

基于稀疏加权重构的互耦阵列方位估计算法

顾 嵩

(北京理工大学 信息与电子学院 北京 100081)

摘要:为降低阵元互耦对目标方位估计的影响,提高估计精确度,提出了一种基于稀疏信号加权重构的多目标方位估计算法。该算法将空间以 1° 为间隔,划分为网格。利用空域目标方位的稀疏性,给出了基于Capon谱函数的加权值选取方法。然后,运用稀疏重构方法和奇异值分解方法对信号进行降维处理。最后,通过 L_1 范数约束优化模型进行DOA估计。仿真结果表明,相比于传统算法,所提出的算法具有更高的方位估计精度、更低的均方根误差,能更好地抑制阵元互耦对目标方位估计的影响。

关键词:方位估计;阵元互耦;稀疏重构;加权;奇异值分解

中图分类号: 911.7 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4020

Weighted sparse representation method for DOA estimation with unknown mutual coupling

Gu Wei

(School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: In order to reduce the influence of mutual coupling on DOA estimation, this paper proposes a weighted sparse representation method for DOA estimation with unknown mutual coupling. The proposed method divides the space into grids. Each grid is 1° partitioned. We utilize the Capon spectrum to design a weighted weights with unknown mutual coupling and propose to use the SVD of the data matrix to mold the problem with reduced dimensions. At last, we estimate the angle of the signal based on the L_1 -norm. Simulation results demonstrate that our proposed method can obtain better DOA estimation result and lower RMSE. Compared with traditional methods, the new algorithm can effectively suppress the unknown mutual coupling.

Keywords: DOA estimation; mutual coupling; sparse reconstruction; weighted; SVD

1 引言

波达方向(DOA)估计是阵列信号处理的重要研究内容之一,广泛应用于声呐、雷达、无线通信、导航等研究领域^[1-6]。常规波束形成算法是最初用来解决DOA估计问题的方法。虽然它能够估计目标方位,但由于受到“瑞利准则”的限制,无法分辨方位上靠得较近的两个目标。为了提高目标估计精度,近30年来,研究者们提出了大量的基于子空间方位估计算法,其中一个典型代表是MUSIC方位估计算法。不过,常规的MUSIC算法具有稳健性差、方位分辨率信噪比门限较高等缺点,而且必须依赖于大量采样数据或者较高的信噪比才能得到精确的DOA估计结果^[7]。

为了解决上述问题,近年来,一些学者将压缩感知理论引入DOA估计技术中,提出了相比于子空间方法更优越的方位估计算法。压缩感知理论指出,当信号满足稀疏性

时,可以以远低于奈奎斯特频率的采样率对信号进行采样,随后通过求解 L_1 范数优化问题使原始信号得到精确重构^[8]。考虑到实际目标仅出现在整个空间的某几个分辨单元内,信号源在空域的分布满足一定的稀疏性^[9-10],可以利用压缩感知理论^[11-12]处理方位估计问题。学者Gorodnitsky提出了一种递归加权最小范数的算法以实现稀疏性。学者Malioutov提出了一种基于 L_1 范数优化问题的稀疏信号重构模型,利用奇异值分解(SVD)对阵列接收数据进行降维处理,将DOA估计问题转换为了一种稀疏信号重构问题,通过二阶锥规划对 L_1 范数约束模型进行求解。在最近的一些研究成果中,还有学者提出了基于信号稀疏性的迭代DOA估计算法和基于阵列协方差矩阵的稀疏信号重构算法,以实现在相关域而非传统的数据域的DOA估计。相比于传统的DOA估计算法,基于稀疏信号重构的算法在提高分辨率、提高噪声鲁棒性、减少快拍数量

方面具有更优的性能。尽管如此,这些算法都只适用于无阵元耦合存在下的情况,没有考虑到天线阵元的位置和方向,包括增益和相位不平衡性。在耦合情况下,这些DOA估计算法的性能会大幅度下降。近年来,一系列在阵元互耦情况下的校准方法开始提出。在现有的研究中,缺少可以在稀疏信号重构中可以补偿阵元耦合效应的有效方法。

针对上述问题,本文提出在阵元耦合存在情况下的基于稀疏信号重构的DOA估计算法。该算法首先利用目标信号在空域的稀疏性,采用随机阵列对空域信号进行压缩采样。然后,采用奇异值分解的方法对阵列接收数据矩阵进行降维处理,通过在均匀线阵(ULA)中设置一系列辅助元素的方法在Capon谱函数的基础上得到在耦合情况下的加权权值,利用耦合情况下ULA矩阵的特殊结构进行算法改进。最后,通过 L_1 范数优化的方法进行DOA估计。仿真结果表明,相比于传统方法,该算法可以获得更精确的方位分辨能力。

1 压缩感知理论

一维离散时间信号数学模型表达式如下: $x = [x(1), x(2), \dots, x(L)] \in C^L$ 。该式可以表示为一组标准正交基的线性组合,即

$$x = \sum_{n=1}^L \alpha_n \psi_n = \Psi \alpha \quad (1)$$

式中: $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_L]$ 是 $N \times N$ 的正交基矩阵, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_L]^T$ 是信号在正交基下的系数向量。当满足 $\|\alpha\|_0 = K \leq N$, $\|\cdot\|_0$ 表示向量的范数,则称信号 x 在 Ψ 域上是 K 稀疏的,矩阵 Ψ 为信号 x 的稀疏基矩阵。

对稀疏信号 x 用 $M \times L$ ($M \leq L$) 的测量矩阵 f 进行投影测量,可以得到观测矢量 y ,即

$$y = fx = f\Psi\alpha = \Theta\alpha \quad (2)$$

式中: $\Theta = f\Psi$ 为 $M \times L$ 的感知矩阵。理论研究表明,当感知矩阵 Θ 满足RIP等稀疏重构条件^[13]时,信息矢量 α 可以通过求解 L_0 范数约束的问题精确重构,即

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin} \|\alpha\|_0 \quad \text{s. t.} \quad y = \Theta\alpha \quad (3)$$

式(3)本身是一个 $NP-hard$ 问题,但当感知矩阵满足一定的条件时, L_0 范数优化问题与 L_1 范数优化问题具有相同解^[14]。因此,式(3)可以转化成如下形式

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin} \|\alpha\|_1 \quad \text{s. t.} \quad y = \Theta\alpha \quad (4)$$

当考虑到信号 x 中含有加性高斯白噪声的时候,对式(4)的优化模型可以转换为

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin} \|\alpha\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|y - \Theta\alpha\|_2 \leq \epsilon \quad (5)$$

式中: ϵ 是一个与噪声有关的常量。式(5)的优化问题可以通过压缩感知的重构算法得到求解。

2 基于稀疏重构的DOA估计算法

假设远场有 K 个窄带不相关信号入射到由 M 个阵元

组成的均匀线阵上,并且此均匀线阵的阵元间距为半个波长。每个信号 $s_k(t)$ 以 θ_k 的角度入射,功率为 σ_k^2 , $k = 1, 2, \dots, K$, 则 $M \times 1$ 的输出矩阵如下所示

$$x(t) = \sum_{k=1}^K \alpha(\theta_k) \bar{s}_k(t) + n(t) = \bar{As}(t) + n(t) \quad (6)$$

其中, $\alpha(\theta) = [1, \dots, e^{-j(M-1)\pi\cos\theta}]^T$, $A = [\alpha(\theta_1), \dots, \alpha(\theta_K)]$, $\bar{s}(t) = [\bar{s}_1(t), \dots, \bar{s}_K(t)]^T$ 。 $n(t)$ 是服从均值为 0, 方差为 σ_n^2 的高斯分布加性白噪声。

由于空域中实际存在的信号是稀疏分布的,可以将整个空间划分为数量较多的网格 $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_Q\}$ 。网格数量满足 $Q \geq \max(M, K)$ 。假设在空域中的每个网格中都可能存在有效信号,那么可以构造一个过完备基矩阵 $\bar{A} = [\alpha(\theta_1), \dots, \alpha(\theta_Q)]$ 和一个稀疏信号向量 $s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_Q(t)]^T$ 。由此,式(6)可以表示为:

$$x(t) = \bar{As}(t) + n(t) \quad (7)$$

在理想情况下,稀疏信号向量中,只有实际存在信号的位置是非 0 的,其他位置元素都为 0。

当快拍次数为 L 的时候,式(7)可以表示为如下形式^[5]:

$$X = \bar{A}S + N \quad (8)$$

此时, \bar{A} 就相当于压缩感知理论中的感知矩阵 Θ 。

3 基于 L_1 范数的加权 DOA 估计算法

在压缩感知理论中,精确重构信号的模型是信号的 L_0 范数约束模型。然而,求解 L_0 范数约束模型的问题是一个 $NP-hard$ 的问题。理论研究指出,当感知矩阵满足一定条件的时候, L_1 范数的约束模型与 L_0 范数的约束模型具有相同的解。因此,本文使用了信号的 L_1 范数约束模型来代替 L_0 范数模型。实际情况中,由于快拍次数较少或者信噪比较低, L_1 范数约束模型与 L_0 范数约束模型的解仍然存在一定的误差。

为了解决上述问题,考虑采用加权范数约束的概念解决这一个问题。需要对重构信号中的系数进行加权约束,使得信号的大系数和小系数能够获得同等的约束效果,即对大系数进行比较小的权值加权,而对小系数进行比较大的权值加权。当信号的重构系数较小的时候,对系数进行较大权值的加权计算,可以在重构过程中对该分量进行一个更深层次的约束,并且对噪声起到一定的抑制作用。当信号的重构系数较大的时候,则对该系数进行权值较小的约束,可以较好的保证信号重构的保真度。在这种加权算法的约束下,可以有效的拉近大小系数对于目标函数的差距,实现优化约束模型中的平衡效果。此时,在低信噪比和快拍次数较小的情况下,可以使 L_1 范数约束模型的解更加逼近于 L_0 范数约束模型的解。

在加权算法中,使用奇异值分解(SVD)的方法对接收信号进行降维处理,以减小算法的复杂度。

$$X = ULV^H \quad (9)$$

式中: 定义 $\mathbf{X}_{\text{SV}} = \mathbf{X}\mathbf{V}\mathbf{W}_{K,0}^L$, $\mathbf{S}_{\text{SV}} = \mathbf{S}\mathbf{V}\mathbf{W}_{K,0}^L$, $\mathbf{N}_{\text{SV}} = \mathbf{N}\mathbf{V}\mathbf{W}_{K,0}^L$, 其中, $\mathbf{W}_{K,0}^L = [\mathbf{I}_K, \mathbf{0}]$, 并且 $\mathbf{0}$ 是一个全零矩阵, 可以得到:

$$\mathbf{X}_{\text{SV}} = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{S}_{\text{SV}} + \mathbf{N}_{\text{SV}} \quad (10)$$

$\bar{\mathbf{A}}$ 已经是一个过完备基矩阵, 在 \mathbf{S}_{SV} 中只有一小部分是非零元素, 其余元素都是 0。可以根据 L_1 范数约束优化问题得到信号的 DOA 估计模型如下所示^[12]

$$\min_{\mathbf{s}_{\text{sv}}} \|\mathbf{s}_{\text{sv}}^{l_2}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{X}_{\text{SV}} - \bar{\mathbf{A}}\mathbf{S}_{\text{SV}}\|_2 \leq \epsilon \quad (11)$$

式(11)是在不考虑阵元互耦情况下的约束模型, 在阵元耦合存在的情况下, 阵列输出信号矢量可以表示为如下形式^[15]

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (12)$$

式中: 矩阵 \mathbf{C} 表示了均匀线阵中的互耦因素。现有理论和研究证明, 一个带状对称的 Toeplitz 互耦矩阵(mutual coupling matrix, MCM)可以等效为对真实互耦情况下的有效近似。由于阵元互耦系数大小与两个阵元之间的距离成反比关系, 因此, 当两个阵元相距足够远时, 其互耦系数可以近似等效为 0, MCM 矩阵可以表示为仅含有少量非零元素的带状对称 Toeplitz 矩阵。假设在 MCM 矩阵中含有 m 个非零系数, 那么可以将 MCM 矩阵表示为:

$$\mathbf{C} = \text{Toeplitz}(\mathbf{c}) \quad (13)$$

式中: $\mathbf{c} = [c_0, c_1, c_2, \dots, c_m, 0, \dots, 0]$ 。MCM 矩阵可以由向量 \mathbf{c} 表示的 Toeplitz 矩阵形成。在阵元互耦情况下, L_1 范数约束优化模型可以表示为:

$$\min_{\mathbf{s}_{\text{sv}}, \mathbf{c}} \|\mathbf{s}_{\text{sv}}^{l_2}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{X}_{\text{SV}} - \mathbf{C}\bar{\mathbf{A}}\mathbf{S}_{\text{SV}}\|_2 \leq \epsilon \quad (14)$$

当采用加权算法思想的时候, L_1 范数约束优化模型的加权形式可以表示为

$$\min_{\mathbf{s}_{\text{sv}}, \mathbf{c}, \mathbf{w}} \|\mathbf{G}\mathbf{s}_{\text{sv}}^{l_2}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{X}_{\text{SV}} - \mathbf{C}\bar{\mathbf{A}}\mathbf{S}_{\text{SV}}\|_2 \leq \epsilon \quad (15)$$

式中: \mathbf{G} 是一个对角矩阵, 其元素为对每个网格中系数的加权值。权值用 w 来表示, 权值的大小需要随着不同的入射信号的功率大小而不同。信号的功率越大, 相应的加权值应该越小。信号的功率越小, 相应的加权值应该越大。 w 的表示可以采用如下形式^[14]

$$w_i = \sqrt{\frac{b_i^H R_x^{-1} b_i}{LK}} \quad (16)$$

从上式可以看到, $1/b_i^H R_x^{-1} b_i$ 对应于 Capon 功率谱, 并且反应了不同入射信号包括加性噪声的平均功率。因此, 可以采用式(16)的形式来表示权值。

4 阵元互耦情况下权值的选择

一个带状对称的 Toeplitz 矩阵可以用来作为互耦矩阵的表示模型, 因此, 假设带有互耦影响的阵元个数的间距为 p , 即对于第 i 个元素, 能够对其产生互耦影响的元素为第 $(i-p+1), \dots, (i-1), (i+1), \dots, (i+p-1)$ 个元素, 通过对互耦系数进行对角化实现, 互耦矩阵可以表示为:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & c_1 & \cdots & c_{p-1} & \cdots & 0 \\ c_1 & 1 & c_1 & \cdots & \ddots & 0 \\ \vdots & c_1 & 1 & \ddots & \cdots & c_{p-1} \\ c_{p-1} & \cdots & \ddots & \ddots & c_1 & \vdots \\ 0 & \ddots & \cdots & c_1 & 1 & c_1 \\ 0 & \cdots & c_{p-1} & \cdots & c_1 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中, c_i 是某个阵元和与其相距 i 个单位距离的阵元之间的耦合系数。将第 p 个元素作为参考元素, 则阵列流形中的第 i 个元素可以被表示为:

$$\mathbf{a}(\theta_i) = [\beta(\theta_i)^{1-p}, \beta(\theta_i)^{2-p}, \dots, \beta(\theta_i)^{-1}, 1, \beta(\theta_i), \dots, \beta(\theta_i)^{M-2p+1}, \beta(\theta_i)^{M-2p+2}, \dots, \beta(\theta_i)^{M-p}]^T \quad (18)$$

为了将阵元互耦系数在均匀线阵中对角化实现, 将前 $p-1$ 个元素和后 $p-1$ 个元素作为辅助元素, 则输出矢量的中间部分的 $M-2p+2$ 个元素可以表示为:

$$\tilde{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(t) = \mathbf{Q}\mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{Q}\mathbf{n}(t) \quad (19)$$

式中: \mathbf{Q} 矩阵的形式为 $\mathbf{Q} = [\mathbf{O} \quad \mathbf{I} \quad \mathbf{O}]$, 在 \mathbf{Q} 矩阵中, \mathbf{O} 代表了大小为 $(M-2p+2) \times (p-1)$ 的零矩阵, \mathbf{I} 表示了大小为 $(M-2p+2) \times (M-2p+2)$ 的单位矩阵。在式(19)中, 定义 $\tilde{\mathbf{C}} = \mathbf{Q}\mathbf{C}$ 。由此, 根据现有理论研究结果, Capon 功率谱可以用如下形式表示^[16]:

$$\mathbf{P}_{\text{Capon}} = \frac{1}{(\tilde{\mathbf{C}}\mathbf{a}(\theta_d))^H \tilde{\mathbf{R}}^{-1} \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{a}(\theta_d)} \quad (20)$$

但是在实际情况下, 由于耦合系数的值是不确定的^[17], 无法直接得到 MCM 矩阵的表示形式, 式(20)并不能直接使用。因此, 要获得加权值的表示形式, 需要将 MCM 矩阵进行变换, 从而在表示形式上消除耦合系数的影响。根据式(18)可以计算 $\tilde{\mathbf{C}}\mathbf{a}(\theta_d)$ 的值如下所示:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{a}(\theta_d) = & c_{p-1}\beta(\theta_d)^{1-p} + \cdots + c_1\beta(\theta_d)^{-1} \\ & + 1 + c_1\beta(\theta_d) + \cdots + c_{p-1}\beta(\theta_d)^{p-1} \\ & c_{p-1}\beta(\theta_d)^{2-p} + \cdots + c_1 + \beta(\theta_d) \\ & + c_1\beta(\theta_d)^2 + \cdots + c_{p-1}\beta(\theta_d) \\ & \vdots \\ & c_{p-1}\beta(\theta_d)^{M-3p+1} + \cdots + c_1\beta(\theta_d)^{M-2p-1} \\ & + \beta(\theta_d)^{M-2p} + c_1\beta(\theta_d)^{M-2p-1} \\ & + \cdots + c_{p-1}\beta(\theta_d)^{M-p-1} \\ & c_{p-1}\beta(\theta_d)^{M-3p+2} + \cdots + c_1\beta(\theta_d)^{M-2p} \\ & + \beta(\theta_d)^{M-2p+1} + c_1\beta(\theta_d)^{M-2p+2} \\ & + \cdots + c_{p-1}\beta(\theta_d)^{M-p} \\ & (c_{p-1}\beta(\theta_d)^{1-p} + \cdots + c_1\beta(\theta_d)^{-1} + \end{aligned} \quad (=)$$

$$\begin{aligned} 1 + c_1\beta(\theta_d) + \cdots + c_{p-1}\beta(\theta_d)^{p-1}) \times \begin{bmatrix} 1 \\ \beta(\theta_d) \\ \vdots \\ \beta(\theta_d)^{M-2p-1} \end{bmatrix} = \\ (2 \sum_{n=1}^{p-1} c_n \cos(n\pi \sin(\theta_d)) + 1) \tilde{\mathbf{a}}(\theta_d) \quad (21) \end{aligned}$$

其中, $\tilde{\mathbf{a}}(\theta_d) = [1, \beta(\theta_d), \dots, \beta(\theta_d)^{M-2p+1}]^T$ 是均匀线阵中

间 $M-2p+2$ 个元素的理想阵列流形矢量。因为 c 为一个常数, 将其忽略, 可以得到加权值的表示形式如式(22)所示。

$$w = \sqrt{\frac{\tilde{a}^H(\theta_d)\hat{R}^{-1}\tilde{a}(\theta_d)}{LK}} \quad (22)$$

5 仿真实验

本节通过与 L_1 -SVD、NSW- L_1 、W- L_1 SVD 算法的仿真结果比较来验证所提算法的有效性。定义第 k 个信号的输入信噪比 SNR 为: $10\log_{10}(\sigma_k^2/\sigma_n^2)$ 。假设 $\sigma_1^2 = \dots = \sigma_k^2$, 空间信号随机采样阵元个数定义为 10 个, 仿真设置的置信区间为 0.85。DOA 估计均方根误差 (RMSE) 计算如式(23)所示。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{m=1}^{500} \sum_{k=1}^K \frac{(\hat{\theta}_k(m) - \theta_k)^2}{500K}} \quad (23)$$

在仿真中, DOA 估计的性能主要取决于空间网格的划分大小。但是过多数量的网格划分会增加计算的复杂度。因此, 仿真中使用粗略的角度间隔, 即角度范围从 $0^\circ \sim 180^\circ$, 角度间隔设为 1° 。

实验 1 考虑两个非相干信号, 入射到 10 个阵元构成的均匀线列阵, 入射角度分别为 $[-9.9^\circ, 20.1^\circ]$ 。图 1 为在 500 次快拍次数的条件下 RMSE 随着 SNR 的变化结果, 图 2 为在 -2 dB 的 SNR 的条件下, RMSE 随快拍次数的变化结果。

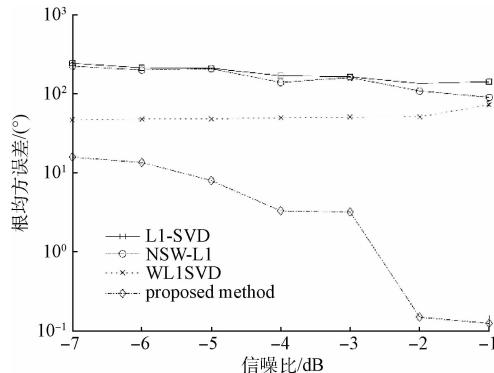


图 1 随信噪比变化的均方根误差曲线

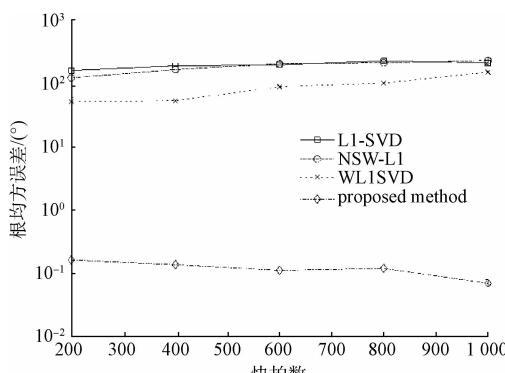


图 2 随快拍数变化的均方根误差曲线

由图 1 和图 2 的实验结果可以发现, 本文算法相比已有算法拥有更好的性能。原因是采用了加权算法之后, L_1 范数约束优化模型可以更好地逼近 L_0 范数约束优化模型。

实验 2 快拍次数选取为 500 次, SNR 选取为 -2 dB, 其他参数与实验 1 相同。RMSE 随角度间隔的结果如图 3 所示。仿真结果表明, 该算法在信号角度分辨率方面拥有良好的性能。

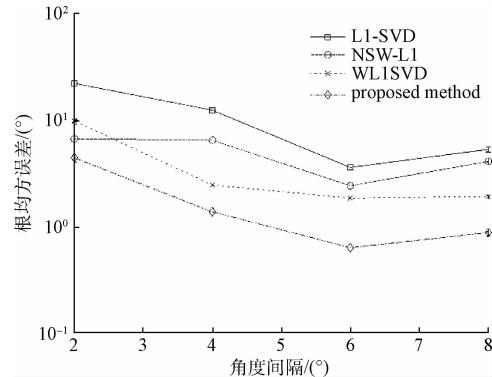


图 3 随角度间隔变化的均方根误差曲线

6 结论

本文提出了一种在阵元互耦情况下的改进型加权稀疏重构 DOA 估计方法, 该算法本质上采用 SVD 的方法进行信号降维处理, 采用 Capon 功率谱的方法进行耦合条件下加权权值的选取, 最后利用 L_1 范数约束优化模型进行角度估计。仿真结果表明, 该算法在阵元互耦情况下, 能够在低信噪比的环境中对信号进行有效的方位估计, 改善了传统稀疏重构算法在阵元互耦条件下的性能, 具有更高的分辨能力和更优的 DOA 估计性能。

参考文献

- [1] 薛会祥, 赵拥军. 基于 CS 阵列的 DOA 估计 [J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(3): 208-214.
- [2] 郭小辉, 黄英, 袁海涛, 等. 柔性复合传感器阵列信号采集及温度补偿系统 [J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(11): 1254-1261.
- [3] 曾雄飞, 孙贵青, 李宇, 等. 单矢量水听器的几种 DOA 估计方法 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(3): 499-507.
- [4] 李通, 谢庆, 张宏玮, 等. 基于信号稀疏分解的局放超声阵列定位法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6): 1301-1310.
- [5] 袁辉. 基于遗传算法的波达方向估计的圆阵优化 [J]. 国外电子测量技术, 2011, 30(8): 42-45.
- [6] 刘宇, 李亭, 顾振杰. 阵列式射频仿真系统中目标全极化回波模拟方法研究 [J]. 国外电子测量技术, 2016 (1): 33-38.

- [7] 鄢社峰,马远良. 传感器阵列波束优化设计及其应用[M]. 北京:科学出版社,2009:230-231.
- [8] 贺亚鹏,李洪涛,王克让,等. 基于压缩感知的高分辨DOA估计[J]. 宇航学报,2011,32(6):1344-1349.
- [9] 韩树楠,李东生,雍爱霞,等. 基于加权 l_1 -SRACV算法的稀疏DOA估计[J]. 现代雷达,2015,37(7):22-25.
- [10] 刘婷,周杰,邵根富. 空间稀疏角域以及多普勒域下的DOA估计[J]. 工程科学学报,2015,37(12):1658-1666.
- [11] 康春玉,李前言,章新华,等. 频域单快拍压缩感知目标方位估计和信号恢复方法[J]. 声学学报,2016,41(2):174-180.
- [12] 史雪辉,朱伟,郑禹. 压缩感知在波达方向估计中的应用[J]. 雷达科学与技术,2015,13(4):340-344.
- [13] SHALABY W A, SAAD W, SHOKAIR M, et al. An efficient recovery algorithms using complex to real transformation of compressed sensing[C]. 2016 33rd National Radio Science Conference (NRSC). IEEE, 2016: 122-131.
- [14] PANAHİ A. Parameter estimation and filtering using sparse modeling [D]. Chalmers University of Technology, 2015.
- [15] YE Z, LIU C. Non-sensitive adaptive beamforming against mutual coupling[J]. Signal Processing, IET, 2009, 3(1): 1-6.
- [16] XU X, WEI X, YE Z. DOA estimation based on sparse signal recovery utilizing weighted-norm penalty[J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2012, 19(3): 155-158.
- [17] 毛维平,李国林,谢鑫. 未知互耦条件下相干与非相干混合信号的波达方向估计[J]. 上海交通大学学报,2015,49(10):1558-1563.

作者简介

顾嵩,1990 年出生,北京理工大学硕士研究生,主要从事阵列信号处理及电子系统集成方向的研究。
E-mail:gwlunwen@163.com

(上接第 57 页)

- [5] 张仲耀,张晓东,杨剑. 新型电能计量装置远程校验系统[J]. 山东电力技术,2016,43(2):47-49.
- [6] 罗志坤. 电能计量在线监测与远程校准系统的研制[D]. 长沙:湖南大学,2011.
- [7] 范洁,陈霄,周玉. 基于用电信息采集系统的电能计量装置异常智能分析方法研究[J]. 电测与仪表,2013,50(11):4-9.
- [8] 张淑梅. 基于 ARM+FPGA 的高精度数据采集系统设计[J]. 国外电子测量技术,2014,33(11):62-65.
- [9] 郑哲欣,张文爱,张兴忠,等. 电能计量装置运行状态分析系统设计[J]. 电子测量技术,2009,32(4):31-34.
- [10] 李剑. 电能计量在线监测系统应用实例及分析[J]. 四川电力技术,2012,35(1):34-38.
- [11] 陈晓骞,侯健伶. 电能计量装置远程校验系统的开发与应用[J]. 天津电力技术,2011(1):5-7.
- [12] 夏涛,吴云峰,王胜利,等. 基于功率 MOSFET 的高压纳秒脉冲源研究[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(12):1852-1861.
- [13] 傅中君,王建宇,周根元. 一种远程非同步的工频信号相位差测量方法[J]. 仪器仪表学报,2015,36(5):1039-1046.

- [14] 林尔迅,田翔,郭燚,等. 电能计量装置远程校验系统的实现与应用[J]. 机电工程技术,2013(8):140-142.
- [15] 程瑛颖,杨华潇,肖冀,等. 电能计量装置运行误差分析及状态评价方法研究[J]. 电工电能新技术,2014,33(5):76-80.

作者简介

樊博,1989 年出生,硕士研究生,主要研究方向为高压计量装置检测检验技术。
E-mail:309007069@qq.com

李伟,1966 年出生,高级工程师,本科,主要研究方向为高压计量装置智能化检测方法。

常婧,1976 年出生,工程师,本科,主要研究方向为电能计量装置检测。

张超,1987 年出生,工程师,本科,主要研究方向为电能计量装置现场校验技术。

舒一飞,1989 年出生,本科,主要研究方向为电能信息采集监控技术。

邢雅,1989 年出生,研究生,主要研究方向为电力系统保护与控制。