

基于两步加权 L_1 范数约束的高分辨率波达方向和功率估计

田野* 孙晓颖 秦宇镭
(吉林大学通信工程学院 长春 130022)

摘要: 该文提出一种基于两步加权 L_1 范数约束的波达方向(DOA)和功率联合估计新算法。该算法首先对阵列协方差矩阵元素进行求和平均运算获得统计性能更优的向量观测模型,进而在相应的过完备基下获得观测模型的稀疏表示。利用 MUSIC 谱函数和初始估计结果作为权值构建两步加权 L_1 范数约束稀疏重构方法,重构获得多信源的 DOA 和功率估计。通过 χ^2 分布函数选择了合理的正则化参数。计算机仿真结果显示,与同类其它方法相比,该文所提算法具有更高的分辨率和估计精度。

关键词: 信号处理; DOA 和功率估计; 稀疏重构; 求和平均运算; 两步加权 L_1 范数约束

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)07-1637-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01365

High-resolution Direction-of-arrival and Power Estimation Using Two-stage Weighted L_1 -norm Penalty

Tian Ye Sun Xiao-ying Qin Yu-di

(College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China)

Abstract: This paper presents a new Direction-Of-Arrival (DOA) and power estimation algorithm based on two-stage weighted L_1 -norm penalty. In this scheme, this paper first obtains a better statistical performance vector measurement model by sum-average arithmetic using array covariance matrix elements. Then the sparse representation of the new model corresponding to the related overcomplete basis is successively constructed. This paper exploits MUSIC spectral function and initial estimation result as the weights to construct two-stage weighted L_1 -norm penalty reconstruction method. Consequently, this paper achieves the DOA and power estimation of multiple sources. Moreover, a reasonable regularization parameter is also selected by χ^2 distribution function. The simulation results demonstrate that the proposed algorithm is able to provide higher resolution and estimation accuracy than the other state-of-the-art methods.

Key words: Signal processing; DOA and power estimation; Sparse reconstruction; Sum-average arithmetic; Two-stage weighted L_1 -norm penalty

1 引言

波达方向(Direction Of Arrival, DOA)估计是阵列信号处理领域的主要研究内容之一,在雷达、声呐、无线通信及地震勘探等领域有着广泛的应用前景^[1-3]。20 世纪 60 年代以来,为了克服传统波束成形方法难以突破瑞利限的限制,学者们提出了大量的高分辨率 DOA 估计方法,其中以 MUSIC 和 ESPRIT 等特征子空间类方法最具有代表性。然而,上述方法在低信噪比、小快拍及信源空间间距小的情况下通常难以获得令人满意的估计结果^[4]。

近年来,稀疏信号重构作为一种新的信号处理

框架引起了国内外学者的广泛关注,并已应用于 DOA 估计领域,带来了高分辨率和强噪声鲁棒性的优势。稀疏重构本质上可以认为是 L_0 范数优化问题,然而直接的 L_0 范数优化是一个 NP 组合问题^[5,6]。为此国内外学者们提出了若干替代方法。文献[7]应用迭代加权最小范数算法(FOCal Underdetermined System Solver, FOCUSS)进行重构,利用 $L_p(0 < p \leq 1)$ 范数构建稀疏性约束,虽然获得了 DOA 的高分辨率估计,但算法全局最优性难以保证。文献[8]基于凸优化理论(L_1 范数约束)进行稀疏重构,利用 SVD 降低算法复杂度和对噪声的敏感性。文献[4]和文献[9]分别利用噪声子空间和 Capon 谱函数构建加权 L_1 范数约束。在文献[8]的基础上,文献[10]提出了一种基于加权子空间匹配(Weighted Subspace Fitting, WSF)的稀疏 DOA 估计方法,进

2013-09-09 收到, 2014-02-17 改回

国家自然科学基金(61171137)和新世纪优秀人才计划(NCET-09-0426)资助课题

*通信作者: 田野 tianfield@126.com

一步提高了 DOA 估计性能。文献[11]则在阵列协方差矩阵向量稀疏表示的基础上,提出了 L_1 -SRACV 方法,在高样本下增强了算法的噪声鲁棒性。上述凸优化类算法^[4,8-11]具有全局最优性,但计算复杂度高,且受信源数或阵元数严重影响。鉴于此,文献[12]对阵列协方差矩阵进行向量化操作,提出了基于空间稀疏谱匹配(SParse Spectral Fitting, SPSF)的 DOA 估计方法,克服了凸优化类算法计算复杂度受信源数影响的缺陷。然而,该方法由于不能选择合理的正则化参数而使性能受到严重影响。同时值得注意的是,直接的 L_1 范数约束方法在统计上已被证明是一种有偏的估计^[13],它对大系数的惩罚比小系数更严重。这在一定程度上将影响算法的重构性能。

针对上述问题,本文提出了一种基于两步加权 L_1 范数约束的高分辨率 DOA 和功率联合估计新算法。该算法包括如下步骤:(1)计算阵列协方差矩阵并进行特征值分解,获得噪声子空间;(2)对阵列协方差矩阵元素进行求和平均运算获得统计性能更优的向量观测模型,并在相应的过完备基下获得观测模型的稀疏表示;(3)利用 MUSIC 谱函数构建第 1 步加权 L_1 范数约束获得初始 DOA 和功率估计;(4)联合利用 MUSIC 谱函数和初始估计结果构建第 2 步加权 L_1 范数约束获得改进的 DOA 和功率估计。最后通过仿真试验验证了所提算法的有效性。

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 + \sigma^2 & & \\ & \ddots & \\ \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 e^{-j2\pi(M-1)d \sin \theta_k / \lambda} & & \dots \end{pmatrix}$$

发现 $\mathbf{R}(m, n) = \mathbf{R}(p, q)$, $m - n = p - q$, $m, n, p, q \in [1, M]$ 。这意味着本文可以通过求和平均运算获得统计性能更好的向量观测模型。定义 $(2M - 1) \times 1$ 的向量 \mathbf{y} , 其第 i ($1 \leq i \leq 2M - 1$) 个元素表示为

$$\mathbf{y}(i) = \begin{cases} \frac{1}{i} \sum_{l=1}^i \mathbf{R}(l, M + l - i), & i = 1, \dots, M \\ \frac{1}{2M - i} \sum_{l=1}^{2M - i} \mathbf{R}(M + 1 - l, 2M + 1 - i - l), & \\ \text{其它} & \end{cases} \quad (5)$$

\mathbf{y} 的矩阵形式为

$$\mathbf{y} = \bar{\mathbf{A}}(\theta) \mathbf{P} + \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \quad (6)$$

式(6)中, $\bar{\mathbf{A}}(\theta)$ 代表 $(2M - 1) \times K$ 的虚拟阵列流型矩阵,其第 k 列代表第 k 个信号的虚拟导向矢量

2 信号模型

考虑 K 个远场窄带不相关信号从不同的入射方向 θ_k , $k = 1, 2, \dots, K$ 入射到 M ($M > K$) 元均匀线阵上。以第 1 个阵元为相位参考点,阵列输出可表示为

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}(\theta_k) s_k(t) + \mathbf{n}(t) = \mathbf{A}(\theta) \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式(1)中, $\mathbf{A}(\theta)$ 代表 $M \times K$ 的阵列流型矩阵,其第 k 列代表第 k 个信号的导向矢量为

$$\mathbf{a}(\theta_k) = \left[1, e^{-j2\pi d \sin \theta_k / \lambda}, \dots, e^{-j2\pi(M-1)d \sin \theta_k / \lambda} \right]^T \quad (2)$$

λ 和 d 分别代表载波波长和阵元间距,为了避免相位模糊,通常 $d \leq \lambda / 2$ 。 $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$ 是零均值信号向量, $\mathbf{n}(t)$ 是零均值,方差为 σ^2 且与信号不相关的加性高斯白噪声。 $(\cdot)^T$ 代表转置操作。

基于式(1)的阵列协方差矩阵可表示为

$$\mathbf{R} = E \{ \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t) \} = \mathbf{A} \mathbf{S} \mathbf{A}^H + \sigma^2 \mathbf{I}_M \quad (3)$$

式(3)中, $\mathbf{S} = \text{diag}\{\sigma_1^2, \dots, \sigma_K^2\}$ 代表信号协方差矩阵, $\sigma_k^2 = E\{s_k(t)s_k^*(t)\}$ 代表第 k 个信号的功率, \mathbf{I}_M 代表 $M \times M$ 的单位矩阵。 $E\{\cdot\}$, $(\cdot)^*$ 和 $(\cdot)^H$ 分别代表期望、共轭和共轭转置操作。

3 DOA 与功率估计

3.1 观测模型构建

对阵列协方差矩阵 \mathbf{R} 进行展开,即得

$$\begin{pmatrix} \dots & \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 e^{j2\pi(M-1)d \sin \theta_k / \lambda} \\ \vdots & \vdots \\ \dots & \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 + \sigma^2 \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\bar{\mathbf{a}}(\theta_k) = \left[e^{j2\pi(M-1)d \sin \theta_k / \lambda}, \dots, 1, \dots, e^{-j2\pi d(M-1) \sin \theta_k / \lambda} \right]^T \quad (7)$$

$\mathbf{P} = [\sigma_1^2, \dots, \sigma_K^2]$, \mathbf{I}^{2M-1} 是 $(2M - 1) \times 1$ 的向量,其第 M 个元素为 1,其它元素为 0。

3.2 两步加权 L_1 范数约束重构

为将传统的 DOA 估计问题转变为稀疏信号重构问题,本文假定空间存在 N ($N \gg M$) 个可能的波达方向,即 $\Theta \triangleq \{\bar{\theta}_1, \bar{\theta}_2, \dots, \bar{\theta}_N\}$,则式(6)可重新写为

$$\mathbf{y} = \bar{\mathbf{A}}(\Theta) \mathbf{P}_N + \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \quad (8)$$

其中, $\bar{\mathbf{A}}(\Theta) = [\mathbf{a}(\bar{\theta}_1), \dots, \mathbf{a}(\bar{\theta}_N)]$ 代表过完备基矩阵, \mathbf{P}_N 代表 K 稀疏的信号功率向量。当信号 k 从 $\bar{\theta}_i$ 入射到阵列时, \mathbf{P}_N 的第 i 个元素非零且等于 σ_k^2 ,而其它元素为 0。

进一步,DOA 与功率联合估计问题可表示为如下 L_0 范数优化问题:

$$\min \left\| \mathbf{y} - \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N - \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \right\|_2^2 + h \|\mathbf{P}_N\|_0 \quad (9)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 和 $\|\cdot\|_0$ 分别代表 L_2 范数和 L_0 范数, h 为权衡稀疏性与估计精度的正则化参数。

式(9)是一个非凸非平滑过程, 直接求解是不可行的, 同时 L_0 范数约束对噪声非常敏感。因此, 可以通过 L_1 范数进行替代, 即

$$\min \left\| \mathbf{y} - \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N - \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \right\|_2^2 + h \|\mathbf{P}_N\|_1 \quad (10)$$

其中, $\|\cdot\|_1$ 代表 L_1 范数。为降低 L_1 范数约束对大系数的惩罚, 本文利用信号子空间与噪声子空间的正交性(即 MUSIC 谱函数)构建第 1 步加权 L_1 范数约束优化方法

$$\min \left\| \mathbf{y} - \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N - \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \right\|_2^2 + h \sum_{i=1}^N \omega_i |\mathbf{P}_N(i)| \quad (11)$$

式(11)中, $\omega_i = \mathbf{a}^H(\theta_i) \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \mathbf{a}(\theta_i)$, \mathbf{U}_n 为对应于 $M-K$ 个小特征值对应的特征向量矩阵。

为了进一步提高估计性能, 克服 L_1 范数约束重构方法估计偏的问题, 本文借鉴 Adaptive Lasso^[14,15] 思想构建第 2 步加权 L_1 范数约束优化方法。假设 \mathbf{P}_N^0 代表式(11)的估计结果, 则最终的 DOA 与功率估计可通过式(12)的优化问题获得。

$$\min \left\| \mathbf{y} - \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N - \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \right\|_2^2 + h \sum_{i=1}^N \bar{\omega}_i |\mathbf{P}_N(i)| \quad (12)$$

其中, $\bar{\omega}_i = \omega_i / \mathbf{P}_N^0(i)$ 。由文献[14]可知, Adaptive Lasso 是一种无偏的稀疏重构方法, 因此基于式(12)进行稀疏重构可以获得更好的 DOA 和功率估计。式(10)~式(12)可通过二阶锥规划工具包 SeDuMi^[16] 求解。

本文所提算法可总结为如下步骤:

步骤 1 计算阵列协方差矩阵 \mathbf{R} , 并对其进行特征值分解获得噪声子空间 \mathbf{U}_n ;

步骤 2 利用求和平均运算构建模型 \mathbf{y} , 并在过完备基下获得 \mathbf{y} 的稀疏表示 $\mathbf{y} = \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N + \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1}$;

步骤 3 以 MUSIC 谱函数作为权值, 利用式(11)进行稀疏重构获得多目标的初始 DOA 和功率估计;

步骤 4 借鉴 Adaptive Lasso 思想, 以 MUSIC 谱函数和初始估计结果作为权值, 利用式(12)进行稀疏重构获得改进的 DOA 和功率估计。

3.3 正则化参数选择

正则化参数 h 严重影响算法的估计性能。大的 h 会将 \mathbf{P}_N 中的非零元素压缩为零而导致错误的估计, 小的 h 则会产生许多伪峰。为合理的选择正则化参数 h , 本文考虑式(11)和式(12)的等价形式:

$$\left. \begin{aligned} & \min \sum_{i=1}^N \omega_i |\mathbf{P}_N(i)| \\ & \text{s.t. } \left\| \mathbf{y} - \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N - \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \right\|_2^2 \leq \tilde{h}^2 \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

$$\left. \begin{aligned} & \min \sum_{i=1}^N \bar{\omega}_i |\mathbf{P}_N(i)| \\ & \text{s.t. } \left\| \mathbf{y} - \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N - \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \right\|_2^2 \leq \tilde{h}^2 \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

\tilde{h}^2 为对应于 h 的新正则化参数。

事实上, 阵列协方差矩阵 \mathbf{R} 是通过 L 个快拍获得的, 即 $\tilde{\mathbf{R}} = \sum_{t=1}^L \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t) / L$ 。由文献[17]可知, 阵列协方差矩阵估计误差 $\Delta \mathbf{R} = \tilde{\mathbf{R}} - \mathbf{R}$ 的向量化服从渐进正态分布, 即

$$\text{vec}(\Delta \mathbf{R}) \sim \text{AsN} \left(\mathbf{0}, \frac{1}{L} \mathbf{R}^T \otimes \mathbf{R} \right) \quad (15)$$

其中, $\text{AsN}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ 代表均值为 $\boldsymbol{\mu}$, 方差为 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的渐进正态分布, \otimes 代表 Kronecker 矩阵乘积。

由于观测模型 \mathbf{y} 是通过阵列协方差矩阵元素进行求和平均运算获得的, 因此 $\Delta \mathbf{y}$ 与 $\text{vec}(\Delta \mathbf{R})$ 存在一种线性关系, 表示为

$$\Delta \mathbf{y} = \tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y} = \boldsymbol{\Psi} \cdot \text{vec}(\Delta \mathbf{R}) \quad (16)$$

其中, $\boldsymbol{\Psi}$ 为 $(2M-1) \times M^2$ 的线性变换矩阵。由于 $\boldsymbol{\Psi}$ 中每行都有非零的变换系数, 而不同行间的非零线性系数的列位置不同, 因此 $\text{rank}(\boldsymbol{\Psi}) = 2M-1$ 。

由于多维正态分布的线性组合依然服从正态分布, 于是结合式(15)和式(16)可得

$$\tilde{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N - \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \sim \text{AsN} \left(\mathbf{0}, \frac{1}{L} \boldsymbol{\Psi} (\mathbf{R}^T \otimes \mathbf{R}) \boldsymbol{\Psi}^T \right) \quad (17)$$

其中, $\tilde{\mathbf{y}}$ 为 \mathbf{y} 在 L 个快拍下的估计值。

令 $\mathbf{W}^{-1/2}$ 代表渐进方差矩阵 $\boldsymbol{\Psi} (\mathbf{R}^T \otimes \mathbf{R}) \boldsymbol{\Psi}^T / L$ 逆的 Hermitian 平方根, 则有

$$\mathbf{W}^{-1/2} \left(\tilde{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N - \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \right) \sim \text{AsN}(\mathbf{0}, \mathbf{I}_{2M-1}) \quad (18)$$

其中, \mathbf{I}_{2M-1} 代表 $(2M-1) \times (2M-1)$ 的单位矩阵。

进一步由式(18)可得

$$\left\| \mathbf{W}^{-1/2} \left(\tilde{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{A}}(\boldsymbol{\Theta}) \mathbf{P}_N - \sigma^2 \mathbf{I}^{2M-1} \right) \right\|_2^2 \sim \text{As} \chi^2(2M-1) \quad (19)$$

进而, 正则化参数 \tilde{h} 可通过 $2M-1$ 维自由度的 χ^2 分布函数 $\text{ch2inv}(1-p, 2M-1)$ 获得。大量仿真实验显示, $p=0.01$ 即可达到较好的估计结果。

3.4 算法性能分析

3.4.1 计算复杂度分析 本文所提的两步加权 L_1 范数约束稀疏 DOA 与功率估计算法的计算复杂度主要集中在基于式(11)和式(12)的稀疏重构过程, 其乘法次数均为 $O(N^3)$ 。而 L_1 -SVD 和 L_1 -SRACV 方法所需要的乘法次数分别为 $O(K^3 N^3)$ 和 $O(M^3 N^3)$ 。因此, 和 L_1 -SVD 和 L_1 -SRACV 方法相比, 本文所提算法在信源数 $K>1$ 的条件下具有更低的计算复杂度。而 SPSF 方法的计算复杂度为 $O(N^3)$, 略低于本文所提算法, 但值得注意的是本文所提算法具有更好的估计性能。

3.4.2 可估计的最大信源数分析 分析过完备基矩阵 $\bar{\mathbf{A}}(\Theta)$ 发现, $\bar{\mathbf{A}}(\Theta)$ 的任意 $2M-1$ 列是线性无关的, 而 $2M$ 列是线性相关的。根据唯一表示理论可知^[18], $K \leq M-1$ 时, 基于过完备基 $\bar{\mathbf{A}}(\Theta)$ 的稀疏重构算法可以获得唯一的 K 稀疏解。也就是说, 对 M 个阵元组成的均匀线阵, 本文所提算法可有效估计 $M-1$ 个信源。

4 仿真与分析

通过仿真实验验证本文所提算法的性能, 并与 L_1 -SVD^[8], L_1 -SRACV^[11]、空间稀疏谱匹配方法 (SParse Spectral Fitting, SPSF)^[12] 及克拉美罗界 (Cramer-Rao Bound, CRB) 进行比较。仿真中采用由 8 个阵元组成的均匀线阵, 阵元间距 $d = \lambda/2$, 入射信号假定为窄带正弦信号, 且信号功率相等。以 1° 间隔先对 -90° 到 90° 的空间进行粗网格划分, 进而在估计出的角度周围逐步细化网格。为了公平, SPSF 方法中的正则化参数通过概率为 0.99 (即 $p=0.01$) 的 M^2 维自由度的 χ^2 分布函数获得。

实验 1 功率估计精度及可估计的最大信源数

考虑 7 个窄带非相关信源 DOA 估计情况, 入射角度分别为 $\{-60^\circ, -40^\circ, -20^\circ, 0^\circ, 20^\circ, 40^\circ, 60^\circ\}$, 快拍数为 200, SNR=10 dB, 信号功率为 10 W。分别采用 SPSF 方法和本文所提算法进行稀疏空间谱估计。仿真结果如图 1 和图 2 所示。SPSF 方法估计的信号功率为 $\{6.082, 6.388, 7.046, 7.138, 7.130, 6.898, 6.056\}$ W, 本文所提第 1 步加权算法估计的信号功率为 $\{7.900, 7.129, 8.050, 8.298, 8.078, 8.306, 8.407\}$ W, 而第 2 步加权算法估计的信号功率为 $\{8.860, 8.249, 9.026, 9.337, 8.188, 8.523, 9.456\}$

W。可以看出, 第 2 步加权算法的估计性能明显优于第 1 步加权算法和 SPSF 方法, 且不会出现伪峰。同时, 由实验 1 可知, 本文所提算法可以利用 M 个阵元有效估计 $M-1$ 个信源。

实验 2 角度分辨率性能分析

为了验证所提算法对两个空间间隔很近信号的分辨能力。作如下定义: 设入射角度分别为 θ_1 和 θ_2 , 如果两个信号的估计偏差均小于 $|\theta_1 - \theta_2|/2$, 则认为能成功分辨, 否则不能分辨。

图 3 为入射角度为 $\theta_1=10^\circ, \theta_2=16^\circ$, 快拍数为 200 条件下不同算法的角度分辨率随 SNR 的变化关系。图 4 为 SNR=0 dB, 快拍数为 200 条件下不同算法角度分辨率随角度间隔的变化关系。每个 SNR 和角度间隔下进行 200 次独立的蒙特卡洛仿真实验。如图所示, 本文所提算法能分辨出很近的两个信号, 分辨性能明显优于其它对比算法。

实验 3 角度估计精度性能分析

考虑两个窄带不相关信源 DOA 估计情况, 入射角度分别为 $\theta_1=-9.6^\circ, \theta_2=15.3^\circ$ 。DOA 估计均方根误差 RMSE 随 SNR 和快拍数的变化关系分别如图 5 和图 6 所示。每个 SNR 和快拍下进行 200 次独立的蒙特卡洛仿真实验。可以看出, 本文所提算法在高信噪比下的估计性能与 L_1 -SVD 方法和 CRB 非常接近, 而在低信噪比条件下明显优于其它对比方法。同时注意到, 本文所提算法的 DOA 估计均方根误差在整个快拍数变化区间 (100~1000) 均低于其它方法, 且随快拍数增加而呈明显下降趋势。这展示了本文所提算法具有更好的估计精度和噪声鲁棒性。

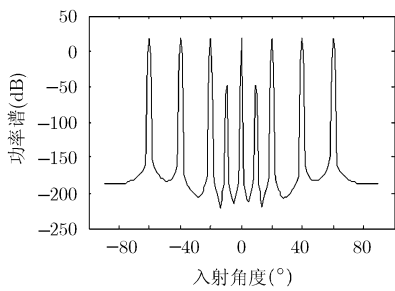


图 1 SPSF 算法的空间谱

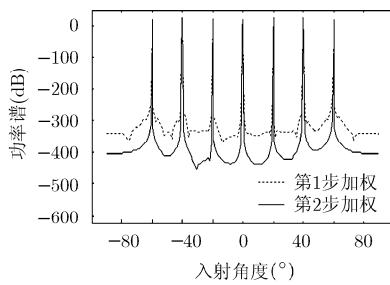


图 2 本文算法的空间谱

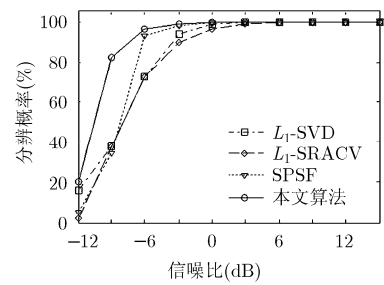


图 3 角度分辨率随 SNR 的变化关系

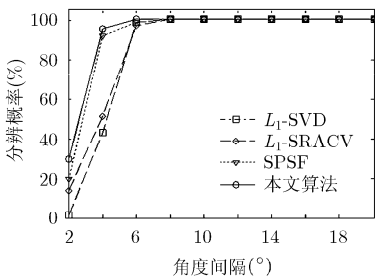


图 4 角度分辨率随角度间隔的变化关系

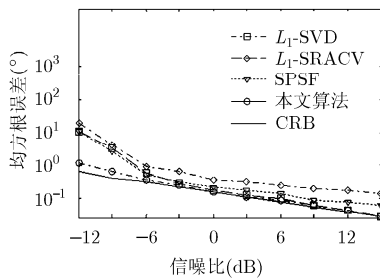


图 5 RMSE 随信噪比变化曲线

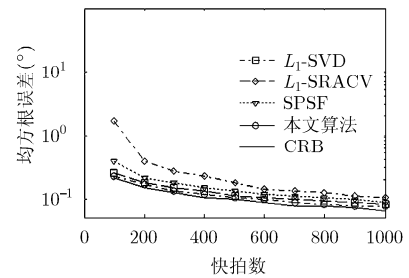


图 6 RMSE 随快拍数变化曲线

5 结论

本文在稀疏信号重构框架下提出了一种新的高分辨率 DOA 与功率联合估计新算法。该方法首先基于二阶统计量和求和平均运算构建一个统计性能更优的向量观测模型, 进而基于两步加权 L_1 范数约束重构方法进行稀疏重构获得多信源的 DOA 和功率估计。理论分析与仿真实验证明本文所提算法具有更高的分辨率、估计精度和噪声鲁棒性。同时, 本文算法的计算复杂度在信源数大于 1 的条件下明显低于 L_1 -SVD 和 L_1 -SRACV 方法, 且不受信源数的影响。

参考文献

- [1] Krim H and Viberg M. Two decades of array signal processing research: the parametric approach[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, 13(4): 67-94.
 - [2] 王凌, 李国林, 谢鑫, 等. 非圆信号二维 DOA 和初始相位联合估计方法[J]. *雷达学报*, 2012, 1(1): 43-49.
Wang Ling, Li Guo-lin, Xie Xin, *et al.* Joint 2-D DOA and noncircularity phase estimation method[J]. *Journal of Radars*, 2012, 1(1): 43-49.
 - [3] 刘肖萌, 高文军, 邓云凯, 等. 基于投影矩阵法的阵列天线波束形成方法[J]. *雷达学报*, 2012, 1(1): 50-57.
Liu Xiao-meng, Gao Wen-jun, Deng Yun-kai, *et al.* Beam synthesis technique for array antenna based on projection matrix algorithm [J]. *Journal of Radars*, 2012, 1(1): 50-57.
 - [4] Zheng C, Li G, Zhang H, *et al.* An approach of DOA estimation using noise subspace weighted L_1 minimization[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Prague, Czech Republic, 2011: 2856-2859.
 - [5] Nicolae C, Maria G, and Mark D. Analysis-based sparse reconstruction with synthesis-based solver[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Kyoto, Japan, 2012: 5401-5404.
 - [6] Studer C, Kuppinger P, Pope G, *et al.* Recovery of sparsely corrupted signals[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(5): 3115-3130.
 - [7] Goroditsky I F and Rao B D. Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS: a re-weighted minimum norm algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(3): 600-616.
 - [8] Malioutov D, Cetin M, and Willsky A S. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(8): 3010-3022.
 - [9] Xu X, Wei X H, and Ye Z F. DOA estimation based on sparse signal recovery utilizing weighted L_1 -norm penalty[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(3): 155-158.
 - [10] Hu N, Ye Z F, Xu D Y, *et al.* A sparse recovery algorithm for DOA estimation using weighted subspace fitting[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(10): 2566-2570.
 - [11] Yin J H and Chen T Q. Direction-of-arrival estimation using a sparse representation of array covariance vectors[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(9): 4489-4493.
 - [12] Zheng J, Kaveh M, and Tsuji H. Sparse spectral fitting for direction of arrival and power estimation[C]. *IEEE/SP 15th Workshop on Statistical Processing*, Cardiff, UK, 2009: 429-432.
 - [13] Fan J and Li R. Variable selection via nonconcave penalized likelihood and its oracle properties[J]. *Journal of American Statistical Association*, 2001, 96(456): 1348-1360.
 - [14] Zou H. The adaptive lasso and its oracle properties[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2006, 101(476): 1418-1429.
 - [15] Wang H Y, Zou G H, and Wan A T K. Adaptive lasso for varying-coefficient partially linear measurement error models [J]. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 2013, 143(1): 40-54.
 - [16] Sturm J F. Using SeDuMi 1.02, a MATLAB toolbox for optimization over symmetric cones[J]. *Optimization Method Software*, 1999, (11/12): 625-653.
 - [17] Ottersten B, Stoica P, and Roy R. Covariance matching estimation techniques for array signal processing applications [J]. *Digital Signal Processing*, 1998, 8(3): 185-210.
 - [18] Donoho D L and Huo X. Uncertainty principles and ideal atomic decomposition[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2001, 47(7): 2845-2862.
- 田野: 男, 1985年生, 博士生, 研究方向为阵列信号处理及统计性能分析、优化理论等。
- 孙晓颖: 男, 1969年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为阵列信号处理、无线通信等。
- 秦宇镡: 男, 1987年生, 博士生, 研究方向为极化信号处理、空间谱估计等。