

部分支撑集辅助的压缩感知 CSI 反馈方法

卿朝进, 阳庆瑶, 万东琴, 蔡曦, 彭朗

(西华大学电气与电子信息学院, 四川成都 610039)

摘要: 在频分双工大规模多输入多输出系统中, 基于压缩感知的信道状态信息(CSI, channel state information) 反馈方法因正确重构 CSI 小幅度元素的支撑集合造成巨大的反馈开销. 为降低基于压缩感知的 CSI 反馈的开销, 提出一种部分支撑集辅助的压缩感知 CSI 反馈方法. 提出方法将 CSI 的一部分小幅度元素的支撑集与压缩 CSI 一同反馈回基站. 基站无需重构反馈回基站的 CSI 小幅度元素的支撑集, 压缩 CSI 所需的测量次数(反馈开销)得以极大降低. 分析与仿真结果表明, 相对于传统的基于 CS 的 CSI 反馈方法, 提出方法在确保 CSI 重构精度与可达和速率情况下, 能有效降低 CSI 反馈开销和 CSI 重构的计算复杂度.

关键词: 信道状态信息; 压缩感知; 大规模多输入多输出; 反馈开销

中图分类号: TN914 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)08-1669-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.08.009

Compressive Sensing Based CSI Feedback Assisted by Partial Support-Set

QING Chao-jin, YANG Qing-yao, WAN Dong-qin, CAI Xi, PENG Lang

(School of Electrical Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu, Sichuan 610039, China)

Abstract: In a frequency division duplex (FDD) massive multiple input multiple output (MIMO) system, the compressed sensing (CS)-based channel state information (CSI) feedback methods cause a significant feedback overhead, due to the correct reconstruction of the support-set for the small magnitude elements of CSI. To reduce the feedback overhead, a CS-based CSI feedback scheme assisted by partial support-set is proposed in this paper, where the partial support-set of small magnitude elements and the compressed CSI are fed back to the base station (BS) together. Since the BS does not need to recover the support-set of small magnitude elements, the measurement requirement (i. e., the feedback overhead) to compress the CSI is greatly reduced. Compared with the conventional CS-based CSI feedback, the analysis and simulation results show that the proposed method can reduce CSI feedback overhead and computation complexity of CSI reconstruction, while guaranteeing the CSI recovery accuracy and achievable sum-rate.

Key words: CSI; compressed sensing; massive multi-input multi-output; feedback overhead

1 引言

作为无线蜂窝系统的新兴技术, 基站(BS, base station)部署了数百根天线的大规模多输入多输出(MIMO, Multiple-Input Multiple-Output)技术近年来备受关注^[1-3]. 在大规模 MIMO 系统中, BS 需要精确的信道状态信息(CSI, Channel State Information)以进行下行波束形成和用户选择. 在时分双工(TDD, Time Division Duplexing)模式下, 基站可通过上、下行信道的互惠性获取下行信道的 CSI^[1,4]. 在频分双工(FDD, Frequency Divi-

sion Duplex)模式下, 信道间的互惠性不再适用^[5-7]. 相对于 TDD 模式, FDD 模式因其对时延的不敏感和可对称通信而被广泛应用. 然而, 在 FDD 大规模 MIMO 系统中, CSI 反馈因天线数量庞大而造成 CSI 矩阵维度较大, 若要反馈 CSI 矩阵回 BS, 需耗费大量的反馈开销^[5,6]. 所述的反馈开销, 即用户反馈 CSI 回 BS 所需的数据量(常用反馈比特数进行度量, 亦称比特开销)^[8]. 因此, 急需研究 CSI 反馈方法以减少 FDD 模式下的反馈开销.

基于码书的 CSI 反馈已得到广泛应用^[9]. 然而, 在

收稿日期: 2018-08-18; 修回日期: 2019-02-27; 责任编辑: 李勇锋

基金项目: 四川省教育厅重点项目(No. 15ZA0134); 教育部春晖计划(No. Z2015113); 西华大学校重点项目(No. Z1120941); 四川省信号与信息处理重点实验室(重点研究基地)开放课题(No. szjj2015-071); 四川省军民融合产业发展专项资金(No. zyl-2018-056)

FDD 大规模 MIMO 系统中,巨大的天线数量需相应增加码书维度以确保获得可接受的 CSI 精确性^[6,10]. 由于维度过大,基于码书的 CSI 反馈方法在大规模 MIMO 系统中通常难以适用^[11-13]. 近年来,针对 FDD 大规模 MIMO 系统的 CSI 反馈,开发信号稀疏结构的压缩感知 (CS, Compressed Sensing) 技术^[14] 已得到了一定的应用. 这类应用旨在开发 CSI 的稀疏结构^[10,14-16] (如基于 CSI 的时间相关性^[10]、空间相关性^[14-16],以及基于 CSI 的稀疏增强基^[13,14]),以减小信道矩阵维度. 在这些基于 CS 的方法中,CSI 的支撑集合 (CSI 非零元素索引集) 需要在 BS 正确恢复. 然而,恰当的支撑集合恢复耗费较大的测量需求 (即较大的反馈开销);特别是 CSI 小幅度元素的支撑集合恢复尤为突出^[17,18].

为此,本文提出将部分小幅度元素的支撑集信息反馈回 BS. 本文的主要贡献如下:

针对 FDD 大规模 MIMO 系统,提出一种时新的基于 CS 的 CSI 反馈方法——将包含有 CSI 小幅度元素索引信息的部分支撑集反馈回 BS;CSI 重构所需测量需求显著减少 (即所需的反馈开销可显著减少).

基于部分支撑集反馈和正交匹配追踪算法 (OMP, Orthogonal Matching Pursuit)^[19],在 BS 处提出部分支撑集辅助的 OMP (PSSA-OMP, Partial Support-Set Aided OMP) 算法进行 CSI 重构. 相比于 OMP, PSSA-OMP 在保证重构 CSI 的 MSE 性能的同时降低了重构方法的计算复杂度.

分析了量化错误和链路噪声的影响. 基于量化错误,推导了不可恢复能量、相应的测量需求、重构 MSE 和可达和速率;并仿真验证了其有效性.

本文中, $(\cdot)^T, (\cdot)^H, (\cdot)^{-1}, (\cdot)^\dagger$ 和 $\lceil \cdot \rceil$ 分别表示转置,共轭转置,矩阵的逆,矩阵的 Moore-Penrose 伪逆和向下取整运算; \mathbf{I}_p 表示 $p \times p$ 的单位矩阵, $G(i, j)$ 是矩阵 \mathbf{G} 的第 i 行第 j 列元素; 矢量 \mathbf{x} 的 ℓ_p 范数定义为 $\|\mathbf{x}\|_p = (\sum x_i^p)^{1/p}$; $\text{supp}(\mathbf{x}) = \{i: x_i \neq 0\}$ 表示矢量 \mathbf{x} 的支撑集; 集合 U 的势和变量 x 的绝对值分别表示为 $|U|$ 和 $|x|$; Φ_T 表示集合 T 索引的矩阵 Φ 的列子矩阵, 集合 T 索引的矢量 \mathbf{x} 的元素则表示为 $\mathbf{x}|_T$; 集合 T 的补集用 T^c 表示.

2 系统模型

针对 FDD 大规模 MIMO 系统,考虑 BS 的天线数为 N ,有 K 个单天线用户. 用户 k 接收到 BS 的信号 $r_k, k = 1, 2, \dots, K$ 可表示为:

$$r_k = \sqrt{p_k} \varepsilon_k \mathbf{h}_k^H \mathbf{u}_k x_k + \sum_{j \in U, j \neq k} \sqrt{p_j} \varepsilon_j \mathbf{h}_k^H \mathbf{u}_j x_j + n_k \quad (1)$$

其中, $\mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示 BS 到用户 k 的下行 CSI, $x_k \sim \text{CN}(0, 1)$ 为 BS 发送给用户 k 的数据符号, p_k 为用户 k 的发射

功率, ε_k 表示信号从 BS 到用户 k 的路径损耗, $\mathbf{u}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示波束成形矢量, U 表示 BS 选择的用户集合, $n_k \sim \text{CN}(0, \sigma_k^2)$ 表示零均值、方差为 σ_k^2 的复加性高斯白噪声. 用户 k 的信干噪比 (SINR, Signal to Interference plus Noise Ratio) 为:

$$\text{SINR}_k = p_k \varepsilon_k |\mathbf{h}_k^H \mathbf{u}_k|^2 / \left[\sum_{j \in U, j \neq k} (p_j \varepsilon_j |\mathbf{h}_k^H \mathbf{u}_j|^2) + \sigma_k^2 \right] \quad (2)$$

系统的和速率 η_{sum} 可表示为:

$$\eta_{\text{sum}} = \sum_{k \in U} \log_2(1 + \text{SINR}_k) \quad (3)$$

其中, $\log_2(1 + \text{SINR}_k)$ 为用户 k 可达和速率.

当 BS 根据用户选择方案选定 $|U|$ 个用户后,利用线性预编码方案进行单位波束成形,如零迫进波束成形技术 (ZFBF, ZF Beamforming)^[9,20,21]. 令 $\bar{\mathbf{h}} = [\bar{\mathbf{h}}_1, \bar{\mathbf{h}}_2, \dots, \bar{\mathbf{h}}_{|U|}]$, $\mathbf{u} = \bar{\mathbf{h}}^\dagger$. 通过将 \mathbf{u} 的第 k 行的全部元素进行归一化处理求得波束成形矢量 $\mathbf{u}_k \in U$, 即:

$$\mathbf{u}_k = \mathbf{u}(k, :) / \|\mathbf{u}(k, :)\| \quad (4)$$

其中, $\mathbf{u}(k, :)$ 表示 \mathbf{u} 的第 k 行的全部元素.

3 部分支撑集辅助的压缩感知 CSI 反馈方法

提出的 CSI 反馈方法处理流程如图 1 所示. 下面我们分别描述提出方法的反馈方案与 CSI 重构.

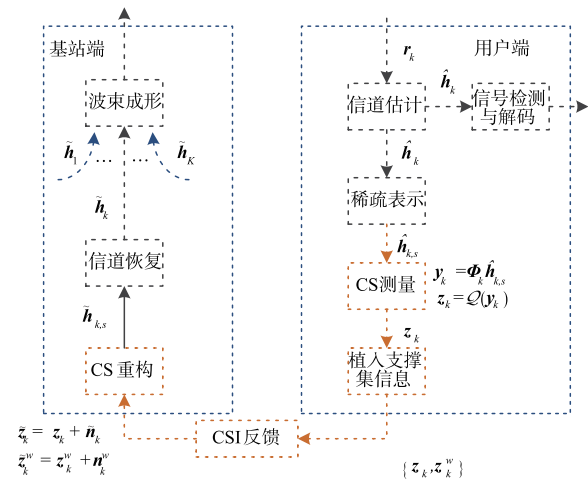


图1 提出的CSI反馈处理流程

3.1 基于部分支撑集辅助的 CSI 反馈

当用户估计到稀疏度为 S_k 的稀疏信道 $\hat{\mathbf{h}}_{k,s}$ 后,利用 $M_k \times N$ 的测量矩阵 Φ_k 对 $\hat{\mathbf{h}}_{k,s}$ 进行压缩,得到压缩后的测量 \mathbf{y}_k , 即:

$$\mathbf{y}_k = \Phi_k \hat{\mathbf{h}}_{k,s} \quad (5)$$

对 \mathbf{y}_k 进行量化,量化输出 \mathbf{z}_k 可表示为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{Q}(\mathbf{y}_k) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{Q}(\cdot)$ 是量化操作器.

同时 $\hat{\mathbf{h}}_{k,s}$ 的部分支撑集合也需要反馈回 BS. 用 \mathbf{w}_k

表示 $\hat{\mathbf{h}}_{k,s}$ 的支撑集, 即:

$$\mathbf{w}_k = \text{supp}(\hat{\mathbf{h}}_{k,s}) \quad (7)$$

将 $\hat{\mathbf{h}}_{k,s}$ 的 S_k 个非零元素表示为 $\hat{\mathbf{h}}_{k,s|w_k}$, 并将 $\hat{\mathbf{h}}_{k,s|w_k}$ 按幅值大小进行降序排列, 形成 $\hat{\mathbf{h}}_k$, 即 $\hat{\mathbf{h}}_k = \hat{\mathbf{h}}_{k,s|w_k}$. 假设 $\hat{\mathbf{h}}_k = (\hat{h}_{k,1}, \hat{h}_{k,2}, \dots, \hat{h}_{k,S_k})^T$ 则有:

$$\begin{cases} |\hat{h}_{k,1}| \geq |\hat{h}_{k,2}| \geq \dots \geq |\hat{h}_{k,S_k}| \\ \hat{\mathbf{h}}_k = \hat{\mathbf{h}}_{k,s|w_k} \end{cases} \quad (8)$$

取正整数 λ_k 为部分支撑集参数, 满足 $0 \leq \lambda_k \leq S_k$, 在获得 $\hat{\mathbf{w}}_k$ 后, 将 $\hat{\mathbf{w}}_k$ 的 $S_k - \lambda_k$ 个元素反馈回 BS. 为书写方便, 将 $\hat{\mathbf{w}}_k$ 表示为:

$$\hat{\mathbf{w}}_k = (\underbrace{\hat{w}_{k,1}, \hat{w}_{k,2}, \dots, \hat{w}_{k,\lambda_k}}_{\hat{w}_k^{(1)}}, \underbrace{\hat{w}_{k,\lambda_k+1}, \hat{w}_{k,\lambda_k+2}, \dots, \hat{w}_{k,S_k}}_{\hat{w}_k^{(2)}})^T \quad (9)$$

因 $\hat{\mathbf{h}}_{k,s|w_k}$ 按照幅值大小排列, 故将小幅度元素的支撑集 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 量化后反馈回 BS ($\hat{\mathbf{w}}_k^{(1)}$ 不反馈回 BS). 其中, $|\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}| = S_k - \lambda_k$, 并且 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 的索引属于 $\binom{N}{S_k - \lambda_k}$ 个组合之一, 则量化 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 所需比特开销为:

$$B_{\hat{w}_k^{(2)}} = \left\lceil \log_2 \binom{N}{S_k - \lambda_k} \right\rceil \quad (10)$$

将 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 的量化结果表示为 \mathbf{z}_k^w , 有:

$$\mathbf{z}_k^w \triangleq \mathcal{Q}(\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}) \quad (11)$$

其中, $\mathcal{Q}(\cdot)$ 是整数量化操作器.

\mathbf{z}_k 和 \mathbf{z}_k^w 经调制后一同反馈回 BS.

3.2 部分支撑集辅助的 CSI 重构

3.2.1 BS 信号接收

BS 接收到的含噪声的 CSI 表示为:

$$\tilde{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k + \tilde{\mathbf{n}}_k = \mathbf{\Phi}_k \hat{\mathbf{h}}_{k,s} + \mathbf{e}_k + \tilde{\mathbf{n}}_k \quad (12)$$

其中, $\tilde{\mathbf{n}}_k$ 和 \mathbf{e}_k 分别为反馈的链路噪声和测量噪声; $\tilde{\mathbf{n}}_k$ 和 \mathbf{e}_k 为独立同分布的复高斯噪声, 分别服从 $\text{CN}(0, \sigma_n^2)$ 和 $\text{CN}(0, \sigma_m^2)$ [2, 14, 16, 22]. 取 $\mathbf{v}_k \in \mathbb{C}^{M_k \times 1}$ 表示测量噪声和链路反馈噪声之和, 有:

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{e}_k + \tilde{\mathbf{n}}_k \quad (13)$$

从而可知 $\mathbf{v}_k \sim \text{CN}(0, v_k^2)$, 其中, $v_k^2 = \sigma_n^2 + \sigma_m^2$. $\|\mathbf{v}_k\|_2$ 为不可恢复能量 [23].

BS 接收到的部分支撑集 $\tilde{\mathbf{z}}_k^w$ 为:

$$\tilde{\mathbf{z}}_k^w = \mathbf{z}_k^w + \tilde{\mathbf{n}}_k^w \quad (14)$$

因支撑集为实数, 有 $\tilde{\mathbf{n}}_k^w \sim N(0, \sigma_n^2/2)$. 根据式 (10) 的量化比特 $B_{\hat{w}_k^{(2)}}$, 可从 $\tilde{\mathbf{z}}_k^w$ 中恢复出 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$, 将恢复的含噪声 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 表示为 $\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)}$, 有:

$$\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)} \triangleq \mathcal{Q}^{-1}(\tilde{\mathbf{z}}_k^w) \quad (15)$$

其中, $\mathcal{Q}^{-1}(\cdot)$ 表示整数解量化操作器.

3.2.2 PSSA-OMP 重构算法

在 BS 获得量化 $\tilde{\mathbf{z}}_k$ 以及重构支撑集 $\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 后, 利用 PSSA-OMP 算法进行 CSI 的重构. 注意, 当 $\lambda_k = S_k$ 时 (即没有任何支撑集信息反馈给 BS), PSSA-OMP 算法退化为 OMP 算法. PSSA-OMP 算法如表 1 所示.

针对表 1 所述的 PSSA-OMP 算法, 与传统 OMP 算法不同之处作如下所述:

(1) PSSA-OMP 的输入: 输入值包括接收到的部分支撑集 $\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)}$, 测量矩阵 $\mathbf{\Phi}_k$, 含噪声的测量 $\tilde{\mathbf{z}}_k$, 稀疏度 S_k . 传统 OMP 算法中不包含接收到的部分支撑集 $\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)}$.

(2) 算法初始化: 初始化值包括残差矢量 \mathbf{r}^0 , 包含部分支撑集信息的索引集合 \mathbf{T}^0 , 迭代计数 t 和待重构支撑集长度 λ_k . 传统 OMP 算法中索引集合初始值不含部分支撑集信息, 且不包含 λ_k .

(3) 算法停止准则: 如果没有噪声, 在经过 λ_k 次迭代后, 可重构出 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(1)}$, 且 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(1)} \cap \hat{\mathbf{w}}_k^{(2)} = \emptyset$. 若存在链路噪声, 结论将不会成立. 为获得 S_k 个非零元素的索引, 停止准则设置为:

$$|\mathbf{T}^t| = S_k \quad \text{or} \quad t \geq S_k \quad (16)$$

当式 (16) 满足时, 支撑集 $\hat{\mathbf{w}}_k$ 即可获得, 即 $\hat{\mathbf{w}}_k \leftarrow \mathbf{T}^t$. 否则, 需要执行附加的迭代次数直至条件 (16) 得以满足, 如算法 1 中的步骤 7) 所述. 本算法的停止准则不同于 OMP 算法.

算法 1 PSSA-OMP

输入:

测量矩阵: $\mathbf{\Phi}_k \in \mathbb{R}^{M_k \times N}$

含噪声的测量: $\tilde{\mathbf{z}}_k \in \mathbb{C}^{M_k \times 1}$

接收到的部分支撑集: $\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)} \in \mathbb{Z}^{(S_k - \lambda_k) \times 1}$

稀疏度: S_k

初始化:

残差矢量: $\mathbf{r}^0 = \tilde{\mathbf{z}}_k$

索引集合: $\mathbf{T}^0 = \tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)}$

迭代计数: $t = 0$

待重构支撑集长度: $\lambda_k = S_k - |\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)}|$

开始:

1) 计数增 1: $t = t + 1$;

2) 索引识别: $\Lambda^t = \underset{j \in \mathbb{T}^{t-1}, \dots, N}{\text{argmax}} |\langle \mathbf{r}^{t-1}, (\mathbf{\Phi}_k)_j \rangle|$

3) 支撑集更新: $\mathbf{T}^t \leftarrow \mathbf{T}^{t-1} \cup \Lambda^t$

4) 估计: $\mathbf{X}^t = \underset{x: \text{supp}(x) = \mathbf{T}^t}{\text{argmin}} \|\tilde{\mathbf{z}}_k - (\mathbf{\Phi}_k)_T \mathbf{x}\|_2$

5) 残差更新: $\mathbf{r}^t = \tilde{\mathbf{z}}_k - (\mathbf{\Phi}_k)_T (\mathbf{X}^t |_{\mathbf{T}^t})$

6) 若 $t < \lambda_k$, 返回步骤 1); 否则, 进入下一步

7) 若 $|\mathbf{T}^t| \neq S_k$ 并且 $t < S_k$, 返回步骤 1), 否则 $\hat{\mathbf{w}}_k \leftarrow \mathbf{T}^t$;

8) 求解最小均方问题: $\hat{\mathbf{h}}_{k,s} = \underset{x: \text{supp}(x) = \mathbf{w}_k}{\text{argmin}} \|\tilde{\mathbf{z}}_k - (\mathbf{\Phi}_k)_{\mathbf{w}_k} \mathbf{x}\|_2$

结束

输出:

重构得到的 CSI: $\hat{\mathbf{h}}_{k,s} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$

4 性能分析

根据不可恢复的能量,本节对重构 CSI 所需测量需求、比特开销、系统的 MSE 和可达和速率进行分析。

4.1 不可恢复能量

根据 Lloyd-max 非均匀量化^[2,22],范数不等式和 $\tilde{\mathbf{n}}_k \sim \text{CN}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I}_{M_k})$ 可推导得不可恢复能量满足:

$$\|\mathbf{v}_k\|_2 \leq \left(\frac{\sqrt{3}\pi}{2} \cdot \frac{M_k}{S_k} \cdot \sigma_{\Phi}^2 \sigma_{h_k}^2 2^{-2R_k} + M_k \sigma_n^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (17)$$

其中, R_k 表示用户 k 的量化速率(即每个测量的实部或虚部的比特数). 式(17)是不可恢复能量的一个上界(UB, upper bound). 又 $\mathbf{v}_k \sim \text{CN}(0, v_k^2 \mathbf{I}_{M_k})$, 所以将未恢复能量的 UB 表示为:

$$v_k^2 \leq \frac{\sqrt{3}\pi}{2} \cdot \frac{1}{S_k} \cdot \sigma_{\Phi}^2 \sigma_{h_k}^2 2^{-2R_k} + \sigma_n^2 \quad (18)$$

4.2 测量需求和比特开销

本节利用文献[17]和[18]的方法推导测量需求. 用能量因子 $\gamma_k(\lambda_k) \in (0, 1]$ 表示部分支撑集 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(1)}$ 与全部支撑集 $\hat{\mathbf{w}}_k$ 的比率,即:

$$\gamma_k(\lambda_k) \triangleq \frac{\sum_{i=1}^{\lambda_k} |\hat{h}_{k,i}|^2}{\|\hat{\mathbf{h}}_k\|_2^2} \quad (19)$$

其中, $\hat{h}_{k,i}$ 是 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 的第 i 个元素.

对于 $i \in \{1, 2, \dots, \lambda_k\}$, 一个基于能量因子的辅助量化函数定义为^[17,18]:

$$\gamma_k^*(\hat{\mathbf{h}}_k, \gamma_k(\lambda_k)) \triangleq \max_{i \in \{1, 2, \dots, \lambda_k\}} \frac{1}{c_i(\hat{\mathbf{h}}_k, \gamma_k(\lambda_k))} \quad (20)$$

其中:

$$c_i(\hat{\mathbf{h}}_k, \gamma_k(\lambda_k)) \triangleq \frac{1}{2i} \log_2 \left(\frac{\sigma_{\Phi}^2 \sum_{j=\lambda_i-1+1}^{S_k} |\hat{h}_{k,j}|^2 + v_k^2}{[1 - \gamma_k(\lambda_k)] \|\hat{\mathbf{h}}_k\|_2^2 \sigma_{\Phi}^2 + v_k^2} \right) \quad (21)$$

重构 $\hat{\mathbf{h}}_k |_{\hat{\Phi}_k^{(1)}}$ 和 $\hat{\mathbf{h}}_k |_{\hat{\Phi}_k^{(2)}}$ 整体测量需求 M_k 应满足:

$$M_k = \max \left\{ \gamma_k^*(\hat{\mathbf{h}}_k, \gamma_k(\lambda_k)) \log_2 N, C \lambda_k \log_2 \left(\frac{N}{\lambda_k} \right) \right\} \quad (22)$$

其中 C 为正常数. 当使用 OMP 算法重构 $\hat{\mathbf{h}}_k |_{\hat{\Phi}_k^{(1)}}$ 和 $\hat{\mathbf{h}}_k |_{\hat{\Phi}_k^{(2)}}$ 时, 所需测量需求 M_k^o 为:

$$M_k^o = \max \left\{ \gamma_k^*(\hat{\mathbf{h}}_k, \gamma_k(S_k)) \log_2 N, CS_k \log_2 \left(\frac{N}{S_k} \right) \right\} \quad (23)$$

用 $B_{\text{total,OMP}}$ 表示 OMP 重构算法的比特开销, B_{total} 表示提出重构方法的比特开销, 有:

$$\begin{cases} B_{\text{total}} = B_{\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}} + B \cdot M_k \\ B_{\text{total,OMP}} = B \cdot M_k^o \end{cases} \quad (24)$$

其中, $B = 2R_k$ 为每个测量的实部与虚部的比特开销. 由于反馈部分支撑集可有效减少测量, 故有 $B_{\text{total}} < B_{\text{total,OMP}}$.

4.3 PSSA-OMP 重构的 MSE

为简化分析, 本节以 BPSK 调制比特流 $\tilde{\mathbf{z}}_k^w$ 为例, 推导重构的 MSE; 首先推导得出 BS 重构 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 的错误概率为:

$$\begin{aligned} \beta &= P\{\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)} \neq \hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}\} = 1 - (1 - P_b)^{B_{\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}}} \\ &= 1 - [1 - Q(\sqrt{2 \cdot \text{SNR}_{\text{BS},k}})]^{B_{\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}}} \end{aligned} \quad (25)$$

其中, $\text{SNR}_{\text{BS},k} = S_k \sigma_{\Phi}^2 \sigma_{h_k}^2 / \sigma_n^2$. 当 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(1)}$ 正确恢复且 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 恢复的错误率为 β 时, 获得 CSI 无偏估计的 MSE 满足:

$$\begin{aligned} \text{MSE}(\hat{\mathbf{h}}_{k,s} |_{\mathbf{w}_k}) &= v_k^2 \mathbb{E}_{\Phi_{\mathbf{w}_k}} \{ \text{tr} \{ \Phi_{\mathbf{w}_k}^T \Phi_{\mathbf{w}_k} \}^{-1} \} \\ &= \frac{v_k^2}{\sigma_{\Phi}^2} \cdot \frac{S_k}{M_k - S_k - 1} \end{aligned} \quad (26)$$

其中, v_k^2 的上界由式(18)给出.

基于文献[18]中的 Proposition 2, CSI 恢复的 MSE 可表示为:

$$\begin{aligned} \text{MSE}(\hat{\mathbf{h}}_{k,s} |_{\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)} \neq \hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}}) \\ \approx \|\hat{\mathbf{h}}_{k,s} |_{\hat{\Phi}_k^{(2)}}\|_2^2 + \frac{\lambda_k (\sigma_{\Phi}^2 \|\hat{\mathbf{h}}_{k,s} |_{\hat{\Phi}_k^{(2)}}\|_2^2 + v_k^2)}{(M_k - \lambda_k - 1) \sigma_{\Phi}^2} \end{aligned} \quad (27)$$

当满足测量需求 M_k (即 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(1)}$ 可被正确恢复), 重构 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 的错误概率为 β 时, CSI 恢复的 MSE 为:

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \mathbb{E}_{\Phi_{\mathbf{v}_k}} \{ \|\hat{\mathbf{h}}_{k,s} - \hat{\mathbf{h}}_{k,s}\|_2^2 \} \\ &= (1 - \beta) \cdot \text{MSE}(\hat{\mathbf{h}}_{k,s} |_{\mathbf{w}_k}) \\ &\quad + \beta \cdot \text{MSE}(\hat{\mathbf{h}}_{k,s} |_{\tilde{\mathbf{w}}_k^{(2)} \neq \hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}}) \end{aligned} \quad (28)$$

式(28)可被视为恢复 $\hat{\mathbf{h}}_{k,s}$ 的 MSE 下界(LB, lower bound); 仿真结果验证了 LB 的有效性.

4.4 可达和速率

当 CSI 反馈不精确时, 利用 ZFBF 预编码和半正交用户选择(SUS, semi-orthogonal user selection). 和速率 LB 可推导为^[2,9]:

$$\eta_{\text{sum}} \geq \sum_{k \in U} \log_2 \left(1 + \mathbb{E} \left\{ \frac{p_k \varepsilon_k \|\mathbf{h}_k\|_2^2 \cos^2(\theta_k + \varphi)}{\sigma_k^2 + \sin^2(\theta_k) \sum_{j \in U, j \neq k} p_j \varepsilon_j \|\mathbf{h}_k\|_2^2} \right\} \right) \quad (29)$$

其中, $\varphi = \cos^{-1} \sqrt{\frac{1 - (N-1)\xi}{1 - (N-2)\xi}} (1 + \xi)$, θ_k 为矢量 $\mathbf{h}_k / \|\mathbf{h}_k\|_2$ 和 $\tilde{\mathbf{h}}_k$ 之前的夹角^[2,9]. 对于选择到的用户进行等功率分配时, 系统可达和速率 LB 为:

$$\eta_{\text{sum,EPA}} \geq \sum_{k \in U} \log_2 \left(1 + \frac{\text{SNR}_{\text{UE},k} \cos^2(\theta_k + \varphi)}{1 + (|U| - 1) \text{SNR}_{\text{UE},k} \sin^2(\theta_k)} \right) \quad (30)$$

其中, $\text{SNR}_{\text{UE},k} = \frac{p_k \varepsilon_k}{\sigma_k^2} \mathbb{E} \{ \|\mathbf{h}_k\|_2^2 \}$.

5 系统仿真

5.1 仿真建立

测量矩阵 Φ_k 为高斯随机矩阵^[24], 其元素服从 $N(0, 1/S_k)$ 分布^[22]. $\hat{\mathbf{h}}_{k,s}$ 中的非零元素取为复高斯变量, 其均值为零, 方差为 $\sigma_{h_s}^2 = 1$ ^[9,25]. 量化速率 $R_k = 8$, 常数 $C = 2$ ^[26]. 能量因子 $\gamma_k(\lambda_k) \approx a$ 表示选择变量 a 满足 $\gamma_k(\lambda_k - 1) < a \leq \gamma_k(\lambda_k)$. 重构 CSI 的 MSE 归一化至 $\|\mathbf{h}_k\|_2^2$. 用户数 $K = 20$, 半正交门限 $\xi = 0.25$, 对 BS 选择的 $|U|$ 个用户进行等功率分配^[9]. 和速率 LB 由式 (30) 计算. 采用 ZFBF 预编码方案, 预编码矢量 \mathbf{u}_k 根据式 (4) 获得^[9,20]. 式 (1) 的路径损耗衰落因子 ε_k 根据 ε_k (dB) = $\kappa - 10\alpha \log_{10}(d/d_0)$ 计算^[2,27], 其中 κ 表示参考距离 d_0 下的路径损耗, α 为路径损耗指数, 仿真取 $d_0 = 10\text{m}$, $\kappa = -34.5\text{dB}$, $\alpha = 2.9$. 考虑一个半径为 200m 的单小区, BS 位于小区的中间位置, 用户位置在小区中随机均匀分布. 特别地, 对于用户 k , 考虑 $\bar{\mathbf{h}}_k = \bar{\mathbf{h}}_{k,s}$. 为使 $\mathbb{E} \{ \|\mathbf{h}_k\|_2^2 \} = 1$, 取 $\hat{\mathbf{h}}_k = \mathbf{h}_k = \hat{\mathbf{h}}_{k,s} / \|\hat{\mathbf{h}}_{k,s}\|$. 本文主要研究 CSI 反馈, 为简便起见, 假设每个用户可准确估计 CSI, 即 $\hat{\mathbf{h}}_k = \mathbf{h}_k$. 由于用户位置在小区中随机分布, BS 处的 SINR 具有时变性; 根据文献^[28], 采用 BS 处的接收信噪比 (表示为 $\text{SNR}_{\text{BS},k}$) 仿真验证提出的 PSSA-OMP 的重构精确性和 CSI 反馈开销.

为表达方便, 仿真图中用“Conv.”表示传统的利用 OMP 重构算法的 CSI 反馈, “Prop.”表示本文提出的部分支撑集辅助且利用 PSSA-OMP 重构算法的 CSI 反馈, “Perf.”表示精确的 CSI 反馈.

5.2 PSSA-OMP 重构精确性

由图 2 和图 4 可得, 当 $\text{SNR}_{\text{BS},k} \geq 16\text{dB}$ 时, PSSA-OMP 与 OMP 重构方法 MSE 均接近于理论 LB, 推导的 LB 为一较紧下界. 同时, 与 OMP 相比较, 当 $\gamma_k(\lambda_k) = 99\%$ 时, 使用 PSSA-OMP 可获得相当的 MSE.

5.3 CSI 反馈开销降低

仿真选取提出方法 MSE 小等于传统方法. 部分支撑集合 $\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}$ 反馈开销 $B_{\hat{\mathbf{w}}_k^{(2)}}$ 、总比特开销均根据式 (24) 计算.

图 5 至图 7 中 PSSA-OMP 方法 MSE 均不大于 OMP 方法 MSE, 而比特开销均小于传统 OMP 方法的比特开销. 仿真验证了提出方法在减少反馈开销方面优于传统利用 OMP 算法的 CSI 反馈方法.

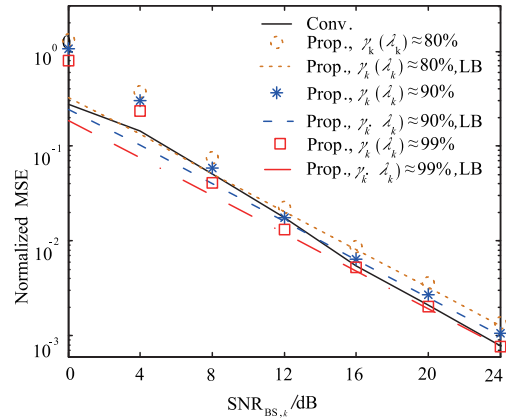


图2 不同能量因子下MSE与SNR的关系曲线

其中, $N=256$, $S_k=25$.

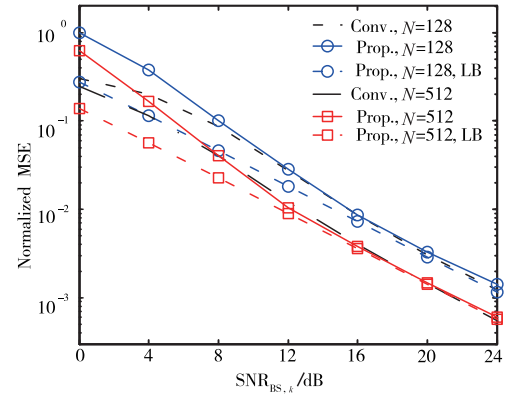


图3 不同N情况下MSE与SNR的关系曲线

其中, $\gamma_k(\lambda_k) \approx 99\%$, $S_k = 25$.

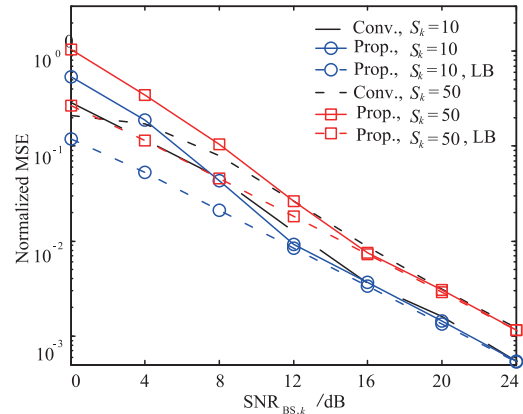


图4 不同稀疏度 S_k 下 MSE 与 SNR 的关系曲线;

其中, $\gamma_k(\lambda_k) \approx 99\%$, $N=256$

5.4 可达和速率比较

随着反馈开销减少, 本节验证提出方法的和速率可以得以保证, 其中, 选定用户的 SNR 定义为

$$\mathbb{E} \left\{ \frac{1}{|U|} \sum_{k \in U} \frac{p_k \varepsilon_k}{\sigma_k^2} \right\}^{[9]}.$$

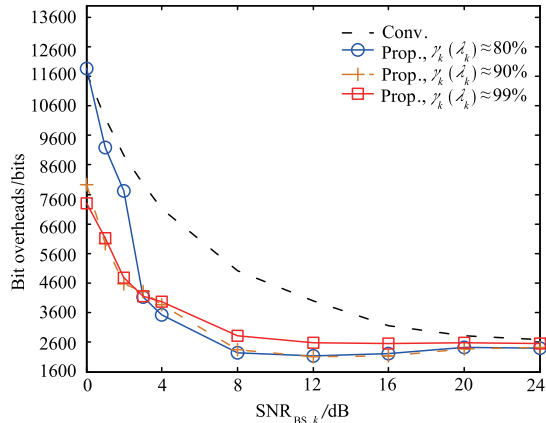


图5 不同能量因子下比特开销与SNR的关系曲线对比
其中, $N=256, S_k=25$.

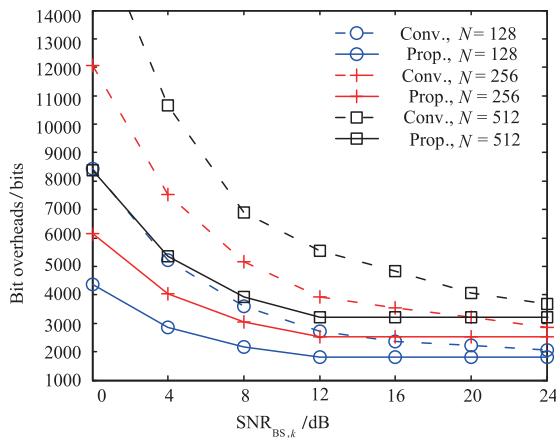


图6 不同N情况下比特开销与SNR的关系曲线,
其中, $S_k=25, \gamma_k(\lambda_k) \approx 99\%$.

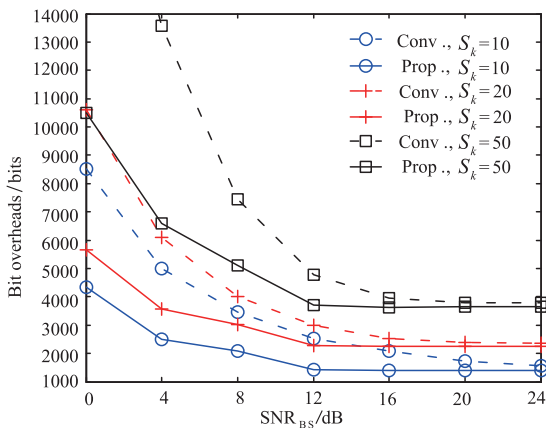


图7 不同 S_k 情况下比特开销与SNR的关系图
其中, $N=256, \gamma_k(\lambda_k) \approx 99\%$.

从图8和图10可观察到,提出方法的和速率与传统方法和速率无论是在能量因子变化的情况下还是在 S_k 和 N 变化的情况下,都重合得很好,即提出方法在参数变化时具有鲁棒性.

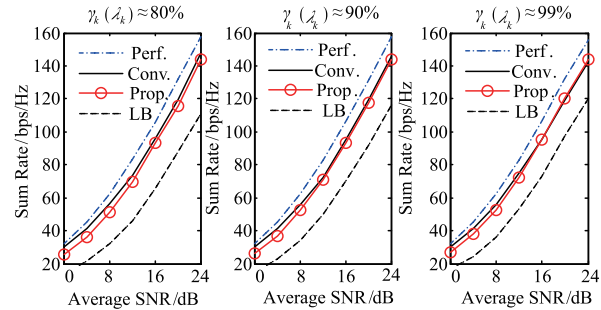


图8 不同能量因子情况下可达和速率与平均SNR的关系曲线
其中, $S_k=25, N=256$.

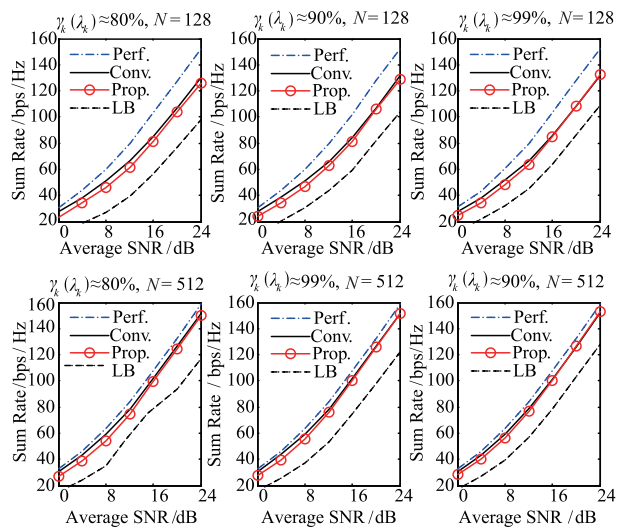


图9 不同N和不同能量因子情况下可达和速率与
平均SNR的关系曲线, 其中每个用户的 $S_k=25$.

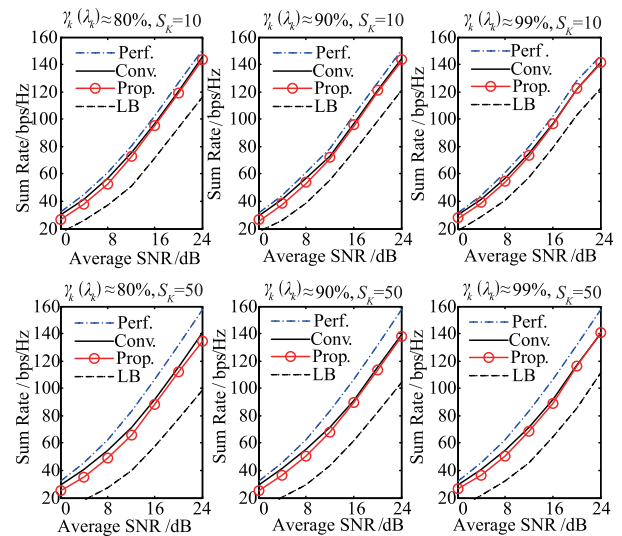


图10 不同 S_k 和能量因子情况下可达和速率与
平均SNR的关系曲线, 其中 $N=256$.

6 结论

本文针对 FDD 大规模 MIMO 系统,提出了一种部分支撑集辅助的压缩感知 CSI 反馈方法.在提出方法中,系统测量需求得以降低,继而可有效降低 CSI 反馈的反馈开销.此外,本文提出在基站端采用 PSSA-OMP 算法重构 CSI.针对相对较高的 SNR,在 MSE 不大于 OMP 重构算法的同时,提出的 PSSA-OMP 重构算法显著降低了重构的计算复杂度.分析与仿真结果验证了所提方法能确保 CSI 重构的 MSE、系统可达和速率以及参数变化时的健壮性.

参考文献

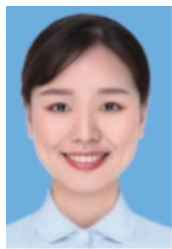
- [1] 顾浙骐,张忠培.基于协作多点下行传输的非线性鲁棒预编码[J].电子学报,2016,44(12):2997-3003.
GU Zhe-qi,ZHANG Zhong-pei. Nonlinear robust precoding for coordinated multipoint downlink transmission[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(12):2997-3003. (in Chinese)
- [2] ZHANG Z Y, THE K C, LI K H. Application of compressive sensing to limited feedback strategy in large-scale multiple-input single-output cellular networks[J]. IET Commun, 2014, 8(6):947-955.
- [3] SONG J, CHOI J, KIM T, J LOVE D. Advanced quantizer designs for FDD-based FD-MIMO systems using uniform planar arrays[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2018, 66(14):3891-3905.
- [4] 曹杰,廖勇,王丹,周昕,李瑜锋.基于非理想 CSI 的下行 MU-MIMO 鲁棒波束成形[J].电子学报,2016,44(9):2093-2099.
CAO Jie, Liao Yong, Wang Dan, Zhou Xin, Li Yu-feng. Robust beamforming for downlink MU-MIMO based on imperfect CSI[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(9):2093-2099. (in Chinese)
- [5] ONGGOSANUSI E, RAHMAN M, GUO L, et al. Modular and high-resolution channel state information and beam management for 5G new radio[J]. IEEE Commun. Mag, 2018, 56(3):48-55.
- [6] JIANG T, SONG M, ZHAO X, LIU X. A codebook-adaptive feedback algorithm for cellular-based positioning[J]. IEEE Access, 2018, 6:32109-32116.
- [7] 刘建国,杨绿溪.有限反馈 MIMO 系统中一种基于双码本的功率分配与预编码方案[J].电子学报,2007,35(6A):78-82.
LIU Jian-guo, YANG Lv-xi. Precoding and power allocation based on double codebook in MIMO systems with limited feedback[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(6A):78-82. (in Chinese)
- [8] SHEN W, DAI L, ZHANG Y, LI J, WANG Z. On the performance of channel statistics-based codebook for massive MIMO channel feedback[J]. IEEE Trans. Veh. Technol, 2017, 66(8):7553-7557.
- [9] YOO T, JINDAL N, GOLDSMITH A. Multi-antenna downlink channels with limited feedback and user selection[J]. IEEE J. Sel. Areas Commun, 2007, 25(7):1478-1491.
- [10] SHEN W, DAI L, SHI Y, ZHU X, WANG Z. Compressive sensing-based differential channel feedback for massive MIMO[J]. Electron Lett, 2015, 51(22):1824-1826.
- [11] GAO Z, DAI L, WANG Z, CHEN S. Spatially common sparsity based adaptive channel estimation and feedback for FDD massive MIMO[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2015, 63(23):6169-6183.
- [12] JEON Y S, KIM H M, CHO Y S, IM G. Time-domain differential feedback for massive MISO-OFDM systems in correlated channels[J]. IEEE Trans. Commun, 2016, 64(2):630-642.
- [13] LU L, LI Y, QIAO D, HAN W. Sparsity-enhancing basis for compressive sensing based channel feedback in massive MIMO systems[A]. Proc. IEEE Int. Conf. Global Commu[C], San Diego, CA, Dec. 2015. 1-6.
- [14] SIM M S, PARK J, CHAE C B, HEATH R W. Compressed channel feedback for correlated massive MIMO systems[J]. IEEE KICS J. Commun. Netw, 2016, 18(1):95-104.
- [15] ZHANG R, ZHAO H, ZHANG J. Distributed compressed sensing aided sparse channel estimation in FDD massive MIMO system[J]. IEEE Access, 2018, 6:18383-18397.
- [16] RAO X, LAU V K N. Distributed compressive CSIT estimation and feedback for FDD multi-user massive MIMO systems[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2014, 62(12):3261-3271.
- [17] JIN Y, KIM Y H, RAO B D. Limits on support recovery of sparse signals via multiple-access communication techniques[J]. IEEE Trans. Inf. Theory, 2011, 57(12):7877-7892.
- [18] BLASCO-SERRANO R, ZACHARIAH D, SUNDAM D, THOBABEN R, SKOGLUND M. A measurement rate-MSE tradeoff in compressive sensing through partial support recovery[J]. IEEE Trans. Signal Process, 2014, 62(18):4643-4658.
- [19] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Trans. Inf. Theory, 2007, 53(12):4655-4666.
- [20] CAIRE G, SHAMAI S. On the achievable throughput of a multi-antenna Gaussian broadcast channel[J]. IEEE Trans. Inf. Theory, 2003, 49(7):1691-1706.
- [21] ÖZYURT S, KUCUR O. Zero-forcing beamforming with

- signal space diversity [J]. IEEE Trans. Veh. Technol, 2018, 67(1):812 – 816.
- [22] GOYAL V K, FLETCHER A K, RANGAN S. Compressive sampling and lossy compression [J]. IEEE Signal Process. Mag, 2008, 25(2):48 – 52.
- [23] NEEDELL D, TROPP J. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples [J]. Appl. Comput. Harmon. Anal, 2009, 26(3):301 – 321.
- [24] BARANIUK RG. Compressive sensing [J]. IEEE Signal Process. Mag, 2007, 24(4):118 – 120.
- [25] KUO P H, KUNG H, TING P. Compressive sensing based channel feedback protocols for spatially-correlated massive antenna arrays [A]. Proc. IEEE Int. Conf. Wireless Commun. Networking [C]. Paris, France, 2012, 492 – 497.
- [26] ELKHALIL K M, ELTAYEB M E, KAMMOUN A, et al. On the feedback reduction of relay multiuser networks using compressive sensing [J]. IEEE Trans. Commun, 2016, 64(4):1437 – 1450.
- [27] KHAN F. LTE for 4G Mobile Broadband: Air Interface Technologies and Performance [M]. Cambridge Univ. Press, 2009.
- [28] HUANG P, PI Y. A novel MIMO channel state feedback scheme and overhead calculation [J]. IEEE Trans. Commun, 2018, 66(10):4550 – 4562.

作者简介



卿朝进 男. 1978 年 11 月出生于四川安岳. 博士, 硕士生导师. 现任教于西华大学电气与电子信息学院, 主要从事无线通信系统中的信号处理等方面的研究工作.
E-mail: qingchj@uestc.edu.cn



阳庆瑶 女. 1995 年 5 月出生于四川宜宾. 现为西华大学电气与电子信息学院 2017 级硕士生, 研究方向主要为无线通信中的信号处理、人工智能、CSI 反馈等.