

基于特征空间的降维 STAP 方法比较研究

张 良, 保 铮, 廖桂生

(西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室, 710071)

摘 要: 系统接收数据的杂噪协方差矩阵完整地包含了杂波和噪声信息, 将其做特征分解(EVD)而得到的特征空间, 可将杂噪能量按序排列, 且各特征矢量相互正交且统计独立. 基于特征空间作自适应处理, 特别是降维自适应处理, 便于探寻理论上的最佳方案. 本文分别讨论了互谱法(CSM)、最小功率特征对消(MPE)以及最小范数特征对消(MNE), 从特征结构阐明了三种方法的内在关系, 比较了它们的杂波抑制性能.

关键词: 空时自适应处理; 互谱法; 最小功率特征对消; 最小范数特征对消; 杂波抑制

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2000) 09-0027-04

A Comparative Study of Eigenspace-based Rank-reduced STAP Methods

ZHANG Liang, BAO zheng, LIAO Gui-sheng

(Key Laboratory for Radar Signal Processing, Xi'an, 710071, China)

Abstract: The clutter and noise correlation matrix estimated from system received data almost comprises the entire information about clutter and noise. An eigenvalue division(EVD) of the matrix can provide an eigenspace and within the space one can rank the power of the clutter and noise according to the metrics of eigenvalues whose eigenvectors are statistically independent and orthogonal to each other. Studies on adaptive processing especially on reduced-rank processing based on eigenspace can help probing the optimum approach in theory. The cross spectral method(CSM), minimum power eigencanceller(MPE) and minimum norm eigencanceller(MNE) are discussed respectively in this paper and the intrinsic relationship among them from the view of eigenstructure is revealed as well. Finally, the clutter suppression performance is compared by means of simulation.

Key words: space time adaptive processing(STAP); cross spectral method(CSM); minimum power eigencanceller(MPE); minimum norm eigencanceller(MNE); clutter suppression

1 引言

由于在空、时联合域进行自适应滤波, 空时自适应处理(STAP)技术能大大提高雷达在杂波下检测目标的性能. 但是, 由于雷达接收的空时数据的维数往往很大, 进行全空时域的自适应处理主要存在两个问题: 一是计算量太大, 处理器硬件难以实现; 二是估算杂波协方差矩阵所需的独立同分布(iid)参考单元太多, 实际难以满足. 为避开上述问题, 人们开展了大量降维 STAP 研究.

降维方法多种多样, 不过基本上可以将它们归于两类: 一类是固定结构的降维方法; 另一类是与数据有关的降维方法, 特征子空间法即是其例. 前一类方法的研究已经比较多, 本文主要研究后一类方法.

空时杂波协方差矩阵几乎包含了杂波和干扰空时分布的所有信息, 借助于特征分解可以构造杂波子空间和噪声子空间, 借助于互谱可以获得最佳的降维处理子空间. 最近的研究表明 CSM 法提供了特征空间内所有降维 STAP 的性能上

界^[1~3]. 从本质上讲, CSM 方法是一种特征子空间处理方法.

在阵列信号处理中, 特征子空间方法广泛用于波束形成、谱估计和波达方向(DOA)估计中, 文献[4, 5]提出了 MPE 和 MNE 方法用于抑制定向窄带干扰, 文献[6]则将它们推广到 STAP 中. 本文进一步研究这些方法在 STAP 上的应用, 并从理论上揭示 MPE、MNE 和 CSM 三者之间的内在联系.

2 互谱法及降维 STAP 性能上界

2.1 最小方差准则下的 STAP 及 CFAR 检测

设雷达天线由 N 个(等效)阵元组成, 一个 CPI 内的脉冲数为 K , 将第 n 个阵元第 k 次快拍的接收数据记为 x_{nk} , 将 x_{nk} 排成 $NK \times 1$ 的列矢量 X , 那么在 H_0 和 H_1 二元假设下, X 可以表示成如下形式:

$$X = \begin{cases} bS + C + N, & H_1 \text{ 假设} \\ C + N, & H_0 \text{ 假设} \end{cases} \quad (1)$$

其中 b 为目标复回波幅度; C, N 分别为杂波和内部热噪声矢量; S 为归一化信号空时信号矢量, 即 $S^H S = 1$.

采用最小方差 (MV) 准则, 对 X 做自适应滤波即为求解如下线性约束的优化问题:

$$\begin{cases} \min_w W^H R_x W \\ \text{s. t. } W^H S = 1 \end{cases} \quad (2)$$

最优权矢量 $W_{\text{opt}} = \mu R_x^{-1} S$, 式中 $R_x = E(X_{iH_0} X_{iH_0}^H)$ 为杂波加噪声协方差矩阵, $\mu = 1/(S^H R_x^{-1} S)$ 为归一化复常数. 实际应用中, R_x 用其最大似然估计 \hat{R}_x 代替.

STAP 滤波器的输出为 $y_{\text{STAP}} = W_{\text{opt}}^H X$, 输出杂波加噪声功率为 $P_{\text{CN}} = W_{\text{opt}}^H R_x W_{\text{opt}} = \mu$, W_{opt} 使输出信杂噪比最大, 其最大值为:

$$SCR_{\text{opt}} = |b|^2 S^H R_x^{-1} S \quad (3)$$

在 X_{iH_0} 满足独立高斯假设时, 文献[7]提出了一种基于似然比检验的自适应匹配滤波器 (AMF), AMF 检验统计量及其判决准则如下:

$$AMF = \frac{|y_{\text{STAP}}|^2}{P_{\text{CN}}} = \frac{|S^H \hat{R}_x^{-1} X|^2}{S^H \hat{R}_x^{-1} S} > \quad (4)$$

其中 γ 为 CTAR 门限.

AMF 检测器的虚警概率 (PFA) 与杂波数据以及杂波协方差矩阵的结构无关, 仅仅与处理器维数 M 和估计杂波协方差矩阵的辅助样本数 L 有关. 因而具有恒虚警检测 (CFAR) 的特点. 文献[7]讨论了 AMF 检测器的虚警概率和检测概率的计算方法. 本文不予以重复.

2.2 互谱及降维 STAP 性能上界

J. S. Goldstein 和 I. S. Reed 等针对广义旁瓣相消 (GSC) 的结构提出了互谱的概念^[1,2], 互谱由主辅通道之间的互相关矢量与特征矢量的内积和特征值定义. 如果根据互谱的大小来构造降维矩阵, 在维数一定的前提下, 能够保证剩余功率最小. 文献[3]则将互谱的概念推广到直接形式的处理器 (Direct Form Processor—DFP) 中, 而互谱改由特征值以及特征矢量与信号导引矢量的内积定义. 文献[3]还利用实测的机载雷达数据比较了 GSC 和 DFP 两种结构下 CSM 方法的性能, 结果表明, 在同样的处理器维数和辅助样本情况下, DFP 结构上能获得比 GSC 结构上更好的性能. 下面我们简要介绍 DFP-CSM 降维方法的原理.

将 R_x 进行特征分解, 得到:

$$R_x = \sum_{i=1}^{NK} \lambda_i u_i u_i^H \quad (5)$$

式中, $\lambda_i, i=1, 2, \dots, NK$ 为 R_x 的特征值 (在此没有将 λ_i 按大小排序), u_i 为与 λ_i 对应的特征矢量.

由于 R_x 为正定 Hermitian 矩阵, 因此 $\lambda_i, i=1, 2, \dots, NK$ 均为正实数, 并且 $u_i^H u_j = \delta_{ij}$. 式 (3) 的 SCR_{opt} 可以展开成下式:

$$SCR_{\text{opt}} = |b|^2 S^H R_x^{-1} S = |b|^2 \sum_{i=1}^{NK} \frac{|u_i^H S|^2}{\lambda_i} = |b|^2 \sum_{i=1}^{NK} \frac{1}{\lambda_i} \quad (6)$$

式中 $\frac{1}{\lambda_i} = |u_i^H S|^2 / \lambda_i$ 为互谱. 式 (6) 说明, SCR_{opt} 由 NK 项之和组成, 如果少了其中某项 (即在特征子空间内降维) 将使输出信杂噪比降低.

容易证明, 当用 M 个特征矢量构成降维矩阵 Q_r , 不妨假设 Q_r 由前 M 个特征矢量构成, 即 $Q_r = [u_1, u_2, \dots, u_M]$, 那么降维前后的数据矢量和信号导引矢量间存在如下关系: $X_r = Q_r^H X, S_r = Q_r^H S$, 杂波协方差矩阵为 $R_x = E[X_r X_r^H] = Q_r^H R_x Q_r$, 降维处理后的输出信杂噪比为:

$$SCR_r = |b|^2 S_r^H R_x^{-1} S_r = |b|^2 \sum_{i=1}^M \frac{1}{\lambda_i} \quad (7)$$

SCR_r 直接由特征子空间内每个特征矢量所对应的互谱决定. 因此将 $\frac{1}{\lambda_i}$ 按从大到小排序, 不妨假设 $\frac{1}{\lambda_1} \geq \frac{1}{\lambda_2} \geq \dots \geq \frac{1}{\lambda_{NK}}$, 用与 $\frac{1}{\lambda_1}, \frac{1}{\lambda_2}, \dots, \frac{1}{\lambda_M}$ 对应的特征矢量 u_1, u_2, \dots, u_M 构成降维矩阵 Q_r , 将使降维引起的输出信杂噪比损失最小.

上述即为 CSM 法的思想, 这种方法能够在系统自由度受限制的条件下, 保证获得最大的输出信杂噪比. 换言之, 在同样的系统自由度下, 互谱法提供了特征空间内各种降维处理方法的性能上界.

图 1 为互谱分布一例, 有关参数详见第 4 节. 由图 1 可见, 互谱与特征值近似反向分布, 即若干个较大的特征值对应很小的互谱, 而若干个较小的特征值却对应较大的互谱, 如果按互谱来构造 Q_r , 其绝大多数列矢量将是小特征值对应的特征矢量. 但是由于互谱不随特征值减小而单调增加, 因此自适应权矢量既不完全位于噪声子空间内, 也不完全与杂波子空间正交, 不过互谱能帮助我们找到最佳的降维处理子空间.

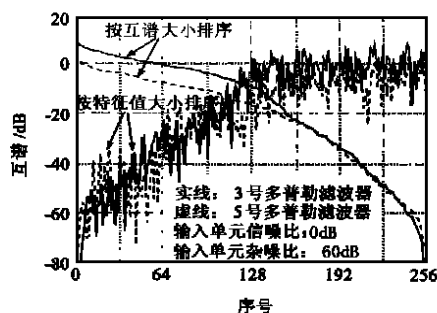


图 1 互谱分布

3 特征对消法

3.1 R_x 的特征结构

将特征值按从大到小排序 (即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{NK}$), 并假设显著大特征值个数为 P , 那么式 (5) 可以写成另一种形式:

$$R_x = E_C C E_C^H + E_N N E_N^H \quad (8)$$

式中, $E_C = [u_1, u_2, \dots, u_P]$, $E_N = [u_{P+1}, u_{P+2}, \dots, u_{NK}]$ 分别为杂波子空间 $\frac{NK}{P}$ 和噪声子空间 $\frac{NK}{NK-P}$ 的矩阵表示, $C = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_P)$, $N = \text{diag}(\lambda_{P+1}, \dots, \lambda_{NK})$. 由于 STAP 的空时耦合, 杂波维数有限, 无系统误差时会出现 $\lambda_{P+1} = \dots = \lambda_{NK} = 0$, 但有系统误差就不是.

由于 $E_N^H E_N = 0$, 那么任何位于噪声子空间内的权矢量 (即 $W \in \frac{NK}{NK-P}$) 均具有对消杂波的特点. 因此, 可以直接在噪声子空间内求最佳权. 下面要讨论的 MPE 和 MNE 算法正是基于这一思想. 不过, 由于处理的子空间并不是全域最优的, 因此可以预计与 CSM 法相比将会有处理损耗.

3.2 最小功率特征对消(MPE)

该方法在式(2)的优化问题上再增加 $E_C^H W = 0$ 的约束,该约束使权矢量位于噪声子空间内, MV 准则下的最优化问题如下:

$$\begin{cases} \min_w W^H R_X W \\ \text{s. t. } E_C^H W = 0, W^H S = 1 \end{cases} \quad (9)$$

上述问题的解为:

$$W_{MPE} = \frac{E_N E_N^H S}{S^H E_N E_N^H S} \quad (10)$$

上式表明, MPE 法要计算构成 E_N 的 $NK - P$ 个次特征矢量。

输出杂波加噪声剩余功率为:

$$P_{MPE} = E[|W_{MPE}^H X|^2] = \frac{1}{S^H E_N E_N^H S} \quad (11)$$

输出信杂噪比为:

$$SCR_{MPE} = |b|^2 \frac{\sum_{i=p+1}^{NK} |u_i^H S|^2}{\sum_{i=p+1}^{NK} |b|^2} = |b|^2 \frac{\sum_{i=p+1}^{NK} |u_i^H S|^2}{\sum_{i=p+1}^{NK} |b|^2} \quad (12)$$

另外可以证明,如果直接用 E_N 先对数据 X 进行降维变换,在降维数据空间内根据 MV 准则进行滤波,那么降维后输出信杂噪比与 SCR_{MPE} 相同,这表明 MPE 方法与在噪声子空间内做降维处理是等价的。但 MPE 法的权是 $NK \times 1$ 维的,而在噪声子空间内降维处理的权是 $(NK - P) \times 1$ 维。

3.3 最小范数特征对消(MNE)

自适应滤波一方面可以对消部分杂波能量,另一方面会将辅助数据上的热噪声带进最终的输出,如果我们在与 MPE 法同样约束的情况下使权的范数最小,就可以保证额外增加的热噪声功率最小,这便是 MNE 的思想。其最优化问题如下:

$$\begin{cases} \min_w W^H W \\ \text{s. t. } E_C^H W = 0, W^H S = 1 \end{cases} \quad (13)$$

上述最优化问题的解为:

$$W_{MNE} = \frac{E_N E_N^H S}{S^H E_N E_N^H S} \quad (14)$$

因为 $E_C E_C^H + E_N E_N^H = I$, 式(14)具有另一个等效的权:

$$W_{MNE} = (I - E_C E_C^H) S / S^H (I - E_C E_C^H) S \quad (15)$$

当用式(14)计算权时需要首先计算 $NK - P$ 个次特征矢量,而用式(15)时只需计算 P 个主特征矢量,一般地 P 要比 NK 小得多。

输出杂波加噪声剩余功率为:

$$P_{MNE} = E[|W_{MNE}^H X|^2] = \frac{\sum_{i=p+1}^{NK} |u_i^H S|^2}{\sum_{i=p+1}^{NK} |S^H u_i|^2} = \frac{\sum_{i=p+1}^{NK} |u_i^H S|^2}{\sum_{i=p+1}^{NK} |S^H u_i|^2} \quad (16)$$

输出信杂噪比为:

$$SCR_{MNE} = |b|^2 \frac{\sum_{i=p+1}^{NK} |u_i^H S|^2}{\sum_{i=p+1}^{NK} |S^H u_i|^2} \quad (17)$$

我们同时注意到, MNE 方法等效于 MPE 方法的对角加载处理,加载的结果使所有属于噪声的特征值相等(证明从略)。显然对角加载会导致一定的处理损失,因此可以预计 MNE 法性能没有 MPE 好。我们还要指出,对理想的噪声子空间(即

$NK - P$ 个小特征值相等), MNE 和 MPE 则是等效的。

4 仿真研究

以 $N = 16$ 的等间距线阵为例进行了仿真研究,主要参数如下:脉冲数 $K = 18$ (其中两个用来做 3 脉冲 MTI), 脉冲重复频率 $f_r = 1000\text{Hz}$, 距离门宽度 150m , 载机高度 $H_p = 8000\text{m}$, 载机速度 $V_p = 225\text{m/s}$, 工作波长 $\lambda = 0.225\text{m}$, 输入单元杂噪比 $CNR_i = 60\text{dB}$, 天线正侧面安装, 波束指向阵面法线。用来估计杂波协方差矩阵的辅助样本数一律取 768。

4.1 输出信杂噪比与维数之间的关系

图 2 为没有考虑幅相误差时 3 号多普勒滤波器内三种处理方法输出信杂噪比与维数的关系曲线,在此对 CSM(曲线 A) 维数指 M , 对 MPE(曲线 B) 和 MNE(曲线 C) 维数指 $NK - P$ 。由图可见, CSM 法收敛最快,在同样维数下性能也最好, MPE 性能次之,当维数逐步增大时, MPE 也能够达到与 CSM 同样的性能。而 MNE 法性能较差,并且性能并不随空间维数增大而单调提高。图 2 中单元输入信噪比 0dB , 单元输入杂噪比 60dB 。

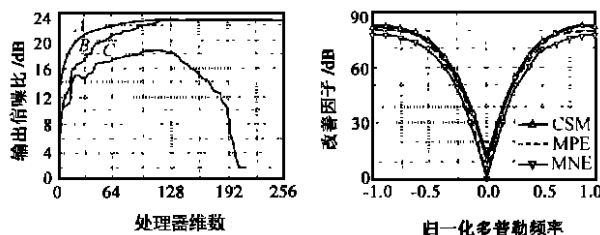


图 2 输出信杂噪比与维数的关系

图 3 改善因子比较

4.2 改善因子比较

图 3 为无幅相误差时改善因子比较曲线,除全空时处理外,维数均为 48。由图可见:无论在主杂波区还是在副瓣杂波区, CSM 方法性能均最好, MPE 次之, MNE 法性能较差。在 3 号多普勒滤波器, CSM 比全空时处理差 1.3dB, 比 MPE 好 2.1dB, 比 MNE 好 4.9dB。我们还仿真了 5% 误差时的情况,因篇幅所限,文中没有提供曲线,在 5% 误差时 CSM 比全空时处理差 1.2dB, 比 MPE 好 2.0dB, 比 MNE 好 5.2dB。

4.3 检测性能比较

为了能对不同处理器的性能加以比较,我们计算了检测概率与单元输入信噪比的关系曲线,这样的曲线能够集中反映检测概率与雷达所付出的能量代价、杂波抑制性能、CFAR 处理损耗等众多因素之间的关系,因为单元信噪比可以被理解成雷达所具有的极限威力。

图 4 为无幅相误差时 3 号多普勒滤波器内检测概率与单元输入信噪比之间的关系曲线。从这些图中可以看出 CSM 法接近甚至略优于全空时处理,原因在于 CSM 法处理的维数降为 48,与全空时处理时相比辅助样本数相对充裕,估计杂波协方差矩阵引起的信杂噪比损耗减小^[7]。另外,平均而言, CSM 比 MPE 好 1.5dB — 2dB, 比 MNE 好 5dB 左右。

4.4 STAP 滤波器响应

图 5 为空时杂波的最大似然谱。根据本文的参数,重复频

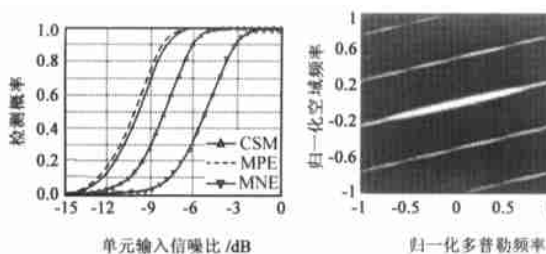


图 4 检测性能比较(虚警率: 10^{-6})

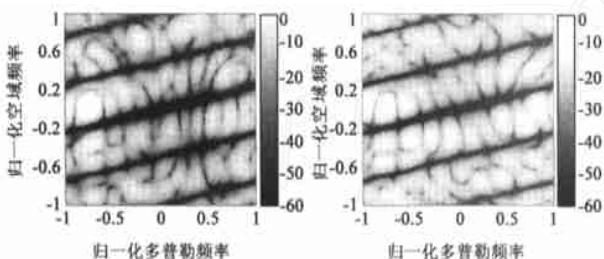


图 6 CSM 方法二维频率响应

图 7 MPE 方法二维频率响应

率相对较低,杂波谱沿多个条带分布,同一个多普勒频率上在 4 个空域频率处存在杂波,需要加以抑制。以 3 号多普勒滤波器为例,四个空域频率分别为 $-0.687, -0.188, 0.313, 0.812$ 。

图 6 和图 7 分别为 CSM 和 MPE 法在 3 号多普勒滤波器内的二维频率响应。图 8 为空域自适应方向图。从上图,在杂波所对应的空域频率上以及整个杂波条带处,滤波器均形成了较深的凹口和阻带,表明与杂波谱实现了良好的匹配滤波。

5 结论

空时协方差矩阵完整地包含了杂波和干扰空时分布的全部信息,根据特征值大小可以构造彼此正交的噪声子空间和杂波子空间,根据互谱的大小可确定最佳的降维处理子空间。

CSM 方法提供了所有降维 STAP 方法的性能上界。MPE 和 MNE 这两种特征对消方法最初是作为 MV 波束形成器的修正形式提出的,它们将权矢量约束在噪声子空间内,与杂波子空间正交。它们均是线性约束下的波束形成器。

MPE、MNE 与 CSM 之间有本质的联系。MPE 方法与将接收数据直接变换到噪声子空间内做降维 STAP 是等效的;MNE

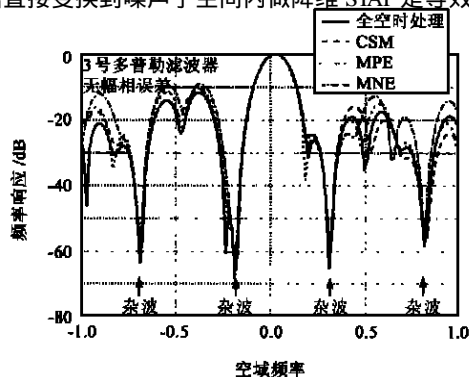


图 8 自适应空域方向图

方法则等效于 MPE 方法的对角加载处理,加载的结果是使噪声特征值相等,当然对理想的噪声子空间两者等效。理论分析和仿真表明,当处理器维数不断增大时,MPE 最终能达到与 CSM 一样的性能,但在维数比较小时 MPE 有一定损失,而 MNE 性能较差。另外,CSM 法在改善因子、检测概率以及滤波器响应上均优于其它两种方法。

参考文献:

- [1] J. S. Goldstein, I. S. Reed. Theory of partially adaptive radar [J]. IEEE Trans. on AES, 1997, 34(4): 1309 - 1325.
- [2] J. S. Goldstein, I. S. Reed. Subspace selection for partially adaptive sensor array processing [J]. IEEE Trans. on AES, 1997, 33(2): 539 - 544.
- [3] Scott D. Berger, Byron M. Welsh. Selecting a reduced-rank transformation for STAP-A direct form perspective [A]. In Proceedings of the 1998 IEEE National Radar Conference, Dallas, 1998, 177 - 182.
- [4] Haimovich, A., Bar-Ness, Y. An eigenanalysis interference canceler [J]. IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Jan. 1991, 39: 77 - 84.
- [5] J. L. Yu, C. C. Yeh. Generalized eigenspace-based beamformer [J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1995, 43(11): 2453 - 2461.
- [6] A. Haimovich. The eigencanceler: adaptive radar by eigenanalysis methods [J]. IEEE Trans. on AES, 1996, 32(4): 532 - 542.
- [7] F. C. Robey, D. R. Fuhrmann, E. J. Kelly, R. Nitzberg. A CFAR adaptive matched filter detector [J]. IEEE Trans. on AES, 1992, 28(1): 208 - 216.

作者简介:



张 良 1966 年生,南京电子技术研究所高级工程师,西安电子科技大学博士生,主要研究领域为机载相控阵雷达系统设计与雷达自适应信号处理。



保 铮 1927 年生,中科院院士,教授,博士生导师,主要研究领域为雷达系统与检测。



廖桂生 1963 年生,教授,博士生导师,近期研究领域为统计信号与阵列信号处理及其在雷达和移动通讯中的应用。