Numerical simulations attest the validity of the analysis.

Key words: Ground Moving Target Detection(GMTD); Space-Time Adaptive Processing(STAP); Covariance matrix mismatch; Diagonal Loading(DL)

1 引言

空载/星载监视雷达的主要任务是动目标检测(MTI),而其中的关键问题是抑制地面的强杂波。地面杂波干扰的基本问题是不管是否具有物理运动,而该杂波都具有非零的多普勒频率,这是由于 MTI 雷达的平台运动造成的。因此,在没有自适应杂波抑制时,由于动目标和地面杂波具有相同的多普勒频率,动目标检测将会被严重地削弱。但是另一个本质特性可以利用,即与动目标具有相同多普勒频率的地面杂波具有和动目标不同的入射角。阵列的阵元可以使得雷达选择感兴趣的入射角,而且一系列的相干脉冲提供了多普勒频率的测量。这样通过自适应地结合阵元和脉冲域处理,杂波可以通过在方向角和多普勒频率上的置零来消除。因此,阵元和脉冲的两维自适应处理通常称为空时自适应处理(STAP)^[1, 2]。

由于非均匀的检测环境将会造成 STAP 的协方差矩阵估计误差,进而造成 STAP 的性能下降。所以,自适应算法产生的方向图将会在主瓣方向失真,而且具有较高的旁瓣,而失真的波束形状和高旁瓣对于杂波的抑制是不能接受的,因此需要避免旁瓣目标的检测和不精确的目标参数估计。

对角加载,即给样本协方差矩阵的对角线元素增加一常数,长期以来作为空间滤波器用来改善在有用信号空间特征失配和空间协方差矩阵失配存在时的稳健性^[3]。而且对角加载也是在小干扰源存在时用于降低自适应性能的一种方法。当阵元间距为半波长时,对协方差矩阵增加一对角矩阵可以认为是在计算天线的权矢量时,给矩阵增加了从所有可能方向到达的许多小的虚警干扰^[4]。

然而,加载因子的选择仍然是一个至关重要的问题,而且至今无理论上的解存在。实际上,选择加载因子可以在全自适应(无加载)和传统的非自适应(无限大加载)之间进行权衡。因此,对角加载的性能将会根据加载因子的选择而变化,并根据主要的目的来选择最优的加载因子。常用的经验方法是选择加载因子为背景噪声的 5-10dB^[5]。文献[6]指出,选择

加载因子的意义是固定白噪声增益(WNG),这是由于对角加载相应地约束 WNG。这种解释是将 WGN 看作用于控制波束形成器的自由度。Vincent 和 Besson 曾经考虑利用对角加载来补偿随机导向矢量误差并解决了最优加载因子的选择^[7]。

本文考虑将对角加载应用于克服STAP的协方差矩阵失配(统计失配),即在实际的协方差矩阵和其估计值之间存在误差时,通过对角加载改善STAP的稳健性。对于对角加载,关键是选择加载电平,本文给出了具体的选择方法。本文对象角加载对检测概率和输出信噪比的性能影响也进行了深入的分析,即对角加载可以提高检测概率和输出信噪比。最后的仿真分析也验证了理论分析的正确性,即对角加载可以改善STAP 的检测性能。而且有效的对角加载可以改善低速目标的检测性能,增加主瓣的信号功率,同时压低旁瓣功率和杂波、噪声功率,尤其在理想协方差矩阵和其估计值之间存在统计失配时,具有良好的检测性能。

2 问题描述

对角加载是一种常用的波束形成技术,并具有许多优点。对于有些不能确定的问题(如样本数量小于自由度时),对角加载可以使得波束形成问题得以解决,因为此时的样本协方差矩阵将是不可逆的。而且众所周知,对角加载可以增加波束形成器的稳健性。对角加载提供了抵抗到达角失配的稳健性,以及阵元位置、增益和相位扰动的稳健性,还可以抵制由于有限样本支持所引起的协方差矩阵失配(统计失配)^[8]。对角加载还可以作为一种降维方法,它可以屏蔽掉与小特征值对应的特征矢量的影响,进而降低了自适应自由度的数量。

对于最小方差无畸变响应(MVDR)STAP,加权矢量可以按照如下方法计算:

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{R}_u^{-1}\mathbf{s}}{\mathbf{s}^H\mathbf{R}_u^{-1}\mathbf{s}} \quad (1)$$

其中 \mathbf{R}_u 为样本协方差矩阵, \mathbf{s} 为导向矢量。如果 \mathbf{R}_u 或 \mathbf{s} 存在误差(即失配)时将会引起 STAP 的性能下降。例如,真实的协方差矩阵 \mathbf{R}_u 只有在仿真中才是已知的。这样,在实际中,通常利用样本矩阵求逆(SMI)算法实现。对于 SMI 算法,利用 \mathbf{R}_u 的最大似然估计 $\hat{\mathbf{R}}_u$ 代替,而且样本并不满足协方差矩阵估计的条件。对于小样本支持情况,如样本数量小于协方差矩阵维数的两倍时,将会在 \mathbf{R}_u 和 $\hat{\mathbf{R}}_u$ 之间存在严重的统计失配,而且 SMI 滤波器的性能将会比最优 MVDR 滤波器下降许多,因此如何克服各种失配是 STAP 进行实际应用的关键。但是,对角加载(DL)可以用于恢复这些损失的性能。

考虑 MVDR-SMI STAP, 对角加载可以按照如下方法应用于 STAP。并通过求解下面的约束最小化问题来实现:

$$\mathbf{w}^{(dl)} = \arg \min_{\mathbf{w}^H\mathbf{s}=1} \left\{ \mathbf{w}^H \left(\hat{\mathbf{R}}_u + \sigma_L^2 \mathbf{I} \right) \mathbf{w} \right\} = \arg \min_{\mathbf{w}^H\mathbf{s}=1} \left\{ \mathbf{w}^H \tilde{\mathbf{R}}_u \mathbf{w} \right\} \quad (2)$$

该最优化问题也可以利用 Lagrange 乘数方法进行求解,

而且有

$$\mathbf{w}^{(dl)} = \frac{\tilde{\mathbf{R}}_u^{-1}\mathbf{s}}{\mathbf{s}^H\tilde{\mathbf{R}}_u^{-1}\mathbf{s}} \quad (3)$$

其中

$$\tilde{\mathbf{R}}_u = \hat{\mathbf{R}}_u + \sigma_L^2 \mathbf{I} \quad (4)$$

表示加载协方差矩阵, \mathbf{I} 为单位矩阵, 而 σ_L^2 为加载因子(或称为加载电平), 并用于加载量的控制。

因此, 对于对角加载空时自适应处理(DL-STAP), 主要问题是确定加载电平, 而其实现过程与标准的 STAP 相同。由于 DL-STAP 的对角加载电平要应用于所有可能的多普勒和距离单元, 因此 STAP 的加载电平选择要远远困难于自适应波束形成。下面将给出 DL-STAP 的加载电平选择方法。

3 加载电平的确定

对角加载电平是通过加载噪声比(LNR)来度量的, 且 LNR 的定义如下所示:

$$\text{LNR} = \sigma_L^2 / \sigma_n^2 \quad (5)$$

其中 σ_L^2 为加载电平(每阵元), 而 σ_n^2 为每个阵元级的热噪声功率。

最优的加载电平是随着给定场景中干扰数量的变化而变化的。如果 LNR 取值比较低, 则 DL-STAP 的性能与没有加载时的情形相似。但是, 如果加载电平较高, 则性能和非自适应时的情形相同(即: 秩为 1)。这是由于加载屏蔽掉了所有自适应自由度。因此最优的加载电平将高于背景噪声平均功率值 σ_n^2 , 但是低于离群点的功率值。一种在信号处理中的经验选择方法是选择加载电平高于背景噪声的 5~10dB, 即

$$10 \log \sigma_L^2 = 10 \log \sigma_n^2 + \eta \quad (6)$$

其中 η 为用户定义的门槛电平, 并用相对于背景噪声的 dB 形式进行表示。即该式隐含着 $\eta = \text{LNR}$ 。显然, 这种方法要求合理地估计可以利用的背景噪声平均功率。

为了估计背景噪声电平 σ_n^2 , 对样本协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_u$ 进行如下所述的特征分解(EVD):

$$\hat{\mathbf{R}}_u = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^H = \sum_{i=1}^N \lambda_i \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H \quad (7)$$

其中 λ_i 为其特征值, \mathbf{v}_i 为相应的特征矢量, $\mathbf{\Lambda}$ 和 \mathbf{V} 分别为相应的特征值和特征矢量矩阵, 并假设特征值和特征矢量按照下述的降序形式排列。即

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N \quad (8)$$

将按照降序排列的特征值模的平方用对数坐标画出, 由于曲线的形状类似于字母“L”, 因此称该曲线为 L-曲线, 并用明确的膝点来表示噪声和其它信号的特征值分界点。对于膝点左边的特征值模平方表示离群点或杂波功率, 而膝点右边小的特征值模平方表示噪声功率。因此, 选择 L-曲线相对应的膝点作为加载电平是一种合理的选择, 因为它表示了太小和太大情况下的一种折中。通过大量的 Monte Carlo 试

验以及定量性能分析发现, L-曲线提供了获得理想检测性能时的最优加载电平参数的估计方法。

4 性能分析

4.1 对角加载对检测概率的影响

为了分析对角加载对检测概率的影响, 应该首先得到恒虚警率(CFAR)检测。因此, 上面的 STAP 输出应该具有归一化的输出噪声, 也就是, 检验统计量输出的噪声方差等于1。最后, 相对于输出噪声功率进行归一化, 可得如下的最优不变检验。

$$\bar{y} = \frac{\|\mathbf{w}^H \mathbf{x}\|^2}{\mathbf{s}^H \hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \mathbf{s}} = \frac{\|(\hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \mathbf{s})^H \mathbf{x}\|^2}{\mathbf{s}^H \hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \mathbf{s}} = \frac{\|\mathbf{s}^H \hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \mathbf{x}\|^2}{\mathbf{s}^H \hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \mathbf{s}} \quad (9)$$

现在令

$$\bar{\mathbf{s}} = \frac{\hat{\mathbf{R}}_u^{-1/2} \mathbf{s}}{\sqrt{(\hat{\mathbf{R}}_u^{-1/2} \mathbf{s})^H \hat{\mathbf{R}}_u^{-1/2} \mathbf{s}}} \quad (10)$$

$$\bar{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{R}}_u^{-1/2} \mathbf{x} \quad (11)$$

将上面的转换式代入式(8)中, 检验量 \bar{y} 将变成:

$$\bar{y} = \|\bar{\mathbf{s}}^H \bar{\mathbf{x}}\|^2 = \bar{\mathbf{x}}^H \bar{\mathbf{s}} \bar{\mathbf{s}}^H \bar{\mathbf{x}} \quad (12)$$

这样, 检验量等于白化观察数据 $\bar{\mathbf{x}}$ 在单位白化导向矢量 $\bar{\mathbf{s}}$ 上的投影。

众所周知, 如果 \mathbf{x} 服从正态分布 $N_N(\mathbf{m}_x, \mathbf{I}_N)$, 并且 \mathbf{B} 为一个秩为 k 的 $N \times N$ 维的投影矩阵, 则 $\mathbf{x}^H \mathbf{B} \mathbf{x}$ 为服从参数 $\delta = \mathbf{m}_x^H \mathbf{B} \mathbf{m}_x$ 的非中心卡平方分布 $\chi_k^2(\delta)$ 。

在式(11)中, $\bar{\mathbf{x}}$ 服从正态分布 $N_N(\hat{\mathbf{R}}_u^{-1/2} \mathbf{s}, \mathbf{I}_N)$, 而 $\bar{\mathbf{s}} \bar{\mathbf{s}}^H$ 为秩 1 的投影矩阵。因此, 检验量 \bar{y} 服从非中心卡平方分布 $\chi_N^2(\rho_N)$, 其中非中心参数 ρ_N 为检测器的广义输出信噪比, 而且由下式给出:

$$\rho_N = (\hat{\mathbf{R}}_u^{-1/2} \mathbf{s})^H (\bar{\mathbf{s}} \bar{\mathbf{s}}^H) (\hat{\mathbf{R}}_u^{-1/2} \mathbf{s}) = \mathbf{s}^H \hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \mathbf{s} \quad (13)$$

因此, 在假设 \mathbf{H}_1 下, 检验量 \bar{y} 的条件概率密度函数(PDF)为

$$p(\bar{y} | \mathbf{H}_1) = e^{-\bar{y} - \rho_N} I_0(2\sqrt{\rho_N \bar{y}}) U(\bar{y}) \quad (14)$$

其中 $I_0(\cdot)$ 为第一类零阶修正 Bessel 函数, $U(\cdot)$ 表示单位阶跃函数。如果令式(14)中的 ρ_N 等于零, 则可得在 \mathbf{H}_0 假设下, 检验量 \bar{y} 的条件概率密度函数(PDF)为

$$p(\bar{y} | \mathbf{H}_0) = e^{-\bar{y}} U(\bar{y}) \quad (15)$$

对于已知导向矢量和协方差矩阵的条件下, 虚警概率 P_{FA_N} 和检测概率 P_{D_N} 分别由下式给出:

$$\begin{aligned} P_{FA_N} &= P_{\bar{y}} \{ \bar{y} > T_N | \mathbf{H}_0 \} = \int_{T_N}^{\infty} p(\bar{y} | \mathbf{H}_0) d\bar{y} \\ &= \int_{T_N}^{\infty} e^{-\bar{y}} d\bar{y} = e^{-T_N} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} P_{D_N} &= P_{\bar{y}} \{ \bar{y} > T_N | \mathbf{H}_1 \} = \int_{T_N}^{\infty} p(\bar{y} | \mathbf{H}_1) d\bar{y} \\ &= \int_{T_N}^{\infty} e^{-\bar{y} - \rho_N} I_0(2\sqrt{\rho_N \bar{y}}) d\bar{y} \end{aligned} \quad (17)$$

其中门限 T_N 为对于给定虚警概率的检测门限, 而且由下式给出:

$$T_N = -\ln(P_{FA_N}) \quad (18)$$

从上面的分析可知, 对角加载不影响虚警概率, 但是只影响检测概率。

利用样本协方差矩阵的特征分解(EVD)结果可得

$$\hat{\mathbf{R}}_u^{-1} = \sum_{i=1}^N \frac{\mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H}{\lambda_i} \quad (19)$$

因此, 非中心参数 ρ_N 可以表示为

$$\begin{aligned} \rho_N &= \mathbf{s}^H \hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \mathbf{s} = \mathbf{s}^H \left(\sum_{i=1}^N \frac{\mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H}{\lambda_i} \right) \mathbf{s} = \sum_{i=1}^N \frac{\mathbf{s}^H \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H \mathbf{s}}{\lambda_i} \\ &= \sum_{i=1}^N \frac{(\mathbf{v}_i^H \mathbf{s}) (\mathbf{v}_i^H \mathbf{s})}{\lambda_i} = \sum_{i=1}^N \frac{\|\mathbf{v}_i^H \mathbf{s}\|^2}{\lambda_i} \end{aligned} \quad (20)$$

当对角加载应用时, 非中心参数 ρ_N^{DL} 可以由下式给出:

$$\rho_N^{\text{DL}} = \sum_{i=1}^N \frac{\|\mathbf{v}_i^H \mathbf{s}\|^2}{\lambda_i + \sigma_L^2} \quad (21)$$

由于 $\lambda_i \geq 0$, $i = 1, \dots, N$, 而且 $\sigma_L^2 > 0$, 所以非中心参数 $\rho_N^{\text{DL}} < \rho_N$ 。对于非中心卡平方分布, 若非中心参数减小, 则概率密度曲线的峰点升高, 而且向左移动。因此, 对角加载时的 $p(\bar{y} | \mathbf{H}_1)$ 将会比没有应用对角加载时的更窄更高, 而且更加接近左边的纵轴。所以相应的累积分布函数(CDF)在对角加载时将比没有对角加载时较高, 尤其在检验区域的中部, 改善效果非常明显。因此, 利用对角加载可以提高检测概率, 而且也可以通过后面的仿真结果进行说明和验证。

4.2 对角加载对信噪比的影响

为了分析对角加载对 STAP 处理器输出信噪比的影响, 应该首先得到输出信号中的有用信号和无用噪声。为了分析的方便, 应用复加权输出, 即 $y = \mathbf{w}^H \mathbf{x}$ 。

利用样本协方差矩阵的特征分解结果, STAP 输出可以表示为

$$\begin{aligned} y &= \mathbf{w}^H \mathbf{x} = (\hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \mathbf{s})^H \mathbf{x} = \mathbf{s}^H \hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \mathbf{x} = \mathbf{s}^H \left(\sum_{i=1}^N \frac{\mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H}{\lambda_i} \right) \mathbf{x} \\ &= \sum_{i=1}^N \frac{\mathbf{s}^H \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H \mathbf{x}}{\lambda_i} = \sum_{i=1}^N \frac{(\mathbf{s}^H \mathbf{v}_i) (\mathbf{v}_i^H \mathbf{x})}{\lambda_i} \\ &= \frac{(\mathbf{s}^H \mathbf{v}_1) (\mathbf{v}_1^H \mathbf{x})}{\lambda_1} + \frac{(\mathbf{s}^H \mathbf{v}_2) (\mathbf{v}_2^H \mathbf{x})}{\lambda_2} + \dots + \frac{(\mathbf{s}^H \mathbf{v}_N) (\mathbf{v}_N^H \mathbf{x})}{\lambda_N} \end{aligned} \quad (22)$$

在式(21)中, $\mathbf{v}_i^H \mathbf{x}$ 表示 \mathbf{x} 和 \mathbf{v}_i 的内积, $i = 1, \dots, N$, 即 \mathbf{x} 在 \mathbf{v}_i 上的投影, $\mathbf{s}^H \mathbf{v}_i$ 表示 \mathbf{s} 和 \mathbf{v}_i 的内积, $i = 1, \dots, N$, 即 \mathbf{v}_i 在 \mathbf{s} 上的投影。由于 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N > 0$, 假设 $\lambda_1 \dots \lambda_k$ 为信号子空间所对应的特征值, 即 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k$ 张成信号子空间, 即 \mathbf{s} 在 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k$ 上的投影为有用信号部分, 而其余部分为干扰和噪声的输出部分。不失一般性, 为了分析的方便假设对应于最大特征值 λ_1 的特征矢量 \mathbf{v}_1 表示信号子空间, 故 $y_1 \triangleq (\mathbf{s}^H \mathbf{v}_1) \cdot (\mathbf{v}_1^H \mathbf{x})$ 表示输出的有用信号分量, 而其它分量 $y_2 \triangleq (\mathbf{s}^H \mathbf{v}_2) \cdot (\mathbf{v}_2^H \mathbf{x}), \dots, y_N \triangleq (\mathbf{s}^H \mathbf{v}_N) \cdot (\mathbf{v}_N^H \mathbf{x})$ 表示无用信号部分, 即输出噪声。因此, 为了分析的方便, 定义输出的信噪比由式(23)表示:

$$\text{SNR}_{\text{out}} = \frac{y_1/\lambda_1}{y_2/\lambda_2 + \dots + y_N/\lambda_N} \quad (23)$$

同理，基于对角加载的输出 SNR 为

$$\text{SNR}_{\text{out}}^{\text{DL}} = \frac{y_1/(\lambda_1 + \sigma_L^2)}{y_2/(\lambda_2 + \sigma_L^2) + \dots + y_N/(\lambda_N + \sigma_L^2)} \quad (24)$$

由于加载电平 $\sigma_L^2 \ll \lambda_1$ ，因此，对角加载对较大的特征值(或有用信号输出部分)影响较小，而对较小的特征值(或无用信号输出部分)影响比较大。故输出的有用信号将基本不受对角加载的影响，但是，干扰和背景噪声，即无用信号将明显地受到对角加载的影响，而且被极大地减小了。因此，对角加载可以改善输出的 SNR，这也可以从式(22)和式(23)的表达式看出，而且可以简单地证明如下。

对式(24)进行变形，可得：

$$\begin{aligned} \text{SNR}_{\text{out}}^{\text{DL}} &= \frac{1}{((\lambda_1 + \sigma_L^2))/\lambda_1} \frac{y_1/\lambda_1}{y_2/(\lambda_2 + \sigma_L^2) + \dots + y_N/(\lambda_N + \sigma_L^2)} \\ &= \frac{y_1/\lambda_1}{y_2 \frac{\lambda_1 + \sigma_L^2}{\lambda_1(\lambda_2 + \sigma_L^2)} + \dots + y_N \frac{\lambda_1 + \sigma_L^2}{\lambda_1(\lambda_N + \sigma_L^2)}} \end{aligned} \quad (25)$$

要证明 $\text{SNR}_{\text{out}}^{\text{DL}} > \text{SNR}_{\text{out}}$ ，只要证明 $(\lambda_1 + \sigma_L^2)/(\lambda_1(\lambda_i + \sigma_L^2)) < 1/\lambda_i$ ($i = 2, \dots, N$) 即可。而该关系式必然满足，这是因为

$$\begin{aligned} \frac{(\lambda_1 + \sigma_L^2)/(\lambda_1(\lambda_i + \sigma_L^2))}{1/\lambda_i} &= \frac{\lambda_1 + \sigma_L^2}{\lambda_1} \frac{\lambda_i}{\lambda_i + \sigma_L^2} \\ &= \frac{\lambda_1 \lambda_i + \sigma_L^2 \lambda_i}{\lambda_1 \lambda_i + \sigma_L^2 \lambda_i} < 1 \quad (i = 2, \dots, N) \end{aligned} \quad (26)$$

如果按照传统的信噪比定义，只需将式(22)和式(23)中每一项进行平方即可，与上面分析方法相同，也可以得出对角加载可以改善输出信噪比。但是不能无限加载，而且当 σ_L^2 大到一定程度后(如 $\sigma_L^2 \gg \lambda_1 \lambda_2$)对 SNR 的改善将不明显，而且还会丧失所有的自由度，故加载电平必须进行合理的选择。

因此，信噪比分析结果和前面的检测概率分析结果是一致的，而且也可以通过后面的仿真结果进行说明和验证。

5 仿真分析

为了验证算法的正确性和有效性，进行了如下的仿真试验。参数设置为：天线阵为 8 个阵元的理想均匀线阵，子阵间距 $d=0.1\text{m}$ ，载机高度 $H_a=8\text{km}$ ，载机速度 $V_a=100\text{m/s}$ ，波长 $\lambda=0.2\text{m}$ ，脉冲重复频率 $f_r=1.4\text{kHz}$ ，相干处理脉冲数 $K=64$ 。

在仿真场景中，杂波与噪声的相对功率为 40dB，其中有两个目标类型的离群点注入在杂波和噪声的阵列快照中，而目标相对于噪声的相对功率如表 1 所示。

表 1 目标相对于噪声的相对功率

目标序号	距离单元	与噪声的相对功率
1	80	30dB
2	140	25dB

比较内容包括：协方差矩阵的特征值，改善因子(IF)，最优处理器输出，以及改善因子随加载电平的变化。对于最优 STAP，改善因子(IF)是通过在给定空时单元处输出和输入的信杂干噪比(SCJNR)的比值给出，即 IF 的计算式为

$$\text{IF} = \frac{\text{SCJNR}_{\text{out}}}{\text{SCJNR}_{\text{in}}} = \mathbf{s}^H \hat{\mathbf{R}}_u^{-1} \frac{P_{\text{cin},i}}{P_{s,i}} \quad (27)$$

其中 $P_{\text{cin},i}$ 表示输入的杂波加干扰和噪声功率， $P_{s,i}$ 表示信号功率。

图 1 和图 2 分别给出了处理器的改善因子。图 1 中应用了杂波、干扰和噪声的协方差矩阵(CJN)以及它的对角加载形式(DL CJN)。图 2 中应用了信号、杂波、干扰和噪声的协方差矩阵(SCJN)以及它的对角加载形式(DL SCJN)。

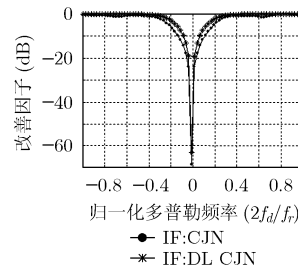


图 1 无目标样本协方差矩阵所对应的改善因子

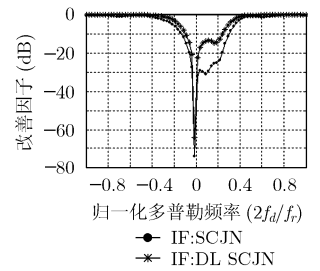


图 2 包含目标样本协方差矩阵所对应的改善因子

从图 1 和图 2 可以看出，通过对角加载，使得 IF 曲线的中部趋于抬高，而且具有相对较窄的凹口。因此，对角加载可以改善低速目标的检测性能，尤其在理想协方差矩阵和其估计值之间存在统计失配时，对角加载可以较好地改善检测性能。

图 3 和图 4 给出了最优处理器的输出。图 3 中应用了理想的协方差矩阵，即无目标的样本协方差矩阵。图 4 中应用了理想协方差矩阵的对角加载形式。图 5 和图 6，分别给出了具有协方差矩阵失配的处理器的输出结果，即应用了包含目标的样本协方差矩阵。图 5 中所用的协方差矩阵为利用样本数据基于最大似然算法估计的，即没有进行非均匀检测(NHD)，而图 6 中所用的是其对角加载形式的协方差矩阵。而加载电平分别选取各自协方差矩阵特征值 L -曲线的膝点。

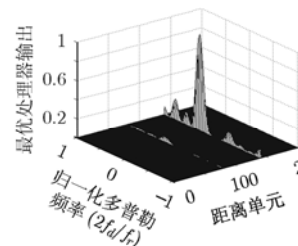


图 3 无目标的样本协方差矩阵所对应的最优处理器输出

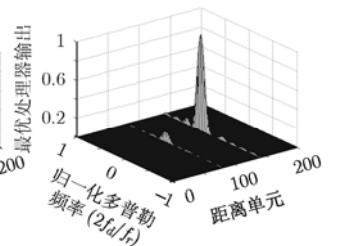


图 4 无目标的样本协方差矩阵通过对角加载后所对应的最优处理器输出

通过比较图3和图4的输出结果可以看出,当协方差矩阵准确的估计时,对角加载也可以明显地改善低速目标的检测性能,而且可以增加主瓣的信号功率同时压低旁瓣的信号功率和杂波、噪声的功率。这与前面的理论分析以及IF曲线相一致。

通过比较图5和图6的输出结果可以看出,当协方差矩阵存在误差时,对角加载可以提高信号的输出功率,同时极大地压低杂波和噪声的输出功率。即对角加载可以明显地改善检测性能,这与性能分析的结果相一致。因此,对于协方差矩阵失配,基于对角加载的STAP处理器具有良好的检测性能。从图5中找不到任何有用的信息用于动目标检测,信号输出完全淹没在杂波的输出中。但是从图6的输出中,可以获得足够的信息用于动目标检测,以及估计目标的运动参数。信号的输出非常清楚,而且杂波输出被成功地抑制,目标分别处于第80,140个距离单元。同样,该仿真结果也和前面的性能分析以及IF曲线相一致。

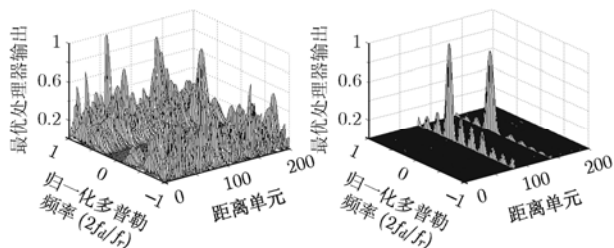


图5 包含目标的样本协方差矩阵所对应的最优处理器输出

图6 包含目标的样本协方差矩阵通过对角加载后所对应的最优处理器输出

为了分析加载电平对STAP处理器的影响,图7和图8分别给出了DL-STAP的改善因子随加载电平的变化曲线。其中加载电平选择为相应协方差矩阵的特征值,即 $\lambda_1, \lambda_{20}, \lambda_{39}$,且在图7和图8中是用特征值的序号表示。无目标样本协方差矩阵的改善因子相对于特征值序号的变化如图7所示,含目标样本协方差矩阵的改善因子相对于特征值序号的变化如图8所示。

通过比较可知,当加载电平选择为L-曲线所对应的膝点(或附近),即 λ_{20} ,IF曲线不仅具有较好的检测性能,而且

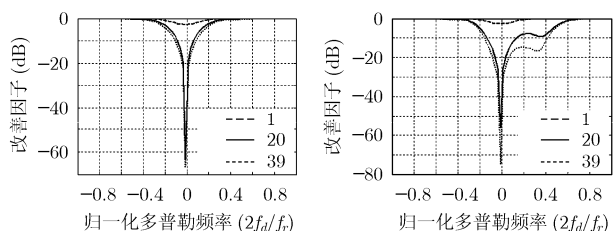


图7 无目标样本协方差矩阵的改善因子相对于加载电平的变化

图8 包含目标样本协方差矩阵的改善因子相对于加载电平的变化

具有良好的杂波抑制能力,但是对于其它值,很难同时获得。因此,加载电平选择为L-曲线的膝点是一种合理的选择,即表示了杂波抑制和目标检测方面的最佳折中。

从以上的仿真分析结果可以看出,对角加载可以极大地改善STAP处理的性能。即可以改善对低速目标的检测性能,它可以增加主瓣的信号功率,同时压低旁瓣功率、杂波和噪声功率。尤其在理想协方差矩阵和其估计值之间存在统计失配时,具有良好的检测性能。

6 结束语

本文提出了利用对角加载来改善STAP的检测性能,并给出了加载电平的选取方法。详细分析了对角加载对STAP处理的性能影响,即可以明显地改善检测概率和输出的信噪比。仿真结果验证了对角加载可以明显地改善低速目标的检测性能,提高主瓣信号的功率,压低旁瓣信号功率以及杂波和噪声功率。尤其在理想协方差矩阵和其估计值之间存在统计失配时,具有良好的检测性能。重要的是,基于对角加载的STAP处理实现简单,而且对处理性能的改善比较显著。

参考文献

- [1] Ward J. Space-time adaptive processing for airborne radar. Proc. of IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Detroit, MI, USA, 1995: 2809-2812.
- [2] Klemm R. Space-Time Adaptive Processing. London, England, IEE, 1999, Chapter 2.
- [3] Mestre X and Lagunas M Á. Finite sample size effect on minimum variance beamformers optimum diagonal loading factor for large arrays. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2006, 54(1): 69-82.
- [4] Carlson B D. Covariance matrix estimation errors and diagonal loading in adaptive arrays. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1988, 24(4): 397-401.
- [5] Trees H V. Optimum Array Processing. John Wiley, New York, USA, 2003, Chapter 4.
- [6] Kogon S. Eigenvectors, diagonal loading and white noise gain constraints for robust adaptive beamforming. Proc. 37th Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA, USA, 9-12 November, 2003: 1853-1857.
- [7] Vincent F and Besson O. Steering vector errors and diagonal loading. *IEE Proc.-Radar Sonar Navig.*, 2004, 151(6): 337-343.
- [8] Cox H, Zeskind R M, and Owen M M. Robust adaptive beamforming. *IEEE Trans. on Acoust., Speech, Signal Processing*, 1987, ASSP-35(10): 1365-1376.

刘聪锋: 男, 1973年生, 博士生, 研究方向为信号处理在雷达与通信中的应用。

廖桂生: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 雷达信号处理重点实验室副主任, IEEE会员, 主要从事统计信号处理、阵列信号处理和空时自适应信号处理及其在雷达、通信中的应用研究。