

DOI: 10.7641/CTA.2014.30357

基于单声学矢量传感器的最大能量动态声源波达方向跟踪算法

胡振涛[†], 李松, 金勇

(河南大学 图像处理与模式识别研究所, 河南 开封 475004)

摘要: 针对在空域非均匀噪声环境下目标定位跟踪问题, 提出一种基于单声学矢量传感器的最大能量动态声源波达方向(DOA)跟踪算法. 首先结合噪声协方差矩阵估计结果实现对传感器接收信号的预白化处理, 进而确定加权参数值, 提出一种加权参数固化的最大能量算法, 从而在声压与振速域噪声功率比未知的条件下提高了DOA估计精度. 在此基础上, 利用最大能量定向估计子输出信息来构建运动目标的量测方程, 并在容积Kalman滤波框架下实现对于动态声源的状态跟踪. 理论分析与仿真结果验证了算法的可行性和有效性.

关键词: 波达方向估计; 目标跟踪; 声矢量传感器; 运动声源

中图分类号: TP391 文献标识码: A

Maximum power dynamic acoustic source direction-of-arrival tracking algorithm based on acoustic vector sensor

HU Zhen-tao[†], LI Song, JIN Yong

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Henan University, Kaifeng Henan 475004, China)

Abstract: To effectively locate and track the target in spatially non-uniform noise, we propose the maximum power dynamic acoustic source direction-of-arrival (DOA) algorithm based on the acoustic vector sensor. In this algorithm, according to the estimated noise covariance, the measurement of acoustic vector sensor is pre-whitened and the weight parameter is determined. Thus, a maximum power algorithm based on fixed weight parameter (WPF-MP) is formed. The accuracy of DOA estimation is improved when the power ratio of the sound pressure to the noise power in the velocity domain is unknown. Moreover, the output of the maximum power DOA estimator is employed to build the measurement equation of the dynamic source in the system of polar coordinates; and the cubature Kalman filtering algorithm is introduced to realize the state-tracking of the dynamic sound source. Theoretical analysis and experimental results show the feasibility and efficiency of the proposed algorithm.

Key words: direction of arrival estimation; target tracking; acoustic vector sensor; dynamic acoustic source

1 引言(Introduction)

波达方向(direction of arrival, DOA)估计在无线电通信、雷达、声纳超分辨、地震探测、导航和医学等领域有着广泛的应用, 一直是通信、雷达、声纳等领域研究的重点内容之一. 在水声信号处理中, 确定声波的到达方向是信号处理中的一个重要方面. 通常采用声压传感器阵列对声场进行空间采样, 并进行空间谱估计. 考虑到声波兼有标量场和矢量场, 传统的声压传感器仅利用了其声压信息(标量场), 而矢量传感器可以空间共点、时间同步测量声场中的声压(标量场)和振速(矢量场)信息. 由于矢量传感器本身固有的方向敏感性和测量信息量大的优点, 相对于采用声压传感

器必将进一步提升DOA估计的性能. 近年来, 针对矢量传感器阵列的DOA估计研究受到国内外学者的广泛关注. Nehorai等研究了基于声学矢量传感器阵列DOA估计的克拉美罗界(CRLB)^[1], Hawkes等讨论了声学矢量传感器阵列的几何结构和传感器空间位置对参数估计性能的影响^[2], 为声矢量传感器DOA估计领域的发展以及估计性能的讨论奠定了理论基础. 顾陈等结合传播算子方法与声学矢量传感器特点, 提出一种基于传播算子的声学矢量传感器阵列扩展孔径二维DOA估计算法^[3]. 陈华伟等将宽带聚焦思想引入到了矢量传感器阵宽带处理, 提出了基于矢量传感器阵的宽带相干信号子空间最优波束形成方法^[4], 避免

收稿日期: 2013-04-18; 录用日期: 2013-10-18.

[†]通信作者. E-mail: hzt@henu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61300214, U1204611); 河南省高校科技创新团队支持计划资助项目(13IRTSTHN021); 河南省基础与前沿技术研究计划资助项目(132300410148); 河南省教育厅科学技术研究重点资助项目(13A413066, 2008A510001); 河南大学教学改革重点项目(HDXJG2013-07).

了波束形成中对目标源方位的预估. 此外, 基于子空间的信号处理方法也均被应用到矢量传感器应用领域, 如多信号分类(MUSIC)算法^[5]以及基于旋转不变技术的估计信号参数(ESPRIT)算法^[6]. 其中, Suresh等结合矢量传感器阵列与压缩波束形成方法, 对常模型MUSIC算法加以改进并应用于浅海环境的DOA估计^[7], 取得了较好的效果. 然而, 上述基于阵列信号处理技术的高分辨率DOA估计方法(MUSIC和ESPRIT算法)通常需要二维搜索, 运算量极大. 因此, Levin等基于首要梯度上升的原理, 提出一种基于单一矢量传感器的DOA估计方法^[8], 以期在空域非均匀高斯噪声环境中, 通过最大能量DOA估计算法获得声源方位, 其估计的均方误差在恰当权值选取下逼近CRLB. 算法避免了二维搜索, 但在噪声各部分功率比未知环境下无法确定最优权值并获得其对应的DOA最优估计. 此外, 以上对DOA估计的研究均以静态声源为研究对象, 而在实际工程应用中, 常常需要面对动态声源目标的处理, 如果直接利用上述算法, 需要重复对信号协方差矩阵进行特征值分解或奇异值分解, 运算量极大. 目前, 已有学者尝试将目标定位算法和跟踪算法进行结合, 取得一定研究成果^[9-10]. 但其研究成果多局限于声压传感器阵列, 而基于矢量传感器量测信息的声源定位与跟踪方法研究报道较少. Zhong等通过Capon波束形成方法与粒子滤波算法的相结合, 提出了基于矢量传感器的2-D波达方向跟踪算法^[11], 给出了一种基于矢量传感器的定位跟踪一体化实现的新思路.

基于以上分析, 本文在借鉴文献[8]给出最大能量算法实现机理基础上, 构建一种加权参数固化的最大能量算法, 通过白化单极子传感器和偶极子传感器接收噪声能量, 固定了加权因子的取值并保证DOA估计精度最优; 利用最大能量定向估计子输出信息在极坐标系下构建运动目标的量测方程, 并在容积Kalman滤波框架下实现对于动态声源的状态估计, 提出了一种基于单声学矢量传感器的最大能量动态声源波达方向跟踪算法.

2 声矢量传感器量测建模(Observation modeling of acoustic vector sensor)

声矢量传感器由3个正交的偶极子振速传感器与1个单极子声压传感器组成, 利用声矢量传感器可以同时获得空间内某一点处的振速和声压信息. 考虑 k 时刻载波频率为 f 的远场声源 \mathbf{S}_k , \mathbf{u}_k 为与波达方向相反的声源方向向量:

$$\mathbf{u}_k = \begin{bmatrix} u_k^x \\ u_k^y \\ u_k^z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_k \times \cos \varphi_k \\ \cos \theta_k \times \sin \varphi_k \\ \sin \theta_k \end{bmatrix}. \quad (1)$$

$\theta_k \in [-\pi/2, \pi/2]$ 和 $\varphi_k \in (-\pi, \pi]$ 分别表示声信号入

射向量的俯仰角和方位角. p_k 为声源声压, $\mathbf{v}_k = (v_k^x, v_k^y, v_k^z)^T$ 表示声源振速, 且

$$\mathbf{v}_k = -p_k \mathbf{u}_k / (\rho_0 c), \quad (2)$$

其中: ρ_0 表示传播介质密度, c 表示传播介质中声信号的传播速率. 考虑水下声源定位及跟踪场景下声源大多做平稳运动, 因而以时间顺序分别在各个时刻进行多次快拍数据采集, 并做出相应的DOA估计. 假设每一时刻测得 N 组快拍数据, 则 k 时刻声源 $\mathbf{S}_k \in \mathbb{R}^{1 \times N}$, 噪声 $\boldsymbol{\varepsilon}_k \in \mathbb{R}^{4 \times N}$ 由声压域噪声 $\boldsymbol{\varepsilon}_k^p$ 和振速域噪声 $\boldsymbol{\varepsilon}_k^v = [\boldsymbol{\varepsilon}_k^{vx} \ \boldsymbol{\varepsilon}_k^{vy} \ \boldsymbol{\varepsilon}_k^{vz}]^T$ 组成, 矢量传感器接收数据 $\mathbf{Y}_k \in \mathbb{R}^{4 \times N}$ 由声压域信息 \mathbf{Y}_k^p 和振速域信息 \mathbf{Y}_k^v 组成, 可分别表示为以下形式:

$$\mathbf{Y}_k^p = \mathbf{a}_k^p \mathbf{S}_k + \boldsymbol{\varepsilon}_k^p, \quad (3)$$

$$\mathbf{Y}_k^v = \mathbf{a}_k^v \mathbf{S}_k + \boldsymbol{\varepsilon}_k^v. \quad (4)$$

$\mathbf{a}_k \in \mathbb{R}^{4 \times 1}$ 表示导向矢量, 且 $\mathbf{a}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_k^p \\ \mathbf{a}_k^v \end{bmatrix} = e^{-(j^{2\pi f} \tau_k)}$. $\begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{u}_k / \rho_0 c \end{bmatrix}$, τ_k 表示 \mathbf{S}_k 到传感器的波达时间. 针对声源信号 \mathbf{S}_k 与噪声 $\boldsymbol{\varepsilon}_k^p$, $\boldsymbol{\varepsilon}_k^v$ 为广义平稳的零均值非相关随机过程, 并且就其方差分别为 $\sigma_{s,k}^2$, $\sigma_{p,k}^2$ 和 $\sigma_{v,k}^2$ 的情况展开研究和讨论.

3 基于单声学矢量传感器的最大能量动态声源 DOA 跟踪算法(Maximum power dynamic acoustic source DOA tracking algorithm based on acoustic vector sensor)

3.1 加权参数固化的最大能量 DOA 算法(Maximum power DOA estimation algorithm based on weight parameter fixed)

针对 k 时刻噪声分量高斯非均匀情况, 基于约束条件 $\mathbf{q}_k^T \mathbf{q}_k = 1$, 声源导向矢量的估计为

$$\hat{\mathbf{u}}_k = \arg \max_{\mathbf{q}_k} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [\alpha_k^p \mathbf{Y}_{k,n}^p + \alpha_k^v \mathbf{q}_k^T \mathbf{Y}_{k,n}^v]^2 \right\}, \quad (5)$$

其中: $\alpha_k^p \mathbf{Y}_{k,n}^p$ 与单极子元素部分波束形成输出相关, $\alpha_k^v \mathbf{q}_k^T \mathbf{Y}_{k,n}^v$ 与各个偶极子元素的波束形成输出相关. k 时刻矢量传感器接收到的 N 组快拍数据的协方差矩阵可表示为

$$\boldsymbol{\Theta}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Theta}_k^{pp} & \boldsymbol{\Theta}_k^{pv} \\ \boldsymbol{\Theta}_k^{vp} & \boldsymbol{\Theta}_k^{vv} \end{bmatrix} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_{k,n}^p \\ \mathbf{Y}_{k,n}^v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_{k,n}^p \\ \mathbf{Y}_{k,n}^v \end{bmatrix}^T. \quad (6)$$

$\boldsymbol{\Theta}_k^{vp} = (\boldsymbol{\Theta}_k^{pv})^T$ 表示信号振速域与声压域的协方差矩阵; $\boldsymbol{\Theta}_k^{pp}$ 与 $\boldsymbol{\Theta}_k^{vv}$ 分别表示信号声压域的协方差矩阵和振速域的协方差矩阵. 根据最大能量法(maximum power, MP)^[8], 将式(5)中的目标函数 $T(\mathbf{q}_k) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [\alpha_k^p \mathbf{Y}_{k,n}^p + \alpha_k^v \mathbf{q}_k^T \mathbf{Y}_{k,n}^v]^2$ 展开作适当变换并对 \mathbf{q}_k 求

梯度, 得到

$$\nabla_{\mathbf{q}_k} T(\mathbf{q}_k) = \alpha_k^p \boldsymbol{\Theta}_k^{pp} + (1 - \alpha_k^p) \boldsymbol{\Theta}_k^{vv} \mathbf{q}_k. \quad (7)$$

定义 α_k^p 为MP算法的加权参数, 文献[8]中的理论分析及实验指出, α_k^p, α_k^v 与 k 时刻噪声声压功率、振速功率在各个坐标轴上的分量有关, 并满足关系 $\alpha_k^p + \alpha_k^v = 1$. 且在 $\alpha_k^p = \sigma_{v,k}^2 / (\sigma_{p,k}^2 + \sigma_{v,k}^2)$ 的条件下, 即当 α_k^p / α_k^v 的值与单极子和各个偶极子噪声功率呈反比时, DOA估计均方角度误差接近CRLB. 然而, 对噪声声压与振速部分功率未知的场景, 由于无法得到噪声各部分功率比, 标准MP算法无法确定最优加权参数取值, 从而影响到算法DOA估计精度. 针对以上问题, 结合估计噪声协方差矩阵实现对传感器接收信号预白化处理, 使得处理后噪声振速与声压功率比为1, 进而确定加权参数值为0.5. 在此基础上, 提出一种加权参数固化的最大能量算法(WPF-MP). 算法实现原理如下: 考虑 k 时刻传感器获得声源信号的 N 组快拍采样数据, 由于声源信号 \mathbf{S}_k 与噪声 $\boldsymbol{\varepsilon}_k^p$ 和 $\boldsymbol{\varepsilon}_k^v$ 为广义平稳的零均值非相关随机过程, 结合公式(3)–(4)和式(6), 协方差矩阵可以表示为以下形式:

$$\boldsymbol{\Theta}_k = \mathbf{a}_k \sigma_{s,k}^2 \mathbf{a}_k^T + \hat{\mathbf{Q}}_k, \quad (8)$$

其中: $\hat{\mathbf{Q}}_k$ 表示 k 时刻 N 组快拍采样下声源信号的噪声协方差矩阵, 且 N 趋近于无穷时, $\hat{\mathbf{Q}}_k$ 为表征噪声统计特性的矩阵 $\begin{bmatrix} \sigma_{p,k}^2 & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 1} & \sigma_{v,k}^2 \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix}$. 通过非均匀噪声协方差估计方法^[12], 可以估计出入射声信号的噪声协方差矩阵 $\hat{\mathbf{Q}}_k$, 从而将传感器接收信号预白化得到

$$\hat{\mathbf{Y}}_{k,n} = \hat{\mathbf{Q}}_k^{-\frac{1}{2}} \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_{k,n}^p \\ \mathbf{Y}_{k,n}^v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_{k,n}^p \\ \hat{\mathbf{Y}}_{k,n}^v \end{bmatrix}, \quad n = 1, \dots, N. \quad (9)$$

从而, 接收信号预白化后的协方差阵为

$$\hat{\boldsymbol{\Theta}}_k = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{pp} & \hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{pv} \\ \hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{vp} & \hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{vv} \end{bmatrix} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_{k,n}^p \\ \hat{\mathbf{Y}}_{k,n}^v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_{k,n}^p \\ \hat{\mathbf{Y}}_{k,n}^v \end{bmatrix}^T. \quad (10)$$

并且, 结合式(8)与式(9), 预白化后量测信息协方差矩阵 $\hat{\boldsymbol{\Theta}}_k = \hat{\mathbf{Q}}_k^{-\frac{1}{2}} (\mathbf{a}_k \sigma_{s,k}^2 \mathbf{a}_k^T + \hat{\mathbf{Q}}_k) (\hat{\mathbf{Q}}_k^{-\frac{1}{2}})^T$. 此时, 所对应的噪声协方差矩阵为单位矩阵, 即噪声声压域与振速域功率相同. 因此, 可将式(7)中 $\alpha_k^p = \sigma_{v,k}^2 / (\sigma_{p,k}^2 + \sigma_{v,k}^2)$ 值固化为 $\hat{\alpha} = 0.5$, 对MP算法进行改进, 基于首要梯度上升的原理进行迭代^[8], 当方向矢量 \mathbf{q}_k^t 趋于稳定时(即 $\|\mathbf{q}_k^{t+1} - \mathbf{q}_k^t\|$ 小于容忍参数 ε), 获取其对应的声源方位, 使得DOA估计角度均方误差最接近CRLB. 下面给出WPF-MP算法实现流程:

- 1) 初始化: $t = 0$, t 表示算法迭代次数, 设置迭代上限 L , 步长参数 μ , 容忍参数 ε .
- 2) 估计噪声协方差矩阵 $\hat{\mathbf{Q}}_k$.
- 3) 通过式(9)得到预白化后的信号 $\hat{\mathbf{Y}}_{k,n}$, $n = 1, 2, \dots, N$.

4) 利用式(10)得到信号预白化之后的 $\hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{vp}$ 与 $\hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{vv}$, 则初始方向矢量 $\mathbf{q}_k^0 = \hat{\mathbf{u}}_k^0 = \hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{vp} / \|\hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{vp}\|$.

5) for $t \leftarrow 1$ to L

$$\mathbf{q}_k^{t+1} = \mathbf{q}_k^t + \mu [\hat{\alpha} \hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{vp} + \hat{\alpha} \hat{\boldsymbol{\Theta}}_k^{vv} \mathbf{q}_k^t], \quad \hat{\alpha} = 0.5$$

if $\|\mathbf{q}_k^{t+1} - \mathbf{q}_k^t\| < \varepsilon$, break

end

6) 输出: $\hat{\mathbf{u}}_k = \mathbf{q}_k^t$.

3.2 基于WPF-MP的动态声源DOA跟踪算法

(Dynamic acoustic source DOA tracking algorithm based on WPF-MP)

最大能量DOA估计算法为静态声源定位方法, 将其应用于动态声源目标跟踪场景, 由于没有利用声源运动方程的先验信息, 所以计算复杂度较高且精度有限. 基于声源跟踪的水域舰船探测背景, 声源通常做较为平稳的匀速运动, 因而考虑对具有代表性的匀速直线运动声源进行DOA跟踪, 且传感器量测噪声为高斯白噪声. 声矢量传感器静态声源DOA估计的研究中, 传感器观测模型为极坐标模型, 以致目标状态与观测之间存在非线性映射关系, 因此考虑将容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)引入到运动声源的DOA估计中进行纯方位跟踪, 以提高声源状态估计精度. 声源目标的运动状态方程可描述为

$$\mathbf{X}_k = \boldsymbol{\Phi}_{k|k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} \mathbf{W}_{k-1}, \quad (11)$$

其中: $\mathbf{X}_k = (x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, z_k, \dot{z}_k)^T$ 为 k 时刻声源目标的状态向量, x_k, y_k 和 z_k 分别表示声源在 X, Y, Z 轴的位置信息, \dot{x}_k, \dot{y}_k 和 \dot{z}_k 则代表动态声源在各轴的速度分量; $\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}$ 表示系统状态转移矩阵, $\boldsymbol{\Gamma}_{k-1}$ 表示系统噪声驱动阵, \mathbf{W}_{k-1} 为系统激励噪声序列.

以 k 时刻WPF-MP算法输出向量 $\hat{\mathbf{u}}_k = (\hat{u}_k^x, \hat{u}_k^y, \hat{u}_k^z)^T$ 作为CKF的量测信息, 进而通过反三角函数构建向量 $\hat{\mathbf{u}}_k$ 对应极坐标下的量测方程:

$$\mathbf{Z}_k = (\hat{\theta}_k, \hat{\varphi}_k)^T, \quad (12)$$

则量测噪声 \mathbf{V}_k 的协方差矩阵

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{E}\{[\mathbf{Z}_k - h(\mathbf{X}_k)][\mathbf{Z}_k - h(\mathbf{X}_k)]^T\}, \quad (13)$$

其中 $h(\mathbf{X}_k)$ 为非线性的测量方程表达式. 然而在滤波过程中, k 时刻真实状态向量 \mathbf{X}_k 未知, 因而无法采用式(13)获得 \mathbf{R}_k . 当噪声 $\boldsymbol{\varepsilon}_k^p, \boldsymbol{\varepsilon}_k^v$ 是方差分别为 $\sigma_{p,k}^2, \sigma_{v,k}^2$ 且互不相关的高斯白噪声时, 采用WPF-MP算法获得的DOA估计误差基本趋于稳定, 并采用Monte Carlo仿真技术, 基于每一组快拍数据得到DOA估计与其整体均值的残差, 进而得出 k 时刻 \mathbf{Z}_k 的噪声协方差矩阵

$$\mathbf{R}_k = \left[\sum_{l=1}^N (\mathbf{Z}_k^l - \sum_{m=1}^N \mathbf{Z}_k^m / N) / N \right] \cdot \left[\sum_{l=1}^N (\mathbf{Z}_k^l - \sum_{m=1}^N \mathbf{Z}_k^m / N) / N \right]^T. \quad (14)$$

综上所述,构建加权参数固化的最大能量跟踪(WPF-MPT)算法,将DOA估计的俯仰和方位信息作为容积卡尔曼滤波算法^[13]的量测信息,自适应地跟踪移动声源的波达方向.为便于WPF-MPT的工程应用,以下给出WPF-MPT算法具体实现步骤:

1) 时间更新.

① 由 $k-1$ 时刻协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 正定,对该矩阵进行因式分解

$$\mathbf{P}_{k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \times (\mathbf{S}_{k-1|k-1})^T. \quad (15)$$

② 容积点估计:

$$\mathbf{X}_{i,k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \mathbf{x}_{k-1|k-1}, \quad (16)$$

其中: $\boldsymbol{\xi}_i = \sqrt{m/2}[\Delta]_i$, $i = 1, 2, \dots, m$, $[\Delta]_i \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 表示矩阵 $[\mathbf{I}^{n \times n} \quad -\mathbf{I}^{n \times n}] \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 的第 i 列元素, $\mathbf{I}^{n \times n}$ 表示 n 维单位矩阵, $m = 2n$ 为容积点的总数.

③ 容积点传播:

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1}^* = \Phi_{k|k-1} \mathbf{X}_{i,k-1|k-1}. \quad (17)$$

④ 预测状态估计与误差协方差矩阵估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k|k-1}^*, \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k|k-1}^* \mathbf{X}_{i,k|k-1}^{*T} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T + \Gamma_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T. \quad (19)$$

2) 量测更新.

① 采用WPF-MP算法得到各时声源方向矢量 \hat{u}_k .

② 求出 \hat{u}_k 对应极坐标下的俯仰角 $\hat{\theta}_k$ 与方位角 $\hat{\varphi}_k$, 则容积卡尔曼滤波量测 $\mathbf{Z}_k = (\hat{\theta}_k, \hat{\varphi}_k)^T$.

③ 矩阵 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 因式分解:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \times (\mathbf{S}_{k|k-1})^T. \quad (20)$$

④ 容积点估计:

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \mathbf{x}_{k|k-1}. \quad (21)$$

⑤ 容积点传播:

$$\mathbf{Z}_{i,k|k-1} = h(\mathbf{X}_{i,k|k-1}). \quad (22)$$

⑥ 预测量测估计:

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{i,k|k-1}^*. \quad (23)$$

⑦ 信息方差与协方差矩阵估计:

$$\mathbf{P}_{zz,k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{i,k|k-1} \mathbf{Z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T + \mathbf{R}_k, \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k|k-1} \mathbf{Z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T. \quad (25)$$

⑧ 计算卡尔曼增益:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz,k|k-1} \mathbf{P}_{zz,k|k-1}^{-1}. \quad (26)$$

⑨ 求解状态估计及其误差协方差矩阵:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}), \quad (27)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz,k|k-1} \mathbf{K}_k^T. \quad (28)$$

由于声矢量传感器量测信息中不含有运动声源与矢量传感器之间的径向距信息,因而在状态估计中仅可利用目标的俯仰与方位角度量测信息获取目标状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$, 进而通过反三角函数获得 k 时刻所对应的俯仰与方位角度估计.

4 仿真结果与分析(Simulation results and analysis)

4.1 基于WPF-MP的DOA估计(DOA estimation based on WPF-MP)

仿真实验采用均方角度误差(MSAE)^[1]为标准评估DOA估计方法性能,仿真实验中快拍次数 N 取 8000, 分别采用MP算法与WPF-MP算法进行声源DOA估计,俯仰角和方位角的真实值分别为 $\theta_k = 30^\circ$, $\varphi_k = 30^\circ$, 声信号和噪声能量分别为 $\sigma_{s,k}^2 = \sqrt{10}$, $\sigma_{p,k}^2 = 1.5$, $\sigma_{v,k}^2 = 0.5$. WPF-MP算法中步长参数 μ 与容忍参数 ε 等的选取决定了算法的收敛次数并影响DOA估计精度.文献[8]给出了MP算法的仿真环境和参数设定,并验证方向矢量 \mathbf{q}_k^t 在20次迭代内基本收敛.因此,为了便于算法的对比,WPF-MP算法参考MP算法进行参数设定,算法迭代次数上限 $L = 50$, 步长参数 $\mu = 1$, 容忍参数 $\varepsilon = 0.00001$.此外,为体现加权参数选取的重要性,MP算法中,加权参数 α_k^p 选取0到1间100个常数分别进行DOA估计,步长为0.01; WPF-MP算法则固化加权参数 $\hat{\alpha} = 0.5$ 进行DOA估计.进行MC = 10000次蒙特卡洛仿真实验,在声压与振速噪声功率比不同的条件下,分别获得MP与WPF-MP算法MSAE均值及其对应的CRLB,并通过一维搜索给出MP算法不同加权参数下DOA估计精度最优值,所获比较效果如图1所示.

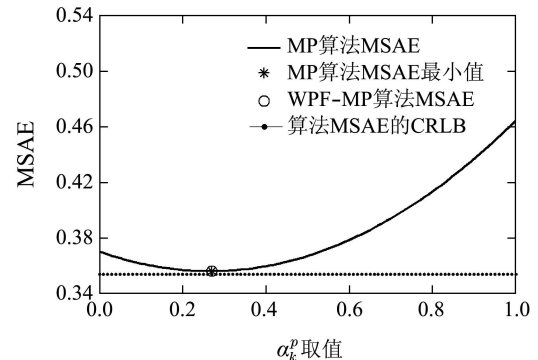


图1 MP与WPF-MP估计精度比较

Fig. 1 The comparison of estimation precision for MP and WPF-MP

由图1可以看出, 针对噪声各部分功率取值不同的情况, WPF-MP算法DOA估计的MSAE均值与MP算法中 α_k^p 选取恰当参数所对应的最优估计MSAE均值相近似, 且逼近CRLB. 但当MP算法中 α_k^p 取其他值时, MP算法无法获得最优DOA估计. 为进一步验证WPF-MP算法的优越性, 在相同的信号、噪声以及其他仿真实验条件下, 本文采用本领域经典的Capon算法^[14]对声源目标进行DOA估计, 将其10000次蒙特卡洛仿真实验所获得的俯仰和方位角度估计结果的均方根误差(RMSE)、估计时长与MP算法以及WPF-MP算法作对比. Capon算法的DOA估计结果由二维搜索获得, 仿真过程中本文设定搜索步长为 0.1° , 方位与俯仰的搜索范围均为 0° 到 60° . 对于声信号噪声各部分功率比未知的情况, MP算法无法通过公式 $\alpha_k^p = \sigma_{v,k}^2 / (\sigma_{p,k}^2 + \sigma_{v,k}^2)$ 来选取加权参数, 因此, 对比实验中MP算法的加权参数 α_k^p 选取0至1间的随机数. 3种算法对比效果如表1所示.

表 1 3种算法RMSE与耗时比较
Table 1 The comparison of RMSE and time-consuming for three algorithms

算法	俯仰角RMSE/(°)	方位角RMSE/(°)	算法耗时/(°)
MP	0.0049	0.0057	0.0146
Capon	0.0047	0.0055	12.4709
WPF-MP	0.0047	0.0054	0.0644

由表1可以看出, 由于避免了二维搜索, MP算法和WPF-MP算法的DOA估计时间明显优于Capon算法. MP算法虽然计算效率最高, 但随机选取的 α_k^p 很难保证其DOA估计精度达到最优; WPF-MP算法则固化了加权参数的选取以获取最优DOA估计, 从RMSE对比中可以发现, WPF-MP算法与Capon算法估计精度相当且优于MP算法. 图1和表1中对比足以说明, WPF-MP算法同时兼具高效率和高估计精度的优点, 具有较好地工程应用价值.

4.2 基于WPF-MPT的动态声源DOA跟踪 (Dynamic acoustic source DOA tracking based on WPF-MPT)

综合静态WPF-MP波达方向估计方法与容积卡尔曼滤波算法, 仿真实验完成在三维空间运动的声源DOA跟踪. 设动态声源在笛卡尔坐标系中做匀速直线运动, 声源与传感器距离为 $d = 1000$ m, 初始时刻俯仰角 $\theta_0 = 30^\circ$ 、方位角 $\varphi_0 = 30^\circ$, X, Y, Z 轴速度分量分别为 20 m/s, -10 m/s, -20 m/s, 声信号和噪声能量分别为 $\sigma_{s,k}^2 = \sqrt{10}$, $\sigma_{p,k}^2 = 1.5$, $\sigma_{v,k}^2 = 0.5$, 目标状态方程如式(11)所示, 量测方程采用WPF-MP算法的DOA估计结果, 即 $\mathbf{Z}_k = (\hat{\theta}_k, \hat{\varphi}_k)^T$. 过程噪声是具有零均值和正定协方差阵 $\mathbf{Q}_{k-1} = \text{diag}\{10^2, 10^2, 10^2\}$

的高斯白噪声向量, 采样间隔 $T = 1$ s. CKF量测 \mathbf{Z}_k 的噪声方差阵 \mathbf{R}_k 由式(14)获得. 对目标进行 $k = 120$ 步DOA跟踪, 图2和图3分别给出了各个时刻WPF-MPT算法与WPF-MP算法DOA估计的俯仰与方位角度估计RMSE对比.

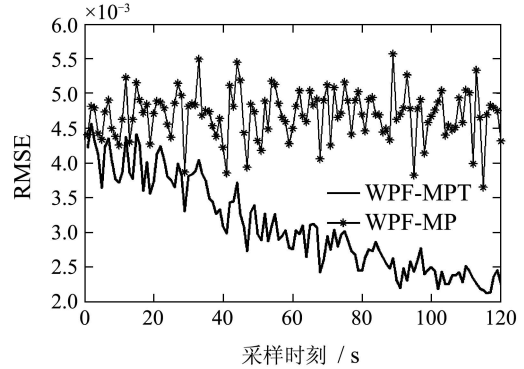


图 2 俯仰角RMSE比较

Fig. 2 The comparison of RMSE for elevation

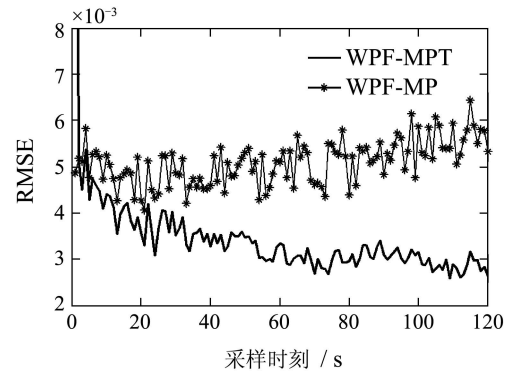


图 3 方位角RMSE比较

Fig. 3 The comparison of RMSE for azimuth

综合图2-3, WPF-MPT算法DOA估计的RMSE明显低于静态WPF-MP算法. 并且由于CKF框架的引入, 随着采样时刻的增加, 其RMSE逐渐下降并趋于稳定. 4.1部分的仿真已充分验证了静态WPF-MP算法的有效性, 综合图2-3结果, 更可以反映出WPF-MPT算法的优越性. 此外, 为验证算法对于声信号不同信噪比下跟踪定位效果的普适性和优越性, 表2和表3中给出不同信噪比下100次蒙特卡洛仿真实验得到的WPF-MP算法与WPF-MPT算法第21到第120个采样时刻的DOA估计RMSE均值结果的比较.

表 2 不同信噪比下WPF-MP的RMSE均值
Table 2 The mean of RMSE for WPF-MP under different signal-to-noise ratio

$\sigma_{s,k}^2$	$\sigma_{p,k}^2$	$\sigma_{v,k}^2$	俯仰角/(°)	方位角/(°)
$\sqrt{10}$	1.5	0.5	0.0046	0.0051
$\sqrt{10}$	1	1	0.0067	0.0074
10	1.5	0.5	0.0025	0.0027
1	1.5	0.5	0.0092	0.0100

表3 不同信噪比下WPF-MPT的RMSE均值

Table 3 The mean of RMSE for WPF-MPT under different signal-to-noise ratio

$\sigma_{s,k}^2$	$\sigma_{p,k}^2$	$\sigma_{v,k}^2$	俯仰角/(°)	方位角/(°)
$\sqrt{10}$	1.5	0.5	0.0029	0.0032
$\sqrt{10}$	1	1	0.0040	0.0043
10	1.5	0.5	0.0017	0.0018
1	1.5	0.5	0.0052	0.0057

可以看出,由于WPF-MPT算法利用先验信息有效地对原估计结果进行了修正,对于信噪比以及噪声各部分功率比不同的条件,算法的DOA估计精度较WPF-MP算法均有所提高。

在上述仿真实验的基础上,采用相同的仿真背景,图4中给出 $\sigma_{s,k}^2 = \sqrt{10}$, $\sigma_{p,k}^2 = 1.5$, $\sigma_{v,k}^2 = 0.5$ 条件下WPF-MPT算法MSAE均值与静态MSAE的CRLB的对比,可以看出,由于声源运动状态方程的引入,WPF-MPT算法突破了静态声源DOA估计MSAE的CRLB,进一步验证了WPF-MPT算法的有效性。

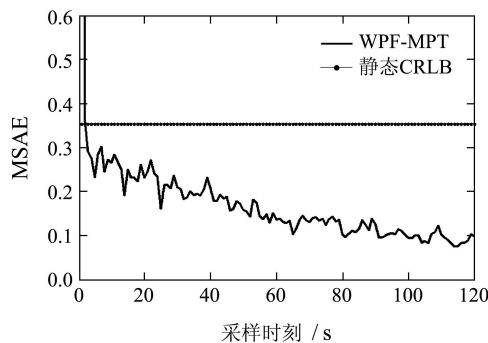


图4 WPF-MPT与静态MSAE的CRLB比较

Fig. 4 The comparison of CRLB for WPF-MPT and static MSAE

5 总结(Conclusions)

近年来,矢量传感器的声信号DOA估计问题引起了国内外学者的广泛关注和研究.然而,目前大部分研究都是关于静态声源DOA估计,本文针对动态声源DOA估计与跟踪问题,结合容积Kalman滤波算法与最大能量DOA估计算法,基于矢量传感器量测技术提出一种加权参数固化的最大能量声源跟踪算法.相对于现有DOA估计方法,WPF-MPT算法具有以下优势:首先,较之于基于阵列信号处理技术的高分辨率DOA估计方法(MUSIC和ESPRIT算法),WPF-MPT算法无需二维搜索,并且在最大能量DOA估计方法的基础上,解决了加权参数的取值问题,有效降低了运算量;其次,引入容积Kalman滤波算法,对运动声源进行建模并自适应跟踪,解决了运动声源DOA跟踪问题,实现声源DOA估计与跟踪一体化,拓宽了算法适用范围;此外,采用矢量传感器量测数据适用于不同信噪比下的DOA跟踪,且适用于声压部分与振速部分噪声功率未知的情况。

参考文献(References):

- [1] NEHORAI A, PALDI E. Acoustic vector sensor array processing [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(9): 2481 – 2491.
- [2] HAWKES M, NEHORAI A. Effects of sensor placement on acoustic vector sensor array performance [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1999, 24(1): 33 – 40.
- [3] 顾陈,何劲,朱晓华,等.基于传播算子的声学矢量传感器阵列扩展孔径二维DOA估计算法[J].电子学报,2010,38(10):2377–2382. (GU Chen, HE Jin, ZHU Xiaohua, et al. Extended-aperture two-dimensional DOA estimation with acoustic vector sensor array using the propagator method [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(10): 2377 – 2382.)
- [4] 陈华伟,赵俊渭.声矢量传感器阵宽带相干信号子空间最优波束形成[J].声学学报,2005,30(1):76–82. (CHEN Huawei, ZHAO Junwei. Coherent signal subspace wideband optimal beamforming for acoustic vector-sensor array [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 30(1): 76 – 82.)
- [5] WONG K T, ZOLTOWSKI M D. Self-initiating MUSIC-based direction finding in underwater acoustic particle velocity-field beamspace [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2000, 25(2): 262 – 273.
- [6] CHEN H, ZHAO J. Coherent signal-subspace processing of acoustic vector sensor array for doa estimation of wideband sources [J]. *Signal Process*, 2005, 85(4): 837 – 847.
- [7] SURESH K N, DIBU J P, BHATTACHARYA C. DOA estimation using compressive beamforming in shallow ocean using acoustic vector sensors [C]//*Annual IEEE India Conference*. India: IEEE, 2012: 551 – 554.
- [8] LEVIN D, GANNOT S, HABET S. Direction-of-arrival estimation using acoustic vector sensors in the presence of noise [C]//*IEEE International Conference Acoustics, Speech and Signal Processing*. Prague: IEEE, 2011: 105 – 108.
- [9] 刘楠,张娟,张林让,等.一种适用于MIMO雷达的低复杂度二维DOA估计方法[J].电子学报,2012,30(3):505–511. (LIU Nan, ZHANG Juan, ZHANG Linrang, et al. A low complexity 2-D estimation method for MIMO radar [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 30(3): 505 – 511.)
- [10] HU D X, ZHAO Y J, LI D H. Joint source number detection and DOA track using particle filter [C]//*International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*. Changsha: IEEE, 2010: 13 – 14.
- [11] ZHONG X H, PREMKUMAR A B, MADHUKUMAR A S. Particle filtering and posterior cramer-rao bound for 2-D direction of arrival tracking using an acoustic vector sensor [J]. *IEEE Sensor Journal*, 2012, 12(2): 363 – 377.
- [12] WU Y T, HOU C H. Direction-of-arrival estimation in the presence of unknown non-uniform noise fields [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2006, 31(2): 504 – 510.
- [13] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature Kalman filters [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2009, 54(6): 1254 – 1269.
- [14] HAWKES M, NEHORAI A. Acoustic vector-sensor beamforming and Capon direction estimation [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1998, 46(9): 2291 – 2304.

作者简介:

胡振涛 (1979–),男,副教授,博士,主要从事复杂系统建模与估计、多源信息融合、非线性滤波的研究, E-mail: hzt@henu.edu.cn;

李松 (1988–),男,硕士研究生,主要从事多源信息融合、最优估计的研究, E-mail: lisonghenu@163.com;

金勇 (1972–),男,副教授,博士,主要从事多源信息融合、波束形成的研究, E-mail: jy@henu.edu.cn.