

文章编号: 2095-4980(2017)06-0933-07

一种 FDD 大规模 MIMO 系统下行信道估计算法

张宇行, 胡 蝶*

(复旦大学 通信科学与工程系, 上海 200433)

摘 要:信道估计是大规模多输入多输出(MIMO)系统的关键技术之一。本文针对频分双工(FDD)大规模 MIMO 正交频分复用(OFDM)系统,研究了下行信道估计问题。通过利用大规模 MIMO-OFDM 信道在角度-频域中的块稀疏特性,提出了基于块匹配追踪的低复杂度估计算法。另外,针对采用时域正交导频存在估计周期过长,有可能超过系统相干时间的问题,提出了天线分组发送方案,通过牺牲观测数据长度来换取信道估计周期的减少。仿真结果表明,所提算法具有良好的抗噪性能,可以准确找出稀疏向量的非零值位置,并可自适应确定稀疏度。

关键词:大规模多输入多输出; 频分双工; 信道估计; 正交频分复用

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201706.0933

A downlink channel estimation algorithm for FDD massive MIMO systems

ZHANG Yuxing, HU Die*

(Department of Communication Science and Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: One of the key technologies of massive Multiple Input Multiple Output(MIMO) systems is channel estimation. The problem of downlink channel estimation in the Frequency Division Duplexing (FDD) Massive MIMO system is studied. By using the block sparsity of the Massive MIMO-OFDM channel in the angular-frequency domain, a low complexity estimation algorithm based on block matching pursuit is proposed. In addition, the system coherence time may be exceeded due to too much time cost when adopting orthogonal pilot symbol in the time domain. To solve this problem, an antenna grouping transmission scheme is proposed to reduce the total channel estimation time by sacrificing the observed data length. The simulation results show that the proposed algorithm has good anti-noise performance, and it can accurately determine the non-zero position of the sparse vector and can adaptively determine the sparsity.

Keywords: massive Multiple Input Multiple Output; frequency division duplex; channel estimation; Orthogonal Frequency Division Multiplexing

大规模 MIMO 指的是基站端采用巨大数量的天线在同一频段服务数量相对较少的用户,从而极大提升系统的频谱效率^[1-3]。在大规模 MIMO 系统中,基站需要利用下行信道信息进行多用户预编码,因此在基站端获取准确的下行信道信息十分关键。当系统采用 FDD 模式时,由于上下行信道之间不存在互易性,故基站通常通过如下 2 个步骤获得下行信道信息:第 1 步,用户根据训练序列进行下行信道估计;第 2 步,用户将估计的信道信息反馈给基站^[4]。然而在实际中,上述处理方式会面临 2 个困难:第一,由于信道参数个数随基站天线数的增加而急剧增大,因此下行信道估计所需的时间也将急剧增加,甚至有可能超过系统的相干时间^[5],若采用过时的信道信息进行预编码,无疑会极大恶化系统性能;第二,由于估计的信道信息需要通过有限反馈的方式反馈回基站,因此当信道参数激增时,系统反馈开销也将急剧增大。所以如何降低下行估计的训练开销和上行反馈的反馈开销是 FDD 大规模 MIMO 系统必须要解决的问题。已有研究表明大规模 MIMO 信道具有一定的稀疏性,文献[6]利用信道在角度域的稀疏性,提出一种联合正交匹配追踪(Joint-Orthogonal Matching Pursuit, J-OMP)算法,对角度域的非零值进行估计,并在反馈过程中只反馈非零值,从而降低了反馈量,但该文献未涉及信道估计时间可能过

收稿日期: 2017-04-24; 修回日期: 2017-06-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61771144)

*通信作者: 胡 蝶 email: hudie@fudan.edu.cn

长的问题。文献[7]利用分布式稀疏度自适应匹配追踪(Distributed Sparsity Adaptive Matching Pursuit, DSAMP)算法更好地估计了角度域中的信道非零值,但它假定反馈信道是加性高斯噪声信道,这是对真实情况的简化。文献[8]通过对信道在某个字典矩阵下存在的稀疏进行压缩观测,并反馈降维的观测值以降低反馈量,通过设计字典矩阵以降低估计的均方误差(Mean Square Error, MSE),但它假定可无误差地得到信道估计过于理想,而且如果信道估计的结果被噪声影响,则此估计结果在所设计的变换域字典下的稀疏性可能消失。综上所述,利用大规模 MIMO 信道的稀疏性,既可以降低下行信道估计的复杂度,又有助于降低反馈数据量。但实际无线信道十分复杂,如何准确确定信道向量的稀疏基是一个亟待解决的问题。当噪声较小时,采用经典压缩感知技术可以较好地解决稀疏信号的重构问题;但是当噪声较大时,要确定稀疏基及相应的系数就变得十分困难^[5-11]。如何在最短时间内恢复稀疏信号,文献[6-8]亦未涉及。OFDM 是 4G 系统的核心技术,它可以有效地对抗频率选择性衰落,并可提高频谱利用率,将 OFDM 与大规模 MIMO 相结合是一种很自然的选择^[12-13]。但目前很多有关大规模 MIMO 系统的研究并未利用 OFDM 技术。本文将充分利用大规模 MIMO OFDM 系统信道的稀疏特点,提出可以更好估计稀疏基以及系数的算法。

1 BigBand 技术

考虑 1 个大规模 MIMO OFDM 系统,其基站配置 M 根天线,系统子载波数为 N_c ,则基站到某一用户的信道可表示为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1N_c} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2N_c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{M1} & h_{M2} & \cdots & h_{MN_c} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_1^T \\ \mathbf{h}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{h}_M^T \end{bmatrix} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{N_c}] \quad (1)$$

式中: $\mathbf{h}_{N_c} = [h_{1n}, h_{2n}, \dots, h_{Mn}]^T$, 为矩阵的第 n 列,表示第 n 个子载波上所有天线的信道响应; $\mathbf{h}_m^T = [h_{m1}, h_{m2}, \dots, h_{mN_c}]$ 为矩阵的第 m 行,表示第 m 根天线上所有子载波的信道响应。

根据文献[7],信道向量 \mathbf{h}_n 可在虚拟角度域表示为:

$$\mathbf{h}_n = \mathbf{A}_B \tilde{\mathbf{h}}_n \quad (2)$$

式中 $\mathbf{A}_B \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 为虚拟角度域的变换矩阵,由基站端的天线阵列结构确定。例如,当基站采用均匀线性阵列(Uniform Linear Array, ULA),且天线之间距离 $d = \lambda / 2$ (λ 为信号波长)时, \mathbf{A}_B 为离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)矩阵取共轭。

在大规模 MIMO 系统中,由于基站下行角度扩展有限, $\tilde{\mathbf{h}}_n$ 将呈现稀疏性。进一步,对于大规模 MIMO OFDM 系统,不同子载波上的信道响应将呈现相同的稀疏性,即所有 $\tilde{\mathbf{h}}_n$ 中的非零元素位置相同^[7](见图 1)。由此可得:

$$[\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{N_c}] = [\tilde{\mathbf{h}}_1, \tilde{\mathbf{h}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{h}}_{N_c}] \quad (3)$$

即:

$$\mathbf{H} = \mathbf{A}_B \tilde{\mathbf{H}} \quad (4)$$

式中 $\tilde{\mathbf{H}} = [\tilde{\mathbf{h}}_1, \tilde{\mathbf{h}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{h}}_{N_c}]$ 。将矩阵 \mathbf{H}^T 和 $\tilde{\mathbf{H}}^T$ 分别进行拉直操作,可得:

$$\text{vec}(\mathbf{H}^T) = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_1 \\ \mathbf{h}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{h}_M \end{bmatrix} := \mathbf{h} \quad \text{vec}(\tilde{\mathbf{H}}^T) = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{h}}_1 \\ \tilde{\mathbf{h}}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{h}}_M \end{bmatrix} := \tilde{\mathbf{h}} \quad (5)$$

式中 $\text{vec}()$ 表示对矩阵进行按列拉直操作。 $\tilde{\mathbf{h}}_m^T$ 对应图 1 中稀疏矩阵的第 m 行。根据式(3)、式(4),可得 \mathbf{h} 与 $\tilde{\mathbf{h}}$ 的关系为:

$$\mathbf{h} = \mathbf{C} \tilde{\mathbf{h}} \quad (6)$$

其中:

$$\mathbf{C} = \mathbf{I} \otimes \mathbf{A}_B \quad (7)$$

式中 \otimes 表示 Kronecker 积。根据图 1 可知,向量 $\tilde{\mathbf{h}}$ 存在块稀疏特性,即 $\tilde{\mathbf{h}}$ 包含 S 个非零块,每个非零块包含 N_c 个非零值,其中 S 为角度域稀疏度。

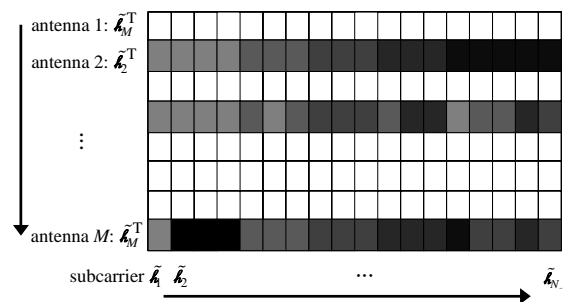


Fig.1 2D subcarrier-antenna channel(angle domain)
图 1 角度域子载波-天线二维信道

假设相干时间足够长，系统采用时域正交的训练序列(见图 2)，则用户接收到的来自第 m 根天线的数据为：

$$y_m = X_m h_m + w_m \tag{8}$$

式中： y_m 为所接收的来自第 m 根天线的所有子载波信号； h_m 为第 m 根天线所有子载波信道的频域响应； $X_m = \text{diag}\{x_m\}$ ，其对角元素由 $x_m = [x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(N_c)]^T$ 组成， $x_m(n)$ 表示第 m 根天线第 n 个子载波上的导频符号； w_m 为 0 均值、方差为 σ^2 的高斯噪声。

联立 M 根天线的接收信号，可得：

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 & & & \\ & X_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & X_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_M \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_M \end{bmatrix} = Xh + w \tag{9}$$

将式(7)代入式(10)可得：

$$y = X\tilde{C}h + w \tag{10}$$

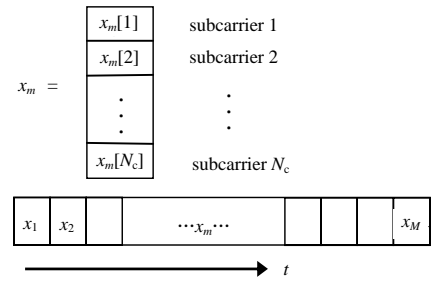


Fig.2 Orthogonal pilot in time domain
图 2 时域正交导频

2 基于天线分组和块稀疏特性的信道估计

目标是根据 y 估计出 \tilde{h} ，然后重构信道矩阵 H 。考虑到 \tilde{h} 为块稀疏向量，要估计 \tilde{h} ，可构建如下优化问题^[10]：

$$\begin{cases} \text{minimize } \|\tilde{h}\|_0 \\ \text{subject to } |y - X\tilde{C}h| < \varepsilon \end{cases} \tag{11}$$

由于 0-范数非凸不连续，因此在一定条件下，可用 1-范数代替 0-范数，即^[11,14]：

$$\begin{cases} \text{minimize } \|\tilde{h}\|_1 \\ \text{subject to } |y - X\tilde{C}h| < \varepsilon \end{cases} \tag{12}$$

然后对式(12)进行凸优化求解，可得到一个合适的解。类似地，也可使用压缩感知中低复杂度的算法如正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)对式(11)进行求解。

事实上，如前所述， \tilde{h} 具有块稀疏特性，因此若能利用这一点，则可以提高恢复性能并降低计算复杂度。块稀疏的一个明显的特点就是，对于某个零块，它的 2-范数一定为 0，即若 $\tilde{h}_i = 0$ ，则 $\|\tilde{h}_i\|_2 = 0$ ；相应地，若某个子块不为零块，则其 2-范数一定大于 0，即若 $\tilde{h}_j \neq 0$ ，则 $\|\tilde{h}_j\|_2 > 0$ 。文献[14]利用上述性质将原始问题式(11)转化为如下优化问题：

$$\begin{cases} \text{minimize } \|\tilde{h}_1\|_2 + \|\tilde{h}_2\|_2 + \dots + \|\tilde{h}_M\|_2 \\ \text{subject to } |y - X\tilde{C}h| < \varepsilon \end{cases} \tag{13}$$

式(13)利用各个子块的 2-范数的和作为目标函数，更好地利用了信号块稀疏的特点，从而可以获得更好的恢复性能。

然而，整个估计周期是从基站第一根天线发送导频信号开始到基站最后一根天线发送导频信号结束，因此用户进行下行信道估计所需要的时间与天线数目成正比。若天线数很大，则需要很长的估计周期，该周期有可能远远超过信道相干时间，这就意味着当估计结束时，信道状态已经发生了改变，从而信道估计结果无效^[5]。

为了解决上述问题，必须减少发送导频序列所耗费的时间。这里提出一种分组发送的算法，可以有效缩短估计周期。具体地，将天线等分成 N 组，则每组包含 $G=M/N$ 根天线。令每组中的所有天线同时发送导频序列，则总发送时间将减少为原来的 $1/G$ 。在分组发送的情况下，所接收的信号 y_G 可表示为：

$$y_G = \begin{bmatrix} y_{G_1} \\ y_{G_2} \\ \vdots \\ y_{G_N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \dots & X_{1,G} & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \ddots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & X_{N,1} & X_{N,2} & \dots & X_{N,G} \end{bmatrix} h + w = X_N \tilde{C}h + w \tag{14}$$

式中：接收信号 y_G 的长度为 NN_c ； $X_{i,j}$ 表示第 i 个组中第 j 根天线的导频矩阵，它是一个 $(N_c \times N_c)$ 维对角矩阵。相

较于之前的接收信号 \mathbf{y} , 观测的维度有所降低, 即所提算法是通过减少观测数来换取发送时间的减少。分组数 N 需要满足:

$$S \ll N < M \tag{15}$$

令 $\mathbf{A} = \mathbf{X}_N \mathbf{C}$, 于是可重新构建凸优化:

$$\begin{cases} \text{minimize}_{\tilde{\mathbf{h}}} \|\tilde{\mathbf{h}}_1\|_2 + \|\tilde{\mathbf{h}}_2\|_2 + \dots + \|\tilde{\mathbf{h}}_M\|_2 \\ \text{subject to } |\mathbf{y}_G - \mathbf{A}\tilde{\mathbf{h}}| < \varepsilon \end{cases} \tag{16}$$

式中 $\mathbf{A} = \mathbf{X}_N \mathbf{C} \in \mathbb{C}^{NN_c \times MN_c}$ 。

上述问题可进一步转化为半正定优化问题(Semi Definite optimization Problem, SDP)^[14]:

$$\begin{cases} \text{minimize}_{\tilde{\mathbf{h}}, t_1, \dots, t_M} \sum_{m=1}^M t_m \\ \text{subject to } \begin{bmatrix} t_m \mathbf{I} & \tilde{\mathbf{h}}_m^* \\ \tilde{\mathbf{h}}_m & t_m \end{bmatrix} \succeq 0, t_m \geq 0, 1 \leq m \leq M \\ |\mathbf{y}_G - \mathbf{A}\tilde{\mathbf{h}}| < \varepsilon \end{cases} \tag{17}$$

式中 $\succeq 0$ 表示矩阵的半正定。在多项式时间内求解 SDP 问题有很多方法, 从数值计算的角度, 求解 SDP 问题效率较高^[14]。

3 基于块匹配追踪的低复杂度信道估计

基于天线分组和块稀疏特性的凸优化方法不仅提高了对稀疏位置估计的准确度, 还可以缩短整个下行信道估计的周期。但直接求解式(17)还存在一些问题, 比如求解过程中的迭代过程无法控制, 计算复杂度较高。为了保证性能的基础上降低计算复杂度, 本节提出一个基于块匹配追踪的估计算法, 所提算法可以使得估计过程中的每个步骤更加清晰可控。

将式(14)重写为:

$$\mathbf{y}_G = \mathbf{A}\tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{w} = [\mathbf{A}_1 \ \mathbf{A}_2 \ \dots \ \mathbf{A}_M] \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{h}}_1 \\ \tilde{\mathbf{h}}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{h}}_M \end{bmatrix} + \mathbf{w} \tag{18}$$

若已知非零子块的索引: m_1, m_2, \dots, m_S , 且 $m_1 < m_2 < \dots < m_S$, 则式(18)可表示为:

$$\mathbf{y}_G = \mathbf{A}\tilde{\mathbf{h}} + \mathbf{w} = [\mathbf{A}_{m_1} \ \mathbf{A}_{m_2} \ \dots \ \mathbf{A}_{m_S}] \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{h}}_{m_1} \\ \tilde{\mathbf{h}}_{m_2} \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{h}}_{m_S} \end{bmatrix} + \mathbf{w} \tag{19}$$

若令 $\mathbf{A}_S = [\mathbf{A}_{m_1} \ \mathbf{A}_{m_2} \ \dots \ \mathbf{A}_{m_S}]$, $\tilde{\mathbf{h}}_S = [\tilde{\mathbf{h}}_{m_1} \ \tilde{\mathbf{h}}_{m_2} \ \dots \ \tilde{\mathbf{h}}_{m_S}]^T$, 则可得 $\tilde{\mathbf{h}}_S$ 的最小二乘(Least Squares, LS)估计:

$$\hat{\mathbf{h}}_{S_LS} = (\mathbf{A}_S^H \mathbf{A}_S)^{-1} \mathbf{A}_S^H \mathbf{y}_G \tag{20}$$

式(20)表明, 若能找到非零子块的索引 m_1, m_2, \dots, m_S , 则最终可用 LS 算法得到非零信道向量的估计 $\hat{\mathbf{h}}_{S_LS}$ 。所以, 问题的关键在于如何准确找到非零子块的索引值。

将式(20)重写为:

$$\mathbf{y}_G = \sum_{m=1}^M \mathbf{A}_m \tilde{\mathbf{h}}_m + \mathbf{w} \tag{21}$$

注意到在不考虑噪声的情况下, 对最终结果 \mathbf{y}_G 的值起作用的应是 $\tilde{\mathbf{h}}$ 中的非零子块。由此推得, 若 \mathbf{A} 中某个块 \mathbf{A}_i 对应 $\tilde{\mathbf{h}}$ 中的子块 $\tilde{\mathbf{h}}_i$ 恰好为非零子块, 则 \mathbf{y}_G 与 \mathbf{A}_i 的相关性一定较大; 而若某个块 \mathbf{A}_i 对应 $\tilde{\mathbf{h}}$ 中的子块 $\tilde{\mathbf{h}}_i$ 恰好为零子块, 则 \mathbf{y}_G 与 \mathbf{A}_i 的相关性一定较小。根据以上推断, 得到观测数据 \mathbf{y}_G 后, 可先确定 \mathbf{y}_G 与 \mathbf{A} 中各个子块的相关性, 即计算:

$$\mathbf{y}_G^H \mathbf{A}_m \quad (22)$$

式中 $m=1,2,3,\dots,M$ 。为衡量相关性大小,对上述结果取 2-范数,令:

$$r(m) = \|\mathbf{y}_G^H \mathbf{A}_m\|_2 \quad (23)$$

得到 $r(1),r(2),\dots,r(M)$ 后,按照大小对其进行排序:

$$r(i_1) > r(i_2) > \dots > r(i_M) \quad (24)$$

若已知真实稀疏度 S ,则取式(24)中前 S 个数值对应序号 $i_1, i_2, i_3, \dots, i_S$ 作为非零块位置的估计,根据式(20)进行 LS 估计。

若稀疏度未知,则需要自适应确定。这里提出如下方法:首先对式(24)进行前后项差分运算,得到:

$$\delta(k) = r(i_k) - r(i_{k+1}), k=1,2,\dots,M-1 \quad (25)$$

然后在结果中找到最大值对应的索引 \hat{S} ,即为对稀疏度的估计,即:

$$\hat{S} = \underset{k=1,2,\dots,M-1}{\operatorname{argmax}} \delta(k) \quad (26)$$

所提基于块匹配追踪(Block Matching Pursuit, Block-MP)算法步骤如下:

输入: 接收信号 \mathbf{y}_G , 感知矩阵 \mathbf{A} , 全零 $(M \times N_c) \times 1$ 向量 $\hat{\mathbf{h}}$;

步骤 1: 根据式(14),按照预先已知的分组情况将接收到的信号 \mathbf{y}_G 与矩阵 \mathbf{A} 的每个块进行相关运算:

$$r(m) = \|\mathbf{y}_G^H \mathbf{A}_m\|_2, m=1,2,\dots,M;$$

步骤 2: 对步骤 1 的结果从大到小排序: $r(i_1) > r(i_2) > \dots > r(i_M)$;

步骤 3: 对步骤 2 中所得结果两两进行差分运算,并令: $\delta(k) = r(i_k) - r(i_{k+1}), k=1,2,\dots,M-1$;

步骤 4: 在步骤 3 的结果中找到最大值对应的索引 k_S ,即为对稀疏度的估计: $\hat{S} = \underset{k=1,2,\dots,M-1}{\operatorname{argmax}} \delta(k)$;

步骤 5: 按步骤 2 中前 \hat{S} 个索引: $i_1, i_2, i_3, \dots, i_{\hat{S}}$, 找到矩阵 $\mathbf{A}_{\hat{S}}$: $\mathbf{A}_{\hat{S}} = [\mathbf{A}_{i_1} \mathbf{A}_{i_2} \dots \mathbf{A}_{i_{\hat{S}}}]$;

步骤 6: 计算最小二乘解: $\hat{\mathbf{h}}_{S_LS} = (\mathbf{A}_{\hat{S}}^H \mathbf{A}_{\hat{S}})^{-1} \mathbf{A}_{\hat{S}}^H \mathbf{y}_G$;

步骤 7: 按照索引: $i_1, i_2, i_3, \dots, i_{\hat{S}}$ 将步骤 6 中所得 $\hat{\mathbf{h}}_{S_LS}$ 的各个子块赋给 $\hat{\mathbf{h}}$: $\hat{\mathbf{h}}_{i_1} = \hat{\mathbf{h}}_{S_LS(1)}, \hat{\mathbf{h}}_{i_2} = \hat{\mathbf{h}}_{S_LS(2)}, \dots, \hat{\mathbf{h}}_{i_{\hat{S}}} = \hat{\mathbf{h}}_{S_LS(\hat{S})}$;

注: $\hat{\mathbf{h}}_{S_LS(s)}$ 表示取 $\hat{\mathbf{h}}_{S_LS}$ 的第 s 个子块;

步骤 8: $\hat{\mathbf{h}}$ 中未被赋值的子块继续保持为 0;

输出: 对 $\hat{\mathbf{h}}$ 的最终估计 $\hat{\mathbf{h}}$ 。

4 仿真结果及分析

仿真中取天线数 $M=60$,子载波数 $N_c=128$,每个子载波下的稀疏度 $S=10$,非零值位置随机产生。

式(25)~(26)提出一种通过计算相关性 2-范数的差值来判断稀疏度的方法。图 3 给出 $G=2$ 时,根据式(26)计算出的差值的分布。从图中可以看到,当 $R_{SN}=0$ dB 时,尽管此时噪声干扰严重,根据式(26)得到的最大值较小,但仍然出现在真实稀疏度 $S=10$ 的位置,这是因为根据式(23),非零子块对应的子矩阵与接收信号 \mathbf{y}_G 相关性应大于零子块对应的子矩阵与 \mathbf{y}_G 的相关性,所以按照式(25)进行差分运算后,再根据式(26)找到的最大值位置在很大概率上是非零子块与零子块的分界位置,而其值即为稀疏度。这说明所提方法在低信噪比时仍可以估计出真实的稀疏度。从图中还可以看到,随着信噪比升高,最大值越来越大,对真实稀疏度估计的准确性越来越高。仿真结果表明,所提算法可以有效估计出信道稀疏度。

图 4 给出所提的块匹配追踪方案对非零位置估计的正确率。从图中可以看到,当 $G=1,2$ 时,即使信噪比很低,所提算法也能成功估计出非零子块的位置。但在低信噪比时,随着 G 的升高,算法正确估计非零子块位置的概率开始下降,例如在 $G=4, R_{SN}=0$ dB 时正确率约为 90%,在 $G=5, R_{SN}=0$ dB 时正确率跌至约 75%。这是因为随着 G 的升高,对稀疏信号的观测数 $N=M/G$ 下降,因此对于非零位置估计的正确率下降。不过,当信噪比超过 5 dB 时,各种分组情况下的估计正确率都接近 100%。该结果表明,通过充分利用块稀疏特性,以子块为单位进行稀疏恢复,可极大提高算法的抗噪性能。与经典 OMP 算法相比,所提算法可以极大提高在噪声中对非零位置估计的正确率。即使信噪比升高到 20 dB,OMP 算法也无法达到 100%。这是因为传统 OMP 算法没有利用块稀疏的特性,而是对每个位置进行分别判断,因此若某一个位置恰好受到比较严重的噪声影响,则将导致判断错误。相

比之下, 由于所提算法利用了块稀疏特性, 判决是按照块进行, 即使一个块中个别位置被严重影响, 但整个块受到的影响仍然可以达到很小, 从而不会影响最终对非零位置的判决。仿真结果表明所提的基于块稀疏的块匹配追踪算法在抗噪性能上比传统 OMP 算法有明显提升。

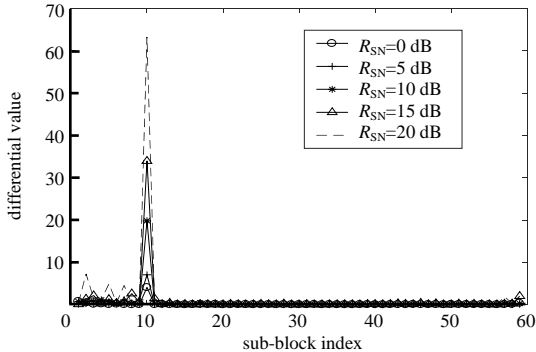


Fig.3 Differential value distribution under sparsity adaptive Block Matching Pursuit algorithm with different SNRs
图 3 不同信噪比下稀疏度自适应块匹配追踪方法下差分值

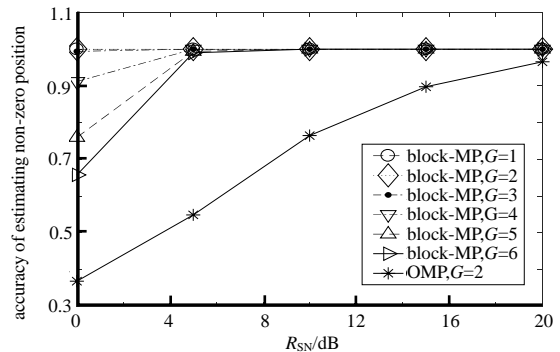


Fig.4 Accuracy of non-zero position estimation under block matching pursuit algorithm with different SNRs
图 4 不同信噪比下块匹配追踪算法对非零位置估计正确率

图 5 给出了不同分组情况下, 所提块匹配追踪算法的 MSE 性能。图中也给出传统 OMP 算法以及已知非零子块位置时的 LS 算法性能, 以作为比较。从图中可以看到, 若不进行分组, 即每根天线错时发送导频, 则所提的块匹配追踪算法性能与 LS 算法性能完全相同。这是因为在天线未进行分组的情况下, 即使信噪比很低时, 所提算法也能准确地估计出非零子块的位置(如图 4 所示), 因此与 LS 算法性能相当。当开始对天线进行分组时, 由于随着 G 的增大, 对稀疏信号的观测数 $N=M/G$ 相应减少, 因此导致稀疏信号恢复性能的下降。但注意到 G 的增大使下行信道估计所需时间缩短, 提高了频谱效率, 有效避免了估计时间过长的问题。因此, 实际中应根据系统参数及要求选取合适的 G 。

图 6 比较了不同分组情况下, 所提的块匹配追踪算法与直接利用凸优化方法求解式(17)(对应图中的“块凸优化方法”)所需的运行时间。从图中可以看到, 块匹配追踪方法在任何分组情况下都用时更少, 即其计算复杂度始终要低于凸优化算法。这是因为凸优化算法每一次迭代都包含了高维的矩阵运算, 所以计算量相对较大, 并且凸优化算法在得到凸优化运算结果后, 需要对结果进一步分析才可找到非零子块与零子块的位置。而相比之下, 块匹配追踪算法则先找到非零子块位置, 然后直接进行降维数的 LS 求解, 因此其复杂度较低。

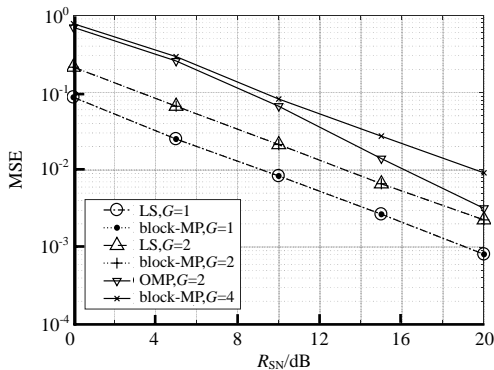


Fig.5 MSE performance of block matching pursuit algorithm
图 5 块匹配追踪算法的 MSE 性能

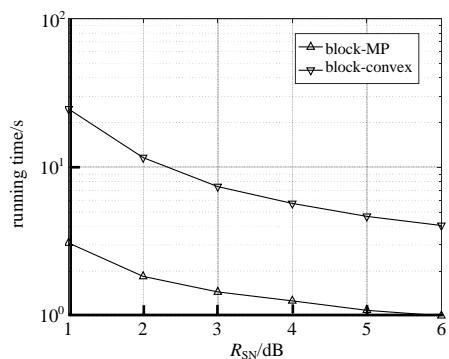


Fig.6 Runtime comparison between block matching pursuit algorithm and Convex Optimization algorithm
图 6 块匹配追踪算法与凸优化算法运行时间比较

5 结论

本文针对 FDD 大规模 MIMO OFDM 系统, 提出了基于天线分组以及块稀疏特性的低复杂度的块匹配追踪算法。由于所提算法充分利用了块稀疏特性, 按照子块来恢复信号, 因此增强了算法的抗噪性能, 提高了运算效率。仿真结果表明, 所提算法在确定信道稀疏度、非零子块位置以及重构稀疏信道向量方面都要优于传统的 OMP 算法。所提的块匹配追踪方法在计算复杂度上明显低于凸优化算法, 这对于计算能力较差的用户端来说是一个很好的解决方案。另外, 所提算法通过对发射天线进行分组, 缩短了信道估计所需的训练时间, 从而可以有效避免估计周期超过信道相干时间而使得信道估计结果无效的问题。

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] 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] 尤肖虎, 潘志文, 高西奇, 等. 5G移动通信发展趋势与若干关键技术[J]. *中国科学: 信息科学*, 2014, 44(5): 551–563. (YOU Xiaohu, PAN Zhiwen, GAO Xiqi, et al. The 5G mobile communication: the development trends and its emerging key techniques[J]. *Science China: Information Sciences*, 2014, 44(5): 551–563.)
- [4] JIANG Z, MOLISCH A F, CAIRE G, et al. Achievable rates of FDD massive MIMO systems with spatial channel correlation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(5): 2868–2882.
- [5] XIE H, GAO F, JIN S. An overview of low-rank channel estimation for massive MIMO systems[J]. *IEEE Access*, 2016(4): 7313–7321.
- [6] RAO X, LAU V K N. Distributed compressive CSIT estimation and feedback for FDD multi-user massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(12): 3261–3271.
- [7] 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.
- [8] LU L, LI G Y, QIAO D, et al. Sparsity-enhancing basis for compressive sensing based channel feedback in massive MIMO systems[C]// *IEEE Global Communications Conference*. San Diego, CA, USA: IEEE, 2015: 1–6.
- [9] ZHANG Z, XU Y, YANG J, et al. A survey of sparse representation: algorithms and applications[J]. *IEEE Access*, 2015(3): 490–530.
- [10] 彭云柯. 基于压缩感知的MIMO-OFDM系统信道估计[D]. 北京: 北京理工大学, 2015. (PENG Yunke. MIMO-OFDM channel estimation on compressive sensing[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015.)
- [11] 李峰, 郭毅. 压缩感知浅析[M]. 北京: 科学出版社, 2015. (LI Feng, GUO Yi. Brief analysis of compressive sensing[M]. Beijing: Science Press, 2015.)
- [12] ZHANG Y, WANG D, WANG J, et al. Channel estimation for massive MIMO-OFDM systems by tracking the joint angle-delay subspace[J]. *IEEE Access*, 2016(4): 10166–10179.
- [13] 韩宜君, 艾渤, 王劲涛, 等. 适用于高速移动场景的信道估计方法[J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2013, 11(6): 891–896. (HAN Yijun, AI Bo, WANG Jintao, et al. Channel estimation in high-speed mobile scenario[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2013, 11(6): 891–896.)
- [14] STOJNIC M, PARVARESH F, HASSIBI B. On the reconstruction of block-sparse signals with an optimal number of measurements[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(8): 3075–3085

作者简介:



张宇行(1991–), 男, 沈阳市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为大规模MIMO. email: 14210720153@fudan.edu.cn.

胡蝶(1979–), 女, 湖南省衡阳市人, 副教授, 主要研究方向为通信信号处理、OFDM、大规模MIMO、5G等.