



研究与开发

基于压缩感知的大规模 MIMO 信道估计与反馈

毛攀, 黄小光, 汪伟, 宋建

(华信咨询设计研究院有限公司, 浙江 杭州 310014)

摘要: 针对大规模 MIMO 系统信道估计精度低及反馈方案较为复杂的问题, 在差分信道估计及反馈方案上提出了一种基于系数相关性的压缩采样匹配追踪 (BCC-CoSAMP) 算法。该算法将 CoSAMP 算法中衡量两个向量之间关系的内积替换为基于相关系数的向量关系判定, 从而较快地选出与原始信号相关性强的原子, 达到提高信道估计精度的目的。仿真结果表明, 与 CoSAMP 算法相比, 所提出的 BCC-CoSAMP 算法在低信噪比情况下, 信道估计精度平均有 5 dB 的提高, 同时能平均提高系统总速率 1.25 bit/(s·Hz)。

关键词: 大规模多输入多输出; 压缩采样匹配追踪; 信道估计; 反馈开销

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2018288

Massive MIMO channel estimation and feedback based on compressed sensing

MAO Pan, HUANG Xiaoguang, WANG Wei, SONG Jian

Huaxin Consulting Co., Ltd., Hangzhou 310014, China

Abstract: Focused on the issue that the problem of low precision of channel estimation and complex feedback scheme in massive MIMO system, a compression sampling matching pursuit (BCC-CoSAMP) algorithm based on coefficient correlation was proposed in the differential channel estimation and feedback scheme. In this algorithm, the inner product of the relationship between two vectors in the CoSAMP algorithm was replaced by the vector relation based on the correlation coefficient, so the atoms with strong correlation of the original signal were quickly selected to improve the accuracy of channel estimation. The simulation results show that the proposed BCC-CoSAMP algorithm has an improved channel estimation accuracy compared with the CoSAMP algorithm and an average increase of the total system rate of 1.25 bit/(s·Hz) at low signal to noise ratio (SNR).

Key words: massive MIMO, compressive sampling matching pursuit, channel estimation, feedback overhead

1 引言

大规模 MIMO (multiple-input multiple-output) 系统在基站配置大量的天线, 提供了较高的空间

自由度, 能有效提高能量效率与频谱效率, 成为第五代 (5G) 移动通信的关键技术之一^[1-2]。为了充分利用大规模 MIMO 系统的空间自由度增益, 发送端信道状态信息是必须的。在时分双工 (time

收稿日期: 2018-04-13; 修回日期: 2018-11-08

division duplexing, TDD) 系统, 下行信道状态信息可依据信道的互易性, 由上行信道状态信息转置得到, 但是在实际通信场景中, TDD 系统由于无线射频链路的频率校准误差较大, 下行链路一般无法获得准确的信道状态信息^[3]。但是在频分双工 (frequency division duplexing, FDD) 系统中, 信道的互易性不存在, FDD 系统下行链路可直接进行信道估计, 而上行链路则需要信道反馈技术。故研究 FDD 模式下的大规模 MIMO 系统下行信道估计及上行信道反馈方案具有较高的研究价值。

信道训练及信道反馈方案主要分为 3 类: 基于信道统计特性的有限反馈技术; 基于码本的有限反馈技术; 基于压缩感知的有限反馈技术^[4]。基于信道统计特性与基于码本的有限反馈技术反馈精度低, 复杂度较高。而基于压缩感知方法的信道估计及反馈方案能有效降低系统反馈开销。近几年, 基于压缩感知的有限反馈技术陆续被提出^[5-6]。参考文献[7]首先设计了一种非正交导频, 然后提出了一种自适应结构化压缩感知算法, 有效提高了信道估计精度, 但反馈链路开销依然较大; 参考文献[8]提出了一种基于波束块的压缩感知信道估计方案, 有效降低了下行链路反馈开销, 但是不能在有限的导频序列中获得较高的信道估计效果。参考文献[9]设计了一种联合信道估计及反馈的差分信道估计及反馈方案, 该方案利用相邻时隙信道冲激响应变化不大的特点, 利用差分信道冲激响应, 在一定程度上提高了信道估计精度, 且反馈方案有效降低了导频开销。

由于目前大多数信道估计及反馈方案存在信道估计精度较低且反馈开销较大的问题, 研究提高信道估计精度的算法及降低反馈链路开销十分有意义。本文在大规模 MIMO 系统差分联合信道训练及反馈方案基础之上, 提出了一种基于相关系数的压缩采样匹配追踪算法, 有效提高了信道估计精度, 并获得较好的系统总速率。

2 系统模型

2.1 大规模 MIMO 系统模型

考虑到一个 FDD 方式的大规模 MIMO 系统, 采用正交频分复用 (OFDM) 调制方式。基站天线端配置 M 根天线, 用户端配置单根天线, 每一个 OFDM 符号的长度为 N 。基站第 i 根天线上传输的导频符号 $p_i \in \mathbb{C}^{J \times 1}, i=1, 2, \dots, M$, 其中 J 为导频的数量。对于一个确定用户, 接收到的频域导频信号为:

$$\mathbf{y}_\Omega = \sum_{i=1}^M P_i(F_L)_\Omega \mathbf{h}_i + \mathbf{n}_\Omega \quad (1)$$

其中, $P_i = \text{diag}\{p_i\}$, $F \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 是大小为 $N \times N$ 的离散傅里叶变换矩阵, $F_L \in \mathbb{C}^{N \times L}$ 是其前 L 行, $(F_L)_\Omega$ 为随机选择的子载波索引集 Ω 的前 L 列, $\mathbf{h}_i = [\mathbf{h}_i(1), \mathbf{h}_i(2), \dots, \mathbf{h}_i(L)]^T$ 是基站的第 i 根天线与用户之间的信道冲激响应 (CIR)。由于多径信道物理传播特性, 信道冲激响应 (CIR) 中的非零元素个数 K 远远小于最大信道长度 L (其中, L 代表信道相关时间, 即在 L 个连续符号时间内信道冲激响应不变), 故 $\mathbf{h}_i$ 为 K 稀疏向量。 $\mathbf{n}_\Omega = [\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2, \dots, \mathbf{n}_p]^T$ 表示复高斯噪声, 服从独立同分布, 且均值为 0, 方差为 σ_n^2 。将式 (1) 简化可得到式 (2):

$$\mathbf{y}_\Omega = \boldsymbol{\Theta} \mathbf{h} + \mathbf{n}_\Omega \quad (2)$$

其中, $\boldsymbol{\Theta} = [P_1(F_L)_\Omega, P_2(F_L)_\Omega, \dots, P_M(F_L)_\Omega]$ 是基站 M 根天线向小区所有用户广播的一个导频序列, $\mathbf{h} = [\mathbf{h}_1^T, \mathbf{h}_2^T, \dots, \mathbf{h}_M^T]^T$ 是基站 M 根天线接收到的信道冲激响应。

2.2 大规模 MIMO 空间相关时变信道

考虑大规模 MIMO 系统的块衰落信道, 即在一个时隙内, CIR 不发生改变。CIR 序列 $\{\mathbf{h}^{(i)}\}_{i=0}^{T-1}$ 在第 T 个时隙中通常表现出时间相关性, 因此在时域中可压缩^[10]。时变信道可通过变化的 CIR 的



支撑集构建出来, 其中的非零元素可通过式 (3) 表示^[11]:

$$h^{(t)} = s^{(t)} \circ a^{(t)} \quad (3)$$

其中, $s^{(t)}(l) \in \{0, 1\}$, $a^{(t)}(l) \in \zeta$, $\circ$ 代表哈达玛积。在 T 个时隙内, 时变性能根据一阶马尔可夫过程建立模型 $\{s^{(t)}(l)\}_{t=0}^{T-1}$, 其全概率特性可通过两段概率, $p_{10} = \Pr\{s^{(t+1)}(l) = 1 | s^{(t)}(l) = 0\}$ 跟 $p_{01} = \Pr\{s^{(t+1)}(l) = 0 | s^{(t)}(l) = 1\}$ 表示出来。其中在第一个时隙, 即 $t=0$ 时, 分布概率 $\mu^{(0)} = \Pr\{s^{(0)}(l) = 1\}$ 。对于一个稳定的马尔可夫过程, 即对于所有的时隙 t 跟 l 有 $\Pr\{s^{(t)}(l) = 1\} = \mu$ 。同时 p_{01} 跟 μ 满足条件 $p_{10} = \mu p_{01} / (1 - \mu)$ 。 $\{a^{(t)}(l)\}_{t=0}^{T-1}$ 在时间上可以通过一阶自回归模型建立模型^[9]:

$$a^{(t)}(l) = \rho a^{(t-1)}(l) + \sqrt{1 - \rho^2} w^{(t)}(l) \quad (4)$$

其中, 相关系数为 $\rho = J_0(2\pi f_d \tau)$, J_0 为第一类 0 阶贝塞尔函数。其中 f_d 为最大多普勒频移, μ 为分布概率, τ 代表时隙持续时间, $w^{(t)}(l) \sim \mathcal{C}(0, \sigma_w^2)$ 独立复高斯分布。

2.3 差分联合信道训练与反馈

传统的信道训练与反馈方案主要包含两个步骤: 在用户端进行下行 CSI 估计与上行 CSI 反馈, 具体过程如图 1 所示。为了解决传统方案中的缺点, 参考文献[9]考虑了一种新的压缩感知方案, 该方案联合信道训练及反馈考虑, 提出一种差分信道估计及反馈方案。该方案直接将接收到的导频信息直接反馈到基站, 省略了用户端的信道估

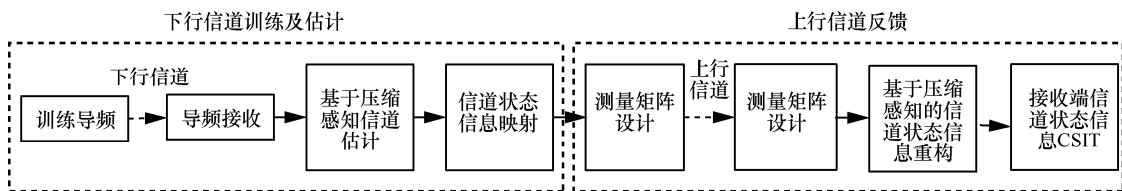


图 1 传统压缩感知信道估计及反馈方案

计过程。该设计方案有效地避免了功率受限用户的信道估计以及压缩感知观测矩阵的投影。不仅减少了用户端的计算负担, 而且提升了信道反馈特性。差分信道估计及反馈方案如图 2 所示。

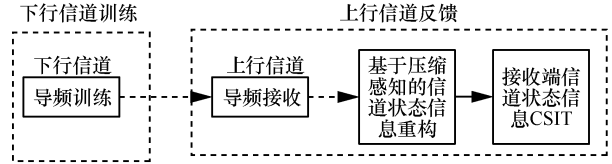


图 2 差分信道估计及反馈方案

为了利用空间相关的时变 MIMO 信道, 考虑相邻两个时隙的差分信道冲激响应, 可以表示为:

$$\begin{aligned} \Delta h^{(t)} &= h^{(t)} - h^{(t-1)} \\ &= s^{(t)} \circ (a^{(t)} - a^{(t-1)}) + (s^{(t)} - s^{(t-1)}) \circ a^{(t-1)} \\ &= s^{(t)} \circ \left[\sqrt{1 - \rho^2} w - (1 - \rho) a^{(t-1)} \right] + \\ &\quad (s^{(t)} - s^{(t-1)}) \circ a^{(t-1)} \end{aligned} \quad (5)$$

对于低速移动用户, 例如 $v=12$ km/h, 载波频率为 900 MHz, 则多普勒频移 $f_d=10$ Hz, 典型的时隙为 $\tau=0.5$ ms, 协相关系数 $\rho=0.991$, 故式 (5) 的值接近 0。

为了利用差分信道冲激响应较好的稀疏性, 式 (2) 可以表示为:

$$y_{\Omega}^{(t)} = \Theta h_{\Omega}^{(t)} \quad (6)$$

利用空间相关信道, 则基站接收到相邻两个时隙的信号差可表示为:

$$\begin{aligned} \Delta y_{\Omega}^{(t)} &= y_{\Omega}^{(t)} - y_{\Omega}^{(t-1)} \\ &= \Theta (h^{(t)} - h^{(t-1)}) + n_{\Omega}^{(t)} - n_{\Omega}^{(t-1)} \\ &= \Theta \Delta h^{(t)} + \Delta n_{\Omega}^{(t)} \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\Delta h^{(t)} = h^{(t)} - h^{(t-1)}$, 利用差分信道冲激响应

能有效提高稀疏特性, 在利用压缩感知算法进行信号重构时获得较好的重构效果。

3 基于 BCC-CoSAMP 算法信道估计及反馈

3.1 压缩采样匹配追踪算法 (CoSAMP)

常见的压缩感知重构算法有匹配追踪 (matching pursuit, MP) 算法、正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法、正则化正交匹配追踪 (regularized orthogonal matching pursuit, ROMP) 算法、压缩采样匹配追踪 (compressive sampling matching pursuit, CoSAMP) 算法等。OMP 算法是在 MP 算法基础之上, 增加了一个正交化处理, 故 OMP 算法重构效果优于 MP 算法, 而 ROMP 算法则是由 OMP 算法发展而来, OMP 算法每次迭代选择内积最大的一列, 而 ROMP 算法则是每次迭代选择内积最大的 K 列, 然后从这 K 列中按照正则化标准再选择一遍, 进一步提高重构精度。而 CoSAMP 算法在 ROMP 算法基础上将选择的多列原子在下次迭代时删除部分 (即回溯思想), 这样排除了每次迭代中可能存在的错误列, 从而获得更为精确的重构效果^[12]。

CoSAMP 算法原子选择以内积来衡量向量之间的相似程度, 内积的物理含义即判断两个向量的是否相似, 内积值越大, 则两个向量之间越相似; 内积值越小, 则两个向量越不相似。CoSAMP 算法首先计算感知矩阵与初始残差每一列的内积绝对值 $u = \text{abs}[\Theta^T r_{k-1}]$, 然后选择 u 中 $2K$ 个最大值。若对于任意 m 维感知矩阵 $\Phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m]$ 与 m 维残差 $r = [r_1, r_2, \dots, r_m]$, 则感知矩阵与残差内积 $[\Theta^T r] = \phi_1 r_1 + \phi_2 r_2 + \dots + \phi_m r_m$ 在一定程度上能反映感知矩阵与残差之间的相关程度, 但当感知矩阵或残差中元素与元素之间差异较大时, 较小元素对于较大元素相比可忽略不计, 即感知矩阵与残差之间的内在联系不一定能被有效表示, 从而导致 CoSAMP 算法在选择原子时会错选或者漏

选, 降低重构精度。

同时对于 CoSAMP 算法中, 求解待估计的差分信道矩阵 $\hat{H} = \arg \min \|y - \Theta H\| = (\Theta_k^T \Theta_k)^{-1} \Theta_k^T y$ 时, 也需要计算内积来判断感知矩阵与所选原子集合的相关程度, 进而得到待估计的差分信道矩阵, 其内积直接影响差分信道矩阵估计精度。

3.2 基于相关系数的压缩采样匹配追踪算法 (BCC-CoSAMP)

针对 CoSAMP 算法存在感知矩阵或残差中列与列之间差异较大时, 内积不一定能较好反映出感知矩阵与残差之间的相关程度这一问题, 提出了一种基于相关系数的压缩采样匹配追踪 (compressive sampling matching pursuit based on correlation coefficient, BCC-CoSAMP) 算法。

对于任意的两个 m 维向量 $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]$, $y = [y_1, y_2, \dots, y_m]$, 用函数 $v(x, y)$ 表示向量 x, y 的相关系数, 关联系数越高则两个向量之间的关联度越高, 反之则两个向量之间关联度越低^[13]。两个向量

之间的关联系数表示为 $v(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i \times y_i)}{m}$, 其中

$x_i = \frac{x_i - \bar{x}}{D(x)}$, $y_i = \frac{y_i - \bar{y}}{D(y)}$ 。 $\bar{x}$ 表示向量 x 的平均值, $\bar{y}$ 表示向量 y 的平均值, $D(\cdot)$ 表示向量的方差。

当感知矩阵或者残差中列与列之间的差异较大时, 通过求解所有列的均值与方差, 然后计算每一列与均值的差值并对其做标准化处理 (即差值与方差的比值), 有效降低了列与列之间的差异性, 进而更为精确地反映出两个向量之间的关联程度。

3.3 基于 BCC-CoSAMP 算法的信道估计及反馈

考虑到相邻时隙的差分信道模型:

$$\Delta y_{\Omega}^{(t)} = \Theta \Delta h^{(t)} + \Delta n_{\Omega}^{(t)} \quad (8)$$

利用 $u = |v(\Theta^T, r_{k-1})|$ 与 $\hat{h} = |v(\Theta^T, \Delta y)|$ 替换 BCC-CoSAMP 算法中相关系数计算的部分。由于



差分信道冲激响应 Δh 的稀疏性好于原始的信道冲激响应, 故重构精度优于直接对原始信道冲激响应进行重构。

联合信道估计及信道反馈, 首先由基站向用户广播一个导频序列, 然后用户将获得的导频信息直接反馈至基站, 故基站端采用压缩感知算法重构出的差分信号是不完全的信道冲激响应 Δh , 故目前的信道冲激响应 h_{Current} 可通过原始的信道冲击响应 h_{Original} 与差分信道冲激 Δh 得到:

$$h_{\text{Current}} = h_{\text{Original}} - \Delta h \quad (9)$$

本文采用归一化均方误差 (normalized mean square error, NMSE) ^[14-15] 算法来评价稀疏信道估计的性能, NMSE 算法定义为:

$$\text{NMSE} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{\|h - \hat{h}\|_2^2}{\|h\|_2^2} \quad (10)$$

其中, $\hat{h}$ 是估计的信道矩阵, M 是基站端的天线数目。

平均导频开销^[7]为:

$$\eta = \frac{P^0 + P \times (R-1)}{RN} \quad (11)$$

其中, P 表示导频功率, N 代表噪声功率, R 表示持续的时隙数。

4 仿真结果及分析

为了验证本文所提出的 BCC-CoSAMP 算法对大规模 MIMO 系统信道估计精度及减少反馈开销, 在 MATLAB 2017 平台上进行仿真。仿真设置基站天线为 $M=128$, 服务的用户数为 8 个, 最大的信道长度 $L=64$, OFDM 符号长度 $N=2048$ 。BCC-CoSAMP 算法详细参数设置见表 1。

图 3 是传统反馈方案与差分反馈方案在不同信噪比情况下的 NMSE 比较。从图 3 可以看出, 基于差分反馈方案的估计效果要明显优于基于传统方案的反馈方案, 且获得相同的估计性能时, 基于差分反馈方案较传统方案有 8 dB 的提升, 这是

表 1 BCC-CoSAMP 算法参数设置

参数	取值	说明
μ	0.1	分布概率
ρ_{01}	0.16	转移概率
f_d/Hz	10	最大多普勒频率
τ/ms	0.5	每个时隙持续时间
SNR/dB	0~20	信噪比
η	0.4~0.7	导频的平均开销
R	3	时隙长度
σ_w^2	1	方差

因为基于差分信道估计及反馈方案能有效利用空间的稀疏特性 (即差分信道冲激响应的稀疏特性明显优于原始的信道冲激响应), 进而有效提高压缩感知算法的重构精度。同时, 本文所提出的 BCC-SAMP 算法较 CoSAMP 算法相比, 估计性能有明显的提升, 在低信噪比情况下有 5 dB 的提升, 这是因为本文所提出的 BCC-CoSAMP 算法采用的是相关系数来评价两个向量之间的关联, 与内积这一衡量标准相比, 减少了原子的错选与漏选, 进而提高差分信道估计精度。

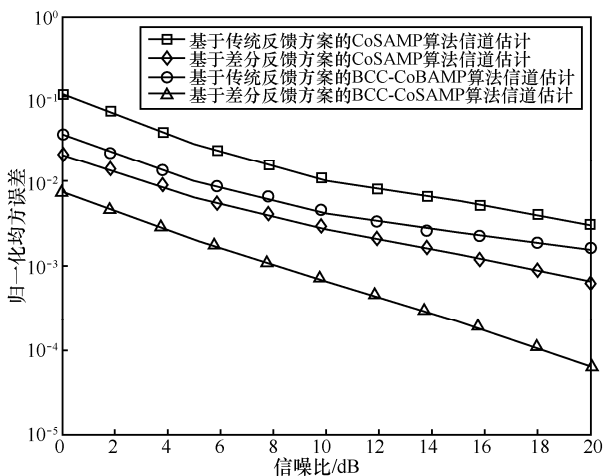


图 3 4 种方案在不同信噪比情况下的 NMSE 比较

图 4 为几种方案在不同的导频开销下系统的总速率比较。从图 4 可以看出, 系统总速率随着平均导频开销的增加而增加, 由平均导频开销定义可以看出, 平均导频开销值越大, 则说明采用的导频数量越大, 从而信道估计精度越来越可靠,

故系统总速率越大。在同样的平均导频开销下, 基于差分信道反馈方案较传统方案信道反馈相比, 能有效提升系统的总速率, 平均能提高 $1.25 \text{ bit}/(\text{s}\cdot\text{Hz})$ 。且本文所提出的 BCC-CoSAMP 算法较 CoSAMP 算法相比, 在相同的导频开销下, 平均能提高 $0.5 \text{ bit}/(\text{s}\cdot\text{Hz})$ 的系统总速率。

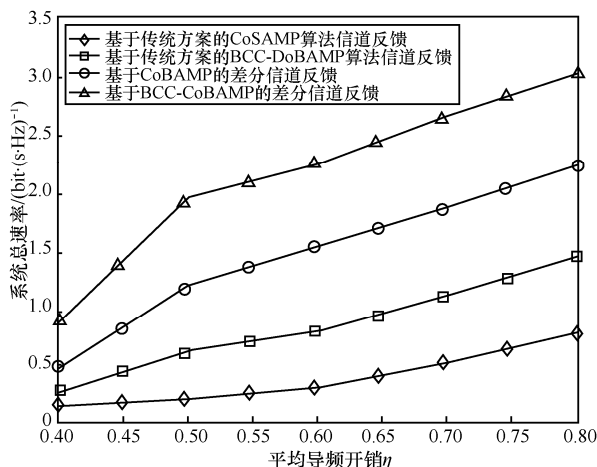


图 4 4 种方案在不同导频开销下的系统总速率比较

图 5 为不同信噪比情况下的系统总速率比较。从图 5 中可以看出, 当平均导频开销一定时, 本文所提出的 BCC-CoSAMP 算法较 CoSAMP 算法相比, 有效提高了系统总速率, 且随着信噪比的增加, 系统总速率提高得更多; 同时, 在图 5 中可以看到基于差分的反馈方案在平均导频开销为 $\eta=0.4$ 时能获得与传统方案中 $\eta=0.7$ 相近的效果。

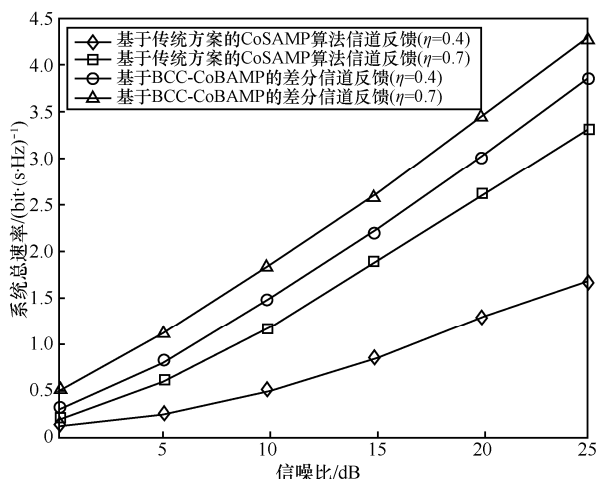


图 5 不同信噪比情况下的系统总速率比较

5 结束语

本文研究了大规模 MIMO 系统中的信道估计及反馈方案问题, 考虑联合信道估计与反馈的差分信道估计及反馈方案, 在此基础上提出了一种基于自相关系数的压缩采样匹配追踪 (BCC-CoSAMP) 算法。考虑到相邻两个时隙间信道冲激响应变化不大, 故考虑通过差分信道估计提高信道冲激响应的稀疏性, 利用改进的压缩感知算法能有效提高信道估计性能。同时联合考虑信道估计及反馈过程的复杂性, 将信道估计与反馈方案进行综合考虑, 能有效节约导频资源, 并提高系统总速率。本文仅是对单小区多用户场景下进行信道估计及反馈方案设计, 之后可以考虑多小区多用户场景下的信道估计及反馈方案设计。

参考文献:

- [1] LU L, LI G Y, SWINDLEHURST A L, et al. An overview of massive MIMO: benefits and challenges[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 742-758.
- [2] 陆莹. 能效优化的大规模 MIMO 无线传输技术[D]. 南京: 东南大学, 2016.
LU Y. Large scale MIMO wireless transmission technology with energy efficiency optimization[D]. Nanjing: Southeast University, 2016.
- [3] CHOI J, LOVE D J, BIDIGARE P. Downlink training techniques for FDD massive MIMO systems: open-loop and closed-loop training with memory[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(5): 802-814.
- [4] 陈慧慧. 大规模 MIMO 系统中基于信道压缩的有限反馈技术研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2016.
CHEN H H. Research on limited feedback techniques based on compressed channel in massive MIMO systems [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2016.
- [5] 张梦莹. 基于 CS 的大规模 MIMO 信道估计技术研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2017.
ZHANG M Y. Research on channel estimation with compressive sensing for massive MIMO[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2017.
- [6] 张梦莹, 陈璇. 基于压缩感知的大规模 MIMO 分段信道反馈[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(6): 183-186.
ZHANG M Y, CHEN X. Segmental channel feedback for mas-



- sive MIMO with compressive sensing [J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(6): 183-186.
- [7] DAI L, GAO Z, WANG Z. Joint channel estimation and feedback with low overhead for FDD massive MIMO systems[C]// IEEE/CIC International Conference on Communications in China, July 27-29, 2016, Chengdu, China. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [8] HUANG W, HUANG Y, XU W, et al. Beam-blocked channel estimation for FDD massive MIMO with compressed feedback[J]. IEEE Access, 2017(99): 1.
- [9] SHEN W, DAI L, SHI Y, et al. Joint channel training and feedback for FDD massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(10): 8762-8767.
- [10] ZINIEL J, SCHNITER P. Dynamic compressive sensing of time-varying signals via approximate message passing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 61(21): 5270-5284.
- [11] ZHU X, DAI L, GUI G, et al. Structured matching pursuit for reconstruction of dynamic sparse channels[C]// IEEE Global Communications Conference, Dec 6-10, 2015, San Diego, California, USA. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-5.
- [12] 何业慎, 梁琨. 一种压缩感知电力线信道估计机制[J]. 电信科学, 2016, 32(11): 77-81.
- HE Y S, LIANG K. A power line channel estimation mechanism based on compressed sensing[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(11): 77-81.
- [13] 杨桃. 图像压缩感知的重构算法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2017.
- YANG H. Research on image reconstruction algorithm based on compressed sensing[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2017.
- [14] WANG A, WANG Y, JIANG L. Improved sparse channel estimation for multi-user massive MIMO systems with compressive sensing[C]//International Conference on Wireless Communications & Signal Processing, Oct 15-17, 2015, Nanjing, China. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-5.
- [15] 申敏, 徐浩, 何云, 等. 毫米波 MIMO 系统中迭代最小均方误差混合波束成形算法[J]. 电信科学, 2017, 33(8): 77-84.

SHEN M, XU H, HE Y, et al. Alternating minimum mean square error hybrid beamforming algorithm in mmWave MIMO system[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(8): 77-84.

[作者简介]



毛攀 (1991-), 男, 华信咨询设计研究院有限公司助理工程师, 主要研究方向为无线网络规划和设计。



黄小光 (1983-), 男, 华信咨询设计研究院有限公司高级工程师, 主要研究方向为无线网络规划、优化和设计。



汪伟 (1980-), 男, 华信咨询设计研究院有限公司高级工程师, 主要研究方向为无线网络规划、优化和设计。



宋建 (1984-), 男, 华信咨询设计研究院有限公司工程师, 主要研究方向为无线网络规划和设计。