**基于压缩感知的FDD多用户大规模**

**MIMO系统的信道估计**

韩露

（东南大学信息科学与工程学院, 江苏省南京市, 211100）

**摘 要：**大规模MIMO系统中基站（BS）端天线数量很大，用于下行信道估计的导频开销将占用很多系统资源，尤其是在FDD模式下。为了减少导频开销，文中提出一种信道矩阵拆分方案，即利用多用户信道间的空间相关性将角域变换下的信道矩阵拆分为两个更加稀疏的信道矩阵，然后采用压缩感知（CS）技术分别恢复出这两部分信道，最后把两部分信道矩阵相加即得到完整的信道估计。不同于传统的信道估计方案，多个用户（UE）端接收到来自BS的导频信号后不在本地进行信道估计，而是把接收到的信号直接反馈给BS，在BS端进行信道的联合恢复。仿真结果表明，所提方案能够有效降低信道估计所需导频开销，同时保证良好的信道估计性能。

**关键词：**多用户大规模MIMO系统；FDD；稀疏信道估计；压缩感知

**Compressed sensing-based channel estimation for FDD multi-user massive MIMO systems**

Han Lu

(Southeast University,Nanjing 211100,China)

**Abstract:** Massive multiple-input-multiple-output( MIMO ) system employs a large number of antennas at the base station ( BS ), so the overwhelming pilot overhead for the downlink channel estimation will consume a large portion of radio resources, especially for FDD mode. To reduce the pilot overhead, a separation scheme for the channel matrix is proposed. The spatial correlation among multi-user channel matrixes in virtual angular domain is exploited to separate the channel matrix into two parts. Then, compressed sensing ( CS ) theory is used to estimate the two parts of the channel matrix and the estimated channel matrix can be obtained. Moreover, different from conventional methods of channel estimation, UEs feedback the received symbols from the BS to the BS directly, and the channel state information ( CSI ) recovery is performed at the BS jointly. Simulation results show that the proposed scheme can effectively reduce the pilot overhead of the channel estimation, thus guaranteeing the performance estimation.

**Key words:** multi-user massive multiple-input-multiple-output ( MIMO) system; FDD; sparse channel estimation; compressed sensing( CS )

大规模多输入多输出（MIMO）系统在基站（BS）端配置了大量天线，可以显著提高系统的频谱效率和能量效率，被看作是下一代无线通信系统中最具有前景的技术［1］。为了获得大规模MIMO系统的性能增益，BS端需要已知准确的信道状态信息（Channel State Information，CSI）。但由于BS端天线数量非常大，因而会消耗大量系统资源用于信道

**作者简介：**韩露，（1998-），女，本科生，E-mail: 940494824@qq.com.

估计［2-4］。

为避免信道估计导频开销过大的问题，很多研究工作主要集中在时分双工（TDD）模式下［5］，以利用信道互易性来减少导频开销。由于复杂的校准和有限的相干时间，在TDD系统中通过上行链路获得的CSI对于下行链路可能会不准确，而FDD系统具有低延时特点，且在当前的无线通信系统中占据主导地位［6］，因而有必要对FDD下的大规模MIMO系统做深入研究。

尽管FDD大规模MIMO系统面临导频开销较大的问题，但人们期望FDD系统能与当前的网络向后兼容。值得注意的是，大规模MIMO系统的信道矩阵具有稀疏结构，可以利用压缩感知（Compressed Sensing，CS）技术来减少导频开销［7］。文献［8－9］分别详述了CS恢复算法中的正交匹配追踪（Orthogonal Match Pursuit，OMP）和子空间追踪（Subspace Pursuit，SP）算法来重构稀疏信号的原理，这表明应用CS技术到稀疏信道估计中是可行的。文献［10］详述了CS在导频辅助信道估计中的应用，以及进一步研究了CS在多载波水声通信信道估计中的应用。文献［11］研究了多用户大规模MIMO系统的信道估计，充分利用信道的时间相关性和空间相关性，提出了基于CS的低秩矩阵近似方法。文献［12］研究了波束域下的信道估计，分别对接收信号的幅度和相位进行量化，从量化信号中恢复信道矩阵，从而减少导频开销。文献［13—15］利用信道矩阵间的部分共同支撑信息，减少导频开销的同时提升了估计性能。文献［16－18］利用了信道路径的时间相关性，将先前帧的支撑信息用到当前帧中，而且文献［17－18］根据前一帧的信道信息把当前帧分离成两部分，并采用不同的方法进行估计，更进 一步减少了导频开销，但均考虑的是单用户系统。文献［19－20］针对大规模MIMO多用户系统，提出了分布式压缩感知信道估计与反馈方案，获得了较高的性能增益。本文在分析现有FDD多用户大规模MIMO系统信道估计基础上，提出了一个新的信道估计方案，旨在进一步减少导频开销。利用多个信道矩阵间的共同稀疏结构，将信道矩阵分离为两部分，并将信道估计问题转化为CS模型中的信号恢复问题。仿真结果表明信道估计性能有所提升。

# 1 系统模型

## 1.1 信道模型

本文考虑的是窄带平坦块衰落多用户大规模MIMO系统。该系统包含一个工作在FDD模式下的基站（BS）和个多天线用户设备（UE），其中BS配备（）根天线，每个UE均配备（）根天线。通过共同下行链路信道，BS在其根天线上广播长度为的导频训练符号，如图1所示。

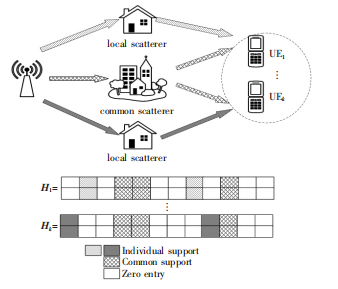


图1 联合信道稀疏结构

考虑BS端和UE端天线均为均匀线性阵列（ULA）模型。通常信道***H***在虚拟角域下更具稀疏性［19］，此时从BS到第个UE的信道矩阵可表示为［19－20］:

 (1)

其中，，分别表示UE端和BS端角域变换下的酉矩阵，表示角域信道矩阵，其第项非零表示从BS的第个发射方向到UE的第个接收方向之间存在一条空间路径。

值得注意的是，在大规模MIMO系统中，由于BS端散射环境有限，角域信道具有很大的稀疏性，即中大量的元素为零或者近似为零。同时，考虑到多个UE之间的距离远小于各UE到BS的距离，这表明多个信道间具有空间相关性，即信道间存在部分共同支撑［14］。通常UE端本地的散射环境相对丰富，使得的行向量具有相同的稀疏支撑，因而可以考虑把的每一列看成是一个原子单元。基于此，有如下假设:

**假设1**：角域信道的行向量具有相同的稀疏支撑，即：

(2)

其中表示的第行，表示向量的非零项的支撑索引集，记第个信道矩阵的支撑索引集为。

**假设2**：不同之间存在部分共同支撑，即：

 (3)

其中，表示个信道矩阵间的共同支撑集。

**假设3**：信道稀疏度存在一个统计稀疏边界，即：

 (4)

其中，表示个信道矩阵间相同稀疏位置的个数，表示第个信道矩阵的稀疏位置个数。

根据以上假设，本文考虑把信道矩阵分解成两部分［17－18］，如图2所示。信道分解后，每一部分的信道都将变得更加稀疏，基于CS的信道估计将更加体现出其恢复优势。基于此想法，本文把信道分解为部分共同支撑信道和各自特有支撑信道两个部分，即：

 (5)

和

 (6)

其中，表示第个信道矩阵特有的支撑集，表示单位矩阵，表示通过索引选取矩阵中相应的列组成的子矩阵。

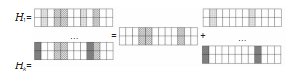


图2 分离后的信道

## 1.2 导频传输

记发送的导频序列为，且满足，其中为BS端每个时隙发送的信噪比。因此，第个UE接收到的信号可表示为：

 (7)

其中，，为BS到第个UE的准静态信道矩阵，为具有零均值单位方差的复高斯噪声。

k

为了利用 CS 技术进行稀疏信道估计，定义如下新变量以匹配标准的CS测量模型［10］：

 (8)

 (9)

将式（8）和（9）代入式（7），可得：

 (10)

由此，信道估计问题转化为了CS恢复问题，其中表示测量值，表示测量矩阵，且满足，表示需要被恢复的稀疏矩阵。

### **2 本文算法**

## 2.1算法设计

为了克服大规模MIMO系统信道估计中导频开销和反馈开销过大的问题，同时减轻UE端的资源消耗，本文考虑分布式联合信道估计方案［19］，即UE端接收到压缩测量之后，不立即进行信道估计，而是直接反馈接收到的信号给BS，在BS端联合恢复。本文假设从UE端到BS端有完美的CSI测量反馈。

根据多用户大规模MIMO系统信道矩阵的空间相关性，与文献［19］不同的是，本文考虑把信道矩阵拆分成两部分以期减少用于信道估计的导频开销。所提信道估计方案分为两个阶段，第一阶段根据K个信道矩阵间的空间相关性，首先识别出它们的共同支撑集；第二阶段则是分别识别各个信道矩阵各自特有的支撑集。

具体来讲，在第一阶段，本文采用计算复杂度较低的正交匹配追踪（OMP） 算法［8］来识别共同支撑集。对于第k个信道矩阵，通过测量矩阵的第列与残差信号的相关计算，即来选择支撑索引，其中表示选择的第列。对于共同支撑索引的识别，根据个信道矩阵对应支撑索引的最大统计个数，决定共同支撑索引的选取，即

 (11)

其中，表示第 个信道矩阵的选取的支撑索引集，表示基数。

由此，经过迭代计算， 个信道矩阵的共同支撑索引集便可识别出来。值得注意的是，信道间的共同稀疏结构反过来又确保了识别出的共同支撑集的准确性。进而，采用最小二乘法（Least Square，LS）即可得到此部分的信道估计：

 (12)

此时，部分共同支撑信道可表示为

 (13)

信道间的共同支撑索引集识别出之后，第二阶段就是分别识别各自特有的支撑集。根据第一阶段已经识别出来的共同支撑集，把信道相应索引位置的值全部置为零，则第个信道矩阵的特有支撑信道部分可表示为

 (14)

与原信道矩阵相比，信道矩阵更加稀疏，更加适合采用CS技术进行信道恢复。对于特有支撑索引集的识别，这里采用子空间追踪（SP）算法［9］，其回溯思想提高了每次迭代所选原子的正确性。SP算法的核心思想是在每次迭代选择多个原子后，更新支撑索引集，然后通过回溯计算再次更新支撑索引集。在本文中，即是通过计算的行向量的范数来再次更新原子选择，进而把相应索引加入到索引集或者从中删除错误的索引。迭代停止后，即可根据识别出的特有支撑集来估计特有支撑信道部分，即：

 (15)

### 其中，

至此，将恢复出的两部分信道相加，便得到角域下的信道估计：

(16)

该算法具体过程如算法1所示。

**算法1** M-JOMP算法

输入: 输入，，，根据式（8），计算测量值和测量矩阵，并初始化残差信号，令信道的共同支撑集，设置迭代次数为 1。

步骤1：由，:选取前个最大值对应的位置作为支撑索引加入到支撑集中。

步骤2：通过式（11） 更新共同支撑集。

步骤3：令，若，则，返回步骤1，否则转步骤4。

步骤4：通过式（12）得到部分共同支撑信道估计。

步骤5：令信道的特有支撑集，，残差信号，设置迭代次数为 1。

步骤6：由，选取前个最大值对应的位置作为支撑索引加入到支撑集中。

步骤7：令，根据选取前个最大值对应的位置作为支撑索引加入到支撑集中。

步骤8：令，若，则令，返回步骤6，否则转步骤9。

步骤9：通过式（15）得到特有信道估计。

输出：根据式（16）可得到角域下的信道估计，进而得到。

## 2.2 性能分析

### 为了研究所提方案的性能，这里首先介绍限制

### 等距特性（RIP）［9］的概念。若有

 (17)

成立，那么对于向量，称测量矩阵（）满足常数为的阶RIP，其中表示向量中非零元素的个数为。特别地，满足式（17）的最小的称为限制等距常数。

为方便分析，本文给出RIP的两个引理［9，21］：

**引理1**［9］：列近似正交性。令为两个不相交的集合。假设，对任意的向量，有

 (18)

**引理2**［21］：RIP不等式。对于所有，有

 (19)

通过式（18）和（19），可以得到

(20)

同样有

(21)

在共同支撑索引识别过程中，当且仅当

 (22)

时，原子被选取，即

 (23)

其中，参数为

 (24)

从式（23）可以看出，当个的第行原子的值大于其他行原子的值时，原子对应的位置索引便会被加入到共同支撑索引集中。值得注意的是，从信道间的部分共同稀疏结构不难得知，用户数越多，共同支撑索引的识别越准确。

### **3仿真分析**

对于多用户FDD大规模MIMO系统，本文考虑一个BS和个UE的情况，其中BS配备根天线，每个UE均配备根天线。为简单起见，假设不同信道的稀疏度相同，即，信道间的共同稀疏度为。为展现所提信道估计方案的性能优劣，本文选取文献［8］中OMP算法的扩展算法MMVOMP和文献［19］中的J-OMP算法进行比较，以及Genie-aided LS算法作为性能上界。本文采用归一化的均方误差( Normalized Mean Squared Error，NMSE) 来进行恢复性能比较。NMSE 定义如下：

 (25)

其中，表示第个信道矩阵，表示恢复出的第k个信道矩阵，表示仿真实现次数。

首先，本文研究了不同导频长度条件下，各算法间的性能优劣。这里选取BS端天线数目，UE端天线数目，UE数目，信道稀疏度，信道间共同稀疏度，BS端发SNRdB。从图3中可以看出，信道的联合恢复算法性能远好于单独估计各个信道的算法。本文所提算法在导频数目较少时，相比于文献［19］中的J-OMP算法，NMSE约降低5 dB，原因在于信道的拆分使得每一部分信道更加稀疏。在利用CS技术进行信号的恢复时，信号越稀疏，所需的训练开销越小。因拆分后的信道矩阵更加稀疏，利用CS技术进行信道恢复将消耗更少的导频，同时回溯选择使得导频数较少时依旧可以保持高的原子选择正确率。当导频长度增加到一定值时，所提M-JOMP和J-OMP算法均达到性能上界，可以看出信道联合恢复方案的优势， 这是由于利用了多个UE间信道的空间相关性。借助于不同信道间具有共同支撑这一信道结构特点， 大大提高了原子选择的正确性，也即支撑集识别的准确率。

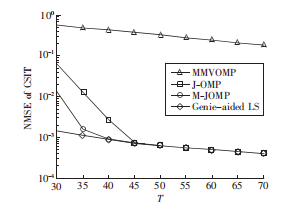


图3 不同算法下NMSE随导频长度变化性能比较

其次，本文比较了不同SNR下不同算法间的信

道恢复的NMSE。这里选取BS端天线数目，UE端天线数目，UE数目，信道稀疏度，信道间共同稀疏度jll，导频长度。从图4中可以看出，在高信噪比条件下，所提算法具有较好的性能增益，这是因为高SNR下，共同支撑的原子识别准确度较高，即很好地识别出了共同支撑集，将对后面信道的拆分以及另一部分信道支撑的识别产生有利影响。在低信噪比时，由于共同支撑的原子识别误差相对较大，因而对信道拆分产生不利影响，造成一定误差。又由于联合信道矩阵结构的特点使得误差维持在一个较小范围内，因而信道恢复的总体性能不是很差，与J-OMP算法的NMSE相差无几。

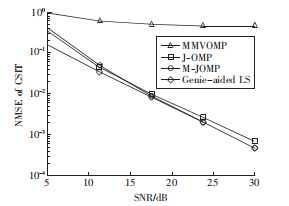


图 4 不同算法下NMSE随SNR变化性能比较

最后，本文研究了各算法的NMSE随UE变化的情况。这里选取BS端天线数目，UE端天线数目，信道稀疏度，信道间共同稀疏度，导频长度，BS端发送SNR dB。从图5中可以看出，当用户数增多时，可以有效降低NMSE，这是由于利用了信道间的共同支撑结构，提高了原子选择的正确性，进而提高信道恢复性能。所提M-JOMP算法相比于J-OMP算法有较大性能提升，原因在于对于拆分的第二部分信道采用了 SP 算法，进一步提高了所选原子的正确性。随着用户数增多，所提算法的NMSE性能几乎没有变化，可以看出此算法具有鲁棒性。

从以上仿真中可以看出，在导频数量较少或者高信噪比条件下，所提方案具有较好的信道估计性能。值得一提的是，M-JOMP算法尤其适用于多用户情况下的信道估计。

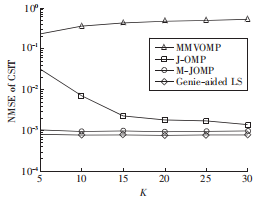


图 5 不同算法下NMSE随用户数变化性能比较

### **4 结束语**

本文研究了FDD多用户大规模MIMO系统下的信道估计问题。为减少导频开销，本文提出利用多用户信道间的空间相关性将信道矩阵拆分为两个更加稀疏的信道矩阵，然后采用压缩感知技术分别估计出这两部分信道，最后相加即可得到完整的信道估计的方案。不同于传统的信道估计方案，本文考虑多个UE端接收到来自BS的导频信号后不在本地进行信道估计，而是把接收到的信号直接反馈给BS，在BS端进行信道的联合恢复。仿真结果表明，所提方案能够有效降低导频开销，同时保证良好的信道估计性能。与文献［19］中算法相比，本文改进的算法在导频数量较少情况下，可以获得更好的信道估计性能。

**参考文献:**

1. ARSSON E G, EDFORS O, TUFVESSON F, et al. Massive MIMO for next generation wireless systems [J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52( 2 ) : 186 - 195.
2. MARZETTA T L. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9 ( 11 ): 3590-3600.
3. LU Lu, GEOFFREY Y L, 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 ): 942 - 958.

科技报告

学位论文

1. RUSEK F, PERSSON D, LAU B K, et al. Scaling up MIMO: opportunities and challenges with very large arrays［J］. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30 ( 1 ) : 40 - 60.
2. HOYDIS J, BRINK S T, DEBBAH M. Massive MIMO in the UL/ DL of cellular networks: how many antennas do we need? [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31( 2 ) : 160 - 171.
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. CHOI J W, SHIM B, DING Y, et al. Compressed sensing for wireless communications: useful tips and tricks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19( 3 ) : 1527 - 1550.
5. TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53 ( 12 ) : 4655 - 4666..
6. DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55( 5) : 2230 - 2249.
7. BERGERCR, WANG Z, HUANG J, et al. Application of compressive sensing to sparse channel estimation [J]. IEEE Communications Magazine, 2010, 48 ( 11 ) : 164 - 174.
8. NGUYEN S L H, GHRAYEB A. Compressive sensing based channel estimation for massive multiuser MIMO systems [C] // IEEE Wireless Communications and Networking Conference ( WCNC ) . 2013: 2890 - 2895.
9. HUANG W, HUNAG Y, XU W, et al. Beam-blocked channel estimation for FDD massive MIMO with compressed feedback [J]. IEEE Access, 2017, 5: 11791 - 11804.
10. SHEN J C, ZHANG J, ALSUSA E, et al. Compressed CSI acquisition in FDD massive MIMO: how much training is needed? [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15( 6 ) : 4145 - 4156.
11. BARBOTIN Y, HORMATI A, RANGAN S, et al. Estimation of sparse MIMO channels with common support [J]. IEEE Transactions on Communications, 2012, 60 ( 12 ) : 3705 - 3716.
12. GAO Z, DAI L, WANG Z, et al. Spatially common sparsity based adaptive channel estimation and feedback for FDD massive MIMO [J] IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63( 23 ) : 6169 - 6183.
13. RAO X, LAU V K. Compressive sensing with prior support quality information and application to massive MIMO channel estimation with temporal correlation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63( 18 ) : 4914 - 4924.
14. HAN Y, LEE J, LOVE D J. Compressed sensing-aided downlink channel training for FDD massive MIMO systems [J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65 ( 7 ) : 2852 - 2862.
15. ZHANG R, ZHAO H, ZHANG J. Distributed compressed sensing aided sparse channel estimation in FDD massive MIMO systems [J]. IEEE Access, 2018, 6: 18383 - 18397.
16. RAO X, LAU V K. Distributed compressive CSIT estimation and feedback for FDD multi-user massive MIMO systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62( 12 ) : 3261 - 3271.
17. LIU A, ZHU F, LAU V K. Closed-loop autonomous pilot and compressive CSIT feedback resource adaptation in multi-user FDD massive MIMO systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65( 1 ) : 173 - 183.
18. ZHU X, DAI L, GUI G, et al. Structured matching pursuit for reconstruction of dynamic sparse channels [C] // IEEE Global Communications Conference ( GLOBECOM) . 2015.