

宽带信号波达方向估计算法的研究

郭娜, 付亚丽, 张军辉

(河南大学 计算机信息工程学院, 河南 开封 475001)

摘要: 相干信号子空间方法(CSM)一直是宽带信号波达方位(DOA)估计的研究热点。首先建立了宽带阵列信号处理的模型,在此基础上,分析了宽带高分辨方位估计在不同聚焦矩阵下的几种CSM算法。进行了计算机仿真试验,在理论上分析和比较了各种方法的性能,验证了宽带DOA估计算法的有效性。仿真结果表明,CSM方法具有良好的分辨性能,在低信噪比的条件下仍具有一定的分辨能力,但是需要进行方向的预估。

关键词: 宽带信号;相干信号子空间法;波达方向;聚焦矩阵

中图分类号:TN911

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)03-0099-03

Research on Wideband Signal Direction of Arrival Estimation Algorithms

GUO Na, FU Ya-li, ZHANG Jun-hui

(Computer and Information Engineering College, Henan University, Kaifeng 475001, China)

Abstract: Coherent signal-subspace method(CSM) had been the hot spots of wideband signal direction of arrival (DOA) estimation. First the model of broadband array signal was established. On the basis, analyze several CSM algorithms which use different focusing matrixes. Analyze and compare the performance of a variety of methods in theory, also validate the effectiveness of wideband DOA estimation algorithms by computer simulations. The simulation results show that CSM has a good performance of resolution. Under the condition of low SNR, CSM still has a certain ability to distinguish signals, but it needs the forecast of signals position.

Key words: wideband signal; CSM; direction of arrival; focusing matrix

0 引言

随着通信技术的发展,宽带信号在通信系统中的应用越来越多,宽带信号的波达方向估计也越发成为阵列信号处理领域的重要研究内容之一。波达方向估计算法总体上分为最大似然估计方法和子空间方法^[1,2]两大类。子空间技术是基于对空间协方差矩阵的特征值分解,具有相对较小的计算量和较高的分辨率,便于实时应用。宽带相干信号子空间方法(CSM)^[3,4]是由Wang和Kaveh首先提出的,它通过傅氏变换将宽带阵列数据分解为若干窄带数据,通过聚焦矩阵把不同频率上的信号子空间聚焦到某一参考频率上,然后利用窄带技术来估计波达方向。CSM方法具有较好的估计精度,较低的分辩门限,且聚焦变换相当于频域平滑,使得该方法能够分辨相干源。

1 阵列接收宽带信号的模型

考虑 M 元均匀线性阵列,阵元间距 D 为信号中心频率对应的半波长。具有相同带宽 B 和中心频率 f_0 的 $K(K < M)$ 个宽带信号分别从不同的方向辐射到天线阵上,入射角为 $\theta_i(i = 1, 2, \dots, K)$,噪声为相互独立的零均值高斯白噪声,且与信号不相关。令第一个阵元为参考阵元。则第 m 个阵元在时刻 t 输出可表示为:

$$x_m(t) = \sum_{i=1}^K s_i(t - \tau_{mi}) + n_m(t) \quad (1)$$

$s_i(t)$ 为 t 时刻第 i 个信号的复包络, $n_m(t)$ 为第 m 个阵元上的高斯白噪声, τ_{mi} 表示第 i 个信号到达第 m 个阵元时相对于参考阵元的时延。对于均匀线阵有 $\tau_{mi} = (m - 1)D\sin(\theta_i)/c$ 。

若入射信号是窄带信号,阵列的输出可表示为:

$$X(t) = A(\theta)S(t) + N(t) \quad (2)$$

$X(t)$ 是 $M \times 1$ 的阵列输出矢量, $N(t)$ 是 $M \times 1$ 的噪声矢量, $S(t)$ 是 $K \times 1$ 的信号矢量, $A(\theta)$ 是 $M \times K$ 的阵列流型矩阵。从上式可以看出,窄带信号的阵列输出可表示为方向矩阵和信号包络两部分的乘积,子空间

收稿日期:2008-06-15

基金项目:河南省自然科学基金资助项目(0411010400)

作者简介:郭娜(1983-),女,河南洛阳人,硕士研究生,研究方向为阵列信号处理;导师:刘先省,教授,研究方向为阵列信号处理、信息融合和传感器网络。

类的窄带高分辨算法都是基于此模型。但对宽带信号而言,由于信号的包络 $s_i(t)$ 变化与信号的瞬时频率有关, $s_i(t - \tau) \approx s_i(t) e^{-j2\pi f_0 \tau}$ 不再成立,在时域上宽带信号的阵列模型不能表示成与(2)式相似的形式。但根据离散傅里叶变换的性质,可以在频域表示成与此类似的形式,从而可以利用窄带信号处理中现有的算法。对(1)式进行离散傅里叶变换(DFT)得到:

$$x_m(f) = \sum_{k=1}^K s_i(f) e^{-j2\pi f t_m} + n_m(f) \quad (3)$$

此时信号可表示为信号的频域包络与相位延迟两部分的乘积,不过相位延迟与时域上的不同,它不仅与阵元的位置及信号的方向有关,还与信号的瞬时频率有关。因此整个阵列输出在频域上可表示为:

$$\mathbf{X}(f) = \mathbf{A}(f, \theta) \mathbf{S}(f) + \mathbf{N}(f) \quad (4)$$

$\mathbf{X}(f)$ 、 $\mathbf{S}(f)$ 、 $\mathbf{N}(f)$ 分别对应为 $\mathbf{X}(t)$ 、 $\mathbf{S}(t)$ 、 $\mathbf{N}(t)$ 的频域形式,此时阵列流型矩阵 $\mathbf{A}(f, \theta) = [a(f, \theta_1), a(f, \theta_2), \dots, a(f, \theta_K)]$ 由信号的方向和频率决定。

根据信号的带宽 B 、最低频率 f_l 和最高频率 f_h ,将 $[f_l, f_h]$ 分为 L 等分,得到 L 个频率点,则第 n 个频率点 $f_n = f_l + B * n/L$,在每一个频率点构建一个以 f_n 为中心频率,相对带宽为 B/L 的窄带信号序列,再将各个频率点处的窄带信号按照阵列流型矩阵加权起来,获得最终的宽带信号。

2 相干信号子空间法基本原理

相干信号子空间法(CSM)的核心思想是聚焦。通过聚焦变换,使宽带信号各频率分量的信号子空间“聚焦”到同一频率的信号子空间。再对各窄带的互谱密度矩阵进行频域平均,得到一个信号子空间,使用窄带子空间法获得高分辨的宽带 DOA 估计。CSM 法的最关键的是聚焦矩阵的设计,一般采用聚焦损失较小的酉聚焦矩阵。因此,构造一个随频率变化的酉聚焦矩阵 $\mathbf{T}(f_n)$,使得对于信号带宽内的任意频率 f_n ,都有: $\mathbf{T}(f_n) \mathbf{A}(f_n, \theta) = \mathbf{A}(f_0, \theta)$, f_0 为聚焦频率。根据宽带信号模型,频率 f_n 处的互谱密度矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_X(f_n) &= E[\mathbf{X}(f_n) \mathbf{X}^H(f_n)] = \mathbf{A}(f_n, \theta) \mathbf{R}_s(f_n) \mathbf{A}^H(f_n, \theta) + \mathbf{R}_N(f_n) \\ &= \mathbf{A}(f_n, \theta) \mathbf{R}_s(f_n) \mathbf{A}^H(f_n, \theta) + \sigma^2(f_n) \mathbf{I} \end{aligned} \quad (5)$$

$\mathbf{R}_s(f_n) = E[\mathbf{S}(f_n) \mathbf{S}^H(f_n)]$ 是频率 f_n 处的信号谱密度矩阵, $\sigma^2(f_n)$ 为 f_n 上的噪声功率。通过矩阵变换将不同频率的信号子空间映射到同一参考频率 f_0 上,使得宽带信号具有同一频率信号子空间。变换后的信号:

$$\mathbf{Y}(f_n) = \mathbf{T}(f_n) \mathbf{X}(f_n) = \mathbf{A}(f_0, \theta) \mathbf{S}(f_n) +$$

$\mathbf{T}(f_n) \mathbf{N}(f_n)$,此时阵列流型 $\mathbf{A}(f_0, \theta)$ 不再随信号频率变化。聚焦后在 f_n 处的互谱密度矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_Y(f_n) &= E[\mathbf{Y}(f_n) \mathbf{Y}^H(f_n)] = \mathbf{A}(f_0, \theta) \mathbf{R}_s(f_n) \mathbf{A}^H(f_0, \theta) + \mathbf{T}(f_n) \mathbf{R}_N(f_n) \mathbf{T}^H(f_n) \\ &= \mathbf{A}(f_0, \theta) \mathbf{R}_s(f_n) \mathbf{A}^H(f_0, \theta) + \sigma^2(f_n) \mathbf{T}(f_n) \mathbf{T}^H(f_n) \end{aligned} \quad (6)$$

则频域平均的谱密度矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_Y &= \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \mathbf{R}_Y(f_n) = \mathbf{A}(f_0, \theta) \left[\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \mathbf{R}_s(f_n) \right] \\ \mathbf{A}^H(f_0, \theta) &+ \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \sigma^2(f_n) \mathbf{T}(f_n) \mathbf{T}^H(f_n) \end{aligned} \quad (7)$$

则构成 MUSIC 空间谱为:

$$P_{\text{MUSIC}}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(f_0, \theta) \mathbf{U}_N \mathbf{U}_N^H \mathbf{a}(f_0, \theta)} \quad (8)$$

$\mathbf{a}(f_0, \theta)$ 是搜索方向矢量。

聚焦矩阵不是唯一的,所以不同的聚焦矩阵对应了不同的算法。聚焦矩阵的选择和构造直接影响 CSM 算法的性能。下面介绍几种不同的酉聚焦矩阵算法。

2.1 对角聚焦矩阵

当多个目标分布在角度 θ_0 附近时,酉聚焦矩阵可简便地构造为对角矩阵,因此称为对角聚焦矩阵^[5]。

$$\mathbf{T}(f_n) = \text{diag} \left\{ \frac{a_i(f_0, \theta_0)}{a_i(f_n, \theta_0)} \right\}, i = 1, 2, \dots, M$$

式中 $a_i(f_0, \theta_0)$ 和 $a_i(f_n, \theta_0)$ 分别为对应于频率 f_0 和 f_n 的方向矢量的元素。对角聚焦矩阵适用于几个目标源位于一个较小的角度范围内的情况,是一种简单实用的方法。

2.2 旋转子空间(RSS)聚焦矩阵

RSS 聚焦矩阵算法^[6,7]是使聚焦后的阵列流型与参考频率点的阵列流型间的误差最小,即:

$$\min_{\mathbf{T}(f_n)} \|\mathbf{A}(f_0, \theta) - \mathbf{T}(f_n) \mathbf{A}(f_n, \theta)\|_F, n = 1, 2, \dots, L$$

约束条件为 $\mathbf{T}(f_n)$ 为酉矩阵: $\mathbf{T}(f_n) \mathbf{T}^H(f_n) = \mathbf{I}$ 式中, $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K]$ 为预处理得到的信号方向。约束最小化问题的最佳范数解为: $\mathbf{T}(f_n) = \mathbf{V}(f_n) \mathbf{U}^H(f_n)$, $\mathbf{U}(f_n)$ 和 $\mathbf{V}(f_n)$ 分别以矩阵 $\mathbf{A}(f_n, \theta) \mathbf{A}^H(f_0, \theta)$ 的左奇异矢量和右奇异矢量为列向量构成的矩阵。

2.3 双边相关变换(TCT)聚焦矩阵

双边相关变换法^[8]是利用各频率点间无噪声数据之间的关系来选取聚焦矩阵的。约束条件下的求最小化问题,即:

$$\min_{\mathbf{T}(f_n)} \|\mathbf{R}_s(f_0) - \mathbf{T}(f_n) \mathbf{R}_s(f_n) \mathbf{T}^H(f_n)\|_F, n = 1, 2, \dots, L$$

约束条件为 $\mathbf{T}(f_n)$ 为酉矩阵: $\mathbf{T}(f_n) \mathbf{T}^H(f_n) = \mathbf{I}$

约束最小化问题的最佳范数解为: $T(f_n) = U(f_0)U^H(f_n)$ 。其中 $U(f_0)$ 和 $U(f_n)$ 分别是去噪声后互谱密度矩阵 $R_s(f_0)$ 和 $R_s(f_n)$ 的特征向量矩阵,但 $R_s(f_0)$ 和 $R_s(f_n)$ 也需要方位预估来得到。

RSS 和 TCT 算法求解聚焦矩阵需要知道目标的方位,但是目标方位是未知量,因而需要对信号的目标方位进行预估计。方位预估会增加运算量,得到的聚焦矩阵是在预估角度上的最小范数解,在其它方向上可能会产生偏离。

3 仿真实验

下面利用计算机仿真试验来进行算法的性能分析和比较,并验证算法的有效性。设均匀线阵位于宽带目标远场,阵元个数为 10,阵元间距为中心频率对应的半波长,信号从 -2° 、 1° 方向入射到天线阵,快拍数为 128,频段为 3000 ~ 7000Hz,采样频率取为 14050Hz,带宽被划分为 32 个等分间隔。图 1 是在不同信噪比下 TCT,RSS,对角聚焦矩阵法三种算法的测

向结果。图 2 是三种算法在上述条件下的均方误差曲线。

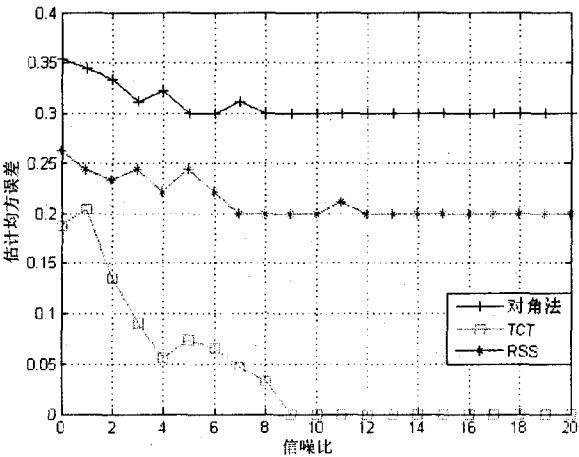


图 2 三种方法的均匀方误差

4 结束语

从图 1 中可以看出,TCT,RSS,对角聚焦矩阵法三种算法都有比较好的方位估计性能,都可以很好地

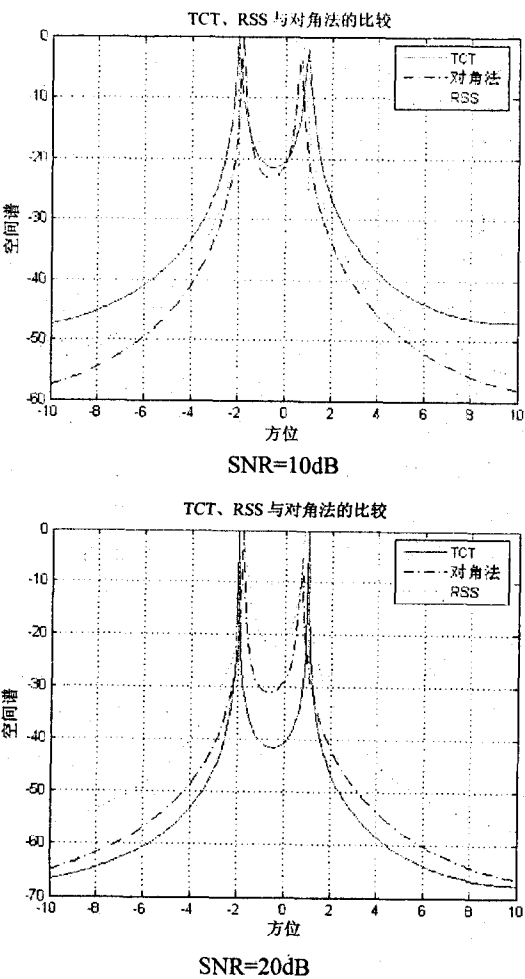
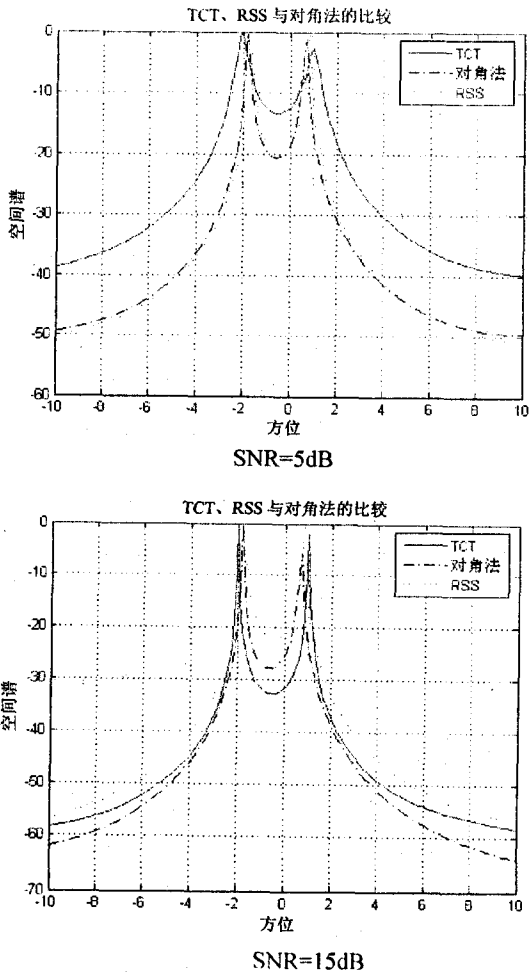


图 1 不同信噪比下三种方法的测向结果

任数据的副本技术和拓扑结构。

(3)传递:依据分布式网络现有通信协议,确保信誉数据流经网络时完整性不受破坏。

(4)反馈激励:只有当过去的行为对未来有影响时,人们才有动机去建立彼此间的信任关系。只有当给出中肯的评价对自己的信誉值有提高时,节点才会积极主动地去对交易过的对象进行评估。因此,反馈激励机制就相当重要。对不同的对象行为,分布的应用环境,结合其他领域的合作理论,引入到激励模型中。

(5)信任值的计算:计算指定的节点的信任值,或配合其他节点的信任值计算。结合已有的信任评估算法,利用现代信息论最大熵原理,提出高效、快速收敛的自适应学习机制,改进信任系统的相关参数设置。

4 结束语

文中提出了信任管理系统的层次化设计模型,给出了信任管理的模块设计,讨论了当前研究需要着力解决的问题。

下一步,准备在多信任域的信任管理架构、信任模型建立和管理以及信任协商机制等方面进行研究,希望能将信任机制的可用性更为扩大。

参考文献:

- [1] Blaze M, Feigenbaum J, Lacy J. Decentralized trust manage-

ment[C]//Proceedings of 17th Symposium on Security and Privacy. Oakland: IEEE Society Press, 1996: 164 - 173.

- [2] Wang Y, Vassileva J. Bayesian Network - Based Trust Model [C]//Proc. of IEEE/WIC International Conference on Web Intelligence (WI'2003). Halifax, Canada: [s. n.], 2003: 372 - 378.
- [3] 李景涛. P2P 环境下的信任模型与副本方案研究[D]. 上海: 复旦大学, 2006.
- [4] 林 闯, 彭雪海. 可信网络研究[J]. 计算机学报, 2005, 28 (5): 751 - 758.
- [5] 孟 魁. 虚拟社区环境下信任机制的研究[D]. 上海: 复旦大学, 2005.
- [6] Kamvar S D, Schlosser M T, Garcia - Molina H. The Eigen-Trust Algorithm for Reputation Management in P2P Networks[C]//Proceedings of the 12th international conference on World Wide. New York: ACM Press, 2003: 640 - 651.
- [7] Li Xiong, Liu Ling. PeerTrust: Supporting Reputation - Based Trust for Peer - to - Peer Electronic Communities[J]. IEEE Transactions on knowledge and data engineering, 2004, 16 (7): 843 - 857.
- [8] Chen R, Yeager W. Poblano: A distributed trust model for P2P networks[R]. Palo Alto: Sun Microsystems, 2002.
- [9] 徐 峰, 吕 建. Web 安全中的信任管理研究与进展[J]. 软件学报, 2002, 13(11): 2057 - 2064.
- [10] 赵 贵, 李 真, 张学杰. P2P 网络资源共享中基于信誉的访问控制[J]. 云南大学学报: 自然科学版, 2007, 29(S2): 238 - 240.

(上接第 101 页)

分辨出两个相干的宽带信号。在相同条件下,就 DOA 估计情况来看,TCT 算法的性能最好,估计结果最为精确,这是因为其聚焦矩阵是由去噪后的互谱密度矩阵进行特征分解得到的,但同时也提高了算法的运算量。

图 2 中,能更清楚地看到,估计性能最好的是 TCT 算法,其次是 RSS 算法,与这两种算法相比,对角聚焦矩阵法的方位估计性能稍差一些,但其聚焦矩阵的构造要简单一些。RSS 算法和 TCT 算法更真实地反映了信号位置,其 DOA 估计均方误差基本在 0.25° 以下(对角聚焦矩阵法均方误差最小值也在 0.3°),且谱峰较尖锐,其估计性能是优异的。

参考文献:

- [1] Agrawal M, Prasas S. Broadband DOA Estimation Using Spatial - Only Modeling of Array Data[J]. IEEE Trans, 2000, 48: 663 - 669.

- [2] Su Guanng, Morf M. The Signal Subspace Approach for Multiple Wide - Band Emitter Location[J]. IEEE Trans, 1983, 31: 1502 - 1522.
- [3] 王永良, 陈 辉, 彭应宁, 等. 空间谱估计理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [4] Yoon Yeo - Sun, Kaplan L M, McClellan J H. TOPS: New DOA Estimator for Wideband Signals[J]. IEEE Trans, 2006, 54: 1977 - 1989.
- [5] Wang H, Kaveh M. Coherent signal - subspace processing for the detection and estimation of angles of arrival of multiple wideband sources[J]. IEEE Trans, 1985, 33: 823 - 831.
- [6] Hung H, Kaveh M. Focusing Matrices for Coherent Signal - Subspace Processing[J]. IEEE Trans, 1988, 36: 1272 - 1281.
- [7] Doron A, Weiss A J. On Focusing Matrices for Wideband Array Processing[J]. IEEE Trans, 1992, 40: 1295 - 1302.
- [8] Valace S, Kabal P. Wideband Array Processing Using a Two - Sided Correlation Transformation[J]. IEEE Trans, 1995, 43: 160 - 172.