

声矢量阵自适应波束域广义似然比检测算法

梁国龙^{1,2}, 陶 凯^{1,2}, 范 展^{1,2}

(1. 哈尔滨工程大学水声技术重点实验室, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨工程大学水声工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 为了解决水下强干扰背景下的远程弱目标被动探测问题, 基于声矢量阵, 本文提出了一种自适应波束域的检测算法. 该算法首先对阵列接收数据进行波束域变换, 令通带覆盖整个观测扇面, 并自适应地抑制扇面外的强干扰信号; 然后在波束域进行广义似然比检测. 仿真结果表明, 该算法能在强干扰背景下实现对远程弱目标的检测, 并且具有恒虚警率特性.

关键词: 水声信号处理; 信号检测; 干扰抑制; 声矢量阵; 波束域变换; 恒虚警率

中图分类号: TB566 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)01-0135-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.01.021

Adaptive Beam Space Transformation Generalized Likelihood Ratio Test Algorithm Using Acoustic Vector Sensor Array

LIANG Guo-long^{1,2}, TAO Kai^{1,2}, FAN Zhan^{1,2}

(1. *Science and Technology on Underwater Acoustic Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China;*

2. *College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China*)

Abstract: In order to resolve the detection problem of passive remote weak targets under the background of strong interference, a detection algorithm based on adaptive beam space transformation using acoustic vector sensor array is proposed. Firstly, by designing a beamspace matrix which covers the observed sector and rejects the interference signals out-of-sector, the array output data are transformed to beamspace. Then, the generalized likelihood ratio test is derived in beamspace. The simulation results show that the method can detect the passive weak targets efficiently under the background of strong interference, and provide the constant false alarm rate (CFAR) detection.

Key words: acoustic signal processing; signal detection; interference suppression; acoustic vector sensor array; beamspace transformation; CFAR

1 引言

声矢量传感器由声压传感器和相互正交的振速传感器复合而成, 由其组成的声矢量阵能获得比传统声压阵更多的声场信息, 因此在水下目标检测与方位估计中更具有优势, 近年来关于声矢量阵的性能分析与应用研究受到了广泛的关注^[1~5].

在水声环境中, 干扰背景包括各向同性的非相干干扰和存在于空间某些方位的相干干扰^[2]. 对于水下远程被动探测, 首先要解决的问题往往就是对强相干干扰的抑制, 例如舰船的自噪声或者位于近处的干扰信号. 针对强干扰背景下的弱目标检测问题, 一类有效的方法是基于自适应波束形成技术, 如自适应匹配滤波器 AMF^[6], 但该算法需要对目标方位已知, 以及不包含目

标信号的辅助数据. 而在被动探测环境中, 通常缺乏这些信息. 一个可能的解决途径是通过展宽主瓣覆盖观测扇面, 但同时也会引入更多的环境噪声, 导致算法的检测性能下降. 另一类方法则是基于特征值分解技术, 如随机矩阵理论 (RMT) 算法^[7]、最小描述长度 (MDL) 算法^[8]. 特征分解后, 信号和干扰位于不同的特征矢量, 从而实现弱目标检测, 但这一类算法仅利用了特征值信息, 检测性能还有待提高.

本文基于自适应波束形成技术, 提出了一种波束域检测算法. 首先针对声矢量阵, 研究了波束域变换的设计方法, 然后根据波束域数据的统计特性进行广义似然比检测, 最后分析了该检测器的检测性能, 并给出了恒虚警率 (CFAR) 检测的实现方法.

2 空域 DFT 被动目标检测算法

假设 K 个窄带点源信号入射到 N 元声矢量阵上, 入射方向 $\Theta = [\theta_1, \dots, \theta_K]$, 阵列的输出表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}_v(\Theta)\mathbf{s} + \mathbf{n}_v \quad (1)$$

式中, \mathbf{X} 是 $3N \times L$ 维的观测数据矩阵; \mathbf{s} 是 $K \times L$ 维的信号波前矩阵; \mathbf{n}_v 是 $3N \times L$ 维的噪声矩阵, L 为快拍长度; $\mathbf{A}_v(\Theta) = [\mathbf{a}_v(\theta_1), \dots, \mathbf{a}_v(\theta_K)]$ 是 $3N \times K$ 维的声矢量阵阵列流形矩阵, 其第 k 列可表示为

$$\mathbf{a}_v(\theta_k) = \mathbf{a}_p(\theta_k) \otimes \mathbf{u}(\theta_k) = [\exp\{-j\omega\tau_1(\theta_k)\}, \dots, \exp\{-j\omega\tau_N(\theta_k)\}]^T \otimes [1, \cos\theta_k, \sin\theta_k]^T \quad (2)$$

式中, $\tau_i(\theta_k)$ 是第 k 个信号到达第 i 个阵元的时延差, ω 为窄带中心频率. 当阵元间距满足声压振速的噪声相关半径时, 二维声矢量阵的噪声相关矩阵为:

$$\mathbf{R}_v = \mathbf{I}_N \otimes \text{diag}(\sigma_p^2, \sigma_v^2, \sigma_v^2) = \sigma_p^2 \mathbf{I}_N \otimes \boldsymbol{\rho}_v = \sigma_p^2 \mathbf{I}_v \quad (3)$$

式中, $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角矩阵, $\boldsymbol{\rho}_v$ 、 \mathbf{I}_v 分别是矢量水听器和矢量阵的归一化噪声相关矩阵, \mathbf{I}_N 是 N 维单位矩阵, σ_p^2 、 σ_v^2 分别是声压和振速通道的噪声功率.

对于半波长均匀直线声压阵, 空域 DFT 矩阵 \mathbf{T} 的各列即是其常规波束形成权值, 波束方向 φ_m 为:

$$\cos\varphi_m = (N - 2m + 1)/N, m = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

由于变换矩阵 \mathbf{T} 的各列正交 ($\mathbf{T}^H \mathbf{T} = \mathbf{I}_N$), 因此变换后的输出噪声具有白噪声特性. 文献[10]提出了一种基于空域 DFT 的广义似然比检测器, 为了将该方法推广应用于声矢量阵, 下面证明一个结论.

定理 1 假设 N 元均匀直线声压阵的空域 DFT 矩阵为 \mathbf{T}_p , 则声矢量阵的空域 DFT 矩阵 \mathbf{T}_v 应满足:

$$[\mathbf{T}_v]_m = [\mathbf{T}_p]_m \otimes \mathbf{h}_m = [\mathbf{T}_p]_m \otimes [\alpha, \beta \cos\varphi_m, \beta \sin\varphi_m]^T \quad (5)$$

式中, α 、 β 为非负常数, 并且变换后的输出噪声具有白噪声特性.

证明 \mathbf{h}_m 代表将振速通道电子旋转至 φ_m 方向后与声压通道的某种组合方式, 结合式(2)可知, $[\mathbf{T}_v]_m$ 是声矢量阵的波束形成权值, 波束方向为 φ_m .

经空域 DFT 后, 声矢量阵的输出数据为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{T}_v^H \mathbf{X} = \mathbf{T}_v^H \mathbf{A}_v(\Theta)\mathbf{s} + \mathbf{W}_v \quad (6)$$

式中, $\mathbf{W}_v = \mathbf{T}_v^H \mathbf{n}_v$ 为输出噪声, 其相关矩阵:

$$\mathbf{R}_W = E(\mathbf{W}_v^H \mathbf{W}_v) = \mathbf{T}_v^H \mathbf{R}_v \mathbf{T}_v = \sigma_p^2 \mathbf{T}_v^H \mathbf{I}_v \mathbf{T}_v \quad (7)$$

代入式(3)、(5)可得:

$$\begin{aligned} [\mathbf{R}_W]_{m,n} &= \sigma_p^2 ([\mathbf{T}_p]_m^H \otimes \mathbf{h}_m^H) (\mathbf{I}_N \otimes \boldsymbol{\rho}_v) ([\mathbf{T}_p]_n \otimes \mathbf{h}_n) \\ &= \sigma_p^2 ([\mathbf{T}_p]_m^H \mathbf{I}_N [\mathbf{T}_p]_n) \otimes (\mathbf{h}_m^H \boldsymbol{\rho}_v \mathbf{h}_n) \\ &= \sigma_p^2 \delta(m-n) \gamma \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $\gamma = \mathbf{h}_m^H \boldsymbol{\rho}_v \mathbf{h}_m$ 为正的常数. 于是可得:

$$\mathbf{R}_W = \sigma_p^2 \mathbf{T}_v^H \mathbf{I}_v \mathbf{T}_v = \sigma_p^2 \gamma \mathbf{I}_{3N} \quad (9)$$

证毕.

声矢量阵的输出经 \mathbf{T}_v 变换后, 即可应用文献[10]中的算法进行检测. 本文将这种算法称为空域离散傅里叶变换广义似然比检测算法 (Space Discrete Fourier Transformation Generalized Likelihood Ratio Test, SDFT-GLRT). 其实现框图如图 1 所示.

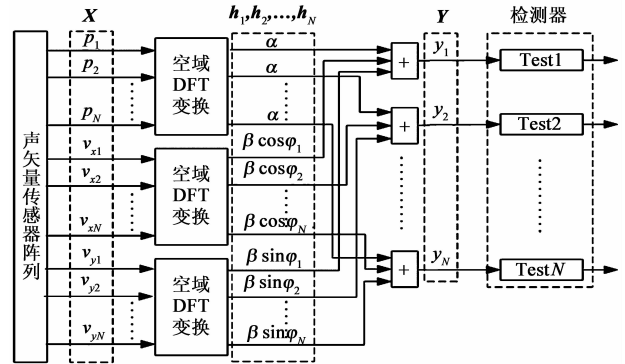


图1 声矢量阵SDFT-GLRT实现框图

图2是15元半波长间距声压线阵和 $p + v_c$ 、 $p + 2v_c$ 组合的声矢量线阵 SDFT-GLRT 算法的检测性能, 目标位于 90° 方向, 最大信源个数^[10] $K_{\max} = 3$, 虚警概率 $P_f = 0.01$, 快拍数 $L = 1000$. 文献[3]证明, 在各向同性噪声背景下, 这两种组合的阵列增益高出声压阵 4.25dB 和 4.77dB, 图2的仿真结果与之相符.

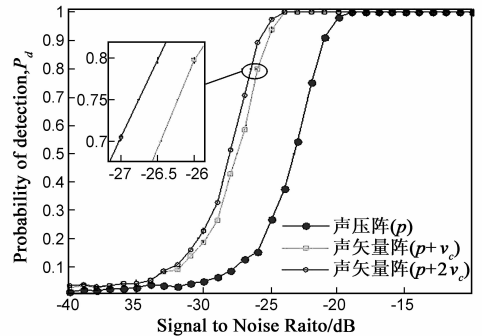


图2 声矢量阵和声压阵SDFT-GLRT检测性能对比

3 自适应波束域被动目标检测算法

文献[10]和上一节提出的算法都是基于空域 DFT, 其实质还是常规波束形成, 空间中的强相干干扰信号可能通过旁瓣进入各波束, 导致检测器性能退化. 鉴于此, 本文提出自适应波束域广义似然比检测算法 (Adaptive Beam Space Transformation Generalized Likelihood Ratio Test, ABST-GLRT).

3.1 声矢量阵的自适应波束域变换矩阵

令 \mathbf{G}_v 是 $3N \times M$ ($M \leq 3N$) 维的声矢量阵自适应波束域变换矩阵, 波束域的输出满足以下要求:

(1) 扇面内的 M 个约束方向 $\{\varphi_m\}_{m=1}^M$ 输出无失真:

$$[\mathbf{G}_v]_m^H \mathbf{a}_v(\varphi_m) = 1, m = 1, 2, \dots, M \quad (10)$$

(2)波束域输出噪声具有白噪声特性:

$$\mathbf{G}_v^H \mathbf{I}_v \mathbf{G}_v = \mathbf{I}_M \quad (11)$$

式中 \mathbf{I}_M 是 M 维的单位矩阵.

(3)最小化波束域的输出功率:

$$\min_{\mathbf{G}_v} \text{tr} \{ \mathbf{G}_v^H \mathbf{R}_x \mathbf{G}_v \} \quad (12)$$

式中 \mathbf{R}_x 是数据协方差矩阵,其最大似然估计为:

$$\hat{\mathbf{R}}_x = \mathbf{X}' \mathbf{X}'^H / L' \quad (13)$$

由于式(11)的约束,上述优化问题是非凸的,难以得到全局最优解^[9].通过对 \mathbf{G}_v 逐列求解,将式(10)~(12)转换为如下的 M 个优化问题:

$$\min_{[\mathbf{G}_v]_m} [\mathbf{G}_v]_m^H \hat{\mathbf{R}}_x [\mathbf{G}_v]_m$$

$$\text{s. t. } [\mathbf{G}_v]_m^H \mathbf{a}_v(\varphi_m) = 1$$

$$[\mathbf{G}_v]_m^H \mathbf{I}_v [\mathbf{G}_v]_m = 0, \quad 1 \leq i < m \quad (14)$$

令矩阵 $\mathbf{I}_m = [\mathbf{a}_v(\varphi_m), \mathbf{I}_v [\mathbf{G}_v]_1, \dots, \mathbf{I}_v [\mathbf{G}_v]_{m-1}]$, 向量 $\mathbf{C}_m = [1, \mathbf{0}_{m-1}]$, 其中 $\mathbf{0}_{m-1}$ 为零向量,则可解得:

$$[\mathbf{G}_v]_m = \hat{\mathbf{R}}_x^{-1} \mathbf{I}_m (\mathbf{I}_m^H \hat{\mathbf{R}}_x^{-1} \mathbf{I}_m)^{-1} \mathbf{C}_m^H \quad (15)$$

$$[\bar{\mathbf{G}}_v]_m = [\mathbf{G}_v]_m / ([\mathbf{G}_v]_m^H \mathbf{I}_v [\mathbf{G}_v]_m)^{1/2} \quad (16)$$

3.2 自适应波束域变换广义似然比检测算法

自适应波束域的输出数据为:

$$\mathbf{Y} = \bar{\mathbf{G}}_v^H \mathbf{X} = \bar{\mathbf{G}}_v^H \mathbf{A}_v(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{s} + \bar{\mathbf{G}}_v^H \mathbf{n}_v \quad (17)$$

假设观测扇面内最多存在 K'_{\max} ($K' \leq K'_{\max} < M$) 个目标, K' 为观测扇面内的真实目标个数,取 $D = M - K'_{\max}$, 令第 m 个波束的输出为 \mathbf{Y}_m , 则检验该波束内目标的有无可以描述为二元假设检验问题:

$$\mathcal{H}_0^m: \mathbf{Y}_m \sim \text{CN}(0, \sigma_p^2 \mathbf{I}_L)$$

$$\mathcal{H}_1^m: \mathbf{Y}_m \sim \text{CN}(\mathbf{B}_m, \sigma_p^2 \mathbf{I}_L) \quad (18)$$

式中, $\mathbf{B}_m = [\bar{\mathbf{G}}_v]_m^H \mathbf{A}_v(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{s}$, \mathbf{I}_L 是 L 维的单位矩阵.

进一步可得波束域的概率密度分布(PDF)为:

$$f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_1^m) = \frac{1}{(\pi \sigma_p^2)^{ML}} \exp \left\{ -\frac{1}{\sigma_p^2} \sum_{i \in \Delta} |\mathbf{Y}_i|_2^2 \right\} \\ \times \exp \left\{ -\frac{1}{\sigma_p^2} \sum_{p, j \in (\{1, \dots, M\} - \Delta) \cup \{m\}} |\mathbf{Y}_j - \mathbf{B}_j|_2^2 \right\}$$

$$f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_0^m) = \frac{1}{(\pi \sigma_p^2)^{ML}} \exp \left\{ -\frac{1}{\sigma_p^2} \sum_{i \in \Delta \cup \{m\}} |\mathbf{Y}_i|_2^2 \right\} \\ \times \exp \left\{ -\frac{1}{\sigma_p^2} \sum_{p, j \in \{1, \dots, M\} - (\Delta \cup \{m\})} |\mathbf{Y}_j - \mathbf{B}_j|_2^2 \right\} \quad (19)$$

式中, $|\cdot|_2$ 表示向量的 2 范数, Δ 是 D 个不存在目标的波束集合. σ_p^2 , \mathbf{B}_j , Δ 均未知,其最大似然估计:

$$\hat{\mathcal{H}}_1^m: \begin{cases} \hat{\mathbf{B}}_j = \mathbf{Y}_j, \forall j \in (\{1, \dots, M\} - \Delta) \cup \{m\} \\ \hat{\sigma}_p^2 = \frac{1}{ML} \sum_{i \in \Delta} |\mathbf{Y}_i|_2^2 \end{cases}$$

$$\hat{\mathcal{H}}_0^m: \begin{cases} \hat{\mathbf{B}}_j = \mathbf{Y}_j, \forall j \in \{1, \dots, M\} - \Delta \cup \{m\} \\ \hat{\sigma}_p^2 = \frac{1}{ML} \sum_{i \in \Delta \cup \{m\}} |\mathbf{Y}_i|_2^2 \end{cases} \quad (20)$$

$$\text{以及 } \hat{\Delta} = \{i \mid |\mathbf{Y}_i|_2^2 \leq Z_{D+1}, 1 \leq i \leq M, i \neq m\} \quad (21)$$

式中, $\mathbf{Z} = [Z_1, \dots, Z_{M-1}]$ 是对 $\{|\mathbf{Y}_i|_2^2 \mid 1 \leq i \leq M, i \neq m\}$ 的升序排列.换言之, $\hat{\Delta}$ 是除第 m 个波束外,输出能量最小的 D 个波束的集合.进而可得:

$$\frac{f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_1^m)}{f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_0^m)} = \left(\frac{\sum_{i \in \Delta \cup \{m\}} |\mathbf{Y}_i|_2^2}{\sum_{i \in \Delta} |\mathbf{Y}_i|_2^2} \right)^{ML} = \left(1 + \frac{|\mathbf{Y}_m|_2^2}{\sum_{i \in \Delta} |\mathbf{Y}_i|_2^2} \right)^{ML} \quad (22)$$

去掉无关项后可得:

$$T_m(X) = \frac{|\mathbf{Y}_m|_2^2}{\sum_{i \in \hat{\Delta}} |\mathbf{Y}_i|_2^2} = \frac{|\bar{\mathbf{G}}_v]_m^H \mathbf{X}|_2^2}{\sum_{i \in \hat{\Delta}} |\bar{\mathbf{G}}_v]_i^H \mathbf{X}|_2^2} \stackrel{\mathcal{H}_1^m}{\geq} \eta_m, \\ m = 1, 2, \dots, M \quad (23)$$

3.3 恒虚警率(CFAR)门限的计算

在 \mathcal{H}_0^m 假设下, $|\mathbf{Y}_i|_2^2 \sim X_{2L}^2$, 若 $\hat{\Delta}$ 为确知量,则有 $D \cdot T_m(X) \sim F_{2L, 2DL}$, 其中 $F_{\nu, \mu}$ 是中心化 F 分布.对于给定的虚警概率 P_f , 恒虚警率门限依据下式计算:

$$\eta_m = F^{-1}(1 - P_f | \nu, \mu) / D \quad (24)$$

式中, $F(\cdot)$ 是中心化 F 分布的累积分布函数(CDF).

值得注意的是, $\hat{\Delta}$ 是在给定的 K'_{\max} 下, 由式(21)估计得到, 这可能导致门限 η_m 偏离真实门限. 假设 V 个不同取值的 K'_{\max} , 记为: $0 < K'_{\max, 1} < \dots < K'_{\max, v} = K' < \dots < K'_{\max, V} < M$, D 记为 $M > D_1 > \dots > D_v = M - K' > \dots > D_V > 0$, $\hat{\Delta}: \{\hat{\Delta}_1, \dots, \hat{\Delta}_v, \dots, \hat{\Delta}_V\}$, 则:

$$\frac{1}{D_1} \sum_{i \in \Delta_1} |\mathbf{Y}_i|_2^2 \geq \dots \geq \frac{1}{D_v} \sum_{i \in \Delta_v} |\mathbf{Y}_i|_2^2 \geq \dots \geq \frac{1}{D_V} \sum_{i \in \Delta_V} |\mathbf{Y}_i|_2^2 \quad (25)$$

考虑第 v 个取值 $K'_{\max, v}$ 与观测扇面内的实际目标个数 K' 相等, Δ_v 是所有不含目标的波束的集合, 由于包含目标的波束能量高于不含目标的波束能量, 因此 $\hat{\Delta}_v$ 可以近似认为是确定而非随机的, 即有:

$$p(T_m^v(X) > \eta_m) = P_f \quad (26)$$

式中, $T_m^v(X)$ 是 $K'_{\max, v}$ 对应的检测统计量, 可得:

$$p(T_m^1(X) > \eta_m) \leq \dots \leq P_f \leq \dots \leq p(T_m^V(X) > \eta_m) \quad (27)$$

由上式可知: 当 $K'_{\max} > K'$ 时, 虚警概率高于 P_f , 并且随着 K'_{\max} 的增大而增大; 当 $K'_{\max} < K'$ 时, 虚警概率低于 P_f , 并且随着 K'_{\max} 的减小而减小, 但此时 $\hat{\Delta}$ 中还包含含有目标信号的波束, 因此检测概率会随着目标信号能量的增大而减小; 当 K'_{\max} 接近 K' 时, 虚警概率符合预设的 P_f , 算法性能最好.

3.4 基于信息论准则的最大目标个数估计

基于以上的讨论可知, 若 K'_{\max} 的取值不当会导致算法性能下降, 文献[10]中假定 K'_{\max} 是先验已知的, 并未考虑这方面的影响. 对于水声被动探测问题, 先验信息有限, 为了获得合适的 K'_{\max} , 本文在波束域应用最小

描述长度(MDL)准则进行预估.

对波束域的采样协方差矩阵进行特征分解:

$$\hat{\mathbf{R}}_B = \bar{\mathbf{G}}_v^H \mathbf{X} \mathbf{X}^H \bar{\mathbf{G}}_v = \sum_{m=1}^M \lambda_m \mathbf{e}_m \mathbf{e}_m^H \quad (28)$$

则使得下式最小的 q 值即可作为对 K'_{\max} 的估计.

$$\text{MDL}(q) = L(M-q) \ln \left(\frac{\sum_{m=q+1}^M \lambda_m}{M-q} \right) + \frac{1}{2} q(2M-q) \ln L$$

$$\prod_{m=q+1}^M \lambda_m^{\frac{1}{M-q}} \quad (29)$$

ABST-GLRT算法的实现框图如图3所示.

(1)由式(15)、(16)计算自适应波束域变换矩阵 $\bar{\mathbf{G}}_v$;

(2)根据波束域 MDL 准则估计最大目标个数 K'_{\max} ;

(3)由式(21)估计不含目标信号的波束集合,并通过式(23)和式(24)检测每个波束内目标的有无.

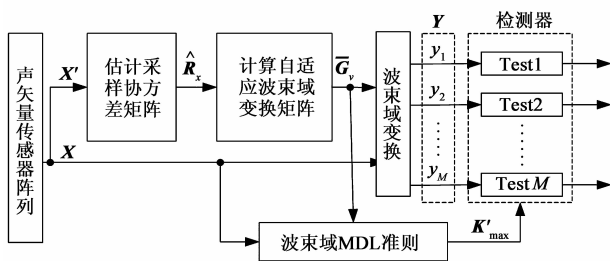


图3 声矢量阵ABST-GLRT算法实现结构框图

4 仿真实验与结果分析

仿真一 考虑 15 元半波长均匀矢量线阵,用 9 个波束 ($M=9$) 覆盖观测扇面 $55^\circ \sim 125^\circ$, 假设目标位于 87° 方向, 信噪比 $\text{SNR} = -22\text{dB}$, 在 135° 和 150° 方向上存在两个等强度的干扰信号. 图4给出了不同干扰强度下 ABST-GLRT 与 SDFT-GLRT 的接收机工作特性(ROC)曲线, 每个结果由 1000 次蒙特卡洛实验获得, 快拍数 $L=1000$.

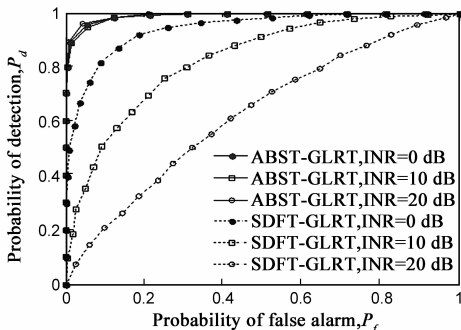


图4 ABST-GLRT算法与SDFT-GLRT算法的ROC曲线

如图4所示, SDFT-GLRT算法的检测性能随着干扰强度的增大而显著下降, 而 ABST-GLRT 算法在不同强度的干扰环境下具有相近的检测性能, 并始终优于 SDFT-

GLRT, 其变换矩阵能够自适应地将干扰的方位设置为零陷, 具有较好的强干扰抑制能力.

仿真二 仿真对比 ABST-GLRT 算法、自适应匹配滤波器(AMF)、主瓣展宽自适应匹配滤波器(MEAMF)、随机矩阵理论(RMT)算法、最小描述长度(MDL)算法的检测性能. 快拍数 $L=1000$, 重复实验 1000 次, 每次实验时目标位于观测扇面内且方位随机, 信噪比 $\text{SNR} = -22\text{dB}$; 两个等强度的干扰信号位于观测扇面外且方位随机, 干噪比 $\text{INR} = 30\text{dB}$. 图5给出了这几种算法的 ROC 曲线.

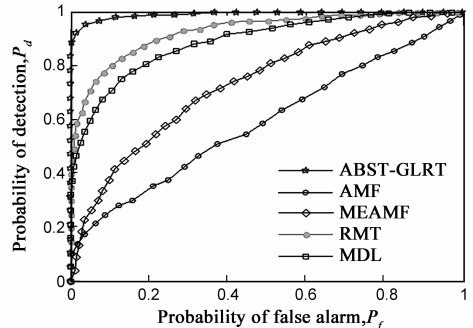


图5 ABST-GLRT算法与数种强干扰下的弱目标检测算法的ROC曲线

如图5所示, 上述算法都具有强相干干扰抑制能力, 而本文提出的 ABST-GLRT 算法具有最好的检测性能. 由于缺少目标方位信息, AMF 检测器性能严重下降; MEAMF 通过主瓣展宽将观测扇面完全覆盖, 但同时也引入了更多的环境噪声, 因此其检测性能也大幅下降; RMT 和 MDL 这两种算法只利用了特征值信息, 因此检测性能都不及本文算法.

仿真三 假设在观测扇面内, 目标一位于 82° 方向, 信噪比 $\text{SNR} = -16\text{dB}$; 目标二位于 87° 方向, 信噪比随仿真要求变化; 目标三位于 97° 方向, 信噪比 $\text{SNR} = -12\text{dB}$; 目标四位于 106° 方向, 信噪比 $\text{SNR} = -8\text{dB}$. 在 135° 和 150° 方向上存在两个等强度干扰信号, 干噪比 $\text{INR} = 30\text{dB}$. 给定恒虚警概率 $P_f = 0.01$, 图6是在不同 K'_{\max} 下 ABST-GLRT 算法对目标二的检测概率随信噪比变化的曲线; 图7是在不同虚警概率要求下, 采用 MDL 准则预估后, 算法对目标二的检测概率随信噪比变化的曲线. 图中虚线是对应的虚警概率, 重复实验 10000 次所得.

如图6所示, 当 $K'_{\max} = 3$ 时, ABST-GLRT 检测器的虚警概率为 0.0129 与预设值基本一致; 当 $K'_{\max} > 3$ 时, 检测器的虚警概率随着 K'_{\max} 的增大而增大, 在 $K'_{\max} = 7$ 时, 虚警概率为 0.0791, 与预设值相差非常大; 当 $K'_{\max} < 3$ 时, 检测器的虚警概率接近于零, 而随着 K'_{\max} 的减小其检测概率也逐步降低, 在 $K'_{\max} = 0$ 时, 最低检测信

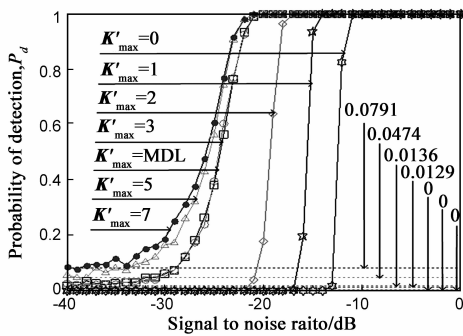
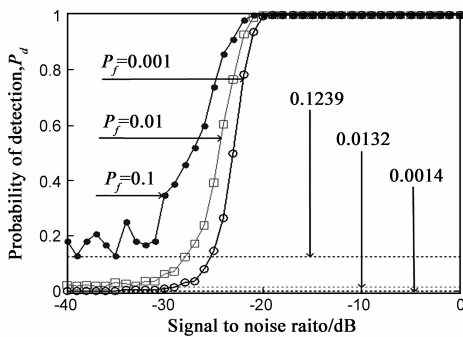
图6 不同 K'_{\max} 时, ABST-GLRT算法的检测特性曲线

图7 不同虚警概率时, ABST-GLRT算法的检测特性曲线

噪比仅为 12dB;采用 MDL 准则预估后,与 $K'_{\max} = 3$ 时基本一致,接近于最优。如图 7 所示,在不同的虚警概率要求下,检测器的虚警概率与预设值基本相符,可见该算法能在未知 K'_{\max} 时,实现恒虚警率检测。

5 结论

针对水下声矢量阵水下远程弱目标被动探测应用需求,本文提出了一种自适应波束域广义似然比检测算法。该算法首先通过设计自适应波束域变换矩阵,对声矢量阵的接收数据进行波束域变换;然后根据波束域数据的概率密度分布,进行广义似然比检测。仿真结果表明,该算法无需确知目标方位、信源数目,也无需获得辅助数据,可有效实现强干扰下的弱目标检测,具有很好的工程应用前景。

参考文献

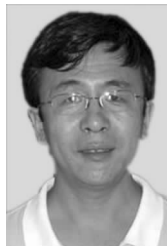
- [1] Nehorai A, Paldi E. Acoustic vector-sensor array processing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42 (9): 2481 - 2491.
- [2] 惠俊英,等. 声压和振速联合信号处理抗相干干扰[J]. 声学学报, 2000, 25(5): 389 - 394.
- [3] Hui Jun-ying, et al. With pressure and particle velocity a combined signal processing approach against coherent interference [J]. Acta Acustica, 2000, 25(5): 389 - 394. (in Chinese)
- [4] 陈新华. 矢量阵信号处理技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工

程大学, 2004. 1.

Chen Xin-hua. The study of processing technology based-on the vector array[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2004. 1. (in Chinese)

- [5] 姚直象, 胡金华, 姜可宇. 矢量阵两类阵处理方法研究 [J]. 兵工学报, 2012, 33(9): 1138 - 1142.
- [6] Yao Zhi-xiang, Hu Jin-hua, Jiang Ke-yu. Research on two array processing methods for vector sensor array [J]. Acta Armamentarii, 2012, 33(9): 1138 - 1142. (in Chinese)
- [7] 周伟, 惠俊英. 基于声矢量自适应干扰抵消的逆波束形成 [J]. 兵工学报, 2010, 31(9): 1188 - 1192.
- [8] Zhou Wei, Hui Jun-ying. Inverse beamforming based on coherent interference vector adaptive canceling [J]. Acta Armamentarii, 2010, 31(9): 1188 - 1192. (in Chinese)
- [9] F C Robey, et al. A CFAR adaptive matched filter detector [J]. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1992, 28(1): 208 - 216.
- [10] Shira Kritchman, Boaz Nadler. 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.
- [11] M Wax, T Kailath. Detection of signals by information theoretic criteria [J]. IEEE Trans Acoust, Speech, Signal Process, 1985, 33(2): 387 - 392.
- [12] Aboulnasr Hassanien, Sergiy A Vorobyov. A robust adaptive dimension reduction technique with application to array processing [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2009, 16(1): 22 - 25.
- [13] Ali Akbar Tadaion, et al. A fast multiple-source detection and localization array signal processing algorithm using the spatial filtering and ML approach [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 57(7): 1815 - 1827.

作者简介



梁国龙 男, 1964 年 11 月出生, 吉林农安人, 哈尔滨工程大学水声工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向: 水声信号处理、水声工程、水声定位与导航、水声通信等。

E-mail: lianguolong@hrbeu.edu.cn

陶凯 男, 1987 年 1 月出生, 江西九江人, 哈尔滨工程大学水声工程学院博士研究生, 主要研究方向: 水声信号处理、阵列信号处理等。

E-mail: bingchengyuke@163.com