

水下小孔径阵列自适应匹配滤波检测方法

王静* 黄建国

(西北工业大学航海学院 西安 710072)

摘要:为了解决水下小孔径阵列有色噪声场中目标检测问题,该文提出了一种基于目标方位似然估计的自适应匹配滤波器(ML-AMF)方法,该方法采用似然方法估计目标方位,并使用预先估计的方位信息进行能量检测,通过推导得到检验统计量。该方法克服了自适应匹配滤波器(AMF)目标方位失配带来的影响。仿真和实测数据的结果均验证了该方法在水下有色噪声场中的有效性。8元均匀小孔径阵列湖试数据的仿真结果表明,ML-AMF的检测性能优于MVDR 1~5 dB,优于CBF 12~17 dB。

关键词:水下目标检测;自适应匹配滤波;小孔径阵列;色噪声

中图分类号:TN911.23

文献标识码:A

文章编号:1009-5896(2011)06-1385-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01139

Adaptive Matched Filter Detection Method on Underwater Small Aperture Array

Wang Jing Huang Jian-guo

(College of Marine Engineering Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: This paper considers detection of a signal in underwater colored noise on small aperture array, and an Adaptive Matched Filter based on Maximum Likelihood (ML-AMF) is proposed. The Direction-Of-Arrival (DOA) of signal is firstly estimated, and then energy detection is carried out by using the pre-estimated DOA. The test statistic is deduced. ML-AMF method is robust to the uncertainties of steering vector. Simulation and experiment results show the effectiveness of the method. Experiment results on an 8 element array show that ML-AMF performs better than Minimum Variance Distortionless Response (MVDR) and Conventional Beamforming (CBF) of 1~5 dB and 12~17 dB respectively.

Key words: Underwater target detection; Adaptive Matched Filter (AMF); Small aperture array; Color noise

1 引言

在水下阵列信号处理中,目标检测常采用能量检测方法,常用的有子带峰值能量检测(SPED)算法,波束形成器有常规波束形成(CBF)和最小方差无失真响应(MVDR)波束形成。

小孔径阵列是阵元间距远小于半波长的阵列,这种基阵由于阵元间距小,造成各个阵元上接收的噪声为相关性强的空间色噪声。空间色噪声背景下,使用CBF不能使阵列达到理想的空间增益,因此对小孔径阵列使用CBF进行能量检测不能达到理想的检测效果。MVDR波束形成具有对空间色噪声的适应性^[1],MVDR能获得比CBF大的空间增益,其检测性能也优于CBF。但由于MVDR对目标方向上的强约束,对于旁瓣没有约束,对于旁瓣的噪声抑制能力不强,使得MVDR波束形成器的检测性

能受到了限制。

自适应匹配滤波器(AMF)是空间自适应恒虚警能量检测器,该检测器可以在预知信号来向的情况下,对空间色噪声解相关,进而进行能量检测。因此,信号来向和空间噪声背景对AMF检测器的性能有很大影响。非高斯背景下的空间自适应能量检测器目前有人做了很多研究^[2-4]。文献[2]在色噪声背景下,假设已知噪声协方差矩阵的先验分布函数,根据接收的噪声数据,采用MMSE估计方法估计噪声协方差矩阵,将估计的噪声协方差矩阵用于AMF检测器,提出了适用于色噪声背景的MMSE-AMF检测器。文献[3]提出了在色噪声背景下使用自适应动态门限的广义似然比次序统计量(DOS-GLRT)检测方法,该方法采用 H_1 假设检验条件下阵列接收的数据估计噪声协方差矩阵,采用自适应动态门限,比广义似然比次序统计量(OS-GLRT)检测器在性能上有略微改进。文献[4]推导了非广义宽平稳噪声条件下的频域GLRT检测器,该检测器比时域

2010-10-25收到,2011-03-17改回
国家重点实验室基金(9140C2304080607)和西北工业大学基础研究基金(NPU-FFR-WD18102)资助课题
*通信作者:王静 wangjing0407j039@yahoo.com.cn

GLRT检测器表达形式上更简单, 频域GLRT检测器可以用幅度平方一致谱(MSC)来表示。AMF检测器对扫描向量失配敏感, 关于扫描向量失配情况下的稳健AMF检测器有人做了研究^[5-7]。文献[5,6]假定真实的信号方位和估计的信号方位位于某个已知的子空间内, 推导了适用于信号方位失配的GLRT检测器, 并与自适应一致估计器(ACE)检测器作了对比, 该检测器相比ACE检测器有较好的检测性能。文献[7]在均匀噪声背景下, 假设信号位于假定的子空间内, 推导了联合ML估计器, 该方法是一个半定规划(SDP)锥估计问题, 将得到的估计结果用于GLRT检测器中, 得到了稳健的GLRT检测器。

本文提出了一种适用于水下有色噪声背景的自适应匹配滤波器。该检测器不同于以往在水下有色噪声背景的目标检测方法。首先对目标方位进行ML估计, 将估计得到的目标方位用于AMF检测器中, 得到了基于目标方位似然估计的自适应匹配滤波器(ML-AMF), 并将该方法用于水下噪声环境, 仿真和实验的结果验证了该方法在水下环境中的可行性。

2 算法描述

2.1 自适应匹配滤波器

假设阵列接收的信号为窄带信号, 假设检验问题是在如下的两种假设中做出判断

$$\left. \begin{aligned} H_0: \mathbf{z}(k) &= \mathbf{n}(k), & k &= 1, 2, \dots, K \\ H_1: \mathbf{z}(k) &= \mathbf{a}s(k) + \mathbf{n}(k), & k &= 1, 2, \dots, K \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

在假设 H_0 条件下, 没有目标存在, 阵列接收的信息 $\mathbf{z}(k)$ 中仅包含加性高斯噪声 $\mathbf{n}(k)$; 在假设 H_1 条件下, 有目标存在, 接收的信息 $\mathbf{z}(k)$ 中包含目标信号 $\mathbf{a}s(k)$ 和加性高斯噪声 $\mathbf{n}(k)$, $s(k)$ 代表复信号幅值, \mathbf{a} 代表目标来向矢量, $\mathbf{a} = \mathbf{a}(\theta)$ 。

假设阵列接收噪声协方差矩阵 \mathbf{R} 已知, 在奈曼-皮尔逊准则下广义似然比恒虚警最优检测器可以表示为

$$\frac{\max_{\mathbf{a}} f_{z|H_1}(\mathbf{z}; \mathbf{a} | H_1)}{f_{z|H_0}(\mathbf{z} | H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} t \quad (2)$$

t 是满足一定虚警概率的检测门限。

阵列接收数据 $\mathbf{z}(k)$ 在 H_0 和 H_1 假设条件下的分布密度函数(PDF)可以描述为

$$f_{z|H_\eta}(\mathbf{z}; \mathbf{a}\eta | H_\eta) = \frac{1}{\pi^K \det(\mathbf{R})} \cdot \exp[-(\mathbf{z} - \mathbf{a}\eta\mathbf{s})^H \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{z} - \mathbf{a}\eta\mathbf{s})] \quad (3)$$

其中 η 在 H_0 条件下为 0, 在 H_1 条件下为 1。

将式(2)和式(3)合并, 去掉常数项得到

$$\Lambda = \exp[-(\mathbf{z} - \mathbf{a}\eta\mathbf{s})^H \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{z} - \mathbf{a}\eta\mathbf{s}) + \mathbf{z}^H \mathbf{R}^{-1}\mathbf{z}] \quad (4)$$

对式(4)取左右两边同时对数得到

$$\ln \Lambda = 2 \operatorname{Re}(\mathbf{s}\mathbf{a}^H \mathbf{R}^{-1}\mathbf{z}) - |\mathbf{s}|^2 \mathbf{a}^H \mathbf{R}^{-1}\mathbf{a} \quad (5)$$

在信号来向 \mathbf{a} 已知的情况下, 求解信号幅值 \mathbf{s} 使式(5)的值最大化, 即求解最优化问题 $\max \ln \Lambda$, s.t. \mathbf{s} 。通过推导得到信号幅值的估计为

$$\hat{\mathbf{s}} = \frac{\mathbf{a}^H \mathbf{R}^{-1}\mathbf{z}}{\mathbf{a}^H \mathbf{R}^{-1}\mathbf{a}} \quad (6)$$

将式(6)代入式(2)得到最终的检测统计量。

$$\frac{|\mathbf{a}^H \mathbf{R}^{-1}\mathbf{z}|^2}{\mathbf{a}^H \mathbf{R}^{-1}\mathbf{a}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} t \quad (7)$$

式(7)中的检测统计量中, 协方差矩阵 \mathbf{R} 往往通过估计得到。假定噪声 $\mathbf{n}(k)$ 为零均值的复噪声信号, 它的协方差矩阵为 $\mathbf{R} = E[\mathbf{z}\mathbf{z}^H | H_0]$ 。在 H_0 假设检验条件下, 阵列接收的信号中只含噪声, 噪声的协方差矩阵可以从假设 H_0 条件下采样数据中估计得到

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K \mathbf{z}(k)\mathbf{z}^H(k) \quad (8)$$

将式(7)假设检验统计量中的 \mathbf{R} 用它的估计值式(8)来代替, 得到实际中的检测统计量。

$$\frac{|\mathbf{a}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1}\mathbf{z}|^2}{\mathbf{a}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1}\mathbf{a}} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \alpha' \quad (9)$$

该检测器被称为自适应匹配滤波器(AMF)。其中 α' 为一定虚警概率下的检测门限。在实际仿真中, 阵列接收数据仅包含噪声的情况下, 将阵列接收数据代入到式(9), 通过多次仿真, 并根据确定的虚警概率设定检测门限 α' 的值。

AMF 检测器包含分子和分母两项。式(9)可以用另一种形式表达

$$|\mathbf{W}_{\text{AMF}}\mathbf{z}|^2 \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \alpha' \quad (10)$$

其中 $\mathbf{W}_{\text{AMF}} = \frac{\mathbf{a}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1}}{\sqrt{\mathbf{a}^H \hat{\mathbf{R}}^{-1}\mathbf{a}}}$ 为自适应匹配滤波器权系数。

自适应滤波器的权系数与 MVDR 波束形成器权系数在形式上很接近, 因此, AMF 可以起到同样的空间解相关的效果。在 MVDR 权系数中, 噪声协方差矩阵一般采用 $\hat{\mathbf{R}}_z$ 代替, 即阵列接收数据的协方差矩阵, 因而 MVDR 方法不仅对噪声解相关, 而且对信号也起了解相关的效果, 抵消了信号能量。使用 AMF 在实际的检测过程中, 可以首先计算 AMF 权系数, 使用权系数对阵列接收数据进行加权, 计算简单, 操作方便。加权输出的结果为自适应匹配滤波器的能量输出, 将该能量输出作为检验统计量, 与门限值相比较, 得到检测输出。

AMF 方法根据噪声背景的先验信息自适应调整加权系数, 并能根据噪声背景预先学习门限, 当背景噪声中存在强干扰, 色噪声, 混响等各种噪声信息的情况下, AMF 方法通过调整加权系数可以实现强干扰, 色噪声, 混响的自动抑制。因此被称为自适应匹配滤波器。

将式(1)中阵列接收窄带信号模型扩展到宽带信号模型, 式(9)得到的自适应匹配滤波器同样适用。本文中 ML-AMF 方法在时域进行检测, 而 MVDR 和 CBF 波束形成在信号为宽带信号时, 波束形成算法为了充分利用各个频带的能量, 采用频域波束形成, 计算量较复杂, ML-AMF 方法计算简单, 实时性好。

在实际假设检验中, 信号来向 \mathbf{a} 未知, 因此, 使用 AMF 检测器必须首先估计目标方位。由于小孔径阵列的工作环境为非均匀的空间色噪声场, 因此白噪声背景下空间方位估计器 SML 不再合适。因此本文采用了色噪声环境下的空间方位估计方法。

2.2 基于目标方位似然估计的自适应匹配滤波器 (ML-AMF)

假设检验 H_1 条件下, 阵列接收数据 $\mathbf{Z} = [z(1), z(2), \dots, z(K)]^T$ 的联合概率密度函数可以表示为

$$f(\mathbf{Z} | \theta) = \frac{\exp\left[-\text{tr}\left[\mathbf{R}^{-1} \sum_{k=1}^K |z(k) - \mathbf{a}(\theta)\mathbf{s}(k)|^2\right]\right]}{\pi^K \det(\mathbf{R})} \quad (11)$$

其中 θ 表示未知目标的方位。对式(11)取自然对数, 并舍去常数项, 得到

$$L(\theta) = -K \ln(\det(\mathbf{R})) - \text{tr}\left[\mathbf{R}^{-1} \sum_{k=1}^K |z(k) - \mathbf{a}(\theta)\mathbf{s}(k)|^2\right] \quad (12)$$

式(12)写成向量形式为

$$L(\theta) = -K \ln(\det(\mathbf{R})) - \text{tr}\left\{\mathbf{R}^{-1} [\mathbf{Z} - \mathbf{a}(\theta)\mathbf{S}][\mathbf{Z} - \mathbf{a}(\theta)\mathbf{S}]^H\right\} \quad (13)$$

其中 $\mathbf{S} = [s(1), s(2), \dots, s(K)]^T$ 为信号幅值向量, 噪声协方差矩阵 \mathbf{R} 为正定对称矩阵, 因此可以分解为 $\mathbf{R}^{-1} = \mathbf{C}^T \mathbf{C}$ 。使用噪声协方差矩阵对阵列接收数据预白化, 将式(13)中阵列接收数据, 扫描矢量分别用它们的预白化矢量代替, 得到似然比函数表达式为

$$L(\theta) = -K \ln(\det(\tilde{\mathbf{R}})) - \text{tr}\left\{[\tilde{\mathbf{Z}} - \tilde{\mathbf{a}}(\theta)\mathbf{S}][\tilde{\mathbf{Z}} - \tilde{\mathbf{a}}(\theta)\mathbf{S}]^H\right\} \quad (14)$$

其中 $\tilde{\mathbf{Z}} = \mathbf{C}\mathbf{Z}$ 为预白化的阵列接收数据, $\tilde{\mathbf{a}} = \mathbf{C}\mathbf{a}$ 为预白化的扫描向量。

将噪声协方差矩阵的估计值 $\hat{\tilde{\mathbf{R}}}$ 代替式(14)中

$\tilde{\mathbf{R}}$, 并求解 θ 使式(14)的值达到最大, 通过推导求出目标到达方位扫描向量的估计值^[8]

$$\hat{\theta} = \min_{\theta} \lg \det\left(\mathbf{C}\hat{\mathbf{P}}_{\tilde{\mathbf{A}}}^{\perp}(\theta)\hat{\tilde{\mathbf{R}}}\hat{\mathbf{P}}_{\tilde{\mathbf{A}}}^{\perp}(\theta)\mathbf{C}\right) \quad (15)$$

其中 $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{A}}}(\theta) = \hat{\tilde{\mathbf{A}}}(\theta)(\hat{\tilde{\mathbf{A}}}^H(\theta)\hat{\tilde{\mathbf{A}}}(\theta))^{-1}\hat{\tilde{\mathbf{A}}}^H(\theta)$ 为正交投影矩阵, $\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{A}}}^{\perp} = \mathbf{I} - \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{A}}}(\theta)$ 。该目标方位估计方法的原理是首先对噪声背景预白化, 然后计算阵列接收数据对某扫描向量外的投影能量, 使其值达到最小, 即求解 θ 的值使噪声子空间内的能量最小, 该扫描向量即为目标到达方位角扫描矢量, 通过搜索求出 θ 的值, 是一种极大似然(ML)方法。该目标方位估计方法是一种色噪声背景下有效的目标方位估计方法。

最后, 将估计得到的目标到达方位扫描向量的估计值 $\hat{\theta}$ 代入式(9)中的检测统计量中得到新的检测统计量。

$$\frac{|(\mathbf{a}^H(\hat{\theta}))\hat{\tilde{\mathbf{R}}}^{-1}\mathbf{z}|^2}{(\mathbf{a}^H(\hat{\theta}))\hat{\tilde{\mathbf{R}}}^{-1}\mathbf{a}(\hat{\theta})} \stackrel{H_1}{\underset{H_0}{>}} \alpha' \quad (16)$$

该检测统计量称为基于目标方位似然估计的自适应匹配滤波统计量(ML-AMF)。

在实际仿真中, 阵列接收数据仅包含噪声的情况下, 将阵列接收数据代入式(16), 该检测统计量为能量统计量, 其取值范围大于 0。通过多次仿真, 并根据确定的虚警概率设定检测门限 α' 的值。门限 α' 为能量门限。

3 检测性能仿真分析

为了验证算法的可行性, 进行了仿真色噪声背景和实测的噪声背景下的 ML-AMF、常规波束形成(CBF)和最小方差无失真响应(MVDR)波束形成器检测能力的比较。

仿真的色噪声采用常用的指数型噪声场模型, 该噪声场中噪声在不同阵元间距的阵元之间的相关系数以指数形式衰减, 噪声协方差矩阵的表达式为^[8]

$$(\mathbf{Q})_{ij} = \sigma_n^2 \exp((i-j)^2 \xi) \quad (17)$$

$(\cdot)_{ij}$ 表示噪声协方差矩阵的第 i 行第 j 列元素, σ_n^2 表示各个阵元上的噪声能量, ξ 表示相关衰减系数。

首先进行了仿真宽带色噪声条件下的 ML-AMF、常规波束形成(CBF)和最小方差无失真响应(MVDR)波束形成器检测能力的比较。仿真了宽带色噪声, 仿真产生的噪声背景参数为: 阵元上噪声能量 $\sigma_n^2 = 2$, 衰减系数 $\xi = 0.7$ 。

图 1 表示仿真的宽带噪声的功率谱和各个阵元上接收噪声序列之间的相关系数。仿真噪声的归一化频带范围为 0.2~0.4, 为宽带噪声。各个阵元接收噪声序列和 1 号阵元接收噪声序列之间的相关系数在 0.0033~1 之间, 其中 2~5 号阵元与 1 号阵元接

收噪声序列之间的相关系数明显大于 0，因此，仿真的噪声为空间相关性强的宽带色噪声。

图 2 仿真采用图 1 中的仿真宽带色噪声，信号为和噪声带宽重合的宽带信号，阵列采用 8 元均匀线列阵，阵元间距为信号源中心频率波长的 0.1 倍。检测设定的虚警概率 $P_f = 0.05$ ，每次检测所使用的数据长度为 500 快拍。仿真为 100 次蒙特-卡罗仿真结果的平均。图 2 表示仿真色噪声背景下宽带信号的不同检测方法检测概率随信噪比变化曲线。其中的常规波束形成(CBF)和最小方差无失真响应(MVDR)波束形成器为宽带频域波束形成器。宽带频域波束形成器是把宽带信号首先进行 FFT 变换，将频域的宽带信号分成多个子带，在每个子带上分别进行波束形成，再将每个子带的波束输出进行非相干叠加，最后将叠加后的结果进行 IFFT 变换将频域波束输出转换到时域输出。频域波束形成器充分利用了宽带信号每个子带的能量，相当于多个子带平均的结果，其结果较某一个子带的输出结果更稳健。图 2 中仿真宽带信号和宽带色噪声的频带重合，归一化频带范围为 0.2~0.4，为典型的宽带信号。采用式(16)使其中的阵列接收数据 z 仅包含噪声数据，通过学习噪声得到的噪声门限值为 0.96。图 2 结果表明宽带色噪声背景下 ML-AMF 对宽带信号检测性能优于 MVDR 和 CBF 波束形成器。ML-AMF 和 MVDR 波束形成器达到 100% 可检测信噪比相差约 4 dB，ML-AMF 优于 CBF 波束形成器的可检测信噪比约 8 dB。

图 1，图 2 的仿真结果说明在仿真宽带色噪声背景下，ML-AMF 的检测性能优于 MVDR 和 CBF 波束形成器。为了进一步说明本文所用方法的可行性，采用湖试噪声数据进行了实验研究。

图 3 表示湖试实测噪声背景的功率谱和噪声序列在每个阵元上的相关系数。噪声的归一化频带范

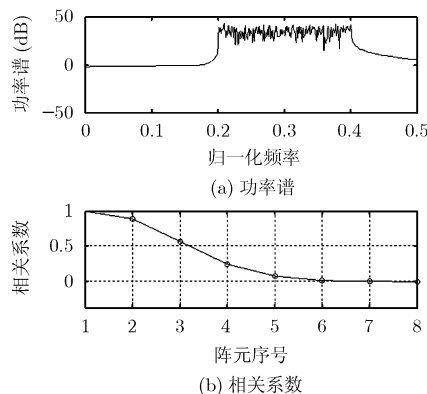


图 1 仿真噪声功率谱和相关系数

围为 0.2~0.4，为宽带噪声。各个阵元接收噪声序列和 1 号阵元接收噪声序列之间的相关系数在 -0.3778~1 之间，其中 5~7 号阵元与 1 号阵元接收噪声序列之间的相关系数为负，表示信号负相关，其绝对值的大小表示相关程度，8 号阵元与 1 号阵元接收噪声序列之间的相关系数为 0.148，比 2~7 号阵元与 1 号阵元接收噪声序列之间的相关系数的绝对值小，表示 8 号阵元与 1 号接收噪声的相关性最小。从图 3 中可以看出实测的噪声在各个阵元之间的相关性很强，为宽带有色噪声。湖试实测的噪声数据与仿真产生的噪声相比，实测噪声的功率谱幅值波动比较大，并且在工作频带外的能量较仿真数据小。实测噪声在不同阵元间距下的相关系数大于仿真噪声的相关系数。

图 4 表示使用实测宽带色噪声与宽带信号合成的数据使用不同的检测方法得到的检测概率随信噪比变化的曲线。图 4 中的阵列为 8 元均匀线列阵，阵元间距为信号源中心频率波长的 0.1 倍。检测设定的虚警概率 $P_f = 0.05$ ，每次检测所使用的数据长度为 500 快拍。仿真为 100 次蒙特-卡罗仿真结果的平均。其中 CBF 和 MVDR 为全频带频域波束形成器。采用式(16)使其中的阵列接收数据 z 仅包含噪声数据，通过学习噪声得到的噪声门限值为 0.8338。从图 4 的仿真结果看出在检测概率达到 90% 时，ML-AMF 优于 MVDR 1~2 dB，优于 CBF 17 dB。因此，ML-AMF 算法在实测的空间色噪声背景下的检测性能优于 MVDR 和 CBF 波束形成方法。

图 3，图 4 的结果表明，ML-AMF 算法在实测的噪声背景下的检测性能优于 MVDR 和 CBF 波束形成器。因此 ML-AMF 算法在实际应用中是可行的。

分别对比图 2 和图 4 的仿真结果，仿真色噪声背景下和实测色噪声背景下的结果比较吻合，其可

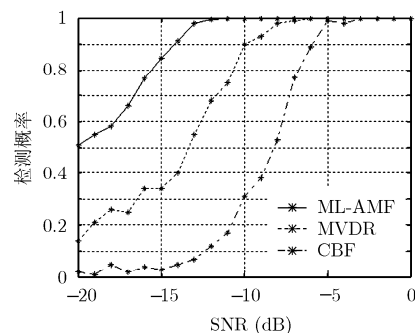


图 2 仿真色噪声背景下宽带信号检测概率随信噪比变化曲线

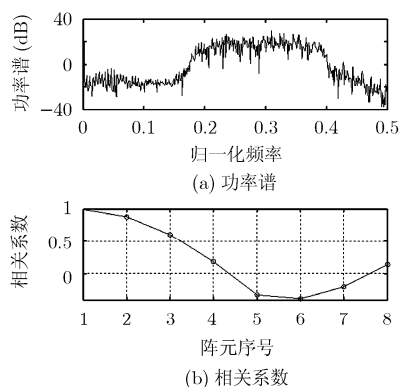


图3 实测噪声功率谱
和相关系数

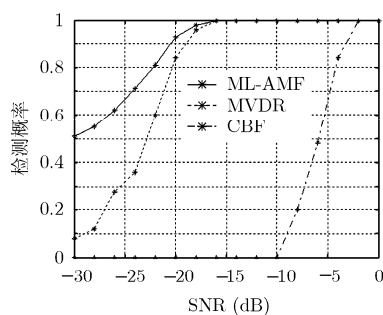


图4 实测色噪声背景下宽带信号
的检测概率随信噪比变化曲线

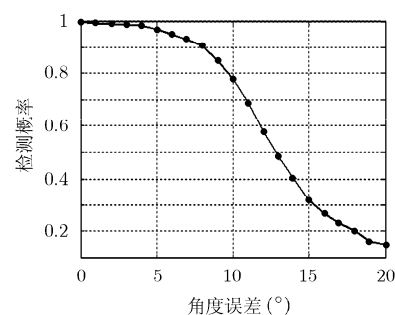


图5 宽带信号检测概率
随角度估计误差变化曲线

检测的信噪比稍有出入,这是由于仿真的色噪声和实测的色噪声在每个阵元上的相关程度不同,实测的色噪声是时变的,相关系数随时间的推移而变化,因此在对噪声进行解相关处理的结果也不同。另外图2的仿真中宽带信号和仿真产生的噪声的相关性强,在对噪声解相关的同时也损失了一部分信号能量,因而采用解相关处理的方法(ML-AMF和MVDR)的检测效果弱于实测数据的检测结果。

图5表示AMF方法的检测概率随角度估计误差的变化曲线。噪声为仿真宽带色噪声,信号为和噪声带宽重合的宽带信号,合成的信噪比为-11 dB。阵列采用8元均匀线列阵,阵元间距为信号源中心频率波长的0.1倍。检测设定的虚警概率 $P_f = 0.05$,每次检测所使用的数据长度为500快拍。横轴表示角度估计的绝对误差,由图5看出,检测概率随角度估计的绝对误差的增大而减小。因此,采用基于目标方位极大似然估计的自适应匹配滤波检测方法在实际的应用环境中是必要的。

4 结论

本文提出了一种适用于水下有色噪声场的基于目标方位极大似然估计的自适应匹配滤波算法(ML-AMF),该算法针对自适应匹配滤波算法(AMF)对方位失配敏感的缺点,通过采用色噪声背景下的目标方位估计方法,能较精确地估计出目标方位,解决了AMF算法中方位失配给算法性能带来影响的问题。ML-AMF可以对水下色噪声起到解相干的效果,因此能抑制色噪声对检测系统性能的影响,提高检测系统的检测概率。通过仿真和实测噪声背景验证,该方法在空间有色噪声背景下的检测性能优于CBF和MVDR波束形成方法。可用于水下小孔径阵列目标检测。

参考文献

[1] 游鸿,黄建国. 基于MVDR的宽带水下被动声自导系统远程

目标检测方法[J]. 兵工学报, 2009, 30(2): 160-164.

You Hong and Huang Jian-guo. Detection of long-distance object based on MVDR for wideband underwater passive acoustic home guide system[J]. *Acta Armamentarii*, 2009, 30(2): 160-164.

[2] Bandiera F, Besson O, and Ricci G. Knowledge-aided covariance matrix estimation and adaptive detection in compound-Gaussian noise[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(10): 5391-5396.

[3] He You, Jian Tao, Su Feng, and Qu Chang-wen, et al. Novel range-spread target detectors in non-Gaussian clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(3): 1312-1328.

[4] Ramirez D, Via J, and Santamaria I, et al. Detection of spatially correlated Gaussian time series[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(10): 5006-5015.

[5] Besson O. Adaptive detection with bounded steering vectors mismatch angle[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(4): 1560-1564.

[6] Besson O. Detection of a signal in linear subspace with bounded mismatch[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(3): 1131-1139.

[7] De Maio A, De Nicola S, and Huang Yongwei, et al. Adaptive detection and estimation in the presence of useful signal and interference mismatches[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(2): 436-450.

[8] Vorobyov S A, Gershman A B, and Wong Kon Max. Maximum likelihood direction-of-arrival estimation in unknown noise fields using sparse sensor arrays[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(1): 34-43.

王 静: 女, 1986年生, 博士生, 研究方向为信号检测、阵列信号处理等。

黄建国: 男, 1945年生, 教授, 研究方向为现代信号处理、阵列信号处理、无线通信及水声通信等。