

基于稀疏表示和约束优化的波达方向估计方法

郭莹*, 孟彩云

(沈阳工业大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110870)

(*通信作者电子邮箱 lovelygy2002@yahoo.com.cn)

摘要:对于噪声环境中信号源的波达方向(DOA)估计,传统的多信号分类(MUSIC)算法只对不相干信号有效,且所需较多样本。针对此问题,将进行DOA估计的搜索范围看作冗余字典,从而待估计的DOA成为该冗余字典中的某些元素,可以由冗余字典对其进行稀疏表示;其次,利用单次快拍数据,应用二阶锥(SOC)约束优化的方法对该稀疏表示问题进行描述,并进而转化为标准的二阶锥形式,采用有效的优化工具SeDuMi来实现DOA的估计。仿真结果表明,与现有的子空间方法相比,该方法只需单拍数据即可得到较好的估计结果,且无需对信源个数有先验知识,同时适用于相干和非相干信号。

关键词:波达方向估计;单次快拍;二阶锥;子空间;稀疏表示

中图分类号: TN911.23 **文献标志码:** A

DOA estimation method based on sparse representation and constrained optimization

GUO Ying*, MENG Cai-yun

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Industry, Shenyang Liaoning 110870, China)

Abstract: For Direction-Of-Arrival (DOA) estimation of signal in additive noise, the traditional Multiple Signal Classification (MUSIC) algorithm cannot process the coherent signal with fewer snapshots. The searching scope of estimated DOA was considered as redundant dictionary. Consequently, the estimated DOA was taken as some elements in the dictionary, and could be represented sparsely by the dictionary. Then, this problem was thrown into the Second Order Cone (SOC) constraints and an efficient estimation algorithm using a single snapshot was developed. This constrained problem could be depicted as a standard SOC form and be solved by the SeDuMi, an optimization toolbox. The simulation results show that the proposed algorithm has a few advantages over the existing subspace method including one single snapshot to be needed, no requirement for the number of source signals, ability to work with coherent and non-coherent signals.

Key words: Direction-Of-Arrival (DOA) estimation; single snapshot; Second Order Cone (SOC); subspace; sparse representation

0 引言

噪声中信号源的波达方向(Direction-Of-Arrival, DOA)估计是传感器网络和阵列信号处理领域所研究的主要问题之一,在水下声呐、故障诊断、电子侦察等众多场合均具有广泛应用^[1-2]。基于参数化的最大似然^[3]、加权子空间拟合^[4]等方法能逼近克拉美-罗下界,但却需要全局极值的多维搜索,多目标情况下计算量较大,且初始值的选择比较敏感。旋转不变(Estimating Signal Parameters via Rotational Invariance, ESPRIT)^[5]、多信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)^[6-7]等特征子空间类方法是一种次优估计方法,可采用尽量少的数据量来计算获得尽量高的分辨率,但是这类算法对信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)门限和采样快拍数有较高要求。对于相关或多径信号,需预先进行解相干处理,例如前后向平滑(Forward-Backward Spatial Smoothing, FBSS)算法及其多种变形^[8-9],从而增加了计算量,而且上述方法在选取信号或噪声子空间时,通常需要假设已知信源个数。

若将进行DOA估计的搜索范围看作冗余字典,则待估计的DOA只是该冗余字典中的某些元素。因此对于冗余字典

而言,待估计的DOA可以由冗余字典进行稀疏表示,并可由特定函数对其进行约束。所谓信号的稀疏表示就是在构造的冗余字典中,找到信号矢量 \mathbf{b} 的最稀疏表示,使其满足 $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{b}$ 。其中: \mathbf{y} 被称为观测向量; $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ ($M < N$),被称为冗余字典或冗余矩阵^[10]。若要得到该式的最优解,必须根据信号矢量 \mathbf{b} 的稀疏性对其进行约束,否则该问题是病态的,具有无穷个解。最直接的约束函数是 l_0 范数函数(即对矢量中非零元素的个数进行限制),但是 l_0 范数约束是个NP难解问题,更常用的约束函数是 l_1 范数。另外一个不可避免的问题是在实际应用场合中的背景噪声,因此具有实际意义的稀疏信号表示问题应该描述为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{b} + \mathbf{z} \quad (1)$$

其中 \mathbf{z} 是噪声向量。即该问题要解决的是由带噪观测向量 \mathbf{y} 和冗余矩阵 \mathbf{A} 得到 \mathbf{b} 的最稀疏表示。

基于以上稀疏表示的基本概念和理论,本文针对信号源的DOA估计问题,对信号进行 l_1 范数约束,对噪声进行 l_2 范数约束,并将该约束优化问题变形为凸优化问题,采用二阶锥优化理论,借助有效的SeDuMi工具箱进行参数估计。与MUSIC、FBSS等子空间算法相比,本文的方法具有所需采样

收稿日期:2012-01-06;修回日期:2012-03-04。基金项目:国家自然科学基金资助项目(61102123);辽宁省教育厅一般项目(L2011019);沈阳工业大学中青年骨干教师资助项目;沈阳工业大学博士启动项目。

作者简介:郭莹(1975-),女,辽宁铁岭人,讲师,博士,主要研究方向:非高斯信号处理、参数估计;孟彩云(1986-),女,安徽淮北人,硕士研究生,主要研究方向:非高斯信号处理、自适应滤波。

点数少、实时性好、无需对信源个数有先验知识、同时适用于相干和非相干信号、分辨率高等优点。

1 问题描述

1.1 DOA 估计问题与稀疏信号表示问题的转换

考虑 M 个远场的窄带信号分别以入射角 $\theta_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 入射到空间某均匀线性阵列上, 其中阵列天线由 $N (N > M)$ 个间距为 d 的全向阵元组成。以阵元 1 为参考阵元, 假设入射信号与噪声不相干, 则第 k 个阵元的接收信号为

$$x_k(t) = \sum_{i=1}^M s_i(t) \exp\left(-j \frac{2\pi}{\lambda_i} d(k-1) \sin \theta_i\right) + n_k(t);$$

$$k = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中: $n_k(t)$ 是零均值高斯加性白噪声, $s_i(t)$ 是第 i 个输入信号, λ_i 是中心波长。写成矢量形式为:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}(\theta) \mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (3)$$

其中: $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 是接收信号矢量; $\mathbf{A}(\theta) = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_M)]$ 为空间阵列的 $N \times M$ 维流型矩阵(导向矢量阵), $\mathbf{a}(\theta_i) = \exp\left(-j \frac{2\pi}{\lambda_i} d(k-1) \sin \theta_i\right)$ 是对应的方向矢量; $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_M(t)]^T$ 是入射信号矢量; $\mathbf{N}(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_N(t)]^T$ 是阵列噪声矢量。

对比式(1)和式(3), 同时结合 MUSIC 等子空间类估计方法的搜索方式, 可以将搜索空间看作是冗余字典, 则待估计的 θ_i 包含在其中, 从而可以根据稀疏表示问题的方法在冗余字典中寻找待估计的角度。这样, 可以将式(3)的问题转化为式(1)。y 对应式(3)中的 $\mathbf{X}(t)$, \mathbf{A} 为包含 θ_i 的冗余矩阵, \mathbf{b} 为冗余矩阵 \mathbf{A} 中列向量对应的幅度值。因此, 目前的问题就是如何寻找非零的 \mathbf{b}_i , 即 $s_i(t)$, 继而在 \mathbf{A} 中寻觅到对应的待估计 θ_i 。与 MUSIC 等子空间方法相比, 本文采用的稀疏表示方法有两大特点: 1) 由于冗余字典是已知的, 因此求解波达方向时无需已知信源个数; 2) 只采用一个快拍即可得到估计值。

在求解时, 由于 l_1 范数是凸函数, 且具有很强的稀疏性约束能力, 因此常常基于 l_1 范数来解决^[11-12]。即稀疏信号表示的一种有效方法为:

$$\min \|\mathbf{b}\|_1 \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{b} + \mathbf{z}$$

与之等价的是:

$$\min \|\mathbf{b}\|_1 \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{b}\|_2 \leq \beta$$

其中 β 是约束参数, 其取值直接影响算法性能。式(5)中, l_1 范数对信号的稀疏性进行了约束, 该式表示在保证向量 \mathbf{b} 的稀疏性的同时, 尽量消除背景噪声的干扰。

1.2 约束优化问题与二阶锥表示的转换

采用 l_1 范数作为约束函数的问题可以归结为隶属于凸优化范畴的二阶锥问题。由于凸优化算法最显著的特点是其任何局部最优点即是全局最优点, 因此归结为二阶锥的 l_1 范

$$\begin{bmatrix} \beta \\ \text{Re}(\mathbf{z}) \\ \text{Im}(\mathbf{z}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta \\ \text{Re}(\mathbf{y}) \\ \text{Im}(\mathbf{y}) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Re}(\mathbf{A}_1), -\text{Im}(\mathbf{A}_1), \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Re}(\mathbf{A}_2), -\text{Im}(\mathbf{A}_2), \dots, \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Re}(\mathbf{A}_N), -\text{Im}(\mathbf{A}_N) \\ \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Im}(\mathbf{A}_1), \text{Re}(\mathbf{A}_1), \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Im}(\mathbf{A}_2), \text{Re}(\mathbf{A}_2), \dots, \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Im}(\mathbf{A}_N), \text{Re}(\mathbf{A}_N) \end{bmatrix} \mathbf{u} \quad (11)$$

其中: $\mathbf{u} = [t_1, \text{Re}(\mathbf{b}_1), \text{Im}(\mathbf{b}_1), t_2, \text{Re}(\mathbf{b}_2), \text{Im}(\mathbf{b}_2), \dots, t_N, \text{Re}(\mathbf{b}_N), \text{Im}(\mathbf{b}_N), 0, -\text{Re}(\mathbf{z}_1), -\text{Im}(\mathbf{z}_1), -\text{Re}(\mathbf{z}_2), -\text{Im}(\mathbf{z}_2), \dots,$

数约束算法的最后结果必定收敛于最优值。二阶锥是一种很好的内点算法, 可以用工具箱 SeDuMi 进行高效处理。由于该工具箱描述的是标准问题形式, 因此将实际问题与其标准形式的各个变量对应起来是一项很重要的工作。其描述的标准二阶锥形式是:

$$\min \mathbf{c}^T \mathbf{u} \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{d} - \mathbf{B}^T \mathbf{u} \in \mathbf{K}$$

其中: $(\cdot)^T$ 表示转置; \mathbf{d} 和 \mathbf{c} 是任意向量; \mathbf{B} 是系数矩阵; \mathbf{u} 是包含未知参数的向量, 各向量均可以为复数; \mathbf{K} 是一个对称锥的集合, $\mathbf{K} = \mathbf{R}_+^N \times \mathbf{L}_p^q$ 。约束条件中的不等式可以转化为第 p 个 q 维对称二阶锥 \mathbf{L}_p^q , 其定义为 $\mathbf{L}_p^q = \{\mathbf{x}: \|\mathbf{x}\|_2 \leq x_1, x_1 \in \mathbf{R}, \mathbf{x}_2 \in \mathbf{C}^{q-1}\}$, \mathbf{R} 表示实数集, \mathbf{C} 表示复数集, 即 \mathbf{L}_p^q 是 \mathbf{C}^q 空间的二阶锥。约束条件中的等式可以转化为 N 维实数二阶锥, 用 \mathbf{R}_+^N 表示。

由此可以看到, 二阶锥问题中目标函数不能是非线性的。因此, 为完成约束优化与二阶锥优化的统一, 需将式(4)和式(5)结合, 得到如下优化问题:

$$\min t \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \|\mathbf{b}\|_1 \leq t,$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{b} \text{ 且 } \|\mathbf{z}\|_2 \leq \beta$$

约束条件中的 l_1 范数不等式可以直接写为 N 个 3 维二阶锥:

$$\|\mathbf{b}\|_1 \leq t \Leftrightarrow \|\text{Re}(\mathbf{b}_i), \text{Im}(\mathbf{b}_i)\|_2 \leq t_i; i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (8)$$

所以, 式(7)可以描述为

$$\min t \quad (9)$$

$$\text{s. t. } \|\text{Re}(\mathbf{b}_i), \text{Im}(\mathbf{b}_i)\|_2 \leq t_i; i \in \{1, 2, \dots, N\}$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{b} \text{ 且 } \|\mathbf{z}\|_2 \leq \beta$$

由式(9)可以看到, 约束条件一共有 $N+1$ 个。前 N 个, 即 $\|\text{Re}(\mathbf{b}_i), \text{Im}(\mathbf{b}_i)\|_2 \leq t_i$ 可以写为 $(t_i, \text{Re}(\mathbf{b}_i), \text{Im}(\mathbf{b}_i)) \in \mathbf{L}_i^3$, 即这前 N 个约束条件中的每一个都可以直接描述为一个 3 维的二阶锥。至此, 工具箱 SeDuMi 的使用主要取决于最后一个约束条件。可以通过下面的分析得到其标准二阶锥的表示形式。

首先, 式(9)的第二约束条件中的不等式 $\|\mathbf{z}\|_2 \leq \beta$ 可

以用 $2M+1$ 维实数二阶锥 \mathbf{L}_1^{2M+1} 表示为 $\begin{bmatrix} \beta \\ \text{Re}(\mathbf{z}) \\ \text{Im}(\mathbf{z}) \end{bmatrix}$; 其次, 若 \mathbf{y}

是 $M \times 1$ 的向量, \mathbf{A} 是 $M \times N$ 的矩阵, \mathbf{x} 是 $N \times 1$ 的向量, 且各项均为复数, 则对于等式 $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{b}$ 有:

$$\begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{y}_i) \\ \text{Im}(\mathbf{y}_i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^N [\text{Re}(\mathbf{A}_{i,j}) \text{Re}(\mathbf{b}_j) - \text{Im}(\mathbf{A}_{i,j}) \text{Im}(\mathbf{b}_j)] \\ \sum_{j=1}^N [\text{Im}(\mathbf{A}_{i,j}) \text{Re}(\mathbf{b}_j) + \text{Re}(\mathbf{A}_{i,j}) \text{Im}(\mathbf{b}_j)] \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中: \mathbf{y}_i 表示向量 \mathbf{y} 的第 i 个元素, $\mathbf{A}_{i,j}$ 表示矩阵 \mathbf{A} 的第 i 行, 第 j 列元素。因此,

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Re}(\mathbf{A}_1), -\text{Im}(\mathbf{A}_1), \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Re}(\mathbf{A}_2), -\text{Im}(\mathbf{A}_2), \dots, \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Re}(\mathbf{A}_N), -\text{Im}(\mathbf{A}_N) \\ \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Im}(\mathbf{A}_1), \text{Re}(\mathbf{A}_1), \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Im}(\mathbf{A}_2), \text{Re}(\mathbf{A}_2), \dots, \mathbf{0}_{M \times 1}, \text{Im}(\mathbf{A}_N), \text{Re}(\mathbf{A}_N) \end{bmatrix} \mathbf{u} \quad (11)$$

其中: $\mathbf{u} = [t_1, \text{Re}(\mathbf{b}_1), \text{Im}(\mathbf{b}_1), t_2, \text{Re}(\mathbf{b}_2), \text{Im}(\mathbf{b}_2), \dots, t_N, \text{Re}(\mathbf{b}_N), \text{Im}(\mathbf{b}_N), 0, -\text{Re}(\mathbf{z}_1), -\text{Im}(\mathbf{z}_1), -\text{Re}(\mathbf{z}_2), -\text{Im}(\mathbf{z}_2), \dots,$

这样,即完成了式(9)(即式(4)和(5))的问题向二阶锥的标准定义式(6)的转化,使得该问题直接可以由标准二阶

$$B^T = \begin{bmatrix} D \\ 0_{M \times 1}, \text{Re}(A_1), -\text{Im}(A_1), 0_{M \times 1}, \text{Re}(A_2), -\text{Im}(A_2), \dots, 0_{M \times 1}, \text{Re}(A_N), -\text{Im}(A_N) \\ 0_{M \times 1}, \text{Im}(A_1), \text{Re}(A_1), 0_{M \times 1}, \text{Im}(A_2), \text{Re}(A_2), \dots, 0_{M \times 1}, \text{Im}(A_N), \text{Re}(A_N) \end{bmatrix}$$

$$c = [\underbrace{1, 0, 0, 1, 0, 0, \dots, 1, 0, 0, 0}_{3N}, 0_{1 \times (2M+1)}]^T$$

$$d = [\beta, \text{Re}(y), \text{Im}(y)]^T$$

值得注意的是,在使用工具箱 SeDuMi 求解本问题时,需要特别关注对二阶锥的维数和数目的设置。本问题共有两个约束条件,第一个约束条件直接对应着3维的二阶锥,其数目是 N ;第二个约束条件对应一个二阶锥,其维数是 $2M+1$ 。由于它们直接关系着约束条件,因此这两个值的设置直接影响估计结果。

2 算法仿真分析

在仿真中,利用第1章中的阵列模型,假设阵列为12阵元的等距线阵,阵元间距为半波长。3个等功率信号源的到达角度分别为 $5^\circ, 46^\circ$ 和 50° 。

首先,在 $\text{SNR} = 25 \text{ dB}$ 的条件下对比本文算法与传统的MUSIC算法对不相干信号源的DOA估计结果(如图1,其中MUSIC快拍数分别取1和100,本文算法快拍数取1),仿真结果为100次独立实验的平均。可以看到,对于不相干单次快拍信号,本文算法可以直接给出正确的结果,而MUSIC算法却谱峰融合,只有在多次快拍下才能实现正确的估计。

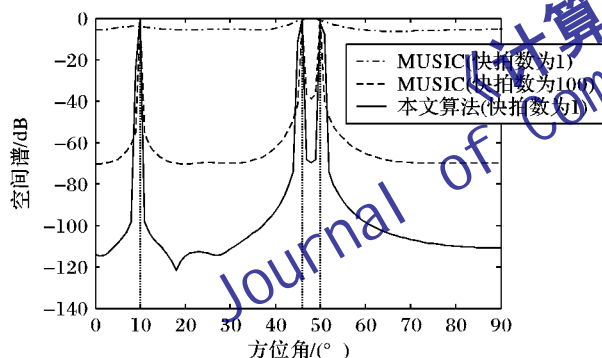


图1 本文算法与MUSIC算法针对不相干信号源的估计结果对比

其次,在同样的 SNR 条件下,对比本文算法与FBSS算法对全相干信号的DOA估计结果(如图2,其中FBSS快拍数分别取1和100,本文算法快拍数取1),仿真结果为100次独立实验的平均。同样地,对于相干单次快拍信号,本文算法也可以直接给出正确的结果,而FBSS算法却性能失效,只有在多次快拍下才能实现正确的估计。

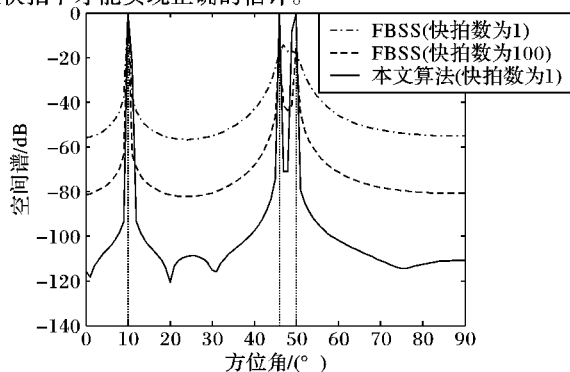


图2 本文算法与FBSS算法针对全相干信号源的估计结果对比

锥的求解工具箱 SeDuMi 来求得。即在使用该工具箱时,只需定义:

最后,在同样的阵元和信源条件下,采用成功概率作为性能指标描述本文算法与 SNR 的关系。在每次仿真中,记谱峰位置在 $[4^\circ, 6^\circ]$, $[45^\circ, 47^\circ]$ 和 $[49^\circ, 51^\circ]$ 时为一次成功估计,故成功概率为成功估计的次数与所有实验次数(200)的比值。相关信号和非相关信号的仿真结果分别如图3和图4所示,其中MUSIC和FBSS算法所用的快拍数均为100。

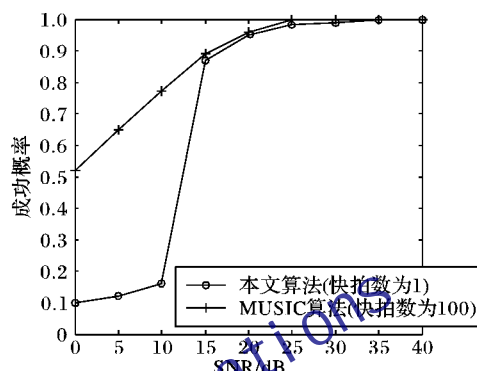


图3 本文算法与MUSIC算法针对不相干信号源的成功概率对比

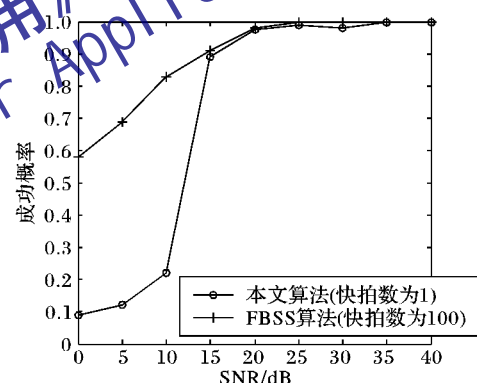


图4 本文算法与FBSS算法针对全相干信号源的成功概率对比

可以看到,在 SNR 低于 15 dB 时本文算法的误差较大,这是由于采用单次快拍进行DOA估计时所利用的数据量较少,缺少信号的累积和噪声消除的过程。但 SNR 较高时,对于相关信号和非相关信号,利用单次快拍的本文算法性能与MUSIC和FBSS算法相当,这样的抗噪声能力在多数应用中基本能够满足要求。

另外,有一点需要注意的是,本文方法的估计结果与约束参数 β 值的选取密切相关,在与上述仿真条件相同的情况下,图5所示为在 β 值选取不恰当时本文算法所得到的估计结果,因此对 β 值的选取是本文方法的一个重要问题。本文目前尚未从理论上给出 β 选取的合理公式,只是通过多次仿真得到的经验值是 SNR 的 $0.1 \sim 0.3$ 倍。

3 结语

本文将波达方向搜索空间看作冗余字典,从稀疏信号重构的角度对波达方向估计问题进行描述,并将该问题最后归结为二阶锥的优化问题,采用了十分有效的优化工具箱 SeDuMi 来进行求解。仅利用单次快拍数据就能实现对相干

(下转第2127页)

理论分析和实验结果表明,本文算法能够有效识别 BPSK、QPSK、2FSK、4FSK、MSK、16QAM 和 OFDM 等 7 种信号,在低信噪比条件下,总体识别率较高;且无需同步和参数估计,算法结构简单。如何实现低预处理要求的 QAM 类间区分,应用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等先进分类器来提高识别效果等问题仍有待解决。

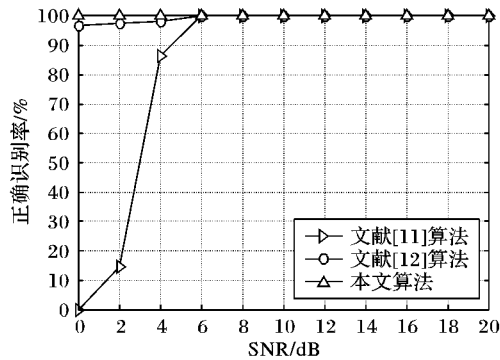


图4 多径信道下不同算法的 OFDM 识别率比较

参考文献:

- [1] SWAMI A, SADLER B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulants[J]. IEEE Transactions on Communications, 2000, 48(3): 416-429.
- [2] HADINEJAD-MAHRAM H, HERO A O III. Robust QAM modulation classification via moment matrices [C]// PIMRC 2000: The 11th IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE, 2000, 1: 133-137.
- [3] HO K C, PROKOPIW W, CHAN Y T. Modulation identification of digital signals by the wavelet transform[J]. IEE Proceedings: Radar,

Sonar and Navigation, 2000, 147(4): 169-176.

- [4] 王彬,葛临东,徐立清,等.一种基于信道盲辨识和盲均衡的多径信道调制方式识别算法[J].电子与信息学报,2008,30(8): 1810-1814.
- [5] 李鹏,汪英平,王赞基.时变多径信道中通信信号调制识别算法[J].清华大学学报:自然科学版,2007,47(7):1097-1100.
- [6] 廖红舒,魏平.多径衰落信道下 MQAM 信号的调制识别[J].电子技术应用,2006,32(10):138-140.
- [7] 陈卫东,杨绍全,董春曦,等.多径信道中 MPSK 信号的调制识别算法[J].通信学报,2002,23(6):14-21.
- [8] 徐晓瑶,刘娟,杨东.多径信道下 MPSK 信号调制识别算法的研究[J].电子技术应用,2010,36(2):103-105.
- [9] 李艳玲,李兵兵,殷昌义,等.多径信道下调制信号识别新方法[J].西安电子科技大学学报:自然科学版,2011,38(5):0013-0019.
- [10] 吕挺岑,李兵兵,董刚.一种多径信道下的 OFDM 信号盲识别算法[J].现代电子技术,2007,30(11):011-013.
- [11] 李煜国.多径瑞利信道下 OFDM 信号的识别方法研究[D].西安:西安电子科技大学,2009.
- [12] 殷昌义.多径信道下多体制信号调制识别[D].西安:西安电子科技大学,2011.
- [13] 袁菁,高勇.双谱估计用于软件无线电中的调制识别[J].信息与电子工程,2006,4(1):63-66.
- [14] European Telecommunication Standard. ETS 300 744, Digital broadcasting systems for television, sound and data services; framing structure, channel coding and modulation for digital terrestrial television [S]. [S. l.]: ETS, 1996.
- [15] 郭梯云,杨家玮,李建东.数字移动通信[M].北京:人民邮电出版社,1995:68-75.

(上接第 2108 页)

信号和非相关信号的 DOA 估计。仿真表明本文方法与子空间方法相比,具有计算量小、实时性好等优势。但是本方法的一个开放性问题是如何从理论上确定约束参数 β 的选取,这仍需进一步探讨和研究。

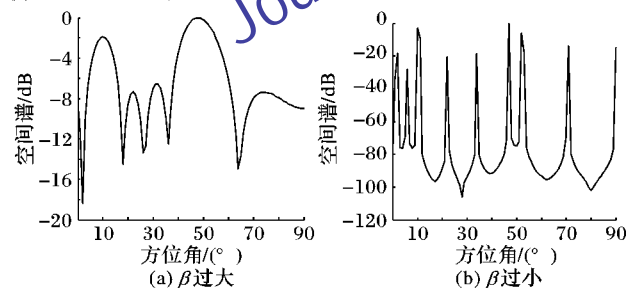


图5 β 值对结果的影响

参考文献:

- [1] 张贤达.现代信号处理[M].2版.北京:清华大学出版社,2002: 115-150.
- [2] LIU XIAOLI, LIA GUISENG. Direction finding and mutual coupling estimation for bistatic MIMO radar [J]. Signal Processing, 2012, 92(2): 517-522.
- [3] FORSTE P, LARZABAL P, BOYER E. Threshold performance analysis of maximum likelihood DOA estimation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(11): 3183-3191.
- [4] PARK C-S, CHOI J-H, YANG J-W, et al. Direction of arrival estimation using weighted subspace fitting with unknown number of signal sources [C]// ICACT 2009: 11th International Conference on Advanced Communication Technology. Piscataway: IEEE, 2009:

2295-2298.

- [5] WANG Y-Y, HUANG S-C. An ESPRIT-based algorithm for 2D-DOA estimation [J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2011, E94-A(9): 1847-1850.
- [6] ZHAO QIAN, LIANG WENJUAN. A Modified MUSIC algorithm based on eigen space [C]// Advances in Intelligent and Soft Computing. Berlin: Springer-Verlag, 2011, 104: 271-276.
- [7] GAO FEIFEI, NALLANATHAN A, WANG YIDE. Improved MUSIC under the coexistence of both circular and noncircular sources [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(7): 3033-3038.
- [8] PILLAI S U, KWON B H. Forward/backward spatial smoothing techniques for coherent signal identification [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1989, 37(1): 8-15.
- [9] DMOCHOWSKI J, BENESTY J, AFFES S. Direction of arrival estimation using eigenanalysis of the parameterized spatial correlation matrix [C]// ICCASSP 2007: IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2007, 1: 1-4.
- [10] 刘丹华,石光明,周佳社.一种冗余字典下的信号稀疏分解新方法[J].西安电子科技大学学报:自然科学版,2008,35(2):228-232.
- [11] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection via the LASSO [J]. Journal of Royal Statistical Society, Series B: Methodological, 1996, 58(1): 267-288.
- [12] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2001, 43(1): 129-159.