

# 基于 BEM 的非平稳双选信道估计方法

沈轩帆<sup>1</sup>, 廖 勇<sup>1</sup>, 代学武<sup>2</sup>, 刘 凯<sup>3</sup>, 王 丹<sup>4</sup>

(1. 重庆大学通信与测控中心, 重庆 400044; 2. 东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁沈阳 110819;  
3. 信息物理社会可信服务计算教育部重点实验室, 重庆 400044; 4. 重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室, 重庆 400065)

**摘 要:** 面向高速环境下的无线通信系统, 针对高速信道的双选衰落和非平稳特性, 提出一种基于基扩展模型 (Basis Expansion Model, BEM) 的贝叶斯滤波的信道估计方法. 针对双选衰落特性, 采用 BEM 信道模型, 降低估计复杂度, 消除子载波间干扰; 针对非平稳特性, 提出一种基于贝叶斯滤波的联合估计信道冲激响应与时变的时域自相关系数的信道估计方法. 仿真分析表明, 所提方法相较最小二乘法等传统方法在高速环境下能够提升估计精度和误码率性能. 本方法特别适用于高速铁路的无线通信系统.

**关键词:** 正交频分复用; 信道估计; 非平稳信道; 双选信道; 基扩展模型; 贝叶斯滤波

**中图分类号:** TN911.72      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2019)01-0204-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.01.027

## Non-stationary and Doubly-Selective Channel Estimation Method Based on Basis Expansion Model

SHEN Xuan-fan<sup>1</sup>, LIAO Yong<sup>1</sup>, DAI Xue-wu<sup>2</sup>, LIU Kai<sup>3</sup>, WANG Dan<sup>4</sup>

(1. Center of Communication and TT&C, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industry, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China;

3. Key Laboratory of Dependable Service Computing in Cyber Physical Society, Chongqing University, Ministry of Education, Chongqing 400044, China;

4. Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunication, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** For wireless communication in high speed environment, aiming at doubly-selective fading and non-stationary channel features, this paper proposes a Bayesian filtering and smoothing channel estimation method based on basis expansion model (BEM). Aiming at the double-selection of channels, the BEM is adopted to reduce the estimation complexity and eliminate inter carrier interference. Aiming at the channel non-stationary characteristics, a channel estimation based on Bayesian filtering which is able to jointly estimate the time-varying correlation coefficients and channel impulse response is proposed. Simulation results show that the proposed methods have better estimation accuracy and overall performance than the least squares (LS) method and other traditional methods in high-speed scenarios. This method is suitable for the wireless communication system for high speed railway particularly.

**Key words:** orthogonal frequency division multiplexing (OFDM); channel estimation; non-stationary channel; doubly-selective channel; basis expansion model (BEM); Bayesian filtering

## 1 引言

随着高速铁路的不断发展, 应用在高速环境下的移动通信系统日渐成为研究的热点, 下行链路的信道估计作为正交频分复用 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM) 系统接收机设计中的重要环节, 受到了广泛的关注<sup>[1,2]</sup>. 在高速移动环境中, 无线信道在

多径效应与多普勒效应的共同影响下, 其信道响应具有时/频域选择性衰落 (双选衰落) 和非平稳的特性<sup>[3,4]</sup>. 在这种情况下, 传统信道估计方法的性能表现十分有限.

信道估计方法根据其估计信道响应的形式可以分为时域信道估计和频域信道估计<sup>[5]</sup>. 其中, 时域信道估计的方法由于直接估计信道的冲激响应, 因此其能够

收稿日期: 2017-12-26; 修回日期: 2018-06-05; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61501066, No. 61572088, No. 61701063); 重庆市基础与前沿研究计划项目 (No. cstc2015jcyjA40003, No. cstc2017jcyjAX0026, No. cstc2016jcyjA0209); 中央高校基本科研业务费 (No. 106112017CDJXY500001)

有效的在信道估计环节消除子载波间干扰 (Inter Carrier Interference, ICI)<sup>[5]</sup>. 由于本文针对的是可能受到严重 ICI 的双选衰落信道场景, 因此采用了时域信道估计方法. 而基扩展模型 (Basis Expansion Model, BEM) 通过将信道冲激响应变换到一个由基向量张成的低维空间中, 有效地降低了估计的复杂度; 同时又可以可以通过选择合理的基向量, 保证压缩的过程对信道信息的破坏几乎可以忽略不计<sup>[5]</sup>.

近年来许多关于高速移动环境下物理信道的研究指出, 这类场景下物理信道不仅呈现出双选衰落的特性, 同时还表现出了时域非平稳的特性, 即信道冲激响应的时域相关系数呈现出时变特性<sup>[6]</sup>. 而贝叶斯滤波是处理非平稳状态估计的有效方法, 在我们先前的研究中<sup>[7,8]</sup>, 已经提出了基于扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 的非平稳信道估计方法. 因此本文在之前工作的基础上, 针对非平稳双选信道的特性, 使

用贝叶斯滤波的结构, 同时结合 BEM 信道模型, 提出了一种联合估计信道响应及其时变相关系数的新方法. 由于本文所提方法与传统的卡尔曼滤波器有所不同, 在状态预测环节需要添加求解观测矩阵的操作, 因此为严谨起见, 本文中以“贝叶斯滤波器<sup>[9]</sup>”的概念来定义本文所提的信道估计方法.

## 2 系统模型

对于适用于 OFDM 系统的基于导频辅助的信道估计方法而言, 导频图样的选择是开展后续研究的基础. 目前研究及应用比较广泛的导频图样包括梳状导频图样、块状导频图样、格状导频图样等<sup>[6]</sup>. 其中块状导频图样由于导频符号被 802.11p 以及长期演进 (Long Term Evolution, LTE) 等移动通信协议<sup>[10,11]</sup> 采用作为其导频图样用于辅助信道估计, 应用广泛. 因此本文也采用块状导频图样, 具体的帧结构如图 1 所示.

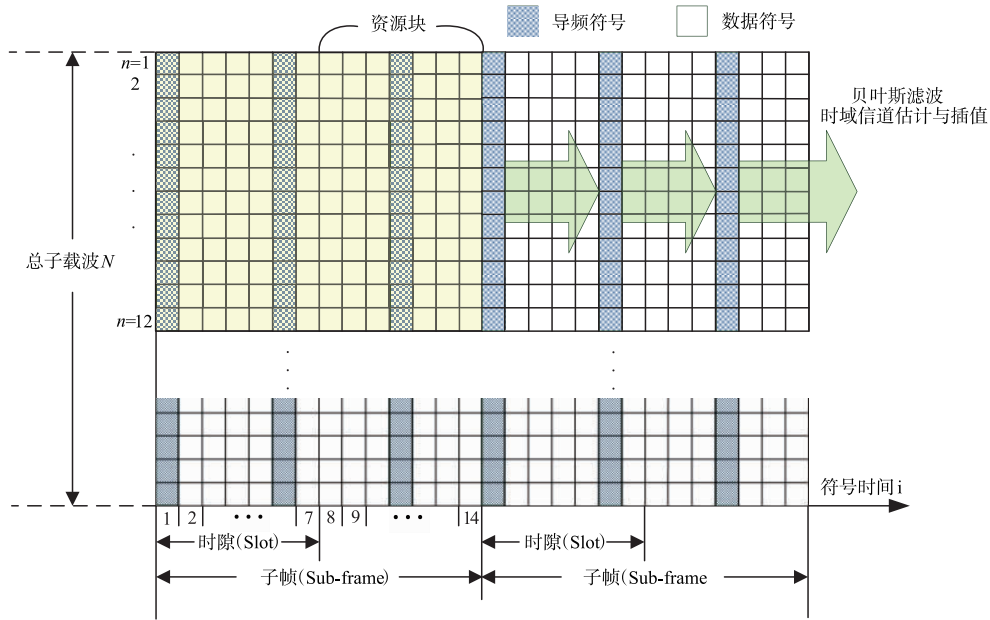


图1 块状导频图样

设 OFDM 系统的总子载波数为  $N$ , 一个子帧总共包含  $I$  个 OFDM 符号, 设发送的第  $i$  个 OFDM 符号上的第  $n$  个子载波的资源元素为  $s_i(n)$ , 有  $\mathbf{s}_i = [s_i(0), \dots, s_i(n), \dots, s_i(N-1)]^T$ , 将频域符号经过傅里叶逆变换 (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT), 即 OFDM 调制后, 有:

$$\mathbf{S}_i = \mathbf{F}^H \mathbf{s}_i \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{S}_i = [S_i(0), \dots, S_i(N-1)]^T$  表示发送的时域序列,  $[\mathbf{F}]_{n,k} = \frac{1}{\sqrt{N}} \exp(-j \frac{2\pi kn}{N})$  表示傅里叶变换矩阵. 进一步可以构造 OFDM 传输模型如下:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{H}_i \mathbf{S}_i + \mathbf{z}_i \quad (2)$$

其中, 第  $i$  个 OFDM 符号上接收到的频域符号向量为  $\mathbf{y}_i = [y_i(0), \dots, y_i(N-1)]^T$ ,  $\mathbf{z}_i$  为信道的加性复高斯白噪声, 协方差矩阵为  $\mathbf{Q}_z = \sigma_z^2 \mathbf{I}_N$ ,  $\mathbf{H}_i \in \mathbb{C}^{N \times N}$  表示第  $i$  个 OFDM 符号上信道的频域响应矩阵, 有

$$\mathbf{H}_i = \mathbf{F} \mathbf{g}_i \mathbf{F}^H \quad (3)$$

其中矩阵  $\mathbf{g}_i \in \mathbb{C}^{N \times N}$  表示第  $i$  个符号时间信道的冲激响应矩阵, 有

$$\mathbf{g}_i = \begin{bmatrix} h_i(0,0) & 0 & \dots & h_i(0,L-1) & \dots & h_i(0,1) \\ h_i(1,1) & h_i(1,0) & 0 & \dots & \dots & h_i(1,2) \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & h_i(N-1,L-1) & \dots & h_i(N-1,0) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中  $h_i(k, l)$  表示第  $i$  个符号时间上, 信道冲激响应第  $l$  个抽头的第  $k$  个采样点.

复指数基扩展模型 (Complex Exponential BEM, CE-BEM) 由于其基向量的生成过程简单而不依赖额外的信道统计信息, 且基向量之间又具备两两正交的特性<sup>[5]</sup>, 因此本文选择 CE-BEM 信道模型作为基本的信道模型. 设信道阶数为  $L$ , 信道冲激响应可以用 CE-BEM 模型表示<sup>[5]</sup>, 则第  $i$  个符号上的第  $l$  个抽头上的第  $k$  个采样点  $h_i(k, l)$  有:

$$h_i(k, l) = \sum_{q=0}^{Q-1} b_{k,q} c_{i,l}^q = \mathbf{b}_k^T \mathbf{c}_{i,l} \quad (5)$$

其中,  $Q$  表示压缩基向量的维度 ( $Q \ll N$ ),  $\mathbf{b}_k = [b_{k,0}, \dots, b_{k,Q-1}]^T$  表示基向量, 由于采用 CE-BEM 模型, 因此有  $b_{k,q} = e^{j2\pi(q-Q)k/N}$ ,  $\mathbf{c}_{i,l} = [c_{i,l}^{(0)}, \dots, c_{i,l}^{(Q-1)}]^T$  表示压缩基的系数向量. 令  $\mathbf{h}_{i,l} = [h_i(0, l), \dots, h_i(N-1, l)]^T$  表示第  $i$  个 OFDM 符号中的第  $l$  个抽头上的信道冲激响应向量,  $\mathbf{B} = \mathbf{I}_L \otimes [\mathbf{b}_0, \dots, \mathbf{b}_{N-1}]^T$ ,  $\mathbf{c}_i = [\mathbf{c}_{i,0}^T, \dots, \mathbf{c}_{i,L-1}^T]^T$ , 则有

$$\mathbf{h}_i = [\mathbf{h}_{i,0}^T, \dots, \mathbf{h}_{i,L-1}^T]^T = \mathbf{B} \mathbf{c}_i \quad (6)$$

其中  $\mathbf{h}_i$  表示第  $i$  个 OFDM 符号的冲激响应向量.

由此可以得到基于 BEM 信道模型的基带 OFDM 传输模型为:

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{A}_i \mathbf{c}_i + \mathbf{z}_i \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{A}_i$  为观测矩阵, 有

$$\mathbf{A}_i = \mathbf{F} \tilde{\mathbf{S}}_i \mathbf{B} \quad (8)$$

其中,  $\tilde{\mathbf{S}}_i = [\mathbf{S}_i^{(0)}, \dots, \mathbf{S}_i^{(L-1)}]$ , 又有  $\mathbf{S}_i^{(l)} = \text{diag}\{[S(N-l), S(N-l+1), \dots, S(N-1), S(0), S(1), \dots, S(N-l-1)]\}$ .

对无线信道的冲激响应建立一个时变的自回归模型 (Time-Varying Auto Regression, TVAR), 有

$$\mathbf{c}_{i+1} = \mathbf{R}_i \mathbf{c}_i + \mathbf{v}_i \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{R}_i$  表示两个相邻符号块间的基系数的相关矩阵,  $\mathbf{v}_i$  表示信道转移过程噪声, 协方差矩阵为  $\mathbf{Q}_v = \sigma_v^2 \mathbf{I}_{QL}$ . 由文献[12]可知,  $\mathbf{R}_i$  是通过将物理信道冲激响应的时域相关系数矩阵映射到以基矩阵  $\mathbf{B}$  为基底的线性空间上得到的, 因此其物理意义十分明确. 而由于基系数之间没有相关性, 则可以认为  $\mathbf{R}_i$  是一个对角矩阵, 对角线上元素为基系数间的互相关系数.

### 3 基于贝叶斯滤波信道估计

针对非平稳的信道环境下信道时域相关系数时变而不便于进行信道时域插值的问题, 本节提出一种基于 BEM 信道模型的联合估计基系数及其时域相关系数的贝叶斯滤波状态空间模型. 进一步针对由于在完成信道估计和数据检测前数据符号对于接收机而言是未知的, 而观测矩阵中又包含数据符号, 因此难以完成对信道精确观测的问题, 本文在传统的通过判决反馈获取观测矩阵的基础上, 提出了硬判决和软判决两种

处理思路, 以提高信道观测的准确度, 从而进一步提升信道估计的精度.

#### 3.1 状态空间模型

结合文献[3]对于非平稳信道时域相关系数的相关结论以及前述的推论, 为简化联合估计信道冲激响应的基系数  $\mathbf{c}_i$  和信道的时域相关系数  $\mathbf{R}_i$  的模型, 可以提取  $\mathbf{R}_i$  的对角线元素并写作向量  $\mathbf{r}_i$ , 即

$$\mathbf{r}_i = \text{vec}(\mathbf{R}_i) \quad (10)$$

由文献[13]可知, 可以再将  $\mathbf{r}_i$  近似模拟为一个随机游走模型, 进一步就可建立状态空间模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{r}_{i+1} = \mathbf{r}_i + \mathbf{w}_i \\ \mathbf{c}_{i+1} = \mathbf{R}_i \mathbf{c}_i + \mathbf{v}_i \\ \mathbf{y}_i = \mathbf{A}_i \mathbf{c}_i + \mathbf{z}_i \end{cases} \quad (11)$$

其中  $\mathbf{w}_i$  表示时域相关系数  $\mathbf{r}_i$  的过程噪声, 是一零均值的复高斯白噪声, 协方差矩阵为  $\mathbf{Q}_w = \sigma_w^2 \mathbf{I}_{QL}$ . 由此可以构造一个新的状态变量  $\mathbf{x}_i = [\mathbf{r}_i \quad \mathbf{c}_i]^T$ , 则可将上述状态空间模型改写为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{T}_i \mathbf{x}_i + \mathbf{u}_i \\ \mathbf{y}_i = [\mathbf{0} \quad \mathbf{A}_i] \mathbf{x}_i + \mathbf{z}_i \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $\mathbf{T}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{QL} & \mathbf{0} \\ \frac{1}{2} \hat{\mathbf{C}}_i & \frac{1}{2} \hat{\mathbf{R}}_i \end{bmatrix}$ , 其中  $\hat{\mathbf{C}}_i = \text{diag}\{\hat{\mathbf{c}}_i\}$  是由  $i$  时刻

的基系数的后验估计值构成的对角矩阵,  $\hat{\mathbf{R}}_i$  表示  $i$  时刻时域相关系数矩阵的后验估计值,  $\mathbf{u}_i$  为状态转移方程的过程噪声向量, 其协方差矩阵为  $\mathbf{Q}_u = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_w & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_v \end{bmatrix}$ .

值得注意的是, 由式(8)可知, 在观测方程中, 观测矩阵  $\mathbf{A}_i$  包含了发射机实际发送的符号, 在导频位置由于收发双方都已知导频符号, 因此  $\mathbf{A}_i$  是已知的参数, 但对于数据符号位置的资源元素由于接收机无法知晓发射机发送的数据符号, 因此难以在数据符号位置获取观测矩阵  $\mathbf{A}_i$ . 所以在贝叶斯滤波的状态预测环节需要添加获取观测矩阵的操作, 以保证在数据符号位置能够进行正确的观测, 以便于使用贝叶斯滤波的方法完成非平稳信道的估计和插值.

#### 3.2 状态预测

在状态预测环节, 需要根据前一时刻估计得到的状态变量的后验估计值以及状态转移方程对下一时刻状态变量的先验估计值做出预测. 由式(12)描述的状态空间模型可以得到其状态预测方程如下:

$$\mathbf{x}_{i|i-1} = \mathbf{T}_{i-1} \mathbf{x}_{i-1} \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{i|i-1} = \mathbf{T}_{i-1} \mathbf{P}_{i-1} \mathbf{T}_{i-1}^T + \mathbf{Q}_u \quad (14)$$

其中  $\mathbf{P}_{i|i-1}$  表示  $i$  时刻状态变量的先验协方差矩阵.

通过式(13)和(14)可以得到贝叶斯滤波器对状态变量, 即基系数在下一个符号时间内的预测值及其协

方差矩阵. 如前所述, 由于在数据符号位置观测矩阵无法获取, 因此可以通过预测得到的先验的基系数  $\mathbf{c}_{ili-1}$  经过式(6)展开得到预测的信道冲激响应向量  $\mathbf{h}_{ili-1}$ , 并由式(3)将其转换为先验的信道频域响应矩阵  $\mathbf{H}_{ili-1}$ . 此时, 可以通过一次最小均方误差 (Minimum Mean Square Error, MMSE) 均衡, 对  $i$  时刻的发送符号向量  $\mathbf{s}_i$  做出预测, 有

$$\hat{\mathbf{s}}_i = (\mathbf{H}_{ili-1}^H \mathbf{H}_{ili-1} + \sigma_z^2 \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{H}_{ili-1}^H \mathbf{y}_i \quad (15)$$

其中  $\hat{\mathbf{s}}_i$  表示对发送符号向量的预测值. 但由于受到信道噪声的影响,  $\hat{\mathbf{s}}_i$  可能已经偏离了实际发送符号  $\mathbf{s}_i$  的星座点, 因此直接使用  $\hat{\mathbf{s}}_i$  构造的观测矩阵可能并不准确. 为进一步提高观测精度, 本文提出了硬判决和软判决两种操作方法, 对原有的  $\hat{\mathbf{s}}_i$  进行补偿, 使其更加接近实际发送的符号  $\mathbf{s}_i$ .

硬判决的操作具体如下. 在已知发送符号调制方式的情况下, 可以获取到发送符号星座点的集合  $S = \{S_0, \dots, S_{M-1}\}$ , 其中  $S_m$  表示星座点的位置,  $\log_2 M$  为调制阶数. 则可将与  $\hat{\mathbf{s}}_i$  中各个元素距离最近的星座点作为硬判决的结果输出, 即

$$\hat{\mathbf{s}}_i^{(h)}(n) = \min_{S_m \in S} \|S_m - \hat{\mathbf{s}}_i(n)\| \quad (16)$$

则可以使用  $\hat{\mathbf{s}}_i^{(h)}$  由式(8)构造观测矩阵  $\hat{\mathbf{A}}_i^{(h)}$ , 并代入贝叶斯滤波器的状态更新方程.

软判决的思路主要来自于统计线性化滤波器 (Statistical Linearization Filter, SLF) 对观测方程求取统计均值的操作, 虽然由于发送符号间统计相互独立, 求取统计均值没有意义, 但经过软输出的 MMSE 均衡器后, 可以得到  $\hat{\mathbf{s}}_i(n)$  映射到各个星座点上的后验概率  $P(S_m | \hat{\mathbf{s}}_i(n))$ , 利用这一后验概率信息, 可以求解到发送符号的后验均值  $E[\hat{\mathbf{s}}_i(n)]$ , 有

$$\hat{\mathbf{s}}_i^{(s)} = E[\hat{\mathbf{s}}_i(n)] = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} S_m P(S_m | \hat{\mathbf{s}}_i(n)) \quad (17)$$

则可以使用  $\hat{\mathbf{s}}_i^{(s)}$  根据式(8)构造观测矩阵  $\hat{\mathbf{A}}_i^{(s)}$ , 并代入贝叶斯滤波器的状态更新方程.

软判决的方法保留了所有可能判决到的符号的概率信息, 因此在低信噪比的情况下相较于硬判决而言, 软判决输出的有效性将更高. 在高信噪比的情况下, 硬判决的输出将呈现出收敛到软判决输出的趋势, 而硬判决器的硬件实现复杂度相对软判决而言更低.

### 3.3 状态更新

在获取到先验状态变量以及观测矩阵后, 经过贝叶斯滤波器的测量更新方程将得到状态变量的后验估计值, 具体如下:

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{P}_{ili-1} \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{A}_i^H \end{bmatrix} ([0 \quad \mathbf{A}_i] \mathbf{P}_{ili-1} [0 \quad \mathbf{A}_i]^T + \mathbf{Q}_z)^{-1} \quad (18)$$

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_{ili-1} + \mathbf{K}_i (\mathbf{y}_i - [0 \quad \mathbf{A}_i] \mathbf{x}_{ili-1}) \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_i = \mathbf{P}_{ili-1} - \mathbf{K}_i [0 \quad \mathbf{A}_i] \mathbf{P}_{ili-1} \quad (20)$$

其中  $\mathbf{K}_i$  为贝叶斯滤波器的增益. 随着贝叶斯滤波器的状态预测与状态更新的迭代运算, 可以得到后验的状态变量  $\mathbf{x}_i$  作为输出. 由于在建立状态空间模型时, 本文采用了 BEM 信道模型, 通过根据实际应用场景, 调整压缩基向量参数  $Q$  能够有效地控制系统的待估计参数数量与模型精确度, 以达到计算复杂度和估计精度的平衡.

## 4 系统分析

本文所提的基于贝叶斯滤波的信道估计方法系统结构如下图 2 所示.

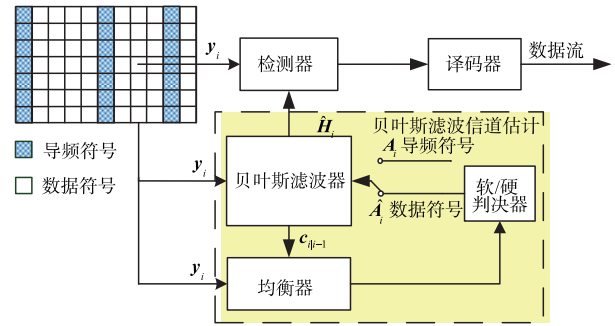


图2 基于贝叶斯滤波的信道估计方法系统结构

如图 2 所示, 本文所提的贝叶斯滤波信道估计器主要由三部分组成: 用于信道状态估计的贝叶斯滤波器, 用于构造观测矩阵的均衡器, 以及软/硬判决器. 至此可将本文所提的基于贝叶斯滤波的信道估计方法的信号处理流程整理如算法 1 所示.

#### 算法 1 基于 BEM 的贝叶斯滤波信道估计

输入: 接收符号  $\mathbf{y}_i$

输出: 信道矩阵估计值  $\hat{\mathbf{H}}_i$

1. 开始
2. 初始化:  $i = 1, \mathbf{c}_{110} = (\mathbf{A}_1^H \mathbf{A}_1)^{-1} \mathbf{A}_1^H \mathbf{y}_1, \mathbf{r}_{110} = \text{vec}(\mathbf{R}_{110}) = \text{vec}(\mathbf{I}_{QL})$
3. 状态预测:  
根据式(13), 式(14)计算先验的状态变量估计值  $\mathbf{x}_{ili-1}$ .
4. 构造观测矩阵:  
若该符号为导频符号, 则直接使用  $\mathbf{A}_i$  作为观测矩阵;  
若该符号为数据符号, 则根据式(15) ~ (17) 使用软/硬判决的方式获取观测矩阵  $\hat{\mathbf{A}}_i$ .
5. 状态更新:  
根据式(18) ~ (20) 计算后验的状态变量估计值  $\mathbf{x}_i$ .
6. 通信状态判断:  
若通信中断, 则跳转步骤 7;  
若通信未中断, 则令  $i = i + 1$ , 返回步骤 3.
7. 结束.

## 5 仿真分析

采用 MATLAB 对本文基于贝叶斯滤波信道估计方法与其他同类信道估计方法以及经典的信道估计与插值方法和进行了仿真分析,仿真系统参数如表 1 所示. 本文主要展现了基于 BEM 的最小二乘 (Least Squares, LS) 信道估计方法, 本文所提的基于 BEM 的贝叶斯滤波的信道估计方法, 以及文献[13]提出的基于 EKF 的频域信道估计方法在不同速度环境下的估计精度和接收机整体性能表现.

表 1 仿真系统参数

参数	数值
载波频率	2.8GHz
系统带宽	5MHz
子载波数	300
FFT 长度	512
基向量维数 $Q$	16
调制方式	QPSK
非平稳信道模型	WINNER-II D1 <sup>[14]</sup>
移动速度	50km/h, 300km/h

图 3、图 4 展现了不同的速度环境下基于 BEM 信道模型的 LS 估计配合线性插值方法, EKF 信道估计方

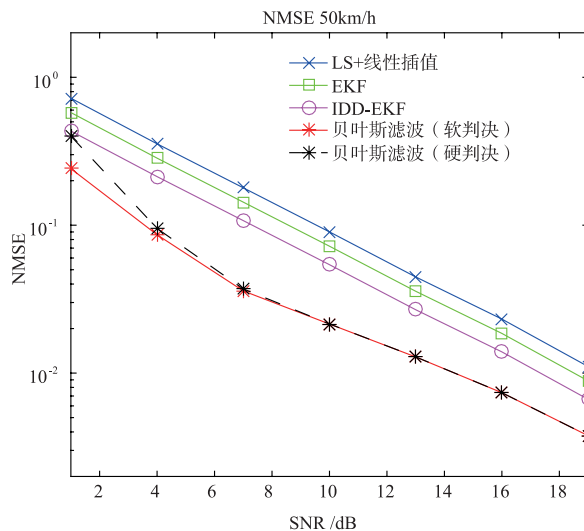


图3 终端速度为50km/h时几种信道估计算法的NMSE

图 5、图 6 展现了不同的速度环境下基于 BEM 信道模型的 LS 估计配合线性插值方法, EKF 信道估计方法<sup>[13]</sup>, 以及本文所提的不同配置的基于贝叶斯滤波的信道估计方法在不同的 SNR 环境下的误码率 (Bit Error Rate, BER) 性能. BER 性能描述了接收机的整体性能, 信道估计越接近实际信道响应, 则 BER 的数值越接近 0. 针对以上仿真结果做出分析如下:

法<sup>[7]</sup>, 以及本文所提的不同配置的基于贝叶斯滤波的信道估计方法在不同的信噪比 (Signal Noise Ratio, SNR) 环境下的归一化均方误差 (Normalized Mean Squared Error, NMSE) 性能. NMSE 描述了信道估计的估计精度, 信道估计结果越接近实际信道响应, 则 NMSE 的数值越接近 0.

针对以上仿真结果做出分析如下:

对比各种速度环境下的基于贝叶斯滤波的方法的 NMSE 性能相较于 LS 配合线性插值的方法平均 SNR 增益达到了 6dB. LS 方法配合线性插值的方法在非平稳信道环境下估计精度受限主要原因在于, 非平稳的信道环境其时域相关系数是一个时变的参数, 其时域变化的规律不满足线性假设.

对比各种速度环境下的基于贝叶斯滤波的方法的 NMSE 性能相较于文献[13]提出的基于 EKF 的频域信道估计方法, 平均 SNR 增益达到 5dB. 对比文献[7]所提 IDD-EKF 的方法的 NMSE 性能, 其平均 SNR 增益也到达了 3dB 以上. 由于 EKF 方法和 IDD-EKF 方法均属于频域信道估计方法, 虽然文献[13]已经证明, 该方法能够有效的处理非平稳信道的情况, 但频域信道估计方法假设在一个 OFDM 符号时间内信道响应不变, 因此始终无法获取到准确的信道冲激响应并消除 ICI 的影响, 因此其性能表现同样十分有限.

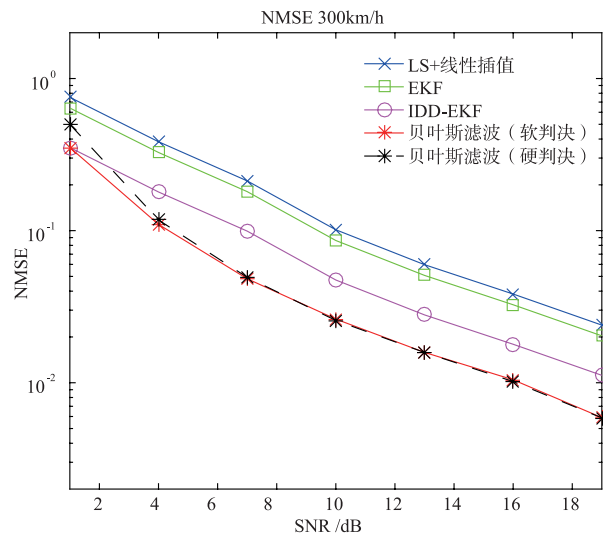


图4 终端速度为300km/h时几种信道估计算法的NMSE

不同速度环境下本文所提贝叶斯滤波方法的 BER 性能相对于 LS 配合线性插值的方法有较大差距, 在低速环境下 (50km/h) 本文所提方法 BER 性能的 SNR 增益较大, 峰值 SNR 增益能够达到 8dB; 在 200km/h 时, 其峰值 SNR 增益为 7dB 左右; 而在 300km/h 时, 峰值 SNR 增益仅为 5dB. 本文所提基于贝叶斯滤波方法的 BER 性能相较于传统方法有较大的 SNR 增益, 这是由



于传统的 LS 方法无法考虑信道的非平稳因素,而传统的 EKF 方法无法考虑信道的双选衰落情况引起的 ICI,因此无法对信道估计的损失进行有效的补偿,而本文

所提方法能够同时兼顾高速环境下信道的非平稳和双选特性,因此相对于传统算法具有较优的表现。

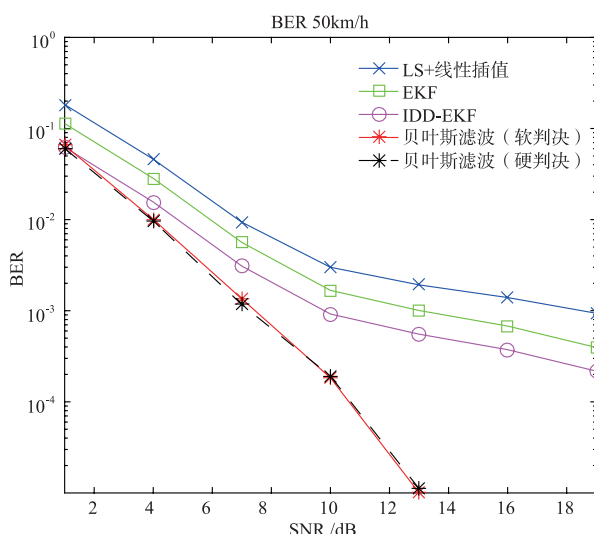


图5 终端速度为50km/h时几种信道估计算法的BER

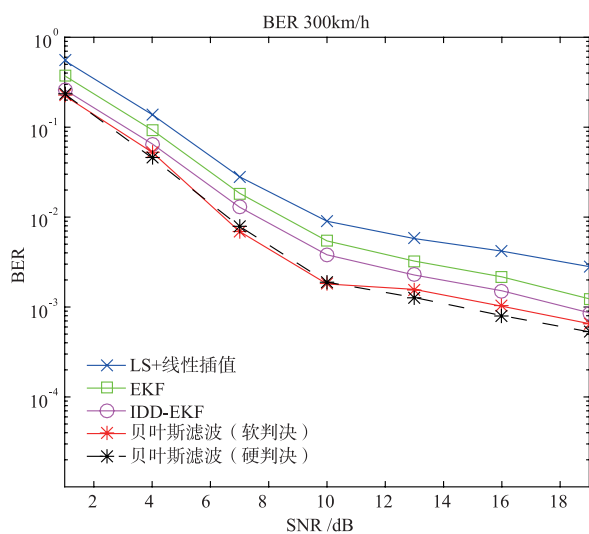


图6 终端速度为300km/h时几种信道估计算法的BER

各种速度环境下的基于贝叶斯滤波的方法的 BER 性能相较于文献[13]提出的基于 EKF 的频域信道估计方法的平均 SNR 增益也不相同,在低速环境下(50km/h)本文所提方法 SNR 峰值增益能够达到 6.5dB;在 200km/h 时,其峰值 SNR 增益为 5dB 左右;而在 300km/h 时,峰值 SNR 增益仅为 3.5dB。而相较于文献[7]提出的 IDD-EKF 方法,也体现出了相同的趋势,但本文方法相对于上述两类方法在各种速度环境下都体现出了至少 2dB 的增益。随着移动速度的增加,本文所提基于贝叶斯滤波的信道估计方法相对于传统方法的增益有趋于减小的趋势。这是由于虽然从其 NMSE 性能表现来看,信道估计精度几乎不受移动速度的影响,但随着移动速度的增加,产生相互干扰的子载波的数量也将逐渐的增加,而 ICI 对接收机整体性能的影响并不局限于信道估计环节,即使在信道估计环节对子载波干扰做出一定的预测,但依然难以消除由 ICI 引入的相关噪声对数据检测和信道均衡环节带来的影响,因此在信道估计精度相同的情况下,随着移动速度增加,系统的 BER 性能仍然将受到一定程度的影响。

## 6 结论

本文基于块状导频图样,针对高速移动环境下信道的双选特性,采用了 BEM 信道模型,有效降低了信道估计的复杂度;针对高速移动环境下信道非平稳的特性,提出一种基于贝叶斯滤波原理的能够联合估计信道冲激响应与时变的时域相关系数的信道估计方法。通过计算机仿真,对比分析了本文所提的基于贝叶斯滤波信道估计方法与几种经典算法在不同移动速度环

境下的信道估计性能。从仿真结果可以看出,本文所提方法具有更优的估计精度和更佳接收机整体性能,能够适用于高速移动的通信场景。

## 参考文献

- [1] Liu T L, Chung W H, Yuan S Y, et al. ICIs self-cancellation with cosine windowing in OFDM transmitters over fast time-varying channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(7): 3559 – 3570.
- [2] Simon E P, Kaltenberger F. Inter-carrier interference analysis for high-speed trains based on broadband channel measurements[J]. IEEE Antennas & Wireless Propagation Letters, 2016, 15(5): 1502 – 1505.
- [3] Ghazal A, Yuan Y, Wang C X, et al. Anon-stationary IMT-A MIMO channel model for high-mobility wireless communication systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 11(4): 5924 – 5935.
- [4] Ghazal A, Wang C X, Ai B, et al. Anon-stationary wide-band MIMO channel model for high-mobility intelligent transportation systems[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2): 885 – 897.
- [5] Hlawatsch F, Matz G. Wireless Communications over Rapidly Time-Varying Channels[M]. New York, USA: Academic Press, 2011. 231 – 235.
- [6] Liu Y, Tan Z, Hu H, et al. Channel estimation for OFDM[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(4): 1891 – 1908.
- [7] 廖勇, 沈轩帆, 代学武, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的联合迭代检测译码信道估计方法[J]. 电子学报, 2018, 46

- (3):554–562.  
Liao Y, Shen X F, Dai X W, et al. Joint iterative detector and decoder channel estimation based on extended Kalman filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(3):554–562. (in Chinese)
- [8] Liao Y, Shen X F, Dai X W, et al. EKF-based joint channel estimation and decoding design for non-stationary OFDM channel[A]. IEEE Global Communications Conference [C]. Singapore: IEEE, 2017:1–6.
- [9] Sarkka S. Bayesian Filtering and Smoothing[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2007. 63–69.
- [10] Gozalvez J, Sepulcre M, Bauza R. IEEE 802.11p vehicle to infrastructure communications in urban environments[J]. IEEE Communications Magazine, 2012, 50(5):176–183.
- [11] Sesia S, Toufik I, Baker M. LTE, the UMTS Long Term Evolution: from Theory to Practice[M]. New Jersey, USA: Wiley Publishing, 2009. 147–149.
- [12] Simon E P, Ros L, Hijazi H, et al. Joint carrier frequency offset and fast time-varying channel estimation for MIMO-OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(3):955–965.
- [13] Dai X W, Zhang W, Xu J, et al. Kalman interpolation filter for channel estimation of LTE downlink in high-mobility environments[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications & Networking, 2012, 2012(1):232–244.
- [14] Meinelä J, Kyösti P, Jämsä T, et al. WINNER II Channel Models[M]. New Jersey, USA: Wiley Publishing, 2008. 39–92.

### 作者简介



**沈轩帆** 男, 1994 年出生于云南省昆明市. 现为重庆大学通信工程学院硕士研究生. 主要研究方向为无线通信信道估计.  
E-mail: shenxuanfan@foxmail.com



**廖勇(通信作者)** 男, 1982 年出生于四川省自贡市. 现为重庆大学副研究员. 主要研究方向为宽带无线通信与网络、飞行器测控与通信等.  
E-mail: liaoy@cqu.edu.cn



**代学武** 男, 1976 年出生于四川隆昌, 现为东北大学教授, 主要研究方向为动态系统状态估计, 新一代宽带无线移动通信网信道估计等.  
E-mail: x. dai@ieee.org



**刘凯** 男, 1984 年出生于四川省成都市. 现为信息物理社会可信服务计算教育部重点实验室与重庆大学计算机学院研究员. 主要研究方向为移动计算、普适计算、大数据与物联网.  
E-mail: liukai0807@cqu.edu.cn



**王丹** 女, 1981 年出生于重庆市涪陵区. 现为重庆邮电大学高级工程师. 主要研究方向为宽带移动通信、主要研究方向为宽带移动通信、大规模 MIMO.  
E-mail: wangdan@cqupt.edu.cn