

基于 SOMP 方法的分布式 MIMO 系统载波频偏估计

黄艳艳, 彭华

(信息工程大学信息系统工程学院, 河南 郑州 450002)

摘 要: 首先根据高阶循环累积量的半不变性重新推导了信号和高阶循环累积量之间的关系式, 然后利用 SOMP 方法联合重构出多个接收天线信号的高阶循环累积量, 最后通过主要非零高阶循环累积量对应的循环频率和频偏的四倍关系, 得到多个发送信号的频偏估计。与现有算法相比, 所提算法充分利用接收信号间的相关性, 提高了低信噪比下的多频偏估计性能, 降低了导频数量。

关键词: 分布式多输入多输出系统; 多载波频偏估计; 同步正交匹配追踪; 联合重构

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2018142

Carrier frequency offsets estimation for distributed MIMO system based on SOMP method

HUANG Yanyan, PENG Hua

Information System Engineering College, Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China

Abstract: By utilizing the half invariant property of high-order cyclic cumulants, the equation of signals and its high-order cyclic cumulants was rederived first. Then simultaneous orthogonal matching pursuit (SOMP) method was used to jointly reconstruct multiple receiving signals' high-order cyclic cumulants. At last, according to the fourfold relationship between carrier frequency offsets and cyclic frequencies of main non-zeros high-order cyclic cumulants, multiple transmitting signals' carrier frequency offsets were obtained. Comparing with existing algorithms, the correlation between receiving signals is fully used by the proposed algorithm, the carrier frequency offset estimation performance at low signal to noise is improved and the pilots numbers are reduced.

Key words: distributed multiple input multiple output system, multiple carrier frequency offsets estimation, simultaneous orthogonal matching pursuit, jointly reconstruction

1 引言

分布式多输入多输出 (MIMO, multiple input multiple output) 系统是指基站端天线分布在相互间隔较远的地理位置, 移动端也分布在不同地理位置的通信系统^[1]。与基站端和移动端天线集中式放置的集中式 MIMO 系统相比, 分布式 MIMO 系统的信道相关性更弱, 能够获得更高的系统容量和小区覆盖率^[2], 因此得到了广泛的关注。分布

式 MIMO 系统中发送端和接收端之间频率振荡器的失配, 使系统中存在多个载波频偏, 影响系统性能, 需要采取有效的多频偏估计算法对多频偏进行估计。

文献[3]给出了平坦衰落信道下多频偏估计的最大似然 (ML, maximum likelihood) 估计算法。该算法通过对接收信号的多维频偏信道似然函数进行多维联合最优化, 从而得到多频偏。但是多维频偏信道似然函数的维度会随着收发天线数的增加

收稿日期: 2017-10-19; 修回日期: 2018-07-16

通信作者: 黄艳艳, 18638575039@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61401511)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No. 61401511)

呈指数级增加, 算法复杂度较高。文献[4]给出了一种基于相关的多频偏估计算法。该算法在发送端布置多个相互正交的导频, 并在接收端将某个发送信号对应的导频与接收信号做相关运算, 得到信号的频偏估计。该算法将多维搜索简化为多个一维搜索, 降低了文献[3]的算法复杂度, 但该算法存在误差平台, 即当信噪比大于一定值时, 估计性能无法得到显著改善。文献[5]采用多重信号分类 (MUSIC, multiple signal classification) 和 ML 方法估计多频偏。相比于文献[3-4], 该方法降低了算法复杂度, 避免了误差平台的产生。但是随着收发天线数的增加, 信号间的相互干扰增强, 算法性能下降。此外, 上述文献需要大量的导频符号来得到高精度的频偏估计, 降低了系统的频谱利用率。

文献[6]提出了一种多尺度多时延 (MSML, multi-scale multi-lag) 的水声信道模型, 采用修正的粒子群优化 (MPSO, modified particle swarm optimization) 算法对水声信道的多普勒尺度因子、时延和幅度等参数进行估计。所提算法根据参数粒子当前的最优适应值不断迭代参数粒子的位置和速度, 得到参数的局部最优值, 并能同时得到所有路径上的参数。相比于传统的匹配追踪算法和分数傅里叶变换算法, 所提算法具有更好的信道参数估计性能。文献[7]以最大化能效为目标, 对大规模多输入多输出频分双工 (MIMO FDD, multiple input multiple output frequency division duplexing) 下行系统的信道估计和数据传输这 2 个阶段的资源分配问题, 提出一种能效资源分配算法。

本文针对分布式 MIMO 系统, 利用信号高阶循环累积量在循环频率域的稀疏特性, 提出了一种

基于分布式压缩感知 (DCS, distributed compressive sensing) [8-10] 理论的多频偏估计算法。所提算法根据高阶循环累积量的半不变性引入对角线投影等矩阵运算, 重新推导了接收信号与高阶循环累积量之间的表达式。利用同步正交匹配追踪 (SOMP, simultaneous orthogonal matching pursuit) [11-12] 算法联合重构所有接收天线上的高阶循环统计量, 根据主要非零高阶循环累积量对应的循环频率和载波频偏的四倍关系, 得到多个发送信号的频偏。该算法能够在接收天线数增加的情况下提高重构成功率和低信噪比下的频偏估计性能, 同时降低导频数量, 提高频谱利用率。

2 信号模型

假设分布式 MIMO 系统的基站存在 N_t 个地理位置相距较远的天线和 N_r 个移动终端, 每个移动终端配置单根天线, 接收来自基站所有天线上的信号, 则在平坦衰落信道下第 q 个接收天线的接收信号可以表示为

$$y_q(n) = \sum_{p=1}^{N_t} h_{q,p} e^{j2\pi f_{q,p} n} s_p(n) + w_q(n), \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

其中, $s_p(n)$ 为第 p 个发送天线在 n 时刻发送的符号, $h_{q,p}$ 和 $f_{q,p}$ 分别为第 p 个发送天线到第 q 个接收天线的信道增益和频偏, $w_q(n)$ 为第 q 个接收天线上的均值为 0、方差为 σ_w^2 的复高斯白噪声。将第 q 个接收天线 N 个时刻的接收信号表示成矩阵形式为

$$\mathbf{Y}_q = \mathbf{X}_{f_q} \mathbf{h}_q + \mathbf{W}_q \quad (2)$$

其中, $q = 1, 2, \dots, N_r$ 。各符号含义为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_q &= [y_q(0) \ y_q(1) \ \dots \ y_q(N-1)]^T \\ \mathbf{h}_q &= [h_{q,1} \ h_{q,2} \ \dots \ h_{q,N_t}]^T \\ \mathbf{W}_q &= [w_q(0) \ w_q(1) \ \dots \ w_q(N-1)]^T \end{aligned} \quad (3)$$

$$\mathbf{X}_{f_q} = \begin{bmatrix} s_1(0) & s_2(0) & \dots & s_{N_t}(0) \\ s_1(1)e^{j2\pi f_{q,1}} & s_2(1)e^{j2\pi f_{q,2}} & \dots & s_{N_t}(1)e^{j2\pi f_{q,N_t}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ s_1(N-1)e^{j(N-1)2\pi f_{q,1}} & s_2(N-1)e^{j(N-1)2\pi f_{q,2}} & \dots & s_{N_t}(N-1)e^{j(N-1)2\pi f_{q,N_t}} \end{bmatrix}$$

3 基于 SOMP 方法的多频偏估计

数字调制信号通常具有循环平稳性,由文献[13]可知,循环平稳信号的高阶循环累积量仅在其非循环频率处取值为 0, 2 个相互独立的循环平稳信号和高阶循环累积量等于 2 个信号高阶循环累积量的和,这种性质称为“半不变性”。将该性质推广至 2 个以上的信号可知,多个独立信号叠加得到的混合信号的循环累积量等于各个信号循环累积量之和,循环频率为各信号循环频率的并集。当多个信号的循环频率不相等时,高阶循环累积量可以很好地反映每个信号的循环平稳特性,表示出调制信号的稀疏性^[14]。由于每个接收天线接收的是多个发送信号的和,因此各个接收信号之间具有较强的相关性,即每个接收信号的循环累积量的稀疏位置相同,只是稀疏系数不同^[8]。这符合经典 DCS 理论中第二类稀疏信号模型^[8],可以利用这种相关性提高重构概率。对于信号 Y_q , 其 i 阶 k 次时变矩为

$$m_{Y_q}(t, \tau)_{i,k} = E \left\{ \prod_{u=1}^i Y_q^{(*)u}(t + \tau_{u-1}) \right\} \quad (4)$$

其中, $E\{\cdot\}$ 表示数学期望, τ 表示时延向量, 符号 $(*)_u, (u=1, 2, \dots, i)$ 表示可选的共轭操作 (总共轭数为 i)。式(4)对应的循环矩为

$$m_{Y_q}(\alpha, \tau)_{i,k} = \left\langle m_{Y_q}(t, \tau)_{i,k} e^{-j2\pi\alpha t} \right\rangle_t \quad (5)$$

其中, $\langle \cdot \rangle_t$ 表示求平均时间, α 表示循环频率, 且 $\alpha = (i - 2k)f_p + n'f_b, n' = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$, 其中, f_p 表示信号的载波频率, f_b 表示信号的符号速率。对于升余弦成形信号而言, 当 $\alpha = (i - 2k)f_p$ 时, 信号的高阶循环累积量出现最大值; 当 $\alpha = (i - 2k)f_p + f_b$ 时, 出现次大值; 当 $n' \geq 2$ 或 $n' \leq -2$ 时, 高阶循环累积量的值衰减得非常厉害, 可以近似为 0, 所以通常循环频率取 $\alpha = (i - 2k)f_p + n'f_b, n' = 0, \pm 1$ 。当 $\tau_1 = \tau_2 = \tau_3 = 0$ 时, 四阶循环累积量可以表示为^[15]

$$c_{Y_q, (4,0)}^\alpha = m_{Y_q}(\alpha, 0)_{4,0} - 3m_{Y_q}(\alpha, 0)_{2,0}^2 \\ = \left\langle y_q^4(n) e^{-\frac{j2\pi\alpha n}{N}} \right\rangle_n - 3 \left\langle y_q^2(n) e^{-\frac{j2\pi\alpha n}{N}} \right\rangle_n^2 \quad (6)$$

定义运算 $[\cdot]$ (该运算表示向量间各元素的对应乘积, 假设有向量 $\mathbf{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_N]^\top$ 和 $\mathbf{b} = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_N]^\top$, 则有 $[\mathbf{ab}] = [a_1 b_1 \ a_2 b_2 \ \dots \ a_N b_N]^\top$), 并引入对角线投

影矩阵和 $\text{vec}(\cdot)$ 运算, 给出式(6)在循环频率域上的矩阵形式为

$$C_{Y_q, (4,0)}^\alpha = \mathbf{F} \left[\mathbf{Y}_q^4 \right] - 3 \left[\left(\mathbf{F} \left[\mathbf{Y}_q^2 \right] \right)^2 \right] \quad (7)$$

其中, $\alpha = [1, 2, \dots, M_\alpha]^\top$, $\mathbf{F} \in \mathbb{R}^{M_\alpha \times N}$ 是 $M_\alpha \times N$ 维矩阵, 第 (i', n) 个元素是 $\frac{1}{N} e^{-\frac{j2\pi i' n}{N}}, i' \in (1, M_\alpha)$ 。若向量 \mathbf{a} 的自相关矩阵为 $\mathbf{A} = \mathbf{a}\mathbf{a}^\top \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 对角线投影矩阵为 $\mathbf{P}_A \in \{0, 1\}^{n \times n^2}$, 则有 $[\mathbf{a}^2] = \text{diag}(\mathbf{A}) = \mathbf{P}_A \text{vec}(\mathbf{A})$, 将式(7)中的各个项进一步写为

$$\begin{aligned} [\mathbf{Y}_q^4] &= \text{diag}(\mathbf{R}_{[Y_q^2]}) = \mathbf{P}_{R_{[Y_q^2]}} \text{vec}(\mathbf{R}_{[Y_q^2]}) \\ &= \mathbf{P}_{R_{[Y_q^2]}} \text{vec}([\mathbf{Y}_q^2]([\mathbf{Y}_q^2])^\top) \\ [\mathbf{Y}_q^2] &= \text{diag}(\mathbf{R}_{[Y_q]}) = \mathbf{P}_{R_{[Y_q]}} \text{vec}(\mathbf{R}_{[Y_q]}) \\ &= \mathbf{P}_{R_{[Y_q]}} \text{vec}([\mathbf{Y}_q]([\mathbf{Y}_q])^\top) \\ \left[\left(\mathbf{F} \left[\mathbf{Y}_q^2 \right] \right)^2 \right] &= \text{diag}(\mathbf{R}_{F[Y_q^2]}) = \mathbf{P}_{R_{F[Y_q^2]}} \text{vec}(\mathbf{R}_{F[Y_q^2]}) \\ &= \mathbf{P}_{R_{F[Y_q^2]}} \text{vec}(\left(\mathbf{F} \left[\mathbf{Y}_q^2 \right] \right) \left(\mathbf{F} \left[\mathbf{Y}_q^2 \right] \right)^\top) \end{aligned} \quad (8)$$

则有

$$C_{Y_q, (4,0)}^\alpha = \mathbf{F} \mathbf{P}_{R_{[Y_q^2]}} \text{vec}(\mathbf{R}_{[Y_q^2]}) - 3 \mathbf{P}_{R_{F[Y_q^2]}} \text{vec}(\mathbf{R}_{F[Y_q^2]}) \quad (9)$$

又由于 $\text{vec}(\cdot)$ 具有性质: 若 $\mathbf{Y} = \mathbf{AXB}$, 有 $\text{vec}\{\mathbf{Y}\} = (\mathbf{B}^\top \otimes \mathbf{A}) \text{vec}\{\mathbf{X}\}$ (\otimes 表示直积运算)。且由式(8)可知, $\mathbf{R}_{F[Y_q^2]} = \mathbf{F} \mathbf{R}_{[Y_q^2]} \mathbf{F}^\top$, 则 $\text{vec}(\mathbf{R}_{F[Y_q^2]}) = (\mathbf{F} \otimes \mathbf{F}) \text{vec}(\mathbf{R}_{[Y_q^2]})$, 式(9)可以写为

$$C_{Y_q, (4,0)}^\alpha = \mathbf{F} \mathbf{P}_{R_{[Y_q^2]}} \text{vec}(\mathbf{R}_{[Y_q^2]}) - 3 \mathbf{P}_{R_{F[Y_q^2]}} (\mathbf{F} \otimes \mathbf{F}) \text{vec}(\mathbf{R}_{[Y_q^2]}) \\ = \left(\mathbf{F} \mathbf{P}_{R_{[Y_q^2]}} - 3 \mathbf{P}_{R_{F[Y_q^2]}} (\mathbf{F} \otimes \mathbf{F}) \right) \text{vec}(\mathbf{R}_{[Y_q^2]}) \quad (10)$$

对于接收信号 Y_q 而言, 每个样点包含了信号的随机采样信息, 而相关矩阵中的元素并不能直观体现信号所携带的信息, 这使相关运算浪费了大量的系统资源。为了降低计算复杂度, 仅提取相关矩阵中包含直接信息的对角线元素。对式(10)右边项进行变换, 即在 $\text{vec}(\mathbf{R}_{[Y_q^2]})$ 前乘以 $\mathbf{P}_{R_{[Y_q^2]}}^{-1} \mathbf{P}_{R_{[Y_q^2]}}$, 有

$$\begin{aligned}
 & \left(\mathbf{F} \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}} - 3 \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}} (\mathbf{F} \otimes \mathbf{F}) \right) \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}}^{-1} \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}} \text{vec} \left(\mathbf{R}_{[v_q^2]} \right) \\
 &= \left(\mathbf{F} - 3 \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}} (\mathbf{F} \otimes \mathbf{F}) \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}}^{-1} \right) \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}} \text{vec} \left(\mathbf{R}_{[v_q^2]} \right) \\
 &= \left(\mathbf{F} - 3 \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}} (\mathbf{F} \otimes \mathbf{F}) \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}}^{-1} \right) \left[\mathbf{Y}_q^4 \right] \quad (11)
 \end{aligned}$$

若设 $\boldsymbol{\theta}_q = \left(\mathbf{F} - 3 \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}} (\mathbf{F} \otimes \mathbf{F}) \mathbf{P}_{R_{[v_q^2]}}^{-1} \right)^{-1}$, 结合式(10)和式(11), 有

$$\left[\mathbf{Y}_q^4 \right] = \boldsymbol{\theta}_q \mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha \quad (12)$$

其中, $\left[\mathbf{Y}_q^4 \right]$ 是 $N \times 1$ 维的向量, $\boldsymbol{\theta}_q$ 是 $N \times M_\alpha$ 维的矩阵, $\mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha$ 是 $M_\alpha \times 1$ 维的向量。由式(12)可以看出, 第 q 根接收天线上接收信号 Y_q 通过矩阵 $\boldsymbol{\theta}_q$ 和 $\mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha$ 建立了关系。由于 $\boldsymbol{\theta}_q$ 仅和 \mathbf{F} 、对角线投影矩阵有关, 且每个接收天线上的信号 Y_q 具有相同的维度, 因此认为 $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_1 = \dots = \boldsymbol{\theta}_{N_r}$, 有

$$\left[\mathbf{Y}_q^4 \right] = \boldsymbol{\theta} \mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha \quad (13)$$

其中, $\mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha$ 在循环频率域上是稀疏的, 仅含有限个非零值。由式(13)可知, 分布式 MIMO 系统的信号模型和 DCS 理论中的第二类联合稀疏模型 (JSM, joint sparse model) 具有相同的形式, 即每个 $\left[\mathbf{Y}_q^4 \right]$ 都是基 $\boldsymbol{\theta}$ 中任意 N_r 个基向量的线性组合, 每个接收天线上的循环统计量 $\mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha$ 在循环频率域具有相同的稀疏性, 即稀疏度和稀疏位置对应的循环频率是相同的 (若各个发送信号的频偏互不相同, 则认为 N_r 稀疏的; 若存在相同的频偏值, 则稀疏度等于不同频偏的个数), 但循环统计量的幅度值各不相同。为了得到频偏估计, 利用 SOMP 算法重构出高阶循环累积量 $\mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha$, 将其非零幅值对应的循环频率除以 4, 即可得到多频偏估计。考虑多根接收天线, 式(13)可以写为

$$\mathbf{Z} = \boldsymbol{\Psi} \mathbf{C} \quad (14)$$

其中, 有

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \left[\mathbf{Y}_1^4 \right] \\ \left[\mathbf{Y}_2^4 \right] \\ \vdots \\ \left[\mathbf{Y}_{N_r}^4 \right] \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\Psi} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\theta}_1 & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\theta}_2 & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \boldsymbol{\theta}_{N_r} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{Y_1, (4,0)}^\alpha \\ \mathbf{C}_{Y_2, (4,0)}^\alpha \\ \vdots \\ \mathbf{C}_{Y_{N_r}, (4,0)}^\alpha \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, \mathbf{Z} 是 $NN_r \times 1$ 维的向量, $\boldsymbol{\Psi}$ 是 $NN_r \times M_\alpha N_r$ 维的矩阵, \mathbf{C} 是 $M_\alpha N_r \times 1$ 维的向量。对式(14)的求解是一个联合最小 l_0 范数求解^[16]过程, Baron^[8]指出可以采用 SOMP 算法进行求解。在 $\left[\mathbf{Y}_q^4 \right] = \boldsymbol{\theta} \mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha$ 中, $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^{N \times M_\alpha} = [\boldsymbol{\phi}_1 \boldsymbol{\phi}_2 \dots \boldsymbol{\phi}_{M_\alpha}]$, 其中, $\boldsymbol{\phi}_i$ 是 $\boldsymbol{\theta}$ 的第 i' 列, 是 $N \times 1$ 维的矢量, 则 $\left[\mathbf{Y}_q^4 \right] = \boldsymbol{\theta} \mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha = \sum_{i'=1}^{M_\alpha} \boldsymbol{\phi}_i \mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^{i'}$ 。又因为 $\mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha$ 只有 K 个非零值, 所以 $\left[\mathbf{Y}_q^4 \right]$ 可以看作 $\boldsymbol{\theta}$ 中 K 列的线性组合, 即

$$\left[\mathbf{Y}_q^4 \right] = \boldsymbol{\theta} \mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha = \sum_{i'=1}^{M_\alpha} \boldsymbol{\phi}_i \mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^{i'} = \sum_{k \in \Lambda_K} \boldsymbol{\phi}_k \mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^{i'} \quad (16)$$

其中, Λ_K 中 K 的个数是 $\mathbf{C}_{Y_q, (4,0)}^\alpha$ 中 K 个非零值的位置指示。为了对循环累积量进行重构, 需要确定 $\boldsymbol{\theta}$ 中哪些列实际参与 $\left[\mathbf{Y}_q^4 \right]$ 的形成。SOMP 方法具体步骤如下: 设待重构的循环累积量幅度值为 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_q = \mathbf{0}$, $\hat{\boldsymbol{\beta}}_q \in \mathbb{R}^N$, 设下标集合为 $\hat{\Pi} = \emptyset$, 设 $\mathbf{r}_{q,l}$ 是 $\left[\mathbf{Y}_q^4 \right]$ 通过 l 次迭代后的接收信号残差, 初始化 $\mathbf{r}_{q,0} = \left[\mathbf{Y}_q^4 \right]$ 。

步骤 1 在第 l 步迭代, 选择矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 的某个列向量, 使该列向量与 N_r 个残差向量内积之和最大, 得到该列向量对应的下标 n_l , 并加入下标集合

$$n_l = \arg \max_{i' \in \{1, 2, \dots, M_\alpha\}} \sum_{q=1}^{N_r} \frac{\left| \langle \mathbf{r}_{q,l-1}, \boldsymbol{\phi}_{i'} \rangle \right|}{\|\boldsymbol{\phi}_{i'}\|_2} \quad \hat{\Pi} = \left[\hat{\Pi} \quad n_l \right] \quad (17)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 表示向量的 2 范数。

步骤 2 利用前 $l-1$ 次迭代时得到的正交化矢量集合对下标 n_l 对应的矢量正交化, 为

$$\boldsymbol{\gamma}_l = \boldsymbol{\phi}_{n_l} - \sum_{i'=0}^{l-1} \frac{\langle \boldsymbol{\phi}_{n_l}, \boldsymbol{\gamma}_{i'} \rangle}{\|\boldsymbol{\gamma}_{i'}\|_2^2} \boldsymbol{\gamma}_{i'} \quad (18)$$

步骤 3 得到下标 n_l 对应的待重构的循环累积量幅度值和信号残差, 为

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_q(l) = \frac{\langle \mathbf{r}_{q,l-1}, \boldsymbol{\gamma}_l \rangle}{\|\boldsymbol{\gamma}_l\|_2^2} \quad (19)$$

$$\mathbf{r}_{q,l} = \mathbf{r}_{q,l-1} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_q(l) \boldsymbol{\gamma}_l$$

步骤 4 如果 $\|\mathbf{r}_{q,l}\|_2 > \varepsilon \left\| \left[\mathbf{Y}_q^4 \right] \right\|_2$ ^[17] (其中, $0 < \varepsilon < 1$), 则增加 l 并回到步骤 1 继续进行迭代, 否则, 迭

代结束。参数 ε 决定了方法收敛时的信号误差功率，一般通过实验获得最优值，在仿真中，令 $\varepsilon=0.05$ 。

步骤 5 $\Gamma=[\gamma_1 \gamma_2 \cdots \gamma_L]$ (L 为迭代次数) 和 $\Phi_{\hat{\Pi}}=[\varphi_{i_1} \varphi_{i_2} \cdots \varphi_{i_L}]$ 满足 QR 分解关系, 即 $\Phi_{\hat{\Pi}}=\Gamma R$, R 为上三角矩阵。由 $[\mathbf{Y}_q^4]=\Gamma \beta_q=\Phi_{\hat{\Pi}} \mathbf{C}_{Y_q,(4,0),\hat{\Pi}}^\alpha=\Gamma R \mathbf{C}_{Y_q,(4,0),\hat{\Pi}}^\alpha$, 则可以得到循环统计量 $\mathbf{C}_{Y_q,(4,0),\hat{\Pi}}^\alpha$ 的估计值为

$$\hat{\mathbf{C}}_{Y_q,(4,0),\hat{\Pi}}^\alpha = \mathbf{R}^{-1} \hat{\beta}_q \quad (20)$$

由上文所述的循环累积量半不变性可知, 每个 $\hat{\mathbf{C}}_{Y_q,(4,0),\hat{\Pi}}^\alpha$ 是所有发送信号的循环累积量之和。在上述迭代过程中, 迭代次数 l 一般等于稀疏度 K , 通常假设稀疏度已知, 即已知发射终端个数。式(20)中 $\hat{\mathbf{C}}_{Y_q,(4,0),\hat{\Pi}}^\alpha$ 有 N_t 个非零幅值, 对应的循环频率 $\alpha_{q,p}$ 和频偏估计值的关系为

$$\hat{f}_{q,p} = \frac{\hat{\alpha}_{q,p}}{4}, q=1, \cdots, N_r, p=1, \cdots, N_t \quad (21)$$

每根接收天线信号的循环统计量 $\hat{\mathbf{C}}_{Y_q,(4,0),\hat{\Pi}}^\alpha$ 在循环频率域具有相同的稀疏性, 因此, 通过上述迭代方法可以得到所有接收信号的频偏。值得注意的是, 在上面的方法中, M_α 的取值直接影响了频偏的估计性能。如果 M_α 较小, 待估的频偏无法在循环频率域上精确指示出来, 频偏估计性能受到影响。随着 M_α 的增加, 频偏估计精度提高, 但随之而来的是方法运算时间和复杂度的提升, 需要对 M_α 进行合适的选择, 使方法在保证频偏估计精度的同时复杂度不会大幅度增加。此外, 本文采用 Zadoff-Chu 序列^[18]作为训练序列, 利用文献[4]方法得到各个发送信号的频偏粗估计值, 根据这些频偏粗估计值限定 SOMP 方法的搜索范围, 进而提高方法的搜索速度和精度。

表 1 给出了文献[4-5]和本文算法的估计范围与复杂度的对比结果。本文算法的复杂度主要集中在 Θ 的构造上, 从式(13)可以看出, Θ 由 \mathbf{F} 、 $\mathbf{P}_{R_{[v_1]}}$ 和 $\mathbf{P}_{R_{[v_2]}}$ 构成, 其中, $\mathbf{P}_{R_{[v_1]}}$ 是 $N \times N^2$ 维的矩阵, $\mathbf{P}_{R_{[v_2]}}$ 是 $M_\alpha \times M_\alpha^2$ 维的矩阵, $\mathbf{F} \otimes \mathbf{F}$ 是 $M_\alpha^2 \times N^2$ 维的矩阵, 则 Θ 的复杂度是 $O(M_\alpha N)$ 。

表 1 估计范围、复杂度比较

算法	估计范围	复杂度
Yao 算法 ^[4]	$\left(-\frac{\pi}{P}, \frac{\pi}{P}\right)$	闭式解
MUSIC+ML 的算法 ^[5]	$(-\pi, \pi)$	一维搜索
本文算法	$(-\pi, \pi)$	一维搜索

4 仿真实验

假设发送天线数 $N_t=2$, 接收天线数 $N_r=2$, 信号长度 $N=128$, 归一化频偏分别为 0.01、0.025。各个发送接收天线间的信道系数是均值为 0、方差为 1 的复高斯随机变量。信噪比范围为 [0,30], 循环频率采样点数 M_α 为 1 000, 蒙特卡洛次数为 1 000 次。

实验 1 考察本文算法与文献[4-5]算法的频偏估计性能。文献[4]是 Yao 算法, 文献[5]是联合 MUSIC+ML 算法。图 1 给出了本文算法与文献[4-5]算法频偏估计的均方误差随信噪比变化的曲线。

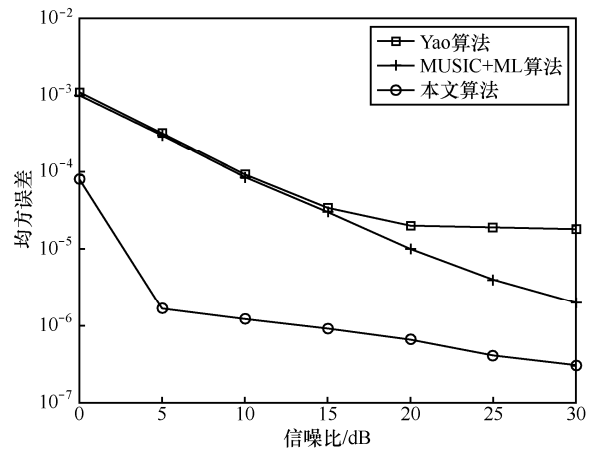


图 1 频偏估计的均方误差随信噪比变化的曲线

由图 1 可知, 本文算法在低信噪比下的性能明显优于文献[4-5]算法, 且避免了文献[4]在中高信噪比下的误差平台。本文算法通过在循环频率域上精细搜索得到频偏估计值, 并利用了高阶累积量在循环频率域上的稀疏特性, 高阶累积量具有较好的抗噪性, 因此所提算法在低信噪比下的性能较好; 而文献[4]则是将正交性导频与接收信号进行相关运算, 在低信噪比下导频正交性易被破坏, 算法性能较差; 文献[5]利用噪声子空间和信号子空间的正交性进行频偏估计, 低信噪比下正交性易被破坏, 算法性能较差。

在中高信噪比下，本文算法充分利用了信号间的相关性，随着信噪比的提高和接收天线数的增加，联合重构循环累积量的概率增大，频偏估计性能提高；文献[4]中信号间干扰无法随着信噪比的增加而减小，因此该算法具有误差平台；文献[5]中信号子空间和噪声子空间的正交性显著，但随着收发天线数的增加，信号间干扰变强，算法性能提升有限。

表 2 给出了文献[4-5]和本文算法的性能比较。

表 2 性能比较

算法	低信噪比	中高信噪比
Yao 算法	导频正交性易被破坏	存在误差平台
MUSIC+ML 的算法	子空间正交性易被破坏	存在信号间干扰
本文算法	高阶累积量具有抗噪性	循环频率域精细搜索，性能较好

实验 2 考察不同接收天线数下本文算法的频偏估计性能。设此时的接收天线数 N_r 分别为 2、3、4、5。图 2 给出了不同接收天线数下的频偏估计性能曲线。

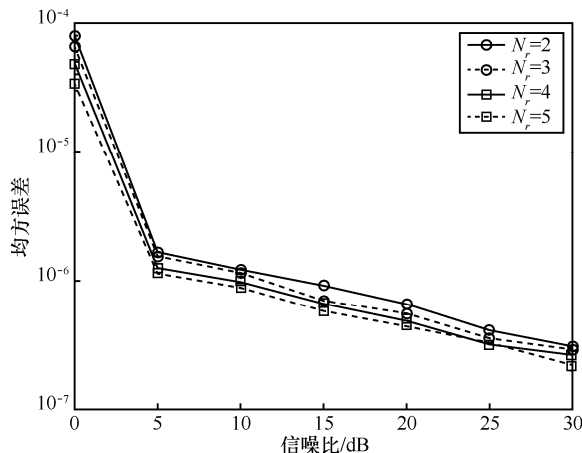


图 2 不同接收天线数下的频偏估计性能曲线

由图 2 可以看出，随着接收天线数和信噪比的增加，本文算法的频偏估计性能有所提高。这是因为本文算法能够充分利用多个接收天线信号间的相关性，且随着接收天线数的增加，算法的重构成功率得到了提高，频偏估计性能得到提升。

实验 3 考察本文算法所需的导频数。此时信噪比为 10 dB，数据长度为[128,512]，接收天线数分别为 2、3、4、5。图 3 给出了不同导频数据量下的频偏估计性能曲线。

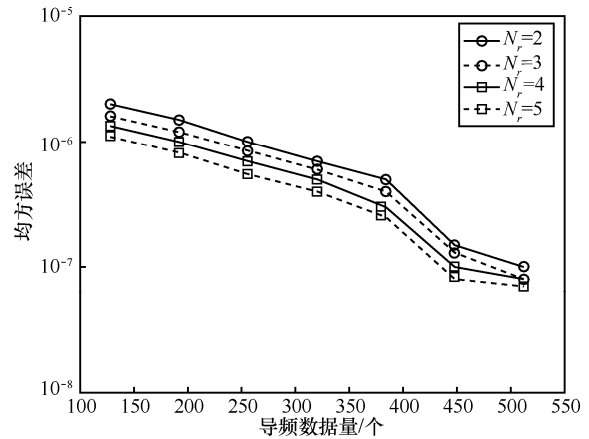


图 3 不同导频数据量下的频偏估计性能曲线

从图 3 可以看出，随着接收天线数的增加，当频偏估计的均方误差为 10^{-5} 时，算法所需的导频数变少，这是因为本文算法可以充分利用信号间的相关性，降低了达到某一性能时所需的导频数。

实验 4 考察不同 M_α 下本文算法的频偏估计性能，如图 4 所示。此时，接收天线数为 3，数据长度为 256， M_α 分别为 100、1 000、10 000。

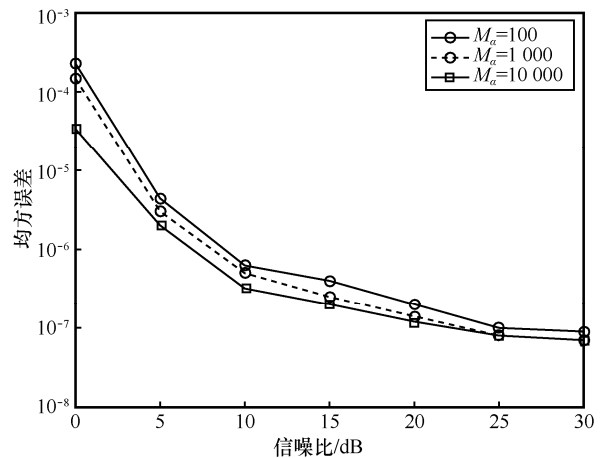


图 4 不同 M_α 下的频偏估计性能

由图 4 可以看出，随着 M_α 的增加，所提算法的频偏估计性能提高。 M_α 增加意味着循环频率域的频率分辨率提高，对频偏的估计更为准确。由复杂度分析可知，随着 M_α 的增加，算法的运算量也随之增加，在对 M_α 进行选择时，应该综合考虑频率估计精度和算法运算量这 2 种因素，选择合适的值进行算法运算。

5 结束语

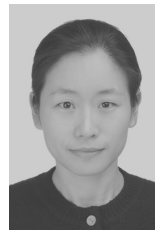
针对现有基于导频的频偏估计方法估计精度

有待进一步提高的问题, 本文提出了一种基于分布式压缩感知的分布式 MIMO 系统频率估计方法。对于多个调制信号来说, 高阶循环统计量在循环频率上具有稀疏特性, 可用于辨识各个信号及其频率。但直接利用信号的高阶循环统计量进行频偏估计, 算法的运算量较大。为了提高频偏估计精度, 同时减少算法运算量, 本文算法对多个接收天线上的信号进行联合观测, 建立高阶循环统计量和观测数据的关系, 利用 SOMP 方法联合重构所有接收天线上的高阶循环统计量, 得到相应循环频率上的频率估计值。本文算法相比 ML 算法, 将多维搜索问题转化为一维搜索问题, 降低了算法的复杂度; 相比 Yao 算法, 则有更大的频偏估计范围, 避免了误差平台的发生, 能够提高低信噪比下的估计性能; 相比 MUSIC 算法, 能够提高低信噪比下的估计性能。随着接收天线数和待估参数的增加, 本文算法能够充分利用信号间的相关性, 降低在多接收天线下的频偏估计的工作量, 提高频偏估计性能。

参考文献:

- [1] 何春龙, 任红, 郑福春, 等. 分布式天线系统: 资源分配与能效优化[J]. 信息科学: 中国科学, 2017, 47(5): 591-606.
HE C L, REN H, ZHENG F C, et al. Distributed antenna systems: resource allocation and energy efficiency optimization[J]. Information Science: Science China, 2017, 47(5): 591-606.
- [2] 王清. 多小区和大规模分布式天线技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2016.
WANG Q. Research on multicell and massively distributed antenna techniques[D]. Jinan: Shandong University, 2016.
- [3] BESSON O, STOICA P. On parameter estimation of MIMO flat-fading channels with frequency offsets[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(3): 602-613.
- [4] YAO Y, NG T S. Correlation-based frequency offset estimation in MIMO system[C]//IEEE Vehicular Technology Conference. 2003: 438-442.
- [5] 董伟, 李建东, 吕卓, 等. 基于 MUSIC 和 ML 方法的 MIMO 系统参数估计[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(7): 1552-1556.
DONG W, LI J D, LV Z, et al. Parameter estimation for MIMO system based on MUSIC and ML methods[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(7): 1552-1556.
- [6] ZHANG X, SONG K, LI C G, et al. Parameter estimation for multi-scale multi-lag underwater acoustic channels based on modified particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2017, 5: 4808-4820.
- [7] WANG Y, LI C G, HUANG Y M, et al. Energy-efficient optimization for downlink massive MIMO FDD systems with transmit-side channel correlation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(9): 7228-7243.
- [8] BARON D, DUARTE M F, WAKIN M B, et al. Distributed compressive sensing[C]//IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. 2009: 2886-2889.
- [9] PALANGI H, WARD R, DENG L. Distributed compressive sensing: a deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(17): 4504-4518.
- [10] 周跃海, 吴燕艺, 陈东升, 等. 采用时域联合稀疏恢复的多输入多输出水声信道压缩感知估计[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(8): 1920-1927.
ZHOU Y H, WU Y Y, CHEN D S, et al. Compressed sensing estimation of underwater acoustic MIMO channels based on temporal joint sparse recovery[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(8): 1920-1927.
- [11] DETERME J F, LOUVEAUX J, JACQUES L, et al. On the noise robustness of simultaneous orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(4): 864-875.
- [12] JIN S, ZHANG X. Decentralized iterative reweighted algorithm for recovery of jointly sparse signals[C]//IEEE Wireless Communications and Networking Conference. 2015: 2109-2114.
- [13] GARDNER W A, BROWN W A, CHEN C K. Spectral correlation of modulated signals: Part II-digital modulation[J]. IEEE Transactions on Communications, 1987, 35(6): 595-601.
- [14] XIE L J, WAN Q. Cyclic feature-based modulation recognition using compressive sensing[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 6(3): 402-405.
- [15] PUNCHIHEWA A, ZHANG Q, DOBRE O A, et al. On the cyclostationarity of OFDM and single carrier linearly digitally modulated signals in time dispersive channels: theoretical developments and application[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(8): 2588-2599.
- [16] BI D J, XIE Y L, LI X F, et al. A sparsity basis selection method for compressed sensing[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(10): 1738-1742.
- [17] TEMLYAKOV V N. Nonlinear methods of approximation[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2003, 3(1): 33-107.
- [18] TSAI Y R, HUANG H Y, CHEN Y C, et al. Simultaneous multiple carrier frequency offsets estimation for coordinated multi-point transmission in OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(9): 4558-4568.

[作者简介]



黄艳艳 (1986-), 女, 浙江乐清人, 信息工程大学博士生, 主要研究方向为分布式 MIMO 系统的同步与均衡技术等。



彭华 (1973-), 男, 江西萍乡人, 博士, 信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为软件无线电和通信信号处理。