

脉冲噪声下基于循环相关熵和稀疏重构的宽带信号DOA估计

张家成^① 邱天爽^{*①} 栾声扬^② 李景春^③ 李蓉^③

^①(大连理工大学电子信息与电气工程学部 大连 116024)

^②(江苏师范大学电气工程及自动化学院 徐州 221116)

^③(国家无线电监测中心 北京 100037)

摘要: 针对脉冲噪声与同频带干扰并存时宽带信号的波达方向(DOA)估计问题, 该文提出一种结合循环相关熵(CCE)与稀疏重构的算法。首先, 分析了宽带信源的接收信号模型, 并利用循环相关熵的性质构造出对脉冲噪声与同频带干扰具有抑制能力的宽带信号虚拟输出阵列。随后对该虚拟输出阵列进行稀疏表示, 并通过归一化迭代硬阈值(NIHT)算法进行稀疏重构, 从而估计宽带信号的波达方向。实验结果表明, 该算法对脉冲噪声和同频带干扰具有很好的抑制作用, 并且相较已有算法在估计性能方面有明显的改善。

关键词: 宽带DOA; 脉冲噪声; 循环相关熵; 稀疏重构

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)11-2587-05

DOI: 10.11999/JEIT190521

Wideband DOA Estimation via Cyclic Correntropy and Sparse Reconstruction in the Presence of Impulsive Noise

ZHANG Jiacheng^① QIU Tianshuang^① LUAN Shengyang^②

LI Jingchun^③ LI Rong^③

^①(Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering,
Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

^②(School of Electrical Engineering and Automation, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China)

^③(The State Radio Monitoring Center, Beijing 100037, China)

Abstract: To deal with wideband band Direction Of Arrival (DOA) estimation in the presence of impulsive noise and co-channel interferences, a novel method is proposed with the help of Cyclic CorrEntropy (CCE) and sparse reconstruction. Firstly, the received signal model of wideband sources is analyzed and a virtual array output is constructed, which shows resistance to impulsive noise and co-channel interferences via the characteristics of CCE. Then, to extract the DOA of wideband signals, the virtual array output with a sparse structure is represented and the Normalized Iterative Hard Thresholding (NIHT) is utilized to solve the sparse reconstruction problem. Comprehensive simulation results demonstrate that the proposed method has efficient suppression on impulsive noise and co-channel interference and it can improve both accuracy and efficiency than existing methods.

Key words: Wideband DOA; Impulsive noise; Cyclic CorrEntropy (CCE); Sparse reconstruction

1 引言

波达方向估计(Direction Of Arrival, DOA)是

阵列信号处理领域中的一个热点研究问题, 其被广泛应用于雷达、声呐、无线通信等领域中^[1]。迄今为止, 人们针对该问题开展了一系列的研究, 其中以MUSIC^[2]和ESPRIT^[3]为代表的子空间类算法和基于稀疏重构的算法^[4-7]是两个主要的研究方向。子空间类算法能够实现DOA的超分辨率估计并具有较高的计算复杂度, 而基于稀疏重构的算法则能够避免阵列的孔径损失以及降低对信号快拍数的依赖性。目前, 针对DOA估计问题, 大多数研究均假定信号为窄带信号, 导致很多算法在宽带信号模

收稿日期: 2019-07-11; 改回日期: 2019-11-22; 网络出版: 2020-09-01

*通信作者: 邱天爽 qiutsh@dlut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61671105, 61172108, 61139001, 81241059, 61501301, 61801197)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61671105, 61172108, 61139001, 81241059, 61501301, 61801197)

型中性能退化甚至失效。为解决这一问题, 宽带信号的DOA估计成为一个重要的研究方向。其中, 考虑到同频带干扰对信号造成的影响, 文献[8]提出一种基于循环相关的宽带信号DOA估计方法, 该算法利用循环平稳信号的性质构造出一种基于循环相关的虚拟阵列输出, 并对该输出利用子空间方法进行分析从而得到DOA的估计值。此后, 利用信号的循环平稳特性进行宽带信号的DOA估计出现了一系列的研究[9-11]。然而上述各种算法均假定噪声为高斯噪声, 实际上, 在某些呈现出脉冲噪声环境中, 如爆炸、尖刺等[12,13]噪声条件下, 高斯分布不再适用于描述该类噪声, 通常利用 α 稳定分布[14]进行噪声的描述。由于传统算法借助的2阶统计量或高阶统计量在 α 稳定分布中不收敛, 上述算法在脉冲噪声条件下会出现性能退化甚至失效。为此, 文献[15]提出一种利用循环相关熵(CCE)[16]进行宽带信号DOA估计的算法, 其利用循环相关熵构造出虚拟阵列输出并结合线性预测算法(Linear Prediction, LP)实现宽带信号的DOA估计。然而该算法需要计算多个时延下的循环相关熵, 计算复杂度较高。此外由于子空间算法受到有限快拍数的影响, 其精度与鲁棒性有待进一步提高。考虑到这些问题, 本文提出一种利用循环相关熵与稀疏表示的宽带信号DOA估计算法, 通过计算单时延下的循环相关熵作为虚拟阵列输出降低算法复杂度, 并利用归一化迭代硬阈值(Normalized Iterative Hard Thresholding, NIHT)[17]进行稀疏重构实现DOA估计, 从而进一步提升算法估计的精度。

2 α 稳定分布与循环相关熵

2.1 α 稳定分布

脉冲噪声通常利用 α 稳定分布[14]进行描述, 本文考虑对称 α 稳定分布, 其特征函数为

$$\varphi(\omega) = \exp\{j\mu\omega - \gamma|\omega|^\alpha\} \quad (1)$$

其中, $0 < \alpha \leq 2$ 代表噪声特征指数, γ 代表分散系数, 等同于高斯分布中的方差, μ 代表位置参数。当 $\alpha=2$ 时, 脉冲噪声等价于高斯噪声。当 $0 < \alpha < 2$ 时, α 稳定分布变量不存在有限的2阶矩和高阶矩, 导致已有算法中利用的2阶统计量和高阶统计量不收敛, 从而引起性能退化甚至失效。

2.2 循环相关熵

循环相关熵是由文献[16]提出的一种对脉冲噪声有抑制能力的循环相关概念, 对于一个循环平稳信号 $x(t)$, 其自循环相关熵定义为

$$V_x^\varepsilon(\tau) = \langle \kappa_\sigma(x(t) - x(t+\tau)) e^{-j2\pi\varepsilon t} \rangle_t \quad (2)$$

其中, ε 代表信号的循环频率, τ 代表时间延迟,

$\langle \cdot \rangle_t$ 代表时间平均算子, κ_σ 代表核长为 σ 的高斯核函数, 其定义式为

$$\kappa_\sigma(\cdot) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\|\cdot\|_2^2 / (2\sigma^2)\right) \quad (3)$$

当接收信号仅存在有限个快拍数 N 时, $x(t)$ 的有限快拍形式为 $x(n)$, 其自循环相关熵则表示为

$$V_x^\varepsilon(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \kappa_\sigma(x(n) - x(n-\tau)) e^{-j2\pi\varepsilon n} \quad (4)$$

3 本文算法

假设 K 个宽带远场信号入射到一均匀线阵, 阵元个数为 M , 阵元间距为 d , 信号快拍数为 N , 则第 m 个阵元的接收信号可表示为

$$x_m(t) = \sum_{k=1}^K s_k(t + d(m-1)\sin(\theta_k)/c) + n_m(t) \quad (5)$$

其中, $s_k(t)$ 代表第 k 个入射源, θ_k 代表其波达方向, c 代表光速, $n_m(t)$ 代表第 m 个阵元上的加性脉冲噪声。根据式(5)与文献[9]可知, 对于第 M 个阵元接收的信号可由前 $M-1$ 个阵元的接收信号计算得到

$$x_M(t) = \sum_{i=1}^{M-1} x_{M-i}(t + \beta_i) + e_M(t) \quad (6)$$

其中, $\beta_i = d(i-1)\sin(\theta_k)/c$, $e_M(t)$ 代表预测误差。此外, 根据循环相关熵的性质可知, 若 $y(t) = x(t + T_0)$, 则 $V_y^\varepsilon(\tau) = V_x^\varepsilon(\tau) e^{j2\pi\varepsilon T_0}$, 具体证明参照文献[16]。因此对式(6)求循环相关熵可以发现

$$\begin{aligned} V_{x_M}^\varepsilon(\tau) &= \left\langle \sum_{i=1}^{M-1} \kappa_\sigma(x_{M-i}(t + \beta_i) - x_{M-i}(t + \beta_i + \tau)) \right\rangle_t \\ &= \sum_{i=1}^{M-1} V_{x_{M-i}}^\varepsilon(\tau) e^{j2\pi\varepsilon\beta_i} \end{aligned} \quad (7)$$

由式(7)可以发现 $e_M(t)$ 的影响消失了, 这是由于 $e_M(t)$ 的循环相关熵在循环频率不为零时恒为零。与此同时通过式(7)即可以根据不同的时延因子 $\tau = 0, 1, \dots, N-1$ 构造出虚拟的输出阵列, 并得到相应的LP映射模型

$$\mathbf{V} = \Psi \mathbf{q} \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{V} = [V_{x_M}^\varepsilon(0), V_{x_M}^\varepsilon(1), \dots, V_{x_M}^\varepsilon(N-1)]^T \quad (9)$$

$$\Psi = [\psi(0), \psi(1), \dots, \psi(N-1)]^T \quad (10)$$

$$\psi(\tau) = [V_{x_{M-1}}^\varepsilon(\tau), V_{x_{M-2}}^\varepsilon(\tau), \dots, V_{x_1}^\varepsilon(\tau)]^T \quad (11)$$

$$\mathbf{q} = [e^{j2\pi\varepsilon\beta_1}, e^{j2\pi\varepsilon\beta_2}, \dots, e^{j2\pi\varepsilon\beta_{M-1}}] \quad (12)$$

通过该虚拟输出阵列和LP算法, 文献[15]实现了相应的波达方向估计。然而该算法需要计算多个时延下的循环相关熵, 计算复杂度较高。并且在后续的DOA求解过程中, 由于多个时延可以类比为虚拟阵列输出的快拍数, 因此在有限多的时延下, 虚拟阵列输出等价于仅具有有限长的快拍数, 因此这种基于子空间的算法会存在一定的误差。考虑到这些问题, 本文提出一种基于单时延循环相关熵与稀疏重构的算法, 为此本文直接对式(5)求解循环相关熵, 根据上述循环相关熵的性质, 可以看出第 m 个阵元接收信号的循环相关熵可表示为

$$\begin{aligned} V_{x_m}^\varepsilon(\tau) &= \left\langle \sum_{i=1}^K \kappa_\sigma (s_k(t + \beta_m) - s_k(t + \beta_m + \tau)) \right\rangle_t \\ &= \sum_{k=1}^K V_{s_k}^\varepsilon(\tau) e^{j2\pi\varepsilon\beta_m} \end{aligned} \quad (13)$$

以式(13)为基础, 考虑 M 个阵元各自的接收信号, 本文构造出一种新的虚拟阵列输出即

$$\mathbf{V}_1 = \mathbf{A} \mathbf{z} \quad (14)$$

其中

$$\mathbf{V}_1 = [V_{x_1}^\varepsilon(\tau), V_{x_2}^\varepsilon(\tau), \dots, V_{x_M}^\varepsilon(\tau)]^T \quad (15)$$

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_K)] \quad (16)$$

$$\mathbf{a}(\theta_k) = [e^{j2\pi\varepsilon\beta_1}, e^{j2\pi\varepsilon\beta_2}, \dots, e^{j2\pi\varepsilon\beta_M}]^T \quad (17)$$

$$\mathbf{z} = [V_{s_1}^\varepsilon(\tau), V_{s_2}^\varepsilon(\tau), \dots, V_{s_K}^\varepsilon(\tau)]^T \quad (18)$$

为降低计算复杂度, 本文仅利用单时延构造该虚拟阵列输出, 这就等价于传统DOA估计算法中的数据长度为单快拍。为解决单快拍下的DOA估计, 本文利用稀疏重构的算法进行DOA的估计。假设待估计的信号DOA存在于一个集合 Θ 中, $\Theta = [\bar{\theta}_1, \bar{\theta}_1, \dots, \bar{\theta}_{N_0}]$, $N_0 \gg K$, 则针对虚拟阵列输出式(14), 其稀疏表示可以写成

$$\mathbf{V}_1 = \mathbf{B}(\Theta) \mathbf{z}_v \quad (19)$$

其中 $\mathbf{B}(\Theta) = [\mathbf{a}(\bar{\theta}_1), \mathbf{a}(\bar{\theta}_2), \dots, \mathbf{a}(\bar{\theta}_{N_0})]$ 为过完备字典, \mathbf{z}_v 为 \mathbf{z} 的稀疏表示, 其维数为 $N_0 \times 1$ 。对比式(14)与式(19)可知, 当且仅当 $\bar{\theta}_k$ 与接收信号的真实DOA相等时, \mathbf{z}_v 中的第 k 个元素不为0。因此只要稀疏重构出 \mathbf{z}_v 并寻找 \mathbf{z}_v 中非零元素的位置即可完成信号的DOA估计。对于稀疏重构求解, 其代价函数可定义为

$$\min \|\mathbf{V}_1 - \mathbf{B}(\Theta) \mathbf{z}_v\|_F^2, \text{ s.t. } \|\mathbf{z}_v\|_0 \leq K \quad (20)$$

为保证算法效率, 本文采用NIHT进行上述问题的求解, 假设第 j 次迭代结果为 \mathbf{z}_v^j , 则第 $j+1$ 次迭代结果可表示为

$$\mathbf{z}_v^{j+1} = H_K(\mathbf{z}_v^j + \eta \mathbf{g}^j) \quad (21)$$

其中 $H_K(\mathbf{x})$ 表示仅保留 \mathbf{x} 中 K 个最大峰值而其他元素置零的算子, η 代表步长, \mathbf{g} 代表梯度, 其表达式为

$$\mathbf{g}^j = \mathbf{B}^H(\Theta) (\mathbf{V}_1 - \mathbf{B}(\Theta) \mathbf{z}_v^j) \quad (22)$$

通过不断迭代式(21)这一过程直到其满足迭代终止条件即可实现信号的DOA估计。

4 仿真实验

假设接收阵列为一均匀线阵, 阵元个数为5。两个远场宽带BPSK信号入射到该接收阵列, 其中目标源的入射角度为 10° , 载频为150 MHz, 相对带宽近似为40%, 干扰源的入射角度为 20° , 载频为220 MHz, 相对带宽近似为30%。由于BPSK的循环频率通常为其载频的2倍, 因此为提取目标源DOA, 实验中将循环频率设置为300 MHz。此外, 由于 α 稳定分布噪声不存在有限的2阶矩, 采用广义信噪比(Generalized Signal to Noise Ratio, GSNR)来衡量信号与噪声之间的强弱, 其定义为

$$\text{GSNR} = 10 \lg(P_s/\gamma) \quad (23)$$

其中 P_s 代表信号的功率, γ 代表脉冲噪声的分散系数。

实验中为衡量算法的性能, 本文就估计成功率与均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)与基于循环相关的LP算法(CYC-LP)^[9]和基于循环相关熵的LP算法(CCE-LP)^[15]在100次的蒙特卡洛实验中进行了对比。其中当估计到的DOA与真实值的误差小于 1° 时代表估计成功, 估计成功率则是估计成功的次数与蒙特卡洛实验次数的比值。而对于RMSE, 其定义可表示为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{L_s} \sum_{k=1}^{L_s} (\hat{\theta}(k) - \theta)^2} \quad (24)$$

其中 L_s 代表估计成功的次数, $\hat{\theta}(k)$ 与 θ 代表DOA的估计值与真实值。

4.1 不同GSNR对算法性能造成的影响

为衡量不同GSNR对算法性能造成的影响, 实验中将噪声的特征指数设置为1.4, 信号的快拍数长度为5000, GSNR则从1 dB变化到7 dB, 实验结果如图1所示

由图1可以看出, 随着GSNR的增加, 脉冲噪声的影响减小, 所有算法的性能均有显著的提升。然而在低信噪比时, CYC-LP算法由于不具有抗脉冲噪声能力, 其估计成功率较低。此外本文算法由于利用了稀疏重构算法高精度的优点, 相较其他算法在所有条件下其估计成功率和RMSE方面均有性能提升, 尤其在成功率方面, 当GSNR>2 dB时, 本文算法的成功率就达到了90%以上。

4.2 不同噪声特征指数对算法性能造成的影响

为衡量不同噪声特征指数对算法性能造成的影响，实验中将信号的GSNR设置为5 dB，信号的快拍数长度为5000，噪声特征指数 α 从1.1变化到2.0，实验结果如图2所示

由图2可以看出随着噪声特征指数的增加，由于脉冲噪声的脉冲性减弱，各算法的性能均有显著改善。当 α 较小时($\alpha < 1.5$)，噪声的脉冲性较强，CYC-LP算法由于不具有抗脉冲噪声的能力，估计成功率较低，本文算法与CCE-LP算法则具有很高的成功率且本文算法优于CCE-LP算法。此外由于借助稀疏重构算法高精度的优势，本文算法在

($\alpha > 1.2$)时就可以实现DOA的完全成功估计。而当噪声的脉冲性较弱时($\alpha > 1.6$)，3种算法均能呈现较高的估计成功率，但本文算法相较其他算法依然具有优势，仅在 $\alpha = 2.0$ 时本文算法的RMSE稍高于CYC-LP算法，因为此时噪声为高斯噪声，CYC-LP算法中使用的2阶统计量不会出现发散的情况。

4.3 不同快拍数对算法性能造成的影响

为衡量不同快拍数对算法性能造成的影响，实验中将信号的GSNR设置为5 dB，噪声特征指数 α 设置为1.5，信号的快拍数长度为从800变化到5600，实验结果如图3所示。

由图3可以看出各算法的估计成功率和RMSE

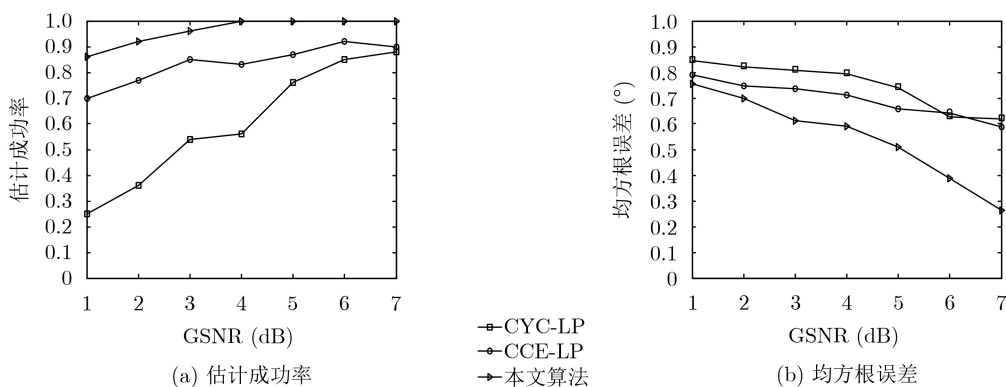


图1 不同广义信噪比下的算法性能

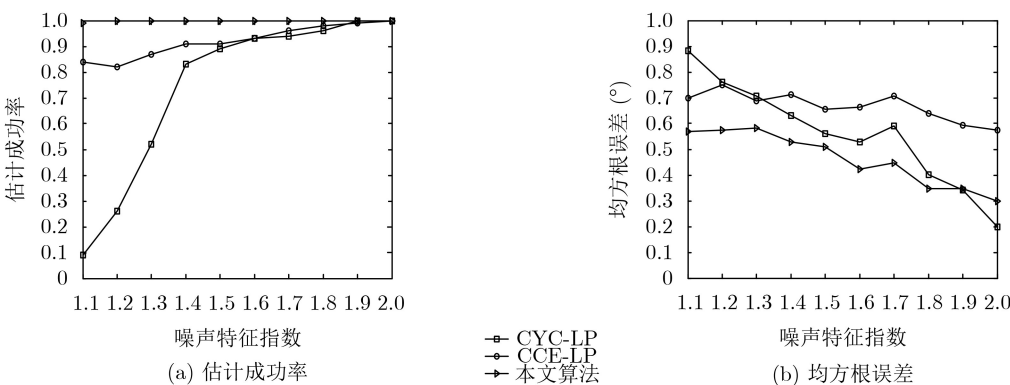


图2 不同噪声特征指数下的算法性能

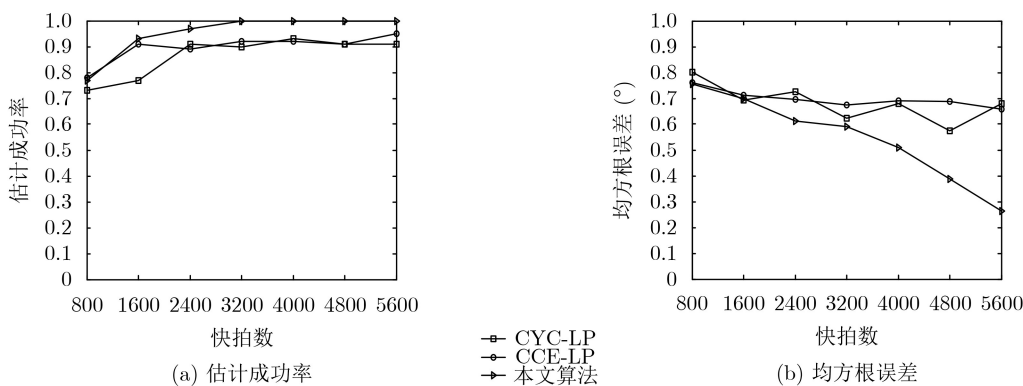


图3 不同快拍数对应的算法性能

在快拍数增加的情况下均有所改善, 这是由于随着快拍数增加, 信号提供的信息更加丰富。而相较于其他两种算法, 本文算法能够在两种评价指标上均有明显的提升, 说明了本文算法的优势。

5 结束语

考虑到脉冲噪声与同频带干扰并存下的宽带信号DOA估计问题, 本文提出了一种基于单时延循环相关熵与稀疏重构的DOA估计算法。首先通过分析信号的模型与循环相关熵的性质来利用单时延循环相关熵构造了虚拟阵列输出, 降低了算法复杂度。随后对该虚拟阵列输出进行稀疏表示并通过归一化迭代硬阈值进行稀疏重构从而改善DOA估计的性能。最后, 本文分析了不同广义信噪比、噪声特征指数与快拍数对算法性能的影响, 实验结果表明, 本文算法相较已有算法能有效地提高宽带信号的DOA估计性能。然而目前稀疏重构的算法未考虑字典的离格问题, 后续研究可针对该问题进行深入的探索。

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. doi: [10.1109/79.526899](https://doi.org/10.1109/79.526899).
- [2] SCHMIDT R. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1986, 34(3): 276–280. doi: [10.1109/TAP.1986.1143830](https://doi.org/10.1109/TAP.1986.1143830).
- [3] ROY R and KAILATH T. ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989, 37(7): 984–995. doi: [10.1109/29.32276](https://doi.org/10.1109/29.32276).
- [4] 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. doi: [10.1109/tsp.2005.850882](https://doi.org/10.1109/tsp.2005.850882).
- [5] HU Na, YE Zhongfu, XU Xu, et al. DOA estimation for sparse array via sparse signal reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(2): 760–773. doi: [10.1109/TAES.2013.6494379](https://doi.org/10.1109/TAES.2013.6494379).
- [6] WU Xiaohuan, ZHU Weiping, YAN Jun, et al. Two sparse-based methods for off-grid direction-of-arrival estimation[J]. *Signal Processing*, 2018, 142: 87–95. doi: [10.1016/j.sigpro.2017.07.004](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2017.07.004).
- [7] 郭英, 东润泽, 张坤峰, 等. 基于稀疏贝叶斯学习的多跳频信号DOA估计方法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(3): 516–522. doi: [10.11999/JEIT180435](https://doi.org/10.11999/JEIT180435).
GUO Ying, DONG Runze, ZHANG Kunfeng, et al. Direction of arrival estimation for multiple frequency hopping signals based on sparse bayesian learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(3): 516–522. doi: [10.11999/JEIT180435](https://doi.org/10.11999/JEIT180435).
- [8] XU G and KAILATH T. Direction-of-arrival estimation via exploitation of cyclostationary—a combination of temporal and spatial processing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1992, 40(7): 1775–1786. doi: [10.1109/78.143448](https://doi.org/10.1109/78.143448).
- [9] XIN Jingmin and SANO A. MSE-based regularization approach to direction estimation of coherent narrowband signals using linear prediction[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(11): 2481–2497. doi: [10.1109/78.960396](https://doi.org/10.1109/78.960396).
- [10] LIU Zhangmeng, HUANG Zhitao, and ZHOU Yiyu. Direction-of-arrival estimation of wideband signals via covariance matrix sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal processing*, 2011, 59(9): 4256–4270. doi: [10.1109/tsp.2011.2159214](https://doi.org/10.1109/tsp.2011.2159214).
- [11] HE Zhenqing, SHI Zhiping, HUANG Lei, et al. Underdetermined DOA estimation for wideband signals using robust sparse covariance fitting[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(4): 435–439. doi: [10.1109/LSP.2014.2358084](https://doi.org/10.1109/LSP.2014.2358084).
- [12] BUTTON M D, GARDINER J G, and GLOVER I A. Measurement of the impulsive noise environment for satellite-mobile radio systems at 1.5 GHz[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2002, 51(3): 551–560. doi: [10.1109/tvt.2002.1002503](https://doi.org/10.1109/tvt.2002.1002503).
- [13] BLACKARD K L, RAPPAPORT T S, and BOSTIAN C W. Measurements and models of radio frequency impulsive noise for indoor wireless communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1993, 11(7): 991–1001. doi: [10.1109/49.233212](https://doi.org/10.1109/49.233212).
- [14] NIKIAS C L and SHAO Min. *Signal Processing with Alpha-Stable Distributions and Applications*[M]. New York: Wiley & Sons, 1995.
- [15] JIN Fangxiao, QIU Tianshuang, LUAN Shengyang, et al. Joint Estimation of the DOA and the number of sources for wideband signals using cyclic correntropy[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 42482–42494. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2904287](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2904287).
- [16] LUAN Shengyang, QIU Tianshuang, ZHU Yongjie, et al. Cyclic correntropy and its spectrum in frequency estimation in the presence of impulsive noise[J]. *Signal Processing*, 2016, 120: 503–508. doi: [10.1016/j.sigpro.2015.09.023](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2015.09.023).
- [17] BLUMENSATH T and DAVIES M E. Normalized iterative hard thresholding: Guaranteed stability and performance[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 298–309. doi: [10.1109/JSTSP.2010.2042411](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2010.2042411).

张家成: 男, 1993年生, 博士, 主要研究方向为阵列信号处理, 非高斯非平稳信号处理。

邱天爽: 男, 1954年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为非平稳高斯统计信号处理, 数字信号处理等。

栾声扬: 男, 1983年生, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为非高斯非平稳信号处理, 深度学习。

李景春: 男, 1966年生, 博士, 教授级高级工程师, 主要研究方向为无线电监测理论与应用等。

李蓉: 女, 1984年生, 博士, 高级工程师, 研究方向为认知无线电与数字信号处理等。

责任编辑: 陈倩