

一种复域压缩感知目标方位估计方法

郑恩明¹, 陈新华¹, 周权斌^{1,2}, 李 焱¹, 杨 鹤^{1,3}, 孟 浩⁴

(1. 中国科学院声学研究所, 北京 100190; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 哈尔滨工程大学水声工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 4. 沈阳辽海装备有限责任公司, 辽宁沈阳 110003)

摘 要: 针对频域压缩感知目标方位估计方法的性能退化问题, 本文通过对线列阵接收信号进行复解析变换, 按预估方位在复域对各阵元信号进行时延补偿、相关和累积处理, 构建复域感知矩阵和测量值, 采用复域压缩感知方法实现空间谱合成和目标方位估计. 数值仿真和实测数据处理结果表明, 在同一检测概率下, 相比频域压缩感知方法, 该方法对输入信噪比的最低要求得到近 $10\text{lg}M\text{dB}$ (M 为通道数) 的降低, 提升了对弱目标的检测能力.

关键词: 阵列信号处理; 目标方位估计; 复域压缩感知; 复域感知矩阵

中图分类号: TB566 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2021)11-2117-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20200983

A Target Azimuth Estimation Method Based on Complex Domain Compressed Sensing

ZHENG En-ming¹, CHEN Xin-hua¹, ZHOU Quan-bin^{1,2}, LI Yi¹, YANG He^{1,3}, MENG Hao⁴

(1. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China;
4. Shenyang Liaohai Equipment Co. Ltd., Shenyang, Liaoning 110003, China)

Abstract: For the performance degradation problem of target azimuth estimation method based on frequency domain compressed sensing, the complex domain signal was obtained via complex analytical transformation of the array pickup data, and the complex domain sensing matrix and measured value were constructed after the time delay compensating, correlation and accumulation processing of each channel data. Then, the spatial spectrum was synthesized through the compressed sensing method in complex domain, and the target azimuth estimation value was obtained. The processing results of numerical simulation and measured data show that, for the same detection probability and compared with frequency domain compressed sensing, the demand of input signal to noise ratio of this method was reduced by nearly $10\text{lg}M\text{dB}$ (M is the channel number of array), and the ability of weak target detection was enhanced.

Key words: array signal processing; target azimuth estimation; complex domain compressed sensing; complex domain sensing matrix

1 引言

在阵列信号处理中, 为了实现高效、高性能空间谱合成技术, 研究学者分别从波束形成、子空间分解、压缩感知等方面对其进行了深入研究, 并取得了一定研究成果^[1-4]. 然而, 作为研究学者所关心的问题: 空间谱合成技术中的背景级、空间分辨率、对输入信噪比的要求等并没有得到较好的解决^[5-7]. 基于波束形成的空间谱合成技术虽然对输入信噪比的要求最低, 但受阵元

数限制和“瑞利限”限制, 空间谱泄露严重和主瓣较宽问题始终未能被较好解决, 对多目标方位估计效果有待提升; 基于子空间分解空间谱合成技术虽然突破了“瑞利限”限制, 实现了高分辨空间谱合成, 但受输入信噪比要求影响较大, 较低信噪比下无法对空间谱实现有效合成, 对弱目标方位估计效果较差^[8,9].

压缩感知作为一种改变“奈奎斯特”采样理论的新兴理论, 已被广泛应用到相关研究领域^[10-12]. 在目标方

位估计中,以压缩感知空间目标空域稀疏性作基础,通过构造相应的感知矩阵和测量值实现对空间谱合成,然后由空间谱实现对目标方位估计^[13-15];后续结合实际应用,研究学者又提出了一些提升压缩感知在目标方位估计中的性能方法,如:康春玉^[13,14]等人提出采用重构频域阵列信号提升压缩感知在目标方位估计中的性能;周明阳^[15]等人提出基于改进的高斯先验模型提升了贝叶斯压缩感知在目标方位估计中的性能.总的来说,现有基于压缩感知的目标方位估计方法均是在频域实现的,低信噪比条件下,均存在一定的性能退化问题.

为了改善频域压缩感知目标方位估计方法在低信噪比下性能退化问题,本文提出一种复域压缩感知目标方位估计方法,该方法从观测序列和感知矩阵构建方面入手,通过对阵列数据相关、累加处理,将测量值纳入到复域感知矩阵构建中,提升了感知矩阵各位置数据信噪比和压缩感知目标方位估计的性能.由于该方法是通过改变压缩感知目标方位估计中观测序列和感知矩阵形式,实现对频域压缩感知目标方位估计方法性能提升,现有频域压缩感知改善方法,同样适用于该方法.

2 频域压缩感知方法^[13,14]

令, M 元等间距线列阵接收信号的频域表达式为:

$$\mathbf{X}(f) = \mathbf{A}(f, \boldsymbol{\theta}) \mathbf{S}(f) + \mathbf{V}(f) \quad (1)$$

式中, $\mathbf{X}(f) = [X_1(f), X_2(f), \dots, X_M(f)]^T$ 为线列阵接收信号的频域向量形式, $\mathbf{S}(f) = [S_1(f), S_2(f), \dots, S_K(f)]^T$ 为空间 K 个目标辐射信号的频域向量形式, $\mathbf{V}(f) = [V_1(f), V_2(f), \dots, V_M(f)]^T$ 为线列阵接收信号所含噪声的频域向量形式, $\mathbf{A}(f, \boldsymbol{\theta}) = [\mathbf{a}(f, \theta_1), \mathbf{a}(f, \theta_2), \dots, \mathbf{a}(f, \theta_K)]$ 为线列阵阵列流形, $\theta_k (k = 1, 2, \dots, K) \in \boldsymbol{\theta}$ 为第 k 个目标相对线列阵方位, $\mathbf{a}(f, \theta_k) = [1, e^{-j(2\pi f/c)d \cos \theta_k}, \dots, e^{-j(2\pi f/c)(M-1)d \cos \theta_k}]^T$ 为方向向量. 其中, $[\cdot]^T$ 表示矩阵转运算符, c 为声速, d 为相邻阵元间距.

如果将整个空间按照足够小的方向间隔划分为 $\{\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_N\} (N \gg K)$, 并假设每一个可能的方向 $\hat{\theta}_n (n = 1, 2, \dots, N)$ 都对应一个潜在的目标信号 \hat{S}_n , 这样就构造了 N 个目标信号 $\mathbf{S}_a(f) = [\hat{S}_1(f), \hat{S}_2(f), \dots, \hat{S}_N(f)]^T$, 此时构造的完备阵列流形 $\mathbf{A}_a(f, \hat{\boldsymbol{\theta}}) = [\mathbf{a}(f, \hat{\theta}_1) \quad \mathbf{a}(f, \hat{\theta}_2) \quad \dots \quad \mathbf{a}(f, \hat{\theta}_N)]$, 其中, $\mathbf{a}(f, \hat{\theta}_n) = [1, e^{-j(2\pi f/c)d \cos \hat{\theta}_n}, \dots, e^{-j(2\pi f/c)(M-1)d \cos \hat{\theta}_n}]^T$.

式(1)所示的频域宽带模型可表示为:

$$\hat{\mathbf{X}}(f_j) = \mathbf{A}_a(f_j, \hat{\boldsymbol{\theta}}) \mathbf{S}_a(f_j) + \mathbf{V}_a(f_j) \quad (2)$$

式中, $j = 1, 2, \dots, J$ 为频带编号.

很显然, $\mathbf{A}(f_j, \boldsymbol{\theta}) \in \mathbf{A}_a(f_j, \hat{\boldsymbol{\theta}}), \mathbf{S}_a(f_j)$ 中只有对应方向 $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ 上的目标能量大, 而其它方向是一个足够小的值, 即 $\mathbf{S}_a(f_j)$ 是信号空间频域的一种稀疏表示. 对比压缩感知模型, 如果将 $\hat{\mathbf{X}}(f_j)$ 看作为观测序列, $\mathbf{A}_a(f_j, \hat{\boldsymbol{\theta}})$ 为感知矩阵, $\mathbf{S}_a(f_j)$ 为待求解稀疏系数分量, $\mathbf{V}_a(f_j)$ 为测量噪声, 可通过求解以下凸优化问题来求解空间信号稀疏系数 $\mathbf{S}_a(f_j)$:

$$\begin{aligned} \min & \|\mathbf{S}_a(f_j)\|_1 \\ \text{s.t.} & \hat{\mathbf{X}}(f_j) = \mathbf{A}_a(f_j, \hat{\boldsymbol{\theta}}) \mathbf{S}_a(f_j) \end{aligned} \quad (3)$$

此时, 通过式(3)解算出来的 $\mathbf{S}_a(f_j)$ 即为第 j 子带的空间谱估计值.

$$\mathbf{P}(f_j, \boldsymbol{\theta}) = |\mathbf{S}_a(f_j)|^2 \quad (4)$$

对所有子带重复上述过程, 并求和, 则可得到总的空间谱 $\mathbf{P}(\boldsymbol{\theta})$, 搜索空间谱 $\mathbf{P}(\boldsymbol{\theta})$ 的峰值位置即可实现目标方位估计.

$$\mathbf{P}(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \mathbf{P}(j, \boldsymbol{\theta}) \quad (5)$$

上述方法是基于线列阵接收信号的频域形式实现目标空间谱的估计, 本文将该方法称为频域压缩感知方法, 简称 FCS 方法.

3 复域压缩感知方法

3.1 原理分析

由 FCS 方法模型可知, 在利用单个频域数据构建观测序列和感知矩阵时, 只是利用各阵元自身信息, 并未利用各阵元信号、噪声之间相关性差异特性实现阵元域数据所含信噪比增强. 对此, 本文提出一种复域处理方法—CCS 方法, 在复域通过对阵列数据进行相关、累加处理, 提升感知矩阵各位置数据所含信噪比.

首先采用复解析小波变换, 对阵列数据进行复解析变换, 在复域构造各阵元信号 $\mathbf{x}(t)$ 的复解析数据 $\tilde{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{x}(t) + j \cdot \bar{\mathbf{x}}(t)$, $\bar{\mathbf{x}}(t)$ 为 $\mathbf{x}(t)$ 对应的虚部数据, 具体过程可参考文献[16].

其次, 在扫描角度 θ_n 上, 对各传感器复解析数据 $\tilde{\mathbf{x}}_m(t)$ 按 $\tau_{\theta_n} = (n-1)d \cos(\theta_n)/c$ 进行时延补偿, 得经时延补偿后数据.

$$\tilde{\mathbf{x}}_m(t + \tau_{\theta_n}) = \mathbf{x}_m(t + \tau_{\theta_n}) + j \cdot \bar{\mathbf{x}}_m(t + \tau_{\theta_n}) \quad (6)$$

然后,在复域构建经时延补偿后的协方差矩阵 $R_{\tilde{x}}$, 并对其进行处理,得相应空间谱为:

$$P(\theta_n) = IR_{\tilde{x}}I^H$$

$$= \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} R_{\tilde{x}}(1,1) & R_{\tilde{x}}(1,2) & \cdots & R_{\tilde{x}}(1,M) \\ R_{\tilde{x}}(2,1) & R_{\tilde{x}}(2,2) & \cdots & R_{\tilde{x}}(2,M) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{\tilde{x}}(M,1) & R_{\tilde{x}}(M,2) & \cdots & R_{\tilde{x}}(M,M) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中, $I = [1, 1, \dots, 1]$ 实现 $R_{\tilde{x}}$ 中元素累加处理.

为了实现复域压缩感知目标方位估计,对式(7)进行变换处理,将其按观测序列、感知矩阵形式表示,即将 I 看作为观测序列, $P(\theta)$ 为待求解稀疏系数分量,将复域感知矩阵 $A(\hat{\theta}) = [A(\theta_1) \ A(\theta_2) \ \cdots \ A(\theta_N)]$ 设计为:

$$A(\theta_n) = \begin{bmatrix} R_{\tilde{x}}(1,1) & R_{\tilde{x}}(1,2) & \cdots & R_{\tilde{x}}(1,M) \\ R_{\tilde{x}}(2,1) & R_{\tilde{x}}(2,2) & \cdots & R_{\tilde{x}}(2,M) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{\tilde{x}}(M,1) & R_{\tilde{x}}(M,2) & \cdots & R_{\tilde{x}}(M,M) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \sum_{m=1}^M R_{\tilde{x}}(1,m), & \sum_{m=1}^M R_{\tilde{x}}(2,m), & \cdots, & \sum_{m=1}^M R_{\tilde{x}}(M,m) \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

最后,通过求解以下凸优化问题来求解空间信号稀疏系数 $S(t)$:

$$\min \|S(t)\|_1$$

$$\text{s.t. } I = A(\hat{\theta})S(t) \quad (9)$$

通过式(9)解算出来的 $S(t)$ 即为空间谱 $P(\theta)$, 搜索空间谱 $P(\theta)$ 的峰值位置即可实现目标方位估计.

$$P(\theta) = |S(t)|^2 \quad (10)$$

3.2 能力分析

在处理频带中,令空间目标信号之间的相关性、背景噪声之间的相关性为零,背景噪声功率谱为 σ_v^2 , 信号功率为 σ_s^2 . 则 $R_{\tilde{x}}$ 各位置数据可表示为:

$$R_{\tilde{x}}(i,m) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \tilde{x}_i(t + \tau_{\theta_n}) \tilde{x}_m^*(t + \tau_{\theta_n})$$

$$= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \begin{bmatrix} \tilde{s}_i(t + \tau_{\theta_n}) \tilde{s}_m^*(t + \tau_{\theta_n}) + \\ \tilde{s}_i(t + \tau_{\theta_n}) \tilde{n}_m^*(t + \tau_{\theta_n}) + \\ \tilde{n}_i(t + \tau_{\theta_n}) \tilde{s}_m^*(t + \tau_{\theta_n}) + \\ \tilde{n}_i(t + \tau_{\theta_n}) \tilde{n}_m^*(t + \tau_{\theta_n}) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\approx \begin{cases} \sigma_s^2 + \sigma_v^2, & i = m \\ \sigma_v^2, & i \neq m \end{cases}, i = 1, 2, \dots, M; m = 1, 2, \dots, M$$

另外,由 FCS 方法观测序列构成可知,观测序列 $\hat{X}(f_j)$ 每个位置数据所含信噪比为:

$$\text{SNR}_F \approx 10 \lg \left(\frac{\sigma_s^2}{\sigma_v^2} \right) \quad (12)$$

同样,由式(11)可知,经过复域处理, $A(\hat{\theta})$ 每个位置数据所含信噪比为:

$$\text{SNR}_C \approx 10 \lg \left(\frac{\sum_{m=1}^M \sigma_s^2}{\sigma_v^2} \right) = 10 \lg \left(\frac{M\sigma_s^2}{\sigma_v^2} \right) \quad (13)$$

对比式(12)和(13)可知,CCS 通过对各阵元数据相关、累加处理,使感知矩阵各位置数据具有一定阵增益,相比 FCS 方法所用观测序列,提升了感知矩阵每个位置数据所含信噪比,进而改善了 FCS 方法对输入信噪比的最低要求. 由于实际应用中,受噪声相关性影响,改善量会小于 $10 \lg(M)$ dB.

3.3 方法实现

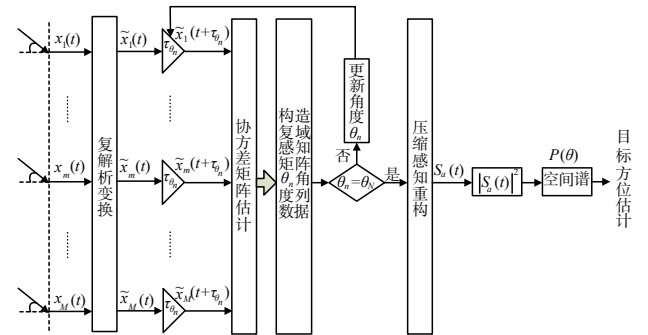


图 1 CCS 方法实现流程图

本文方法实现流程如图 1 所示,具体过程可分为如下步骤实现:

输入: 线阵列接收信号 $x(t)$, 处理频带 $w \in [w_1, w_2]$, w_1 和 w_2 分别为处理频带下限和上限,扫描角度 $\theta \in [\theta_1, \theta_2]$, θ_1 和 θ_2 分别为搜索方位下限和上限, L 为分帧数.

输出: 空间谱 $P(\theta)$, 目标方位估计值 $\hat{\theta}_k (k = 1, 2, \dots, K)$

(1) 对 $x(t)$ 进行复解析小波变换和分帧处理,得到 L 帧复解析数据 $\tilde{x}_l(t)$, 并令 $l = 1$;

(2) 按式(6)所示,在扫描角度 θ_n 处,对第 l 帧复域数据 $\tilde{x}_l(t)$ 进行延时补偿,求取协方差矩阵 $R_{\tilde{x}}$, 并按式(8)对 $R_{\tilde{x}}$ 进行处理,得到扫描角度 θ_n 处 $A(\theta_n)$;

(3) 更新扫描角度 θ_n , 重复执行步骤(2), 直到 $\theta_n = \theta_N$, 得到扫描角度 $\hat{\theta}$ 对应 $A(\hat{\theta})$;

(4) 按式(9)进行复域重构, 并采用凸优化算法对

式(9)进行求解,得到 $\tilde{x}_l(t)$ 对应空间信号稀疏系数 $S(t)$,并按式(10)得到该帧数据对应空间谱 $P_l(\theta)$.

(5)更新处理帧数据, $l = l + 1$,重复执行步骤(2)至(4),直到 $l = L$,则可得到 L 个空间谱估计值 $P_l(\theta)$.

(6)对 L 个空间谱估计值进行累加处理,得到本次处理最终空间谱估计.

$$P(\theta) = \sum_{l=1}^L P_l(\theta) \quad (14)$$

(7)在扫描角度范围中,对 $P(\theta)$ 进行峰值筛选,可得目标方位估计值 $\hat{\theta}_k (k = 1, 2, \dots, K)$.

3.4 复杂度分析

由于 CCS 方法在实现过程中可事先求取所需复解析小波系数,所以影响 CCS 方法运算量主要因素在于复解析小波函数与各阵元信号卷积运算、协方差矩阵求取、凸优化求解. 由于 FCS 方法和 CCS 方法都有凸优化求解过程,后续计算复杂度过程不再将凸优化求解过程考虑进去.

由此,可得 CCS 方法计算复杂度为 $O(\theta(N(M + M^2) + MN^2 + N^4))$, M 为单帧数据长度;而 FCS 方法在方位估计中需要将信号变换到频域,然后在频域对每一个频点进行协方差矩阵求逆,影响 FCS 方法的运算量主要因素在于对信号的 FFT 运算和每一个频点的协方差矩阵及其求逆运算,计算复杂度为 $O(\theta((2N - 1)N_{\text{FFT}} \log_2(N_{\text{FFT}}) + B(2N - 1)^2 + B(2N - 1)^4))$, $N_{\text{FFT}} \geq M$ 为 FFT 点数, B 为处理频带所含频率点数. 在阵元数一定时, FCS 方法算法复杂度主要受处理频带影响,而 CCS 方法主要受单帧数据长度影响,对于宽带信号处理, CCS 方法在运算量上具有一定优势.

4 数据处理分析

由于本文只讨论 CCS 方法实现空间谱估计思路,与凸优化算法无关,所以在后续数据验证与分析中,无论是 FCS 方法还是 CCS 方法,均采用正交匹配跟踪算法 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 对空间谱实现重构.

4.1 数值仿真分析

4.1.1 单目标情况

仿真中 MVDR 方法、MUSIC 方法、FCS 方法具体处理过程如下:首先对 16k 个采样数据分 32 帧处理(单帧数据长度为 1204 个采样数据,帧与帧之间重叠 512 个采样数据);然后对每帧数据做 FFT 分析;最后对处理频带各频点作协方差矩阵估计和空间谱估计; CCS 方法同样采用 32 帧处理,并按 3.3 节的实现流程实现.

图 2 为 $\text{SNR} = -24\text{dB} \sim 0\text{dB}$ 情况下,由 MVDR 方法、MUSIC 方法、FCS 方法和 CCS 方法通过 200 次独立统计

表 1 数值仿真参数

阵型	水平阵
阵元数	$M = 16$
间距	$d = 0.75\text{m}$
系统采样频率	$f_s = 16\text{kHz}$
目标个数	$K = 1$
目标方位	$\theta_1 = 80^\circ$
处理频带	500Hz~1500Hz
数据长度	$T = 200\text{s}$
目标信噪比	SNR

所得目标检测概率.

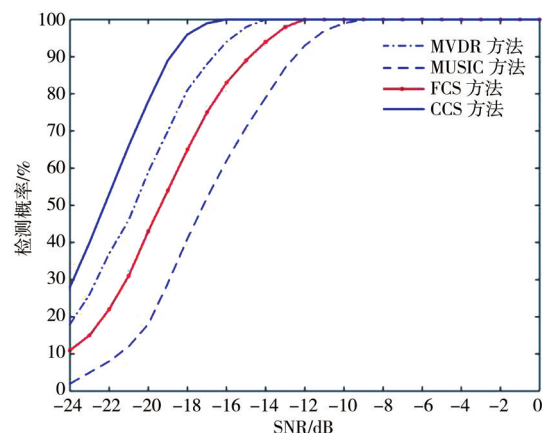


图 2 4 种方法所得空间谱检测目标概率

由图 2 的仿真结果可知,相比 FCS 方法, CCS 方法通过对各阵元信号进行相关、累加处理,在低信噪比情况下实现了对目标方位有效估计;相比 FCS 方法, CCS 方法对输入信噪比得最低要求降低了 6 dB.

4.1.2 多目标情况

仿真参数中阵列参数、系统采样率、一次采样长度、处理频带、MVDR 方法、MUSIC 方法、FCS 方法和 CCS 方法处理过程与单目标情况一致. 目标信号变为 2 个等强度的宽带信号,目标信号带宽均为 500Hz~1500Hz,目标方位分别为 80° 和 84° ,目标信号与噪声信噪比为 SNR. 图 3 至图 5 为不同信噪比情况下为 4 种方法所得空间谱.

由仿真结果可得:相比 MVDR 方法和 MUSIC 方法, FCS 方法和 CCS 方法可对相邻目标实现高分辨检测和分辨;但随着信噪比的降低, MVDR 方法和 MUSIC 方法分辨能力下降较为厉害,在信噪比为 -10dB 情况下, MVDR 方法和 MUSIC 方法已无法实现对两目标分辨,而 FCS 方法和 CCS 方法同样保持着高信噪比情况下的目标分辨能力,但相比高信噪比情况, FCS 方法所得空间谱受噪声污染比较严重,在 -15dB 情况下已无法对两目标实现有效检测.

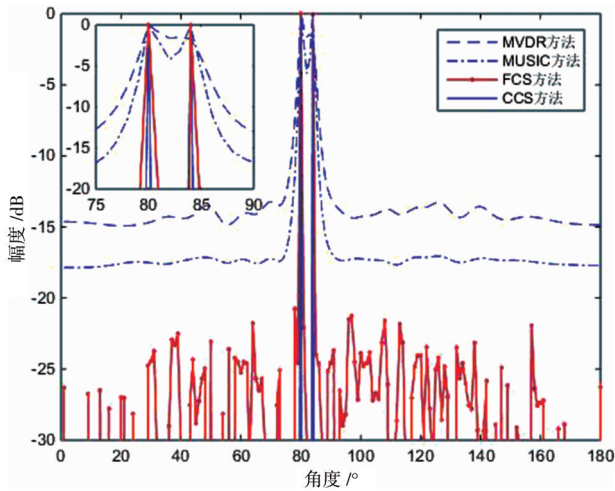


图 3 4种方法所得空间谱(SNR=0dB)

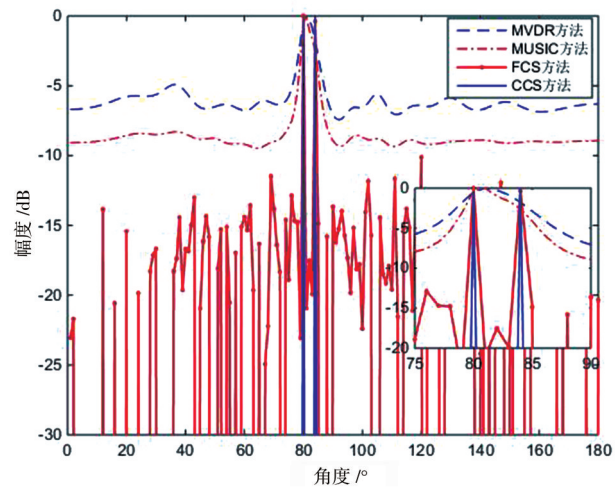


图 4 4种方法所得空间谱(SNR=-10dB)

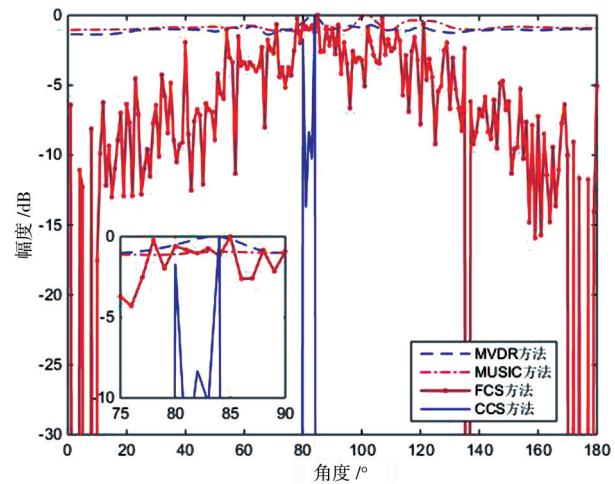


图 5 4种方法所得空间谱(SNR=-15dB)

4.2 海试数据分析

本次处理数据相关参数如表 2 所示.

表 2 数据处理参数

阵型	水平阵
阵元数	$M = 16$
间距	$d = 0.75\text{m}$
系统采样频率	$f_s = 16\text{kHz}$
目标个数	$K \geq 6$
处理频带	500Hz~1500Hz
数据长度	$T = 180\text{s}$

水平阵布放示意图如图 6 所示,水深 100m,海况 3 级,搭载平台与水平阵之间距离约为 500m,搭载平台航速为 4kn,搭载平台声级约为 115dB@1kHz,环境噪声级约为 72dB@1kHz.

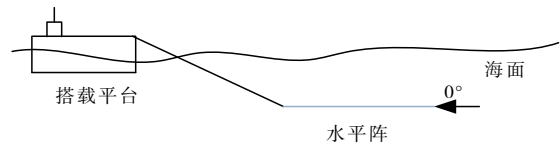


图 6 阵列布放示意图

本次处理数据时间段内存在多个目标,其中,相对阵列方位 30°、60°、80°、100°、130°和 140°为吨位较大船只,声级约为 120dB~130dB@1kHz.

4 种方法具体处理过程如数值仿真一样.图 7 至图 10 为 4 种方法输出时间历程图.

由图 7 至图 10 所示结果可知,MUSIC 方法和 FCS 方法所得空间谱在 0~180s 时间段内无法对 130°目标方位实现有效估计,而 CCS 方法所得空间谱形成的方位历程图能清晰显示 30°、60°、80°、100°、130°、140°和 160°(搭载平台)目标航迹,目标方位明晰可辨;MVDR 方法虽然可对该时段多个目标方位实现有效估计,但对 20°处目标方位,40°未知脉冲目标方位估计效果差于 CCS 方法,且背景级远高于 CCS 方法.

数据处理结果再次验证了 CCS 方法可在低信噪比

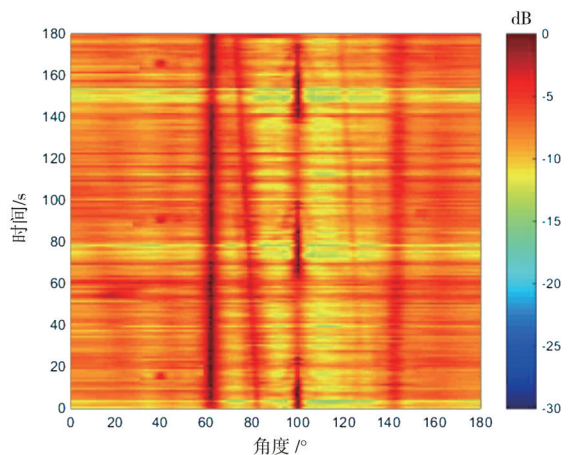


图 7 MVDR 方法输出方位历程图

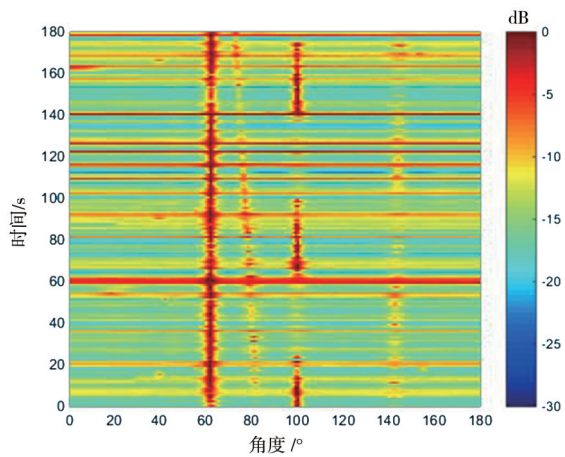


图 8 MUSIC方法输出方位历程图

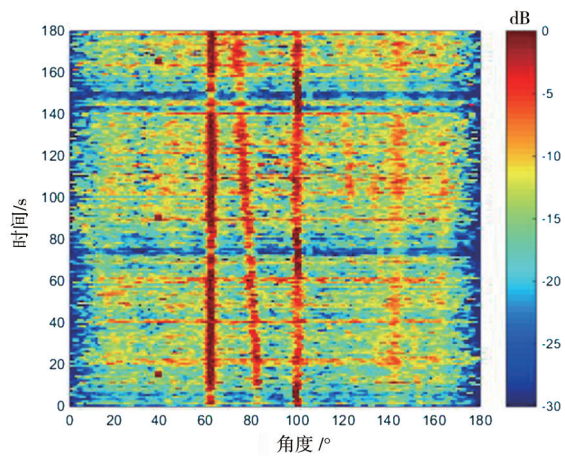


图 9 FCS方法输出方位历程图

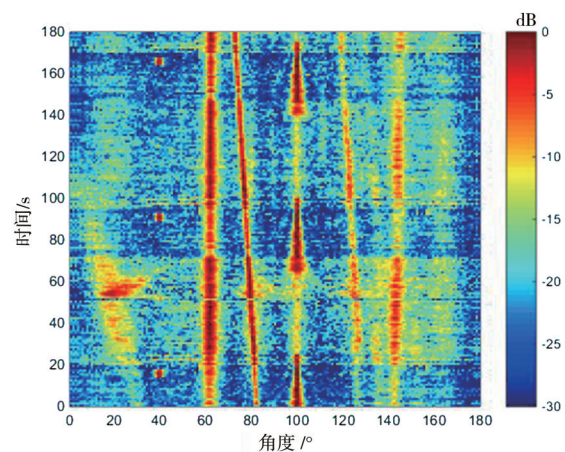


图 10 CCS方法输出方位历程图

情况下对目标方位实现有效估计。

5 结论

低信噪比下,为了改善频域压缩感知目标方位估计性能下降问题,本文采用复解析变换和阵元域数据

相关、累加处理对线列阵接收信号进行预处理,使感知矩阵各位置数据具有一定阵增益,达到了提升感知矩阵所含信噪比和压缩感知重构空间谱的稳定性的目的,并根据目标在空间域的稀疏性,构建了复域压缩感知凸优化问题,得到了一种复域压缩感知目标方位估计方法。数值仿真和实测数据处理结果证明本文方法在方位估计方面是有效的,特别是在弱目标检测方面明显优于FCS方法和MUSIC方法,也优于MVDR方法。另外,可以预见,如果进一步采用改善FCS的方法来改善CCS方法,则CCS方法的方位估计性能也将会进一步得到改善,这也是后续需要进一步研究的问题。

参考文献

- [1] Xenaki A, Gerstoft P, Mosegaard K. Compressive beamforming [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2014, 136(1): 260 - 271.
- [2] KANG C, LI Q Y, ZHANG X H, et al. Direction of arrival estimation and signal recovery based on single snapshot compressed sensing in frequency domain [J]. Chinese Journal of Acoustics, 2016, 35(2): 125 - 134.
- [3] 邱岚. 基于两次傅里叶变换的时域 MUSIC 波达方向估计 [J]. 电讯技术, 2018, 58(10): 1206 - 1211.
QIU Lan. Time-domain MUSIC for DOA estimation based on twice Fourier transform [J]. Telecommunication Engineering, 2018, 58(10): 1206 - 1211. (in Chinese)
- [4] ZHU W, CHEN B X. Novel methods of DOA estimation based on compressed sensing [J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2015, 26(1): 113 - 123.
- [5] DAS A, SHODGKISS W, GERSTOFT P. Coherent multipath direction-of-arrival resolution using compressed sensing [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2017, 42(2): 494 - 505.
- [6] HOU Y G, GAO H F, HUANG Q H, et al. A robust capon beamforming approach for sparse array based on importance resampling compressive covariance sensing [J]. IEEE Access, 2019, 42(7): 80478 - 80489.
- [7] LI J, LIN Q H, KANG C Y, et al. DOA estimation for underwater wideband weak targets based on coherent signal subspace and compressed sensing [J]. Sensors, 2018, 18(3): 902.
- [8] 李冰,汪永明,黄海宁. 基于时域解析估计的多重信号分类波束形成方法 [J]. 上海交通大学学报, 2019, 53(8): 928 - 935.
LI Bing, WANG Yong-ming, HUANG Hai-ning. Multiple signal classification beam-forming method based on time domain analysis [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong

- University, 2019, 53(8): 928 – 935. (in Chinese)
- [9] 余华兵, 郑恩明, 陈新华. 基于全相位预处理的时域多重信号分类波达方向估计方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 242 – 248.
YU Hua-bing, ZHENG En-ming, CHEN Xin-hua. The time-domain multiple signal classification DOA estimation method based on app-phase preprocessing [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(10): 242 – 248. (in Chinese)
- [10] 李俊潇, 何培宇, 崔敖, 等. 基于压缩感知的频率不变波束旁瓣水平优化方法[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2019, 56(6): 1057 – 1064.
LI Jun-xiao, HE Pei-yu, CUI Ao, et al. A frequency invariant beam sidelobe level optimization method based on compressed sensing [J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2019, 56(6): 1057 – 1064. (in Chinese)
- [11] 张红梅, 陈明杰, 刘洪丹, 等. 基于 CS 和随机声呐阵列的水下目标方位估计[J]. 水下无人系统学报, 2018, 26(6): 588 – 595.
ZHANG Hong-mei, CHEN Ming-jie, LIU Hong-dan, et al. Underwater target azimuth estimation based on CS and random sonar array [J]. Torpedo Technology, 2018, 26(6): 588 – 595. (in Chinese)
- [12] 李贺, 刘志红, 仪垂杰. 基于压缩感知和约束随机线阵的声源方位估计[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2020, 39(5): 122 – 130.
LI He, LIU Zhi-hong, YI Chui-jie. Sound source location estimation based on compressed sensing based on compressed sensing and random linear array [J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2020, 39(5): 122 – 130. (in Chinese)
- [13] 康春玉, 李前言, 章新华, 等. 频域单快拍压缩感知目标方位估计和信号恢复方法[J]. 声学学报, 2016, 41(2): 174 – 180.
KANG Chun-yu, LI Qian-yan, ZHANG Xin-hua, et al. Direction of arrival estimation and signal recovery based on single snapshot compressed sensing in frequency domain [J]. Acta Acustica, 2016, 41(2): 174 – 180. (in Chinese)
- [14] 康春玉, 李文哲, 夏志军, 等. 盲重构频域阵列信号的压缩感知水声目标方位估计[J]. 声学学报, 2019, 44(6): 951 – 960.
KANG Chun-yu, LI Wen-zhe, XIA Zhi-jun, et al. Direction of arrival estimation for underwater acoustic target based on compressed sensing after blind reconstruction of array signal in frequency domain [J]. Acta Acustica, 2019, 44(6): 951 – 960. (in Chinese)
- [15] 周明阳, 郭良浩, 闫超. 改进的贝叶斯压缩感知目标方位估计[J]. 声学学报, 2019, 44(6): 961 – 969.
ZHOU Ming-yang, GUO Liang-hao, YAN Chao. Improved Bayesian compressive sensing-based direction of arrival estimation [J]. Acta Acustica, 2019, 44(6): 961 – 969. (in Chinese)
- [16] 于德介, 成琼, 程军圣. 基于复解析小波变换的瞬时频率分析方法[J]. 振动与冲击, 2004, 23(1): 108 – 109, 82.
YU De-jie, CHENG Qiong, CHENG Jun-sheng. Transient frequency analysis based on complex analytical wavelet transform and its application to fault diagnosis in gear drive [J]. Journal of Vibration and Shock, 2004, 23(1): 108 – 109, 82. (in Chinese)

作者简介



郑恩明 男, 1985年8月出生, 河南省周口人. 副研究员. 2009年和2014年分别在哈尔滨工程大学、中国科学院大学获工学学士和工学博士学位, 其后在中国科学院声学研究所从事阵列信号处理、水下目标检测与定位等方面研究工作.

E-mail: zhengembj@163.com

陈新华 男, 1978年7月出生, 江苏省泰州人. 研究员、博士生导师. 1999年和2004年在哈尔滨工程大学获工学学士和工学博士学位. 现为中国科学院声学研究所水声工程中心实验室副主任, 主要从事水声信号处理、水声工程、水下目标检测与定位等方面研究.