
第一章 宽带 DOA 估计技术研究现状

作为信号处理领域的主要组成部分,阵列信号处理在雷达、通信、侦查、地震探测等方面有着广泛的应用。对于期望信号的空间采集与处理就是阵列信号处理技术的本质,相当于利用按照一定准则分布于不同空间位置的阵元组成的传感器阵列接收期望信号,对于来波方向不一样的信号进行有目的的加强和约束,达到获取期望信号的表征参数、约束其他信号的目的。这些目标信号可以为电磁波、声波等。从统计方面出发,可以将期望信源分为随机性信源或确定性信源。在很多使用过程中,接收信号不明确,或是其冲击响应无法确定,也可能是在随时间变化的传送通道中发生畸变,以上情况都可以称为随机性信号。这时,可以从信号的概率密度函数(PDF)里提取信息,以便对特征参数进行估计。在很多其他应用中,对于接收机而言,发射的信号波形已知,但其某些特征参数(比如时延和幅度等)未知,这些称为确定性信号,雷达、通信及主动声纳等就是其典型的应用实例[1]。

阵列信号的重要研究方向有波束形成技术、零点形成技术及空间谱估计[71]技术。波束形成可以让阵列方向图的主瓣对准目标的波达角位置,进而加强目标信号的输出功率。零点形成可以让阵列方向图中响应很低的零陷对准干扰,实现干扰的约束。这两种技术可以提升阵列输出信号的 SNR,加强有用信号。空间谱估计就是 DOA 估计,它主要是对空域信号的信源数、方位角及俯仰角等参数进行估算。信号频谱指的是其功率或能量在频率上的分布特性,相似情况,“空间谱”就是其功率或能量在空间各角度或位置的分布特性。由此可知,信源的波达角可以利用空间谱估计算法获得。

在阵列信号处理领域,根据带宽的大小可以将信源分为窄带信源和宽带信源。窄带 DOA 估计主要集中于高分辨算法的分析上,经过三十多年的研究,该技术的发展已趋成熟,并且其使用范围非常宽泛,涉及军事及民用领域。随着阵列信号处理的日趋成熟,相应的信号传输背景也变得越来越复杂,信号外在形式多样化加剧,其主要的频率分布范围也越来越宽泛,信号的分布密度也在日益增大,这使得信号的频率和空间分布范围以及分布密度都大大增大,基于窄带的探测系统已经没办法满足当前需求。相对于窄带,宽带信号有很多优势,比如包含的信息量大、抗击干扰的能力强、混淆环境的相关性小、分辨能力强等,这些恰好弥补了窄带信号的缺陷,对于实现目标的探测和特征的获取及参数估算非常有利。因此宽带信号的广泛应用是必然的。目前,宽带在有源探测系统中已获得日趋宽泛的使用和研究。对于无源系统,实现目标探测的一类高效方法就是使用目标反

射的连续宽带谱。由此可知,宽带的应用需求推进了宽带信号系统及其方位估计方法的研究和发展。

阵列接收窄带信号时,其输出的相位差由阵元的具体位置及信源方向决定,当接收宽带信号时,还必须要考虑信号频率的影响。若采用窄带系统探测宽带信源,导向矢量不能准确描述信源的具体方位和频率,这使得最终估计偏差很大甚至失效。同时,宽带信号的功率谱密度相对较小,达不到窄带探测系统需要的 SNR 门限。宽带信号处理起来比较复杂,现有的传统方法面临计算量大、不易于实际使用、实时性差等问题。因此,研究如何充分利用宽带信源的优势得到更优的结果是空间 DOA 估计算法的难点和热点,研究意义十分重大。

宽带信号方位估计方法的研究集中于三类:基于最大似然、基于子空间融合类和基于稀疏信号表示类。

现以白噪声为前提,基于最大似然类算法可以得到最优解。Doron 等人通过正弦分解,用多个相加的正弦信号表示宽带信源,然后利用多项式求根法求解各个正弦信号,获得对应的方位初值,最后利用最小二乘法求得最终的方位估计值,该方法可以处理相参信号且运算量有所降低^[9];但是其结构复杂,计算量大,难以处理。

相对于最大似然类算法,子空间类算法虽然不能得到最优解,但是其运算量相对较小且估计性能比较好,这使得此类方法引起了学者们的广泛关注,是很重要的宽带高分辨 DOA 估计方法。子空间类算法主要分为非相参信号子空间方法(Incoherent Signal Subspace Method, ISSM)和相参信号子空间方法(Coherent Signal Subspace Method, CSSM)。其中 ISSM 算法处理起来非常简单,就是利用 DFT 变换把接收到的宽带数据分解到不混叠频带上,各频带上的数据可以看作是相应频点的窄带信号,并用窄带子空间方法分别处理所有的窄带数据,获得初步的 DOA 估计值,再对所有的初步估计进行一定的加权处理获得最终估计。由此看出,ISSM 算法的估计性能非常依赖于窄带信号子空间方法,这使得该算法在信噪比低时得不到满意的结果。此外 ISSM 算法需要大量快拍数以便在各个频带上获得准确的数据相关矩阵,对所有频带的数据相关矩阵进行特征分解在很大程度上增大了算法计算量。同时,ISSM 方法也不能处理相参源,这个问题是无法通过延长观测时间或者提高 SNR 解决的,这些是该算法面临的主要问题。

针对以上描述的非相参信号子空间(ISSM)算法存在的缺陷,Wang 等人提出了相参信号子空间(CSSM)方法。CSSM 方法的处理思想是将宽带信号带宽范围内不混叠频带上的窄带数据空间变换到聚焦频点上,获得位于聚焦频点上的窄带数据相关矩阵,进而使用窄带子空间方法处理该窄带数据得到最终估计。相对于 ISSM 算法,CSSM 算法有计算量相对较小、能够处理相参信源、能准确估计等

优势。

稀疏信号表示(Sparse Signal Representation, SSR)类方法 3 越来越多的应用于宽带信号 DOA 估计问题中,这类估计方法充分利用了空间目标的稀疏它可以描述为在对空间稀疏信号矢量的范数进行约束的条件下,通过最小化误差来恢复空间稀疏信号矢量,即可获得信号的方向。

第二章宽带 DOA 估计算法原理

2.1 宽带阵列接收信号模型

宽带的概念是相对窄带而言的,一般而言,不符合窄带条件的信号可视为宽带信号。设信号的相对带宽为 η ,那么它的定义式为

$$\eta = \frac{f_H - f_L}{(f_H + f_L)/2} = \frac{B}{f_0} \quad (1)$$

式中, f_H 和 f_L 分别表示信号的最高和最低频率, B 为信号带宽, f_0 为信号的中心频率。

当信号的相对带宽满足 $\eta < 0.1$ 时,可视为窄带信号;反之,为宽带信号。

设 $s(t)$ 为入射到阵列的远场宽带信号,可分解为 J 个窄带信号,即:

$$s(t) = \sum_{j=1}^J s_{f_j}(t) \quad (2)$$

加性高斯噪声 $n(t)$,也可分解为 J 窄带信号:

$$n(t) = \sum_{j=1}^J n_{f_j}(t) \quad (3)$$

则阵列中一个传感器的输出信号为:

$$x(t) = \sum_{j=1}^J \left[a(f_j, \theta) s_{f_j}(t) + n_{f_j}(t) \right] \quad (4)$$

当有 P 个远场宽带信号分别从 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_P$ 方向达到阵列,则第 m 个于频率为 f 窄带分量的输出为:

$$x_m(t) = \sum_{p=1}^P s_p(t - \tau_m(\theta_p)) + n_w(t) \quad m=1, 2, 3, \dots, M \quad (5)$$

其中 $\tau_m(\theta_p)$ 是第 p 个信号到达第 m 个传感器比迟到参考点的时间延迟; n_w 个传感器上的加性高斯噪声。

式(4)的 DFT 为:

$$X_n(f_j) = \sum_{p=1}^P a_w(f_j, \theta_p) S_p(f_j) + N_m(f_j) \quad m=1, 2, \dots, M \quad (6)$$

又由:

$$S(f_j) = [S_1(f_j), S_2(f_j), \dots, S_P(f_j)]^T \quad (7)$$

$$N(f_j) = [N_1(f_j), N_2(f_j), \dots, N_M(f_j)]^T \quad (8)$$

$$A(f_j) = [a_1(f_j, \theta_1), a_2(f_j, \theta_2), \dots, a_P(f_j, \theta_P)] \quad (9)$$

$$a(f_j, \theta_p) = [a_1(f_j, \theta_p), a_2(f_j, \theta_p), \dots, a_M(f_j, \theta_p)]^T \quad (10)$$

得到向量形式的频域模型,

$$X(f_j) = A(f_j)S(f_j) + N(f_j) \quad (11)$$

2.2 ISSM 算法

3.2.1 ISSM 算法的基本原理

ISSM 方法是最先提出的宽带信号 DOA 估计方法, 它的处理理念是对阵列接收到的宽带数据进行 J 点 DFT 变换, 得到带宽内 J 个不重叠频带的窄带输出数据 $\mathbf{X}_k(f_j), (k=1, 2, \dots, K)$ 和相应的协方差矩阵

$$\mathbf{R}(f_j) = \sum_{k=1}^K \mathbf{X}_k(f_j) \mathbf{X}_k^H(f_j), j=1, \dots, J \quad (12)$$

然后采用窄带子空间方法处理各子频带的窄带数据, 即就是对所有的数据相关矩阵 $\mathbf{R}(f_j)$ 进行特征分解 (EVD), 可以得到 M 个特征值 $\lambda_m(f_j), m=1, \dots, M$ 及其相应的 M 维的特征向量 $\mathbf{e}_m(f_j), m=1, \dots, M$, 其中特征值按照降序排列, 即满足 $\lambda_1(f_j) \geq \lambda_2(f_j) \geq \dots \geq \lambda_M(f_j)$ 。

对于非相参信号, 各子带的信号相关矩阵经特征分解后会出现 P 个大的特征值, 由其相应的特征向量构成的矩阵 $\mathbf{U}_s(f_j) = [\mathbf{e}_1(f_j), \mathbf{e}_2(f_j), \dots, \mathbf{e}_P(f_j)]$ 可以张成信号子空间, 且满足 $\text{span}\{\mathbf{U}_s(f_j)\} = \text{span}\{\mathbf{A}(f_j)\}$, 而由 $M-P$ 个小的特征值相对应的特征向量构成的矩阵 $\mathbf{U}_n(f_j) = [\mathbf{e}_{P+1}(f_j), \mathbf{e}_{P+2}(f_j), \dots, \mathbf{e}_M(f_j)]$ 可张成噪声子空间, 且各子频带的信号与噪声子空间之间存在正交特性。

宽带 ISSM 方法与窄带子空间方法的处理手段是相类似的, 都是利用信号和噪声子空间之间存在的正交特性, 即选择与 $\mathbf{U}_n(f_j)$ 正交性最好的 P 个方向矢量对应的角度作为波达角。这就需要计算各个频点的正交性, 再对所有结果

加权平均得到最终结果。

现假设各子带有相同的加权系数，目前常用的加权平均方法有算术平均和几何平均。

算术平均：先利用 MUSIC 方法获得各子频带的空间谱估计值，然后求解其算术平均值，此时非相参信号子空间方法的空间谱估计的求解算式为：

$$P_{ISSM1}(\theta) = \left(\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \frac{1}{P_{MUSIC}(f_j, \theta)} \right)^{-1} \quad (13)$$

几何平均：先利用 MUSIC 方法获取各子频带的空间谱估计值，然后求解其几何平均值，此时非相参信号子空间方法的空间谱估计的求解算式为：

$$P_{LSSM2}(\theta) = \left(\prod_{j=1}^J \frac{1}{P_{MUSIC}(f_j, \theta)} \right)^{\frac{1}{J}} \quad (14)$$

其中 $P_{MUSIC}(f_j, \theta)$ 为第 j 个子带的 MUSIC 谱，即：

$$P_{MUSIC}(f_j, \theta) = \frac{1}{\mathbf{a}''(f_j, \theta) \mathbf{U}_n(f_j) \mathbf{U}_n''(f_j) \mathbf{a}(f_j, \theta)} \quad (15)$$

对于算术平均，要想在角度 θ 有很高的谱峰，必须使得该角度对应的导向矢量 $\mathbf{a}(f_j, \theta)$ 与噪声子空间的所有特征矢量 $\mathbf{e}_{p+1}(f_j), \mathbf{e}_{p+2}(f_j), \dots, \mathbf{e}_M(f_j)$ 都有很好的正交性。而对于几何平均，只需要使得该方向向量 $\mathbf{a}(f_j, \theta)$ 与噪声子空间内的某一个特征向量 $\mathbf{e}_{p+1}(f_j), \mathbf{e}_{p+2}(f_j), \dots, \mathbf{e}_M(f_j)$ 存在正交性即可。因此可以看出，算术平均的精确度更高而几何平均的分辨力更好。对于单个信源，算术平均的求解方式更接近最优解。

在阵列视角范围内实行谱峰搜索，可以得到 ISSM 算法的空间谱估计，获得 P 个大的谱峰值，这些峰值对应的角度就是宽带目标信源的所有来波方向，即就是宽带信号的波达角估计值 $\hat{\theta}_p (p=1, 2, \dots, P)$ 。

下面给出 ISSM 算法的主要步骤：

- (1): 将采样时间 T_0 均分为 K 段，则每段的时长为 T_0 / K ；
- (2): 对每个子段的数据引用 J 点的 DFT 变换，可以获得宽带信号的 J 组频率分量，且每组频率分量的快拍数都是 K ；
- (3): 利用各子频带内的窄带数据求解其数据相关矩阵 $\mathbf{R}(f_j)$ ；
- (4): 对各频带下的数据相关矩阵 $\mathbf{R}(f_j)$ 进行特征值分解，获得对应子频带的信号及噪声子空间；
- (5): 引入 MUSIC 等高分辨窄带 DOA 估计方法处理所有子频带数据，得到多组 DOA 估计值；

(6): 用算术平均或者几何平均处理所有频带的 DOA 估计结果, 获得算法最终的 DOA 估计值。

2.3 MUSIC 算法原理

3.3 阵列协方差矩阵的特征分解

对阵列输出 \mathbf{x} 进行处理基础上, 阵列输出 \mathbf{x} 的协方差矩阵 \mathbf{R}_x 就能够随之获得。如下式(15)所示:

$$\mathbf{R}_x = E[\mathbf{X}\mathbf{X}^H] \quad (16)$$

式(15)内, 矩阵共轭转置用 \mathbf{H} 表示。在(15)式中代入(10)式, 有:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_x &= E[(\mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{N})(\mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{N})^H] \\ &= \mathbf{A}E[\mathbf{S}\mathbf{S}^H]\mathbf{A}^H + E[\mathbf{N}\mathbf{N}^H] \\ &= \mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H + \mathbf{R}_N \end{aligned} \quad (17)$$

式中:

$$\mathbf{R}_s = E[\mathbf{S}\mathbf{S}^H] \quad (18)$$

称为信号的相关矩阵。

$$\mathbf{R}_N = \sigma^2 \mathbf{I} \quad (19)$$

就是噪声的相关矩阵, 其中噪声功率、 $\mathbf{M}^*\mathbf{M}$ 阶单位矩阵分别用 σ^2 、 \mathbf{I} 表示。实际应用中, 通常无法直接得到 \mathbf{R}_x , 能使用的只有样本的协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_x$:

$$\hat{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}(i)\mathbf{X}^H(i) \quad (20)$$

\mathbf{R}_x 最大似然估计为 $\hat{\mathbf{R}}_x$, 采样数如果为 $N \rightarrow \infty$, 则它们是一致的, 不过, 因为样本数有限, 所以实践中会因此不准确, 从而产生误差现象。

根据矩阵特征分解的理论, 可以对阵列协方差矩阵进行特征分解。理想状态(无噪声)下:

$$\mathbf{R}_x = \mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H \quad (21)$$

如果为均匀线阵的话, 矩阵 \mathbf{A} 是范德蒙德矩阵, 只要满足:

$$\theta_i \neq \theta_j \quad i \neq j \quad (22)$$

那么, 它的各列之间相互独立。假如 \mathbf{R}_s 为非奇异矩阵的同时, 即 $\text{Rank}(\mathbf{R}_s) = D$, 信号源之间一律没有任何干扰, $M > D$, 那么:

$$\text{rank}(AR_s A^H) = D \quad (23)$$

因为 $R_x = E[XX^H]$, 故有:

$$R_x^H = R_x \quad (24)$$

即 R_x Hermite 矩阵, Hermite 矩阵特征值全部是实数。且矩阵 $AR_s A^H$ 半正定(因为 R_s 正定), 一共有 D 个、 $M-D$ 个正、零特征值。

如果存在噪声, 那么:

$$R_x = AR_s A^H + \sigma^2 I \quad (25)$$

因满秩阵 R_x , 且 σ^2 大于 0, 故 R_x 有 M 个正实特征值, 即 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M$, 且和特征向量 v_1, v_2, \dots, v_M (同样为 M 个)一一对应。同时所有特征向量互相正交(因 Hermite 矩阵为 R_x), 也就是:

$$v_i^H v_j = 0 \quad i \neq j \quad (26)$$

与信号有关的特征值只有 D 个, 分别等于矩阵 $AR_s A^H$ 的各特征值与 σ^2 之和, 其余的 $M-D$ 个特征值为 σ^2 , 也就是说, σ^2 是 R 的最小特征值, 它是 $M-D$ 维的。对应的特征向量 $v_i, i=1, 2, \dots, M$ 中, 也有 D 个是与信号有关的, 另外 $M-D$ 个是与噪声有关的, 在下一节里, 将利用以上这些特征分解的性质求出信号源的波达方向 θ_k 。

3.4 MUSIC 算法的原理及实现

通过对阵列协方差矩阵的特征分解, 可以得到如下结论: 将矩阵 R_x 的特征值进行从小到大的排序, 即:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M > 0 \quad (27)$$

式(26)内, 信号、噪声分别对应于 D 个较大的特征值、 $M-D$ 个较小特征值。

矩阵 R_x 特征向量也一一对应于噪声、信号, 在此条件下我们通常能够将 R_x 特征值进行信号特征值和噪声特征值的划分。

设 λ_i 是矩阵 R_x 的第 i 个特征值, v_i 是与 λ_i 个相对应的特征向量, 则有:

$$R_x v_i = \lambda_i v_i \quad (28)$$

同时, 若 R_x 的最小特征值为 $\lambda_i = \sigma^2$, 则有:

$$R_x v_i = \sigma^2 v_i \quad i = D+1, D+2, \dots, M \quad (29)$$

将

$$R_x = AR_s A^H + \sigma^2 I \quad (30)$$

代入, 即有:

$$\sigma^2 v_i = (AR_s A^H + \sigma^2 I) v_i \quad (31)$$

对比(30)等号左右两侧, 有

$$AR_s A^H v_i = 0 \quad (32)$$

由于满秩矩阵(D^*D 维)为 $A^H A$, 且有 $(A^H A)^{-1}$; 还包括 R_s^{-1} , 所以式(31)等号左右均和 $R_s^{-1} (A^H A)^{-1} A^H$ 相乘, 有:

$$R_s^{-1} (A^H A)^{-1} A^H AR_s A^H v_i = 0 \quad (33)$$

所以有:

$$A^H v_i = 0 \quad i = D+1, D+2, \dots, M \quad (34)$$

分析式(33)结果表明, 对应与噪声特征值的特征向量 v_i 正交于矩阵 A 的列向量, 同时矩阵 A 中的每一列对应于信号源方向。这就是利用噪声特征向量求解信号源方向的出发点。

列采用所有噪声特征向量, 以此来构建这个噪声矩阵 E_n :

$$E_n = [v_{D+1}, v_{D+2}, \dots, v_M] \quad (35)$$

定义空间谱 $P_{mu}(\theta)$:

$$P_{ma}(\theta) = \frac{1}{a^H(\theta) E_n E_n^H a(\theta)} = \frac{1}{\|E_n^H a(\theta)\|^2} \quad (36)$$

噪声矩阵与信号向量内积为上式分母, 其在 $a(\theta)$ 、 E_n 每一列正交条件下为 0, 而因为有噪声, 其为非 0 的最小值, 所以 $P_{mu}(\theta)$ 存在尖峰。改变此式中的 θ , 在波峰寻找基础上进行到达角估计。

以下即为 MUSIC 算法的基本程序:

第一步, 基于共计 N 个接收信号矢量来获得下列协方差矩阵估计值:

$$R_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X(i) X^H(i) \quad (37)$$

特征值分解前述协方差矩阵:

$$R_x = AR_s A^H + \sigma^2 I \quad (38)$$

第二步, 基于特征值高低次序, 和信号个数 D 相等的特征值和特征向量、 $M-D$ 个余下特征值及特征向量分别用于信号、噪声空间、噪声矩阵 E_n 如下所示:

$$A^H v_i = 0 \quad i = D+1, D+2, \dots, M \quad (39)$$

$$E_n = [v_{D+1}, v_{D+2}, \dots, v_M] \quad (40)$$

第三步,改变 θ ,基于下式:

$$P_{mu}(\theta) = \frac{1}{a^H(\theta)E_nE_n^Ha(\theta)} \quad (41)$$

来计算谱函数,通过寻求峰值来得到到达方向的估计值。

第三章计算机仿真与分析

3.1 宽带 DOA 估计仿真与分析

使用 MUSIC 算法直接对宽带接收信号进行 DOA 估计仿真,仿真参数如表 1 所示,其中两个信源的信号为非相参信号,最终的估计结果如图 1(a) 所示,未区分出接收信号的两个入射角度,角度估计结果为 29.5° 。使用 ISSM-MUSIC 算法直接对宽带接收信号进行 DOA 估计仿真,仿真参数如表 1 所示,最终的估计结果如图 1(b) 所示。信号时域分割为 2 段进行处理,最终角度估计结果区分出两个角度信号,角度估计结果为 29° , 30° 。

阵元数	12
快拍数	256
采样间隔	1/1000e6
信源数	2
信源角度	[29° 30°]
载频	160e6
带宽	160e6
波长	1.8750
阵元间距	0.9375
信噪比	50

表 1 仿真实验 1 参数

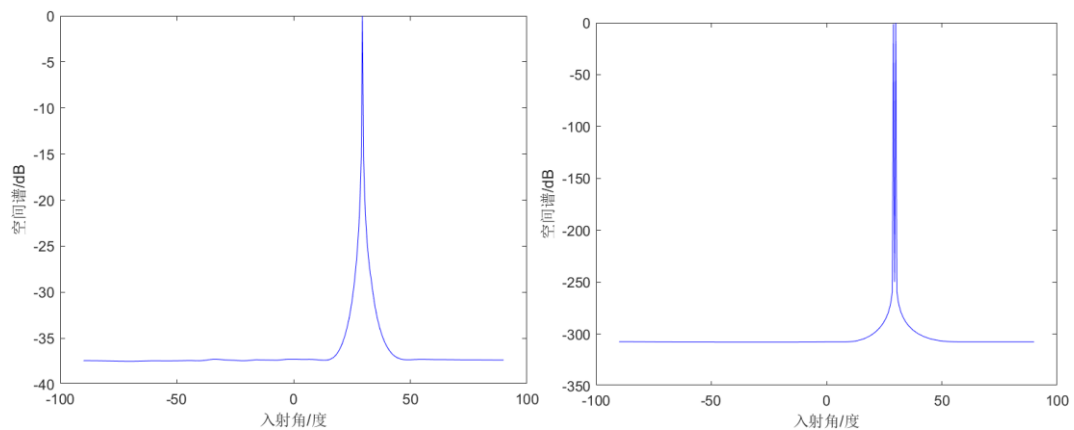


图 1 (a)MUSIC 算法角度估计结果 (b)ISSM-MUSIC 算法角度估计结果

验证 ISSM-MUSIC 算法的抗噪声性能，仿真参数如表 1 所示，分为信噪比 50dB，10dB 两种情况，最终角度估计结果依次如图 2(a),(b)所示，均能分辨出目标角度，为 29° ， 30° ，且几乎无差别。

阵元数	12
快拍数	256
采样间隔	1/1000e6
信源数	2
信源角度	[29° 30°]
载频	160e6
带宽	160e6
波长	1.8750
阵元间距	0.9375
信噪比	20/-10

表 2 仿真实验 2 参数

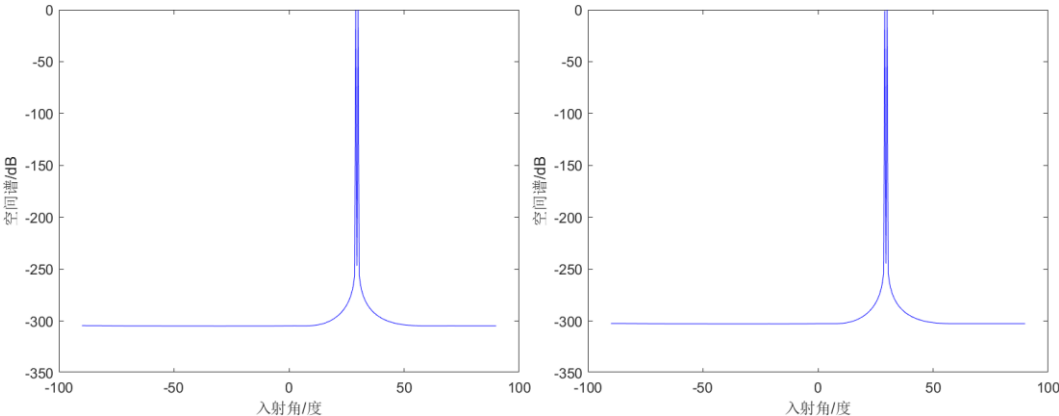


图 2 (a)信噪比为 20dB 角度估计结果 (b)信噪比为-10dB 角度估计结果

使用 MUSIC 算法直接对宽带接收信号进行 DOA 估计仿真，仿真参数如表 3 所示，其中两个信源的信号为相参信号，最终的估计结果如图 3(a) 所示，未区分出接收信号的两个入射角度，角度估计结果为 29.5° 。使用 ISSM-MUSIC 算法直接对宽带接收信号进行 DOA 估计仿真，仿真参数如表 3 所示，最终的估计结果如图 1(b) 所示。信号时域分割为 2 段进行处理，最终角度估计结果区分出两个角度信号，角度估计结果为 29.5° 。

阵元数	12
快拍数	256
采样间隔	1/1000e6
信源数	2

信源角度	[29° 30°]
载频	160e6
带宽	160e6
波长	1.8750
阵元间距	0.9375
信噪比	50

表 3 仿真实验 3 参数

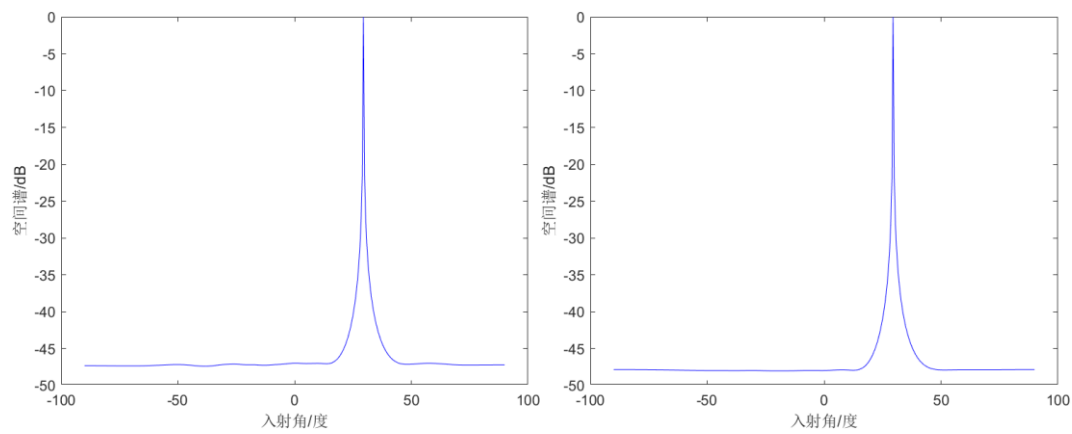


图 3 (a)MUSIC 算法角度估计结果 (b)ISSM-MUSIC 算法角度估计结果

验证 ISSM-MUSIC 算法的在信源信号相参时，仿真参数如表 4 所示，分为两角度差为 13°，11° 两种情况，最终角度估计结果依次如图 4(a),(b)所示，两角度差为 13° 时才能分辨出两个角度，当两角度差为 11° 时，未能分辨出两个角度。

阵元数	12
快拍数	256
采样间隔	1/1000e6
信源数	2
信源角度	[17° 30°]/[19° 30°]
载频	160e6
带宽	160e6
波长	1.8750
阵元间距	0.9375
信噪比	50

表 4 仿真实验 4 参数

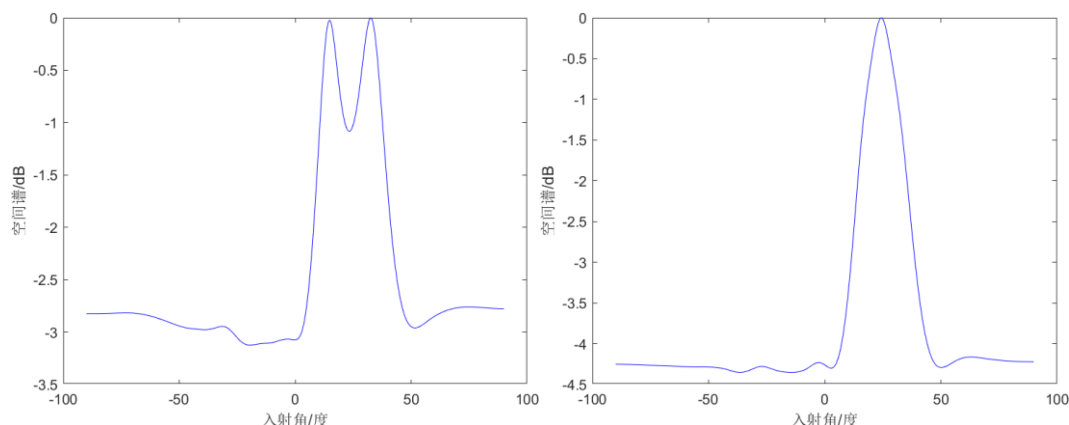


图 4 (a) 两角度差为 13° 时估计结果 (b)两角度差为 11° 时角度估计结果

第四章总结

本文探讨了基于 ISSM 的 MUSIC 角度谱估计算法相较于 MUSIC 算法的原理区别, 性能区别。以及基于 ISSM 的 MUSIC 角度谱估计算法的抗噪声性能,。验证了基于 ISSM 的 MUSIC 角度谱估计算法能够作为宽带 DOA 估计的算法以及性能。当信源信号为非相参信号时, 具有较好的抗噪性能和角度分辨率, 但是当信源信号为相参性能时, 基于 ISSM 的 MUSIC 算法的角度分辨力变差。

参考文献

- [1] 郭亚萍. 宽带信号高分辨 DOA 估计算法研究[D].西安电子科技大学,2016.
- [2] 刘珂. 宽带信号 DOA 估计算法研究[D].电子科技大学,2011.
- [3] 邓佳欣. 宽带信号 DOA 估计方法研究[D].西安电子科技大学,2016.
- [4] 张远驰,胡进.一种基于 MUSIC 算法的宽带信号 DOA 估计[J].电声技术,2023,47(10):97-99.DOI:10.16311/j.audioe.2023.10.028.
- [5] 刘付刚. 宽带信号波达方向估计方法研究[D].哈尔滨工程大学,2014.
- [6] 张伟科. 高分辨阵列信号 DOA 估计关键技术研究[D].国防科技大学,2022.DOI:10.27052/d.cnki.gzjgu.2019.000316.
- [7] 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.DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0063029.
- [8] 李雪静. 宽带信号目标的波达角度估计 [J]. 电子商务 ,2018(08):72-73.DOI:10.14011/j.cnki.dzsw.2018.08.034.