

文章编号: 2095-4980(2019)05-0798-07

声矢量传感器阵中基于 PASTd 的二维 DOA 跟踪算法

陈未央, 张小飞, 徐 乐

(南京航空航天大学 电子信息工程学院, 江苏 南京 210016)

摘 要: 通过研究声矢量传感器阵列中高效的运动目标到达角(DOA)跟踪算法, 提出一种声矢量传感器阵列中基于紧缩投影近似子空间跟踪(PASTd)的 DOA 跟踪方法。该方法利用 PASTd 算法进行声矢量传感器任意阵的 DOA 跟踪, 其快速收敛的特点可以降低运算复杂度。同时, 其角度跟踪的均方根误差(RMSE)性能优于常用的 PAST 算法。仿真结果验证了该算法的有效性。

关键词: 声矢量传感器阵列; 紧缩投影近似子空间跟踪算法; 波达方向跟踪

中图分类号: TN97

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201905.0798

2D DOA tracking algorithm for acoustic vector-sensor array based on PASTd

CHEN Weiyang, ZHANG Xiaofei, XU Le

(College of Electronic Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: Target tracking algorithms for moving targets in acoustic vector-sensor array are investigated and an efficient Direction Of Arrival(DOA) tracking algorithm for acoustic vector-sensor array based on Projection Approximation and Subspace Tracking of deflation(PASTd) is proposed. The proposed algorithm uses PASTd method to track the DOA of received signals for acoustic vector-sensor arbitrary array, and owing to the fast convergence features, it holds the properties of lower computational complexity. Furthermore, the proposed algorithm outperforms the PAST method in terms of angle tracking accuracy. A series of simulation results verify the effectiveness of the algorithm.

Keywords: acoustic vector-sensor array; Projection Approximation and Subspace Tracking of deflation(PASTd); Direction Of Arrival(DOA) tracking

空间信号波达方向(DOA)估计, 是阵列信号处理领域中的一个研究热点, 其主要作用是对空域传输信号的来波方向的分布进行估计^[1-5]。新型声矢量传感器阵能够同时测量声场的标量参数、矢量参数、声压和质点振速, 其对目标进行 DOA 估计的结果要比普通的声压传感器阵精准很多^[6-9]。在实际场景中, 声矢量传感器阵所跟踪的目标大部分是运动的, 目标波达角度往往随时间变化, 因此研究 DOA 跟踪算法有较大的实际应用价值。由于目标运动使得信号矩阵和其协方差矩阵不再是静态不变的, 利用传统的 DOA 估计算法对目标进行跟踪已不能满足现实需求。在传统 DOA 估计算法研究的基础上, 如何实时高效地对运动目标角度进行跟踪, 已成为阵列信号处理的一个热点问题。

针对传统阵列下的 DOA 跟踪问题, 国内外学者已经提出了许多方法^[10-14], 其中比较具有代表性的是子空间跟踪算法, 包括投影近似子空间跟踪(PAST)^[15]、紧缩投影近似子空间跟踪(PASTd)^[16]、双迭代最小二乘(Bi-Iterative Least Squares, Bi-ILS)算法^[17]、双边迭代奇异值分解(Bi-iteration Singular Value Decomposition, Bi-SVD)算法^[18]等, 除此之外 DOA 跟踪算法还有范数最小准则算法^[19]、最大似然法^[20]等。基于子空间跟踪算法中最为典型的是 PASTd 算法^[21-22], 其中文献[21]将 PASTd 算法用于均匀面阵的接收信号 DOA 跟踪中, 文献[22]则对 PASTd 算法进行了改进, 提出基于改进型 PASTd 双基地多输入多输出(Multi-Input Multi-Output, MIMO)雷达角度跟踪算法。

基于 PASTd 算法思想, 本文提出一种基于任意声矢量阵的二维 DOA 跟踪算法, 其主要贡献为: a) 构建了任意声矢量阵列关于运动信源的接收信号模型; b) 将经典的 PASTd 算法^[16]与所建立的信号模型相结合, 利用 PASTd 算法从接收信号模型中获得接收信号子空间; c) 从信号子空间中提取出配对的二维 DOA 估计, 并对所求

收稿日期: 2018-04-12; 修回日期: 2018-07-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61371169); 南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金资助项目(kfj20170412)

角度和相应的信源进行关联。

本文所提算法其角度跟踪性能优于传统的 PAST 算法。同时, 由于不需要特征值分解, 算法复杂度较低。

1 数据模型

假设空间中有 K 个信号被阵列所接收, 该阵列由任意分布在三维空间中的 M 个声矢量传感器组成, 其结构如图 1 所示。其中, 阵列第 m 个传感器的矢量位置为 $\mathbf{r}_m = (x_m, y_m, z_m)$, ($m=1, 2, \dots, M$)。

假设阵列所接收的信号互不相干, 所含噪声均为零均值的加性高斯白噪声并且与信号独立, 且以一定的速度慢速移动。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。在时刻 t , 整个声矢量传感器阵列的输出可表示为:

$$\mathbf{r}(t) = \boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{\theta}(t))\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T \in \mathbf{C}^{K \times 1}$ 为信源矢量; $\mathbf{n}(t)$ 为接收信号噪声; $\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{\theta}(t)) = [\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{\theta}_1(t)), \boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{\theta}_2(t)), \dots, \boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{\theta}_K(t))]$, 其中 $\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{\theta}_k(t)) = \mathbf{a}(\varphi_k(t)) \otimes \mathbf{h}(\theta_k(t))$, $\otimes$ 为矩阵的 Kronecker 积, $\mathbf{a}(\varphi_k(t))$ 为声矢量传感器阵列的方向矢量, $\mathbf{h}(\theta_k(t)) = [1 \quad \mathbf{u}_k^T(t)]^T$, 其中 $\mathbf{u}_k(t)$ 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:

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

由于接收信号角度变化是一个缓慢过程, 因此可认为在 $[(t-1)T, tT]$ 内信号角度保持不变。在这小段时间内进行 N_s 次采样来估计信号 t 时刻的角度。利用采样所得的 N_s 个快拍, 得到接收阵列的输出为:

$$\mathbf{R}(t) = [\mathbf{r}(1), \mathbf{r}(2), \dots, \mathbf{r}(N_s)] = \boldsymbol{\Psi}(t)\mathbf{S}^T(t) + \mathbf{N}(t) \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{\Psi}(t) = \mathbf{A}(t) \cdot \mathbf{H}(t)$, $\mathbf{A}(t) = [\mathbf{a}(\varphi_1(t)), \mathbf{a}(\varphi_2(t)), \dots, \mathbf{a}(\varphi_K(t))] \in \mathbf{C}^{M \times K}$ 为方向矩阵, $\mathbf{H}(t) = [\mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}_1(t)), \mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}_2(t)), \dots, \mathbf{h}(\boldsymbol{\theta}_K(t))] \in \mathbf{C}^{4 \times K}$; $\mathbf{S}(t) = [s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_{N_s})]^T \in \mathbf{C}^{N_s \times K}$ 为信源矢量; $\mathbf{N}(t) \in \mathbf{C}^{4M \times N_s}$ 是均值为 0, 方差为 $\sigma^2 \mathbf{I}_{4M}$ 的高斯白噪声。

2 算法流程

根据文献[23-24], 信号子空间可以通过最小化式(4)中的目标函数得到:

$$J(\mathbf{W}(t)) = \sum_{i=1}^t \beta^{t-i} \|\mathbf{r}(i) - \mathbf{W}(t)\mathbf{W}^H(t)\mathbf{r}(i)\|_{\text{F}}^2 = \text{tr}(\mathbf{C}(t)) - 2\text{tr}(\mathbf{W}^H(t)\mathbf{C}(t)\mathbf{W}(t)) + \text{tr}(\mathbf{W}^H(t)\mathbf{C}(t)\mathbf{W}(t)\mathbf{W}^H(t)\mathbf{W}(t)) \quad (4)$$

式中: $\|\cdot\|_{\text{F}}$ 表示矩阵的 F 范数; $\mathbf{W}(t) \in \mathbf{C}^{4M \times K}$ 为构造目标函数所引入的参量矩阵; $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。

$$\mathbf{C}(t) = \sum_{i=1}^t \beta^{t-i} \mathbf{r}(i)\mathbf{r}^H(i) = \beta\mathbf{C}(t-1) + \mathbf{r}(t)\mathbf{r}^H(t) \quad (5)$$

式中 β 是遗忘因子, 满足 $0 < \beta \leq 1$ 。

在时间间隔 $1 \leq i \leq t$ 内, 所有可得到的采样向量都会被用来估计时刻 t 的信号子空间。当系统处于不稳定的环境下, 为了补偿跟踪性能, 遗忘因子 β 常被用来确保之前的数据得以向下加权。

根据文献[25], 做式(6)的近似:

$$\mathbf{y}(i) = \mathbf{W}^H(i)\mathbf{r}(i) \cong \mathbf{W}^H(i-1)\mathbf{r}(i) \quad (6)$$

则式(4)可以改写为:

$$J(\mathbf{W}(i)) = \sum_{j=1}^i \beta^{i-j} \|\mathbf{r}(j)\mathbf{W}(i)\mathbf{y}(j)\|_{\text{F}}^2 \quad (7)$$

式(7)取全局最小值时, 可以认为 $\mathbf{W}(i)$ 为逼近 $\mathbf{r}(i)$ 的信号子空间的特征向量。PASTd 算法是在传统 PAST 算法

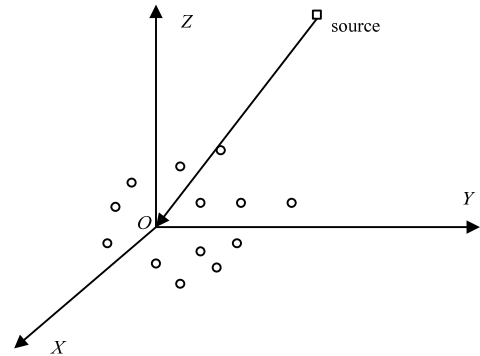


Fig.1 Structure of arbitrary array of acoustic vector-sensor
图 1 声矢量传感器的任意阵列模型

上改进的, 它的紧缩技术的基本思想是通过一定顺序估计主分量, 即在 $k=1$ 时通过 PAST 算法估计出当前最主要的特征向量 $\mathbf{W}_k(i)$, 然后将 t 时刻的数据 $\mathbf{x}_k(t)$ 减去它在特征向量 $\mathbf{W}_k(i)$ 上的投影得到 $\mathbf{x}_{k+1}(t)$ 。重复上述步骤即可得到 $\mathbf{W}_1(i), \mathbf{W}_2(i), \dots, \mathbf{W}_K(i)$ 的值。近似指数加权修正的代价函数可以通过递归最小二乘(Recursive Least Squares, RLS)算法求出 $\mathbf{W}(i)$ 。 $\mathbf{W}(i)$ 和 $\mathbf{W}(i-1)$ 近似相等, 可以有效工作在稳定或缓慢变化的信号下。

PASTd 算法的主要算法流程为:

适当选择 $\lambda_k(0), \mathbf{W}_k(0)$ 。

for $t=1:N_s$

$\mathbf{x}_1(t) = \mathbf{r}(t)$

for $k=1:K$

$y_k(t) = \mathbf{W}_k^H(t-1)\mathbf{x}_k(t)$

$\lambda_k(t) = \beta\lambda_k^H(t-1) + |y_k(t)|^2$

$\mathbf{W}_k(t) = \mathbf{W}_k(t-1) + (\mathbf{x}_k(t) - \mathbf{W}_k(t-1)y_k(t)) (y_k^H(t) / \lambda_k(t))$

$\mathbf{x}_{k+1}(t) = \mathbf{x}_k(t) - \mathbf{W}_k(t)y_k(t)$

end for

end for

$\mathbf{W}(i)$ 张成的信号空间和接收信号子空间 $\mathbf{U}_s(t)$ 是相等的, 因此有

$$\text{span}\{\mathbf{W}(t)\} = \text{span}\{\mathbf{U}_s(t)\} \quad (8)$$

式中 $\text{span}\{\bullet\}$ 表示矩阵张成的子空间。因此可以通过 $\mathbf{r}(t)$ 的时变相关矩阵获得信号子空间, 以此代替运算量大的协方差矩阵特征值分解, 从而降低算法运算量。

接收信号子空间 $\mathbf{U}_s(t)$ 与 $\mathbf{\Psi}(t)$ 之间满足

$$\mathbf{U}_s(t) = \mathbf{\Psi}(t)\mathbf{T}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}(t) \\ \mathbf{A}(t)\mathbf{\Phi}_a(t) \\ \mathbf{A}(t)\mathbf{\Phi}_v(t) \\ \mathbf{A}(t)\mathbf{\Phi}_w(t) \end{bmatrix} \mathbf{T}(t) \quad (9)$$

式中: $\mathbf{T}(t)$ 为 $K \times K$ 的转换矩阵; $\mathbf{\Phi}_a(t) = \text{diag}\{\cos\phi_1(t)\cos\varphi_1(t), \cos\phi_2(t)\cos\varphi_2(t), \dots, \cos\phi_K(t)\cos\varphi_K(t)\}$; $\mathbf{\Phi}_v(t) = \text{diag}\{\sin\phi_1(t)\cos\varphi_1(t), \sin\phi_2(t)\cos\varphi_2(t), \dots, \sin\phi_K(t)\cos\varphi_K(t)\}$; $\mathbf{\Phi}_w(t) = \text{diag}\{\sin\varphi_1(t), \sin\varphi_2(t), \dots, \sin\varphi_K(t)\}$, 其中 $\text{diag}\{\bullet\}$ 表示以向量元素为对角组成的对角矩阵。

对 $\mathbf{U}_s(t)$ 进行分块得到

$$\mathbf{U}_s(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{s1}(t) \\ \mathbf{U}_{s2}(t) \\ \mathbf{U}_{s3}(t) \\ \mathbf{U}_{s4}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}(t)\mathbf{T}(t) \\ \mathbf{A}(t)\mathbf{\Phi}_a(t)\mathbf{T}(t) \\ \mathbf{A}(t)\mathbf{\Phi}_v(t)\mathbf{T}(t) \\ \mathbf{A}(t)\mathbf{\Phi}_w(t)\mathbf{T}(t) \end{bmatrix} \quad (10)$$

由式(10)可得

$$\mathbf{U}_{s4}(t) = \mathbf{U}_{s1}(t)\mathbf{T}^{-1}(t)\mathbf{\Phi}_w(t)\mathbf{T}(t) = \mathbf{U}_{s1}(t)\mathbf{\Gamma}(t) \quad (11)$$

式中 $\mathbf{\Gamma}(t) = \mathbf{T}^{-1}(t)\mathbf{\Phi}_w(t)\mathbf{T}(t)$ 。由此可知, 矩阵 $\mathbf{\Phi}_w(t)$ 的对角线元素为 $\mathbf{\Gamma}(t)$ 的特征值。对 $\mathbf{F}_w(t) = \mathbf{U}_{s1}^+(t)\mathbf{U}_{s4}(t)$ 进行特征值分解, 得到其特征值 $\hat{\omega}_k(t) (k=1, 2, \dots, K)$, 于是有

$$\hat{\phi}_k(t) = \arcsin \hat{\omega}_k(t) \quad (12)$$

同理, 构造矩阵 $\mathbf{F}_v(t) = \mathbf{U}_{s1}^+(t)\mathbf{U}_{s3}(t)$, 可以求得特征值 $\hat{v}_k(t)$, 然后利用估计值 $\hat{\phi}_k(t)$ 有

$$\hat{\phi}_k(t) = \arcsin(\hat{v}_k(t) / \cos \hat{\phi}_k(t)) \quad (13)$$

上述过程中, 由于矩阵 $\mathbf{U}_{s1}(t), \mathbf{U}_{s3}(t)$ 和 $\mathbf{U}_{s4}(t)$ 均属于矩阵 $\mathbf{U}_s(t)$ 的一个子阵, 因此它们有相同的列模糊, 即 3 个子阵中, 各列的角度信息是一一对应的, 最终求得的 $\hat{\phi}_k(t)$ 和 $\hat{\phi}_k(t)$ 即为同一个信源的方位角和仰角, 无需再利用其他方法进行额外的配对。上述得到的已配对的二维角度, 并未与相应的信源进行关联, 因此必须采用相应的关联技术。

现有的数据关联算法有航迹分裂法、最近邻法、0~1 整数规划法等, 文献[26]利用不同时刻观测的估计值和信源位置关系, 将不同信源与其相对应的 DOA 进行关联。文献[27]用 2 个均匀阵列分别对空间信源进行 2 次估计, 然后通过重构协方差矩阵实现角度关联。本节可采用文献[28]中角度关联的思想或其他关联技术对声矢量传

传感器阵列所估计出的DOA进行关联。

假设对于阵列所接收的 K 个信号, 已估计出它们在 t 时刻的仰角分别为 $\varphi_1(t), \varphi_2(t), \dots, \varphi_K(t)$, 方位角分别为 $\phi_1(t), \phi_2(t), \dots, \phi_K(t)$ 。首先构建信号协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}} = \hat{\mathbf{\Psi}}^+(\theta(t+1))\hat{\mathbf{\Psi}}(\theta(t))\mathbf{S}\hat{\mathbf{\Psi}}^H(\theta(t+1))[\hat{\mathbf{\Psi}}^+(\theta(t+1))]^H$, 找出矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 中绝对值最大元素的位置 (j_1, k_1) , 然后去掉该值所在的行和列, 找出剩下元素中绝对值最大的元素位置 (j_2, k_2) , 以此类推, 直到找出第 K 个最大元素的位置。根据各个最大元素的位置信息, 可将角度的估计值与其相对应的信源关联起来。由于方位角和仰角已经配对, 只需对其中的一个角度进行关联, 另一个角度会随之自动关联。

至此, 基于声矢量传感器的任意阵的二维DOA跟踪算法的步骤总结如下:

- 1) 根据式(3), 计算出 t 时刻声矢量传感器的输出 $\mathbf{R}(t)$;
- 2) 由 PASTd 算法获取信号子空间 $\mathbf{U}_s(t)$, 及该时刻的参数 λ 和 $\mathbf{W}$ 的值, 用于下一时刻的跟踪;
- 3) 根据式(9)~(10), 利用方向矩阵 $\mathbf{\Psi}(t)$ 的结构特点, 将 $\mathbf{U}_s(t)$ 进行分块;
- 4) 构造矩阵 $\mathbf{F}_w(t)$ 和 $\mathbf{F}_v(t)$, 并结合式(12)~(13)估计出 t 时刻的 $\hat{\phi}(t)$ 和 $\hat{\theta}(t)$;
- 5) 采用关联算法对本节估计出的角度 $\hat{\phi}(t)$ 和 $\hat{\theta}(t)$ 进行关联;
- 6) 重复步骤 1)~5)估计下一个时刻的二维DOA。

3 性能分析

3.1 复杂度分析

对于任意声矢量阵列, 上述所提出的算法, 在 t 时刻 PASTd 每次更新的复杂度为 $O(16MK)$, 在 N_s 次快拍下算法获得信号子空间的复杂度为 $O(16MKN_s)$, 而在获得信号子空间的情况下, 获得角度估计的复杂度为 $O(2M^3K^3 + 2MK^3 + 2K^3)$, 因此所提算法的总复杂度为 $O(16MKN_s + 2M^3K^3 + 2MK^3 + 2K^3)$ 。而传统的基于信号子空间的DOA估计算法, 获得信号子空间的复杂度为 $O(16M^2N_s + 64M^3)$, 比 PASTd 算法高出很多。

3.2 克拉美罗界

克拉美罗界(Cramer-Rao Bound, CRB)作为阵列接收信号角度估计的无偏估计量均方误差的下界, 可以较好地反映相应阵列角度估计理论误差。根据文献[29], 对于声矢量任意阵列, 其CRB为:

$$CRB = \frac{\sigma^2}{2J} \left\{ \text{Re}[\mathbf{D}^H \mathbf{\Pi}_A^\perp \mathbf{D} \oplus \mathbf{P}^T] \right\}^{-1} \quad (14)$$

式中 σ^2 为噪声功率,

$$\hat{\mathbf{P}} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_s & \mathbf{P}_s \\ \mathbf{P}_s & \mathbf{P}_s \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{a}_1}{\partial \theta_1} \dots \frac{\partial \mathbf{a}_K}{\partial \theta_K}, \frac{\partial \mathbf{a}_1}{\partial \phi_1} \dots \frac{\partial \mathbf{a}_K}{\partial \phi_K} \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中 $\mathbf{a}_k (k=1, 2, \dots, K)$ 为方向矩阵 $\mathbf{A}$ 的第 k 列。

$$\mathbf{\Pi}_A^\perp = \mathbf{I}_{M^2} - \mathbf{A}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H \quad (17)$$

4 仿真结果

用角度估计的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)来评估算法的角度估计性能, RMSE 定义为:

$$RMSE = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[(\hat{\phi}_{k,q,t} - \phi_{k,q,t})^2 + (\hat{\theta}_{k,q,t} - \theta_{k,q,t})^2 \right]} \quad (18)$$

式中: $\hat{\phi}_{k,q,t}$ 和 $\hat{\theta}_{k,q,t}$ 分别为 t 时刻第 k 个信源第 q 次仿真的仰角和方位角估计值; $\phi_{k,q,t}$ 和 $\theta_{k,q,t}$ 则分别为 t 时刻第 k 个信源第 q 次仿真的仰角和方位角的精确值; Q 为仿真中的蒙特卡洛仿真次数, 取值 1 000。

下列仿真中, 假设有 K 个信号被阵列接收, 阵列阵元数为 M 。假定信源数在跟踪过程中不变, 且方位角和仰角随时间线性变化, 遗忘因子 β 取 0.97^[25]。在跟踪过程中, 信源以较慢的速度运动, 每隔 1 s 跟踪一次信源, 假设信源在 1 s 内角度近似不变, 跟踪时间 $T=60$ s。在 1 s 时间内, 进行 $N_s=100$ 次快拍, 然后由 PASTd 算法估计信号子空间。PASTd 算法的初始参数可设置为: $\lambda_k=1 (k=1, 2, \dots, K)$, $\mathbf{W}(0)=[\mathbf{I}_K, \mathbf{0}]^T$ 。 $\mathbf{I}_K$ 是 $K \times K$ 单位阵。

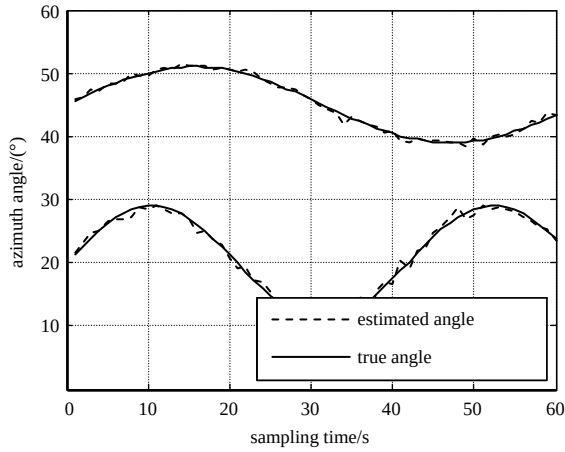


Fig.2 Azimuth angle tracking results of the proposed algorithm
图 2 $R_{SN}=15$ dB 下算法方位角跟踪结果分布图

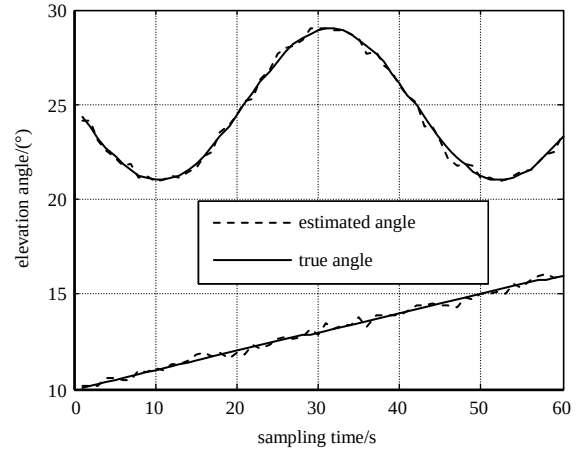


Fig.3 Elevation angle tracking results of the proposed algorithm
图 3 $R_{SN}=15$ dB 下算法仰角跟踪结果分布图

仿真 1: 图 2~图 4 为本文算法对于 2 个信源的角度跟踪结果分布图。仿真中, $M=8$, 信噪比 $R_{SN}=15$ dB。图 2 为方位角角度跟踪随时间变化图, 图 3 为仰角角度跟踪结果随时间变化图, 而图 4 为方位角和仰角跟踪结果相对变化轨迹。从图中可以看出, 本文所提算法可以高效实时地对运动信源角度进行跟踪。

仿真 2: 图 5 为本文算法与传统的 PAST 算法角度跟踪性能对比图, 仿真中, 阵元数 $M=8$, 信源数 $K=2$ 。从图中可以看出, 本文所提算法角度估计性能优于 PAST 算法, 同时接近于角度跟踪的 CRB。

仿真 3: 图 6 为所提算法在不同阵元数下的角度跟踪性能, 仿真中分别取阵元数 $M=6, M=8$ 和 $M=10$ 。从图中可以看出, 性能变好的原因是阵元数增加导致分集增益提高。

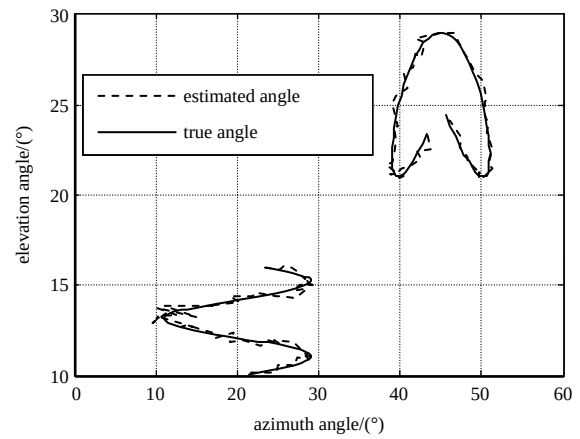


Fig.4 Azimuth and elevation tracking results of the proposed algorithm
图 4 $R_{SN}=15$ dB 下算法方位角与仰角跟踪结果分布图

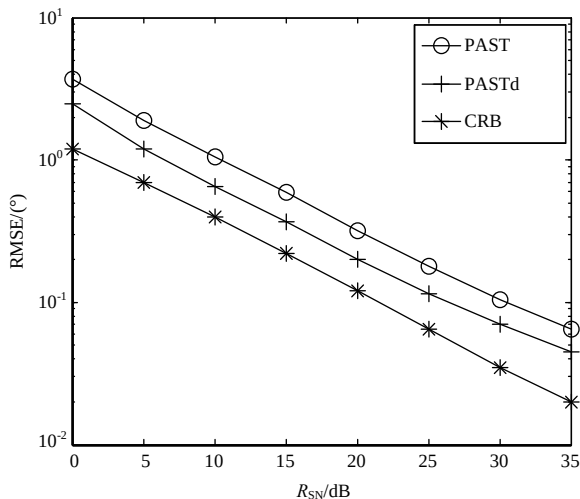


Fig.5 Angle tracking performance comparison
图 5 算法角度跟踪性能比较

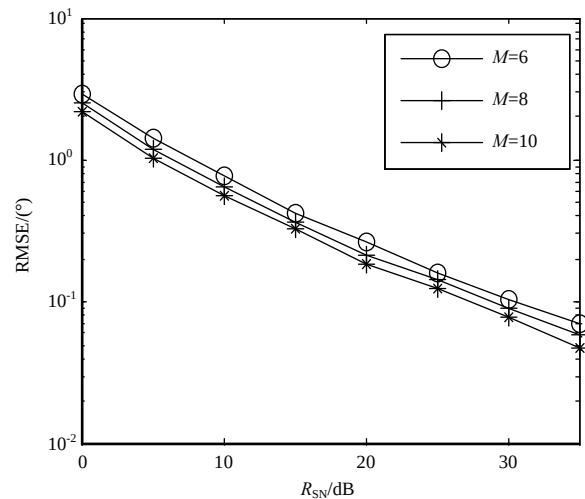


Fig. 6 Angle tracking performance under different M
图 6 不同阵元数 M 下的角度跟踪性能

5 结论

针对运动信源角度跟踪问题, 本文提出一种应用于声矢量传感器任意阵列的基于 PASTd 的 DOA 跟踪算法。所提算法能获得自动匹配的二维角度估计, 在估计角度的同时能够进行数据关联。同时由于无需对接收信号协方

差矩阵进行特征值分解,即可得到信号子空间,算法复杂度较低。仿真表明该算法能够实现对运动目标二维 DOA 的实时跟踪,其角度跟踪性能优于传统的 PAST 算法。

参考文献:

- [1] PELIN P. A fast minimization technique for subspace fitting with arbitrary array manifolds[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001,49(12):2935–2939.
- [2] QIN S,ZHANG Y D,AMIN M G,et al. DOA estimation exploiting a uniform linear array with multiple co-prime frequencies[J]. Signal Processing, 2017(130):37–46.
- [3] 苏志刚,温宙,刘海涛,等. 基于空频解耦的宽带 DOA 估计算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013,11(5):765–769. (SU Zhigang,WEN Zhou,LIU Haitao,et al. DOA estimation of wideband signal based on keystone transform[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013,11(5):765–769.)
- [4] 张小飞. 阵列信号处理及 MATLAB 实现[M]. 北京:电子工业出版社, 2015. (ZHANG Xiaofei. Array signal processing and MATLAB implementation[M]. Beijing:Electronic Industry Press, 2015.)
- [5] HAN G,WAN L,SHU L,et al. Two novel DOA estimation approaches for real-time assistant calibration systems in future vehicle industrial[J]. IEEE Systems Journal, 2017,11(3):1361–1372.
- [6] NEHORAI A,PALDI E. Acoustic vector-sensor array processing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994,42(9):2481–2491.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] WONG K T. Acoustic vector-sensor FFH "blind" beamforming & geolocation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010,46(1):444–448.
- [10] 陈未央,张小飞,张立岑. 声矢量传感器阵中基于 Kalman 滤波和 OPASTd 的 DOA 跟踪算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2015,47(3):377–383. (CHEN Weiyang,ZHANG Xiaofei,ZHANG Licen. DOA tracking algorithm for acoustic vector-sensor array via Kalman filter and OPASTd[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2015,47(3):377–383.)
- [11] 单泽彪,石要武,刘小松,等. 时变遗忘因子动态 DOA 跟踪算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2016,46(2):632–638. (SHAN Zebiao,SHI Yaowu,LIU Xiaosong,et al. DOA tracking algorithm of moving target with variable forgetting factor[J]. Journal of Jilin University(Engineering Edition), 2016,46(2):632–638.)
- [12] 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.
- [13] LI Li. DOA tracking in impulsive noise background[D]. Harbin,China:Harbin Engineering University, 2015.
- [14] LU G,HU B,ZHANG X. A two-dimensional DOA tracking algorithm using PAST with L-shape array[J]. Procedia Computer Science, 2017,107(C):624–629.
- [15] 蔡国权,宋国文,于大鹏. 投影近似子空间跟踪算法及其在盲线性多用户检测中的应用[J]. 信号处理, 2000,16(2):163–169. (CAI Guoquan,SONG Guowen,YU Dapeng. A new algorithm of Projection Approximation Subspace Tracking for blind linear multiuser detection[J]. Signal Processing, 2000,16(2):163–169.)
- [16] SHEN M,ZHU D,ZHU Z. Reduced-rank space-time adaptive processing using a modified projection approximation subspace tracking deflation approach[J]. Iet Radar Sonar & Navigation, 2009,3(1):93–100.
- [17] OUYANG S,HUA Y. Bi-iterative least-square method for subspace tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005,53(8):2984–2996.
- [18] WEN Y,CHAN S C,HO K L. Robust recursive bi-iteration Singular Value Decomposition(SVD) for subspace tracking and adaptive filtering[C]// Proceedings of the 2003 International Symposium on Circuits and Systems(ISCAS'03). Bangkok, Thailand:IEEE, 2003:IV-424–IV-427.
- [19] 张怀根,张林让,吴顺君,等. 最小范数准则在多目标 DOA 跟踪中的应用[J]. 电子与信息学报, 2009,31(2):279–282. (ZHANG Huaigen,ZHANG Linrang,WU Shunjun,et al. Tracking DOA of multiple targets based on a matrix norm minimization technique[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009,31(2):279–282.)
- [20] 许可,姜景山. 基于最大似然估计的雷达高度计跟踪处理[J]. 遥感技术与应用, 2000,15(2):104–107. (XU Ke,JIANG Jinshan. The track processing for radar altimeter based on the maximum likelihood estimate[J]. Remote Sensing Technology

- & Application, 2000,15(2):104–107.)
- [21] 卢高建. 阵列信号 DOA 跟踪算法研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2016. (LU Gaojian. Research on DOA tracking algorithm of array signal[D]. Nanjing,China:Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.)
- [22] 张正言,张剑云. 基于改进型 PASTd 双基地 MIMO 雷达角度跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2018(1):65–72. (ZHANG Zhengyan,ZHANG Jianyun. Angle tracking algorithm of bistatic MIMO radar based on improved PASTd[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018(1):65–72.)
- [23] YANG B. Convergence analysis of the subspace tracking algorithms PAST and PASTd[C]// IEEE International Conference on Acoustics,Speech,and Signal Processing Conference Proceedings. Atlanta,GA,USA:IEEE, 1996:1759–1762.
- [24] 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,China:Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.)
- [25] YANG B. Projection approximation subspace tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995,43(1):95–107.
- [26] 吴佳芯. 多目标跟踪的数据关联算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2013. (WU Jiaying. Research on data association algorithm for multi-target tracking[D]. Xi'an,China:Xidian University, 2013.)
- [27] 王杰贵,罗景青,靳学明. 无源跟踪中基于灰关联信息融合的概率数据关联算法[J]. 电子学报, 2006,34(3):391–395. (WANG Jiegui,LUO Jingqing,JIN Xueming. Probabilistic data association algorithm of passive tracking based on information fusion with gray correlation analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2006,34(3):391–395.)
- [28] 杨春玲,余英林,刘国岁. 多目标跟踪中的数据关联算法[J]. 系统工程与电子技术, 2000,22(3):11–15. (YANG Chunling,YU Yinglin,LIU Guosui. Data association algorithm in multi-target tracking[J]. Systems Engineering & Electronics, 2000,22(3):11–15.)
- [29] LI J,ZHANG X,CHEN H. Improved two-dimensional DOA estimation algorithm for two-parallel uniform linear arrays using propagator method[J]. Signal Processing, 2012,92(12):3032–3038.

作者简介:



陈未央(1984–), 女, 南京市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为阵列信号处理.email: weiweigenes@126.com.

张小飞(1977–), 男, 江苏省淮安市人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为数字通信、通信信号处理、阵列信号处理、雷达信号处理.

徐乐(1993–), 男, 湖北省黄冈市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为阵列信号处理.

(上接 797 页)

- [9] WHITAKER B M,SURESHA P B,LIU C,et al. Combining sparse coding and time-domain features for heart sound classification[J]. Physiological Measurement, 2017,38(8):1701–1729.
- [10] YU C N,MIROWSKI P,HO T K. A sparse coding approach to household electricity demand forecasting in smart grids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017,8(2):738–748.
- [11] LONG F,BARTLETT M S. Video-based facial expression recognition using learned spatiotemporal pyramid sparse coding features[J]. Neurocomputing, 2016(173):2049–2054.
- [12] ELAD M,STARCK J L,QUERRE P,et al. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis(MCA)[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2005,19(3):340–358.

作者简介:



王通才(1990–), 男, 山东省临沭县人, 硕士, 工程师, 主要研究方向为数据链信息处理.email:849892587@qq.com.

孙海平(1989–), 男, 山东省烟台市人, 硕士, 工程师, 主要研究方向为时间序列处理.

孙晶明(1984–), 男, 湖北省天门市人, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为雷达信号处理技术.