

矢量水听器阵列自适应子空间跟踪算法

王海陆¹, 徐晓燕¹, 石敏², 冀邦杰¹, 澄华东¹

(1 水下信息处理与控制国家重点实验室, 西安 710075; 2 西安邮电学院, 西安 710061)

摘要: 矢量水听器能同时共点获得声场中声压和振速, 与其他水听器相比, 能获得更多的信息量, 具有很好的应用前景。矢量水听器阵列的 MUSIC 算法能实现 360°无模糊方位估计, 然而对于方位时变的目标源, 该算法很难完成对上述目标源方位进行实时跟踪估计。鉴于此, 将 MALASE 算法和 MUSIC 算法相结合, 提出了一种矢量水听器阵列的自适应子空间跟踪算法。仿真结果表明, 该算法既保留了 MUSIC 算法的性能, 又实现了对目标源进行实时跟踪估计, 且方位估计误差仅为 0.4°左右。

关键词: 矢量水听器; MUSIC 算法; MALASE 算法; 子空间跟踪

中图法分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2008)-03-0338-04

Adaptive subspace tracking algorithm based on acoustic vector sensor array

WANG Hai-lu¹, XU Xiao-yan¹, SHI Min, JI Bang-jie¹, GAN Hua-dong¹

(1. National Key Laboratory for Underwater Information Process & Control, Xi'an 710075, China;
2. Xi'an Institute of Post Telecommunications, Xi'an 710061, China)

Abstract: An acoustic vector sensor measures the acoustic pressure and all three components of the acoustic particle velocity at a single point in space. The main advantage of those acoustic vector-sensors over traditional scalar sensors is that they make full use of more available acoustic information, hence they will be widely used in the near future. Using acoustic vector sensor array, all direction of arrival (DOA) with out ambiguity can be estimated by multiple signal classification (MUSIC) algorithm. But when the source bearing is time-varying, the algorithm can not track the source bearing in real time. In order to resolve the problem, an adaptive subspace tracking algorithm using the maximum likelihood adaptive subspace estimation (MALASE) algorithm and MUSIC algorithm is proposed. Computer simulation results show that the method has good direction tracking performance with an error of only about 0.4°.

Key words: acoustic vector sensor; MUSIC; MALASE; subspace tracking

1 引言

矢量水听器^[1]能同时共点获得声场中声压和振速信息, 可获得比声压水听器更丰富的信息量, 因此它的出现引起了人们极大的关注。可以预料基于矢量水听器与频率无关的“8”字形指向性和测量信息量的增大(较之于声压水听器阵列), 矢量水听器阵列的方位估计的性能必将得到改善。研究基于矢量水听器阵

收稿日期: 2007-08-16, 修回日期: 2007-10-25

作者简介: 王海陆(1982-), 男, 陕西西安人, 硕士, 助理工程师, 研究方向为声学工程。

通讯作者: 王海陆, E-mail:pan3391@163.com

列的方位估计方法具有重要的价值。

MUSIC 算法^[2]是一种经典高分辨方位估计方法, 其基本思想是将任意阵列接收数据的协方差进行特征分解, 从而得到与信号分量相对应的信号子空间和噪声分量相对应的噪声子空间, 然后利用这两个子空间的正交性来估计信号的参数。基于矢量水听器阵列的 MUSIC 算法比传统水听器阵具有更高的方位分辨率, 并能实现 360°无模糊方位估计^[3], 从而很好地解决了传统水听器阵的左右舷模糊问题。

在实际应用中, 目标信号源也通常是移动的, 对其方位也需要进行实时跟踪估计。目前使用最广泛的波束形成法虽然运算量小, 易于实时实现, 但是,

受波束宽度的限制, 其方位分辨率低。经典 MUSIC 由于需要大量的采样数据, 以及在获取信号子空间时需进行计算量庞大的特征值分解, 都很难对信号方位进行实时跟踪估计。而自适应子空间跟踪的 MALASE 算法^[4]很好解决了这个问题。本文将 MALASE 算法与 MUSIC 算法相结合, 得到了自适应 MUSIC 算法, 并成功应用于矢量水听器均匀直线阵的目标方位跟踪估计中, 实现了对目标进行实时 360°无模糊方位跟踪估计, 在声纳领域具有很好的应用前景。

2 矢量水听器阵信号模型

如图 1 所示, 设 u 为从矢量水听器指向信号源的单位矢量, 则有:

$$u = \begin{bmatrix} \sin\theta \\ \cos\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, d 为阵元间距, $|\theta| \leq \pi$ 为方位角。令 $v(r, t)$ 为 t 时刻 r 处的质点振速; $p(r, t)$ 为声压, 则对于无限均匀介质中的简谐平面波有:

$$v(r, t) = -\frac{p(r, t)}{\rho_0 c} u \quad (2)$$

其中: ρ_0 为水密度, c 为水中声速。

则单阵元单信号源的信号模型为:

$$\begin{bmatrix} y_p(t) \\ y_v(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ u \end{bmatrix} p(t) + \begin{bmatrix} e_p(t) \\ e_v(t) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$y_p(t)$ 和 $y_v(t)$ 分别为矢量水听器接收声压和振速的信号模型; $e_p(t)$ 和 $e_v(t)$ 声压和振速的噪声。对于 N 个声源 M 元矢量水听器阵^[5]有:

$$y_{pv} = \sum_{k=1}^N \begin{bmatrix} e^{-j\omega\tau_{k1}} \\ M \\ e^{-j\omega\tau_{kM}} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 1 \\ u \end{bmatrix} p_k(t) + e_{pv}(t) \quad (4)$$

$$e_{pv}(t) = [e_p^1(t), (e_v^1(t))^T, \dots, e_p^M(t), (e_v^M(t))^T]^T \quad (5)$$

\otimes 为直积算符, τ_{kj} 为第 k 个信号源到第 j 个矢量水听器相对基准点的时延。

将式(4)写成阵列信号模型为:

$$A(\theta) = [a(\Theta_1), \dots, a(\Theta_k), \dots, a(\Theta_N)]^T \quad (6)$$

$$a(\Theta_k) = \begin{bmatrix} e^{-j\omega\tau_{k1}} \\ \vdots \\ e^{-j\omega\tau_{kM}} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 1 \\ u \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$P(t) = [p_1(t), \dots, p_k(t), \dots, p_N(t)]^T \quad (8)$$

$$\Theta = [\Theta_1, \dots, \Theta_k, \dots, \Theta_N]^T \quad (9)$$

$$X(t) = A(\Theta)P(t) + e(t) \quad (10)$$

3 自适应子空间跟踪算法

设 $X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 是 M 元矢量水听器阵在 t 时刻的阵列输出, $X(t) \in C^M$, 其协方差矩阵为 $R = E[X(t)X(t)^H]$, 则 $X(t)$ 的概率密度函数为:

$$f(X(t); R) = \frac{1}{\pi^M |R|} \exp(-X(t)^H R^{-1} X(t)) \quad (11)$$

设 R 的特征分解为 $R = UAU^H$, 其中 U 为酉矩阵, 其列向量为 R 的特征向量。 $\Lambda = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m]$ 为对角阵, $\lambda_i (i=1, 2, \dots, m)$ 为 R 的特征值。则 X_t 的似然函数取最大值在功能上可等价为下式取最小值: $\text{grad } U \Phi(X(t); U, \Lambda)$

$$= [X(t)X(t)^H(U\Lambda^{-1}U^H) - (U\Lambda^{-1}U^H)X(t)X(t)^H]U = U(Y(t)Y(t)^H\Lambda^{-1} - U^H Y(t)Y(t)^H) \quad (12)$$

其中 $Y(t) = U^H X(t)$ 。很显然式(12)等价于曲线:

$$U(i) = U \exp[i(Y(t)Y(t)^H\Lambda^{-1} - \Lambda^{-1}Y(t)Y(t)^H)] \quad (13)$$

在 $i=0$ 处的切线, 且该切线位于酉矩阵簇。在曲线 $U(i)$ 上从 $i=0$ 开始沿着 $\Phi(X(t); U, \Lambda)$ 减小的方向移动, 这样就得到协方差矩阵特征向量 U 的递推公式:

$$U_t = U_{t-1} \exp[\mu(\Lambda_{t-1}^{-1} Y(t)Y(t)^H - Y(t)Y(t)^H\Lambda_{t-1}^{-1})] \quad (14)$$

其中 μ 为迭代步长。相似地, 可以求出特征值 Λ 的迭代公式为:

$$\Lambda_t = \Lambda_{t-1} + \mu'(\Lambda_{t-1}^{-2} \text{diag}(\text{diag}(Y(t)Y(t)^H) - \Lambda_{t-1}^{-1})) \quad (15)$$

其中 μ' 为迭代步长, 公式(14)和(15)即为 MALASE (Maximum Likelihood Adaptive Subspace Estimation) 算法^[4]。

4 矢量水听器阵列自适应 MUSIC 算法

设声压、振速信号与其噪声相互独立, 且噪声为互不相关的高斯白噪声, 由式(10)可得矢量水听器数据协方差矩阵为:

$$\begin{aligned} R &= E[X(t)X(t)^H] \\ &= AE[PP^H]A^H + \sigma^2 I \\ &= AR_P A^H + \sigma^2 I \end{aligned} \quad (16)$$

将协方差矩阵分解为与信号、噪声相关的两部分, 其中 R_P 为信号的协方差矩阵。

对 R 进行特征分解可得:

$$R = U_P \Lambda_P U_P^H + U_N \Lambda_N U_N^H \quad (17)$$

式中, Λ_P 为 $N \times N$ 的对角矩阵, 其对角线元素由

\mathbf{R} 的 N 个大特征值组成, \mathbf{U}_P 是这 K 个大特征值对应的特征矢量张成的信号子空间; Λ_N 为 $(3M-N) \times (3M-N)$ 的对角矩阵, 其对角线元素由 \mathbf{R} 的 $(3M-N)$ 个小特征值组成, 而 \mathbf{U}_N 是由这 $(3M-N)$ 个小特征值对应的特征矢量张成的噪声子空间。在理想条件下信号子空间和噪声子空间是相互正交的, 即信号子空间的导向矢量也与噪声子空间正交:

$$\mathbf{a}^H \mathbf{U}_N = 0 \quad (18)$$

经典 MUSIC 算法正是基于上述性质提出的, 但考虑到实际数据矩阵是有限长的, 即数据协方差矩阵的最大似然估计为:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L \mathbf{Y} \mathbf{Y}^H \quad (19)$$

L 为数据的快拍数。对其进行特征分解得到噪声子空间特征矢量矩阵 $\hat{\mathbf{U}}_N$, 于是 MUSIC 算法的空间谱估计公式为:

$$P_{\text{MUSIC}}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta) \hat{\mathbf{U}}_N \hat{\mathbf{U}}_N^H \mathbf{a}(\theta)} \quad (20)$$

经典 MUSIC 算法很难完成对目标方位进行实时跟踪估计, 关键在于 MUSIC 算法要进行复杂的特征值分解, 计算量相当大, 从而导致噪声子空间不能得到及时更新, 而 MALASE 算法正好解决了这个问题。将 MALASE 算法与 MUSIC 算法相结合我们便得到自适应 MUSIC 算法。

对于 M 个阵元的矢量水听器列阵, N 个信号源, 可以得到基于 MALASE 的矢量水听器阵列自适应 MUSIC 算法, 其基本流程如下:

- (1) 初始化协方差矩阵特征向量 \mathbf{U} 、其对应的特征值 λ 及迭代步长 μ 和 μ' ;
- (2) 根据矢量水听器阵的输出样本 $\mathbf{X}(t)$ 利用公式(14)和(15)实时更新其协方差矩阵的特征向量和特征值, 即信号和噪声子空间;
- (3) 利用(2)中得到的噪声子空间, 根据公式(20)计算 MUSIC 空间谱, 找出谱峰所对应的角度, 即为目标的方位角。

5 算法性能仿真分析

考虑 5 元声矢量水听器组成的均匀直线列阵, 阵元间距为信号波长的 $1/2$ 。声源均为 7kHz 的正弦信号, 采样频率为 50kHz, 信号脉宽为 30ms, 即快拍数为 1500。各通道及阵元间噪声均为相互独立的零均值高斯白噪声。

当信噪比为 5dB, 目标方位角为 45° 时, 基于矢量水听器的经典 MUSIC 空间谱估计的仿真结果如图 1 所示, 从图中可以看出, 在 $-180^\circ \sim 180^\circ$ 范围内只有唯一的谱峰, 其所对应的角度为 45° , 因此基于矢量水听器的经典 MUSIC 算法可以实现无模糊 360° 方位估计, 但是这种方法需要对数据进行批量处理, 当目标方位角随时间变化时, 经典 MUSIC 算法将无法准确地估计出目标方位角, 同时该算法需要对信号协方差矩阵进行计算量庞大的特征分解, 实时性比较差。

鉴于此本文提出了一种基于矢量水听器自适应子空间跟踪算法, 该算法能够实时跟踪目标方位角, 其仿真结果如图 2~图 5 所示。

图 2 所示为目标声源的方位在第一象限中按正弦变化, 信噪比为 5dB。 \mathbf{U} 初始化为单位矩阵, Λ 从 0.01 到 1 之间均匀选取, $\mu=0.002$, $\mu'=0.35$ 。仿真给出的结果为 10 次 Monte Carlo 仿真实验的平均值。从图中可以看出本文提出的算法能够很好地跟踪目标方位角。在相同仿真条件下, 图 3、图 4 和图 5 分别给出了目标方位角在第二、第三和第四象限变化时, 目标方位角跟踪的仿真结果, 从图中亦可以看出该算法同样能够很好地跟踪目标方位角, 和理论分析相一致。图 5 所示为目标方位角估计的误差, 可以看出该算法收敛速度随信噪比增加而增加, 当收敛后误差基本保持在 0.4° 左右。

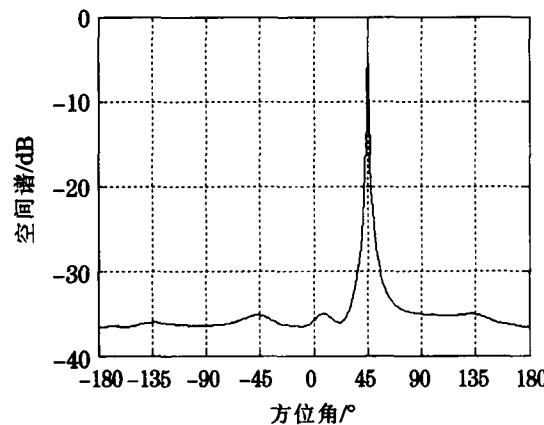


图 1 目标方位角为 45° 时, MUSIC 空间谱
Fig.1 MUSIC spatial spectrum at DOA of 45°

6 结 论

本文将 MALASE 算法和经典 MUSIC 算法相结合提出了一种基于矢量水听器阵列的自适应子空间跟踪算法。仿真结果表明, 该算法既保留了 MUSIC 算法的性能, 又能实现对方位时变的信号源

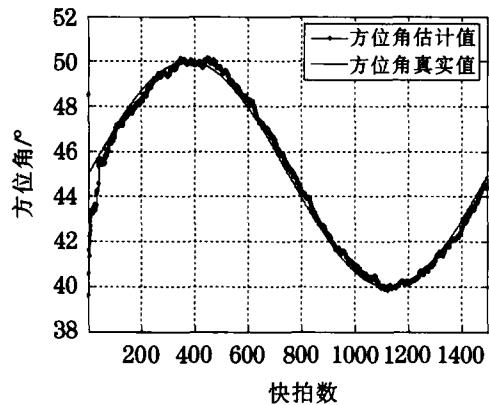


图2 第一象限中目标方位跟踪

Fig.2 Target DOA tracking in first quadrant

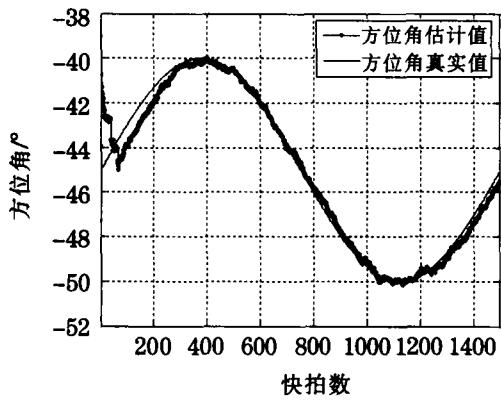


图3 第二象限中目标方位跟踪

Fig.3 Target DOA tracking in second quadrant

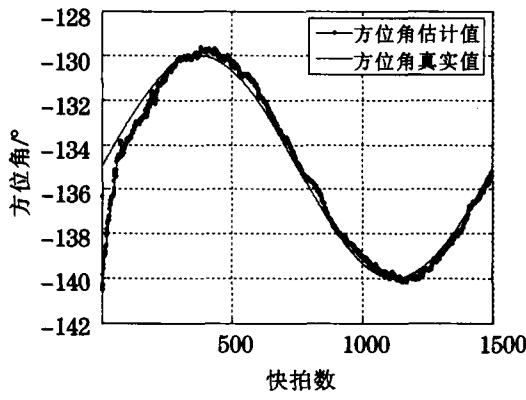


图4 第三象限中目标方位跟踪

Fig.4 Target DOA tracking in third quadrant

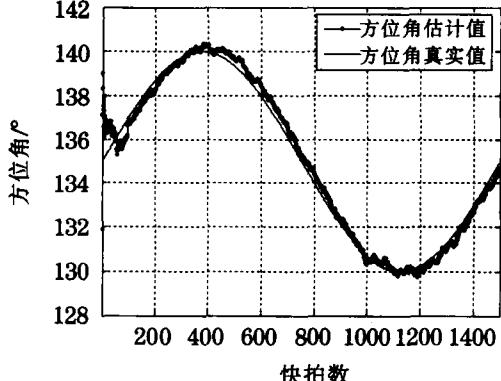


图5 第四象限中目标方位跟踪

Fig.5 Target DOA tracking in fourth quadrant

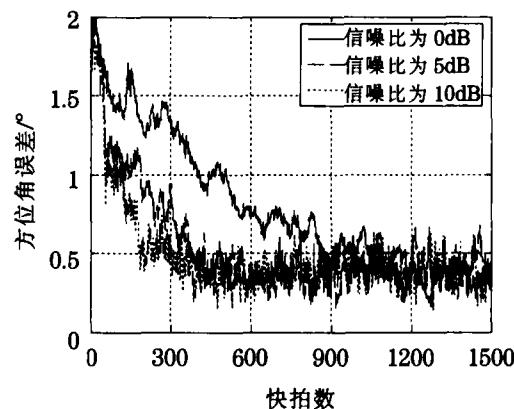


图6 目标方位估计误差

Fig.6 The error of target DOA estimation

进行实时跟踪估计,且方位估计误差约为 0.4° 。此外由仿真结果还可以看出,矢量水听器阵列的经典MUSIC谱估计和本文提出的自适应子空间跟踪算法在对目标进行方位估计时不存在 180° 模糊,这是由于矢量水听器能同时测量空间一点处的声压和质点振速的2个正交分量,使矢量水听器阵去除声压阵在对源方位估计时产生的 180° 左右舷模糊,从而实现了全空间目标无模糊定向与跟踪。该算法在声纳目标跟踪领域具有很好的实际应用前景。

参 考 文 献

- [1] Arye Nehorai, Eytan Paldi. Acoustic vector-sensor array processing[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1998, 42(9): 2481-2491.
- [2] 王永良, 陈辉, 彭应宁, 等. 空间谱估计理论与算法[M]. 清华大学出版社, 2004. 82-98.
WANG Yongliang, CHEN Hui, PENG Yingning, et al. Spatial spectrum estimation theory and algorithm[M]. Qing Hua University Press, 2004. 82-98.
- [3] 吕钱浩, 杨士葵, 张锦中, 等. 矢量传感器阵列高分辨率方位估计技术研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2004, 25(4): 440-445.
LU Qianhao, YANG Shie, ZHANG Jinzhong, et al. High resolution DOA estimation in beam space based on acoustic vector-sensor array[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2004, 25(4): 440-445.
- [4] Thierry Chonavela, Benoit Champagne, Christian Riou. Fast adaptive eigenvalue decomposition: a maximum likelihood approach[J]. Signal Processing, 2003, 83: 307-324.
- [5] Malcolm Hawkes, Arye Nehorai. Acoustic vector-sensor beamforming and cap-on direction estimation[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1998, 46(9): 2291-2304.