

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.05.011

基于压缩感知的低复杂度分数时延信道估计方法*

马子骥 彭强 王炼红 刘宏立

(湖南大学 电气与信息工程学院 长沙 410082)

摘要:基于压缩感知(compressed sensing, CS)技术的信道估计方法已被应用于正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)系统的信道估计中以提高频谱利用率。然而,传统的时域普通采样方法会导致信道测量矩阵不够精细,无法精确恢复信道状态信息。针对这一问题,提出利用分数时延信道模型模拟系统的无线多径信道,利用接收端时域过采样方法细化信道测量矩阵以提高信道估计精度。同时,为了克服由时域过采样导致的算法复杂度增加的问题,提出一种改进正交匹配追踪算法(modified orthogonal matching pursuit, MOMP)。仿真实验结果表明,在分数时延信道条件下,提出的接收端时域过采样方法能准确检测到信道的分数时延且提出的MOMP算法能显著降低估计算法的计算复杂度。

关键词:分数时延;正交频分复用;压缩感知;信道估计;匹配追踪;过采样

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Low complexity fractional delay channel estimation method based on compressed sensing

Ma Ziji Peng Qiang Wang Lianhong Liu Hongli

(School of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: The channel estimation based on compressed sensing (CS) technology is applied in the OFDM system to improve the spectrum utilization. However, the traditional time-domain sampling method causes the imprecision to the channel measurement matrix, which can't accurately recover the channel state information of the transmission channel path. To solve this problem, a fractional delay channel model is proposed to simulate the system wireless multipath channel, and a time-domain oversampling at the receiver is exploited to improve the estimation accuracy. Meanwhile, to reduce the computational complexity for which is increased due to the time-domain oversampling, a modified orthogonal matching pursuit (MOMP) algorithm is proposed to lower the computational complexity. The simulation experiment results show that the time-domain oversampling at the receiver proposed in this paper can accurately detect the channel fractional delay and the proposed MOMP algorithm can significantly reduce the computational complexity of the estimation algorithm under the fractional delay channel environment.

Keywords: fractional delay; OFDM; compressed sensing; channel estimation; matching pursuit; oversampling

1 引言

正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术是一种子载波相互正交多载波传输技术,每一个载波具有较低符号率,频谱利用率

高^[1]。在OFDM系统接收端准确估计信道状态信息对接收端解调至关重要。研究表明散射环境下的无线信道在信号空间维度上具有“稀疏”特性^[2],针对这一特点,压缩感知(compressed sensing, CS)理论已被应用于OFDM系统信道估计中^[3]。传统的OFDM系统信道估计方法大多数都是基于路径时延为整数倍采样周期这一理想情况

收稿日期:2016-11 Received Date: 2016-11

* 基金项目:中央国有资本经营预算项目(财企[2013]470号)、中央高校基本科研项目(2014-004)、国家自然科学基金(61540012)、中国博士后科研基金(2014M562100)、湖南省科技计划重点项目(2015JC3053)、教育部产学研合作协同育人项目(2016011004010)资助

进行。然而,实际环境中更多的为路径时延不为采样周期的整数倍的分数时延的非理想情况,而这会直接影响到接收端信道估计的精度。文献[4-6]中提到多种基于压缩感知的信道估计方法,然而都没有考虑更接近实际的分数时延信道的情况。根据文献[7],基于压缩感知的信道估计方法在待估计的最大信道路径时延在保护间隔长度的情况下,在时域进行信道估计比传统的在频域进行信道估计的方法精度更高。文献[8-9]研究了在多径衰落信道中采用时域过采样方法估计多径信道的时延特性,表明通过过采样可以获得多径分数时延特性以改善信道估计性能。然而文献[8-9]在发送端进行了过采样,需额外增加发送带宽。另一方面,截至目前,基于压缩感知的信道估计已经有很多估计算法:基于L1范数最小化的基追踪(basis pursuit, BP)算法^[10]、基于贪婪迭代的匹配追踪(matching pursuit, MP)算法和正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法^[11-12]等。文献[10]基于L1范数最小化的BP算法虽然重构精度好,但算法复杂度高,文献[11-12]采用基于贪婪迭代思想的MP算法和OMP算法与文献[10]的BP算法相比算法复杂度更低,运算速度更快,然而其迭代次数高,对于实际应用来说,计算复杂度仍然较高。文献[13-14]采用基于部分支撑集已知的OMP算法,是一种基于OMP算法的改进算法,但仍需多次迭代计算。

本文致力于研究信道的分数时延特性,通过在接收端进行时域过采样以获取信道的分数时延,以典型城市6径信道(typical urban 6, TU6)信道模型为例,进一步考察在多径传输环境下的信道估计。与文献[8-9]在发送端和接收端都进行过采样不同,本文仅在接收端进行过采样,无需额外增加发送带宽。本文采用的信道估计方法是一种基于压缩感知的信道估计方法,为了克服由于接收端时域过采样引起的压缩感知测量矩阵的扩大而导致的算法复杂度增加的问题,提出一种改进正交匹配追踪算法(modified orthogonal matching pursuit, MOMP)进行信道估计,MOMP算法能将OMP迭代次数减少为一次,进一步改进文献[13-14]的算法。

A^T 和 A^H 分别表示矩阵 A 的转置和共轭转置, $\text{diag}(\mathbf{H})$ 表示以向量 \mathbf{H} 的元素为主对角线元素的对角矩阵, $\hat{\mathbf{h}}$ 和 $\hat{\mathbf{h}}$ 分别表示向量 \mathbf{h} 的观测值和估计值。

2 系统模型

仿真系统框图如图1所示。

设待发送信号 \mathbf{T} 含 K 个有效子载波信号,由 M 个导频符号 p 和 $K-M$ 个数据符号 d 构成。

快速傅里叶变换(fast Fourier transformation, FFT)矩阵 \mathbf{F} 为:

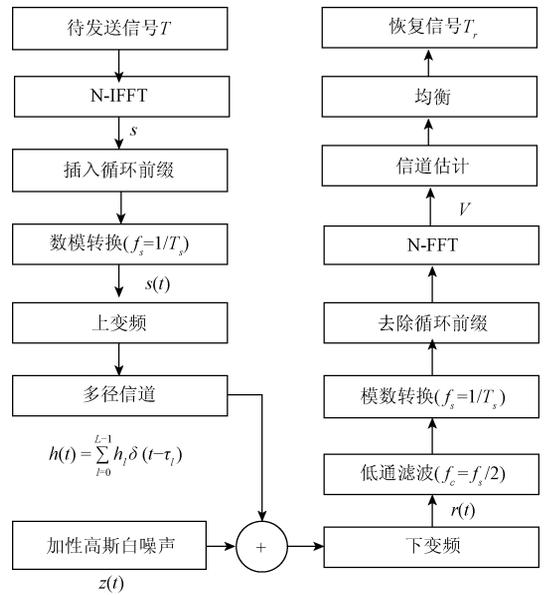


图1 系统框图

Fig. 1 Block diagram of system

$$\mathbf{F} = \left[\exp\left(-j \frac{2\pi kn}{N}\right) \right]_{\substack{0 \leq k < N \\ 0 \leq n < N}} \quad (1)$$

重排矩阵 \mathbf{Q} 为:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{O}_{K_+, K_-} & \mathbf{I}_{K_+} \\ \mathbf{O}_{N-K_+, K_+} & \mathbf{O}_{N-K_+, K_+} \\ \mathbf{I}_{K_-} & \mathbf{O}_{K_-, K_-} \end{bmatrix} \quad (2)$$

重排矩阵用于重新排列有效子载波的正频率和负频率部分并对未承载发送信号的子载波进行补零,由单位阵 \mathbf{I} 和零矩阵 \mathbf{O} 组成。 K_+ 和 K_- 分别表示正频率和负频率子载波数目。

信号 \mathbf{T} 与重排矩阵 \mathbf{Q} 以及 FFT 逆矩阵 \mathbf{F}^{-1} 相乘后得到 OFDM 符号 s :

$$s = \mathbf{F}^{-1} \mathbf{Q} \mathbf{T} \quad (3)$$

s 添加循环前缀(cyclic prefix, CP)后,再经过转换周期为 T_s 的数模转换器形成基带传输信号。最后经上变频调制后再经加性高斯白噪声多径信道发送到接收端。

在接收端,接收信号 $r(t)$ 为:

$$r(t) = \sum_{l=0}^{L-1} h_l s(t - \tau_l) + z(t) \quad (4)$$

式中: h_l 和 τ_l 分别表示第 l 条传播路径的路径损耗和时延, $z(t)$ 为加性高斯白噪声。

$r(t)$ 通过一个截止频率为 $1/(2T_s)$ 的低通滤波器进行滤波后再经过一个采样频率为 $1/T_s$ 的模数转换器,最后去除信号的 CP。去除 CP 后的接收信号 r 为:

$$r = \mathbf{G} s + z \quad (5)$$

式中: \mathbf{G} 和 z 分别为时域信道矩阵和时域加性高斯白噪声向量。

接收端采用与发送端相同的 FFT 矩阵 \mathbf{F} 和重排矩阵 \mathbf{Q}^T 。接收信号 \mathbf{V} 为:

$$\mathbf{V} = \mathbf{Q}^T \mathbf{F} \mathbf{r} = \mathbf{Q}^T \mathbf{L} \mathbf{Q} \mathbf{T} + \mathbf{Z} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{L} = \mathbf{F} \mathbf{G} \mathbf{F}^{-1} = \text{diag}(\mathbf{H})$ 为对角矩阵, 对角元素为信道频率响应 $\mathbf{H} = [H_0, H_1, \dots, H_{N-1}]^T$, $\mathbf{Z} = \mathbf{Q}^T \mathbf{F} \mathbf{z}$ 为频域加性高斯白噪声向量。

信道频率响应为:

$$\begin{aligned} H(f) &= \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \exp(-j2\pi ft) dt = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \left(\sum_{l=0}^{L-1} h_l \delta(t - \tau_l) \right) \exp(-j2\pi ft) dt = \\ &= \sum_{l=0}^{L-1} \int_{-\infty}^{\infty} h_l \delta(t - \tau_l) \exp(-j2\pi ft) dt = \\ &= \sum_{l=0}^{L-1} h_l \exp(-j2\pi \tau_l f) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: 信道冲激响应 $h(t) = \sum_{l=0}^{L-1} h_l \delta(t - \tau_l)$, 在抽样率为 $1/T_s$ 的情况下, 式(7)变为:

$$H\left(\frac{n}{NT_s}\right) = \sum_{l=0}^{L-1} h_l \exp\left(-\frac{2\pi n \tau_l}{NT_s}\right) \quad 0 \leq n < N \quad (8)$$

在实际的信道中, τ_l 并不总满足 $\tau_l = nT_s$, 其中 n 为整数。 τ_l 为路径时延, 如果 τ_l/T_s 不为整数, 普通采样方法将采集不到分数时延的路径, 导致路径数与实际路径数不符, 离散的路径分量经过截止频率为采样频率的 $1/2$ 的低通滤波器时, 会导致信道多径能量泄露, 进而会使得观测信道冲激响应 $\tilde{\mathbf{h}} = \mathbf{F}^{-1} \tilde{\mathbf{h}}_f$ 稀疏路径总数增多且数量难以确定^[6], 这将直接导致信道估计的精度下降。为使 τ_l/T_s 为整数, 采样周期 T_s 应足够小。基于此, 本文提出了接收端时域过采样方法。

3 基于压缩感知的稀疏信道估计

基于压缩感知的稀疏信道估计方法中待重构的信号是信道冲激响应 \mathbf{h} 。如前一节所述, 当路径时延不是系统采样的整数倍时, 将普通采样的 $\tilde{\mathbf{h}}$ 作为压缩感知的观测向量时, 压缩感知不能精确估计信道冲激响应。为了解决这一问题, 本文提出在接收端进行时域过采样, 引入过采样信道冲激响应向量 $\mathbf{h}_{XN} = [h_0, h_1, \dots, h_{XN-1}]^T$ 。

图 2 所示为本文采用的信道估计方法流程图, 接收信号 \mathbf{V} 用于获得观测冲激响应。

$$\begin{aligned} \text{由式(6)得到接收信号 } \mathbf{V} \text{ 后, 观测频率响应 } \tilde{\mathbf{H}} \text{ 为:} \\ \tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{E} \mathbf{V} \end{aligned} \quad (9)$$

式中: \mathbf{E} 是导频提取矩阵以提取接收导频。

$$\begin{aligned} N \text{ 维观测冲激响应向量 } \tilde{\mathbf{h}} \text{ 为:} \\ \tilde{\mathbf{h}} = \mathbf{F}^{-1} \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{H}} \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $\tilde{\mathbf{h}} = [\tilde{h}_0, \tilde{h}_1, \dots, \tilde{h}_{N-1}]^T$ 为观测冲激响应。

信道最大传播时延在保护间隔长度 N_{gi} 内, 则信道冲

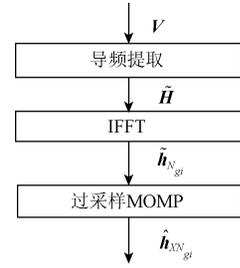


图 2 信道冲激响应估计

Fig. 2 Channel impulse response estimation

激响应 \mathbf{h} 的非零元素在保护间隔长度内。因此观测冲激响应 $\tilde{\mathbf{h}}$ 可以缩小到长度为保护间隔长度 $\tilde{\mathbf{h}}_{N_{gi}} = [\tilde{h}_0, \tilde{h}_1, \dots, \tilde{h}_{N_{gi}-1}]^T$ 。

定义 X 表示信号的过采样的倍数, \mathbf{F}_X 和 \mathbf{Q}_X 分别为 FFT 矩阵 \mathbf{F} 和重排矩阵 \mathbf{Q} 扩大为 X 倍的矩阵, 则频率响应 \mathbf{H}_{XN} 可以从冲激响应 $\mathbf{h}_{XN} = [h_0, h_1, \dots, h_{XN-1}]^T$ 获得:

$$\mathbf{H}_{XN} = \mathbf{Q}_X \mathbf{Q}_X^T \mathbf{F}_X (\mathbf{h}_{XN} + \mathbf{z}_{XN}) \quad (11)$$

式中: \mathbf{z}_{XN} 是 XN 维的加性高斯白噪声向量, \mathbf{Q}_X 为导频抽取矩阵, 它包含导频结构以提取接收导频处的信道频率响应。

将式(11)中的频率响应 \mathbf{H}_{XN} 代入式(10)中的 $\tilde{\mathbf{H}}$, 得到压缩感知计算式:

$$\tilde{\mathbf{h}} = \mathbf{F}^{-1} \mathbf{Q} \mathbf{Q}_X^T \mathbf{F}_X (\mathbf{h}_{XN} + \mathbf{z}_{XN}) \quad (12)$$

令测量矩阵 $\mathbf{M} = \mathbf{F}^{-1} \mathbf{Q} \mathbf{Q}_X^T \mathbf{F}_X$, \mathbf{M} 大小为 $N \times XN$, 则式(12)可表示为:

$$\tilde{\mathbf{h}} = \mathbf{M} \mathbf{h}_{XN} + \mathbf{M} \mathbf{z}_{XN} \quad (13)$$

信道最大传播时延不超过保护间隔 N_{gi} , 相应地, 过采样冲激响应可缩小为:

$$\mathbf{h}_{XN_{gi}} = [h_0, h_1, \dots, h_{XN_{gi}-1}]^T \quad (14)$$

测量矩阵缩小为:

$$\mathbf{M}_{N_{gi}, XN_{gi}} = [\mathbf{M}_{i,n}]_{\substack{0 \leq i < N_{gi} \\ 0 \leq n < XN_{gi}}} \quad (15)$$

新的测量矩阵 $\mathbf{M}_{N_{gi}, XN_{gi}}$ 的大小为 $N_{gi} \times XN_{gi}$, 其中 N_{gi} 为保护间隔, X 是过采样因子。由此, 式(13)中 $\tilde{\mathbf{h}}$ 缩小为:

$$\tilde{\mathbf{h}}_{N_{gi}} = \mathbf{M}_{N_{gi}, XN_{gi}} \mathbf{h}_{XN_{gi}} + \mathbf{M}_{N_{gi}, XN_{gi}} \mathbf{z}_{XN_{gi}} \quad (17)$$

图 3 所示为保护间隔为 $1/8$, 过采样因子 $X=1$ 的不同大小 FFT 矩阵下得到的测量矩阵, 表明 FFT 矩阵越大测量矩阵越稀疏。由于在 OFDM 系统中采用的 FFT 矩阵很大, 所以用于本文的测量矩阵非常稀疏。将稀疏测量矩阵用于压缩感知能够显著降低基于压缩感知的重构算法的计算开销^[14]。

4 基于 MOMP 算法的信道估计

本文采用的信道参考了文献[15]研究的信道特性,

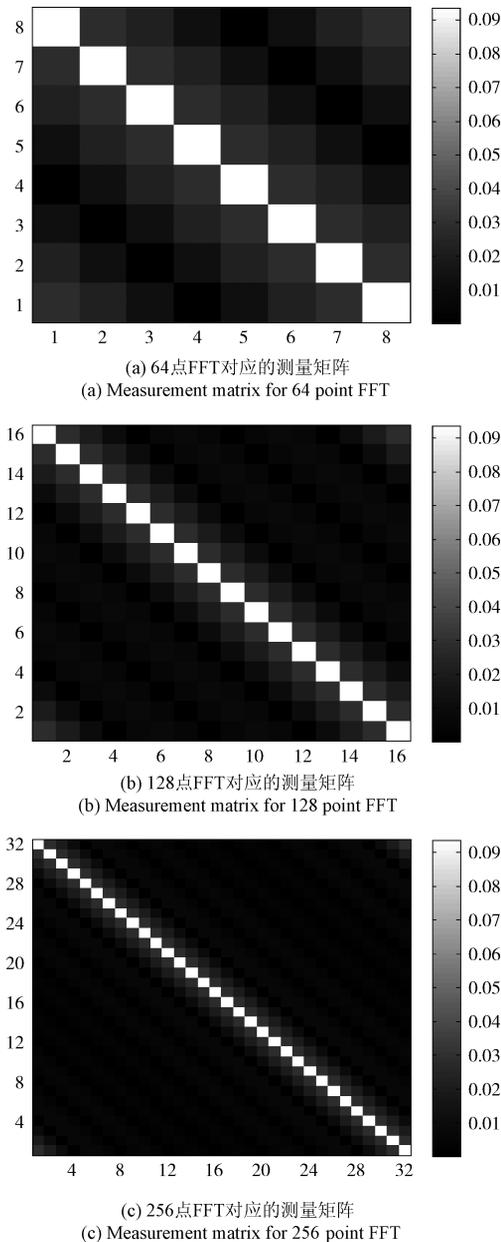


图3 不同大小FFT矩阵下的测量矩阵

Fig.3 Measurement matrix for different FFT size

即信道路径时延变化率远小于路径增益变化率。基于此,本文提出了MOMP算法,该算法由OMP算法^[12]和最小二乘法(least square, LS)两部分组成,第1部分采用OMP算法估计第1个符号到来时的路径时延和路径增益。第2部分在第1个接收符号利用OMP算法得到路径时延的基础上再利用LS算法估计随后接收符号的路径增益。

4.1 基于OMP算法的信道估计

OMP算法是一种贪婪算法,其目标是尽量减少观测信号的近似误差^[12],其实现步骤如下。

1) 输入: 观测向量 $\tilde{\mathbf{h}}_{N_p}$; 测量矩阵 $\mathbf{M}_{N_p, XN_p} = [\mathbf{m}_0, \mathbf{m}_1, \dots, \mathbf{m}_{XN_p-1}]$; 信道稀疏度 η 。

2) 初始化: 残差 $\mathbf{r}_0 = \tilde{\mathbf{h}}_{N_p}$; 迭代数 $i = 1$; 索引集 $\Lambda_0 = \emptyset$; 原子集 $\mathbf{Y}_0 = [\]$ 。

3) 迭代: 设已迭代了 $i - 1$ 次。

步骤1 识别: 在测量矩阵 \mathbf{M}_{N_p, XN_p} 找到与残差 \mathbf{r}_{i-1} 最匹配的列向量, 并记下对应列向量在测量矩阵中的列号 $\lambda_i = \arg \max_k \langle \mathbf{r}_{i-1}, \mathbf{m}_k \rangle$ 。

步骤2 合并: $\Lambda_i = \Lambda_{i-1} \cup \{\lambda_i\}$, $\mathbf{Y}_i = [\mathbf{Y}_{i-1}, \mathbf{m}_{\lambda_i}]$ 。

步骤3 估计: 用最小二乘法更新估计值 $\mathbf{w}_i = \arg \min_w \|\mathbf{Y}_i \mathbf{w} - \tilde{\mathbf{h}}_{N_p}\|_2^2$ 。

步骤4 残差更新: $\mathbf{r}_i = \tilde{\mathbf{h}}_{N_p} - \mathbf{Y}_i \mathbf{w}_i$ 。

步骤5 判断: 若 $i < \eta$, 则 $i = i + 1$, 返回步骤1, 反之结束迭代。

4) 输出: 输出估计值 $\hat{\mathbf{h}}_{XN_p} = \mathbf{w}_\eta$ 。

本文中OMP算法将只用于第一个接收符号以获取信道路径时延和路径增益。通过OMP算法可得到式(17)中的信道冲击响应 \mathbf{h}_{XN_p} 的估计值 $\hat{\mathbf{h}}_{XN_p}$ 。

4.2 基于LS算法的路径增益估计

根据文献[15], 信道路径时延比信道路径增益变化慢, 第一个接收符号已经利用OMP算法估计过路径时延, 故下一个接收符号到来后只需估计路径增益。在这里采用LS算法估计信道的路径增益^[15]。估计的冲击响应 $\hat{\mathbf{h}}_{XN_p}$ 为:

$$\hat{\mathbf{h}}_{XN_p} = (\mathbf{Y}_\eta^H \mathbf{Y}_\eta)^{-1} \mathbf{Y}_\eta^H \mathbf{h}_{XN_p} \quad (18)$$

利用4.1节的OMP算法得到的测量矩阵中的原子集 \mathbf{Y}_η , \mathbf{Y}_η 的列数等于稀疏度 η , 可以降低LS算法的复杂度。通过OMP算法得到的 \mathbf{Y}_η 的支撑集 Λ_η 将作为匹配原子选择器, 由它可以确定测量矩阵中匹配原子。有了这个改进后, 迭代次数将会减少到一次而不需传统的改进的OMP算法中的多次迭代计算^[13-14]。

图4所示为MOMP算法流程。OMP算法只用于第1个接收到的OFDM符号以获取信道路径时延和路径增益。第2个以及随后的OFDM符号到达后, 只需用LS算法估计信道的路径增益。

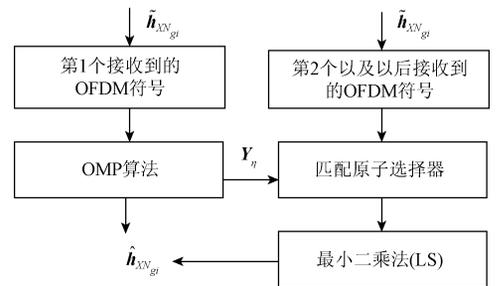


图4 MOMP算法系统

Fig.4 Block diagram of MOMP algorithm system

4.3 计算量分析

根据第 3 节,观测冲激响应向量的维数从 N 减少到了保护间隔长度 N_{gi} 。例如,如果保护间隔为 $1/8$,则该向量维数减少 87.5%。根据 4.1 节,OMP 算法需对测量矩阵的每一列进行内积计算,而测量矩阵的列向量是稀疏的,矩阵的绝大部分元素为 0,因此使用稀疏测量矩阵将降低内积计算次数,这将降低算法的计算开销。根据 4.2 节,如图 5 所示的 MOMP 算法是一种低复杂度的算法。它利用了 OMP 算法对第一个 OFDM 符号进行估计后再采用 LS 算法对随后的符号进行估计,仅需 1 次 OMP 迭代运算。

采用复数乘法次数度量计算量,用 OMP 算法进行信道估计,每一次迭代得到一个残差 \mathbf{r} 和测量矩阵 $\mathbf{M}_{N_{gi}, XN_{gi}}$ 所有列向量的内积,其计算量为 $O(X(N_{gi})^2)$ 。在 OMP 算法中使用了 LS 算法,其计算量为 $O(\eta^2 N_{gi})$ 。OMP 总的计算量为:

$$O(\eta N_{gi}(XN_{gi} + \eta^2)) \quad (19)$$

式中: N_{gi} 为保护间隔长度, X 为过采样因子, η 为稀疏度。

MOMP 第二部分使用 LS 算法^[15] 计算量为:

$$O(\eta N_{gi}) \quad (20)$$

为了更形象地理解计算复杂度,特举例说明,设发送了 10 个 OFDM 符号, $\eta = 6$, $N_{gi} = 512$, $X = 2$ 。传统 OMP 算法计算量:利用式 (19) 算得为 $10 \times (6 \times 512 \times (2 \times 512 + 62)) = 32\,563\,200$ 。MOMP 算法的计算量:利用式 (19) 得只用一次 OMP 算法的计算量: $6 \times 512 \times (2 \times 512 + 62) = 3\,256\,320$,利用式 (20) 得其余符号的计算量为 $9 \times 6 \times 512 = 27\,648$ 。MOMP 总的计算量为 $3\,256\,320 + 27\,648 = 3\,283\,968$ 。比较这两种算法的计算量 MOMP 算法相比 OMP 算法节省的计算开销为:

$$\frac{32563200 - 3283968}{32563200} \times 100\% = 89.9\% \quad (21)$$

5 仿真实验结果与分析

本章进行仿真实验结果以及算法复杂度分析,采用的评估指标为误比特率(bit error rate, BER)。表 1 所示

表 1 TU6 信道时延参数

Table 1 TU6 channel delay parameters

| 时延/ μs | 相对功率/dB |
|-------------------|---------|
| 0 + 0.05 | -3 |
| 0.2 + 0.05 | 0 |
| 0.5 + 0.05 | -2 |
| 1.6 + 0.05 | -6 |
| 2.3 + 0.05 | -8 |
| 5.0 + 0.05 | -10 |

为仿真采用的信道模型^[16],表 2 为采用的系统仿真参数,0.05 μs 为添加的路径分数时延,不加 0.05 μs 时对应整数时延信道。其中 OFDM 系统和信道模型的仿真实现参考了文献[17-18]的设计思路。

表 2 仿真参数

Table 2 Simulation parameters

| 系统模型 | OFDM 系统 |
|-------|---|
| 信道模型 | TU6 |
| 调制类型 | 16QAM |
| 子载波个数 | 512 |
| 保护间隔 | 1/8 |
| 导频类型 | 离散导频 |
| 导频间隔 | 8 |
| 噪声类型 | 加性高斯白噪声 |
| 采样周期 | $X = 1$ 时, 0.1 μs /样点 $X = 2$ 时, 0.05 μs /样点 |

5.1 计算复杂度对比

图 5 所示为在不同过采样因子 X 下 OMP 算法和 MOMP 算法计算量的对比。随着过采样因子 X 的增加,OMP 算法和 MOMP 算法的计算量都增加。但 MOMP 算法相比传统的 OMP 算法计算量更小。因此, MOMP 算法的计算复杂度远远小于 OMP 算法的计算复杂度。

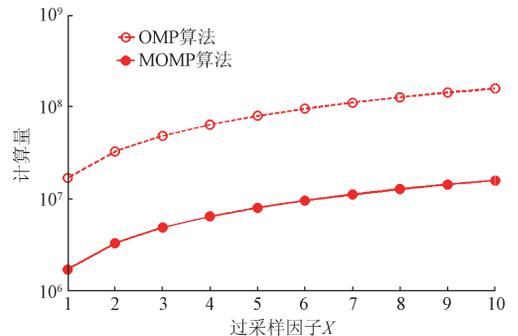


图 5 计算量对比

Fig. 5 Comparison of computational complexity

5.2 BER 分析

图 6 所示为 TU6 整数时延信道估计的 BER,表明在信道路径整数时延情况下,采用时域过采样的 OMP 算法和 MOMP 算法的信道估计与采用传统普通采样的 OMP 算法和 MOMP 算法的信道估计都保持较低的 BER。这说明在理想的整数时延信道下,采用时域过采样和传统普通采样方法的信道估计的估计性能是一致的。

图 7 所示为 TU6 分数时延信道估计的 BER。设置分数时延为 0.05 μs ,令所有的信道路径分数时延均为 0.05 μs ,如果进行普通采样,采样点会偏移 0.05 μs 。图

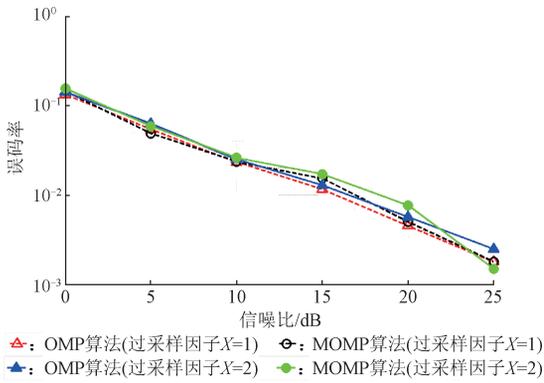


图6 TU6信道整数时延误码率

Fig.6 BER in TU6 integer delay channel

7显示传统普通采样方法存在较高的BER,这是因为存在分数时延降低了它的估计精度。为了检测0.05 μs的分数时延,在接收端进行过采样,令过采样因子X为普通采样的两倍,在信噪比为25 dB的情况下能将传统采样方法的BER提高近20 dB。

由图6和7可以看出,无论是在整数时延信道下还是分数时延信道下,MOMP的BER性能都良好地“跟随”了传统的OMP算法的BER性能,这表明传统的OMP算法和MOMP算法在信道估计性能上相近。但MOMP算法利用了信道的时延特性慢变这一条件大大降低了算法的复杂度。

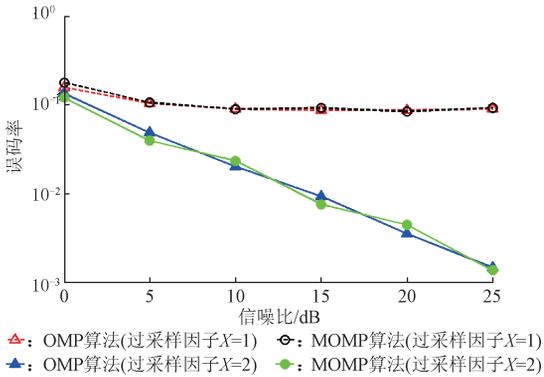


图7 TU6信道分数时延误码率

Fig.7 BER in TU6 fractional delay channel

6 结论

本文在采用多径分数时延信道模型的基础上,利用接收端的时域过采样技术,实现了基于压缩感知算法的稀疏信道估计。由于过采样仅仅在接收端进行,有效地避免了传输带宽的增加,即无需额外提高发送功率,由此实现了信道测量矩阵的精细化,显著提高了在多径分数时延情况下的信道估计精度。结合MOMP

算法,能够在不降低已获得优势的情况下,显著降低算法的计算复杂度。这些改进对实际信道估计中越来越高的精度要求和实时性要求是十分有利的,具有较好的应用价值。

参考文献

- [1] TAEWON H, YANG C Y, WU G, et al. OFDM and its wireless applications: A survey [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(4): 1673-1694.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 龚辉. 基于压缩感知的超宽带混合信道估计 [J]. 电子测量技术, 2015, 38(8): 135-139.
- [5] GONG H. CS-based channel estimation methods for UWB hybrid channel [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(8): 135-139.
- [6] MA Z J, GUO S F, LIU H L, et al. Sliding-MOMP based channel estimation scheme for ISDB-T systems [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016(8): 1-10.
- [7] 王东梅, 侯晓赟. 非整数倍路径时延下的OMP信道估计方法 [J]. 电路与系统学报, 2013, 18(1): 304-309.
- [8] WANG D M, HOU X Y. OMP channel estimation method for non-integer multipath delay environment [J]. Journal of Circuits and Systems, 2013, 18(1): 304-309.
- [9] HAYASHI K, SAKAI M, KAMENOSONO T, et al. Compressed sensing based channel estimation for uplink OFDMA systems [C]. Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA), 2014: 1-7.
- [10] PADERNA R, HIGASHINO T, OKADA M, et al. Modified orthogonal matching pursuit based ISDB-T channel estimation over fractional delay channel [C]. International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT), 2014: 336-340.
- [11] PADERNA R, HIGASHINO T, OKADA M. Improved channel estimation for ISDB-T using modified orthogonal matching pursuit over fractional delay TU6 channel [C]. Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA), 2014: 1-5.
- [12] 芮国胜, 王林, 田文飏. 一种基于基追踪压缩感知信

- 号重构的改进算法 [J]. 电子测量技术, 2010, 33(4): 38-41.
- RUI G SH, WANG L, TIAN W B. Improved algorithm based basis pursuit for compressive sensing reconstruction [J]. Electronic measurement technology, 2010, 33(4): 38-41.
- [11] SUN T, SONG Z Q, ZHANG Y J. Matching pursuit based sparse channel estimation using pseudorandom sequences [C]. Global Symposium on Millimeter Waves (GSMW), 2012: 33-37.
- [12] 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.
- [13] PADERNA R, FURUDATE H, HIGASHINO T, et al. Modified matching pursuit based channel estimation for ISDB-T [C]. International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems (ISPACS), 2013: 119-124.
- [14] PADERNA R, HIGASHINO T, OKADA M. Reduced-complexity channel estimation for ISDB-T one-seg using modified orthogonal matching pursuit [C]. the IRED, CSEE, 2014: 167-171.
- [15] DAI L L, WANG J T, WANG Z C, et al. Spectrum-and energy-efficient OFDM based on simultaneous multi-channel reconstruction [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(23): 6047-6059.
- [16] ETSI. TS 102 831 V1. 2. 1. Digital video broadcasting (DVB); Implementation guidelines for a second generation digital terrestrial television broadcasting system (DVB-T2) [S]. 2012: 214-214.
- [17] 陈宜文, 许斌, 郝建华, 等. 基于 OFDM 技术的电力线通信系统建模与仿真 [J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(2): 21-26.
- CHENG Y W, XU B, HAO J H, et al. Modeling and simulation of power line communication system based on OFDM technology [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(2): 21-26.
- [18] 周生奎, 戴秀超, 朱秋明, 等. 无线衰落信道模拟方法及仪器研制 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(7): 988-994.

ZHOU SH K, DAI X CH, ZHU Q M, et al. Simulation method for fading channel and emulator development [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(7): 988-994.

作者简介



马子骥, 1978 年出生, 博士, 湖南大学电气与信息工程学院讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为无线通信和数字信号处理。
E-mail: zijima@hnu.edu.cn

Ma Ziji was born in 1978, lecturer and M. Sc. supervisor in School of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research interest includes wireless communications and digital signal processing.



彭强, 1989 年出生, 湖南大学电气与信息工程学院在读硕士研究生, 主要研究方向为无线通信。
E-mail: perry@hnu.edu.cn

Peng Qiang was born in 1989, M. Sc. candidate in School of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research interest includes wireless communications.



王炼红, 1971 年出生, 湖南大学电气与信息工程学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为现代网络通信技术、图像处理。
E-mail: wlh-01@163.com

Wang Lianhong was born in 1971, associate professor and M. Sc. supervisor in School of Electrical and Information Engineering, Hunan University. Her main research interest includes modern network communications and digital image processing.



刘宏立, 1963 年出生, 湖南大学电气与信息工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为无线通信技术、现代网络与通信技术。
E-mail: hongliliu@vip.sina.com

Liu Hongli was born in 1963, professor and Ph. D. supervisor in School of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His main research interest includes wireless communications and modern network communications.