

基于块稀疏快速重构的 MISO 活跃用户集与信道联合估计

康 凯^{1,2,3} 钟子发^{1,2} 朱然刚^{1,2} 王 理⁴

(1. 电子工程学院通信对抗系, 合肥, 230037; 2. 安徽省电子制约技术重点实验室, 合肥, 230037;
3. 第二炮兵工程大学信息工程系, 西安, 710025; 4. 中国人民解放军空军 95865 部队, 北京, 102218)

摘要: 针对多用户多输入单输出(Multiple input single output, MISO)系统的用户选择与信道估计问题, 引入基于用户分布式自选择的信道接入策略, 设计一种新的结合该策略的时分双分复用(Time division duplex, TDD)模式数据传输帧结构。利用用户活跃模式自然稀疏性和信道冲激响应时延域稀疏性, 将基站接收上行随机导频序列建模为块稀疏线性模型。基于凸松弛的 l_2/l_1 模型提出一种快速的块稀疏重构算法求解问题模型。算法首先对目标函数进行变量分裂, 然后利用交替方向法对各变量进行交替更新, 直至满足收敛条件。交替更新中, 对于无法获得闭式解的信号变量项, 采取块坐标下降法求解。计算机仿真表明, 与块正交匹配追踪和块压缩采样匹配追踪比较, 新算法能够在保持高重构精度的前提下获得更快的计算速度。

关键词: 块稀疏信号重构; 分布式自选择; 随机身份标识序列; 交替方向法; 块坐标下降法

中图分类号: TN911.23 **文献标志码:** A

Active User Identification and Channel Estimation in MISO Based on Efficient Block-sparse Signal Recovery Algorithm

Kang Kai^{1,2,3}, Zhong Zifa^{1,2}, Zhu Rangang^{1,2}, Wang Li⁴

(1. Communication Countermeasure Department, Electronic Engineering Institute, Hefei, 230037, China; 2. Key Laboratory of Electronic Restriction of Anhui Province, Hefei, 230037, China; 3. Information Engineering Department, The Second Artillery Engineering University, Xi'an, 710025, China; 4. Unit 95865, PLAAF, Beijing, 102218, China)

Abstract: To solve the user selection and channel estimation problem in multi-user MISO system, a new data transmission frame structure combined with the decentralized user self-selecting strategy in TDD mode is designed. Then, the base station receiving uplink random pilot sequence signed with the user identity is built as a block sparse linear model based on the natural signal sparsity from users' low active degree and the channel impulse response sparsity in delay-spread domain. In addition, to resolve such an objective optimization problem, an efficient block-sparse signal recovery algorithm is proposed based on l_2/l_1 reconstruction model. In the novel algorithm, the objective function is transformed through variable splitting and four variables are alternately updated in the framework of alternating direction method (ADM) until the prespecified convergence criterion is satisfied. During the alternate updating procedure, aiming at unobtainable closed form solution of the signal variable item, the block coordinate descent

(BCD) method is utilized to acquire an iterative solution. Simulation results demonstrate that the proposed method can achieve higher computational efficiency and the better estimation accuracy compared with two state-of-art fast algorithms, such as block orthogonal matching pursuit (Block OMP) and block compressive sampling matching pursuit (Block CoSaMP).

Key words: block sparse signal recovery; decentralized self select; random identity signature sequences; alternating direction method; block coordinate descent method

引 言

用户调度和下行预编码是多用户多入单出(Multi-user multi-input-single-output, MU-MISO)系统充分利用地理上分布的用户带来的丰富空间分集增益和多天线复用增益提高系统容量的关键。理想情况下,基站已知所有用户的下行信道状态信息(Channel state information, CSI),采用集中式用户选择算法并考虑用户需求和公平性等因素完成用户调度。集中式方案中 CSI 的获取将导致与系统内用户数成正比的上行反馈信道传输负担,基站侧测量所有用户 CSI 所耗时间也将随用户数目线性增长。当系统内用户数庞大时,集中式方案是不切实际的。如果限定系统工作在时分双工复用模式,则可以应用分布式方案,此方案中基站广播导频信号和信道质量信息(Channel quality information, CQI)门限,每个用户基于下行导频估计各自的信道并与进行 CQI 门限判决,高于门限的用户发送上行导频信号并请求接入网络,否则保持静默^[1]。这样带来的好处是大大减少了上行导频信号传输所需的带宽以及基站进一步实现 CSI 估计和用户选择的运算量。

值得注意的是,典型的多用户通信系统在实际运行中,处于活跃状态的用户数占用户总数的比例往往比较小(请求接入网络的用户数远小于总用户数),表现为用户发送的上行信号呈现时域稀疏性,这使得基站侧利用此稀疏性并基于稀疏重构算法实现用户识别和信道估计成为可能。对这一问题的研究一般与机会式通信^[2]、下行用户调度^[3]和信道随机接入控制^[4]有关。例如,文献[2]提出基于压缩感知(Compressed sensing, CS)的机会式接入策略,系统将用户判定是否接入信道的 CQI 比较门限分成多个区间(区间边界值设置由公式推导,与总用户数和用户稀疏向量的稀疏度有关),用户进行区间分布式判定是否发送预留分组包至多址接入共享信道(可以看作信道接入请求),基站稀疏重构出每一区间的强用户,随后随机选择最高活跃区间中的一个强用户接入网络并发送上行数据,最高活跃区间 CQI 下界即为所选择用户 CQI 的估计。文献[3]研究单输入单输出(Single input single output, SISO)系统,提出基站能够基于梯度投影稀疏重构算法(Gradient projection for sparse recovery, GPSR)同时得到活跃用户集及其对应的信道增益强度。文献[5,6]进一步推广到 MIMO 信道下行广播场景,指出基站不再局限于获取用户的 CQI,当用户基于归一化的接收波束成形矢量发射上行数据时,基站能够得到各用户的信道方向信息(Channel direction information, CDI)。文献[4]从多用户 MIMO 无线网络的 PHY/MAC 跨层设计角度进行研究,指出用户在随机接入信道时无需严格避免导频冲突,系统可以允许多个用户的多个导频流并发传输,基站利用信道冲激响应的时域稀疏性和用户活跃模式的自然稀疏性基于压缩采样匹配追踪(Compressed sampling matching pursuit, CoSaMP)可以同时获取多个用户精确的信道估计。

本文继续上述文献的工作,限定系统工作在 TDD 模式,设计一种特定的数据传输帧结构,基于分布式自选择过程,结合用户活跃模式自然稀疏性和信道冲激响应时延域稀疏性,将基站接收上行随机导频序列建模为稀疏线性模型,并利用稀疏矢量呈现的块稀疏特性,基于凸松弛的 l_2/l_1 模型提出一种快速的块稀疏重构算法求解问题模型,进而实现上行多用户身份识别(检测)和多用户到基站所有天线的信道估计。由于分布式自选择的用户子集大小远小于总用户数,所提方案大大减少了用于 CSI 估计的上

行反馈信号所需的传输带宽,而且由于候选用户集的减少,基站实现用户再选择的运算量也同比下降。现有的块稀疏信号重构算法可分为两类,一类为贪婪追踪类算法,如块正交匹配追踪(Block orthogonal matching pursuit, Block OMP)^[7,8]和块压缩采样匹配追踪(Block compressive sampling matching pursuit, Block CoSaMP)^[9];一类为凸松弛类算法,如基于二阶锥规划(Second-order cone programming, SOCP)和内点法(Interior point, IP)的SOCP+IP算法^[10]、基于半定规划(Semi-definite programming, SDP)和内点法的SDP+IP算法^[11]。贪婪追踪类算法的特点是计算量小,但重构误差大,并且此类算法的计算量随着块稀疏度的增大而急剧增大;凸松弛类算法的重构精度高,但是现有的基于SOCP和SDP的算法计量大,特别是在通信信号处理的实时性要求下,计算量大将是其难以实用的瓶颈。交替方向法(Alternating direction method, ADM)是一种常用的一阶优化方法,在标准稀疏重构中已经得到应用^[12,13]。本文将ADM引入块稀疏信号重构中,提出一种基于ADM的块稀疏信号重构算法(Block-sparse recovery based on ADM, ADM-BSR),相比其他算法在保持重构精度的前提下,提高了计算效率。

1 数据传输帧设计与用户选择过程

MU-MISO系统工作在TDD模式,基站配置的天线数为 N_{BS} ,系统内用户总数为 K ,且 $K \geq N_{BS}$,用户配置单天线。本文提出如图1所示的链路数据传输帧(Frame)结构,各部分均为单比特码元长度 T_b 的倍数,帧长 T_f 小于等于信道相干时间 T_c (Channel coherence time, CCT),一帧由下行导频时隙(Downlink pilot time slot, DwPTS)、保护时隙(Guard period, GP)、上行导频时隙(Uplink pilot time slot, UpPTS)、系统往返时间(Round-trip time, RTT)、有效数据传输时隙组成。其中,DwPTS用于用户接收基站广播导频并实现对各自信道的估计,GP用于避免上行/下行信号之间的干扰,UpPTS用于用户发送上行导频以供基站进行信道估计,UpPTS和RTT相加称为预留时间 T_r , T_r 用于用户接入网络和基站应答并在此过程中将此帧预留留给最佳用户进行有效数据传输,基站需要在每一帧内选择调度 K_s 个用户并在RTT末端之前通知用户被选择,被选择用户与基站间将在有效数据传输时间 T_d 内进行上行/下行数据传输。显然,由于CCT是物理信道的自然特性并界定了帧长的上界,而RTT主要由小区覆盖区域大小决定,因此减少上下行导频的数据量将有利于提高系统吞吐量。

参照图1,假定基站基于UpPTS内的上行导频已估计出所有 K 个用户的CQI,理论上基站可以集中式进行最优的用户选择,但是实际上运算复杂度是难以接受的^[14],而且当基站配置天线数目增加、系统内用户数庞大时,这种最优的方法基本无法实现。本文选择符合实际的次优方法,其用户选择过程分成两步完成:

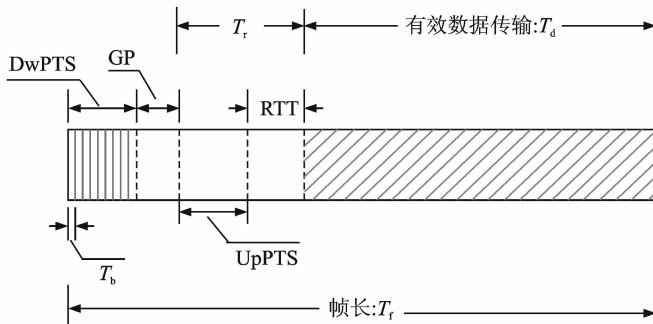


图1 链路数据传输帧结构

Fig. 1 Data transmission frame structure of communication link

(1)地理上随机分布的 K 个用户基于 DwPTS 内的下行导频对各自 CQI 进行估计,进一步用户通过将此 CQI 与门限值相比较并考虑用户需求进而做出是否接入网络的决定,实现分布式用户自选择,得到大小为 K_{ss} 的自选择用户集($K_{ss} \leq K$)。

(2)基站对自选择用户集进行再选择,得到在 T_d 时间内传输数据的大小为 K_s 的选择用户集($K_s < K_{ss}$)。

上述第一步的结果是只有一小部分用户发送上行导频并请求信道接入,基站不需要考虑所有 K 个用户,而只需考虑数目小了很多的 K_{ss} 个用户,需处理的数据量大大减少。第二步是传统的用户选择问题,目的是按一定准则选择发送数据的用户集最大化系统利用率,例如,总吞吐量,即系统的总容量(单位 bps/Hz),需要的信息是所有自选择用户的 CQI,可基于最优的暴力穷尽式搜索算法或次优的选择算法,如半正交用户选择算法(Semi-orthogonal user selection, SUS)^[14],贪婪选择(Greedy user selection, GUS)^[15]实现。

2 基于稀疏的活跃用户集和信道联合估计

分布式用户自选择过程的结果是 K_{ss} 个用户在 T_r 的起始时刻要求接入网络并开始发送上行导频,基站发射端需要识别出 \hat{K}_{ss} 个用户的集合(\hat{K}_{ss} 为 K_{ss} 的估计),并再选择出 $K_s < \hat{K}_{ss}$ 个用户(基于各用户的信道条件并考虑公平性进行调度,且保证所选择的 K_s 个用户为正交用户)并在 RTT 末端之前通知用户,且只有自选择的用户需要被通知,被通知的用户将与基站在 T_d 时间段内进行上行/下行数据传输。在此过程中,用户再选择、上行数据相干检测以及下行波束成型(预编码)均需要对上行信道进行估计(下行信道利用信道互易性获得)。

2.1 问题模型

首先对可利用的稀疏性进行分析:

(1)用户上行导频信号的自然稀疏性。由于多用户系统实际运行时,考虑用户需求,同一时刻想要接入网络的用户只占总用户数的一小部分。同时,基站通过设定合适的 CQI 门限值 τ 使 $K_{usr} \leq K$ 也可以进一步保证最终实现自选择的用户数远小于总用户数,即,定义比率 $p_a = \frac{K_{ss}}{K}$,有 $p_a \leq 1$ 。只有自选择用户通过上行链路发送上行导频,会致使基站接收信号呈现自然稀疏性。

(2)信道冲激响应时延域稀疏性。信道冲激响应是信道收发天线间的信道失真,考虑基于宽带 OFDM 的传输方案,对于每一个 OFDM 子载波一般建模为平坦衰落信道,信道失真可以用复数增益来近似表征幅度衰落和相位偏移。例如,用户基于 OFDM 发送符号序列 \bar{s} ($(\bar{\cdot})$ 代表信号在频域进行表示),在第 i 个子载波上的接收信号为 $\bar{y}_i = \bar{h}_i \bar{s}_i + \bar{n}_i$ (序列长度等于子载波个数, \bar{n}_i 代表噪声),与之相对应的时域表示为 $\mathbf{y} = \mathbf{h} * \mathbf{s} + \mathbf{n}$ (* 表示卷积,可以理解为源于不同时延多径信号间的符号间干扰, \mathbf{h} 的元素可以理解为不同时延多径上的信道失真)。参照文献[16]的信道测量结果,信道的多径并不是在整个时延扩展范围内平均分布而是聚集成若干可分辨的径呈簇状分布。OFDM 信道在时延域的稀疏性^[17]表现为其信道冲激响应仅由为数不多的几个大的径构成,且当信号空间维数很大时(例如,带宽很宽),稀疏特性尤为明显^[18]。

综合上述两种稀疏性,可以将用户间无协作的多址信道随机接入上行信号接收模型建立为稀疏线性模型,并基于稀疏重构方法实现信道接入多用户身份识别(检测)和信道估计(在预留时间 T_r 内完成)。

参考文献[3]提出的思路,系统内每个用户分配一个独一无二的长度为 N_{obs} 随机导频序列用于上行信道估计。 \mathbf{q}_k 表示分配给用户 k 的序列,其元素由独立同分布 ± 1 取值的 Bernoulli($\frac{1}{2}$) 随机变量组成。

鉴于随机序列可以实现不同用户身份的识别,故也称之为随机标识序列,该序列可以程序化至移动用户终端内,也可以在由基站在初始化时动态分配,但是必须保证信道接入前每个用户唯一确定分配给自己的标识序列,同时基站已知所有用户的标识序列。

基站的每一个天线都将接收到自选择用户发送的随机标识序列(导频)激励的信道冲激响应的随机线性测量。假定随机导频序列长度等于 OFDM 子载波数目,导频基于独立的子载波同时发送构成一个 OFDM 导频符号。基站第 t 个天线的导频信号接收模型为

$$\bar{\mathbf{y}}_{(t)} = \bar{\mathbf{Q}} \bar{\mathbf{h}}_{(t)} + \bar{\mathbf{n}}_{(t)} = [\Phi_1 \quad \Phi_2 \quad \cdots \quad \Phi_K] \begin{bmatrix} \theta_1 \bar{\mathbf{h}}_{(t)1} \\ \vdots \\ \theta_k \bar{\mathbf{h}}_{(t)k} \\ \vdots \\ \theta_K \bar{\mathbf{h}}_{(t)K} \end{bmatrix} + \bar{\mathbf{n}}_{(t)} \quad (1)$$

其中

$$\Phi_k = \text{diag}(\mathbf{q}_k) = \begin{bmatrix} q_{k1} & & & \\ & \ddots & & \\ & & q_{kN_s} & \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $\bar{\mathbf{h}}_{(t)k}$ 表示用户 k 至基站天线 t 的长度为 N_{obs} 的复频域冲激响应,噪声 $\bar{\mathbf{n}}_{(t)}$ 服从分布 $CN(0, \sigma_n^2 \mathbf{I})$ (\mathbf{I} 为单位阵), $\theta_k \in \{0, 1\}$ 用于索引用户 k 是否在所有 K 个用户中是否处于活跃状态(1 指示活跃)。

将式中的每一个频域冲激响应 $\bar{\mathbf{h}}_{(t)k}, k=1, 2, \dots, K$ 转换到时域,可得

$$\bar{\mathbf{y}}_{(t)} = \mathbf{Q} \mathbf{h}_{(t)} + \bar{\mathbf{n}}_{(t)} = [\Phi_1 \mathbf{W} \quad \Phi_2 \mathbf{W} \quad \cdots \quad \Phi_K \mathbf{W}] \begin{bmatrix} \theta_1 \mathbf{h}_{(t)1} \\ \vdots \\ \theta_k \mathbf{h}_{(t)k} \\ \vdots \\ \theta_K \mathbf{h}_{(t)K} \end{bmatrix} + \bar{\mathbf{n}}_{(t)} \quad (3)$$

式中: \mathbf{W} 为 $N_{\text{obs}} \times L$ 维离散傅里叶变换矩阵(Discrete fourier transform matrix, DFTM), L 为用户至基站某一个天线的时域信道冲激响应的维数(信道长度)且假设各用户与基站天线间对应的信道长度相等, $\bar{\mathbf{h}}_{(t)k} = \mathbf{W} \mathbf{h}_{(t)k}, t=1, \dots, N_{\text{BS}}$ 。用户标识随机序列叠加 DFT 运算构成的矩阵 \mathbf{Q} 为感知矩阵(或者冗余字典), K_{ss} 个用户并发的随机身份标识序列可以看作是对信道进行随机探测,基站接收信号可以看作是多稀疏冲激响应(来自于不同用户)的随机线性组合。

假定用户 k 至基站天线 t 的信道冲激响应 $\mathbf{h}_{(t)k}$ 中非零抽头数目为 $D_k \leq L$ (多径信道中具有大的幅值增益的径的个数),则 KL 维矢量 $\mathbf{h}_{(t)}$ 中非零项元素的个数 $\leq K_{\text{ss}} \cdot \max(D_k) \leq KL$, 且呈块稀疏特性,即非零项元素以块为单位呈聚集分布。针对块稀疏的 $\mathbf{h}_{(t)}$, 不对非零元素的结构加以约束时(非零元素可以出现在 $\mathbf{h}_{(t)}$ 中的任何位置),可以在标准稀疏线性模型框架下进行重构,重构的目的是基于低维观测向量 $\bar{\mathbf{y}}_{(t)}$ 恢复稀疏向量 $\mathbf{h}_{(t)}$, 进而解析出 $\hat{\theta}_k, \forall k$ 实现稀疏自选择用户识别(即,估计出聚集的非零值,索引对应的随机序列值并标识用户)以及与之对应的信道估计 $\hat{\mathbf{h}}_{(t)k}$ (即,估计不同活跃用户的冲激响应中大的径的个数及取值)。针对所有基站天线 $t=1, \dots, N_{\text{BS}}$ 求解式可得 \hat{K}_{ss} 个用户至所有基站天线的虚拟 $K_{\text{ss}} \times N_{\text{BS}}$ 维 MIMO 信道估计(也可以将基站的每个接收天线和所有用户之间的信道冲激响应连接在一起作为待估计的稀疏信号,称之为信道矢量化)。但是,如果将这种块稀疏结构加以利用,则可以获得更好的重构性能。

首先,参照文献[17]的做法,将复数域模型等价地变换为实数域模型,同时,为了方便公式推导,省略不相关标识并采用新的符号及索引,可得

$$\mathbf{b} = \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (4)$$

式中:定义 $M=2N_{\text{obs}}, N=2KL$, 线性测量值 $\mathbf{b} \triangleq [\text{Re}\{\bar{\mathbf{y}}_{(t)}^T\}, \text{Im}\{\bar{\mathbf{y}}_{(t)}^T\}]^T \in \mathbf{R}^M$, 加性噪声 $\mathbf{n} \triangleq [\text{Re}\{\bar{\mathbf{n}}_{(t)}^T\}, \text{Im}\{\bar{\mathbf{n}}_{(t)}^T\}]^T \in \mathbf{R}^M$, 块稀疏信号 $\mathbf{x} \triangleq [\text{Re}\{\mathbf{h}_{(t)}^T\}, \text{Im}\{\mathbf{h}_{(t)}^T\}]^T \in \mathbf{R}^N$, 感知矩阵 $\mathbf{A} \triangleq \begin{bmatrix} \text{Re}\{\mathbf{Q}\} & -\text{Im}\{\mathbf{Q}\} \\ \text{Im}\{\mathbf{Q}\} & \text{Re}\{\mathbf{Q}\} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{M \times N}$.

设定域信道冲激响应的长度 L 为块长度 $d(=\max(D_k))$ 的整数倍, 将式(4)按照块稀疏模型进行分解表示, 有

$$\mathbf{b} = [\mathbf{A}[1] \quad \cdots \quad \mathbf{A}[i] \quad \cdots \quad \mathbf{A}[n]] \begin{bmatrix} \mathbf{x}[1] \\ \vdots \\ \mathbf{x}[i] \\ \vdots \\ \mathbf{x}[n] \end{bmatrix} + \mathbf{n} \quad (5)$$

式中: $n=K \frac{L}{d}$ 为块个数, 满足 $N=dn$; $\mathbf{x}[i]=[x_{d(i-1)+1} \quad x_{d(i-1)+2} \quad \cdots \quad x_{di}]^T$ 表示第 i 个块, $\mathbf{A}[i]$ 表示对应 $\mathbf{x}[i]$ 的子矩阵。块稀疏的数学模型为

$$\mathbf{b} = \sum_{i=1}^n \mathbf{A}[i] \mathbf{x}[i] + \mathbf{n} \quad (6)$$

定义 $\|\mathbf{x}\|_{2,0} = \sum_{i=1}^n \mathbf{I}(\|\mathbf{x}[i]\|_2 > 0)$, 其中 $\mathbf{I}(c)$ 为指示函数, 若 $c > 0$, 则 $\mathbf{I}(c) = 1$, 否则 $\mathbf{I}(c) = 0$ 。块稀疏度是指 \mathbf{x} 中非零块的个数, 零块是指该块中所有元素均为零。若称 \mathbf{x} 为 K_B -块稀疏的是指 $\|\mathbf{x}\|_{2,0} \leq K_B$ 。块稀疏度 K_B 与标准稀疏度 k_s 的关系为 $K_B \cdot d = k_s$, 显然 \mathbf{x} 的块稀疏度与自选择用户数相等, 即 $K_B = K_{ss}$ 。

2.2 目标函数

块稀疏重构的数学模型为^[10,11]

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_{2,0} \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2 \leq \epsilon \quad (7)$$

其中, ϵ 为噪声 \mathbf{n} 的均方差。直接求解上式是 NP-难的^[11], 一类近似求解方法是对式(7)进行凸松弛, 转化为凸优化问题^[10,11], 即

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_{2,1} = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}[i]\|_2 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2 \leq \epsilon \quad (8)$$

式(8)称为块稀疏重构的 l_2/l_1 模型。 l_2/l_1 模型进行块稀疏重构的优势在于高精度, 但是现有的 SOCP+IP 算法和 SDP+IP 算法计算量大, 例如 SOCP+IP 的计算复杂度高达 $O(N^3)$ ^[19], 当系统内用户数 K 很大时信号维数 $N=KL$ 很高, 此时上述两种方法不再适用。

针对此, 本文研究的目标是基于 l_2/l_1 模型提出一种快速块稀疏重构算法, 在保持较高重构精度的前提下, 提升计算效率。在此需要说明的是, 在统计学领域 Yuan 利用变量成组聚集的特性, 提出一种称之为 group lasso^[20] 问题模型。在 group lasso 中, 目标函数为

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2 + \tau \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}[i]\|_2 \quad (9)$$

其中, τ 为正则化参数。式(8)和式(9)的不同点在于, 式(8)中的参数 ϵ 具有明确的物理意义, 其值大小与噪声的均方差成比例, 设置容易; 而式(9)中的 τ 值则很难选择。因此, 在信号处理领域研究式(8)的求解更具有实际意义。

2.3 ADM 框架

设 $f(\mathbf{x}): \mathbf{R}^M \rightarrow \mathbf{R}$ 和 $g(\mathbf{y}): \mathbf{R}^N \rightarrow \mathbf{R}$ 均为凸函数, $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{P \times M}$, $\mathbf{C} \in \mathbf{R}^{P \times N}$, $\mathbf{w} \in \mathbf{R}^P$ 。考虑下述凸优化问题

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{y}) \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{C}\mathbf{y} = \mathbf{w} \quad (10)$$

其中变量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 在目标函数是可以分离单独求解的,而在等式约束中则是相互关联的。式(10)的增广拉格朗日函数为

$$L_A(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\lambda}) = f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{y}) - \boldsymbol{\lambda}^T (\mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{C}\mathbf{y} - \mathbf{w}) + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{C}\mathbf{y} - \mathbf{w}\|_2 \quad (11)$$

其中, $\boldsymbol{\lambda} \in \mathbf{R}^p$ 为乘子, β 为惩罚因子。利用 ADM 求解上式的迭代形式为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} L_A(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\lambda}_k) \\ \mathbf{y}_{k+1} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} L_A(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\lambda}_k) \\ \boldsymbol{\lambda}_{k+1} \leftarrow \boldsymbol{\lambda}_k - \gamma\beta(\mathbf{B}\mathbf{x}_{k+1} + \mathbf{C}\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{w}) \end{cases} \quad (12)$$

其中 $\gamma \in (0, (\sqrt{5}+1)/2)$ 为惩罚因子 β 的更新参数。已经证明,在每次迭代中,若 \mathbf{x}_{k+1} 和 \mathbf{y}_{k+1} 能够精确求解,则 ADM 是收敛于式(10)的全局最优解^[12]。

2.4 基于 ADM 的块稀疏信号重构算法

在块稀疏信号重构 l_2/l_1 模型的基础上,利用 ADM,本节提出一种快速算法,称之为 ADM-BSR 算法,下面详细介绍 ADM-BSR 算法的推导过程。对式(8)进行变量分裂,可得

$$\min_x \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}[i]\|_2 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n} = \mathbf{b}, \quad \|\mathbf{n}\|_2 \leq \varepsilon \quad (13)$$

式(13)的增广拉格朗日函数为

$$L_A(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}, \beta) = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}[i]\|_2 - \langle \boldsymbol{\lambda}, \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n} - \mathbf{b} \rangle + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b} + \mathbf{n}\|_2^2 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{n}\|_2 \leq \varepsilon \quad (14)$$

利用 ADM 求解式(14)的迭代形式为

$$\begin{cases} \mathbf{n}_{k+1} = P_{B_\varepsilon}(\boldsymbol{\lambda}_k/\beta_k - (\mathbf{A}\mathbf{x}_k - \mathbf{b})) \\ \mathbf{x}_{k+1} \in \arg \min_x \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}[i]\|_2 + \frac{\beta_k}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n}_{k+1} - \mathbf{b} - \boldsymbol{\lambda}_k/\beta_k\|_2^2 \\ \boldsymbol{\lambda}_{k+1} = \boldsymbol{\lambda}_k - \beta_k(\mathbf{A}\mathbf{x}_{k+1} + \mathbf{n}_{k+1} - \mathbf{b}) \\ \beta_{k+1} = \gamma\beta_k \end{cases} \quad (15)$$

其中, P_{B_ε} 为到集合 $B_\varepsilon \triangleq \{\mathbf{a} \in \mathbf{R}^M : \|\mathbf{a}\|_2 \leq \varepsilon\}$ 上的正交投影算子。

式(15)的4个子问题中, \mathbf{n}_{k+1} , $\boldsymbol{\lambda}_{k+1}$ 和 β_{k+1} 均可得到闭式解,而 \mathbf{x}_{k+1} 只能通过迭代进行求解。考虑到 $\mathbf{x}[i], i=1, \dots, n$ 是 \mathbf{x} 中互不重叠的子块,因此选择块坐标下降法(Block coordinate descent, BCD)^[21] 求解 \mathbf{x}_{k+1} 。为方便描述,定义 $\mathbf{d}_k \triangleq \mathbf{n}_{k+1} - \mathbf{b} - \boldsymbol{\lambda}_k/\beta_k$, 目标函数转化为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \arg \min_x F(\mathbf{x}) \triangleq \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}[i]\|_2 + \frac{\beta_k}{2} \|\sum_{i=1}^n \mathbf{A}[i]\mathbf{x}[i] + \mathbf{d}_k\|_2^2 \quad (16)$$

可见 $F(\mathbf{x})$ 是一个非光滑的凸函数。分别针对 $\mathbf{x}[i], i=1, \dots, n$ 求次梯度,可得

$$\beta_k \mathbf{A}^T[i] (\sum_{l=1}^n \mathbf{A}[l]\mathbf{x}[l] + \mathbf{d}_k) + \partial(\|\mathbf{x}[i]\|_2) = \mathbf{0} \quad i=1, \dots, n \quad (17)$$

其中

$$\partial\|\mathbf{x}[i]\|_2 = \begin{cases} \{\mathbf{g} \in \mathbf{R}^d : \|\mathbf{g}\|_2 \leq 1\} & \mathbf{x}[i] = \mathbf{0} \\ \mathbf{x}[i]/\|\mathbf{x}[i]\|_2 & \mathbf{x}[i] \neq \mathbf{0} \end{cases}$$

定义

$$\mathbf{r}_i \triangleq \mathbf{A}^T[i] (\sum_{l=1}^n \mathbf{A}[l]\mathbf{x}[l] + \mathbf{d}_k) \quad (18)$$

因此,由式可得求解 $\mathbf{x}[i]$ 的 KKT 条件为

$$\begin{cases} \mathbf{r}_i + \frac{1}{\beta_k} \cdot \frac{\mathbf{x}[i]}{\|\mathbf{x}[i]\|_2} = \mathbf{0} & \mathbf{x}[i] \neq 0 \\ \|\mathbf{r}_i\|_2 \leq \frac{1}{\beta_k} & \mathbf{x}[i] = 0 \end{cases} \quad (19)$$

当 $\mathbf{x}[i] \neq 0$ 时, 定义

$$\mathbf{s}_i \triangleq -\mathbf{A}^T[i] \left(\sum_{l=1, l \neq i}^n \mathbf{A}[l] \mathbf{x}[l] + \mathbf{d}_k \right) \quad (20)$$

假设 $\mathbf{A}^T[i] \mathbf{A}[i] = \mathbf{I}$, 这个条件不难得到, 对于随机测量矩阵, 对其列进行标准正交化处理后仍具有很好的性质^[22]。将式(19)代入式(17), 则有

$$\mathbf{s}_i = \mathbf{x}[i] + \frac{1}{\beta_k} \cdot \frac{\mathbf{x}[i]}{\|\mathbf{x}[i]\|_2} \quad (21)$$

由式(20)可见, \mathbf{s}_i 与 $\mathbf{x}[i]$ 共线, 因此有

$$\mathbf{x}[i] = \left(1 - \frac{1}{\beta_k} \cdot \frac{1}{\|\mathbf{s}_i\|_2} \right)_+ \cdot \mathbf{s}_i \quad (22)$$

其中, 如果 $x > 0$, $(x)_+ = x$, 否则 $(x)_+ = 0$ 。按照 $i = 1, \dots, n, 1, \dots, n, 1, \dots$ 循环求解, 直到每个 $\mathbf{x}[i]$ 均满足 KKT 条件。

综上所述, 可以得到 ADM-BSR 的算法步骤。

任务: 求解 $\min_x \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}[i]\|_2$ s. t. $\|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2 \leq \epsilon$

输入: 线性测量值 $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^M$, 感知矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{M \times N}$, 噪声均方差 ϵ , 块长度 d , 块个数 $n = N/d$

输出: 重构信号 $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbf{R}^N$

初始化: 迭代次数 $k = 1$, $\mathbf{x}_1 = \mathbf{0}$, $\mathbf{y}_1 = \mathbf{0}$, $\gamma \in (0, (\sqrt{5} + 1)/2)$, $\beta_1 = 1.5$, 外循环标志 $\text{outLoop} = 1$, $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^N$

迭代:

(1) 若 $\text{outLoop} = 1$, 则执行 $(k = 1, 2, \dots)$

(2) $\mathbf{n}_{k+1} \leftarrow P_{B_i}(\boldsymbol{\lambda}_k / \beta_k - (\mathbf{A}\mathbf{x}_k - \mathbf{b}))$

(3) $\mathbf{d}_k \leftarrow \mathbf{n}_{k+1} - \mathbf{b} - \boldsymbol{\lambda}_k / \beta_k$

(4) $\text{inLoop} = 1$, $\mathbf{u}_1 = \mathbf{0}$

(5) 若 $\text{inLoop} = 1$, 则依次执行 $(t = 1, 2, \dots)$, 否则直接跳到(13)

(6) 从 $i = 1, \dots, n$, 依次进行

(7) 根据式(18), 计算 \mathbf{r}_i

(8) 根据式(19), 判断 $\mathbf{u}_i[i]$ 是否满足 KKT 条件, 如不满足分别计算

(9) $\mathbf{s}_i \leftarrow -\mathbf{A}^T[i] \left(\sum_{l=1, l \neq i}^n \mathbf{A}[l] \mathbf{u}_i[l] + \mathbf{d}_k \right)$

(10) $\mathbf{u}_i[i] \leftarrow \left(1 - \frac{1}{\beta_k} \cdot \frac{1}{\|\mathbf{s}_i\|_2} \right)_+ \mathbf{s}_i$

(11) $t \leftarrow t + 1$

(12) 若 $\mathbf{u}_i[i]$, $i = 1, \dots, n$ 均满足 KKT 条件, 则令 $\text{inLoop} = 0$, 并返回 5, 否则返回 6

(13) $\mathbf{x}_{k+1}[i] \leftarrow \mathbf{u}_i[i]$, $i = 1, \dots, n$

(14) $\boldsymbol{\lambda}_{k+1} \leftarrow \boldsymbol{\lambda}_k - \beta_k (\mathbf{A}\mathbf{x}_{k+1} + \mathbf{n}_{k+1} - \mathbf{b})$

(15) $\beta_{k+1} \leftarrow \gamma \beta_k$

(16) $k \leftarrow k + 1$

(17) 若 $\|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}_{k+1}\|_2 \leq \epsilon$ 退出迭代, 否则令 $\text{outLoop} = 1$, 返回 1

结束, $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_{k+1}$

2.5 ADM-BSR 算法分析

(1) 计算复杂度。对于某一具体问题, 无法估计 ADM-BSR 算法所需要的迭代次数。但是对于每次迭代, 从表 1 可以看出, ADM-BSR 算法仅需要向量与标量乘积运算、向量之间相加运算、子矩阵 $\mathbf{A}[l]$ 和 $\mathbf{A}^T[l]$ 与向量的乘积运算、矩阵 \mathbf{A} 和向量的乘积运算, 不存在矩阵与矩阵乘积运算以及矩阵求逆运算。因此, 相比于 SOCP+IP 算法和 SDP+IP 算法, ADM-BSR 算法的计算量大大减少。

(2) 收敛性。首先, 分析 BCD 方法求解 \mathbf{x}_{k+1} 的收敛性。文献[21]中指出, 若目标函数由一个光滑的凸函数和一个非光滑的块可分凸函数组成, 在 Gauss-Seidel 循环规则下 BCD 方法可以收敛于问题的全局最优解。显然, 求解 \mathbf{x}_{k+1} 的目标函数 $F(\mathbf{x})$ 满足这个要求, 并且在 ADM-BSR 中也采取 Gauss-Seidel 循环规则。因此, 从理论上将随着迭代次数的增加可以保证 \mathbf{x}_{k+1} 无限接近于 $F(\mathbf{x})$ 的全局最优解。但是, 在算法的实际实施过程中迭代次数往往有限, 因此 \mathbf{x}_{k+1} 将不再是 $F(\mathbf{x})$ 的最优解, 而是次优解。这种情况下, 即子问题不能精确求解时, ADM 的收敛性将难以证明。然而, ADM-BSR 算法中利用 BCD 方法迭代求解 \mathbf{x}_{k+1} 时, 以每个子块 $\mathbf{x}[i]$ 的 KKT 条件作为终止条件, 因此可以保证 \mathbf{x}_{k+1} 非常接近于 $F(\mathbf{x})$ 的最优解, 且在迭代过程中不会出现发散现象。因此可以预测 ADM-BSR 算法是收敛的, 通过大量仿真也说明了这点。

3 计算机仿真

由于基站天线数为 4, 问题模型(式(3))的求解需要进行 4 次并行的稀疏重构。通过统计每一个成簇状分布的稀疏信道冲激响应中最大幅度的时延径的位置可以得到对用户索引 $\theta_k, \forall k$ 的估计, 进而实现活跃用户的检测并可基于 $\hat{\theta}_k, \forall k$ 参照式(3)反推出用户身份(用户与随机导频序列一一对应)。值得注意的是, 由于不同天线接收到的随机导频信号均来自于相同的活跃用户, 因而不同天线对应的 $\hat{\theta}_k, \forall k$ 是相同的(具有相同的块支撑集), 但是不同天线对应的稀疏信道冲激响应是不同的。比较 ADM-BSR, Block OMP 与 Block CoSaMP 三种块稀疏重构算法求解活跃用户集与信道联合估计问题时在块稀疏度变化时的不同性能(块稀疏度与系统内活跃用户集的大小变化相对应, 实际系统运行时, 该值为随机变量但远小于总用户规模), 可以得到以下仿真结果: (1) 稀疏用户身份识别性能, 评价指标为活跃用户集的检测概率; (2) 信道估计性能, 评价指标为归一化均方误差(Normalized mean square error, NMSE); (3) 计算耗时。

实验条件: 设置系统内总用户数 $K=512$, 基站天线数 $N_{\text{BS}}=4$, 信道长度 $L=64$, 非零抽头数目 $D_k, \forall k=16$, 用户随机身份标识序列的长度与 OFDM 子载波数相同 $N_{\text{obs}}=N_{\text{subfreq}}=128$ (对 N_{obs} 的设置需满足可稀疏重构要求, 这与稀疏矢量的稀疏度和感知矩阵的约束等距性质(Restricted isometry property, RIP)特性有关^[23], 具体分析略), 信噪比设为 0 dB。假定基于分布式用户自主选择之后有 $K_{\text{ss}}=K_{\text{B}}=[14; 2; 40]$ 个用户的 CQI 估计值大于基站广播的门限, 进而发送随机导频至基站并请求接入信道, 仿真时 K_{B} 个非零块的位置在 $[1, n]$ 中随机选取, 非零块中元素值服从标准高斯分布。

在 ADM-BSR 算法实施过程中, 考虑到计算机仿真的数值精度这一因素, 在采用 BCD 方法求解 \mathbf{x}_{k+1} 时, 对式(19)的 KKT 条件进行松弛, 得到

$$\begin{cases} |\| \mathbf{r}_i \|_2 - 1/\beta_k| \leq \text{tolA} & \mathbf{x}[i] \neq \mathbf{0} \\ \| \mathbf{r}_i \|_2 - 1/\beta_k \leq \text{tolA} & \mathbf{x}[i] = \mathbf{0} \end{cases} \quad (23)$$

设置 $\text{tolA}=0.001$ 。仿真环境为 Matlab R2008a, P4 2.6GHz(双核), 1GB 内存, Windows XP 操作系统。

图 2~4 显示的仿真曲线为 50 次平均的结果。从图 2~4 可以看出: (1) 在活跃用户集的检测概率和均方误差方面, 总的来看, Block OMP 的性能最差, ADM-BSR 和 Block CoSaMP 相对较好。对于

ADM-BSR 和 Block CoSaMP,在低块稀疏度($K_B < 28$)时,两者的性能非常接近(检测概率为 1,归一化均方误差基本相等且水平较低),但随着块稀疏度增加,ADM-BSR 的性能好于 Block CoSaMP。(2)在计算耗时方面,ADM-BSR 算法的计算耗时随着块稀疏度增加而基本保持不变,而 Block CoSaMP 和 Block OMP 则随着块稀疏度的增加急剧增加,自 $K_{ss} = K_B = 22$ 起,ADM-BSR 算法的计算耗时将小于贪婪追踪类算法。这直观说明在高块稀疏度下,ADM-BSR 的计算优势十分明显。

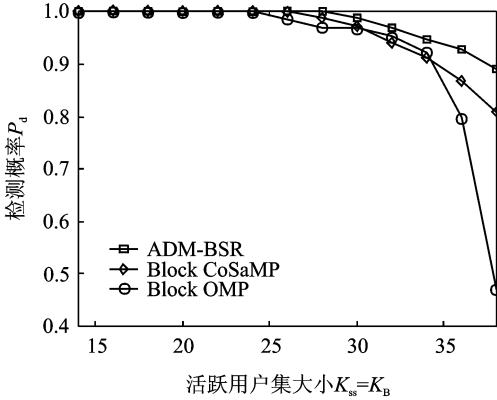


图 2 检测概率随活跃用户集大小的变化

Fig. 2 Probability of detection versus active user set size

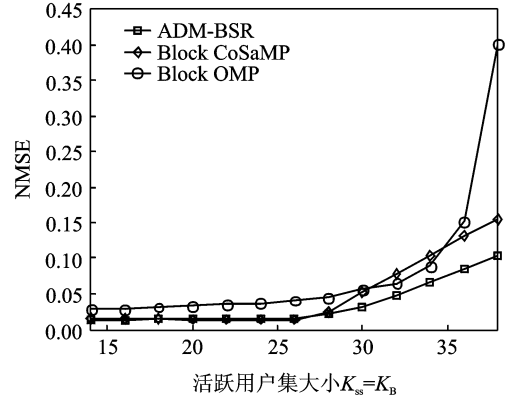


图 3 归一化均方误差随活跃用户集大小的变化

Fig. 3 Normalized mean square error versus active user set size

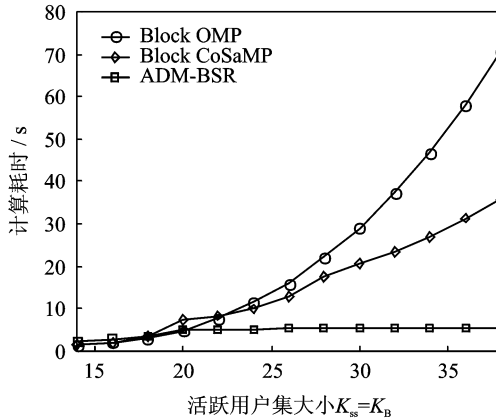


图 4 计算耗时随活跃用户集大小的变化

Fig. 4 Computing time consumption versus active user set size

4 结束语

本文研究了多用户 MISO 系统的用户选择与信道估计问题,提出一种新的结合用户分布式自选择信道接入策略的 TDD 模式数据传输帧结构设计,利用用户活跃模式的自然稀疏性和信道冲激响应时延域稀疏性基站将基站侧的活跃用户集和信道联合估计问题建模为 l_2/l_1 模型,并利用交替方向法,提出一种在保持高重构精度的前提下能够获得更快的运算效率的块稀疏重构算法(Block-sparse recovery based on ADM, ADM-BSR)求解问题模型,分析了算法的计算复杂度和收敛性。通过仿真可以看出 ADM-BSR 算法的重构精度高于基于贪婪追踪的 Block CoSaMP 和 Block OMP,并且在块稀疏较高时,

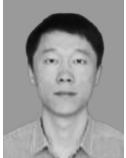
计算耗时也远小于这两种算法。

限于篇幅本文对稀疏多径信道条件下用户自选择过程未做详细分析。在用户自选择过程中,用户并没有是否会被选择的先验信息,且只能对各自的 MISO 信道进行估计(基于基站广播导频进行下行信道估计),而对其他用户的信道状态信息未知(源于用户间无协作),单用户对各自 CQI 的计算(一般采用可实时测量的信号干扰噪声功率比(Signal to interference and noise ratio, SINR)表征 CQI 参数)只与该用户自己的信道信息有关,而 CQI 门限值将由基站基于广播信道给出统计意义上的最佳值,目的是确定合适目标用户数 $K_s < K_{\text{tar}} \leq K$ 。有关这部分内容的分析和对仿真感兴趣的读者可联系作者进行讨论。

参考文献:

- [1] Qin X, Berry R A. Distributed approaches for exploiting multiuser diversity in wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006,52(2):392-413.
- [2] Qaseem S T, Al-Naffouri T Y, Al-Murad T M. Compressive sensing based opportunistic protocol for exploiting multiuser diversity in wireless networks[C]// *IEEE 20th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. Riyadh, Saudi Arabia: IEEE, 2009:1447-1451.
- [3] Bhaskaran S R, Davis L, Grant A, et al. Downlink scheduling using compressed sensing[C]// *IEEE Information Theory Workshop on Networking and Information Theory*. Melbourne, VIC, Australia: IEEE, 2009:201-205.
- [4] Lin T H, Kung H. Concurrent channel access and estimation for scalable multiuser MIMO networking[C]// *International Conference on Computer Communications*. Turin, Italy: [s. n.]. 2013:140-144.
- [5] Davis L M, Hanly S V, Tune P, et al. Multi-antenna downlink broadcast using compressed-sensed medium access[C]// *IEEE International Conference on Communications*. Adelaide, SA, Australia: IEEE, 2010:1-5.
- [6] Davis L M, Hanly S V, Tune P, et al. Channel estimation and user selection in the MIMO broadcast channel[J]. *Digital Signal Processing*, 2011,21(5):608-618.
- [7] Eldar C Y, Kuppinger P, Bölcsker H. Block-sparse signals: Uncertainty relations and efficient recovery[J]. *IEEE Transactions Signal Processing*, 2010,57(6):3042-3054.
- [8] Lv Xiaolei, Wan Chunru, Bi Guoan. Block orthogonal greedy algorithm for stable recovery of block-sparse signal representations[J]. *Signal Processing*, 2010,90(12):3265-3277.
- [9] Baraniuk R G, Cevher V, Duarte M F, et al. Model-based compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010,56(4):1982-2001.
- [10] Eldar C Y, Mishali M. Robust recovery of signals from a structured union of subspaces[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009,55(11):5302-5316.
- [11] Stojnic M, Parvaresh F, Hassibi B. On the reconstruction of block-sparse signals with an optimal number of measurements [J]. *IEEE Transactions Signal Processing*, 2009,57(8):3075-3085.
- [12] Yang Junfeng, Zhang Yin. Alternating direction algorithms for ℓ_1 -problems in compressive sensing[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2011,33(1):250-278.
- [13] Afonso M V, Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A T. Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010,19(9):2345-2356.
- [14] Yoo T, Goldsmith A. On the optimality of multiantenna broadcast scheduling using zero-forcing beamforming[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2006,24(3):528-541.
- [15] Dimic G, Sidiropoulos N D. On downlink beamforming with greedy user selection: Performance analysis and a simple new algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005,53(10):3857-3868.
- [16] Vuokko L, Kolmonen V M, Salo J, et al. Measurement of large-scale cluster power characteristics for geometric channel models[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2007,55(11):3361-3365.
- [17] Taubock G, Hlawatsch F. A compressed sensing technique for OFDM channel estimation in mobile environments: Exploiting channel sparsity for reducing pilots[C]// *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*. Hlawatsch, Ffranz: IEEE, 2008:2885-2888.

- [18] Bajwa W U, Haupt J, Sayeed A M, et al. Compressed channel sensing: A new approach to estimating sparse multipath channels[J]. Proceedings of the IEEE, 2010,98(6):1058-1076.
- [19] Rakotomamonjy A. Surveying and comparing simultaneous sparse approximation (or group-lasso) algorithms[J]. Signal Processing, 2011,91(7):1505-1526.
- [20] Yuan Ming, Lin Yi. Model selection and estimation in regression with grouped variables[J]. Journal of Royal Statistical Society, Series B, 2006,68(1):49-67.
- [21] Tseng P. Convergence of a block coordinate descent method for nondifferentiable minimization[J]. Journal of Optimization Theory and Applications, 2001,109(3):475-494.
- [22] Candes E J, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies? [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(12):5406-5425.
- [23] Candes E J, Romberg J K, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006,59(8):1207-1223.

作者简介:

康凯(1987-),男,讲师,研究方向:5G 移动通信,E-mail: kaikang_123@163.com。



钟子发(1957-),男,教授,博士生导师,研究方向:通信信号处理、数据融合。



朱然刚(1979-),男,讲师,研究方向:通信信号侦察、阵列信号处理。



王理(1985-),男,工程师,研究方向:通信对抗。