

文章编号 1004-924X(2018)03-0715-08

声矢量阵列波达方向估计的四元数空间稀疏分解

赵 洋*, 李新波, 石要武

(吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130022)

摘要:针对稀疏分解(sparse decomposition)类算法在恢复矢量阵列信号时收敛速度慢的问题,本文将稀疏分解理论推广到四元数空间,提出了一种声矢量阵列波达方向估计的四元数正交匹配追踪算法。首先,建立声矢量阵列的四元数模型,然后将方向矢量矩阵在四元数空间展开作为冗余字典,最后利用正交匹配追踪算法恢复原始信号得到目标方位信息。实验结果表明:在四元数空间建立的冗余字典强化了声矢量传感器各输出分量间正交性,与长矢量模型即在复数域的冗余字典相比恢复性能更好。具体表现为:冗余字典原子长度降为长矢量方法的 1/3,并有效去除长矢量方法在 DOA 估计角度真值附近 1° 范围内的偏差。仿真结果验证了算法的有效性。

关键词:声矢量阵列;稀疏分解;四元数;参数估计

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20182603.0715

Quaternion sparse decomposition algorithm for DOA estimation with acoustic vector sensor array

ZHAO Yang*, LI Xin-bo, SHI Yao-wu

(School of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China)

* Corresponding author, E-mail: zhaoyang_yes@163.com

Abstract: This work extended sparse decomposition (SD) into quaternion space in order to find a better sparse representation for acoustic vector array (AVA). A novel sparse decomposition algorithm based on the well-known orthogonal matching pursuit (OMP) for quaternionic signals was proposed and it was used to solve the question of direction of arrival (DOA) estimation of AVA in small snapshot number, coherent signal source and low signal noise ratio (SNR) case. Compare with the complex field SD algorithm, The results illustrate that the atomic length of the over-complete dictionary is reduced to one-third of that from the long vector model, while errors in DOA estimation are effectively eliminated using the long vector method when the true angles of DOA estimation lie within 1° . Simulation results verify the validity of this algorithm.

Key words: acoustic vector array; sparse decomposition; quaternion; parameters estimation

收稿日期:2017-12-11;修订日期:2018-01-30.

基金项目:吉林省自然科学基金资助项目(No. 20170101207JC);中国博士后基金资助项目(No. 2015M570270);国家重点基础研究发展规划资助项目(No. 51475196, No. 61571462)

1 引言

声矢量传感器可以同步共点地提取声场的声压和声速信息^[1],在相同的阵列结构下,声矢量阵列较声标量阵具有更高的探测稳健性和空间分辨力^[2-4]。目前,声传感技术在民用、军用工程中得到广泛应用,使得声矢量传感器理论日益成为研究热点^[5-9]。经典的波达方向估计算法主要包括高分辨 MUSIC(MULTIPLY Signal Classification)类算法和 ESPRIT(Estimating Signal Parametres Viarotational Invariance Technigues)类算法。这两种算法优点是均具有良好的角度分辨能力;缺点是均需预先准确估计信源数量,否则将无法正确划分子空间,进而导致算法性能急剧下降,而在低信噪比小快拍数情况下,对协方差矩阵估计的失真也会直接导致算法失效。为提高极端环境下高分辨 DOA(Direction of Arrival)估计的稳健性,Maliotov^[10-11]等将由 Mallet 和 Zhang^[12]提出的稀疏分解理论引入 DOA 估计中。该理论利用信号源 DOA 角度在角度空间中具有的稀疏性,通过对 L0 范数的拟合优化得到 DOA 的有效估计。付金山^[13]将稀疏分解理论运用到声矢量阵列信号处理中,通过 OMP 算法对观测信号进行重构取得了较好效果。

四元数的结构决定其在矢量信号描述方面具有先天优势,在彩色图像处理^[14-15]、阵列信号处理^[16]方向均有广泛应用。文献[17]构建了电磁矢量传感器阵列的四元数模型,实现了 DOA 方向和极化角度的联合估计,分析了四元数 MUSIC 算法较长矢量 MUSIC 算法在计算量方面显现的优势。文献[18]在四元数空间将噪声子空间依照最小范数准则构成新的噪声矢量,简化了谱峰搜索公式的同时也减小了算法的计算量。但是现有的四元数理论应用主要集中在 MUSIC 类算法上。

OMP(Orthogonal Matching Pursuit)算法由 MP(Matching Pursuit)算法发展而来,它们作为贪婪迭代算法都是从原子库中选择与信号最匹配的原子来逼近原信号,从原信号中减去所选原子在原信号的投影部分构成残差信号,然后在残差信号重复前面过程,直到满足某种终止条件。不同的是 MP 算法每次迭代从残差中减去的仅仅是本次迭代选定的原子对应的空间,而 OMP 则是对以往每次迭代选定的原子集合对应的空间进

行整体剔除。其实质是 OMP 算法保证了每次从残差空间中所剔除空间之间的正交特性,所具备的优势是更快的收敛性,更高的稳定性。为了强化冗余字典各个向量间的正交性,本文将四元数理论与稀疏分解理论相结合,提出一种四元数域的 OMP 方法。新算法在冗余字典原子长度削减为原来的 1/3 的同时,大幅提高算法在低信噪比时 DOA 估计的稳定性,大幅降低算法的迭代次数,有效提高算法的 DOA 估计性能。

2 声矢量传感阵列的四元数模型

2.1 四元数简介

四元数是一种由复数扩维而成的四维超复数,1843 年由 Hamilton 首次提出。其定义为:

$$q = a + bi + cj + dk, \quad (1)$$

并满足:

$$ij = -ji = k; ki = -ik = j, \quad (2)$$

$$jk = -kj = i; i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1, \quad (3)$$

而把式(2)带入式(1)又可以得到四元数的复数表达形式:

$$q = \alpha + i\beta = a + ib + (c + id)j. \quad (4)$$

四元数全体称为四元数集,记为 Q。

2.2 声矢量传感器阵列的四元数模型

声矢量传感器由测量质点声压 P 的声压传感器和同步共点测量 X 轴、Y 轴方向质点振速 V_x, V_y 的声速传感器复合而成。不失一般性考虑二维声矢量传感器模型,则声压振速三通道模型可以表示为:

$$\begin{cases} P = s(t) + n_p \\ V_x = \frac{1}{Z}s(t)\cos(\theta) + n_{vx} \\ V_y = \frac{1}{Z}s(t)\sin(\theta) + n_{vy} \end{cases}, \quad (5)$$

其中: $Z = \rho c$ 表示平面波波阻抗为实数, ρ 表示介质密度, c 表示声音在该介质中的传播速度。 n_p 为声压传感器输出的噪声, n_{vx}, n_{vy} 分别对应 X, Y 方向质点振速传感器输出的噪声,它们是互相独立的高斯白噪声。设二维同性噪声场中有 K 个远场窄带声源信号以入射角 $\theta_k \in (0, 2\pi)$, $k = 1, 2, \dots, K$ 入射到由 M ($M > K$) 个阵元以任意几何形状构成的矢量阵列上。以阵列端阵元为参考阵元,则阵列中第 m 个阵元的接收信号可以表

示为:

$$\mathbf{Y}_m(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}_m(\theta_k) \otimes \mathbf{u}(\theta_k) s_k(t) + n_m(t). \quad (6)$$

整个阵列输出可表示为以下矩阵形式:

$$\mathbf{Y}_v(t) = \mathbf{A}_v \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}_v(t), \quad (7)$$

上式中:

$$\mathbf{A}_v = [\mathbf{a}(\theta_1) \otimes \mathbf{u}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2) \otimes \mathbf{u}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_K) \otimes \mathbf{u}(\theta_K)], \quad (8)$$

式(8)为复数模型的导向矢量矩阵。下标 v 表示复数域的长矢量结构,用以和下面的四元数结构加以区分。

$$\mathbf{a}(\theta_k) = (1, \exp(-j\Theta_m^k), \dots, \exp(-j\Theta_M^k))^T, \quad (9)$$

$$\mathbf{u}(\theta_k) = [1, \cos \theta_k, \sin \theta_k], \quad (10)$$

$$\Theta_m^k = \frac{2\pi}{\lambda} r_m, \quad (11)$$

$$\mathbf{r}_m = x_m \cos \theta_k + y_m \sin \theta_k, \quad (12)$$

其中: Θ_m^k 表示第 k 个声源在第 m 阵元相对于参考元的波程差, \mathbf{r}_m 表示该阵元相对参考阵元的空间位置矢量。 $\mathbf{a}(\theta_k)$ 表示第 k 个信源在该阵列上的阵列流形矢量, $\mathbf{u}(\theta_k)$ 为第 k 个信源的方向矢量。

若按照式(1)将式(12)中 \mathbf{r}_m 写成四元数形式然后代入式(11),可写为:

$$\Theta_{qm}^k = \frac{2\pi}{\lambda} (ix_m \cos \theta_k + jy_m \sin \theta_k). \quad (13)$$

对 $\mathbf{u}(\theta_k)$ 进行类似处理可写为:

$$\mathbf{u}_q(\theta_k) = [1 + i \cos \theta_k + j \sin \theta_k]. \quad (14)$$

将式(13)、(14)代入式(8)可以得到声矢量传感器阵列的四元数导向矢量矩阵。

$$\mathbf{A}_q = [\mathbf{a}(\theta_1) \cdot \mathbf{u}_q(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2) \cdot \mathbf{u}_q(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_K) \cdot \mathbf{u}_q(\theta_K)] \quad (15)$$

由此得到声矢量阵的四元数模型:

$$\mathbf{X}_q(t) = \mathbf{A}_q \mathbf{s}_q(t) + \mathbf{N}_q(t), \quad (16)$$

其中: $\mathbf{N}_q(n)$ 为阵列输出的四元数噪声矩阵,各分量为独立同分布的高斯白噪声,且入射声源信号与噪声之间相互独立。对比式(7)和式(16)有, $\mathbf{A}_v \in \mathbb{C}^{M \times K}$, $\mathbf{A}_q \in \mathbb{Q}^{M \times K}$ 。

3 四元数空间稀疏重构算法设计

3.1 构造过完备原子库

稀疏分解理论用过完备原子库代替信号分解

的基函数。过完备原子库又称为冗余字典由多个原子构成,各原子之间无须满足类似基函数的正交性。故可以设计更加符合被逼近信号的结构,用过完备原子库从而用最少的原子准确表示信号特征,得到的结果称为原始信号的一个稀疏表示,求解过程被称为稀疏分解。

考虑水声环境中均匀直线半波长间距的矢量水听器阵列,其余条件如 2.2 节所述。将声源空间完全离散化分为 N 个可能存在目标声源的空间区域中 $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\} \in [0, 2\pi]$,分辨率为 kk , $kk > 0$,此时该空间中所包含的真实声源只有 K 个,且 $N \gg K$,从而保证了声源的稀疏性。在声源空间中的所有信号 S 都可以由这 N 个离散角度向量线性表示。利用上述原理将含有声源角度信息的阵列流形扩展成过完备字典的形式,则 DOA 问题就转换成在存在噪声 n 的环境中,已知 x 的一个稀疏表示,即阵列输出数据 \mathbf{Y} ,通过冗余字典 \mathbf{A} ,重构稀疏信号 x 的过程。其中 $x \in \mathbb{R}^{N \times L}$, L 是快拍数,则信号 x 的显著非零行位置就对应空间真实声源的角度信息。

应用上述思想,将式(8)和式(15)的导向矢量矩阵分别在复数和四元数空间分别作离散化处理得:

$$\mathbf{Y}_v = \mathbf{A}_{vN} \mathbf{x}_v + \mathbf{n}_v, \quad (16)$$

$$\mathbf{Y}_q = \mathbf{A}_{qN} \mathbf{x}_q + \mathbf{n}_q, \quad (17)$$

其中:

$$\mathbf{A}_{vN} = [\mathbf{a}(\theta_1) \otimes \mathbf{u}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2) \otimes \mathbf{u}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_N) \otimes \mathbf{u}(\theta_N)], \quad (18)$$

$$\mathbf{A}_{qN} = [\mathbf{a}(\theta_1) \cdot \mathbf{u}_q(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2) \cdot \mathbf{u}_q(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_N) \cdot \mathbf{u}_q(\theta_N)], \quad (19)$$

其中: $\mathbf{A}_{vN} \in \mathbb{C}^{6M \times N}$, $\mathbf{A}_{qN} \in \mathbb{Q}^{6M \times N}$,将它们逐列进行单位化后分别作为声源空间中矢量水听器阵列的复数域和四元数域的过完备原子库。 $\mathbf{Y}_q \in \mathbb{Q}^{M \times L}$ 为四元数阵列输出, $\mathbf{Y}_v \in \mathbb{C}^{6M \times L}$ 为与之对比的复数长矢量阵列输出。

3.2 算法实现

3.1 节中的模型式(16)与式(17)都是欠定方程,求解它们的实质是求解优化问题:

$$\min \|\mathbf{x}_v\|_0 \text{ s. t. } \|\mathbf{Y}_v - \mathbf{A}_{vN} \mathbf{x}_v\|_2 < \epsilon, \quad (20)$$

$$\min \|\mathbf{x}_q\|_0 \text{ s. t. } \|\mathbf{Y}_q - \mathbf{A}_{qN} \mathbf{x}_q\|_2 < \epsilon. \quad (21)$$

求解式(20)和式(21)问题的常用方法主要有

匹配追踪算法(Matching Pursuit, MP)和基追踪算法(Basis Pursuit, BP)。本文使用的正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法在 MP 算法基础上进行一步正交化处理,使得重构质量更好,收敛更快。

将式(20)和式(21)中 $\mathbf{X}_q, \mathbf{X}_q$ 矩阵抽象为 $N \times L$ 维稀疏向量矩阵 $\mathbf{Z} = [z_0, z_1, \dots, z_{N-1}]^T$, 其中 L 为快拍数,基于四元数域的稀疏分解 DOA 估计模型为:

$$\mathbf{X}_q = \Psi_q \mathbf{Z} + \mathbf{N}_q. \quad (22)$$

采用 qOMP 算法对 \mathbf{Z} 进行重建,得到估计值 $\hat{\mathbf{Z}}, \hat{\mathbf{Z}}$ 中非零值所在位置包含了被估计的 DOA 角度信息,方位谱为:

$$P_i = \sum_{t=1}^L \|\mathbf{z}_i(t)\|^2, i = 0, 1, \dots, N. \quad (23)$$

qOMP 算法在求投影矩阵时用到四元数投影的定义。

设两四元数 $q_1 = a_1 + b_1 i + c_1 j + d_1 k, q_2 = a_2 + b_2 i + c_2 j + d_2 k$ 。定义它们的内积为 $\langle q_1, q_2 \rangle$, $q_2 \geq a_1 a_2 + b_1 b_2 + c_1 c_2 + d_1 d_2$, 进一步定义它们之间的夹角为:

$$\cos \theta = \frac{\langle q_1, q_2 \rangle}{\|q_1\| \|q_2\|}. \quad (24)$$

设 \mathbf{v} 为 q_2 方向上的单位向量,则四元数 q_1 到 q_2 上的投影可以表示为:

$$\mathbf{r} = \|q_1\| \cos \theta \mathbf{v} = \frac{\langle q_1, q_2 \rangle}{\|q_2\|} \mathbf{v}. \quad (25)$$

还要分析一下算法的停止条件,由于噪声的存在,OMP 类算法必须设置停止条件。无噪声时,由(22)式重构出的 $\hat{\mathbf{Z}}$ 中只有 K 个非零值,即 $\|\hat{\mathbf{Z}}\|_0 = K$ 。而当有噪声存在并且信噪比较低时 $\|\hat{\mathbf{Z}}\|_0 > K$, 因为 OMP 方法求得的不是全局极值点,所以会有伪峰影响。当信源数目已知(可以用信源估计的方法估计信源数)时,也就确定稀疏度为 K , 设置迭代次数为 K , 可以得到准确结果。当信源数未知时通过设定重构精度达到某一标准作为停止条件。算法每迭代一次,求出一个峰值角度,然后从残差信号中剔除该角度对应方向矢量的投影,残差能量减小。设残差信号 \mathbf{E} 的能量的对数为 $10 \times \log(\text{norm}(\mathbf{E}))$, 其初值设定为测量信号能量对数即 $10 \times \log(\text{norm}(\mathbf{X}_q))$, 满足 $10 \times \log(\frac{\text{norm}(\mathbf{E})}{\text{norm}(\mathbf{X}_q)}) < \epsilon$ 时, ($\epsilon < 0$), 停止迭

代。 ϵ 可根据重构精度要求设定。同时为防止迭代次数过多,还应设置最大迭代次数 $Maxiter$ 用于强制跳出循环。

4 数值仿真试验分析

实验 1 qOMP 算法和 OMP 算法进行相干多声源 DOA 估计的对比实验。考虑各向同性噪声场中,远场等功率相干窄带双目标声源信号入射到 10 元声矢量传感器以均匀线阵排布而成的阵列上,入射角度分别为 85° 和 115° , 对应频率分别是 1 KHz 和 2 KHz,快拍数 10, 输入信噪比 -5 时。假设信元数未知时,根据经验设置 $\epsilon = -20$, $Maxiter = 30$ 。图 1 给出本文算法(以下简称为 qOMP)与文献[13]所提算法(以下简称为 OMP)对双目标信源的一次估计。

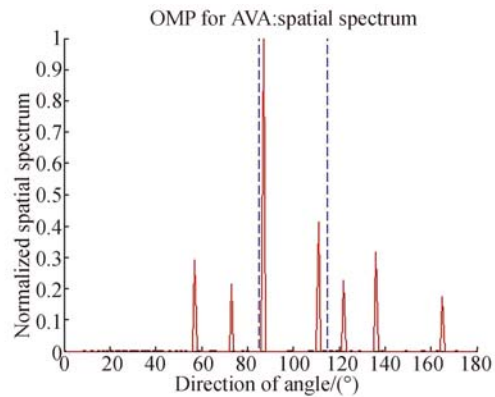


图 1 OMP 算法一次估计

Fig. 1 Estimation of DOA by OMP

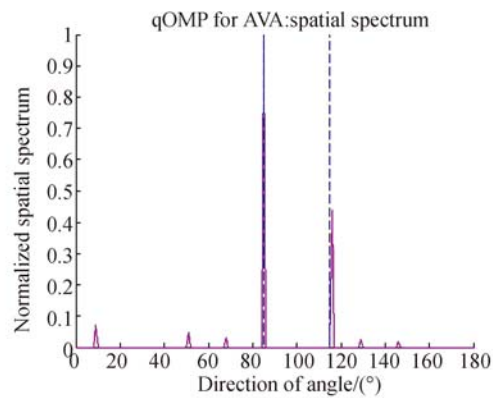


图 2 qOMP 算法一次估计实验

Fig. 2 Estimation of DOA by qOMP

图 1、图 2(彩图见期刊电子版)中蓝色虚线标注真实信源角度值,从图中可以看出 OMP(红色)和 qOMP(粉色)均能对相干信元进行可靠估计,这是由于稀疏分解类算法是将阵列输出信号分解到各方向向量张成空间后考察其能量分布,而没有利用信号子空间信息,所以该类算法对信号的相关性不敏感,这也是稀疏分解类算法的优势之一。对比图 1 和图 2 可以看出当信噪比较低时,本文所提算法对噪声抑制能力更好,表现为算法收敛加速,伪峰能量更低。

实验 2 两种算法在不同信噪比条件下 DOA 估计性能实验。图 3 给出了不同信噪比时两种算法的 DOA 估计性能,每个信噪比下进行 100 次蒙特卡洛试验。该试验用以考察两种算法在不同信噪比下的均方根偏差(Root Mean Square Error, RMSE)、成功概率(Success Probability, SP)和达到设定精度算法的迭代次数,求 RMSE 和 SP 时需假定信源数目已知。

定义 N 次蒙特卡洛试验中信源估计的 RMSE 为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\bar{\theta}_{ij} - \theta_i)^2}, (i = 1, 2), \quad (26)$$

其中: $\bar{\theta}_{ij}$ 表示第 i 个信号源在第 j 次试验的估计值, θ_i 表示第 i 个信源的真值。如果第 j 次试验估计出的 $\bar{\theta}_{ij}$ 满足:

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 |\bar{\theta}_{ij} - \theta_i| < 1, \quad (27)$$

则认第 j 次试验估计成功,SP 定义为成功次数占总试验次数的百分比。

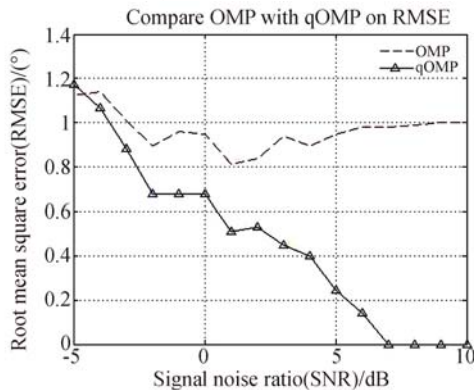


图 3 DOA 估计性能对比实验
Fig. 3 RMSE of DOA versus SNR

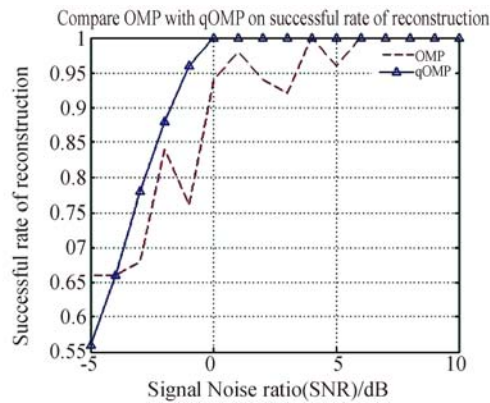


图 4 DOA 估计成功率对比实验
Fig. 4 Successful rate of DOA versus SNR

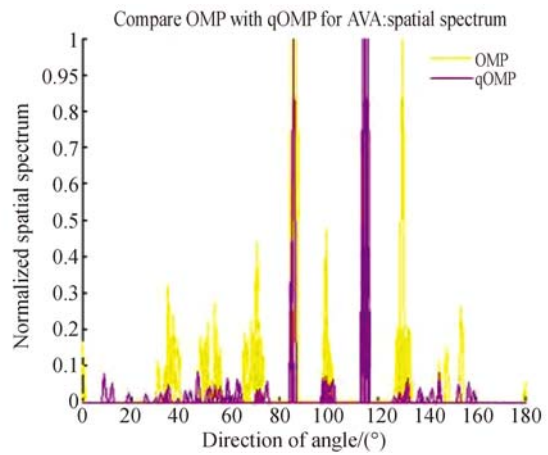


图 5 10 次估计实验
Fig. 5 Ten times of DOA estimation

从图 3 中可以看到随着信噪比的提高,OMP 算法在快拍数较小时估计信源角度会在真值附近发生抖动,而本文所提算法可以使 RMSE 持续减小到零。从图 4 中可以看到两种算法的成功率随着信噪比的提高趋近于 1,由于本文所提算法构造的冗余字典原子的长度较短,在低信噪比时处于劣势,但是该算法 SP 曲线上升斜率较大,且在稳定性方面优势明显。图 5 给出本文算法与 OMP 算法在信噪比为 -5 时对双目标信源的 10 次估计,更直观地体现了新算法的稳定性。

实验 3 两种算法的迭代次数对比实验。考虑非相干且信源数已知情况。此时,可以对观测数据 Y_v 和 Y_q 先行进行如文献[19]中的 SVD 处理,使信号能量聚集程度提高,可以有效抑制噪声影响并减少计算量。图 6 给出经过 SVD 处理后设置最大迭代次数为 2 时两种算法的 RMSE,可以

看出经过 SVD 处理后两种算法性能均有较大提升且精度类似。

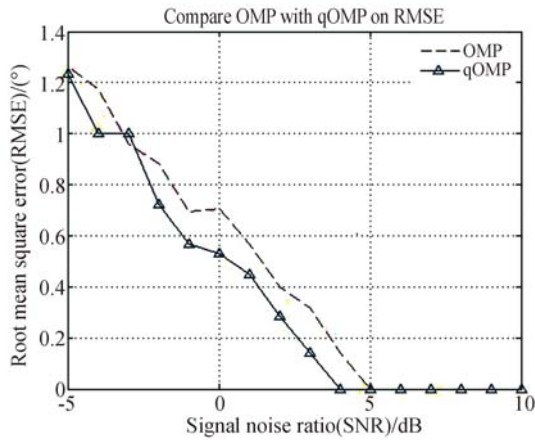


图 6 DOA 估计性能对比实验
Fig. 6 RMSE of DOA versus SNR

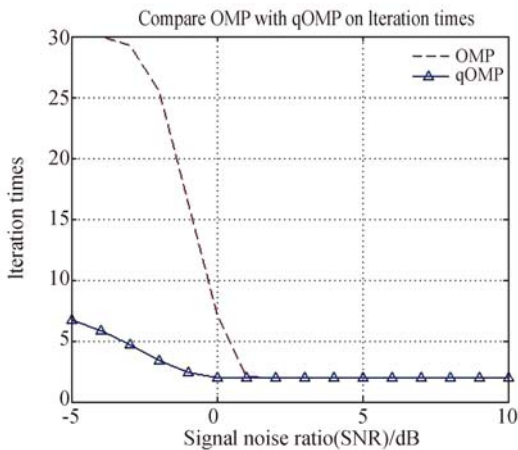


图 7 迭代次数对比
Fig. 7 Iteration times versus SNR

若设置停止条件为 $\epsilon = -20$, $Maxiter = 30$, 图 7 表明随着信噪比的提高, 两种算法的迭代次数都稳定在 2 次, 即信源个数。在低信噪比时本文所提算法相比于 OMP 算法达到设定精度所需的迭代次数更少。更为极端的情况, 设置信噪比为 -5 时, 图 8 表明两种算法残差与原始信号的能量比随着迭代次数增加的变化情况。可以看到 qOMP 算法经过 7 次迭代穿越 $\epsilon = -20$ 达到停止条件, 而 OMP 算法受噪声影响收敛缓慢, 在所设置的最大迭代次数以内始终无法满足要求精度。

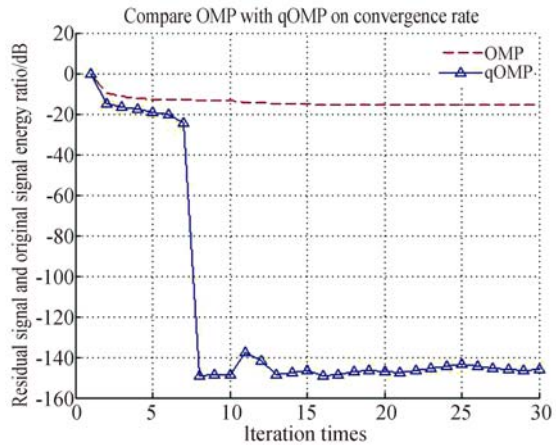


图 8 能量比对比实验
Fig. 8 Energy ratio versus iteration times

5 结 论

分析并建立了声矢量传感器阵列的四元数 DOA 估计模型, 进而建立了相应的四元数结构冗余字典, 又将稀疏重构算法中最为经典的 OMP 算法推广到四元数空间用于该模型的 DOA 估计。与长矢量 OMP 算法相比, 由于本文在四元数域建立的冗余字典, 利用了声矢量传感器各输出分量之间存在正交性的先验知识, 算法对噪声的抑制能力更强。仿真实验结果表明:

(1) 与传统子空间类算法相比, 稀疏分解类算法所需的快拍数更少, 且性能良好, 适用于对实时性要求高的运动目标 DOA 估计问题, 并且无需处理可直接用于估计相干信源。

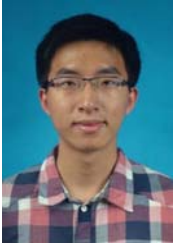
(2) 当快拍数较小, 信噪比较低时, qOMP 算法在 DOA 估计的稳定性方面明显优于 OMP 算法, 这是由于 qOMP 方法屏蔽了空间中各噪声分量间不具备正交性的噪声的影响, 使其对各项同性噪声的抑制能力加强。而在信噪比较高时两种算法均能稳健的估计出 DOA 信息。

(3) 当快拍数较小, 信噪比较低时, qOMP 算法相比于 OMP 算法的重构精度更高, 收敛速度更快。这是由于基于四元数域构造的冗余字典更加贴近声矢量传感器阵列的数据结构特征, 从而可以获得更为稀疏的表示, 重构精度也相应提高。

参考文献:

- [1] 杨德森,洪连进. 矢量水听器原理及应用引论[M]. 北京:科学出版社,2009:45-47.
YANG D S, HONG L J. *Theory and Application of vector Hydrophone Array*[M]. Beijing: Science Press, 2009:45-47. (in Chinese)
- [2] 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.
- [3] WONG K T, ZOLTOWSKI M D. Root-MUSIC based azimuth-elevation angle of arrival estimation with uniformly spaced but arbitrarily oriented velocity hydrophones[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999,47(12):3250-3260.
- [4] 孙贵青,李启虎. 声矢量传感器研究进展[J]. 声学学报,2004,29(6):481-490.
SUN G Q, Li Q H. Research progress on acoustic vector sensor[J]. *Journal of acoustics*, 2004, 29(6):481-490. (in Chinese)
- [5] NEHORAI A, PALDI E. Acoustic vector-sensor array processing[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1994,42(9):2481-2491.
- [6] RAHAMIM D, TABRIKIAN J, SHAVIT R. Source localization using vector sensor array in a multipath environment[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2004,52(11):3096-3103.
- [7] LAI H, BELL K, COX H. DOA estimation using vector sensor arrays[C]. Forty-Second Asilomar Conference on Signals, Systems&Computers. California: Pacific Grove,2008:293-297.
- [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 Article ID 850265:1-13.
- [9] PALANISAMY P, KALYANASUNDARAM N, SWETHA P M. Two-dimensional DOA estimation of coherent signals using acoustic vector sensor array[J]. *Signal Processing*, 2011,92(1):1-10.
- [10] MALIOUTOV D M. *Approximate Interence in Gaussian Graphical Models* [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2003.
- [11] MALIOUTOV D M, CETIN M, WILLSKY A S. Homotopy continuation for sparse signal representation [C]. 2005 *IEEE Trans. on SP*, 2005:533010.
- [12] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1993, 41(12):3397-3415.
- [13] 付金山. 基于稀疏分解理论的声矢量阵信号处理[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学.
FU J SH. *Acoustic Vector-Sensor Array Processing Based on Sparse Decomposition Theory*[D]. Harbin: Harbin Engineering University. (in Chinese)
- [14] 朱明,孙继刚,梁伟,等. 四元数曲波变换多源多聚焦彩色图像融合[J]. 光学精密工程, 2013, 21(10):2671-2678.
ZHU M, SUN J G, LIANG W, et al.. Multiple multifocus color image fusion using quaternion curvelettransform[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10):2671-2678. (in Chinese)
- [15] 逢浩辰,朱明,郭立强. 彩色图像融合客观评价指标[J]. 光学精密工程, 2013, 21(9):2348-2353.
PANG H C, ZHU M, GUO L Q. Objective color image fusion performance index[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(9):2348-2353. (in Chinese)
- [16] HOBIGER M, CORNOU C, BARD P, et al.. A quaternion-based array processing technique for surface wave polarizationanalysis[C]. 2011 *IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*, 2011:5-8.
- [17] SEBASTIAN M, NICOLAS L B. High resolution vector-sensor array processing using quaternions[C]. *Statistical SignalProcessing, 2005 IEEE/SP 13th Workshop on. IEEE*, 2005:918-923.
- [18] 李新波,李晓青,刘国军,等. 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 vector sensor array[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(7):1969-1975. (in Chinese)
- [19] 薛会祥,赵拥军. 基于CS阵列的DOA估计[J]. 电子测量与仪器学报,2012,26(3):208-214.
XU H X, ZHAO Y J. DOA estimation based on compressive sampling array[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2012, 26(3):208-214. (in Chinese)

作者简介:



赵 洋(1986—),男,吉林长春人,博士研究生,2009 年于吉林大学获得学士学位,主要从事阵列信号处理,信号检测及压缩感知理论研究。E-mail: zhaoyang_yes@163.com



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



石要武(1954—),男,吉林长春人,教授,博士生导师,1994 年毕业于吉林工业大学获得博士学位,主要从事生产过程自动化检测与综合控制、信号检测与估计理论、阵列信号处理理论与应用等方面的研究。E-mail:shiyw@jlu.edu.cn