

DOI: 10.13382/j.jemi.B2206069

联合 TCT 和 W-SpSF 的气体泄漏定位*

刘轩宇^{1,2} 李鹏^{1,2} 张立豪^{1,2} 林事力^{1,2} 纵彪^{1,2}

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044; 2. 南京信息工程大学

江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044)

摘要:为提高基于声学检测压力气体漏源定位方法在强噪声干扰下定位运算收敛速度和定位精度,提出一种基于加权子空间拟合(WSF)准则的宽带测向稀疏表示模型(W-SpSF),将模型与双边相关变换算法(TCT)相结合,通过聚焦运算得到聚焦频率处的协方差矩阵,并作为稀疏恢复的数据,最终实现DOA定位,得到漏源的位置。定位过程中,采用加权子空间拟合降低噪声的敏感程度。分别在仿真和实验室模拟环境中对算法进行测试,经仿真结果表明,在加入强噪声干扰条件下,相比于同类算法的运算速度提升最低50%,定位误差减少20%,在实测环境下,本文搭建了8元声传感器阵列的声源定位系统,针对气瓶模拟泄漏能够实现定位,且漏源定位速度快,证明了算法在实际环境中的可行性。

关键词: 气体泄漏定位; DOA; TCT; 加权子空间拟合; 稀疏表示

中图分类号: TN911.7 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2060

Gas leak location using TCT and W-SpSF

Liu Xuanyu^{1,2} Li Peng^{1,2} Zhang Lihao^{1,2} Lin Shili^{1,2} Zong Biao^{1,2}

(1. School of Electronics & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In order to improve the convergence speed and positioning accuracy of the pressure gas leakage source localization method based on acoustic detection under strong noise interference, this paper proposes a wideband direction finding sparse representation model (W-SpSF) based on weighted subspace fitting (WSF) criterion. The model is combined with the bilateral correlation transform algorithm (TCT), and the covariance matrix at the focusing frequency is obtained by focusing operation. As the sparse recovery data, the DOA positioning is finally realized and the location of the leakage source is obtained. In positioning process, weighted subspace fitting is used to reduce the sensitivity of noise. In this paper, the algorithm is tested in the simulation and laboratory simulation environment respectively. The simulation results show that under the condition of adding strong noise interference, the operation speed of the algorithm is increased by 50% and the positioning error is reduced by 20% compared with the similar algorithm. In the measured environment, this paper builds a sound source positioning system of 8-element acoustic sensor array, which can realize positioning for the simulated leakage of gas cylinders, and the leakage source positioning speed is fast, which proves the feasibility of the algorithm in the actual environment.

Keywords: gas leakage location; DOA; TCT; weighted subspace fitting; sparse representation

0 引言

化工产业是现代工业和经济建设的重要组成部分,气体生产是化工生产中的重要分支。气体产生、收集、储运过程中,通常采用压力管道和容器。压力管道和容器一旦出现材料制造缺陷、腐蚀和损伤等问题,将产生气体泄漏。如果泄漏气体易燃、易爆和有毒等危险存在,极易对人的生命和财产、生态环境造成灾难性后果。

基于传感器阵列的波达方向(direction of arrival, DOA)估计是定位危化气体泄漏的一项重要技术。传统的 DOA 子空间经典算法如多重信号分类(multiple signal classification, MUSIC)算法^[1]、旋转不变子空间(estimating signal parameter via rotational invariance techniques, ESPRIT)算法^[2]适用于窄带非相干泄漏信号源的定位,但其对相干信号泄漏信号源则无法定位,而在复杂的工业环境下,泄漏的声信号具有很宽的频谱,通常分布在 6~80 kHz 之间^[3],要进行定位的泄漏信号不再局限于传统的窄带信号,考虑到宽带信号比窄带信号复杂且包含更多的信息,而宽带方法的关键是有效利用宽带信息,研究人员提出了一系列宽带 DOA 估计算法,其中基于子空间类的宽带 DOA 主要分为两种方式:非相干子空间法(incoherent signal subspace method, ISSM)与相干子空间法(coherent signal subspace method, CSSM)^[4]。ISSM 在高信噪比区域有较好的估计精度,但在某些频带的信噪比较低时,性能会下降。也就是说,某些频带的差估计会降低最终的估计精度^[5]。为了克服这些缺点,提高 DOA 估计性能,研究学者通过 CSSM 算法的聚焦变换将带宽内各个频率点下的信号子空间变换到参考频点下的同一个信号子空间,再用窄带信号的子空间处理方法进行高分辨方位估计,CSSM 算法有根据不同的聚焦规则分为:双边相关变换(two-sided correlation transformation, TCT)算法^[6]、旋转信号子空间(rotational signal subspace, RSS)算法^[7]和信号子空间变换(signal subspace transformation, SST)算法^[8]等。基于 CSSM 算法有一个共同的缺点是需要预估信息,且难以在复杂的环境中有效的定位,为了有效提高宽带信息的利用,使得 DOA 算法在信号定位上的精度提高,研究人员将稀疏信号表示引入 DOA 宽带信号定位的方法里^[9-12],将谱估计问题转化为稀疏谱估计问题,从而得到很高的精度和分辨力。黎昕婷等^[13]提出了一种基于 S 变换的多重信号改进算法(S-MUSIC),该方法使得宽带定位无需预估角的选择,但是其运算复杂度高,运算时间长。Ma 等^[14]提出聚焦信号子空间聚焦(focusing signal subspace, FSS)算法,该方法虽然无需确定预估角,但是其在噪声环境中收敛性不佳。张翔宇^[15]提出稀疏近似最小方差的方法(RSS-

SAMV)进行宽带 DOA 估计,解决了相干信号干扰的问题,但是其在低信噪比下分辨力较低。

综上,针对宽带 CSM 算法分辨力低,运算速度慢的问题,本文在原有 TCT 算法的基础上联合基于 WSF(weighted subspace fitting, WSF)准则的宽带稀疏表示(sparse signal representation, SSR)模型,即宽带稀疏频谱拟合(W-SpSF),该方法(WS-TCT)具有更高的分辨力和噪声鲁棒性,大大降低了原 TCT 算法应用于角度估计问题上的运算复杂度。该方法还通过模糊预估角定位的方法,解决了大部分宽带 DOA 估计方法因为预估角不准而受到的定位精度的局限。

1 宽带阵列信号模型

1.1 传感器阵列模型

通过对均匀线阵、L 线阵、十字阵和均匀圆阵模型拓扑结构的综合对比,发现前者只能获取声源距传感器阵列的距离和方位角,而均匀圆阵还可以获得声源的俯仰角,均匀圆阵的维数由一维上升到了二维,因此较均匀线阵获取到的声源的参数也更多^[16]。故本文采用均匀圆阵为漏源定位麦克风阵列模型。

一般根据声源与传感器阵列距离的远近,将声场模型分为两种:近场模型和远场模型。远场模型使用的平面波比近场模型的球面波计算量更小且更精准,故本文着重在远场模型的分析,判断近场模型的公式为:

$$D \leq \frac{2R^2}{\lambda} \quad (1)$$

式中: D 是信源与阵列之间的距离, R 为均匀圆阵阵列孔径, λ 为信号波长。

将总量为 M 个的传感器按逆时针均匀的排放成一个半径为 R 圆形阵列。设圆中心 O 为参考点建立坐标系如图一的圆阵模型图。图 1 中的 $\varphi(0^\circ \leq \varphi \leq 180^\circ)$ 和 $\theta(0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ)$ 分别表示漏源信号的方位角和俯仰角, φ_m 为阵元之间的夹角。均匀圆阵模型半径一般为 10~40 cm,麦克风个数一般为 4~20 个。

各个阵元之间的夹角 φ_m 表示为:

$$\varphi_m = 2\pi/M \quad M \in Z \quad (2)$$

第 m 个阵元 φ_m 所在的位置在坐标系中表示为:

$$\vec{\varphi}_m = (R\cos((M-1)\varphi_m), R\sin((M-1)\varphi_m), 0) \quad (3)$$

式中: M 为传感器总个数; m 表示第几个传感器。

远场模型中入射声源的单位向量表示为:

$$\vec{r} = (\sin\theta\cos\varphi, \sin\theta\sin\varphi, \cos\theta) \quad (4)$$

φ_m 与参考阵元 O 之间的延时表示为:

$$\tau_m = \frac{\langle \vec{\varphi}_m, \vec{r} \rangle}{c} = \frac{R\sin\theta\cos(\varphi - (M-1)\varphi_m)}{c} \quad (5)$$

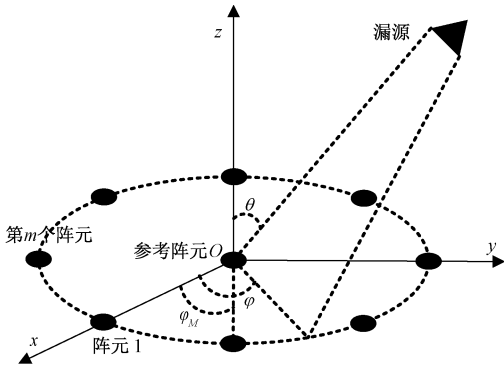


图1 均匀圆阵模型

Fig.1 Uniform circular array model

式中： $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积； c 为声速。

漏源的方向矩阵表示为：

$$A(\omega, \tau) = [e^{j\omega\tau_1}, e^{j\omega\tau_2}, \dots, e^{j\omega\tau_M}]^T \quad (6)$$

将式(5)代入式(6)可得到方向矩阵 $A(\theta, \varphi)$ 的表示为：

$$A(\theta, \varphi) = \begin{bmatrix} e^{j2\pi R \sin\theta \cos(\varphi - (M-1)\varphi_1)/c} \\ e^{j2\pi R \sin\theta \cos(\varphi - (M-1)\varphi_2)/c} \\ \vdots \\ e^{j2\pi R \sin\theta \cos(\varphi - (M-1)\varphi_M)/c} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中： f 是源信号的某个频率， $c = \lambda f_0$ 是传播速度， f_0 是信号的中心频率。

1.2 宽带信号模型

在实验过程中，将处理的信号模型按照带宽分为宽带信号和窄带信号，基于带宽与中心频率的关系，若信号的带宽为 B ，中心频率为 f_0 ，当满足 $B \gg f_0$ 条件下判定为宽带信号。对于宽带源，带宽通常受到一定带宽的公共频带的限制，模型公式可以用频域公式表示。在时域模型使用离散傅里叶变换 (discrete Fourier transformation, DFT)，以获得频域表示，可以在每个快照中使用具有 J 个子带的 DFT 来滤波宽带信号。在 DFT 操作之后，第 j 个频带可以由下式描述：

$$X(f_j) = A(f_j, \theta, \varphi) S(f_j) + N(f_j) \quad (j = 1, \dots, J) \quad (8)$$

其中， $A(f_j, \theta, \varphi) = [a(f_j, \theta_1, \varphi_1), \dots, a(f_j, \theta_k, \varphi_k)]$ 是第 j 个子带方向矩阵，由 k 个方向向量 $a(f_j, \theta_k, \varphi_k)$ 组成。将整个宽带带划分为 j 个窄频带， f_j 为带宽中的任意频率，方向矩阵和导向向量包含信号的方向信息，并随频率变化。第 j 个宽带阵列接受数据的协方差矩阵由下式表示：

$$R_X(f_j) = E[X(f_j)X^H(f_j)] = A(f_j, \theta, \varphi) R_S(f_j) A^H(f_j, \theta, \varphi) + R_N(f_j) \quad (9)$$

式中： $R_S(f_j)$ 为信号的协方差矩阵， $R_N(f_j)$ 为声的协方

差矩阵。

为了简化公式，令 $P(f_j) = A(f_j) R_S(f_j) A^H(f_j)$ 为去噪协方差矩阵，由 $A(f_j)$ 来表示 $A(f_j, \theta, \varphi)$ ，那么 $R_X(f_j)$ 可以重新表示为：

$$R_X(f_j) = P(f_j) + R_N(f_j) \quad (10)$$

2 宽带信号 DOA 估计子空间算法

在阵列信号处理领域中，宽带信号的频带范围较广，致使宽带信号在不同频率上包含的信号角度信息的数据矩阵也不一样^[17]，所以传统的窄带 DOA 算法 MUSIC, ESPRIT 等都不适用，因此要采取宽带 DOA 算法来计算波达角，进行漏源定位。信号处理方法中，广泛采用的是分频处理方法。得益于傅里叶变换在时频分析中的快速性，将宽带阵列信号模型划分为若干个窄带信号模型，进行 DOA 估计，并综合各频带上的数据得出最终的结果。

2.1 双边相关变换算法

TCT 是一种有效的宽带阵列信号处理算法。该方法通过无噪声的阵列交叉频谱矩阵的双面变换得到聚焦矩阵。聚焦后得到单个频率点的数据协方差，然后通过各种窄带信号处理方法估计宽带信号的角度参数。非奇异聚焦矩阵 $T(f_j)$ 满足：

$$T(f_j) A(f_j) S(f_j) = A(f_0) S(f_0) \quad \text{s. t. } T^H(f_j) T(f_j) = I, \quad (j = 1, 2, \dots, J) \quad (11)$$

其中， $S(f_j)$ 为信号数据向量， $T(f_j)$ 是酉矩阵。聚焦矩阵 $T(f_j)$ 可以将所有频仓处的信号子空间聚焦到参考频率 f_0 处的单个信号子空间上。然而，信号数据向量 $S(f_j)$ 不能从接收的数据中判断出来。聚焦操作表示为：

$$P(f_0) = T(f_j) P(f_j) T^H(f_j) \quad (12)$$

式中： $P(f_0)$ 是聚焦协方差矩阵。

考虑到误差对聚焦操作的影响，TCT 聚焦矩阵可以采用以下拟合形式：

$$\min_{T(f_j)} \| P(f_0) - T(f_j) P(f_j) T^H(f_j) \|_F \quad \text{s. t. } T^H(f_j) T(f_j) = I, \quad (j = 1, 2, \dots, J) \quad (13)$$

式(12)的解可以表示为：

$$T(f_j) = U(f_0) U^H(f_j) \quad (14)$$

其中， $U(f_0)$ 和 $U(f_j)$ 分别是 $P(f_0)$ 和 $P(f_j)$ 的特征向量矩阵。 $P(\cdot) = U(\cdot) \Pi(\cdot) U^H(\cdot)$ 其中 $\Pi(\cdot)$ 是对应于特征向量的特征值的对角矩阵。聚焦后，平均交叉频率矩阵可以表示为：

$$P = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J T(f_j) P(f_j) T^H(f_j) \quad (15)$$

在完成聚焦后，可以将传统的窄带 DOA 估计方法应用于平均互谱矩阵 P ，以实现宽带源的 DOA 估计。由于每个聚焦过程都与 TCT 算法中的矩阵 $P(f_0)$ 有关，因此

有必要选择参考频率 f_0 并导出聚焦信号协方差矩阵 $\mathbf{R}_s(f_0)$ 。在最小聚焦误差准则的条件下^[18], 选择一个预先定义的频率 (如宽带信号的中心频率) 进行聚焦是很方便的。

在整个宽带信号中, 第 j 个频率点处的去噪协方差矩阵表示为:

$$\mathbf{P}(f_j) = \mathbf{R}_x(f_j) - \mathbf{R}_n(f_j) \quad (16)$$

其中在理想状态下难以获得协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(f_j)$ 。通常, $\mathbf{R}_x(f_j)$ 可以用样本协方差矩阵近似为 $\hat{\mathbf{R}}_x(f_j) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}(f_j) \mathbf{X}^H(f_j)$, 其中 L 是快拍数, 文献[19]中证明, TCT 算法可以对宽带信号进行无损聚焦。

2.2 宽带稀疏频谱拟合 (W-SpSF)

本节将具有 WSF 准则的稀疏表示模型用于宽带 DOA 测向中, 通过该模型的噪声鲁棒性, 大大降低了基于 TCT 算法的 DOA 估计问题的复杂度。

首先对协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(f_j)$ 进行特征分解, 可以得到:

$$\mathbf{R}_x = \sum_{i=1}^M \lambda_i \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i^H = \mathbf{E}_{s0} \mathbf{A}_{s0} \mathbf{E}_{s0}^H + \sigma_n^2 \mathbf{E}_{n0} \mathbf{E}_{n0}^H \quad (17)$$

其中, λ_i 和 \mathbf{e}_i 分别是特征值和特征向量。对角矩阵 \mathbf{A}_{s0} 包含 K' 个最大特征值, 相对应的特征向量构成信号子空间 \mathbf{E}_{s0} , 其他的特征向量构成其正交补码, 即噪声子空间 \mathbf{E}_{n0} , 其中包含 K' 个不相关信号。

由文献[20]的表述, 加权子空间拟合可以表示为:

$$[\tilde{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{B}] = \underset{\boldsymbol{\theta}, \mathbf{B}}{\operatorname{argmin}} \| \mathbf{E}_{s0} \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} - \mathbf{A}_0 \mathbf{B} \|_F^2 \quad (18)$$

其中, \mathbf{B} 是 $K \times K'$ 的满秩矩阵, \mathbf{A}_0 是聚焦频率 f_0 处的导向矩阵, argmin 是指表达式的最小自变量, \mathbf{W} 是正定加权矩阵, 文献^[20] 给定了正定加权矩阵的最佳值, 即 $\mathbf{W} = \tilde{\boldsymbol{\Lambda}}^{-1} \hat{\boldsymbol{\Lambda}}_{s0}^{-1}$, $\hat{\boldsymbol{\Lambda}}_{s0}$ 是 \mathbf{A}_{s0} 的估计值, $\tilde{\boldsymbol{\Lambda}} = \hat{\boldsymbol{\Lambda}}_{s0} - \sigma^2 \mathbf{I}$ 。

将 WSF 和稀疏表示相结合, 可以得到 WS-TCT 算法的稀疏表示模型:

$$\begin{aligned} & \min \| \bar{\mathbf{B}} \|_{2,1} \\ & \text{s. t. } \| \mathbf{E}_{s0} \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} - \bar{\mathbf{A}}_0 \bar{\mathbf{B}} \|_F \leq \beta \end{aligned} \quad (19)$$

$\bar{\mathbf{A}}_0$ 被称为过完备基, 定义为:

$$\bar{\mathbf{A}}_0 = \mathbf{A}(f_0, \boldsymbol{\Theta}) = [a(f_0, \tilde{\boldsymbol{\theta}}_1), \dots, a(f_0, \tilde{\boldsymbol{\theta}}_N)] \quad (20)$$

定义里 $\boldsymbol{\Theta} = [\tilde{\boldsymbol{\theta}}_1, \dots, \tilde{\boldsymbol{\theta}}_N]$, 是从均匀或非均匀地采样入射信号的空间位置得到的一组方向集。 $\bar{\mathbf{B}}$ 是一个 $N \times K'$ 不同列之间具有共同稀疏性的矩阵, $\| \bar{\mathbf{B}} \|_{2,1} = \sum_{n=1}^N \| b^n \|_2$, $(\cdot)^n$ 指的是矩阵的第 n 行。然后分析通过分布特性如何选择合适的正则化参数 β , 使 $V = \| \mathbf{E}_{s0} \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} - \bar{\mathbf{A}}_0 \bar{\mathbf{B}} \|_F^2$, 根据稀疏恢复的假设, 可以得到:

$$\frac{\hat{\sigma}_n^2}{2L} V \sim \chi^2(2K'(M - K)) \quad (21)$$

式中: $\chi^2(2K'(M - K))$ 表示为自由度 $(2K'(M - K))$ 的 χ^2 分布, 基于以上分析, 正则化参数 β 则可以确定为:

$$\beta = \sqrt{\frac{\hat{\sigma}_n^2}{2L}} \zeta, P_\zeta = P\{\mathcal{F}_{\chi^2}(2K'(M - K)) \leq \zeta\} \quad (22)$$

式中: $P\{\cdot\}, \mathcal{F}_{\chi^2}(\cdot), P_\zeta$ 分别代表事件发生的概率, χ^2 的累积分布函数, 概率。

为了解决式(18)中的优化问题, 将该优化处理为二阶锥规划(second-order cone programming, SOCP)形式:

$$\begin{aligned} & \min \quad b \\ & \text{s. t. } \sum_{n=1}^N q_n < b \end{aligned} \quad (23)$$

$$V = \| \mathbf{E}_{s0} \mathbf{W}^{\frac{1}{2}} - \bar{\mathbf{A}}_0 \bar{\mathbf{B}} \|_F \leq \beta$$

$$q_n = \| b^n \|_2$$

紧接着使用优化包 CVX 对 SOCP 进行优化, 从矢量 $\mathbf{q} = [q_1, q_2, \dots, q_N]$ 构成的角度谱中寻找峰值位置即是所要定位的宽带信号的位置。

该算法的一个重要部分是初始 DOA 估计的选择, 它决定了聚焦矩阵的形成, 与 CSSM-TCT 不同的是, 直接选取一个与目标角度无关的任意静态角来作为 DOA 估计的初始选择, 然后离线获取聚焦矩阵。为了获得更好的精度, 本文尝试了自适应网格的想法, 即先设立一个带有潜在信号源位置的粗略网格。同时为了降低算法运算的时间, 将非均匀网格细化的方法加入进来, 规定均匀网格中峰值周围有密集网格, 而其他区域则是粗略网格。

最后, 本文从稀疏恢复的角度分析算法的复杂度, 通过聚焦操作, 建立一种新的基于稀疏表示的宽带测向超完备基, 其计算总量为 $O((K'N)^3)$, 相比于原 TCT 算法计算总量 $O(M^3 + 2N^3M^3 + N^2M^3)$ 运算量则要小得多。整个算法的流程如图 2 所示。

3 WS-TCT 算法的仿真实验

3.1 算法有效性验证

为了验证算法的有效性, 本文构建阵元数为 8 的均匀圆阵, 信噪比设定为 0 dB, 频率范围为 20~40 kHz 的远场宽带信号, 采用频率为 200 kHz, 信号的总长度为 1 024 个数据点, 快拍数为 1 024。图 3 是 WS-TCT 算法的仿真图像, 入射角度为 $(30^\circ, 50^\circ)$ 和 $(40^\circ, 80^\circ)$, 为了验证算法的有效性, 假设 $(30^\circ, 50^\circ)$ 为入射信号, 将 WS-TCT 运行 100 和 1 000 次, WS-TCT 运行 100 次的均方根误差为 0.139° 运行 1 000 次的均方根误差为 0.132° , 将波动幅度高于 0.2° 的定位结果记为定位失败, 在 1 000

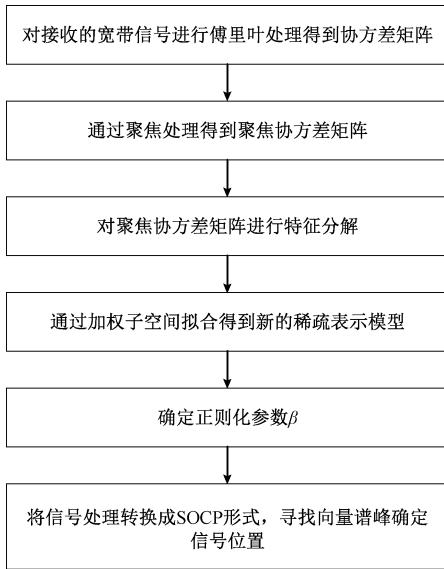


图 2 整个算法的流程

Fig. 2 The flow of the whole algorithm

次的算法运行中,算法成功率达到 95%。图 4 是 WS-TCT 算法运行 100 次的定位结果和目标结果的误差,可以明显看出只有两次定位失败,图 5 是 WS-TCT 算法定位 1 000 次的结果图,结果 WS-TCT 算法在短时间多次的定位也能表现出极好的定位结果。

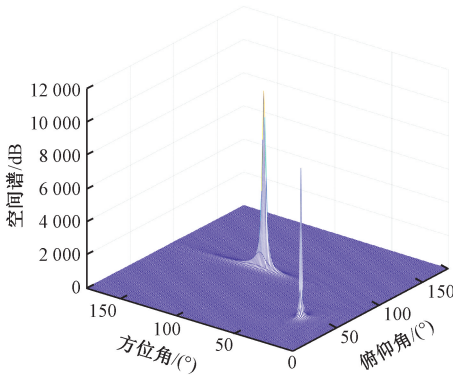


图 3 WS-TCT 算法

Fig. 3 WS-TCT algorithm

3.2 误差性能比较

通过设置一定的仿真条件,观察信噪比、快拍数,重复 50 次随机试验,比较 4 种算法^[5,8-10]的 DOA 估计结果的均方根误差。

信噪比对比:设置仿真信号的信噪比范围为 -15 ~ 10 dB,阵元数为 8,快拍数 1 024,进行 50 次的重复试验,如图 6 所示,FSS 算法在高信噪比的条件下表象良好,在信噪比小于 -5 dB 后与 RSS-SAMV 算法一样产生极大的偏移,即说明此两种算法在低信噪比的条件下估计方位

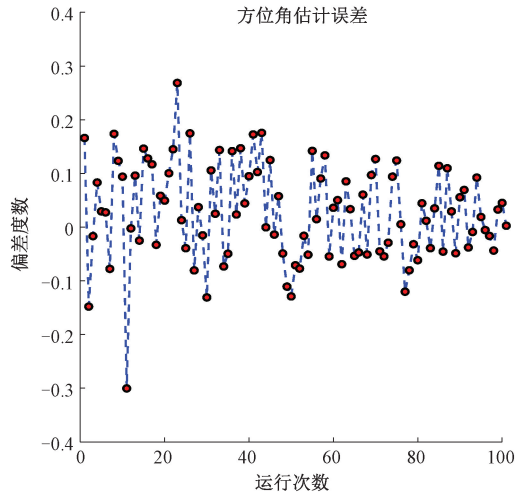


图 4 100 次测试误差角度图

Fig. 4 100 test error angle diagram

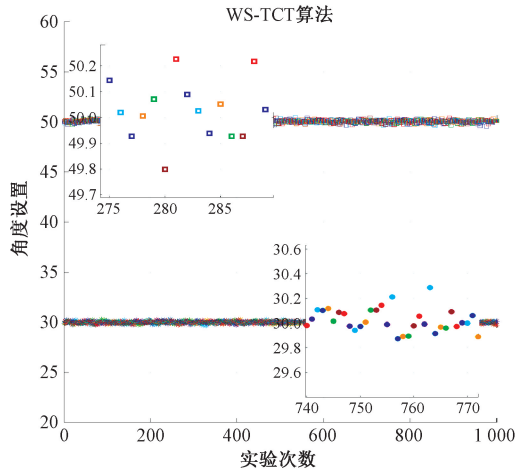


图 5 1 000 次测试结果图和局部放大图

Fig. 5 1 000 test results and local magnification

角能力有限。在 TCT 算法基础上优化的 WS-TCT 算法表现出原算法所不具备的抗强干扰能力,以及对于漏源定位的稳定性。而 WS-TCT 算与 S-MUSIC 算法的比较也表现将空间谱转换成稀疏角度谱会获得更高的精度。

快拍数对比:设置仿真信号的快拍数范围为 200 ~ 1 200,每间隔 100 个快拍数进行一次试验,阵元数为 8,信噪比为 0 dB,进行 50 次重复试验,如图 7 所示,均方根误差都呈现出降低的趋势,表明 4 种算法的性能都随着快拍数的增加而逐步提升。从图 7 中看出,WS-TCT 算法在整个快拍区间的方位角估计能力要明显优于其他 4 种算法。

3.3 计算量比较

设置两种仿真情况,分别是两个人射信号以及 3 个人射信号,通过 50 次随机重复试验。如图 8 仿真结果所

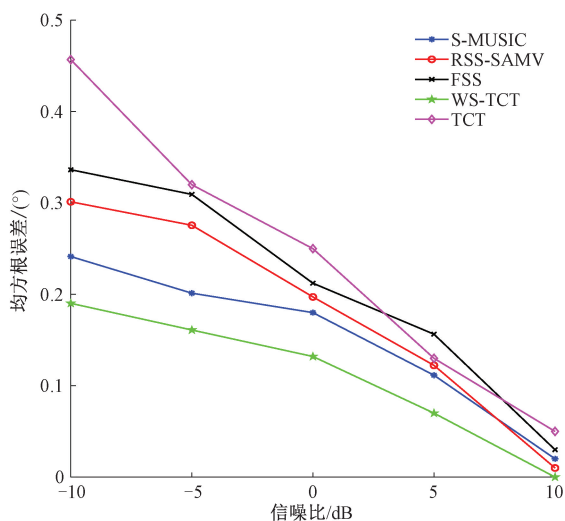


图 6 信噪比均方根误差对比
Fig. 6 RMSE comparison of SNR

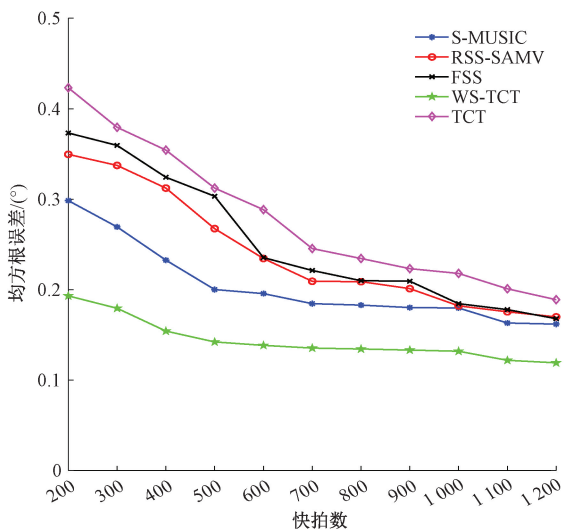


图 7 快拍数均方根误差对比
Fig. 7 RMSE comparison of snapshots

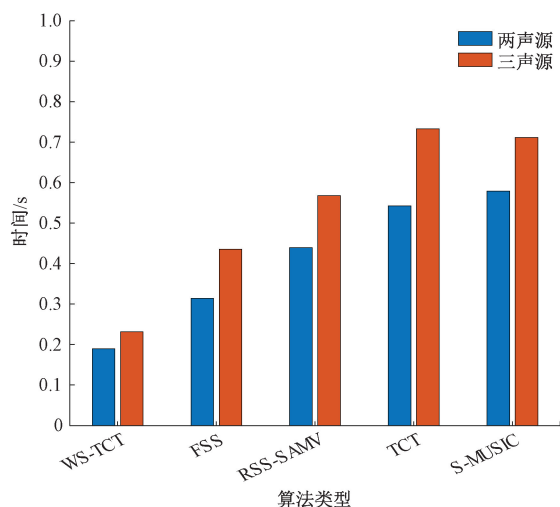


图 8 算法运行时间对比
Fig. 8 Comparison of algorithm running time

于产生气体;2 是高压气瓶,将空压机产生的高压气体存起来;3 是带有压强刻度的减压阀;4 是压力表;5 是低压气瓶,接受上游过来减压后的气体;6 是精调阀,用于模拟泄漏压力等级的精确调控;7 是设计可拆卸安装拥有不同尺寸的圆形泄漏孔,可模拟不同程度的泄漏状况;8 是 8 通道声学传感器阵列;9 是声音采集卡,声信号通过声传感器由声音采集卡输送到计算机中进行信号处理;10 是漏源定位系统,用于最终显示漏源所在位置。

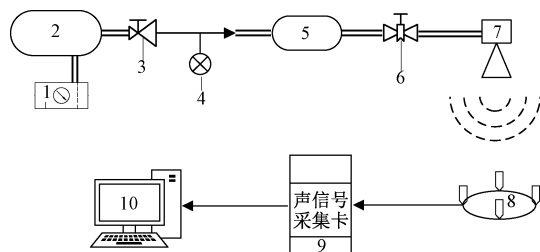


图 9 气体泄漏定位系统
Fig. 9 Gas leak location system

示,与同类算法运算的时间相比,WS-TCT 算法的运算时间最短。

4 实验验证

4.1 实验环境搭建

本节验证 WS-TCT 算法对漏源定位的准确性,在实验环境中用气瓶结合气嘴放出气体来模拟气体泄漏,将搭建的均匀圆阵传感器阵列置于气瓶出气口前方 2 m 处,模拟气体泄漏时,传感器阵列将声信号采集,经过算法定位,在上位机显示出漏源的具体位置。整个定位流程如图 9 所示。图中 1 是一台 13 kW 的空气压缩机,用

4.2 实验测试

在实验室环境下,将漏源固定在 $(88.2^\circ, 89.3^\circ)$,图 10 是经过 WS-TCT 算法定位在上位机界面显示的漏源的位置,由圆圈标出,系统得出漏源的位置是 $(87.8^\circ, 87.5^\circ)$ 。表 1 表示了多次定位的结果以及误差,方位角的误差在 1° 左右,在方位角角度范围边缘的误差会增加到 1.5° 左右;俯仰角的误差在 1.5° 左右,在俯仰角角度范围边缘的误差会增加到 2.5° 左右。在实际测试中为了防止对于区域边缘角度的测试误差较大的情况,设计传感器阵列是可动旋转的,当 WS-TCT 算法对泄漏信号进行追踪时,显示位置过于偏,传感器阵列会适当往定位地

点偏转。在多次试验及误差统计过后,通过定位系统测量结果得知,WS-TCT 算法可以短时间内有效的定位气

体泄漏位置,且在定位过程中对于泄漏位置的描述很稳定,不会出现大幅度误差的情况。

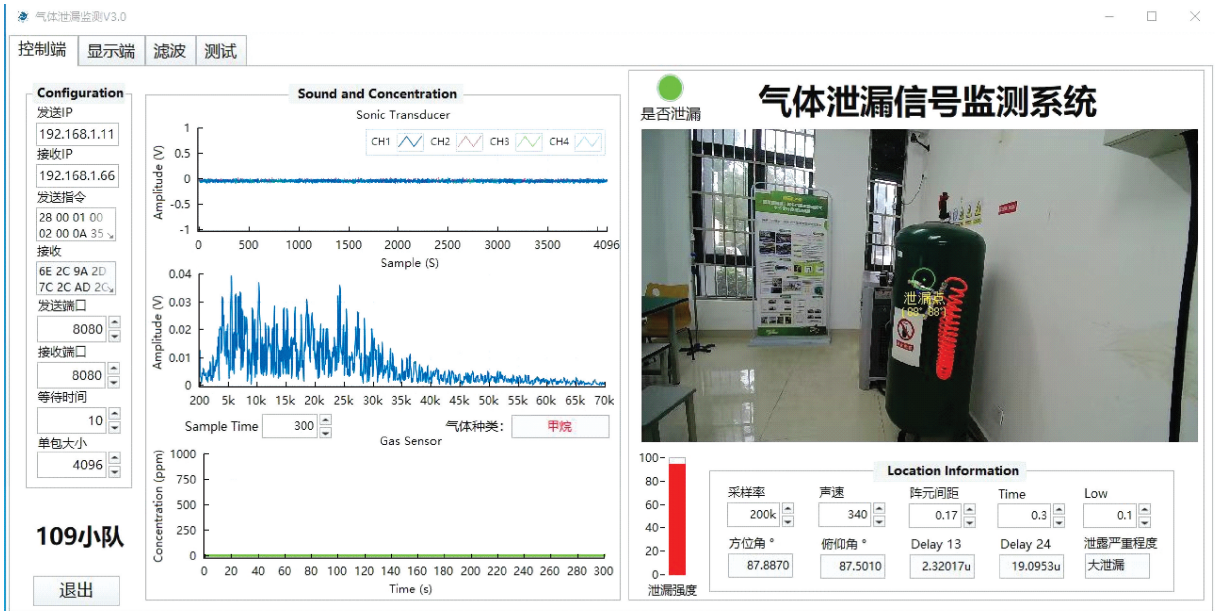


图 10 系统上位机界面现实的定位结果

Fig. 10 Realistic positioning results of the system host computer interface

表 1 各角度定位结果

Table 1 Positioning results at each angle

漏源位置	测量结果	误差
(20.7°, 60.1°)	(22.5°, 58.7°)	(1.8°, 1.4°)
(80.4°, 92.6°)	(79.2°, 90.8°)	(0.8°, 1.6°)
(100.5°, 86.7°)	(101.1°, 88.2°)	(0.6°, 1.5°)
(120.4°, 100.5°)	(122.7°, 101.5°)	(1.7°, 1°)
(170.5°, 150.5°)	(167.8°, 153.1°)	(2.7°, 2.6°)

5 结论

本文针对现有宽带 DOA 算法对宽带信号定位精度差和确定位置耗时较长的问题,将 WSF 引入稀疏信号表示中,建立新的稀疏模型(W-SpSF),利用其有效的降维能力大大降低了 TCT 算法运算的复杂度以及 WS-TCT 算法具有较强的抗干扰能力,使得在定位过程中更加稳定。同时提出自适应网格以任意静态角来代替精准预估角解决精度受限的问题。根据仿真与实际系统平台测试,证明了 WS-TCT 算法具有良好的气体泄漏定位能力,可以用于复杂工况下强干扰的气体泄漏定位。

参考文献

[1] DAKULAGI V. Robust modified multiple signal classification algorithm for direction of arrival estimation [J]. Wireless Personal Communications, 2020, 115(3) : 2535-2550.

[2] XU Y, LIU Z. Closed-form multiple invariance ESPRIT [J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2007, 18(1) : 47-54.

[3] 庞炜涵,张卫民,陈国龙,等. 压力容器微泄漏点的非接触超声定位检测研究 [J]. 仪表技术与传感器, 2016(2) : 63-65.

PANG W H, ZHANG W M, CHEN G L, et al. Tiny leak localization in pressure vessel by non-contacting ultrasonic method [J]. Instrumentation Technology and Sensors, 2016(2) : 63-65.

[4] 包亮. 宽带相干信号 DOA 估计算法及 FPGA 实现研究 [D]. 西安:西安电子科技大学, 2020.

NIE L. Research on wideband coherent signal DOA estimation algorithm and FPGA implementation [D]. Xi'an: Xidian University, 2020.

[5] HAYASHI H, OHTSUKI T. Low computational complexity direction-of-arrival estimation of wideband signal sources based on squared TOPS [J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2017, 100(1) : 219-226.

[6] REN X, FENG H. The fast algorithm for two-sided correlation transformation based on propagator method [C]. 2016 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). IEEE, 2016: 1-4.

- [7] FENG D, BAO M, YE Z. A novel wideband DOA estimator based on Khatri - Rao subspace approach[J]. *Signal Processing*, 2011, 91(10): 2415-2419.
- [8] YOON Y S, KAPLAN L M, MCCLELLAN J H. TOPS: New DOA estimator for wideband signals [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(6): 1977-1989.
- [9] LIU C, ZAKHAROV Y V, CHEN T. Broadband underwater localization of multiple sources using basis pursuit de-noising [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 60(4): 1708-1717.
- [10] TANG Z, BLACQUIERE G, LEUS G. Aliasing-free wideband beamforming using sparse signal representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(7): 3464-3469.
- [11] ZHANG J, HU N, BAO M, et al. Wideband DOA estimation based on block FOCUSS with limited samples[C]. 2013 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing. IEEE, 2013: 634-637.
- [12] LIU Z M, HUANG Z T, ZHOU Y Y. An efficient maximum likelihood method for direction-of-arrival estimation via sparse bayesian learning [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(10): 1-11.
- [13] 黎昕婷, 钟舜聪, 钟剑锋. 基于改进 MUSIC 算法的宽带信号 DOA 估计 [J]. *计算机工程*, 2022, 48(11): 201-206.
- LI X T, ZHONG SH C, ZHONG J F. DOA estimation of wideband signal based on improved MUSIC [J]. *Computer Engineering*, 2022, 48(11): 201-206.
- [14] MA F, ZHANG X. Wideband DOA estimation based on focusing signal subspace [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2019, 13(4): 675-682.
- [15] 张翔宇, 孙俊, 曹欣荣, 等. 基于稀疏近似最小方差的宽带 DOA 估计算法 [J]. *现代雷达*, 2018, 40(1): 30-35, 42.
- ZHANG X Y, SUN J, CAO X R, et al. The wideband DOA estimation algorithm based on sparse approximate minimum variance [J]. *Journal of Modern Radar*, 2018, 40(1): 30-35, 42.
- [16] 李蜀丰, 徐永绍, 刘秉政, 等. 基于改进 MUSIC 的声源定位方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(8): 212-219.
- LI SH F, XU Y SH, LIU B ZH, et al. Sound source locational method based on improved MUSIC [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(8): 212-219.
- [17] 强晓微. 大规模 MIMO 系统的低复杂度宽带信号 DOA 估计算法研究 [D]. 呼和浩特: 内蒙古大学, 2021.
- QIANG X W. A research on doa estimation algorithm of low complexity wideband signal in massive mimo system [D]. Hohhot: Inner Mongolia University, 2021.
- [18] VALAEE S, KABAL P. Wideband array processing using a two-sided correlation transformation [J]. *IEEE Transactions on Signal processing*, 1995, 43(1): 160-172.
- [19] HUNG H, KAVEH M. Focusing matrices for coherent signal-subspace processing [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1988, 36(8): 1272-1281.
- [20] VIBERG M, OTTERSTEN B, KAILATH T. Detection and estimation in sensor arrays using weighted subspace fitting [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(11): 2436-2449.

作者简介



刘轩宇, 2020 年于华北科技学院电子信息工程学院获得学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为信号处理。

E-mail: 992716338@qq.com

Liu Xuanyu, received his B. Sc. degree from the School of Electronic and Information Engineering, North China Institute of Science and Technology in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interest includes signal processing.



李鹏(通信作者), 1990 年于南京理工大学获得学士学位, 2003 年于中国矿业大学获得硕士学位, 2008 年于西安交通大学获得博士学位, 现南京信息工程大学副教授, 主要研究方向为超声检测与成像技术、信号与信息处理、气象要素检测方法和仪器

装备。

E-mail: lipengdcy@nuist.edu.cn

Li Peng (Corresponding author), received B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 1990, M. Sc. from China University of Mining and Technology in 2003 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2008, respectively. Now he is an associate professor at Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interests include ultrasonic detection and imaging, signal and information processing, and meteorological element measurement methods and instruments.