

文章编号: 1006-2467(2020)11-1209-09

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2019.332

基于相参累积预处理的空间谱估计方法

余华兵¹, 郑恩明², 陈新华²

(1. 北京神州普惠科技股份有限公司, 北京 100085; 2. 中国科学院 声学研究所, 北京 100190)

摘 要: 针对最小方差无畸变响应空间谱估计(MVDR)方法稳定性问题,提出一种基于相参累积预处理的空间谱估计方法.该方法采用复解析小波变换将接收阵列拾取数据转换为一定频带的复解析数据,并按空间平滑处理思想对复解析数据进行分组处理;充分利用传感器数据相位信息,对各组复解析数据进行相移补偿和累积处理,获得一组信噪比含有量较高的数据,并在时域采用多点累积处理方式对新数据构造协方差矩阵;依据协方差矩阵自身的正交特性实现空间谱估计.数值仿真和实测数据处理结果表明:相比 MVDR 方法和对角加载 MVDR 方法,该方法通过对接收阵列拾取数据进行时域复解析变换和相参累积预处理,改变了构建协方差矩阵的数据来源,通过多个采样点累积实现满秩协方差矩阵的稳定获取.该方法依据空间方位与各传感器数据之间的相位差关系,通过两次指数函数等列式求和运算处理,有效提高了空间谱估计的稳定性.

关键词: 空间谱估计;复解析变换;相参累积;多点累积

中图分类号: TB 566

文献标志码: A

A Spatial Spectrum Estimation Method Based on Coherent Cumulative Preprocessing

YU Huabing¹, ZHENG Enming², CHEN Xinhua²

(1. Appsoft Technology Co., Ltd., Beijing 100085, China;

2. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: For the stability problem of spatial spectrum estimation based on the minimum variance distortionless response (MVDR) method, a kind of spatial spectrum estimation method based on coherent cumulative preprocessing is proposed. First, complex analytic data with a certain frequency band is transformed by complex analytic wavelet transform from the collected data of receiving array, and the sub-group data is obtained according to the idea of spatial smoothing from the complex analytic data. Next, making full use of the phase information of sensor data, a group of data with high signal-to-noise ratio is obtained by accumulating the complex analytic data of each sub-group after time delay compensation. Then, the covariance matrix of the new data is constructed via multi-point cumulative processing in time domain. Finally, spatial spectrum estimation is realized according to the orthogonal property of the covariance matrix. The processing results of numerical simulation and measured data show that, compared with the MVDR method and the diagonal loading MVDR method, the data source of constructing the covariance matrix is changed in this method through time domain complex analytic transform and coherent

收稿日期: 2019-11-18

基金项目: 国防科技创新 TQ 项目(2018), 海军装备预先研究项目(2019)

作者简介: 余华兵(1975-), 男, 湖北省襄阳市人, 研究员, 副总工程师, 主要研究方向为水声工程及阵列信号处理.

通信作者: 郑恩明, 男, 副研究员, 电话(Tel.): 010-82547953; E-mail: zhengembj@163.com.

accumulation pretreatment. The full rank covariance matrix is stably obtained by multiple sampling points accumulation in this method. According to the relation of spatial bearing and the phase difference of the sensor data, this method can effectively improve the stability of spatial spectrum estimation via double exponential function addition.

Key words: spatial spectrum estimation; complex analytic transformation; coherent accumulation; multi-point accumulation

近年来,具有自适应能力的最小方差无畸变响应空间谱估计(MVDR)方法在声纳、雷达和通讯等领域获得了广泛应用^[1-2].然而,现有的MVDR方法对接收阵列拾取的空间数据平稳性要求较高,在空间数据稳定性较差时,将无法稳定获取协方差矩阵的估计值,进而影响权向量最优解的求取及空间谱估计的效果,限制了其在实际应用中的发展^[3-4].

为了克服空间数据平稳性对MVDR方法的影响,文献[5-6]采用空间平滑方法和对角加载技术,通过对协方差矩阵构造Toeplitz矩阵或对协方差矩阵对角线加载相应常数实现协方差矩阵的解相关,提高了MVDR方法的稳定性.文献[7]通过构造增广数据矩阵并对其进行奇异值分解求解增广矩阵逆,改善了MVDR方法对相干信源波达方向估计的性能.文献[8]通过对角减载技术在一定程度上降低了对角加载技术带来的信干噪比损失.文献[9]通过小波变换实现了对相干信号波达方向估计.文献[10]提出一种基于自回归(AR)模型的MVDR方法,通过阵元信息重复利用方法在保持分辨率不变的情况下提高了稳定性.文献[11]在时域上改善了权向量优化的估计方法.

虽然,以上研究成果有效地提高了MVDR方法的稳定性,但均未充分利用各传感器的相位信息,也未考虑在协方差矩阵构建之前就进行相应的变换处理以提升稳定性.本文提出一种基于相参累积预处理的空间谱估计方法,记作CCPMVDR方法.该方法可以通过时频分析处理,改变构建协方差矩阵的数据来源,在短时间内获得足够多的时间采样点数,在一帧数据内通过时域多个采样点累积实现满秩协方差矩阵的稳定获取.同时,通过对接收阵列拾取数据在子阵维度上进行相参累积处理,形成一次指数函数等列式求和运算,进一步降低了空间谱估计对空间数据的要求.

1 MVDR方法的空间谱估计

在空间谱估计中,MVDR方法是在噪声与空间目标信号非相关的情况下,首先利用协方差矩阵

$\mathbf{R}_x = E[\mathbf{X}_f \mathbf{X}_f^H]$ 获得权向量最优解 \mathbf{W}_{opt} , 其中: \mathbf{X}_f 为接收阵列拾取数据频域形式组成的向量; $E[\cdot]$ 为期望函数; $(\cdot)^H$ 为向量共轭转置.

$$\mathbf{W}_{\text{opt}} = \frac{\mathbf{B}(f, \theta) \mathbf{R}_x^{-1}}{\mathbf{B}(f, \theta) \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{B}^H(f, \theta)} \quad (1)$$

式中: θ 为空间扫描角度; $\mathbf{B}(f, \theta) = [e^{j2\pi f \tau_1} \ e^{j2\pi f \tau_2} \ \dots \ e^{j2\pi f \tau_{2N-1}}]$ 为导向权向量, $\tau_n = (n-1)d \cos \theta / c$, $1 \leq n \leq 2N-1$ 为接收阵所含传感器编号, c 为声速, d 为接收阵相邻传感器间距.

然后,在 θ 处采用权向量最优解 \mathbf{W}_{opt} 实现空间谱估计,获得相应的估计值 $\mathbf{P}_{\text{MVDR}}(f, \theta)$.

$$\mathbf{P}_{\text{MVDR}}(f, \theta) =$$

$$\mathbf{W}_{\text{opt}} \mathbf{R}_x \mathbf{W}_{\text{opt}}^H = \frac{1}{\mathbf{B}(f, \theta) \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{B}^H(f, \theta)} \quad (2)$$

利用MVDR方法实现空间谱估计时,为了满足协方差矩阵 \mathbf{R}_x 所需的满秩条件,MVDR方法实现过程为:首先对一次处理数据进行分 K (一般取大于接收阵所含传感器数量的2倍^[12-13],以使空间谱估计时的增益损失降低到3 dB以下) 帧处理,帧与帧数据之间可按 $[1/3, 1/2]$ 倍帧长度交叠使用;然后对每一帧数据作Fourier变换(FFT)分析,并通过互相关获得第 k 帧数据在频点 f_i 上的协方差矩阵 $\mathbf{R}_x^k(f_i)$;最后利用该频点多帧数据所得协方差矩阵估计值进行累积处理,实现对协方差矩阵的估计,得到其估计值为

$$\hat{\mathbf{R}}_x(f_i) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{R}_x^k(f_i) \quad (3)$$

2 CCPMVDR方法的空间谱估计

2.1 基本原理

由FFT分析可知,一帧多个时域采样点数据经过FFT后,在频域同一频点只包含单个频域数据,利用单个频域数据求取协方差矩阵时,容易出现非满秩现象.对此,采用时频分析处理方法,通过对一帧多个时域采样点数据的累积,提升协方差矩阵的稳定性.

为了能够在时域对协方差矩阵实现稳定估计并

提高其信噪比含有量,首先依据实数据与复解析数据之间的关系,采用文献[14]中所述的复解析小波变换,对接收阵列拾取实数据进行复解析变换,在时域构造各传感器拾取数据 \mathbf{X} 的复解析数据 $\mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathrm{j}\bar{\mathbf{X}}$, $\bar{\mathbf{X}}$ 为 \mathbf{X} 对应的虚部数据. 该过程在进行复解析数据求取中,同时实现了对感兴趣频段数据滤波,具体过程如下:

令 $\varphi(t)$ 为一小波函数,首先对其作 FFT 可得其频谱函数 $\varphi(\omega)$,然后对 $\varphi(\omega)$ 的正频率部分进行逆 FFT (IFFT),可得 $\varphi(t)$ 对应的复解析形式 $\phi(t)$ 为

$$\phi(t) = \frac{1}{2\pi} \int_0^W \varphi(\omega) e^{\mathrm{j}\omega t} d\omega \quad (4)$$

最后,采用复解析小波 $\phi(t)$ 对接收阵列拾取数据 \mathbf{X} 进行卷积处理,可得 \mathbf{X} 的复解析形式为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}^* \frac{1}{a} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) = \mathbf{X} + \mathrm{j}\bar{\mathbf{X}} \quad (5)$$

式中: $\bar{\phi}(t)$ 为 $\phi(t)$ 的复共轭形式; $*$ 为卷积运算; b 为时间平移参数; $a > 0$ 为尺度伸缩因子; $\bar{\mathbf{X}} = \mathrm{imal}\left(\mathbf{X}^* \frac{1}{a} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right)\right)$, $\mathrm{imal}(\cdot)$ 为取虚部函数.

通过选择小波函数参数(如带宽参数、中心频率和尺度伸缩因子),可在对接收阵列拾取数据实现复解析变换的处理中抑制分析频带以外的背景噪声,具体证明可参考文献[14].

其次,依据空间方位与各传感器数据之间的相位差关系^[15-16],对接收阵列各传感器拾取数据进行处理,获得的 N 组数据为

$$\begin{cases} \mathbf{Z}_1 = [y_N(t) & y_{N+1}(t) & \cdots & y_{2N-2}(t) & y_{2N-1}(t)] \\ \mathbf{Z}_2 = [y_{N-1}(t) & y_N(t) & \cdots & y_{2N-3}(t) & y_{2N-2}(t)] \\ & \vdots \\ \mathbf{Z}_{N-1} = [y_2(t) & y_3(t) & \cdots & y_N(t) & y_{N+1}(t)] \\ \mathbf{Z}_N = [y_1(t) & y_2(t) & \cdots & y_{N-1}(t) & y_N(t)] \end{cases} \quad (6)$$

式中: $y_n(t) = x_n(t) + \mathrm{j}\bar{x}_n(t)$ 为第 $n(1 \leq n \leq 2N-1)$ 个传感器在 t 时刻拾取数据 $x_n(t)$ 的复解析数据, $\bar{x}_n(t)$ 为 $x_n(t)$ 对应的虚部数据.

根据相位与时延之间的关系,在 θ 上对各传感器的时域复解析数据 $y_n(t)$ 按 $\tau_n = (n-1)d\cos\theta/c$ 进行时延补偿,可得经时延补偿后的数据为

$$\begin{aligned} y_n(t + \tau_n) &= \\ x_n(t + \tau_n) + \mathrm{j}\bar{x}_n(t + \tau_n) &= \\ |x_n(t)| \exp[\mathrm{j}(\gamma_0 + \gamma_\tau)] &= \\ |x_n(t)| \exp(\mathrm{j}\gamma_0) \exp(\mathrm{j}\gamma_\tau) &= \\ y_n(t) \exp(\mathrm{j}\gamma_\tau) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: γ_0 为目标信号引起的传感器数据之间的相位差; γ_τ 为等同于时延补偿的相移因子.

由式(7)可知,对复解析数据的时延补偿等同于相移补偿. 在 θ 处对式(6)中 $\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \cdots, \mathbf{Z}_N$ 所包含的数据进行时延处理,获得的 N 组时延后的数据为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{Z}}_1 = [y_N(t) & y_{N+1}(t) & \cdots & y_{2N-2}(t) & y_{2N-1}(t)] \\ \hat{\mathbf{Z}}_2 = [y_{N-1}(t + \tau_1) & y_N(t + \tau_1) & \cdots & y_{2N-3}(t + \tau_1) & y_{2N-2}(t + \tau_1)] \\ & \vdots \\ \hat{\mathbf{Z}}_{N-1} = [y_2(t + \tau_{N-2}) & y_3(t + \tau_{N-2}) & \cdots & y_N(t + \tau_{N-2}) & y_{N+1}(t + \tau_{N-2})] \\ \hat{\mathbf{Z}}_N = [y_1(t + \tau_{N-1}) & y_2(t + \tau_{N-1}) & \cdots & y_{N-1}(t + \tau_{N-1}) & y_N(t + \tau_{N-1})] \end{cases} \quad (8)$$

同时,对式(8)中 $\hat{\mathbf{Z}}_1, \hat{\mathbf{Z}}_2, \cdots, \hat{\mathbf{Z}}_N$ 进行相参累积预处理,得到一组新数据为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{Z}} &= [\hat{\mathbf{Z}}_1(t) \quad \hat{\mathbf{Z}}_2(t) \quad \cdots \quad \hat{\mathbf{Z}}_{N-1}(t) \quad \hat{\mathbf{Z}}_N(t)]^T = \\ & \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N \hat{z}_{n,1}(t) & \sum_{n=1}^N \hat{z}_{n,2}(t) & \cdots \\ \sum_{n=1}^N \hat{z}_{n,N-1}(t) & \sum_{n=1}^N \hat{z}_{n,N}(t) \end{bmatrix}^T = \\ & \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N y_{N-n+1}(t + \tau_{n-1}) \\ \sum_{n=0}^{N-1} y_{N-n+1}(t + \tau_n) \\ \vdots \\ \sum_{n=-N+3}^2 y_{N-n+1}(t + \tau_{n+N-3}) \\ \sum_{n=-N+2}^1 y_{N-n+1}(t + \tau_{n+N-2}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (9)$$

由式(8)和(9)可知,该过程如同滑动处理一样,形成了一次阵列信号相参累积处理运算,新数据 $\hat{\mathbf{Z}}$ 相比原数据 \mathbf{Y} 发生了变化,平滑了背景噪声在非目标方向上的能量值.

然后,在时域构建经时延补偿后的协方差矩阵 $\mathbf{R}_\varepsilon = E[\hat{\mathbf{Z}}\hat{\mathbf{Z}}^H]$,在短时间内获得足够多的时间采样点数,在一帧数据内通过时域多个采样点累积实现满秩协方差矩阵的稳定获取.

最后,依据协方差矩阵自身的正交特性,通过单位向量对协方差矩阵逆 $\mathbf{R}_\varepsilon^{-1}$ 所含元素进行累加处理得到权向量最优解 $\mathbf{W}_{\text{opt},t}$,并由权向量最优解 $\mathbf{W}_{\text{opt},t}$ 获得空间谱在 θ 上的估计结果 $\mathbf{P}(\theta)$.

$$\mathbf{W}_{\text{opt},t} = \frac{\mathbf{I} \mathbf{R}_\varepsilon^{-1}}{\mathbf{I} \mathbf{R}_\varepsilon^{-1} \mathbf{I}^T} = \frac{\sum_{n=1}^N \mathbf{R}_\varepsilon^{-1}(n, m)}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N \mathbf{R}_\varepsilon^{-1}(n, m)} \quad (10)$$

$$m = 1, 2, \dots, N$$

$$P(\theta) = W_{\text{opt},t} R_{\varepsilon} W_{\text{opt},t}^H = \frac{1}{\mathbf{R}_{\varepsilon}^{-1} \mathbf{I}^T} =$$

$$\frac{1}{\sum_n \sum_{m=1}^N \mathbf{R}_{\varepsilon}^{-1}(n, m)} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{I} = [1 \ 1 \ \dots \ 1]_{1 \times N}$ 对 $\mathbf{R}_{\varepsilon}^{-1}$ 中的元素实现累加处理, 称之为加法器。

CCPMVDR 方法通过对接收阵拾取数据进行时域复解析变换和相参累积预处理, 形成了两次指数函数等列式求和运算处理, 提高了空间谱估计的稳定性。

2.2 实现流程

由理论分析可知, CCPMVDR 方法可分为如下步骤实现。

步骤 1 对接收阵拾取数据进行复解析小波变换和分帧处理(相邻两帧之间按 0.5 倍帧长度进行重叠处理), 得到 K 帧复解析数据 \mathbf{Y} , 并令处理数据帧号 $k=1$;

步骤 2 根据式(6)对第 k 帧复解析数据 \mathbf{Y} 分组处理;

步骤 3 根据式(8)在 θ 处对第 k 帧各组数据 $[\mathbf{Z}_1 \ \mathbf{Z}_2 \ \dots \ \mathbf{Z}_N]^T$ 进行延时补偿, 并按式(9)对延时补偿数据 $[\hat{\mathbf{Z}}_1 \ \hat{\mathbf{Z}}_2 \ \dots \ \hat{\mathbf{Z}}_N]^T$ 进行累加处理, 得到一组新数据 $\hat{\mathbf{Z}}$;

步骤 4 根据式(11)对第 k 帧时延补偿后的协方差矩阵 \mathbf{R}_{ε} 进行处理, 得到 θ 处的空间谱估计值 $\hat{\mathbf{P}}(k, \theta)$;

步骤 5 更新扫描角度 $\theta, \theta = \theta + 1$, 重复执行步骤 2~5, 直到 $\theta = \Theta$, 可获得接收阵拾取的第 k 帧数据对应空间谱估计值 $\hat{\mathbf{P}}(k, \theta), 0 \leq \theta \leq \Theta, \Theta$ 为预设扫描角度个数。

步骤 6 更新处理帧数据, $k = k + 1$, 重复执行步骤 2~5, 直到 $k = K$ 时, 则可以获得接收阵拾取数据的 K 个空间谱估计值 $\hat{\mathbf{P}}(k, \theta), 1 \leq \theta \leq \Theta, k = 1, 2, \dots, K$ 。

步骤 7 对 K 个空间谱估计值进行累加处理, 获得本次处理的最终空间谱估计值。

$$P(\theta) = \sum_{k=1}^K \hat{\mathbf{P}}(k, \theta), \quad 1 \leq \theta \leq \Theta \quad (12)$$

2.3 性能分析

为了方便分析, 令接收阵拾取数据中背景噪声与空间目标信号之间的相关性、背景噪声之间的相关性为 0。同滑动处理一样, 通过式(6)~(9)对数据

\mathbf{X} 进行处理, 形成一次指数函数等列式求和运算, 对新数据 $\hat{\mathbf{Z}}$ 进行相关处理后, \mathbf{R}_{ε} 各位置元素可以表示为

$$\mathbf{R}_{\varepsilon}(l, k) = E[\hat{\mathbf{Z}}_l(t) \hat{\mathbf{Z}}_k(t)^H] =$$

$$E \left[\sum_{n=-l+2}^{N-l+1} y_{N-n+1}(t + \hat{\tau}_{n-1}) \right.$$

$$\left. \left(\sum_{m=-k+2}^{N-k+1} y_{N-m+1}(t + \hat{\tau}_{m-1}) \right)^H \right] =$$

$$\sum_{n=-l+2}^{N-l+1} \sum_{m=-k+2}^{N-k+1} E[y_{N-n+1}(t + \hat{\tau}_{n-1}) y_{N-m+1}(t + \hat{\tau}_{m-1})^H] =$$

$$\sum_{n=-l+2}^{N-l+1} \sum_{m=-k+2}^{N-k+1} E[s_{N-n+1}(t + \hat{\tau}_{n-1}) s_{N-m+1}(t + \hat{\tau}_{m-1})^H +$$

$$v_{N-n+1}(t + \hat{\tau}_{n-1}) v_{N-m+1}(t + \hat{\tau}_{m-1})^H] \quad (13)$$

$$l = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, N$$

式中: s_n 为第 n 个传感器拾取的目标信号; v_n 为第 n 个传感器拾取的背景噪声; H 为共轭运算。

当空间目标所在方位 θ_0 与 θ 一致时, 式(13)可进一步表示为

$$\mathbf{R}_{\varepsilon}(i, k) =$$

$$\sum_{n=-i+2}^{N-i+1} \sum_{m=-k+2}^{N-k+1} s_{N-n+1}(t + \hat{\tau}_{n-1}) s_{N-m+1}(t + \hat{\tau}_{m-1})^H +$$

$$\sum_{n=-i+2}^{N-i+1} \sum_{m=-k+2}^{N-k+1} v_{N-n+1}(t + \hat{\tau}_{n-1}) v_{N-m+1}(t + \hat{\tau}_{m-1})^H =$$

$$N^2 s_0^2(t) + (N - |i - k|) v_0^2(t) \quad (14)$$

$$i = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, N$$

式中: s_0 为原始目标信号; v_0 为背景噪声统一表示值。

由式(14)可知, 经式(6)~(9)处理后, MVDR 方法和 CCPMVDR 方法所用协方差矩阵中的目标信号和背景噪声能量含有量可表示为

$$\left. \begin{aligned} P_{\mathbf{X},s} &= N^2 E[s_0^2(t)] \\ P_{\mathbf{X},v} &= N E[v_0^2(t)] \\ P_{\hat{\mathbf{Z}},s} &= N^4 E[s_0^2(t)] \\ P_{\hat{\mathbf{Z}},v} &= \frac{2N^3 + N}{3} E[v_0^2(t)] \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中: $P_{\mathbf{X},s}$ 和 $P_{\mathbf{X},v}$ 分别为相参累积预处理前的目标信号和噪声功率; $P_{\hat{\mathbf{Z}},s}$ 和 $P_{\hat{\mathbf{Z}},v}$ 分别为相参累积预处理后的目标信号和噪声功率; $E[s_0^2(t)]$ 为目标信号功率的期望函数; $E[v_0^2(t)]$ 为背景噪声功率的期望函数。

由式(14)和(15)可知, 经式(6)~(9)处理后, CCPMVDR 方法所用协方差矩阵的协方差矩阵信号含有量由 $E[s_0^2(t)]$ 变为 $N^2 E[s_0^2(t)]$, 信噪比含量增加了 $10 \lg[3/(2+1/N^2)] \approx 1.7 \text{ dB}$ 。一般情况下, 接收阵所含传感数远大于 4, 式(6)~(9)的处理过

程可有效提高协方差矩阵中的信噪比含量. 另外,协方差矩阵主对角线的元素能量由原来的 $E[s_0^2(t) + v_0^2(t)]$ 变为现在的 $N^2 E[s_0^2(t)] + NE[v_0^2(t)]$. 该方法如同采用了类对角加载技术^[5], 进一步提高了空间谱估计方法的稳定性.

3 数据处理分析

3.1 数值仿真分析

为进一步验证 CCPMVDR 方法的空间谱估计性能,进行如下数值仿真分析.

3.1.1 单目标情况 仿真条件:采用 32 元相邻阵元间距为 0.5 m 的线列阵作接收阵,目标信号频率为 1 400~1 600 Hz,目标信号长度为 0.01 s,目标方向为 90°,目标信号与背景噪声信噪比记为 SNR,系统采样频率为 20 kHz,一次处理数据长度为 1 s. MVDR 方法和对角加载 MVDR(DLMVDR)方法具体处理过程如下:首先对 2×10^4 个采样数据分 78 帧处理(单帧数据长度为 256 个采样数据,帧与帧之间重叠 128 个采样数据),对每帧数据做 FFT 分析;最后对 1 400~1 600 Hz 频带各频点作协方差矩阵估计、最优权向量解和空间谱估计,DLMVDR 方法对角加载量为噪声子空间对应的最小特征值;CCPMVDR 方法通过复解析小波变换选取 1 400~1 600 Hz 频段,然后采用相同的分帧处理方法按 2.2 节的流程实现.

SNR = -30~0 dB 情况下,由 MVDR、DLMVDR 和 CCPMVDR 方法通过 200 次独立统计所得的不同信噪比下的目标方位估计均方误差(RMSE)如图 1 所示.

由图 1 的仿真结果可知,相比 MVDR 和 DLM-

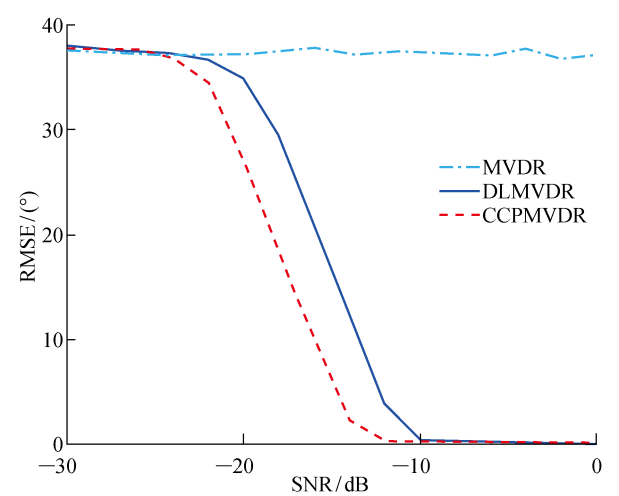


图 1 不同 SNR 下,3 种方法的 RMSE

Fig.1 RMSE of three methods at different SNRs

VDR 方法,CCPMVDR 方法对目标信号稳定的要求得到了有效的改善.在该仿真条件下,由于信号长度小于一帧数据长度,一帧数据经过 FFT 后,在频域同一频点只包含单个频域数据,利用单个频域数据求取协方差矩阵时,出现非满秩情况,致使 MVDR 方法无法实现对目标方位的有效估计.采用对角加载技术,可以在一定信噪比下提高协方差矩阵的稳定性,实现了对目标方位的有效估计. CCPMVDR 方法在一帧数据内通过时域多个采样点的累积实现满秩协方差矩阵的稳定获取,相比 DLMVDR 方法而言,CCPMVDR 方法对最低信噪比的要求降低了 2 dB.

当 SNR = -15 dB 时,由 MVDR、DLMVDR 和 CCPMVDR 方法通过 200 次独立统计所得不同信号长度下的目标方位估计均方误差如图 2 所示.其中: T_s 为信号长度.

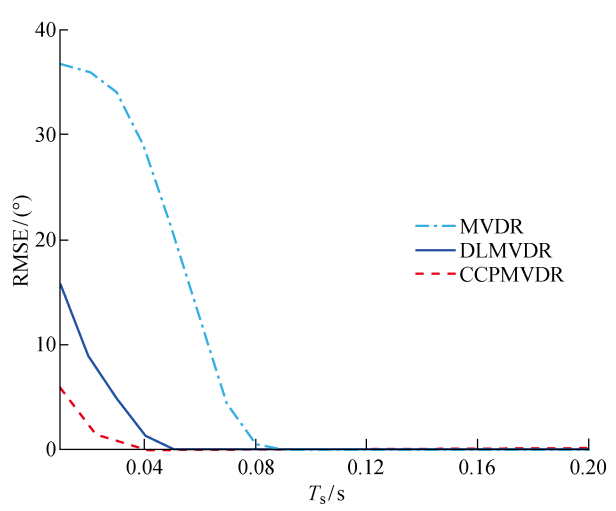


图 2 不同信号长度下,3 种方法的 RMSE

Fig. 2 RMSE of three methods at different signal lengths

该结果进一步验证了 CCPMVDR 方法对信号长度具有较好的宽容性.

3.1.2 多目标情况 仿真条件:接收阵条件、系统采样率、一次采样长度、MVDR 方法、DLMVDR 方法和 CCPMVDR 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 1 400~1 600 Hz,目标方位分别为 90° 和 100°, $T_s = 0.01$ s. 当 SNR = -15 dB 情况下,3 种方法所得的空间谱如图 3 所示.其中: A 为空间谱幅度.

由图 3 的仿真结果可知,相比 MVDR 方法和 DLMVDR 方法所得的空间谱,CCPMVDR 方法可对相邻多目标方位实现有效估计,进一步验证了

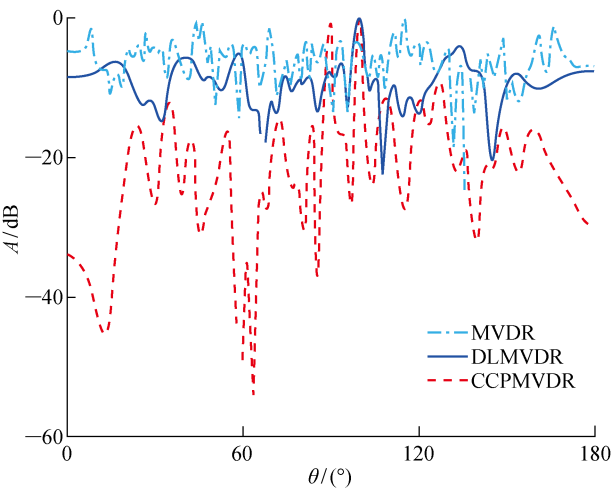


图 3 3 种方法所得的空间谱($T_s=0.01\text{ s}$)

Fig. 3 Spatial spectrums of three methods
($T_s=0.01\text{ s}$)

CCPMVDR 方法可在短时间内获得良好的协方差矩阵估计和权向量最优解。

不同目标信号长度下,3 种方法对空间谱的估计结果如图 4 所示.该结果进一步验证了一次处理数据中目标信号长度减小对 CCPMVDR 方法空间谱的估计性能影响较小,而对 MVDR 方法和 DLMVDR 方法空间谱的估计性能影响较大。

由图 4 的仿真结果可知,相比于 MVDR 方法和 DLMVDR 方法,CCPMVDR 方法降低了协方差矩阵估计对空间数据稳定性的要求,提升了空间谱估计的稳定性。

另外,相比于 MVDR 方法,CCPMVDR 方法首先在子阵维度上进行相参累积处理,形成一次指数函数等列式求和运算,然后按空间重采样思想进行方位估计,该过程形成了两次指数函数等列式求和运算,平滑了背景噪声在非目标方向上的能量值,提升了空间谱主旁瓣能量比,该仿真结果也进一步验证了该分析结论。

3.1.3 运算量分析 由于 CCPMVDR 方法在实现过程中可事先求取所需的复解析小波,然后再将其应用于后续方位估计中,所以影响 CCPMVDR 方法的运算量主要在于复解析小波函数与拾取数据卷积运算、协方差矩阵及其求逆运算,计算复杂度为

$$O\{\Theta[N(M+M^2)+MN^2+N^4]\}$$

其中: M 为单帧数据长度.而 DLMVDR 方法在方位估计中需要将拾取数据变换到频域,然后在频域对每一个频点进行协方差矩阵求逆影响 DLMVDR 方法的运算量主要在于对拾取数据的 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

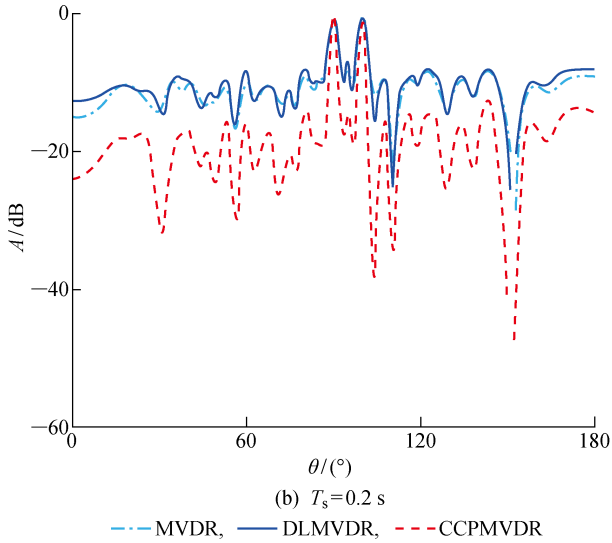
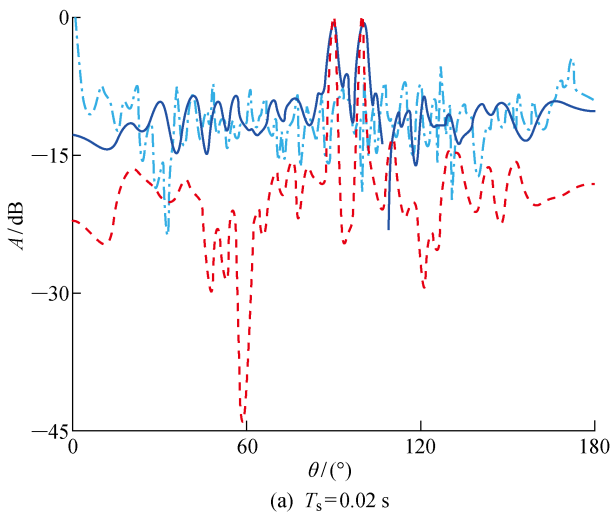


图 4 不同信号长度下,3 种方法所得的空间谱

Fig. 4 Spatial spectrums of three methods at different signal lengths

度为

$$O\{\Theta[(2N-1)N_{\text{fft}}\lg N_{\text{fft}}+N_{\text{B}}(2N-1)^2+N_{\text{B}}(2N-1)^4]\}$$

其中: $N_{\text{fft}}\geq M$ 为 FFT 点数; N_{B} 为处理频带所含频率点数。

由上述分析可知,在阵元数一定时,DLMVDR 方法的算法复杂度主要受处理频带影响,而 CCPMVDR 方法的算法复杂度主要受单帧数据长度影响,对于宽带信号处理,CCPMVDR 方法在运算量上具有一定的优势。

为了直观地给出 CCPMVDR 方法的计算时间,在 3.1.1 仿真数据处理中,利用 Intel(R) Core(TM) i7-7500U @ 2.7 GHz 2.9 GHz 上运行的 MATLAB2014b CPU TIME 测出 DLMVDR 和 CCPMVDR 方法的运算时间,如表 1 所示.其中: t' 为单帧运算时间。

表 1 2 种方法的运算时间
Tab. 1 Processing time of two methods

估计方法	t'/s
DLMVDR	1.371 9
CCPMVDR	0.717 1

3.2 海试数据分析

为进一步验证 CCPMVDR 方法对实际试验数据空间谱的估计性能,分别利用 MVDR 方法、DLMVDR 方法和 CCPMVDR 方法对接收阵海上试验数据进行处理分析,接收阵为 32 阵元等间隔水平阵,阵元间距为 0.5 m,系统采样率为 20 kHz. 水平阵布放示意图如图 5 所示. 水深为 100 m,海况 3 级,搭载平台与水平阵之间距离约为 500 m,搭载平台航速为 4 kn,搭载平台声级约为 115 dB@1 kHz,环境噪声声级约为 72 dB@1 kHz.

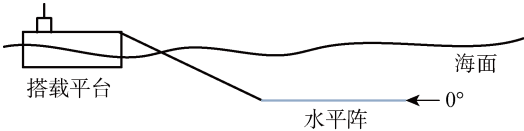


图 5 接收阵布放示意图

Fig. 5 Schematic diagram of receiving array

本次处理数据为平台返回基地过程所得,可视距离内存在多个目标,其中,相对接收阵方位 50°、60°、85°、110°和 130°为吨位较大船只,声级约为 120~130 dB@1 kHz.

MVDR 方法估计协方差矩阵时,一次处理数据采用 2×10^4 个采样数据,3 种方法处理数据过程与数值仿真过程一致. 图 6~8 为 3 种方法的输出时间

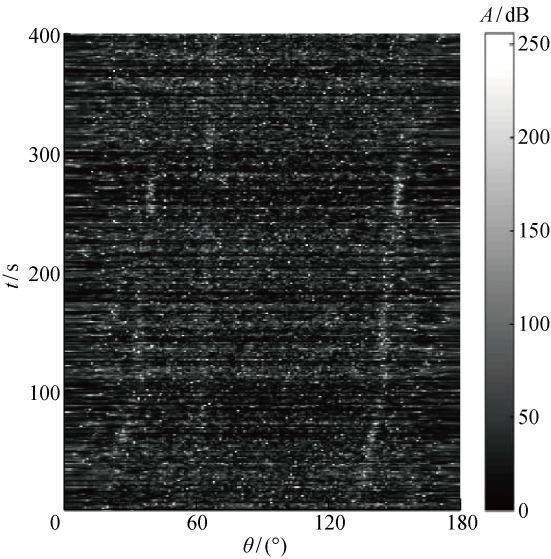


图 6 MVDR 方法输出方位历程

Fig. 6 Bearing time record of MVDR method

历程,其中: t 为处理数据对应的时刻. 图 9 为 3 种方法的输出空间谱.

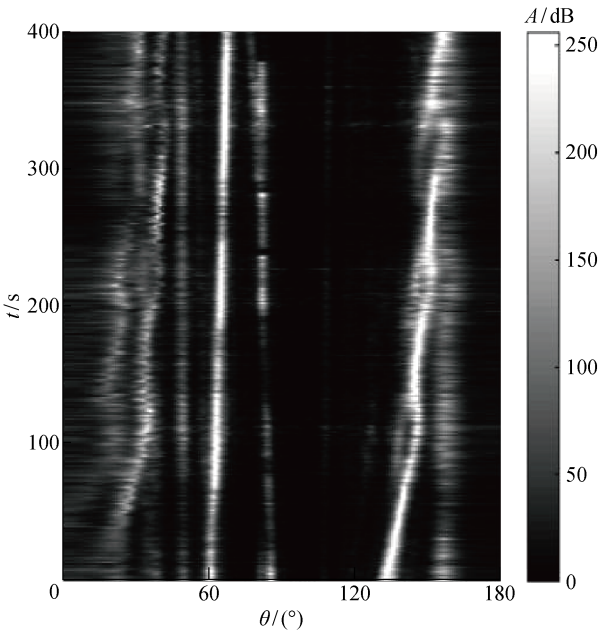


图 7 DLMVDR 方法输出方位历程

Fig. 7 Bearing time record of DLMVDR method

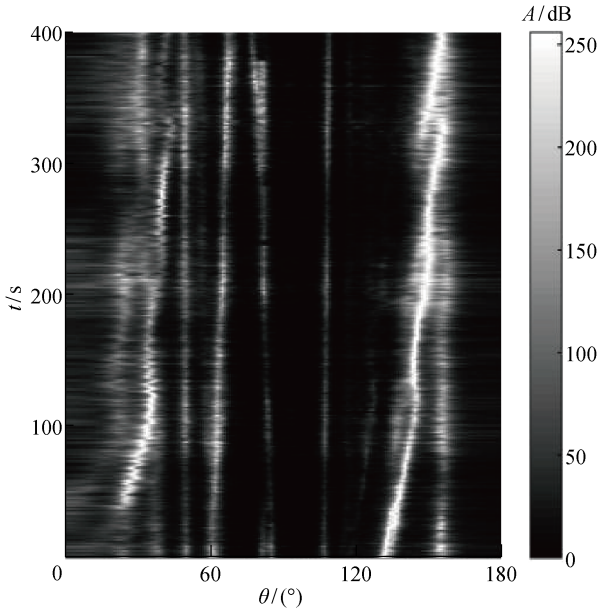


图 8 CCPMVDR 方法输出方位历程

Fig. 8 Bearing time record of CCPMVDR method

由图 6~9 可知,MVDR 方法所得空间谱在 0~400 s 时间段内无法对目标方位实现有效估计,而 CCPMVDR 方法所得空间谱形成的方位历程能清晰地显示 50°、60°、85°、110°、130°和 160°(搭载平台)目标航迹,目标方位明晰可辨. DLMVDR 方法充分利用对角加载技术,提高了协方差矩阵的稳定性,可

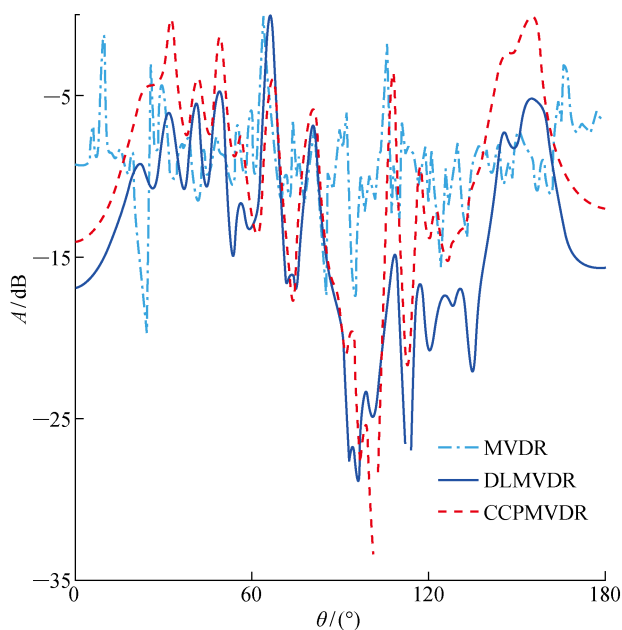


图9 $t=300$ s时,3种方法所得的空间谱

Fig. 9 Spatial spectrums of three methods at $t=300$ s

对该时段的多个目标方位实现有效估计,但对 110° 处目标方位估计效果劣于 CCPMVDR 方法,原因在于 CCPMVDR 方法在子阵维度上进行相参累积处理,相比 DLMVDR 方法多了一次指数函数等列式求和运算,有效平滑了背景噪声在非目标方向上的能量值,提升了 110° 处目标方位主旁瓣能量比,进而提高了 110° 处目标方位的估计效果。

数据处理结果再次验证了 CCPMVDR 方法通过对接收阵拾取数据进行时域复解析变换和相参累积预处理,在短时间内实现了稳定获取权向量最优解,提高了空间谱估计的稳定性。

4 结语

针对最小方差无畸变响应空间谱估计方法稳定性问题,首先分析了影响最小方差无畸变响应方法的不稳定因素;然后针对影响因素,提出了 CCPMVDR 方法;最后给出了该方法的实现流程和性能分析。该方法通过时频分析处理,改变了构建协方差矩阵的数据来源,在短时间内获得了足够多的时间采样点数,在一帧数据内通过时域多个采样点累积实现了满秩协方差矩阵的稳定获取,降低了空间数据稳定性对最小方差无畸变响应方法产生的影响。同时,充分利用各阵元相位信息,在子阵维度上实现了数据相参累积,形成一次指数函数等列式求和运算,使协方差矩阵估计值中主对角线信号能量得到了有效增加,进一步降低了协方差矩阵估计对空间数据稳定性的要求。数值仿真和海试数据处理结果进一

步验证了,相比于 MVDR 方法和 DLMVDR 方法,CCPMVDR 方法通过改变协方差矩阵数据来源和两次指数函数等列式求和运算,提升了空间谱主旁瓣能量比,降低了协方差矩阵估计对空间数据稳定性和最低信噪比的要求,提升了空间谱估计的稳定性。

参考文献:

- [1] ZHENG E M, CHEN X H, YU H B, *et al.* Robust high-resolution beam-forming based on high order cross sensor processing method[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2015, 26(5): 932-940.
- [2] CHEN X H, LIU C, YU H B, *et al.* Robust broadband beam-forming based on the feature of underwater target radiated noise[J]. *China Ocean Engineering*, 2016, 30(6): 1004-1011.
- [3] VOROBYOV S A, GERSHMAN A B, LUO Z Q. Robust adaptive beamforming using worst-case performance optimization: A solution to the signal mismatch problem[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(2): 313-324.
- [4] YOO D S. Subspace-based DOA estimation with sliding signal-vector construction for ULA[J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(17): 1361-1363.
- [5] 崔琳, 李亚安, 房媛媛, 等. 一种基于支持向量机的对角加载鲁棒波束形成方法[J]. *兵工学报*, 2013, 34(5): 598-604.
CUI Lin, LI Ya'an, FANG Yuanyuan, *et al.* The robust diagonal loading beamforming method using support vector machines [J]. *Acta Armamentarii*, 2013, 34(5): 598-604.
- [6] 郑恩明, 张恩宾, 孙长瑜, 等. 一种基于重置协方差矩阵的波束形成优化方法[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(17): 185-190.
ZHENG Enming, ZHANG Enbin, SUN Changyu, *et al.* An optimization approach for beam-forming based on reset covariance matrix[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(17): 185-190.
- [7] 唐孝国, 张剑云, 洪振清. 一种改进的 MVDR 相干信源 DOA 估计算法[J]. *电子信息对抗技术*, 2012, 27(6): 6-10.
TANG Xiaoguo, ZHANG Jianyun, HONG Zhenqing. DOA estimation of coherent signals via improved MVDR algorithm[J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2012, 27(6): 6-10.
- [8] 周彬, 赵安邦, 龚强, 等. 基于对角减载的水声阵列 SMI-MVDR 空间谱估计技术[J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(12): 2381-2387.

ZHOU Bin, ZHAO Anbang, GONG Qiang, *et al.* Underwater acoustic array SMI-MVDR spatial spectral estimation based on diagonal reduction[J]. **Systems Engineering and Electronics**, 2014, 36 (12): 2381-2387.

[9] LIU Y, XIE C, ZHANG Y R. Direction of arrivals estimation for correlated broadband radio signals by MVDR algorithm using wavelet[J]. **China Communications**, 2017, 14(3): 190-197.

[10] 郑恩明, 黎远松, 陈新华, 等. 改进的最小方差无畸变响应波束形成方法[J]. **上海交通大学学报**, 2016, 50(2): 188-193.

ZHENG Enming, LI Yuansong, CHEN Xinhua, *et al.* Improved bearing resolution approach for MVDR beam-forming[J]. **Journal of Shanghai Jiao Tong University**, 2016, 50(2): 188-193.

[11] 李智忠, 许忠良, 李海涛, 等. 基于傅里叶变换的快速 TAMVDR 算法[J]. **舰船科学技术**, 2016, 38 (1): 85-89.

LI Zhizhong, XU Zhongliang, LI Haitao, *et al.* Fast TAMVDR algorithm based on fourier transform[J]. **Ship Science and Technology**, 2016, 38(1): 85-89.

[12] YANG L S, MCKAY M R, COUILLET R. High-dimensional MVDR beamforming: Optimized solutions based on spiked random matrix models[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2018, 66(7): 1933-1947.

[13] 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 Yongming, HUANG Haining. Multiple signal classification beam-forming method based on time domain analysis[J]. **Journal of Shanghai Jiao Tong University**, 2019, 53(8): 928-935.

[14] 张家凡, 易启伟, 李季. 复解析小波变换与振动信号包络解调分析[J]. **振动与冲击**, 2010, 29(9): 93-96.

ZHANG Jiafan, YI Qiwei, LI Ji. Complex analytic wavelet transform and vibration signals envelope-demodulation analysis [J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2010, 29(9): 93-96.

[15] 郑恩明, 陈新华, 宋春楠. 基于全相位预处理的低旁瓣波束形成方法[J]. **兵工学报**, 2018, 39(10): 1971-1978.

ZHENG Enming, CHEN Xinhua, SONG Chunnan. Low side-lobe beam-forming method based on all-phase preprocessing [J]. **Acta Armamentarii**, 2018, 39(10): 1971-1978.

[16] 陈新华, 郑恩明. 基于分组时延预处理的时域波束形成方法[J]. **应用声学**, 2019, 38(4): 545-552.

CHEN Xinhua, ZHENG Enming. Time domain beam-forming algorithm based on sub-group & time delay preprocessing[J]. **Journal of Applied Acoustics**, 2019, 38(4): 545-552.

(本文编辑:石易文)