

doi:10.13756/j.gtxyj.2022.01.012

无线通信技术

改进加权匹配追踪信道估计算法

吕治国, 齐 萌, 邵鸿翔

(洛阳理工学院 计算机与信息工程学院, 河南 洛阳 471023)

摘要:基于压缩感知的匹配追踪算法可以用较短导频序列估计大规模天线通信系统稀疏信道,具有计算复杂度低,需要导频数量少的优点,但信道估计精度不高。依据估计误差大小给各次迭代获得的信道估计值加权,能在低信噪比(SNR)条件下提高估计精度,但会降低高 SNR 条件下的估计精度。为了解决这个问题,文章提出了一种改进的加权匹配追踪算法。先通过对信道数据训练获取权值信息,然后随迭代次数自适应调整权值,从而改善估计精度性能。仿真结果表明,改进算法在保证低 SNR 估计精度前提下,改善了高 SNR 条件下的估计精度性能。

关键词:大规模天线;压缩感知;匹配追踪;稀疏重建;信道估计

中图分类号:TN911 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-8788(2022)01-012-04

Improved Weighted Matching Pursuit based Channel Estimation Algorithm

Lü Zhi-guo, QI Meng, SHAO Hong-xiang

(School of Computer and Information Engineering, Luoyang Institute of Science and Technology, Luoyang 471023, China)

Abstract: Compressive sensing based matching pursuit algorithm can estimate the channel state information of communication system with shorter pilot sequences. It has the advantages of lower computational complexity and less number of pilots. However, the estimation accuracy is relatively low. Assigning different weights to the estimated channel according to the estimation error can improve the estimation performance under low Signal Noise Ratio (SNR) conditions. Nevertheless, it will reduce the estimation accuracy under high SNR conditions. To address this issue, an improved weighted matching pursuit algorithm is proposed. The information of weight value is obtained by training the channel data. Adjusting the weight values adaptively with the iterations can further improve the estimation accuracy. The simulation results show that the proposed algorithm can improve the estimation performance under both low and high SNR conditions.

Key words: massive antenna; compressed sensing; matching pursuit; sparse reconstruction; channel estimation

0 引 言

通信系统增加天线能减小热噪声对系统性能的影响^[1-3],但需要发送端提前获取信道信息。然而信道估计在大规模天线场景下实施困难,可利用信道互易性估计信道存在的导频污染^[4]。由于信道表现出稀疏或接近稀疏的特点^[5-6],可用压缩感知技术完成信道估计^[7-9],而常用的匹配追踪(Matching Pursuit, MP)算法估计速度和精度不能满足要求。文献[10]改进了 MP 算法,采用变步长梯度追踪算法估计信道,由残差和梯度计算权值;文献[11]提出了加权自适应正交 MP 算法,以残差信号模的倒数作为权值,但加权处理反而会降低高信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)情况下的信道估计精度;为此,文献[12]提出了分段处理方案,限制算法应用 SNR 范围。以上加权算法有如下缺点:所用权值不是最优值;权值计算方法不完善;依据 SNR 划分实施区域的实际操作困难。

文献[13]利用双贪婪追踪算法获取信号特征,加权后可提高信道估计精度。利用信道在角度域上的不均匀性^[14],或利用信道元素的频谱信息特征^[15],对估计信号进行加权也能提高估计精度。本文提出了一种改进算法,根据估计信号与误差的比例关系计算权值,且让权值随着迭代次数增加,能保证低 SNR 条件下的估计精度,同时还改善了高 SNR 条件下的估计精度性能。

1 系统模型描述

大规模多输入多输出(Multiple-In Multiple-Out, MIMO)系统中的基站配备多根天线。越来越多的终端也配备了多天线。终端与基站之间的信道用高维矩阵表示。假设矩阵矢量化后维数为 N ,实际信道可用一个 N 维矢量 $\mathbf{h}$ 来表示。基站发射导频,终端收到的信号 $\mathbf{y}$ 为

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{h} + \mathbf{n}, \tag{1}$$

式中: $\mathbf{A} = [\mathbf{A}(1), \mathbf{A}(2), \dots, \mathbf{A}(L_p)]^T$ 为导频信号

收稿日期:2021-01-03
基金项目:河南省自然科学基金资助项目(202300410286);河南省科技攻关资助项目(192102210249;192102210116;212102210470);河南省高等学校重点资助项目(19A520006;19B510007)
作者简介:吕治国(1977—),男,河南洛阳人。讲师,博士,主要研究方向为移动通信技术。
通信作者:齐萌,讲师。E-mail:iemengq@163.com

矩阵,矩阵 $\mathbf{A}$ 维数为 $L_p \times N, L_p$ 为每一根基站天线发射导频信号的长度; $\mathbf{n}$ 为加性高斯白噪声矢量。矢量 $\mathbf{n}$ 维数为 $L_p \times 1, \mathbf{n}$ 中的元素服从 0 均值、方差为 σ^2 的高斯分布。假设研究的信道是直接表现出稀疏特性的信道。稀疏信号中非零值的个数 K 被定义为稀疏度。信道 $\mathbf{h}$ 可表示为

$$\mathbf{h}=\mathbf{h}_a\odot\mathbf{h}_b, \tag{2}$$

式中: $\mathbf{h}_a$ 为列矢量,其每个元素都是随机变量,具体分布取决于实际的信道,表示信道元素概率分布情况; $\odot$ 为哈达玛乘积; $\mathbf{h}_b$ 也为列矢量,其元素服从伯努利分布,非零概率为 p ,表示信道稀疏特性。信道稀疏性与信道元素概率分布情况分离,减小了信道估计的难度。

2 分析与讨论

借助于 MP 算法,信道可以用短导频信号来估计,即 N 维稀疏信道矢量信号 $\mathbf{h}$ 能由 M 维观测值 $\mathbf{y}$ 来估计:

$$\mathbf{y}=\Phi\mathbf{h}, \tag{3}$$

式中: Φ 为观测矩阵,大小为 $M \times N$ 且 $M < N$ 。 Φ 为高斯随机矩阵,矩阵中的每一个元素都满足均值为 0、方差为 $1/N$ 的独立正态分布,能以较大概率满足约束等距性条件。即使在有噪环境下,在信道稀疏度满足一定条件时^[16], $\mathbf{h}$ 能由下式估计:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{h}} &= \arg \min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{h}\|_{l_0}, \\ \text{s. t. } \|\mathbf{y}-\Phi\mathbf{h}\|_{l_2}^2 &\leq \epsilon, \end{aligned} \tag{4}$$

式中: $\hat{\mathbf{h}}$ 为 $\mathbf{h}$ 的估计; $\|\cdot\|_{l_0}$ 和 $\|\cdot\|_{l_2}$ 分别为 0 和 2 范数; ϵ 为给定的无穷小量。式(4)可用 MP 算法实现,在各次迭代中计算得到的单个位置元素估计值按照各自估计位置叠加在一起就是总的稀疏信号估计值。而每一次迭代中计算得到的总的稀疏信号估计值是两个成分的叠加,一个成分是当前迭代之前对信道的总的估计值,另一个成分是仅根据当前迭代中残差信号计算得到的某个位置上的元素估计值。这两部分估计值中包含的误差存在差异,噪声对这两部分估计值的影响也存在差异。给第 1 部分估计值设置权值为 1,第 2 部分估计值设置权值为 u ,则第 i 次迭代中给第 2 部分估计值赋予的权值 u_i 为

$$u_i=\frac{|\hat{\mathbf{h}}_i|^2}{|\hat{\mathbf{h}}_i|^2+|\mathbf{e}_i|^2}=\frac{1}{1+\frac{|\mathbf{e}_i|^2}{|\hat{\mathbf{h}}_i|^2}}, \tag{5}$$

式中, $\hat{\mathbf{h}}_i$ 和 $\mathbf{e}_i$ 分别为第 i 次迭代中的估计矢量和误差。权值 u 可不随迭代次数变化,一直保持固定不

变,也可以随迭代次数更新。更新过程是在原数值上添加一个修正值 $\Delta u, \Delta u$ 可正可负,正值表示权值随着迭代次数的增加而越变越大,负值与之相反。MP 算法中计算残差信号的目的是为了计算估计值和观测值之间的偏差程度。偏差程度受到两方面的影响,一个是表示误差,即如果不存在噪声,仅用一部分观测矩阵列向量的线性组合来近似得到观测值也会产生的误差;另一个是考虑噪声后额外添加的误差。由于迭代运算中是按照各个方向信号能量的大小顺序计算估计值,因此各次迭代中计算获取的估计值随着迭代次数的增加而减小,减小到一定程度后,就基本保持不变。误差中的表示误差也随着迭代次数的增加而减小,减小到一定程度后也基本保持不变。噪声可以认为在各个方向上是均匀分布的,故噪声误差随迭代次数增加基本保持不变。这两种误差以及两者叠加产生的综合误差随迭代次数的变化情况如图 1 所示,这里 SNR 设置为 5 dB。

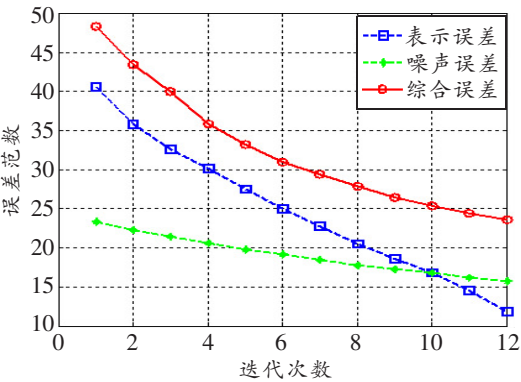


图 1 各种误差随迭代次数变化趋势

根据误差变化规律,可以让权值随迭代次数的增加而增加,且保证最后一次迭代中的权值增加到 1 来提高估计性能。改进加权 MP 算法的流程图如图 2 所示。

算法的主要处理步骤解释如下:

(1) 参数初始化

首先进行参数的初始化操作,其中残差信号 $\mathbf{r}_0=\mathbf{y}$,迭代次数 $i=1$,支撑集 $\Delta_0=\emptyset$,稀疏度 K ,原子序号待选集合 $\Omega=\{1,2,\cdots,N\}$,信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_0=\mathbf{0}$ 。

(2) 原子选择与支撑集更新

观测矩阵 Φ 的列称之为原子,找出与残差信号内积最大原子在 Φ 中对应的索引 $\lambda(i)$:

$$\lambda(k)=\arg \max_{k \in \Omega}\left|\left\langle\mathbf{r}_{i-1}, \Phi_k\right\rangle\right|, \tag{6}$$

式中, $|\langle\mathbf{a}, \mathbf{b}\rangle|$ 为两个矢量内积的绝对值。把 $\lambda(i)$ 和已经找到的原子索引集合 Δ_{i-1} 合并,组成当前迭

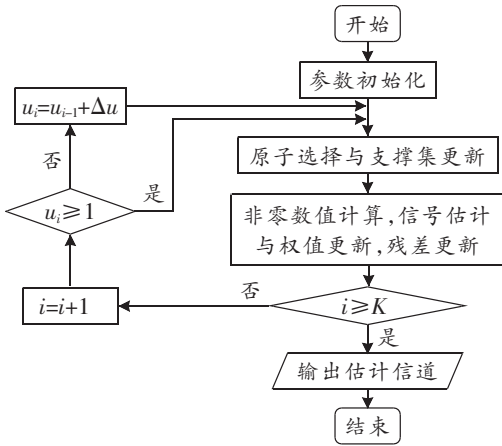


图2 改进加权 MP 算法流程图

代支撑集 Λ_i , 即 $\Lambda_i = \Lambda_{i-1} \cup \{\lambda(i)\}$ 。

(3) 非零数值计算

信道矢量估计值 $\hat{\mathbf{h}}_i$ 在位置 $\lambda(i)$ 上的数值可以由计算内积得到：

$$\hat{h}_i(\lambda(i)) = \langle \mathbf{r}_{i-1}, \Phi_{\lambda(i)} \rangle. \quad (7)$$

(4) 信号估计与权值更新

将 $\langle \mathbf{r}_{i-1}, \Phi_{\lambda(i)} \rangle$ 乘以权值 u 后放入 $\hat{\mathbf{h}}_i$ 的相应位置, 完成估计信号 $\hat{\mathbf{h}}_i$ 的更新。

$$\hat{\mathbf{h}}_i = \hat{\mathbf{h}}_{i-1} + u_i \hat{\mathbf{h}}_i(\lambda(i)), \quad (8)$$

若权值 $u_i \leq 1$, 则将 u_i 增加 Δu , 否则就设为 1。

(5) 残差更新

根据更新后的估计值 $\hat{\mathbf{h}}_i$ 更新残差信号 $\mathbf{r}_i$ ：

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} - \Phi \hat{\mathbf{h}}_i, \quad (9)$$

若条件 $i \geq K$ 得到满足, 则迭代结束; 否则 $i = i + 1$, 重复步骤(2) ~ (5), 直至 $i \geq K$ 。

(6) 输出估计信道

最终估计值就是最后一次迭代计算获取的 $\hat{\mathbf{h}}_K$ 。

本文所提算法的最大贡献就是对新增值进行加权并使权值随迭代次数变化。

3 实验研究

信道估计算法的估计精度性能, 可通过计算其归一化均方误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) μ_{NMSE} 来衡量：

$$\mu_{\text{NMSE}} = \frac{\|\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|^2}{\|\mathbf{h}\|^2}, \quad (10)$$

式中 $\hat{\mathbf{h}}$ 和 $\mathbf{h}$ 分别为估计得到的和原始真实的信道矢量。NMSE 越小, 表明估计值越精确, 即算法的估计精度性能越好。

权值 u 保持不变的加权算法称之为固定加权 MP (Constant Value Weighted MP, CVWMP) 算

法。 u 的大小由信道数据训练得到。我们先来测试不同加权值对信道估计精度的影响。仿真中将矢量化后的稀疏信道矢量 $\mathbf{h}$ 的维度设置为 256。列矢量 $\mathbf{h}_0$ 中每一个元素是随机变量, 服从伯努利分布, 非零概率为 0.05。图 3 所示为 CVWMP 算法采用不同固定加权值的估计性能, 权值等于 1 就是标准 MP 算法。由图可知, 随着权值由 0.4 增加到 1.2, NMSE 先变小后变大。通过设置合适的加权值, 可以提升低 SNR 区域的估计性能, 但无法改善高 SNR 区域的估计性能。通过信道训练可以找到针对特定信道环境下合适的加权值。采用这个经验加权值, 可以提高在低 SNR 条件下的估计精度, 同时基本不损害在高 SNR 条件下的估计精度, 该仿真条件下最优的权值 $u_p = 0.8$ 。

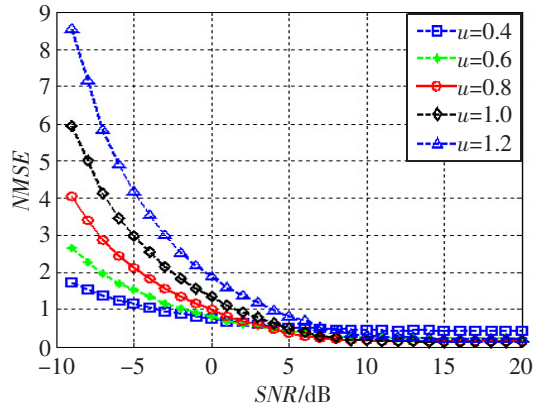


图3 不同权值 CVWMP 算法估计性能比较

即使采用最优权值, 也只能改善低 SNR 情况下的估计性能, 并损害高 SNR 情况下的估计性能。通过给各次迭代中得到的元素估计值设置变化的权值重构算法来解决这个问题。这种变化权值的重构算法称为变化加权 MP (Varying Value Weighted MP, VVWMP) 算法。该算法具体处理过程与 CVWMP 算法类似, 只是每次迭代中的权值会发生改变。在与测试 CVWMP 算法性能相同的环境中, 我们测试不同变化权值对 VVWMP 算法估计精度性能的影响。图 4 和 5 分别给出了宽和窄 SNR 范围条件下, 采用固定加权值、变化权值以及原始 MP 算法的估计精度性能比较。CVWMP 算法中固定权值采用 $u = 0.8$; VVWMP₁ 算法中权值初始值为 $u = 0.6$, 每增加一次迭代, 权值增加 0.05; VVWMP₂ 算法中权值初始值为 $u = 1$, 每增加一次迭代, 权值减少 0.05; 为了公平, 两种算法权值平均值相同。权值改变量 Δu 由迭代次数和权值初始值决定。迭代次数用估计信号的稀疏度 K 代替。初始值由 CVWMP 算法测试得到的最优权值 u_p 决定, 大小等

于 $2u_p - 1$, 权值改变量 Δu 由下式计算:

$$\Delta u = \frac{1 - u_0}{K}.$$
 (11)

为保证最后一次迭代权值达到 1, 实际 Δu 要乘上大于 1 的修正因子 β , 这里 $\beta = 1.6$.

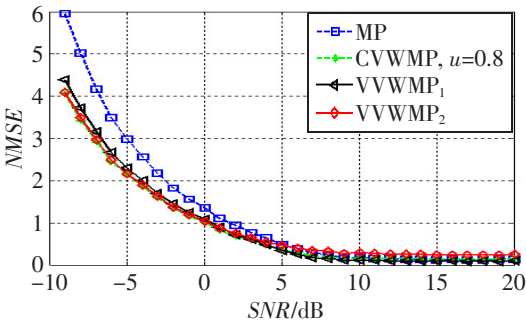


图 4 宽 SNR 范围条件下不同算法估计性能比较

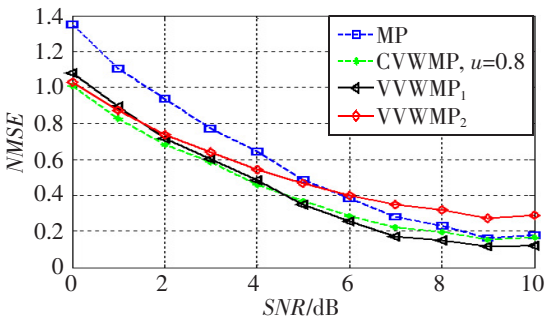


图 5 窄 SNR 范围条件下不同算法估计性能比较

由图 4 可知, 相比于原始 MP 算法, CVWMP 和 VVWMP 算法在低 SNR 条件下都能获得估计精度性能上的提升。为了更清楚地显示各种算法的优劣, 我们在图 5 中给出了窄 SNR 范围内各种算法估计精度的比较。由图可知, 采用逐步变大权值的 VVWMP₁ 算法, 无论在高 SNR 还是在低 SNR 条件下, 估计精度都优于 MP 算法, 这是依靠随迭代次数线性改变权值而获得的。采用逐步减小权值的 VVWMP₂ 算法, 除了在低 SNR 区域有微小性能提升外, 在大多数情况下都表现最差。

4 结束语

针对 MP 算法对大规模 MIMO 系统信道估计不准的问题, 本文对 MP 算法进行改进, 提出了一种对每一次迭代计算中估计出的信道值设置权值的信道估计算法。通过设置权值, 可以更大概率获取准确的原子, 提高估计精度或减少计算量, 实现准确度和计算速度的均衡。根据估计信号、残差信号、表示误差和噪声误差随迭代次数的变化规律, 让权值随迭代次数的增加而增加, 最终增加到 1 的调整方法

可以在更宽的 SNR 范围内改善信道估计精度性能。通过实验仿真证明了改进算法的有效性。

参考文献:

[1] Chen Z, Sohrabi F, Yu W. Multi-cell Sparse Activity Detection for Massive Random Access: Massive MIMO Versus Cooperative MIMO[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(8): 4060–4074.

[2] 孙泽宇, 吕治国. 大规模 MIMO 加权正交匹配跟踪信号估计算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(5): 118–124.

[3] Liu Y, Zhao M, Xiao L, et al. Pilot Domain NOMA for Grant-free Massive Random Access in Massive MIMO Marine Communication System[J]. China Communications, 2020, 17(6): 131–144.

[4] Figueiredo F A P D, Cardoso F A C M, Moerman I, et al. Channel Estimation for Massive MIMO TDD Systems Assuming Pilot Contamination and Frequency Selective Fading[J]. IEEE Access, 2017, 5: 17733–17741.

[5] Nguyen H. Low Complexity Max-Min Uplink Power Control in Massive MIMO System with Experiment on Testbed[C]//2019 26th International Conference on Telecommunications (ICT). Hanoi, Vietnam: IEEE, 2019: 351–355.

[6] Albreem M A M, Elsaleb A A, Juntti M. Linear Massive MIMO Uplink Detector based on Joint Jacobi and Gauss-seidel Methods [C]//2020 16th International Conference on the Design of Reliable Communication Networks DRCN 2020. Milano, Italy: IEEE, 2020: 1570610672.

[7] Mezghani A, Swindlehurst A L. Blind Estimation of Sparse Broadband Massive MIMO Channels with Ideal and One-bit ADCs[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(11): 2972–2983.

[8] Ali A, Carvalho E D, Health R W. Linear Receivers in Non-stationary Massive MIMO Channels with Visibility Regions[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(3): 885–888.

[9] 吴君钦, 李宁, 王加莉. 基于匹配追踪算法阈值改进的 MIMO-OFDM 信道估计研究[J]. 现代电子技术, 2018, 41(1): 9–12, 16.

[10] 刘盼盼, 李雷, 王浩宇. 压缩感知中基于变尺度法的贪婪重构算法的研究[J]. 通信学报, 2014, 35(12): 98–105, 115.

[11] 朱星, 李有明, 刘小青. 基于压缩感知的脉冲超宽带信号检测[J]. 微波学报, 2014, 30(5): 76–81.

TP, 汇聚设备均为 SR-BE, 保护方式设置成接入设备 VPN-FRR 保护, 汇聚设备也为 VPN-FRR 保护。故障发生在节点 D 所处位置时, 主用 SR-BE 隧道节点 A→节点 B→节点 C→节点 D→节点 G→节点 L→节点 M→节点 N 故障不可用(图中绿色实线), 故障点以及相邻设备会产生相应告警, 触发 VPN-FRR 保护协议起效, 业务切换到备用路径节点 A→节点 F→节点 E→节点 H→节点 G→节点 L→节点 M→节点 N(图中红色短虚线), 完成业务无损切换, 从而完成东西向业务异域异环汇聚节点故障时的 VPN-FRR 保护倒换。

根据上述实验得出 5G eMBB 业务场景中南北向和东西向业务承载保护详细比较如表 2 所示, 实验结果表明, 所有业务保护倒换均在 20~40 ms 内完成, 完全满足 5G 业务承载电信级保护倒换 50 ms 需求。

4 结束语

SR 基于源路由技术, 简化控制平面协议, 通过源节点控制和调整业务路径, 同时可以更好地与 SDN 相结合, 保持集中式控制和分布式之间的平衡, 并且通过与 1:1、VPN-FRR 和 TI-LFA 等多种保护技术深度结合的方式, 理论上可对各种场景提

供多方位的保护。文中采用的 SR-TP 1:1 隧道保护技术和 SR-BE 模型 TI-LFA FRR 保护技术能够满足 5G eMBB 业务场景各种需求, 实测均在 50 ms 内完成业务保护倒换, 达到了电信级保护倒换要求, 并且能够平滑升级, 对研究当前的通信承载网具有重要参考价值。

参考文献:

[1] 陈亮, 余少华. 5G 端到端应用场景的评估和预测[J]. 光通信研究, 2019(3):1-7.
[2] 汤瑞, 赵俊峰. 5G 承载网络结构及技术分析[EB/OL]. (2019-05-07) [2021-02-05]. <https://www.txrjy.com/thread-1071041-1-1.html>.
[3] 李俊杰, 唐建军. 5G 承载的挑战与技术方案探讨[J]. 中兴通讯技术, 2018(1):4-6.
[4] IMT-2020(5G)推进组. 5G 承载网络架构和技术方案白皮书[EB/OL]. (2018-10-10) [2021-02-05]. <http://www.imt-2020.org.cn>.
[5] 何晓明, 岳萍, 卢泉, 等. 面向 5G 承载的 IPRAN 网络演进及关键技术[EB/OL]. (2019-05-20) [2021-02-05]. <http://kns.cnkinet/kems/detail/11.2103.tn20190517.1502.024.html>.
[6] 王庆杨, 谢沛荣, 熊尚坤, 等. 5G 关键技术与标准综述[J]. 电信科学, 2017, 33(11):112-122.



(上接第 66 页)

[12] 余翔, 郑寒冰, 曾银强. 基于压缩感知的自适应加权匹配追踪算法[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版, 2016, 28(5):707-712.
[13] Narayanan S, Sahoo S K, Makur A. Greedy Pursuits based Gradual Weighting Strategy for Weighted l1-Minimization[C]//2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Calgary, AB, Canada: IEEE, 2018:4664-4668.
[14] Lu W, Wang Y, Hua X, et al. Compressive Downlink Channel Estimation for FDD Massive MIMO using Weighted lp Minimization[C]//2018 IEEE 4th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Chengdu, China: IEEE, 2018:8780953.
[15] Gilabert P L, López-Bueno D, Montoro G. Spectral Weighting Orthogonal Matching Pursuit Algorithm for Enhanced Out-of-Band Digital Predistortion Linearization[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2019, 66, (7):1277-1281.
[16] Papazafeiopoulos A, Kourtessis P, Renzo M D, et al. Performance Analysis of Cell-free Massive MIMO Systems: A Stochastic Geometry Approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69 (4): 3523-3537.