

基于联合稀疏模型的 OFDM 线性时变信道估计

宋祖勋¹, 胡健生^{1,2}, 张 倩²

(1. 西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710072; 2. 武警工程大学 信息工程系, 陕西 西安 710086)

摘 要: 为了进一步提高 OFDM 线性时变信道估计性能, 利用信道抽头的时域稀疏特性和相关性, 提出一种基于联合稀疏模型的信道估计方法. 首先, 将线性时变信道模型下对连续多个符号周期的信道估计转换成一个联合稀疏重构模型; 其次, 采用基于测量矩阵互相关性最小化的分组导频设计准则, 在应对子载波干扰的同时, 保证了稀疏重构算法的性能; 最后, 设计一种基于循环并行树的分组导频优化算法. 仿真结果表明: 与传统线性时变信道估计方法和联合稀疏模型下的信道估计方法相比, 所提方法所需导频数量少, 信道估计性能更好, 同时便于工程应用.

关 键 词: 联合稀疏; OFDM; 线性时变信道; 信道估计; 导频设计

中图分类号: TN 911.23

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2017)10-1377-06

Linear Time-Varying Channel Estimation of OFDM Based on Joint Sparse Model

SONG Zu-xun¹, HU Jian-sheng^{1,2}, ZHANG Qian²

(1. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Department of Information Engineering, PAP of Engineering University, Xi'an 710086, China. Corresponding author: HU Jian-sheng, E-mail: hujiansheng121@163.com)

Abstract: In order to improve the performance of linear time-varying channel estimation in OFDM system, a channel estimation method based on the joint sparse model was presented by using the temporal sparsity and correlation of channel tap. Firstly, the channel estimation of continuous OFDM system periods was converted to a joint sparse reconstruction model. Secondly, the group pilot based on the minimization of the measurement matrix coherence was used to deal with the subcarrier interference and ensure the performance of the sparse reconstruction algorithm. Finally, a group pilot pattern optimization algorithm based on the parallel tree loop structure was also proposed. Compared with the traditional linear time-varying channel estimation method and the channel estimation method based on the joint sparse model, the proposed method needs less pilot frequency, has much better channel estimation performance, and is convenient for application.

Key words: joint sparse; OFDM (orthogonal frequency division multiplexing); linear time-varying channel; channel estimation; pilots design

高速移动环境下的信道时间选择性衰落大, 信道在一个正交频复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 符号周期内是变化的, 在信道估计时, 待估计的参数数量巨大^[1]. 为了减少时变信道中待估计参数的数量, 目前常使用线性时变 (linear time varying, LTV) 信道模型、多项式模型 (polynomial model, PM) 和基扩展模型

(basis expansion model, BEM) 等拟合信道. 其中 LTV 模型相对简单, 计算量小, 在归一化多普勒频移小于 0.1 时, 能够达到较好的效果^[2-5]. 文献 [2] 第一次提出了 LTV 模型, 使用等间隔的梳状导频, 利用一个 OFDM 符号的循环前缀 (cyclic prefix, CP) 或连续 3 个 OFDM 符号, 估计出多径 (抽头) 的平均增益值, 再利用线性变化特性计算

出各时刻的值,在一定程度上削弱了子载波干扰(inter carrier interference, ICI)的影响.文献[3]利用恢复出的数据进行迭代,进一步降低了 ICI 的影响.文献[4]在 OFDM 系统中增加窗函数,将 ICI 限制在一定带宽内.文献[5]将两个符号相反的数据作为相邻导频,实现了导频的 ICI 的自消除.尽管这些改进方法都在不同程度上提高了信道估计性能,但仍存在以下问题:①均要求导频数量不能小于信道长度,在大时延环境下降低了 OFDM 系统的频率利用率;②在对信道抽头增益平均值进行估计时,都是利用阈值来确定有效抽头,低信噪比(signal noise ratio, SNR)时误差较大;③迭代法处理 ICI 会增加计算复杂度,加窗函数又引入了新的时变特性,而“载波干扰的自消除”需要的导频数量更多.

大量实验研究表明:散射环境下的无线信道的多径分布呈现出明显的“稀疏”特性^[6-7],并且时变信道在时间上具有很强的相关性,多径时延的变化要远小于增益的变化,多径时延在一个甚至几个 OFDM 符号内保持不变^[7].这种多个符号间多径稀疏结构的相关性为进一步改善 OFDM 时变信道估计性能提供了可能.基于此,文献[8]在 BEM 的基础上,时变信道稀疏重构的计算量很大. Baron 等^[9]针对多个稀疏信号具有相关性的问题,提出了分布式压缩(distributed compressed sensing, DCS)理论,而多个 OFDM 符号间的多径稀疏特性满足文献[9]中的第二类联合稀疏模型,可以更好地利用相邻符号间的这种强相关性,进一步提高稀疏重构精度.基于上述理论,文献[10]对短波信道进行了联合稀疏重构,取得较好的效果.然而,所采用的短波信道较为简单,对多普勒频移的考虑也较为理想,未使用任何时变信道模型,不适用于快时变信道环境;最后,导频设计是信道稀疏重构中的一个关键问题,根据压缩感知理论,只有将导频随机地插入到数据符号中,才能保证测量矩阵满足等距约束特性(restricted isometry principle, RIP),进而稀疏重构算法具有更好的重构精度^[11],而这种随机导频图案不适用于实际工程应用,因此当前已有的导频设计方法都使用基于测量矩阵互相关性最小化的准则^[11-12],但是,通过实验发现这种导频设计准则并不适用于时变信道的稀疏重构.

为此,本文在线性时变信道模型的基础上,基于联合稀疏模型把对信道抽头增益均值估计问题转换为稀疏重构问题,通过导频优化设计,不仅减小了导频开销,同时降低了子载波间的干扰,提高

了信道估计精度.

1 系统模型

1.1 OFDM 系统传输模型

在 OFDM 系统中,子载波数为 N , X_k 和 Y_k 分别表示第 $k(0 \leq k \leq N-1)$ 个子载波上的调制和解调信号, $x[n]$ 和 $y[n](0 \leq n \leq N-1)$ 分别代表第 n 个采样时刻的发送和接收信号(采样周期为 T_s).上述变量具有如下关系:

$$\left. \begin{aligned} x[n] &= \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X_k e^{\frac{j2\pi nk}{N}}; \\ y[n] &= \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} Y_k e^{\frac{j2\pi nk}{N}}. \end{aligned} \right\} \tag{1}$$

在理想同步的情况下,去除循环前缀之后:

$$y[n] = \sum_{l=0}^{L-1} h[n,l] x[n-l] + w[n]. \tag{2}$$

式中: L 为信道长度; $h[n,l](l=0,1,\cdots,L-1)$ 为第 n 个采样时刻下第 l 个抽头的增益值; $w[n]$ 为噪声.

如果信道为准静态的,那么信道增益 $h[n,l]$ 在一个 OFDM 符号持续时间内不变,则式(2)中的 $h[n,l]$ 等效为 $h(l)$,仅包含 L 个未知量.而对于时变信道而言,则有 $L \times N$ 个未知变量,直接进行估计不可行.

1.2 LTV 信道模型

LTV 信道的本质是假设信道冲激响应在一个 OFDM 符号持续时间范围内呈线性变化,如果获得了一个符号某一采样时刻的抽头增益值和斜率,就可以根据线性运算获得这个符号内所对应的信道冲激响应^[2].将一个 OFDM 符号周期内第 l 个抽头增益的平均值定义为

$$\hat{h}^{\text{ave}}(l) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} h[n,l]. \tag{3}$$

首先,通过 N_p 个等间隔的导频对 3 个($s-1, s, s+1$)连续 OFDM 符号下的信道抽头增益均值进行估计,得到 $\hat{h}_{s-1}^{\text{ave}}(l), \hat{h}_s^{\text{ave}}(l), \hat{h}_{s+1}^{\text{ave}}(l)$,然后利用这 3 个值分别计算出第 s 个符号的前半段和后半段信道各抽头增益的斜率,即 $\alpha_s^{\text{be}}(l)$ 和 $\alpha_s^{\text{ne}}(l)$,最后得到第 s 个符号内各时刻的抽头增益值.在该模型下的系统频域传递模型为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}^{\text{ave}} \mathbf{X} + (\mathbf{C}^{\text{be}} \mathbf{H}^{\text{be}} + \mathbf{C}^{\text{ne}} \mathbf{H}^{\text{ne}}) \mathbf{X} + \mathbf{W}. \tag{4}$$

式中: $\mathbf{Y} = [Y_0, Y_1, \cdots, Y_{N-1}]$;

$$\mathbf{X} = [X_0, X_1, \cdots, X_{N-1}];$$

$$\mathbf{H}^{\text{ave}} = \text{diag} \{ \text{FFT} [\hat{h}_s^{\text{ave}}(0), \hat{h}_s^{\text{ave}}(l), \cdots, \hat{h}_s^{\text{ave}}(L-1), 0, \cdots, 0] \};$$

$$\mathbf{H}^{\text{be}} = \text{diag} \{ \text{FFT}[a_s^{\text{be}}(0), a_s^{\text{be}}(l), \dots, a_s^{\text{be}}(L-1)], 0, \dots, 0 \};$$

$$\mathbf{H}^{\text{ne}} = \text{diag} \{ \text{FFT}[a_s^{\text{ne}}(0), a_s^{\text{ne}}(l), \dots, a_s^{\text{ne}}(L-1)], 0, \dots, 0 \};$$

$$a_s^{\text{be}}(l) = \frac{h_s^{\text{ave}}(l) - h_{s-1}^{\text{ave}}(l)}{N};$$

$$a_s^{\text{ne}}(l) = \frac{h_{s+1}^{\text{ave}}(l) - h_s^{\text{ave}}(l)}{N};$$

FFT(*) 为矢量 * 的离散傅里叶变换; \mathbf{W} 为频域噪声; \mathbf{C}^{be} 和 \mathbf{C}^{ne} 是常数矩阵, 取值见文献[2].

根据式(4), 令 $\mathbf{G} = \mathbf{H}^{\text{ave}} + \mathbf{C}^{\text{be}} \mathbf{H}^{\text{be}} + \mathbf{C}^{\text{ne}} \mathbf{H}^{\text{ne}}$, 在完成信道估计后进行均衡, 得到 $\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{G}^H \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^H \mathbf{Y}$. 可见, 在 LTV 信道模型下, 对信道抽头增益均值 $h^{\text{ave}}(l)$ 的估计尤为重要.

2 信道抽头增益均值的稀疏重构

由式(1)和式(2)可得

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{G}_{k,k} \mathbf{X}_k + \sum_{m=0, m \neq k}^{N-1} \mathbf{G}_{k,m} \mathbf{X}_m + \mathbf{W}_k. \quad (5)$$

式中:

$$\mathbf{G}_{k,k} = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{N-1} h[n, l] e^{-j2\pi kl/N}; \quad (6)$$

$$\mathbf{G}_{k,m} = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{N-1} h[n, l] e^{-j2\pi n(k-m)/N} e^{-j2\pi ml/N}. \quad (7)$$

式(5)右端的第一项为第 k 个子载波接收信息的期望值; 第二项为其他子载波对第 k 个子载波产生的干扰; 第三项 \mathbf{W}_k 为加性高斯白噪声.

由式(3)和式(6)可得

$$\mathbf{G}_{k,k} = \sum_{l=0}^{L-1} h^{\text{ave}}(l) e^{-j2\pi kl/N},$$

将其代入式(5), 可得

$$\mathbf{Y}_k = \sum_{l=0}^{L-1} h^{\text{ave}}(l) e^{-j2\pi kl/N} \mathbf{X}_k + \sum_{m=0, m \neq k}^{N-1} \mathbf{G}_{k,m} \mathbf{X}_m + \mathbf{W}_k = \text{FFT}(\mathbf{h}^{\text{ave}}) \mathbf{X}_k + \mathbf{W}'_k. \quad (8)$$

式中: $\mathbf{h}^{\text{ave}} = [h^{\text{ave}}(0), h^{\text{ave}}(1), \dots, h^{\text{ave}}(L-1)]$;

$$\mathbf{W}'_k = \sum_{m=0, m \neq k}^{N-1} \mathbf{G}_{k,m} \mathbf{X}_m + \mathbf{W}_k.$$

假设导频符号为 $X_{p_1}, X_{p_2}, \dots, X_{p_{N_p}}, p_1, p_2, \dots, p_{N_p}$ 为 N_p 个导频位置, 且 $0 \leq p_1 < p_2 < \dots < p_{N_p} \leq N-1$, 则式(8)可表示为

$$\mathbf{Y}_p = \mathbf{A} \mathbf{h}^{\text{ave}} + \widetilde{\mathbf{W}}_p. \quad (9)$$

式中: $\mathbf{X}_p = \text{diag} \{ X_{p_1}, X_{p_2}, \dots, X_{p_{N_p}} \}$; $\widetilde{\mathbf{W}}_p = [\mathbf{W}'(1), \mathbf{W}'(2), \dots, \mathbf{W}'(N_p)]^T$; $\mathbf{Y}_p = [Y_{p_1}, Y_{p_2}, \dots, Y_{p_{N_p}}]^T$;

$\mathbf{A} = \mathbf{X}_p \mathbf{F}_{N_p \times L}, \mathbf{F}_{N_p \times L}$, 由一个标准 $N \times N$ 傅里叶变换矩阵的 $\{p_1, p_2, \dots, p_{N_p}\}$ 行和 $\{0, 1, \dots, L-1\}$ 列组成.

不失一般性, 令导频信号 $\mathbf{X}_p = \mathbf{I}$ (\mathbf{I} 为单位矩阵), 则 $\mathbf{A} = \mathbf{F}_{N_p \times L}$, 可见 \mathbf{A} 由导频位置集合 $\mathbf{P} = [p_1, p_2, \dots, p_{N_p}]$ 唯一确定. 对于绝大多数的无线信道而言, 采样间隔通常远小于信道时延扩展, 冲激响应中的绝大多数抽头幅度为 0, 或者近似为 0, 也就是说 \mathbf{h}^{ave} 是稀疏的^[6-7]. 因此, 基于压缩感知理论, 可以使用数量小于信道长度的导频进行信道估计. \mathbf{A} 称为测量矩阵, 对 \mathbf{h}^{ave} 的求解称为稀疏重构.

3 基于联合稀疏模型的信道估计

3.1 联合稀疏信道估计模型

如 1.2 节所述, 通常情况下, 信道多径时延在一个甚至几个 OFDM 符号内保持不变, 各符号对应的信道在时间上具有共稀疏特征. 针对这一特点, 对连续 3 个 OFDM 符号下的信道进行联合稀疏重构, 即

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Y}_p^1 &= \mathbf{A}^1 \mathbf{h}^{\text{ave}} + \widetilde{\mathbf{W}}_p^1, \\ \mathbf{Y}_p^2 &= \mathbf{A}^2 \mathbf{h}^{\text{ave}} + \widetilde{\mathbf{W}}_p^2, \\ \mathbf{Y}_p^3 &= \mathbf{A}^3 \mathbf{h}^{\text{ave}} + \widetilde{\mathbf{W}}_p^3. \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{Y}_p^s, \mathbf{A}^s$ 和 $\widetilde{\mathbf{W}}_p^s$ 分别表示第 s ($s = 1, 2, 3$) 个 OFDM 符号的频域接收值、测量矩阵和噪声干扰. 因为使用不同的导频位置集合 \mathbf{P}^s , 因此 \mathbf{A}^s 也不同. 与式(9)相比, 式(10)用不同的测量矩阵 \mathbf{A}^s 对共有稀疏变量 \mathbf{h}^{ave} 进行观测, 将多次观测结果联合起来进行稀疏重构, 这种联合稀疏重构可以很好地抵抗式(9)中单一测量矩阵所带来的恢复性能损失.

上述联合稀疏问题, 可以由联合正交匹配追踪算法对 \mathbf{h}^{ave} 进行求解^[10], 最后根据 1.2 节中的 LTV 模型进行均衡, 即可恢复出发送的数据.

3.2 基于分组的导频图案及优化算法

当前的稀疏信道重构都是基于测量矩阵互相关性最小化来设计导频的^[11-12], 矩阵 \mathbf{A} 的互相关性定义为

$$u(\mathbf{A}) = \max_{0 \leq c < c' \leq L-1} |\mathbf{a}_c^H \mathbf{a}_{c'}| = \max_{0 \leq c < c' \leq L-1} \left| \sum_{r=1}^{N_p} e^{-j2\pi p_r(c'-c)/N} \right|. \quad (11)$$

式中, \mathbf{a}_c 为 \mathbf{A} 中的第 c 列元素.

可见, 在信道长度 L 一定的情况下, 测量矩

阵的 $u(\mathbf{A})$ 值由导频位置集合 \mathbf{P} 决定,因此 $u(\mathbf{A}) = u(\mathbf{P})$. 但对于时变信道,如果导频与数据符号相邻,就会造成未知数据子载波对导频子载波的干扰,影响信道估计效果.

因此,综合考虑消除子载波干扰和降低测量矩阵互相关性两个因素,采用基于测量矩阵互相关性最小化的分组导频设计准则,即将子载波集合 $\{1, 2, \cdots, N\}$ 依次分成 G_p 个组,在每组中保留

L_g 个连续子载波作为导频,其中 $L_g = N_p/G_p$,可以在一定程度上消除未知数据对导频的干扰(L_g 的取值将在 4.2 中讨论),再基于测量矩阵互相关性最小化的原则来设计各分组中连续导频的位置. 由于组内导频是连续的,因此在确定导频位置时,只需要确定最后一个导频位置即可. $L_g = 3$ 时的分组导频结构如图 1 所示.

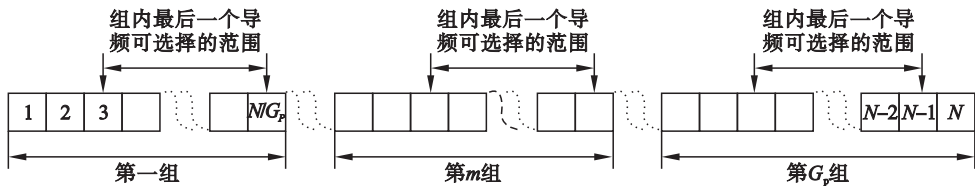


图 1 分组导频结构
Fig. 1 Structure of group pilots

3.3 分组导频优化算法

在 3.2 节的基础上,设计了一种基于循环并行树的分组导频优化算法,主要包括初始化和循环迭代两个阶段. 在初始导频图案的基础上,分组内基于并行树逐位选优,设分支数为 N_t . 根据测量矩阵互相关性最小化准则,对每个分支进行逐位优化,分别保留其中 N_t 个最优导频位置,得到 $N_t \times N_t$ 个备选集合,并从中选择 N_t 个相关性较小的作为下一次分组优化时的初始节点,循环遍历所有分组,最终找出一个最优导频图案. 算法流程如图 2 所示. 其中各变量类型和定义如表 1 所示.

表 1 导频优化算法中的主要变量		
Table 1 Main variables in pilots optimization algorithm		
变量名	大小	含义
pilot_result	$N_p \times 1$	当前迭代后的结果
pilot_last	$N_p \times 1$	上次迭代后的结果
pilot_initial	$N_p \times N_t$	前一个组优化后的结果
pilot_tempt	$N_p \times (N_t \times N_t)$	临时备选导频位置集合
pilot_index	$(1 \times N_t)$	前一个组优化后每个分支中最后一个导频位置
l_0	一维变量	迭代时的组索引

4 仿真实验验证

4.1 环境参数设置

结合无人机城市环境下的信道特点和 OFDM 数据链需求,仿真验证时变信道及系统参数设置,如表 2 所示.

表 2 仿真参数设置			
Table 2 Simulation parameter setting			
参数	配置	参数	配置
信道模型	6 路径 Rayleigh	子载波数	1024
最大时延/ μs	7	循环前缀/ μs	256
延时功率谱	指数分布	调制方式	QPSK
系统带宽/MHz	25.6	信道编码	无
采样周期/ns	31.25	工作频率/GHz	1~4
子载波间隔/kHz	25	飞行速度($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	50

图 2 分组导频优化算法流程

Fig. 2 Flow chart of group pilot optimization algorithm

根据无人机飞行速度和工作频率不同,归一化多普勒频移的范围为 0.012 ~ 0.048,满足 LTV

模型.

4.2 导频分组长度的确定

由式(10)可知,在对连续 3 个 OFDM 符号周期内的信道进行稀疏重构时,需要使用 3 个不同的导频图案,因此,根据 3.3 节中的导频优化算法,分别使用 3 个不同的 N_l 值(如 3,4 和 5)即可生成 3 种不同的导频图案.同时,根据信道长度,设计导频数量 $N_p=192$,分组长度 L_g 分别取值为 3,4,6 和 8,分别生成 4 组不同的分组导频图案集合,并计算所对应的测量矩阵的互相关系数 u 值,结果如表 3 所示.

表 3 导频图案优化结果				
Table 3 Pilots pattern optimization results				
s	$L_g=3$	$L_g=4$	$L_g=6$	$L_g=8$
1	0.149 0	0.184 7	0.198 5	0.219 7
2	0.149 3	0.176 6	0.202 7	0.228 4
3	0.149 5	0.179 4	0.197 4	0.222 7

为了应对多普勒频移所带来的子载波间干扰, L_g 应越大越好;而由表 3 可知,随 L_g 的增加,得到的导频所对应的 u 值也会逐渐增加,根据压缩感知理论,这样势必造成重构算法性能的下降.为了确定 L_g 值的大小,使用表 2 中的信道模型和系统参数设置,基于第 2 节中对信道抽头增益均值的稀疏重构方法,对表 3 中的优化算法所生成 4 种不同 L_g 值的导频图案组的性能进行对比.

图 3 为归一化多普勒频移为 0.012 时,不同 SNR 下的 LTV 信道估计性能对比.图 4 为 SNR = 30 dB 时,不同归一化多普勒频移下的 LTV 信道估计性能对比.由图 3 和图 4 可知:①在 SNR 较低的情况下,使用不同分组长度的导频性能无差别,这是由于低信噪比下的 OMP 算法性能较差;②随着 SNR 的增加, $L_g=4$ 的分组导频图案的信道估计性能略好些;③无论使用哪种分组长度,在 SNR 一定的情况下,系统误码率(bit error rate, BER)都会随着多普勒频移的增加而增加;④随着分组长度的增加,对抗子载波干扰所获得的增益小于重构算法性能下降带来的影响.因此,确定 $L_g=4$ 为宜.

4.3 性能分析

根据表 2 中的参数,对比不同时变信道估计方法和不同导频设计方法之间的性能差异,其中包括:①文献[2]中传统 LTV 信道估计方法,导频数量 $N_p^1=256$,记为“Ref. [2]”;②文献[10]中的联合稀疏重构方法,未使用任何时变信道模型,使用随机导频图案,导频数量 $N_p^2=192$,记为

“Ref. [10]”;③将文献[2]中 LTV 信道模型和文献[10]中的联合稀疏重构方法相结合,导频图案和数量与②相同,记为“Ref. [2,10]”;④本文提出的新方法,与③不同的是,在导频设计上使用本文的导频优化方法, $L_g=4$ 时的导频图案组记为本文方法,对比不同 SNR 和归一化多普勒频移的系统 BER,如图 5 和图 6 所示.

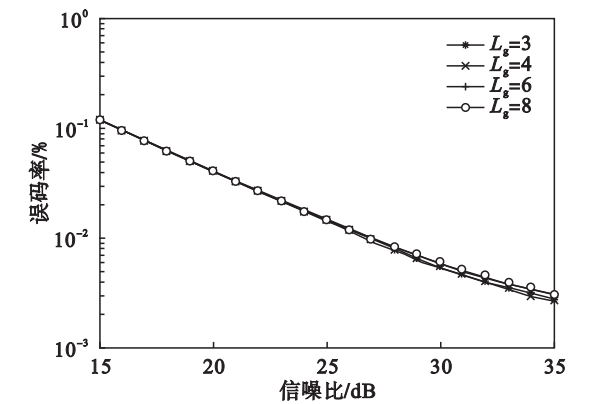


图 3 不同分组长度下的信噪比 - 误码率曲线
Fig. 3 SNR to BER curves with different group lengths

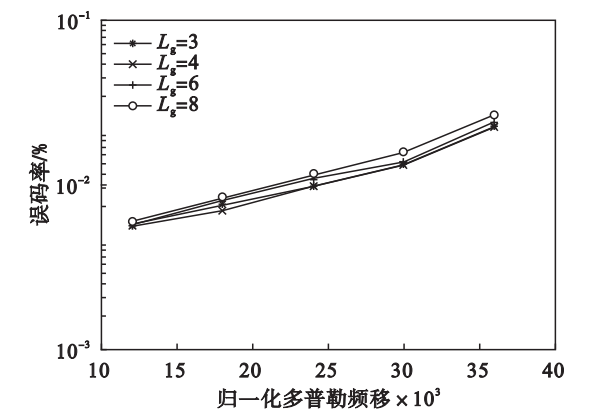


图 4 不同分组长度下的归一化多普勒频移 - 误码率曲线
Fig. 4 Normalized Doppler frequency to BER curves with different group lengths

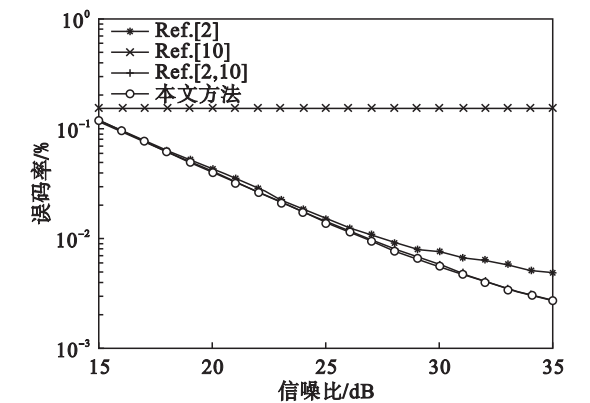


图 5 不同信道估计方法的信噪比 - 误码率曲线
Fig. 5 SNR to BER curves with different time-varying channel estimation methods

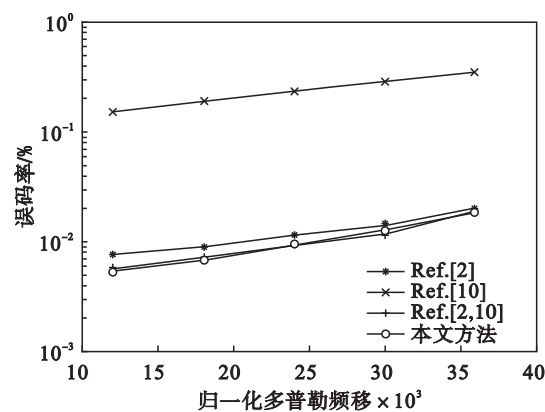


图 6 不同时变信道估计方法的归一化多普勒频移 - 误码率曲线

Fig. 6 Normalized Doppler frequency to BER curves with different time-varying channel estimation methods

由图 5 和图 6 可知:文献[10]中的方法不适用于时变信道估计,因为其未采用任何信道匹配模型,无法克服 ICI;在基于 LTV 信道模型的方法中,使用联合稀疏信道估计后,利用了信道的多径稀疏特性,在节省了 1/4 导频的情况下,性能仍比文献[2]有较大提升;基于 LTV 信道模型下的联合稀疏信道估计方法,采用本文方法后,使得测量矩阵的互相关性变小,稀疏重构算法的性能得到优化,与使用随机导频图案的性能相当,但却更适用于实际工程应用。

5 结 论

本文在传统的线性时变信道模型的基础上,利用联合稀疏模型对连续多个符号持续时间内的多径抽头均值进行估计,并提出一种分组导频设计准则和相应的优化算法。仿真结果表明:相比现有相关方法,新方法在误码率、抗多普勒频移、频带利用率以及便于工程应用上都明显改善。

参考文献:

[1] Wu J X, Fan P Z. A survey on high mobility wireless communications: challenges, opportunities and solutions[J]. *IEEE Access*, 2016, 4(1) :450 - 479.

[2] Mostofi Y, Donald C C. ICI mitigation for pilot-aided OFDM mobile systems [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2005, 5(2) :765 - 774.

[3] Kwak K, Lee S, Min H, et al. New OFDM channel estimation with dual-ICI cancellation in highly mobile channel[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 10(9) : 3155 - 3165.

[4] 谢永生,汪明亮,周磊磊. 线性时变信道下的 OFDM 系统的加窗信道估计[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2013, 41(5) :43 - 47.

(Xie Yong-sheng, Wang Ming-liang, Zhou Lei-lei. Windowed channel estimation of OFDM systems in linear time-varying channels [J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2013, 41(5) :43 - 47.)

[5] Tao C, Qiu J H, Liu L. A novel OFDM channel estimation algorithm with ICI mitigation over fast fading channel [J]. *Radioengineering*, 2010, 19(2) :347 - 355.

[6] Vuokko V M, Kolmonen J S, Vainikainen P. Measurement of large-scale cluster power characteristics for geometric channel models [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2007, 55(11) :3361 - 3365.

[7] Gao Z, Zhang C, Wang Z C. Priori-information aided iterative hard threshold: a low-complexity high-accuracy compressive sensing based channel estimation for TDS-OFDM[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 15(1) :242 - 252.

[8] Peng C, Zhou C, Yun R. Channel estimation for OFDM systems over doubly selective channels; a distributed compressive sensing based approach[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 13(10) :4173 - 4185.

[9] Baron D, Wakin M B, Duarte M F, et al. Distributed compressed sensing [D]. Houston: Rice University, 2006.

[10] 郭文彬,李春波,雷迪,等. 基于联合稀疏模型的 OFDM 压缩感知信道估计[J]. *北京邮电大学学报*, 2014, 37(3) : 1 - 6.

(Guo Wen-bin, Li Chun-bo, Lei Di, et al. Joint sparse model based OFDM compressed sensing channel estimation [J]. *Journal of Beijing University of Post and Telecommunications*, 2014, 37(3) :1 - 6.)

[11] Candes E J, Tao T. Decoding by linear programming [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 11(51) : 4203 - 4215.

[12] Qi C H, Yue G S, Wu L N. Pilot design schemes for sparse channel estimation in OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64, (4) :1493 - 1506.