

DOI:10.16356/j.1005-2615.2015.03.010

声矢量传感器阵中基于 Kalman 滤波和 OPASTd 的 DOA 跟踪算法

陈未央^{1,2} 张小飞^{1,2} 张立岑^{1,2}

(1. 南京航空航天大学江苏省物联网与控制技术重点实验室,南京,210016;
2. 南京航空航天大学电子信息工程学院,南京,210016)

摘要:研究了声矢量传感器阵动目标角度跟踪问题,并提出了声矢量传感器阵中一种基于 Kalman 滤波和正交压缩近似投影子空间跟踪(Orthonormal projection approximation and subspace tracking of deflation, OPASTd)的波达方向(Direction of arrival, DOA)跟踪算法。该算法通过 OPASTd 算法来进行 DOA 的跟踪,从而克服了 PASTd 算法由于在某些情况下振荡但不收敛进而压缩数据、在迭代更新中由特征向量的不准确性产生误差累积等原因引起破坏信号子空间正交性的缺陷。Kalman 滤波和 OPASTd 相结合算法可在估计角度的同时进行数据关联,与传统的 PASTd 算法相比,角度跟踪性能更好。该算法的优越性均可在文中得到验证。

关键词:声矢量传感器阵;波达方向估计;Kalman 滤波;OPASTd

中图分类号:TN911.7 文献标志码:A 文章编号:1005-2615(2015)03-0377-07

DOA Tracking Algorithm for Acoustic Vector-Sensor Array via Kalman Filter and OPASTd

Chen Weiyang^{1,2}, Zhang Xiaofei^{1,2}, Zhang Licens^{1,2}

(1. Jiangsu Key Laboratory of Internet of Things and Control Technologies, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China;
2. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: A direction of arrival (DOA) tracking algorithm via Kalman filter and orthonormal projection approximation and subspace tracking of deflation (OPASTd) for acoustic vector-sensor array is proposed based on the investigation of target tracking. The proposed algorithm uses OPASTd algorithm to track DOA, thus overcoming the destroyed orthogonality of signal subspace of PASTd algorithm. The reasons for this defect are: Firstly, the vibrated and non-convergent PASTd algorithm leads to data compression in some cases; secondly, the PASTd algorithm produces error accumulation by the inaccuracy of eigenvectors during iterative update. The proposed algorithm can estimate angle and contact data, which has a better DOA tracking performance than traditional PASTd algorithm. Simulation results verify the usefulness of the proposed algorithm.

Key words: acoustic vector-sensor array; direction of arrival (DOA) estimation; Kalman filter; OPASTd

基金项目:国家自然科学基金(61371169)资助项目;江苏省博士后科研资助计划(1201039C)资助项目;中国博士后基金(2012M521099)资助项目;江苏高校优势学科建设工程资助项目。

收稿日期:2015-02-01; **修订日期:**2015-03-29

通信作者:张小飞,男,教授,博士生导师,E-mail:zhangxiaofei@nuaa.edu.cn。

声矢量传感器阵列广泛应用于声纳系统和水声通信系统等中^[1-4];波达方向(Direction of arrival, DOA)估计为声矢量传感器阵列中核心技术^[6-10]。因此,自提出以来,声矢量传感器阵列 DOA 估计算法不断涌现,包括 Capon 算法^[11]、多重信号分类(Multiple signal classification, MUSIC)算法^[12-13]、旋转不变信号参数估计技术(Estimation of signal parameters via rotational invariance techniques, ESPRIT)算法^[14-16]、平行因子(Parallel factor, PARAFAC)算法^[10],传播算子(Propagator method, PM)算法^[17]等。其中,Capon 算法和 MUSIC 算法均采用谱峰搜索的方法实现 DOA 的估计,性能优越但复杂度高;ESPRIT 算法是一种基于特征值构造的闭式参数估计方法,无需谱峰搜索过程,从而减少了计算复杂度;PARAFAC 算法无需谱峰搜索和特征值分解,通过三线性最小二乘的方法来进行参数估计,角度估计性能优于 ESPRIT 算法,但迭代过程会带来巨大的计算量;PM 算法也无需谱峰搜索和特征值分解,计算复杂度较低,但性能比 MUSIC 算法差。文献[18]提出了一种级联的 MUSIC 算法在声矢量阵中估计二维 DOA,该算法通过两次一维搜索实现二维 DOA 的联合估计,可避免二维 MUSIC 算法由二维谱峰搜索过程带来的巨大计算量;文献[10]中提出将三线性分解方法沿用到任意声矢量传感器阵列中,利用三线性分解的唯一性和可辨识性实现 DOA 估计;文献[13]则通过声矢量传感器阵进行相干信源的 DOA 估计。

在实际场景中,被估计的目标角度往往随着时间改变而变化,所以研究 DOA 跟踪算法变得很有实际意义^[19-23],但以上 DOA 估计算法不能直接用于声矢量传感器阵 DOA 跟踪。因此,如何提出一些高效、实时性好的 DOA 跟踪算法引发了学术界的研究热潮。文献[23]提出了在声矢量传感器阵列中运用求根 MUSIC 方法进行 DOA 的跟踪,但需要自动关联;文献[24]提出的多目标跟踪方法只适用于分布式声矢量传感器,而无法在声矢量传感器阵列中使用。

代表性的 DOA 跟踪算法是子空间跟踪算法,其中以 PASTd 算法^[21-22]最为典型,PASTd 算法可用于声矢量传感器阵列中的 DOA 跟踪,但该算法在某些情况下振荡但不收敛。OPASTd 采用 Gram-Schmidt 正交法来确保信号子空间的正交性,避免了因压缩而产生的迭代误差累积,从而提高 DOA 跟踪的精度。本文提出声矢量传感器阵

中的一种基于 Kalman 滤波和 OPASTd 的 DOA 跟踪算法,该算法不仅采用 Gram-Schmidt 正交法来确保信号子空间的正交性,避免了因压缩而产生的迭代误差累积,从而提高 DOA 跟踪的精度,还利用 Kalman 滤波技术在估计角度的同时进行数据关联,与传统 PASTd 算法相比,具有更好的角度跟踪性能。

文中用到的符号和算子说明如下: $[\cdot]^T$ 表示转置; $[\cdot]^H$ 表示共轭转置;diag(\cdot)为对角化算子;angle(\cdot)表示取相角; \hat{x} 表示对值 x 的估计; $E\{\cdot\}$ 表示取期望; $\|\cdot\|_F$ 表示 F 范数;tr(\cdot)表示取迹;小写粗体表示向量,大写粗体表示矩阵; \otimes 、 \circ 和 \oplus 分别表示 Kronecker 积、Khatri-Rao 积和 Hadamard 积,定义分别如下。

Kronecker 积: $p \times q$ 矩阵 \mathbf{A} 和 $m \times n$ 矩阵 \mathbf{B} 的 Kronecker 积记作 $\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}$,它是一个 $pm \times qn$ 矩阵,定义为

$$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} = \begin{bmatrix} a_{11}\mathbf{B} & a_{12}\mathbf{B} & \cdots & a_{1q}\mathbf{B} \\ a_{21}\mathbf{B} & a_{22}\mathbf{B} & \cdots & a_{2q}\mathbf{B} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1}\mathbf{B} & a_{p2}\mathbf{B} & \cdots & a_{pq}\mathbf{B} \end{bmatrix}$$

Khatri-Rao 积:考虑两个矩阵 $\mathbf{A}(I \times F)$ 和 $\mathbf{B}(J \times F)$,它们的 Khatri-Rao 积 $\mathbf{A} \circ \mathbf{B}$ 为一个 $IJ \times F$ 维矩阵,其定义为

$$\mathbf{A} \circ \mathbf{B} = [a_1 \otimes b_1, \dots, a_F \otimes b_F]$$

其中: a_f 为 \mathbf{A} 的第 f 列, b_f 为 \mathbf{B} 的第 f 列。即 Khatri-Rao 积是列向量的 Kronecker 积。

Hadamard 积:矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{I \times J}$ 和 $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{I \times J}$ 的 Hadamard 积定义为

$$\mathbf{A} \oplus \mathbf{B} = \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} & a_{12}b_{12} & \cdots & a_{1J}b_{1J} \\ a_{21}b_{21} & a_{22}b_{22} & \cdots & a_{2J}b_{2J} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{I1}b_{I1} & a_{I2}b_{I2} & \cdots & a_{IJ}b_{IJ} \end{bmatrix}$$

1 数据模型

在声矢量传感器阵列系统中, M 个阵元均匀分布在 Z 轴上,如图 1 所示,阵元间距取半波长,即 $d = \lambda_s/2$, λ_s 为信号波长。假设有 K 个互不相关的平面波穿过各向同性介质入射到该声矢量传感器均匀线阵上。 X 轴方向为线阵的轴向, Y 轴为线阵的正横方向。信源在时刻 t 的二维波达方向为 $\boldsymbol{\theta}_k(t) = [\phi_k(t), \varphi_k(t)]$, $k=1, 2, \dots, K$, 其中 $\phi_k(t)$ 、 $\varphi_k(t)$ 分别代表第 k 个信源在时刻 t 的方位角和仰角。在 t 时刻,声矢量传感器的输出可以表示为^[2-4]

$$\begin{bmatrix} x_p(t) \\ x_v(t) \end{bmatrix} = \sum_{k=1}^K \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{u}_k(t) \end{bmatrix} b_k(t) \quad (1)$$

式中: $x_p(t)$ 和 $x_v(t)$ 分别表示测量信号的压强部分和速率部分; $b_k(t)$ 为第 k 个信源的传输信号; $\mathbf{u}_k(t)$ 为传感器中指向信源的单位矢量, 即第 k 个信号源单个矢量传感器流形

$$\mathbf{u}_k(t) = \begin{bmatrix} \cos\varphi_k(t)\cos\varphi_k(t) \\ \sin\varphi_k(t)\cos\varphi_k(t) \\ \sin\varphi_k(t) \end{bmatrix} \quad (2)$$

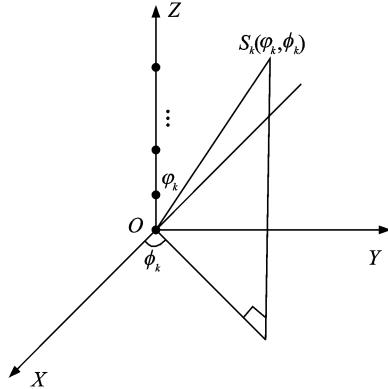


图 1 声矢量传感器的均匀线阵模型

Fig. 1 Uniform lenear array model of acoustic vector-sensor array

在 t 时刻, 整个均匀线阵的输出可表示为

$$\mathbf{x}(t) = \Psi(\boldsymbol{\theta}(t))\mathbf{b}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{b}(t)$ 包含 K 个信源信号; $\mathbf{n}(t)$ 接收信号; $\Psi(\boldsymbol{\theta}(t)) = [\Psi(\boldsymbol{\theta}_1(t)), \Psi(\boldsymbol{\theta}_2(t)), \dots, \Psi(\boldsymbol{\theta}_K(t))]$, $\Psi(\boldsymbol{\theta}_k(t)) = \mathbf{a}(\varphi_k(t)) \otimes \mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}_k(t))$, $\mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}_k(t)) = [1, \mathbf{u}_k^\top(t)]^\top$, $\mathbf{a}(\varphi_k(t)) = [1, \exp(-j\pi\sin\varphi_k(t)), \dots, \exp(-j\pi(M-1)\sin\varphi_k(t))]^\top$ 为声矢量传感器阵的 $M \times 1$ 维的方向矢量。为了方便起见, $\Psi(\boldsymbol{\theta}(t))$ 记作 $\Psi(t)$ 。

$\mathbf{x}(t) = \Psi(t)\mathbf{b}(t) + \mathbf{n}(t)$ 还可以表示成

$$\mathbf{x}(t) = [\mathbf{A}(t) \circ \mathbf{H}(t)]\mathbf{b}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{A}(t) = [\mathbf{a}(\varphi_1(t)), \mathbf{a}(\varphi_2(t)), \dots, \mathbf{a}(\varphi_K(t))]$ $\in \mathbb{C}^{M \times K}$ 方向矩阵; $\mathbf{H}(t) = [\mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}_1(t)), \mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}_2(t)), \dots, \mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}_K(t))]$ $\in \mathbb{C}^{4 \times K}$; $\mathbf{n}(t) \in \mathbb{C}^{4M \times 1}$ 为均值为 0, 方差为 $\sigma^2 I_{4M}$ 的高斯白噪声。 \circ 为 Khatri-Rao 积。此式中角度变化是一个缓慢过程, 因此可认为在 $[(t-1)T, tT]$ 内角度保持不变。在这小段时间内进行 N_s 次采样来估计 $\varphi(tT)$, 记做 $\varphi(t)$ 。

2 DOA 跟踪算法

定义一个加权的无约束代价函数^[19,21-22]

$$J(\mathbf{W}(t)) = \sum_{i=1}^t \beta^{t-i} \| \mathbf{r}(i) - \mathbf{W}(t)\mathbf{W}^H(t)\mathbf{r}(i) \|^2 = \text{tr}(\mathbf{C}(t)) - 2\text{tr}(\mathbf{W}^H(t)\mathbf{C}(t)\mathbf{W}(t)) + \text{tr}(\mathbf{W}^H(t)\mathbf{C}(t)\mathbf{W}(t)\mathbf{W}^H(t)\mathbf{W}(t)) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{W}(t) \in \mathbb{C}^{4M \times K}$, $\mathbf{C}(t) = \sum_{i=1}^t \beta^{t-i} \mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i) = \beta\mathbf{C}(t-1) + \mathbf{r}(t)\mathbf{r}^H(t)$, β 为遗忘因子。现有的 PASTd 算法原理就是利用快速递归二乘法, 使 $\mathbf{W}(t)$ 逼近 $\mathbf{C}(t)$ 的信号特征向量子空间, 从而使式(5)的代价函数全局最小。PASTd 算法在某些情况下振荡但不收敛, 加上采用压缩技术进一步破坏了 $\mathbf{W}(t)$ 的正交性。而且 PASTd 算法因特征向量的不准确性, 将导致在每一次迭代更新的时候会产生误差累积, 进一步破坏了 $\mathbf{W}(t)$ 的正交性。为了克服 PASTd 算法的上述缺点, 本文采用 Gram-Schmidt 正交法来保证 $\mathbf{W}(t)$ 的正交性。用具有正交性的 $\mathbf{W}(t)$ 列向量 $\mathbf{w}_k(t)$ 去更新数据矢量 $\mathbf{x}_{k+1}(t)$, 这样将不会产生误差累积, 称之为 OPASTd 算法^[19]。具体流程详见表 1。

表 1 OPASTd 算法流程

Tab. 1 Flow chart of OPASTd algorithm

```

适当选择  $\lambda_k(0), \mathbf{w}_k(0)$ 。
for  $t=1:N_s$ 
     $\mathbf{x}_1(t)=\mathbf{r}(t);$ 
    for  $k=1:K$ 
         $y_k(t)=\mathbf{w}_k^H(t-1)\mathbf{x}_k(t);$ 
         $\lambda_k(t)=\beta\lambda_k^H(t-1)+|y_k(t)|^2;$ 
         $\mathbf{w}_k(t)=\mathbf{w}_k(t-1)+(\mathbf{x}_k(t)-\mathbf{x}_k(1-t)y_k(t))$ 
         $(y_k^H(t)/\lambda_k(t));$ 
        sum=0;
        if  $k \geq 2$ 
            for  $j=1:k-1$ 
                sum=sum+( $\mathbf{w}_j^H(t)\mathbf{w}_k(t)$ ) $\mathbf{w}_j(t);$ 
            end for
        end if
         $\mathbf{w}_k^*(t)=\mathbf{w}_k(t)-sum;$ 
         $\mathbf{w}_k^*(t)=\mathbf{w}_k^*(t)/\|\mathbf{w}_k^*(t)\|;$ 
         $\mathbf{w}_k(t)=\mathbf{w}_k^*(t);$ 
         $\mathbf{x}_{k+1}(t)=\mathbf{x}_k(t)-\mathbf{w}_k(t)y_k(t);$ 
    end for
end for

```

常见的 MUSIC, ESPRIT 等离线算法的角度跟踪实时性较差, 而本文的 Kalman 滤波和 OPASTd 相结合算法可在估计角度的同时进行数据关联, 角度跟踪性能较好。

首先建立 Kalman 滤波所需要的状态方程和测量方程, 第 k 个信源的 DOA 有^[19-20]

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_k(t+1) &= \mathbf{F}\mathbf{y}_k(t) + \mathbf{c}(t) \\ z_k(t) &= \mathbf{h}\mathbf{y}_k(t) + \mathbf{e}(t) \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{y}_k(t) = [\varphi_k(t), \dot{\varphi}_k(t), \ddot{\varphi}_k(t)]$, $\varphi_k(t)$ 为第 k 个信源的 DOA, $\dot{\varphi}_k(t)$ 为第 k 个信源 DOA 变化的速度, $\ddot{\varphi}_k(t)$ 为第 k 个信源 DOA 变化的加速度; $\mathbf{c}(t)$ 和 $\mathbf{e}(t)$ 分别表示过程噪声和测量噪声, 均值皆为 0, $\mathbf{c}(t)$ 的协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_k(t)$, $\mathbf{e}(t)$ 的协方差矩阵为 $\sigma_{ek}^2(t)\mathbf{I}$; 状态转移矩阵 \mathbf{F} 和测量矩阵 \mathbf{h} 分别为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{h} = [1 \ 0 \ 0] \quad (7)$$

假设已知第 k 个信源在 $t-1$ 时刻的状态向量和协方差矩阵分别为 $\hat{\mathbf{y}}_k(t-1|t-1)$, $\mathbf{P}_k(t-1|t-1)$ 。通过式(8,9)可得预测的状态向量 $\hat{\mathbf{y}}_k(t|t-1)$ 和预测的协方差矩阵 $\mathbf{P}_k(t|t-1)$

$$\hat{\mathbf{y}}_k(t|t-1) = \hat{\mathbf{F}}\hat{\mathbf{y}}_k(t-1|t-1) \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_k(t|t-1) = \mathbf{F}\mathbf{P}_k(t-1|t-1)\mathbf{F}^H + \mathbf{Q}_k(t) \quad (9)$$

预测的 DOA $\hat{\varphi}_k(t|t-1)$ 即为 $\hat{\mathbf{y}}_k(t|t-1)$ 的第一个元素。

在应用 OPASTd 算法之前, 首先要用 Kalman 滤波得到的 DOA $\hat{\varphi}_k(t|t-1)$ 来对由表 1 中的 $\mathbf{w}_k(0)$ 组成的 $\mathbf{W}(0)$ (即 $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1(0), \dots, \mathbf{w}_K(0)]$) 进行初始化。

预测得到 DOA $\hat{\varphi}_k(t|t-1)$ 的方向矩阵 $\hat{\Psi}(t)$, 有

$$\hat{\Psi}(t) = [\hat{\mathbf{a}}_1(t|t-1) \otimes \hat{\mathbf{h}}_1(t|t-1), \hat{\mathbf{a}}_2(t|t-1) \otimes \hat{\mathbf{h}}_2(t|t-1), \dots, \hat{\mathbf{a}}_K(t|t-1) \otimes \hat{\mathbf{h}}_K(t|t-1)] \quad (10)$$

式中 $\hat{\mathbf{a}}_k(t|t-1)$ 和 $\hat{\mathbf{h}}_k(t|t-1)$ 分别为第 k 个信源的预测方向向量和扩展向量。

用 Gram-Schmidt 正交化法对 $\hat{\Psi}(t)$ 的各列进行正交化得

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}'_1(0), \dots, \mathbf{w}'_K(0)] \quad (11)$$

式中 $\mathbf{w}'_k(0)$ 为已正交标准化的列向量。这样的初始化可以加快 \mathbf{W} 收敛^[4]。表 1 中 \mathbf{w}_k 相对应的特征值 λ_k 初始值一般设为 1 即可。

初始化后运用表 1 中的 OPASTd 算法进行 DOA 跟踪。在跟踪时间 T 内进行 N_s 次快拍后得到 $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1(N_s), \dots, \mathbf{w}_K(N_s)]$ 。然后可得 \mathbf{W} 的正交投影矩阵, $\mathbf{Q}_W^\perp = \mathbf{I}_{4M} - \mathbf{W}(\mathbf{W}^H\mathbf{W})^{-1}\mathbf{W}^H$ 。

在时刻 t , 第 k 个信源的 DOA 为 $\varphi_k(t)$, 则有

$$\varphi_k(t) = \hat{\varphi}_k(t|t-1) + \Delta\varphi_k(t) \quad (12)$$

$$\Delta\varphi_k(t) = \text{Re}(\mathbf{a}_k^H(t)\mathbf{b}_k(t)/(\mathbf{a}_k^H(t)\mathbf{a}_k(t))) \quad (13)$$

式中: $\mathbf{a}_k(t) = \mathbf{Q}_W^\perp(t)d\hat{\psi}_k(t|t-1)/d\varphi$; $\mathbf{b}_k(t) = -\mathbf{Q}_W^\perp(t)\hat{\psi}_k(t|t-1)$; $\hat{\psi}_k(t|t-1) = \hat{\mathbf{a}}_k(t|t-1) \cdot \hat{\mathbf{h}}_k(t|t-1)$; $d\hat{\psi}_k(t|t-1)/d\varphi = d\hat{\mathbf{a}}_k(t|t-1)/d\varphi$ 。

$\hat{\mathbf{h}}_k(t|t-1) + \hat{\mathbf{a}}_k(t|t-1) \cdot d\hat{\mathbf{h}}_k(t|t-1)/d\varphi$ 。根据角度更新 $\Delta\varphi_k(t)$ 和预测角 $\hat{\varphi}_k(t|t-1)$ 求出时刻 t 的 DOA。

为了实现声矢量传感器中的 DOA 跟踪, 则还需由 $\Delta\varphi_k(t)$ 和时刻 t 的估计状态向量及其协方差矩阵, 具体更新方程为

$$\hat{\mathbf{y}}_k(t|t) = \hat{\mathbf{y}}_k(t|t-1) + \mathbf{G}_k(t)\Delta\varphi_k(t) \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_k(t|t) = [\mathbf{I}_K - \mathbf{G}_k(t)\mathbf{h}] \mathbf{P}_k(t|t-1) \quad (15)$$

式中 $\mathbf{G}_k(t) = \mathbf{P}_k(t|t-1)\mathbf{h}^T[\mathbf{h}\mathbf{P}_k(t|t-1)\mathbf{h}^T + \sigma_{ek}^2(t)]^{-1}$; \mathbf{I}_3 为 3×3 的单位阵。

至此, 已经给出了声矢量传感器中基于 Kalman 滤波和 OPASTd 的 DOA 跟踪算法。主要步骤如下:

步骤 1 由式(8,9)获取预测的状态向量和协方差矩阵, 并得出预测的 DOA。

步骤 2 对 \mathbf{W} 和 λ 初始化, 用表 1 的 OPASTd 算法来对 DOA 估计, 得到 N_s 次快拍后的 \mathbf{W} 。

步骤 3 由式(13)计算出更新角度 $\Delta\varphi_k(t)$ 。

步骤 4 根据 $\Delta\varphi_k(t)$ 和式(14,15)来得到下个时刻的估计状态向量及其协方差矩阵。

步骤 5 根据式(8,9)获取下个时刻的预测状态向量和协方差矩阵。

步骤 6 重复上述步骤 1~5, 继续对下个时刻的 DOA 进行跟踪。

本文所提算法复杂度略高于 PASTd 算法。本文所提算法复杂度为 $O(16MK + 4MK^2 + K)$, 而 PASTd 算法的复杂度为 $O(16MK + K)$ 。

该算法具有如下优点:(1)该算法实现角度跟踪, 角度跟踪中能实现自动关联;(2)与传统的 PASTd 算法相比, 角度跟踪性能更好。

3 仿真结果分析

在以下仿真中, 定义均方根误差 RMSE 为

$$\text{RMSE} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \left[\frac{1}{T_s} \sum_{t=1}^{T_s} (\hat{\varphi}_{k,q,t} - \varphi_{k,q,t})^2 \right]} \quad (16)$$

来对本文算法进行性能分析。式中 $\hat{\varphi}_{k,q,t}$ 表示时刻 t 时第 k 个信源 DOA φ_k 的第 q 次 Monte Carlo 仿真的估计值, $\varphi_{k,q,t}$ 为其精确值。在下面仿真中每隔 $T=1$ s 跟踪一次信源, 共跟踪时间 $T_s=40$ s。其中 M 表示阵元数, K 表示信源数, N_s 表示在 1 s 内进行的快拍数。Monte Carlo 试验次数 $Q=1\,000$ 。在 DOA 跟踪过程中, 假定方位角为 $\varphi=[\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3]=[10^\circ, 30^\circ, 50^\circ]$ 。

在 Kalman 滤波开始时,初始化两个时刻的值 $\hat{\varphi}_k(-1)$ 和 $\hat{\varphi}_k(0)$,则可对 $\hat{y}_k(0|0) = [\hat{\varphi}_k(0|0), \dot{\hat{\varphi}}_k(0|0), \ddot{\hat{\varphi}}_k(0|0)]$ 进行初始设置,其中 $\hat{\varphi}_k(0|0) = \hat{\varphi}_k(0), \dot{\hat{\varphi}}_k(0|0) = [\hat{\varphi}_k(0) - \hat{\varphi}_k(-1)]/T, \ddot{\hat{\varphi}}_k(0|0) = 0$ 。

假设

$$\mathbf{P}_k(0|0) = \begin{bmatrix} 1 & 1/T & 0 \\ 1/T & 2/T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \sigma_{ek}^2(0)$$

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2/2 \\ T^3/2 & T^2 & T \\ T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix} \sigma_{ek}^2(0)$$

其中: $\sigma_{e1}^2(0) = \sigma_{e2}^2(0) = \sigma_{e3}^2(0) = 0.1; \sigma_{e1}^2(0) = \sigma_{e2}^2(0) = 0.0001; \sigma_{e3}^2(0) = 0.02$ 。

仿真 1 图 2,3 显示了本文算法在 SNR 为 15 dB 时的仿真结果,其中 $M=8, K=3$ 和 $N_s=50$ 。

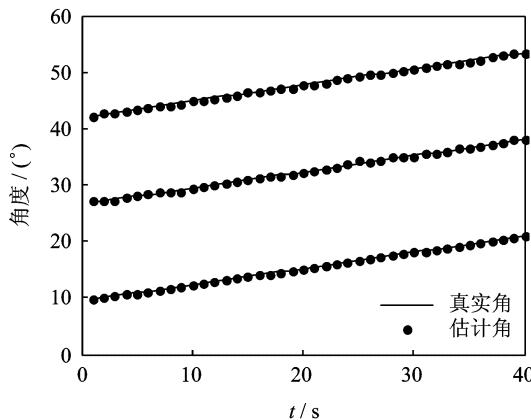


图 2 SNR=15 dB 下利用本文算法的角度跟踪结果(运动轨迹 1)

Fig. 2 Angle tracking result using the proposed algorithm when SNR=15 dB (trajectory 1)

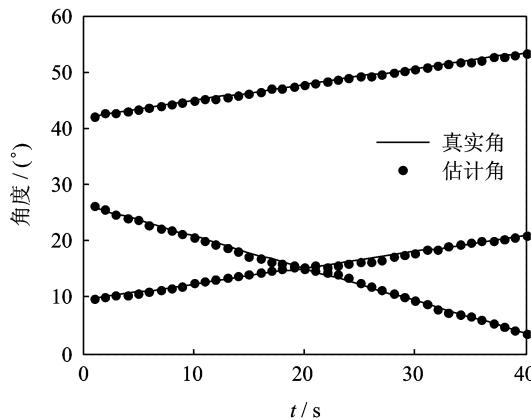


图 3 SNR=15 dB 下利用本文算法的角度跟踪结果(运动轨迹 2)

Fig. 3 Angle tracking result using the proposed algorithm when SNR=15 dB (trajectory 2)

可以看出,在不同的角度变化轨迹下,该算法都可以有效地估计出声矢量传感器中各个时刻的 DOA,达到了角度跟踪的目的。

仿真 2 图 4 显示了该算法和 PASTd 算法的 DOA 跟踪性能比较,可以看出该算法的角度跟踪性能优于 PASTd 算法。

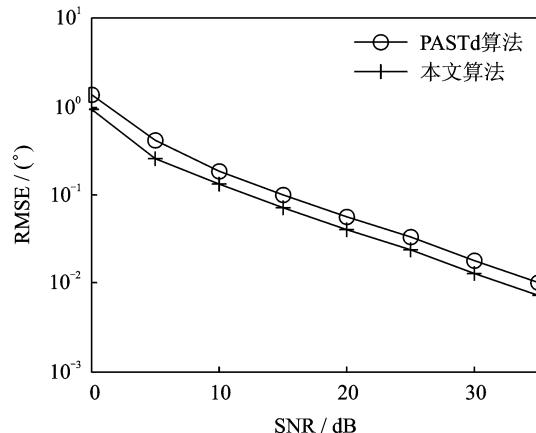


图 4 本文算法和 PASTd 算法的 DOA 跟踪性能比较

Fig. 4 Comparison of DOA tracking performance of the proposed algorithm and PASTd algorithm

仿真 3 图 5 中显示了不同目标数 K 情况下该算法的角度跟踪性能,该仿真以图 5 所示的 DOA 变化轨迹来分析的;其中 $M=8$ 和 $N_s=50$ 。可见随着目标数 K 的增加,角度跟踪性能会变差,说明目标数增多,干扰加大。

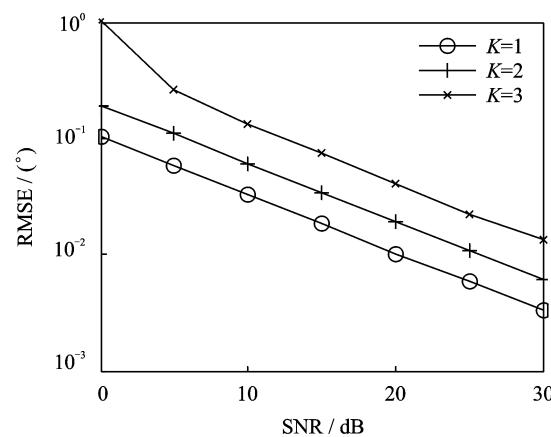


图 5 不同信源数 K 下的角度跟踪性能

Fig. 5 Angle tracking performance under different signal source numbers K

仿真 4 图 6 分别显示了 $N_s=50$ 和 $K=3$ 时不同阵元数 M 情况下的角度跟踪性能。随着天线数 M 的增加,DOA 的均方根误差越来越小,角度

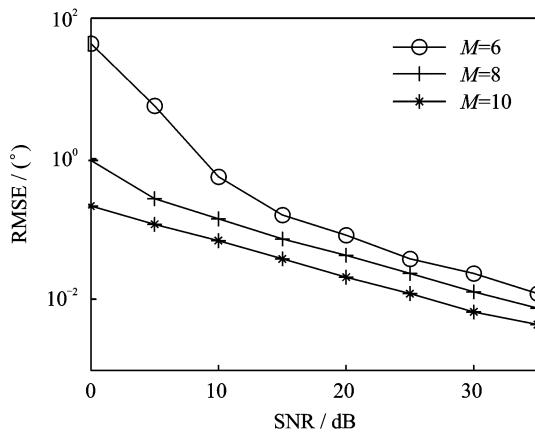
图 6 不同阵元数 M 下的角度跟踪性能

Fig. 6 Angle tracking performance under different antenna element numbers M

跟踪性能变优。

4 结束语

文中提出了一种应用在声矢量传感器阵中的基于 Kalman 滤波和 OPASTd 的 DOA 跟踪算法。该算法通过 OPASTd 算法来进行 DOA 的跟踪,从而克服了 PASTd 算法由于在某些情况下振荡但不收敛进而压缩数据、在迭代更新中由特征向量的不准确性产生误差累积等原因引起破坏信号子空间正交性的缺陷。与传统的离线算法相比, Kalman 滤波和 OPASTd 相结合算法可在估计角度的同时进行数据关联,具有更好的角度跟踪性能。

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] Wu Y I, Wong K T, Lau S. The acoustic vector-sensor's near-field array-manifold[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(7):3946-3951.
- [3] Liu Z, Ruan X, He J. Efficient 2-D DOA estimation for coherent sources with a sparse acoustic vector-sensor array[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2013, 24(1):105-120.
- [4] Wong K T. Acoustic vector-sensor FFH "blind" beamforming & geolocation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1):444-448.
- [5] Chen H, Zhang X. Two-dimensional DOA estimation of coherent sources for acoustic vector-sensor array using a single snapshot[J]. Wireless Personal Communications, 2013, 72(1):1-13.
- [6] Palanisamy P, Kalyanasundaram N, Swetha P M. Two-dimensional DOA estimation of coherent signals using acoustic vector sensor array[J]. Signal Processing, 2012, 92(1):19-28.
- [7] 付金山, 李秀坤. 声矢量阵 DOA 估计的稀疏分解理论研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2013, 34(3):280-286.
Fu Jinshan, Li Xiukun. DOA estimation of acoustic vector array based on the sparse decomposition theory [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2013, 34(3):280-286.
- [8] Paulus C, Mars J I. Vector-sensor array processing for polarization parameters and DOA estimation[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010(2010):1-13.
- [9] 付金山, 李秀坤. 基于声矢量阵小样本数据的 DOA 估计研究[J]. 传感器与微系统, 2013(3):33-36.
Fu Jinshan, Li Xiukun. Study on DOA estimation based on acoustic vector array of small sample datas [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013(3):33-36.
- [10] 陈未央. 声矢量传感器阵列的 DOA 估计[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
Chen Weiyang. DOA estimation for acoustic vector-sensor array [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010.
- [11] 喻敏. 声矢量传感器的 Capon 方位估计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2004.
Yu Min. Acoustic vector-sensor capon direction estimation[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2004.
- [12] 姚直象, 胡金华, 姚东明. 基于多重信号分类法的一种声矢量阵方位估计算法[J]. 声学学报, 2008, 33(4):305-309.
Yao Zhixiang, Hu Jinhua, Yao Dongming. A bearing estimation algorithm using an acoustic vector sensor array based on MUSIC[J]. Acta Acustica, 2008, 33(4):305-309.
- [13] 王海陆, 冀邦杰, 杨宝民, 等. 基于声矢量传感器阵的相干源高分辨方位估计[J]. 舰船科学技术, 2007, 29(3):31-74.
Wang Hailu, Ji Bangjie, Yang Baomin, et al. High-resolution DOA estimation of coherent sources based on acoustic vector-sensor array[J]. Ship Science and Theory, 2007, 29(3):31-74.
- [14] 白兴宇, 杨德森, 姜煜, 等. 一种新的声矢量阵远程 ESPRIT 方位估计算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 27(6):891-895.

- Bai Xingyu, Yang Desen, Jiang Yu, et al. A novel ESPRIT algorithm based on acoustic vector sensor array for remote targets[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2007, 27(6):891-895.
- [15] 李少宏,张小凤,张光斌.基于单个声矢量传感器的频率方位联合估计[J].陕西师范大学学报:自然科学版,2005,33(3):24-26.
- Li Shaohong, Zhang Xiaofeng, Zhang Guangbin. Joint frequency and bear estimation based on acoustic vector-sensor[J]. Journal of Shanxi Normal University: Natural Science Edition, 2005,33(3):24-26.
- [16] He J, Jiang S, Wang J, et al. Direction finding in spatially correlated noise fields with arbitrarily-spaced and far-separated subarrays at unknown locations[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2009,3(3):278-284.
- [17] 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.
- [18] Zhang Xiaofei, Zhou Ming, Chen Han, et al. Two-dimensional DOA estimation for acoustic vector-sensor array using a successive MUSIC [J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2014, 25 (3):583-600.
- [19] 吴海浪.单基地 MIMO 雷达的多目标角度估计和跟踪[D].南京:南京航空航天大学,2012.
- Wu Hailang. Angle estimation and tracking of multiple targets in monostatic MIMO radar system[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.
- [20] 谢谦,黄清.PASTd 算法应用于机动多目标角度跟踪[J].现代电子技术,2008(4):103-106.
- Xie Qian, Huang Qing. PASTd algorithm implementation for multiple moving angle tracking[J]. Modern Electronics Technique, 2008(4):103-106.
- [21] Yang B. Projection approximation subspace tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(1):95-107.
- [22] Yang B. Convergence analysis of the subspace tracking algorithms PAST and PASTd[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. [S.l.]: IEEE, 1996:1759-1762.
- [23] Naidu V P S, Raol J R. Target tracking with multi acoustic array sensors data[J]. Defence Science Journal, 2007,57(3):289-303.
- [24] Zhong X, Premkumar A B. Multiple wideband source detection and tracking using a distributed acoustic vector sensor array: A random finite set approach[J]. Signal Processing, 2014(94):583-594.