

文章编号 1004-924X(2015)增-0606-08

用于声矢量阵列目标波达方向跟踪的粒子滤波算法

李新波¹, 姜良旭¹, 刘国君^{2*}, 王颢杰¹, 石要武¹, 杨志刚², 刘建芳²

(1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130022; 2. 吉林大学 机械科学与工程学院, 吉林 长春 130022)

摘要: 针对目标波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计方法和子空间更新算法存在的问题, 本文以运动目标的方位估计为研究点, 结合 DOA 估计算法, 提出了用于声矢量阵列 DOA 跟踪的粒子滤波跟踪算法。首先, 在声矢量传感器阵列模型的基础上, 建立观测模型; 根据目标运动的二阶匀速模型, 建立信源运动的状态方程。然后, 借鉴四元数的正交性结构, 将四元数多信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法用于改进粒子滤波的观测似然函数, 提出了一种新的改进跟踪算法。最后, 对各算法的性能进行仿真实验。结果表明, 所提算法能实现角度的实时跟踪。与子空间类跟踪算法和粒子滤波算法相比, 所提算法的跟踪误差更小。在信噪比(SNR)小于-10 dB 时, 粒子滤波类算法的跟踪误差均在 4°以内, 更能适应低信噪比环境。

关键词: 目标波达方向(DOA)跟踪; 粒子滤波; 声矢量传感器; 状态空间模型; 四元数 MUSIC

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152313.0606

Particle filtering algorithm for DOA tracking with acoustic vector sensor array

LI Xin-bo¹, JIANG Liang-xu¹, LIU Guo-jun^{2*}, Wang Hao-jie¹,
SHI Yao-wu¹, YANG Zhi-gang², LIU Jian-fang²

(1. School of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China;

2. School of Mechanical Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China)

* Corresponding author, E-mail: gjliu@jlu.edu.cn

Abstract: According to the shortcomings of Direction of Arrival(DOA) estimation methods and subspace updating algorithm, this paper proposes a particle filtering algorithm combined with the DOA estimation algorithm for DOA tracking with an acoustic vector sensor array. First, the observation model based on the acoustic vector sensor array was set up, and the state equation was deduced on the basis of the second-order model of uniform velocity. Then, the quaternion Multiple Signal Classification(MUSIC) algorithm was used to improve the observed likelihood function of the particle filtering algorithm and a improved tracking algorithm was proposed. Finally, the performance of each algorithm was simulated. Experimental results show that the mentioned algorithm achieves DOA real-time tracking. As compared with the subspace tracking algorithm and particle filtering algorithm, the tracking error of the proposed algorithm is smaller. When a Signal to Noise Ratio(SNR) is less than

收稿日期: 2015-05-20; 修订日期: 2015-06-01.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(No. 51475198, No. 51375207); 中国博士后科学基金面上项目(No. 2015M570270); 吉林省青年科研基金资助项目(No. 20140520064JH)

-10 dB, the tracking errors of tracking algorithms based on the particle filtering algorithm are within 4° , thus they can adapt to a lower SNR environment.

Key words: Direction of Arrival(DOA) tracking; particle filter; acoustic vector sensor; state space model; quaternion MUSIC

1 引言

阵列信号处理技术可用于移动定位、声呐系统、雷达跟踪、故障源定位以及生物医学等众多国民经济以及军事国防领域。通常,目标波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计算法都是在假设目标在观测时间内是静止的前提下进行估计的,它是孤立地估计两个时刻的角度,未考虑两个时刻的关联性,即静态 DOA 估计。而在实际环境中,目标源通常是运动的,需要实时地跟踪目标的运动情况。当 DOA 动态变化时,若采取静态 DOA 方法的大快拍数的批处理方式,则计算量大,且不利于实现连续跟踪,另外,孤立地估计两个时刻的角度,估计偏差也较大。随着人们对运动目标测向的精确度和实时性的要求越来越高,适用于动态目标的 DOA 跟踪估计算法的研究成为新趋势。

DOA 跟踪估计方法中研究较多的主要是基于子空间更新的跟踪算法^[1-4],如 PAST 算法等,这类跟踪算法大都先进行子空间更新,然后通过搜索方式进行 DOA 估计,有效降低了协方差矩阵进行特征值分解的计算量,但仍需进行大范围的谱峰搜索,并且在低信噪比环境下,跟踪效果下降明显。粒子滤波^[5-7]由于能够处理任何能用状态空间模型表示的系统,其已经成为研究非线性非高斯动态系统的主流方法,而阵列的观测方程又是状态的高度非线性函数。因此,近几年有学者将粒子滤波引入到阵列信号处理领域。文献[8]将 MUSIC 算法的谱函数作为改进粒子滤波的似然函数,并将算法应用于标量线性阵列,仿真实验表明,所提算法可实现对 DOA 的实时跟踪,而且基于状态滤波的跟踪算法的跟踪效果明显优于子空间类跟踪算法。文献[9-11]研究了高斯噪声和非高斯噪声背景下的单声矢量传感器的粒子滤波跟踪算法,并详细推导了用于动态 DOA 贝叶斯估计的克拉美罗界,仿真实验表明所提算法的跟踪估计效果明显优于经典 DOA 估计算法。

基于状态滤波的 DOA 跟踪算法^[8-12]以贝叶斯理论为基础,建立阵列的状态方程和观测模型,其考虑了相邻时刻方位信息的联系,故具有较高的精度和实时性。随着具有多维输出特性的矢量传感器阵列的优越性不断凸显^[13-15],声矢量阵列信号处理技术也越来越受到各国研究者的重视。针对上述情况,本文以声矢量阵列 DOA 跟踪粒子滤波算法为基础,提出了一种基于粒子滤波和四元数(Multiple Signal Classification, MUSIC)的声矢量阵列 DOA 跟踪算法。

2 状态空间模型

2.1 状态方程的建立

多个声源同时存在的情况比单声源的情况复杂,可作为单独的研究内容进行探讨,因此,本文仅考虑单声源的情况。采用 CV 模型模拟信源的角度变化情况,DOA 的运动速度为常数。此处先建立一个角度状态方程,然后按照相似方法扩展到多个状态变量的情形。设信源的角度变量为 θ ,在一定时间内沿直线运动。采样时间为 ΔT ,目标在采样时刻 $k\Delta T$ 的真实俯仰角度为 $\theta(k)$,设在时刻 $k\Delta T$,目标的运动速度为 $\dot{\theta}(k)$,加速度为 $u(k)$,由匀速运动公式有:

$$\theta(k+1) = \theta(k) + \dot{\theta}(k)\Delta T + \frac{1}{2}\Delta T^2 u(k), \quad (1)$$

$$\dot{\theta}(k+1) = \dot{\theta}(k) + \Delta T u(k), \quad (2)$$

其中: $u(k)$ 表示由于摩擦力、风力等外部因素引起的速度波动量,假设其为零均值的高斯随机噪声,并且与观测噪声相互独立。

合并式(1)、式(2),可得变量的状态空间模型为:

$$\begin{bmatrix} \theta(k+1) \\ \dot{\theta}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta(k) \\ \dot{\theta}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\Delta T^2 \\ \Delta T \end{bmatrix} u(k), \quad (3)$$

同理,将信源状态扩展为两个角度的情况。 k

时刻的四维状态矢量表示为 $\mathbf{x}_k = [\theta_k, \dot{\theta}_k, \varphi_k, \dot{\varphi}_k]^T$, 其中, θ_k 和 $\dot{\theta}_k$ 分别为俯仰角和俯仰角的速度变量, φ_k 和 $\dot{\varphi}_k$ 分别为方位角和方位角的速度变量。那么, 声源方位角变化的状态方程可写为:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k, \quad (4)$$

其中: \mathbf{u}_k 为零均值的高斯随机噪声, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 为系统状态方程的系数矩阵, 针对声矢量传感器 DOA 的估计跟踪情况, 其值如下:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1, \Delta T, 0, 0 \\ 0, 1, 0, 0 \\ 0, 0, 1, \Delta T \\ 0, 0, 0, 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \Delta T^2/2 \\ \Delta T \\ \Delta T^2/2 \\ \Delta T \end{bmatrix}. \quad (5)$$

2.2 观测模型的建立

2.2.1 声矢量传感器的四元数观测模型

设一个波长为 λ_s 的远场窄带信号以角度 Θ_s 入射到由 M 个阵元构成的任意声矢量阵列上, 位于坐标系原点的阵元为参考阵元, 其中, $\Theta_s = (\theta_s, \varphi_s)$, $\varphi_s \in (0, \pi)$ 和 $\theta_s \in (0, \pi/2)$ 为入射信号的俯仰角和方位角。阵元端声源的声压强度表示为 $p_s(t)$, 其从坐标原点处指向声源方向的单位向量 \mathbf{u}_s 记为 $(\sin\theta_s \sin\varphi_s, \sin\theta_s \cos\varphi_s, \cos\theta_s)$ 。声源在坐标轴上的振速分量分别表示为 $v_x(t)$, $v_y(t)$, $v_z(t)$, 由质点振速与声压间的关系可得:

$$\begin{aligned} v_x(t) &= \sin\theta_s \cos\varphi_s * p_s(t) \\ v_y(t) &= \sin\varphi_s \sin\theta_s * p_s(t), \\ v_z(t) &= \cos\theta_s * p_s(t) \end{aligned} \quad (6)$$

四元数的全体满足如下条件:

$$\mathbf{Q} = \{q = a + bi + cj + dk \mid a, b, c, d \in \mathbf{R}\}, \quad (7)$$

这里, i, j, k 表示 3 个虚部, 满足一定的运算规则, 四元数的详细知识参见文献[14, 16]。

不考虑参考阵元以及时间延迟的影响, 入射信号作用在第 m 个声矢量传感器的声压与速度分量的输出关系的四元数形式^[13, 15]为:

$$y_m(t) = p_d(t) + i v_x(t) + j v_y(t) + k v_z(t), \quad (8)$$

四元数中, 3 个虚部之间具有正交关系, 它们与声矢量传感器相互正交的振速分量关系相一致, 故在本文中仅采用振速分量进行处理, 则有:

$$y_m(t) = i v_x(t) + j v_y(t) + k v_z(t). \quad (9)$$

可将声源在第 m 个阵元与参考阵元间的波程差重新构建如下:

$$\begin{aligned} \Phi_m &= \frac{2\pi}{\lambda} (i x_m \cos\theta_s \sin\varphi_s + \\ & j y_m \sin\theta_s \sin\varphi_s + k z_m \cos\varphi_s), \end{aligned} \quad (10)$$

这样, 既保证了声矢量传感器输出模型与其延迟模型的一致性, 同时又将不同坐标轴的时间延迟以各自独立但又相关的形式表示出来。

相对于参考阵元, 实际中入射信号作用在第 m 个声矢量传感器的输出为:

$$\begin{aligned} y_m(t) &= a(\Phi_m) f(\theta_s, \varphi_s) p_s(t) + n_m(t) \\ a(\Phi_m) &= \exp(-\Phi_m) \\ f(\theta_s, \varphi_s) &= i \cos\theta_s \sin\varphi_s + j \sin\theta_s \sin\varphi_s + k \cos\varphi_s, \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $n_m(t) = i n_{im}(t) + j n_{jm}(t) + k n_{km}(t) \in \mathbf{Q}$, $y_m(t) \in \mathbf{Q}$ 为接收阵列中第 m 个声矢量传感器接收端的四元数结构噪声。声压噪声分量以及各速度噪声分量相互独立, 且与入射信号也独立。

阵列的输出为:

$$\mathbf{y}(k) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_M(t)]^T, \quad (12)$$

这里不再对四元数模型的计算量优势进行介绍, 由文献[14, 15]对长矢量模型与四元数模型的声矢量方位估计算法的对比分析可知, 四元数正交性能明显优于长矢量模型算法, 其算法的性能更稳健, 估计精度更高, 同时通过分析计算量和存储空间可知四元数占用的计算资源更低。

2.2.2 L 型阵列的观测方程

仿真实验中阵列 L 为型阵列, 阵元分布如图 1 所示。设由 M 个阵元构成声矢量 L 阵列, 除原点处阵元, 位于坐标轴的阵元数相同且等间距分布, 阵元间距 d 为入射声源信号波长的一半。根据阵列中阵元的分布可知, x 轴上的阵元的坐标

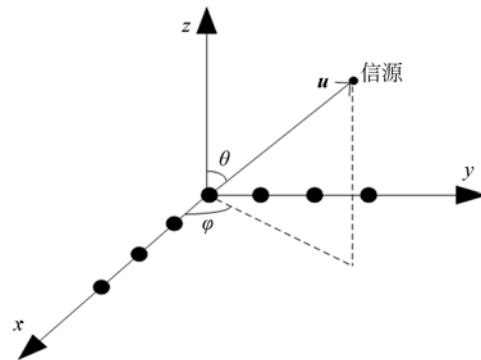


图 1 L 型阵元分布图

Fig. 1 Distribution of L-type array element

为 $(x_1, 0, 0), (x_2, 0, 0), \dots, (x_m, 0, 0)$, 其中 $x_m = m * d, m=1, \dots, (M-1)/2$, y 轴的各阵元的坐标值为 $(0, y_1, 0), (0, y_2, 0), \dots, (0, y_m, 0)$, 其中, $y_m = m * d, m=1, \dots, (M-1)/2$ 。

观测模型将当前时刻的状态信息、噪声信息与当前接收到的观测数据联系起来, 在声矢量传感器阵列背景下, 声矢量传感器的输出矩阵是天然的观测模型, 其四元数模型如式(12)所示。

阵列的四元数导向矢量为:

$$\begin{aligned} \mathbf{a}(\Phi) &= [1 \quad e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}x_1 \sin\theta \cos\varphi} \dots e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}x_{(M-1)/2} \sin\theta \cos\varphi} \\ &\quad e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}y_1 \sin\theta \sin\varphi} \dots e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}y_{(M-1)/2} \sin\theta \sin\varphi}]^T = \\ &= [1 \quad e^{-j\pi \sin\theta \cos\varphi} \dots e^{-j\pi(M-1)/2 \sin\theta \cos\varphi} \\ &\quad e^{-j\pi \sin\theta \sin\varphi} \dots e^{-j\pi(M-1)/2 \sin\theta \sin\varphi}]^T. \end{aligned} \quad (13)$$

在实际工程应用中, 为了获取更多的观测数据, 提高参数估计的性能并保证估计的时效, 阵列的观测矩阵通常经有限的快拍数获取。设 k 时刻进行 L 次观测, 则阵列的输出矩阵为:

$$\mathbf{Y}(k) = [\mathbf{y}(kL+1), \mathbf{y}(kL+2), \dots, \mathbf{y}(kL+L)], \quad (14)$$

其中, $\mathbf{y}(kL+1)$ 的形式如(12)所示, $\mathbf{Y}(k)$ 为四元数矩阵。

3 粒子滤波跟踪算法

3.1 粒子滤波算法

序贯重要性采样算法以递推的方式实现了贝叶斯重要性采样算法, 以预测更新的方式实现状态的滤波估计, 其预测和更新分别由下式完成:

预测:

$$p(x_k | \mathbf{Y}_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | \mathbf{Y}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}. \quad (15)$$

更新:

$$p(x_k | \mathbf{Y}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{Y}_k | x_k) p(x_k | \mathbf{Y}_{1:k-1})}{\int p(\mathbf{Y}_k | x_k) p(x_k | \mathbf{Y}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_k}, \quad (16)$$

考虑到观测时间的前后关系, 序贯重要性采样实现样本权值递推的计算。 k 时刻粒子 $x_k(i)$ 的权值更新公式如下:

$$\begin{aligned} \omega_k^*(x_k(i)) &= \omega_{k-1}^*(x_{k-1}(i)) \cdot \\ &\quad \frac{p(\mathbf{Y}_k | x_k(i)) p(x_k(i) | x_{k-1}(i))}{q(x_k | x_{0:k-1}(i), \mathbf{Y}_{1:k})}, \end{aligned} \quad (17)$$

其中: $q(x_k | x_{0:k-1}, \mathbf{Y}_{1:k})$ 为重要性概率密度, x_k

$(i), i=1, \dots, N$ 为 k 时刻的 N 个粒子样本。在 SIR 算法中, 采用简便易行的 $p(x_k | x_{k-1})$ 作为重要性概率函数, 从该分布随机抽取粒子样本, 即:

$$q(x_k(i) | x_{0:k-1}(i), \mathbf{Y}_{1:k}) = p(x_k(i) | x_{k-1}(i)), \quad (18)$$

则粒子的权重计算公式为:

$$\begin{aligned} \omega_k^*(x_k(i)) &= \omega_{k-1}^*(x_{k-1}(i)) \\ &\quad \frac{p(\mathbf{Y}_k | x_k(i)) p(x_k(i) | x_{k-1}(i))}{p(x_k(i) | x_{k-1}(i))} = \\ &\quad \omega_{k-1}^*(x_{k-1}(i)) p(\mathbf{Y}_k | x_k(i)), \end{aligned} \quad (19)$$

归一化权重为:

$$\omega_k(x_k(i)) = \frac{\omega_k^*(x_k(i))}{\sum_{i=1}^N \omega_k^*(x_k(i))}, \quad (20)$$

因此, x_k 的估计值为:

$$x_k = \sum_{i=1}^N \omega_k(i) x_k(i). \quad (21)$$

3.2 基于粒子滤波类算法的 DOA 跟踪估计算法

在粒子滤波算法中, 粒子权值的确定影响算法的滤波质量。当粒子距离真实状态很近时, 粒子似然函数具有很大的权重, 反之亦然, 从而使权重重大的粒子能在重采样阶段复制下来, 从式(19)可以看出似然函数 $p(\mathbf{Y}_k | x_k)$ 的确定是算法的关键。在空间谱估计中, MUSIC 谱估计通过谱估计式的峰值搜索确定与峰值相对应的角度位置就是入射的方向信息, 与观测似然函数具有相似的效果, 故利用 MUSIC 和四元数 MUSIC 算法的谱估计式来改进似然观测函数, 对抽样粒子进行评价, 即 MUSIC 类算法的谱估计式为:

$$P_{\text{MUSIC}}(\theta, \varphi) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta, \varphi) \mathbf{G} \mathbf{G}^H \mathbf{a}(\theta, \varphi)}. \quad (22)$$

在 MUSIC 算法中, 噪声子空间为 \mathbf{G} , 对应的粒子滤波跟踪算法记为 PF-MUSIC; 在四元数 MUSIC 中, \mathbf{G} 为四元数噪声子空间, 对应的跟踪算法记为 PF-QMUSIC 算法。

利用 MUSIC 算法的谱估计式来改进似然观测函数, 对抽样粒子进行评价, 即

$$\hat{p}(\mathbf{Y}_k | x_k(i)) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(x_k(i)) \mathbf{G} \mathbf{G}^H \mathbf{a}(x_k(i))}, \quad (23)$$

文献[10]提出对似然函数添加指数权重因子 r , 以使权重更具有区别性, 缓解了低信噪比情况下, 比较平坦的似然函数所导致的粒子不能有效抽样的问题。故似然函数可改写为:

$$p(\mathbf{Y}_k | x_k(i)) =$$

$$\{\hat{p}(\mathbf{Y}_k | x_k(i)) / \max_{x_k} \hat{p}(\mathbf{Y}_k | x_k(i))\}^r, \quad (24)$$

其中, $x \in R^+$, 其值通过实验确定。

综上, 基于粒子滤波的 DOA 跟踪估计算法的步骤为:

(1) 初始化: 初始角度估计采用随机方法, 即未知初始方位, 从均匀分布中采样, 粒子数为 N , 各粒子权重为 $1/N$, 即

$$\theta_0(i) \sim U[0, \pi/2], \varphi_0(i) \sim U[0, \pi],$$

$$\dot{\varphi}_0(i), \dot{\theta}_0(i) \sim N(\mu_0, \epsilon_0^2)$$

其中: $U[e_1, e_2]$ 表示取值区间为 $[e_1, e_2]$ 的均匀分布, $N(\mu, \epsilon^2)$ 表示均值为 μ , 方差为 ϵ^2 的高斯分布;

(2) k 时刻, 按照式(14)计算接收矩阵, 进而得到噪声子空间;

(3) 按照式(18)进行抽样得 $(\theta_k(i), \varphi_k(i))$, 依据式(24)计算似然函数 $p(\mathbf{Y}_k | (\theta_k(i), \varphi_k(i)))$; 据式(19)计算粒子权重 $w_k^*(i)$;

(4) 按照式(20)计算归一化权重 $w_k(i)$, 并进行重抽样;

(5) 按照式(21)计算状态的估计值;

(6) $k = k + 1$, 重复第(2)至(6)步。若 $K > T$, T 为观测长度, 则终止。

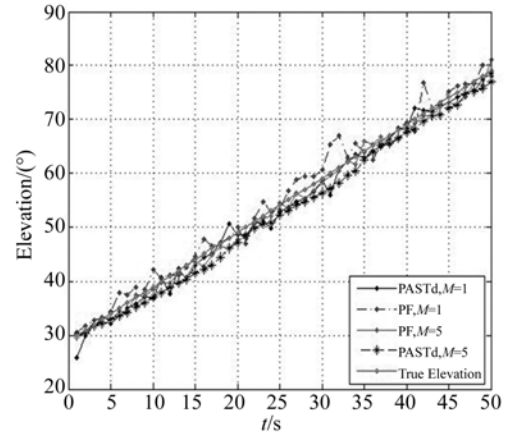
4 仿真实验与结果

实验 1: 标准粒子滤波跟踪算法(PF)的动态 DOA 跟踪估计实验

实验条件: $M=5$ 为阵列, $M=1$ 为单阵元; 传播介质为水; 运动声源的角度初始值为 $(30^\circ, 20^\circ)$, 变化间隔为 0.1° ; SNR 取 5 dB; 单快拍数; 粒子数 $N=1000$; $r=13$, 由实验确定; PASTd 算法中的遗忘因子取值为 0.95。

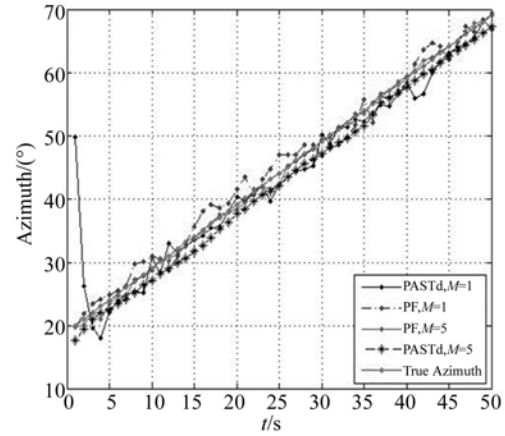
选择快速子空间跟踪 PASTd 算法作为对比算法, 实验条件完全一致, 观察俯仰角跟方位角的变化情况, 实验结果如图 2 所示。

从图 2 可以看出, 用于单阵元的两种算法对角度的跟踪误差较大。在阵列中, PASTd 算法的估计角度一直与真实状态有一定偏差, 而粒子滤波跟踪算法在真实角度附近波动, 且偏离真实角



(a)俯仰角效果图

(a)Effect diagram of pitch angle



(b)方位角效果图

(b)Effect diagram of azimuth angle

图 2 PASTd 算法与 PF 算法的 DOA 跟踪效果图

Fig. 2 DOA tracking effect diagram of PASTd and PF algorithms

度的偏差明显比 PASTd 算法小。

PAST 算法通过子空间更新得到信号子空间, 降低了协方差矩阵进行特征值分解的计算量, 但仍需进行大范围的谱峰搜索。实验中, PASTd 算法的搜索步长为 0.1, 俯仰角和方位角均为 $1 \sim 100^\circ$, 故在一个时间间隔中该算法的搜索次数为 1000×1000 次, 而粒子数为 1000 的粒子滤波类算法的计算量相当于子空间更新算法的 1000 次搜索。由此可见, 滤波算法避免了谱峰搜索, 比子空间类算法的计算量低。

由于单快拍数获得的数据精确性较低, 受噪声的影响较大, 故信号的方位估计误差较大。通常, 为了提高参数估计性能并保持时效性, 采用有限的快拍采样获得空域数据。

实验 2: 在基于标准粒子滤波算法的 DOA 跟踪算法中, 权重的指数因子 r 对 DOA 跟踪偏差的影响实验。

实验条件: $M=5$ 的阵列; 快拍数为 128; 角度从 $(30^\circ, 20^\circ)$ 开始变化, 变化间隔为 1° , 时间步数为 $T=50$; 粒子数 $N=200$; 信噪比分别取为 $-5, 0$ 和 5 dB; Monte Carlo 仿真实验次数均为 100 次; 其他实验参数值同仿真实验 1。

r 从 1 到 25 变化, 在每个指数因子下进行独立的 Monte Carlo 仿真实验。估计性能的评价方式为联合均方根误差 RMSE, 其公式如下:

$$\text{RMSE} = \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T \left[\sqrt{\frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} [(\hat{\theta}_{ij} - \theta_{ij})^2 + (\hat{\varphi}_{ij} - \varphi_{ij})^2]} \right], \quad (25)$$

其中 $\hat{\theta}_{ij}$ 和 $\hat{\varphi}_{ij}$ 是第 j 步第 i 次模拟仿真中俯仰角估计值和方位角估计值。

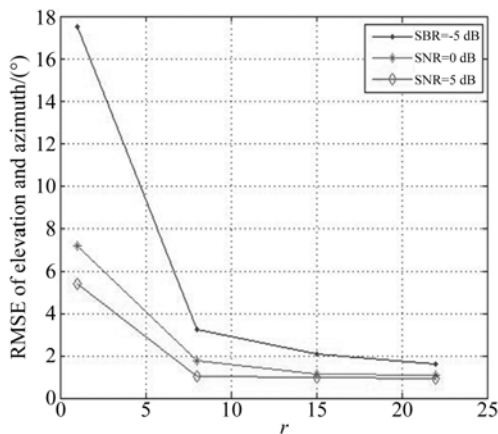


图 3 指数因子对跟踪的影响

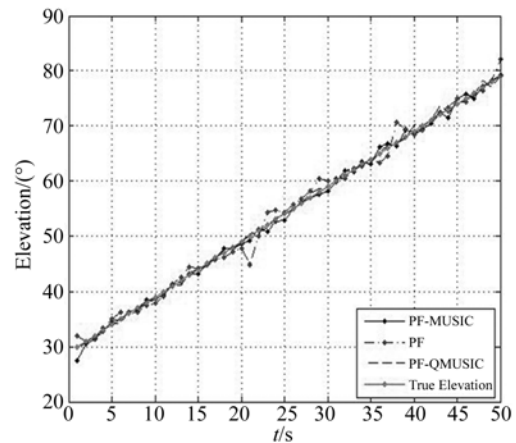
Fig. 3 Influence of index factors on tracking performance

图 3 为指数因子对跟踪的影响图。从图 3 可看出, RMSE 随着 r 的增加而减小。当 $r > 13$ 后, 算法的跟踪误差趋于稳定, 故在仿真实验中取 $r = 13$ 。依据同样的方法, 在 PF-MUSIC 算法和 PF-QMUSIC 算法中, 取 $r = 6$ 。

实验 3: 粒子滤波类跟踪算法的动态 DOA 跟踪估计实验。

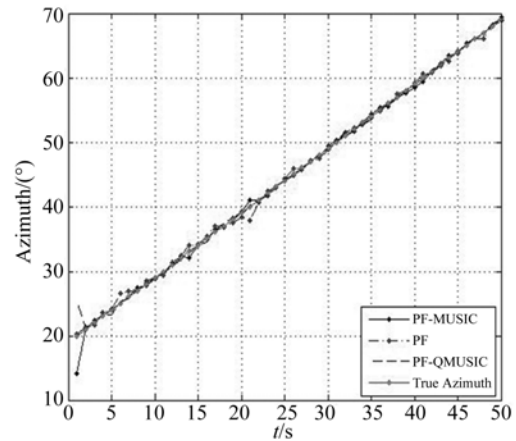
实验条件: 信噪比为 -5 dB, 其他实验参数值同仿真实验 2 一样。实验结果如图 4 所示。

对比图 2 和图 4 可得出, 当快拍数为 128 时, 各个跟踪算法的跟踪误差均明显减小, 多快拍数的数据处理更有利于估计角度。此外, 与 PF-



(a)俯仰角效果图

(a)Effect diagram of elevation angle



(b)方位角效果图

(b)Effect diagram of azimuth angle

图 4 粒子滤波类算法的 DOA 跟踪效果图

Fig. 4 DOA tracking effect of particle filter algorithms

MUSIC 和 PF-QMUSIC 算法相比, PF 算法的动态跟踪偏差普遍较大。

实验 4: 基于粒子滤波类的 DOA 跟踪算法中, 不同信噪比条件下 DOA 跟踪性能实验。

实验条件: 信噪比 (SNR) 为 $-10 \sim 10$ dB, 变化步长为 5 dB, 其他实验参数值与实验 2 的参数选取相同, 进行 100 次 Monte Carlo 仿真实验。在单阵元的实验中, 粒子数为 1000, 单快拍数。实验结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出, RMSE 随着信噪比的提高而减小。在粒子滤波类的 DOA 跟踪算法中, PF-QMUSIC 算法的优势不仅体现在计算量少上, 而且跟踪误差较小。在整个信噪比范围内, PF、PF-MUSIC 和 PF-QMUSIC 算法的跟踪误差均

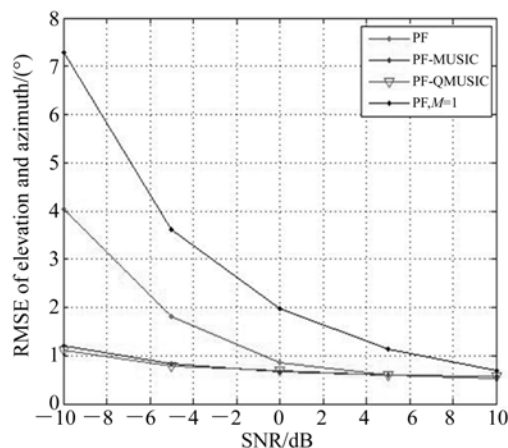


图 5 均方根误差

Fig. 5 RMSE of DOA varies with SNR

在 4° 以内,足以说明滤波类跟踪算法更适应低信噪比环境。

参考文献:

- [1] De GROAT R D. Noniterative subspace tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1992, 40(3):571-577.
- [2] YANG B. Subspace tracking based on the projection approach and there cursive least squares method[J]. *Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP*,1993, 4:145-148.
- [3] YANG B. Projection approximation subspace tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, 43(1):95-107.
- [4] 张志成,石要武.利用状态空间模型联合估计波达方向和频率[J]. *光学精密工程*,2011,19(4):916-921.
ZHANG ZH CH, SHI Y W. Estimation of direction-of-arrival and frequency based on state-space model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(4): 916-921. (in Chinese)
- [5] GORDON N, SALMOND D, SMITH A F. Novel approach to nonlinear/non-gaussian Bayesian state estimation [J]. *Proc. Inst. Elect. Eng. F*,1993, 140(2):107-113.
- [6] LIU J S, CHEN R. Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1998, 93(443):1032-1044.
- [7] 梁军.粒子滤波算法及其应用研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2009.
LIANG J. *Research on particle filter algorithm*

5 结 论

本文研究了用于声矢量传感器阵列的粒子滤波 DOA 跟踪方法。在声矢量传感器阵列数学模型的基础上,借鉴四元数的正交性结构,建立了阵列的四元数观测模型;依据目标跟踪的模型知识,建立了声矢量传感器信源 DOA 运动的二阶匀速模型;将四元数 MUSIC 算法用于改进粒子滤波的观测似然函数,提出了一种新的改进跟踪算法。将 PF-MUSIC、PF 算法以及提出的 PF-QMUSIC 应用于 L 型阵列,通过实验仿真验证了算法的有效性。结果表明,与子空间类跟踪算法相比,粒子滤波跟踪算法估计精度更高,并且 PF-QMUSIC 算法的跟踪精度更优,在 $\text{SNR} > -10$ dB 内,粒子滤波类算法的跟踪误差均在 4° 以内,更能适应低信噪比环境。

and its application [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009. (in Chinese)

- [8] 宋德枢,梁国龙,王燕.机动目标 DOA 跟踪粒子滤波算法[J]. *信号处理*, 2014,30(7):861-866.
SONG D SH, LIANG G L, WANG Y. Particle filter algorithm for DOA tracking of maneuvering targets [J]. *Journal of Signal Processing*, 2014, 30(7):861-866. (in Chinese)
- [9] ZHONG X H, PREMKUMAR A B, MADHUKUMAR A S. Particle filtering and posterior Cramér-Rao Bound for 2-D direction of arrival tracking using an acoustic vector sensor[J]. *IEEE Sensors Journal*,2012:363-377.
- [10] ZHONG X H, HARI V N, PREMKUMAR A B, et al.. Particle filtering with enhanced likelihood model for underwater acoustic source DOA tracking[J]. *IEEE OCEANS*,2011:1-6.
- [11] ZHONG X H, PREMKUMAR A B, MADHUKUMAR A S. Direction of arrival tracking in impulsive noise using particle filtering with fractional lower order moment likelihood[C]. *International Conference on Information, Communications and Signal Processing*, 2011:1-5.
- [12] 刘亚雷,顾晓辉.基于多尺度贯序式卡尔曼滤波的运动声阵列跟踪算法[J]. *信息与控制*, 2011, 40(5):588-593.
LIU Y L, GU X H. Tracking algorithm of motion acoustic array based on multi-scale sequential kalman filter [J]. *Information and Control*, 2011, 40(5): 588-593. (in Chinese)

- [13] 李新波, 孙海欣, 李晓青, 等. 基于四元数 MUSIC 算法的声矢量传感器阵列二维波达角估计[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2014, 44(5):1453-1459.
LI X B, SUN H X, LI X Q, *et al.*. 2D direction of arrival estimation with acoustic vector sensor array based on quaternions MUSIC algorithm [J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2014, 44(5):1453-1459. (in Chinese)
- [14] NEHORAI A, PALDI E. Acoustic vector-sensor array processing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(9):2481-2489, 1994.
- [15] 李新波, 李晓青, 刘国君, 等. 用于声矢量阵列波达方向估计的四元数最小范数法[J]. 光学精密工程, 2014, 22(7):1969-1975.
LI X B, LI X Q, LIU G J, *et al.*. Quaternion min-norm algorithm for DOA estimation with acoustic sensor array [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(7):1969-1975 (in Chinese)
- [16] ZHANG F. Quaternions and matrices of quaternions [J]. *Linear Algebra & its Applications*, 1997, 251(2):21-57.

作者简介:



李新波(1980—), 男, 吉林吉林人, 博士, 讲师, 2002年、2005年、2009年于吉林大学分别获得学士、硕士、博士学位, 2007年至2008年为新加坡南洋理工大学联合培养博士生, 主要从事阵列信号处理、时频分析方面的研究。E-mail: cingle@126.com



姜良旭(1991—), 男, 山东临沂人, 硕士研究生, 2015年于吉林大学获得学士学位, 主要研究方向为阵列信号处理。E-mail: 1326561171@qq.com



刘国君(1972—), 男, 吉林长春人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 2003年、2006年于吉林大学分别获得工学硕士、博士学位, 2008年至2009年于日本京都大学(工学研究科マイクロエンジニアリング専攻)田畑修教授研究室进行博士后研究, 主要从事压电驱动与控制技术、微流控技术、微泵、微混合器及微反应器等器件的研发以及贵金属纳米粒子可控合成等方面的研究。E-mail: gjliu@jlu.edu.cn



王颢杰(1994—), 男, 河南泌阳人, 现为吉林大学通信工程学院学生。E-mail: 571857602@qq.com



石要武(1954—), 男, 吉林长春人, 博士, 教授, 博士生导师, 1982年、1985年、1994年于吉林工业大学分别获得学士、硕士、博士学位, 中国微弱信号检测协会理事, 主要研究方向为弱信号分析和处理、系统辨识、生产过程优化与综合控制。E-mail: syw@jlu.edu.cn



杨志刚(1956—), 男, 吉林长春人, 博士, 教授, 博士生导师, 1984年于吉林大学获得工学硕士学位, 1990年至1992年于日本山形大学工学部做访问学者, 1998年获得吉林大学博士学位, 2000年至2001年于日本东京工业大学做高级访问学者。现为吉林大学链传动研究所所长、中国机械工程学会高级会员, 吉林省机械工程学会理事, 中国机械工业联合会链传动专业分会分副理事长。主要从事微小机械与精密机械, 智能机械, 压电驱动与控制技术等方面的研究。E-mail: yzg@jlu.edu.cn



刘建芳(1975—), 男, 河南舞阳人, 博士, 教授, 博士生导师, 2000年于吉林大学获得工学硕士学位, 2004年至2005年于日本山形大学做交换留学生, 2005年于吉林大学获得博士学位, 现为国际仿生学会会员, 中国机械工程学会会员。主要从事压电驱动, 微小机械与精密机械系统, 智能机械, 悬浮与控制等方面的研究。E-mail: jfliu@jlu.edu.cn