



研究与开发

基于历史信息的软卡尔曼滤波迭代时变信道估计方法

程露, 杨丽花, 王增浩, 张捷, 梁彦

(南京邮电大学江苏省无线通信重点实验室, 江苏 南京 210003)

摘要: 针对高速移动 MIMO-OFDM 系统, 提出了一种基于历史信息的软卡尔曼滤波迭代时变信道估计方法。考虑高速铁路环境中不同列车在相同位置处的信道具有很强的相关性, 首先利用历史列车的信道信息获取最优基函数, 基于该基函数对信道建模, 将对信道的估计转换成基系数的估计, 降低了计算复杂度和提高了信道估计精度。其次, 在每次迭代中采用了软卡尔曼滤波和数据检测联合的方法估计基系数; 为了更好地减少数据检测误差传播的影响, 采用软数据检测方法, 并且在每次迭代中将软数据检测误差作为噪声进行处理。另外, 采用的软卡尔曼滤波器不涉及 AR 模型跟踪因子, 避免了估计跟踪因子引入的计算复杂度。仿真结果表明, 所提方法具有更好的估计性能, 且更适用于实际的高速移动场景的时变信道获取。

关键词: MIMO-OFDM; 高速移动; 时变信道估计; 历史信息; 软卡尔曼滤波; 迭代信道估计

中图分类号: TN929

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020038

Historical information based iterative soft Kalman time-varying channel estimation method

CHENG Lu, YANG Lihua, WANG Zenghao, ZHANG Jie, LIANG Yan

Jiangsu Key Laboratory of Wireless Communication, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract: For high-speed mobile MIMO-OFDM systems, a historical information based iterative soft-Kalman filter time-varying channel estimation method was proposed. Considering that the channels experienced by different trains in the high-speed railway environment have strong correlation, the channel information of the historical train was firstly used to obtain the optimal basis function, which can be employed to model the channel. By the optimal basis function, the computational complexity was reduced and the channel estimation accuracy was improved for the proposed method. Secondly, the soft-Kalman filter and data detection were jointed to estimate the base coefficient in

收稿日期: 2019-09-11; 修回日期: 2020-08-17

通信作者: 杨丽花, yanglh@njupt.edu.cn.

基金项目: 江苏省自然科学基金面上研究项目 (No.BK20191378); 江苏省高等学校自然科学研究项目 (No.18KJ13510034); 第 11 批中国博士后科学基金特别资助项目 (No.2018T110530); 国家自然科学基金资助项目 (No.61401232; No.61671251; No.61771255)

Foundation Items: The Natural Science Foundation Program of Jiangsu Province(No.BK20191378), The National Science Research Project of Jiangsu Higher Education Institutions (No.18KJ13510034), The 11th batch of China Postdoctoral Science Fund Special Funding Project (No.2018T110530), The National Natural Science Foundation of China (No.61401232, No.61671251, No.61771255)



each iteration. To reduce the effect of data detection error propagation on the channel estimation, the soft data detection scheme was employed and the soft detection error was treated as noise in each iteration. In addition, the soft-Kalman filter used in the proposed method does not involve the AR model tracking factor, thereby avoiding the computational complexity introduced by the estimated tracking factor. The simulation results show that the proposed method has better estimation performance, and is more suitable for time-varying channel acquisition of actual high-speed mobile scenarios.

Key words: MIMO-OFDM, high-speed mobility, time-varying channel estimation, historical information, soft-Kalman filter, iterative channel estimation

1 引言

近年来,科学技术和经济飞速发展,激发了高速铁路(high speed railway, HSR)和高速公路快速和广泛地发展。随着运行速度超过 300 km 的 HSR 的大规模部署,使得 HSR 环境下的无线通信在全球引起了越来越多的关注^[1-3]。在 HSR 环境下,列车的高速运行会引起大的多普勒频移,而大的多普勒频移会使得信道发生快速时变,这对信号的正确传输提出了更高的要求。因此,为了满足 HSR 通信质量的需求,必须依托于快速稳定的时变信道估计方法,通过获取的信道估计值消除多普勒频移对传输信号的影响。

目前,现有的 HSR 场景下时变信道估计方法大致可以分为 3 类:线性近似的方法、压缩感知的方法和基扩展模型(basis expansion model, BEM)的方法,其中由于 BEM 方法是用有限个不变基系数来表示传输符号内信道的时变,可以大大减少信道估计参数的数目,因此近年来该方法备受关注。传统常用的 BEM 有复指数基扩展模型(complex exponential basis expansion model, CE-BEM)、广义复指数基扩展模型(generalized complex exponential basis expansion model, GCE-BEM)以及多项式基扩展模型(polynomial basis expansion model, P-BEM)等。然而,由于在高速移动场景下仅采用这些基扩展模型获取的信道估计精度不高,近年来国内外一些学者开展了将 BEM 与其他一些方法联合的时变信道估计

方法,如参考文献[4]给出了一种 CE-BEM 与拉格朗日插值联合的信道估计方法,该方法利用 CE-BEM 方法获取导频符号的信道估计,利用改进的拉格朗日插值算法获取数据符号的信道估计,但是该方法具有较高的计算复杂度,且列车速度高于 300 km/h 时该方法性能将严重下降;参考文献[5]给出了一种基于位置信息的 CE-BEM 信道估计方法,该方法主要是通过列车位置信息确定主要 CE-BEM 基系数,并联合导频设计估计主要基系数,该方法可以很好地消除时变信道引起的载波间干扰,但是,该方法不适用于导频结构已确定的通信系统,且 CE-BEM 方法容易发生多普勒泄漏的现象;参考文献[6]给出了一种基于 P-BEM 的迭代时变信道估计方法,该方法主要是利用 P-BEM 方法来对信道建模,并通过联合卡尔曼滤波和数据检测估计获得 P-BEM 基系数,由于该方法考虑了数据检测误差的影响,因此具有较高的估计性能,但是该方法仍未充分考虑数据检测误差的影响。另外,上述这些方法中的 BEM 并不能真实地反映信道的时间或空间特性,而最佳的 BEM 模型应该是从信道的相关矩阵中获取^[7]。为此,参考文献[7]给出了一种具有新型 BEM 的时变信道估计方法,其主要是通过对信道的相关矩阵进行特征值分解获取新的基函数,但是该方法仍仅是利用 BEM 方法进行信道估计,这将导致其估计精度仍有待于继续提高。

此外,近年来深度学习(deep learning, DL)已显示出强大的处理大数据的能力,许多学者已

将其应用进行信道估计, 通过设定一定的误差函数并通过不断训练更新网络的偏置和权重逼近信道环境以得到更好的估计^[8-11]。其中, 参考文献[8]给出了一种 OFDM 系统中联合信道估计和信号检测的深度学习方方法, 该方法是通过采用深度神经网络 (deep neural network, DNN) 模型来获取信道估计与检测信号的, 但是该方法只是给出了利用深度学习进行信道估计与信号检测的一个思路, 并给出了初步的实验结果, 而没有给出实际通信中具体的实施方案。参考文献[9]给出了一种基于深度学习的联合导频设计和信道估计的方法, 该方法采用双层神经网络 (two-layer neural network, TNN) 进行导频设计和采用 DNN 联合连续干扰消除 (successive interference cancellation, SIC) 的方法估计信道, 但是该方法的信道估计性能依赖于导频的设计, 不适用于导频结构已经确定的通信系统。另外, 参考文献[8-9]的方法仅是针对静态信道进行研究的, 不适用于快速时变的信道信息的获取。为此, 参考文献[10]给出了一种基于 DNN 的学习辅助 (learning assisted, LA) 时变信道估计方法, 该方法首先使用 DNN 获取导频的信道估计, 然后采用线性内插方法获取数据的信道信息, 但是该方法的估计性能仍有待于进一步的提高。参考文献[11]给出了一种基于 DL 的双选择性信道的估计方法, 该方法也采用 DNN 来进行信道估计, 相对于参考文献[10], 该方法增加了预训练处理, 但是预训练需要大量的训练数据, 增加了整个方法的复杂度。因此, 基于深度学习的信道估计方法若可以训练出无限逼近真正信道的模型, 将会提高信道的估计精度, 但是由于训练网络需要大量的数据进行反复训练, 因此, 此类方法的复杂度远高于传统信道估计方法。

为了解决以上问题, 本文提出了一种基于历史信息的软卡尔曼滤波迭代时变信道估计方法。针对 HSR 场景中相同位置处前后列车所经历信道

具有相关性的特点, 本文所提方法首先利用历史信道信息获得信道的相关矩阵, 并通过奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 获取基扩展模型的最优基函数, 然后利用该基函数对信道进行建模, 将对信道的估计转换成基系数的估计。在每次的迭代中, 软卡尔曼滤波和数据检测被联合用来估计基系数, 其中软卡尔曼滤波采用标准状态空间模型, 其可以降低本文所提方法的计算复杂度, 且软数据检测误差被作为噪声考虑到卡尔曼滤波的每次迭代中, 大大提高了信道估计的精度。

2 系统模型

在本文中, 考虑一个具有 N_t 个发送天线和 N_r 个接收天线的 MIMO-OFDM 系统, 假设 $\mathbf{X}_m$ 是频域第 m 个发送的 OFDM 符号, 且 $\mathbf{X}_m = [\mathbf{X}_m^{(1)\text{T}}, \dots, \mathbf{X}_m^{(N_t)\text{T}}]^\text{T}$, 其中, $\mathbf{X}_m^{(t)}$ 是第 t 个发送天线上第 m 个发送的 OFDM 符号, $\mathbf{X}_m^{(t)} = [X_m^{(t)}(0), \dots, X_m^{(t)}(N-1)]^\text{T}$, $X_m^{(t)}(k)$ 是第 t 个发送天线第 m 个 OFDM 符号上第 k 个子载波上的发送信号, N 是 OFDM 符号的长度。

经过无线信道后, 频域第 m 个接收信号可以表示为:

$$\mathbf{Y}_m = \mathbf{H}_m \mathbf{X}_m + \mathbf{W}_m \quad (1)$$

其中, $\mathbf{Y}_m = [\mathbf{Y}_m^{(1)\text{T}}, \dots, \mathbf{Y}_m^{(N_r)\text{T}}]^\text{T}$, $\mathbf{Y}_m^{(r)} = [Y_m^{(r)}(0), \dots, Y_m^{(r)}(N-1)]^\text{T}$ 是第 r 个接收天线上第 m 个接收的 OFDM 符号向量, $\mathbf{W}_m = [\mathbf{W}_m^{(1)\text{T}}, \dots, \mathbf{W}_m^{(N_r)\text{T}}]^\text{T}$ 是协方差矩阵为 $\sigma_w^2 \mathbf{I}_{N N_r}$ 的 $N_r N \times 1$ 维复高斯白噪声向量。 $\mathbf{H}_m$ 为频域信道矩阵, 其元素为:

$$[\mathbf{H}_m^{(r,t)}]_{l,i} = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{L-1} e^{-\frac{j2\pi l}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} \alpha_{l,m}^{(r,t)}(n) e^{\frac{j2\pi (i'-i)n}{N}} \quad (2)$$

其中, L 是信道抽头数, $\alpha_{l,m}^{(r,t)}(n)$ 是第 t 个发送天线和第 r 个接收天线之间第 l 径第 m 个符号上第 n 时刻的信道系数, 且是均值为 0 和方差为 $\sigma_{a_l}^2$ 的复



高斯过程。由于基扩展模型 (BEM) 可以利用有限个参数莱斯模拟无线信道, 从而可以降低信道估计的复杂度^[12-13], 为此本文在此采用 BEM 来对信道建模。利用 BEM, 可以将式 (2) 中的信道系数 $\alpha_{l,m}^{(r,t)}(n)$ 表示为:

$$\alpha_{l,m}^{(r,t)}(n) = \sum_{q=0}^{Q-1} b_{n,q} c_{q,l,m}^{(r,t)} + \varepsilon_{l,m}^{(r,t)}(n) \quad (3)$$

其中, Q 是 BEM 基函数的个数, $b_{n,q}$ 表示第 q 个基函数的第 n 个元素, $q=0,1,\dots,Q-1$ 。 $c_{q,l,m}$ 为 l 径第 m 个 OFDM 符号周期上第 q 个基函数对应的系数, $\varepsilon_{l,m}^{(r,t)}(n)$ 是对应的 BEM 建模误差。为了简化表达, 将式 (3) 写成向量的形式为:

$$\alpha_{l,m}^{(r,t)} = \mathbf{B} \mathbf{c}_{l,m}^{(r,t)} + \varepsilon_{l,m}^{(r,t)} \quad (4)$$

其中, $\alpha_{l,m}^{(r,t)} = [\alpha_{l,m}^{(r,t)}(0), \dots, \alpha_{l,m}^{(r,t)}(N-1)]^T$, $\mathbf{B}$ 是 $N \times Q$ 维的基函数矩阵, 且 $[\mathbf{B}]_{n,q} = b_{n,q}$, $\mathbf{c}_{l,m}^{(r,t)} = [c_{0,l,m}^{(r,t)}, \dots, c_{Q-1,l,m}^{(r,t)}]^T$, $\varepsilon_{l,m}^{(r,t)} = [\varepsilon_{l,m}^{(r,t)}(0), \dots, \varepsilon_{l,m}^{(r,t)}(N-1)]^T$ 。

采用 BEM 信道建模且忽略 BEM 建模误差, 则接收信号可以重新表示为:

$$\mathbf{Y}_m = \mathbf{F}_m \mathbf{c}_m + \mathbf{W}_m \quad (5)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_m &= [\mathbf{c}_m^{(1,1)T}, \dots, \mathbf{c}_m^{(1,N_r)T}, \dots, \mathbf{c}_m^{(N_r,1)T}, \dots, \mathbf{c}_m^{(N_r,N_r)T}]^T \\ \mathbf{c}_m^{(r,t)} &= [c_{0,m}^{(r,t)}, \dots, c_{L-1,m}^{(r,t)}]^T \\ \mathbf{F}_m &= \mathbf{I}_{N_r} \otimes [\mathbf{F}_m^{(1)}, \dots, \mathbf{F}_m^{(N_r)}] \\ \mathbf{F}_m^{(t)} &= \frac{1}{N} [\mathbf{Z}_{0,m}^{(t)}, \dots, \mathbf{Z}_{L-1,m}^{(t)}] \\ \mathbf{Z}_{l,m}^{(t)} &= [\mathbf{M}_0 \text{diag}\{\mathbf{X}_m^{(t)}\} \mathbf{f}_l, \dots, \mathbf{M}_{Q-1} \text{diag}\{\mathbf{X}_m^{(t)}\} \mathbf{f}_l] \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{f}_l$ 是维数为 $N \times L$ 的傅里叶变换矩阵 $\mathbf{F}$ 的第 l 列, $\mathbf{M}_q$ 是 $N \times N$ 维的基函数矩阵, 其表达式为:

$$\begin{aligned} [\mathbf{F}]_{k,l} &= e^{-\frac{j2\pi kl}{N}}, l=0, \dots, L-1; k=0, \dots, N-1 \\ [\mathbf{M}_q]_{k,k'} &= \sum_{n=0}^{N-1} b_{n,q} e^{\frac{j2\pi(k'-k)n}{N}}, \\ k &= 0, \dots, N-1; k'=0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (7)$$

利用 BEM 建模, 频域信道矩阵 $\mathbf{H}_m$ 也可以重

新表示为:

$$\mathbf{H}_m^{(r,t)} = \sum_{q=0}^{Q-1} \mathbf{M}_q \text{diag}\{\mathbf{F} \mathbf{c}_{q,m}^{(r,t)}\} \quad (8)$$

其中, $\text{diag}\{\cdot\}$ 表示将向量转换为对角矩阵的操作,

$$\mathbf{c}_{q,m}^{(r,t)} = [c_{q,0,m}^{(r,t)}, \dots, c_{q,L-1,m}^{(r,t)}]^T。$$

3 基于历史信息的软卡尔曼滤波迭代时变信道估计方法

本文所提方法首先根据历史信息来获取信道的相关矩阵, 并通过 SVD 分解信道相关矩阵以获得最优基函数, 基于该基函数进行信道建模, 将信道估计转换成 BEM 基系数的估计。然后采用软卡尔曼滤波和数据检测联合的方法获取 BEM 基系数, 其中软卡尔曼滤波来自标准状态空间模型, 该模型只包含基函数系数、导频/检测数据和噪声, 不涉及 AR 模型参数, 因而避免了对 AR 模型参数的估计, 具有快的收敛速度。为了减少检测数据误差传播的影响, 采用了软数据检测方法, 并将软检测数据误差作为噪声的一部分用于卡尔曼滤波递归迭代中, 提高了信道的估计精度。

3.1 基于信道相关性的最优基函数

根据参考文献[7]可知, 若在接收端已知信道的相关矩阵, 则可以通过特征值分解该相关矩阵获取基函数, 且该基函数是最优的。由于在 HSR 场景下, 列车的运行路线是固定的, 且相同位置处列车每次经历的周围环境也是基本相同的, 因此不同列车在相同位置处的信道具有很强的相关性, 并且仅当周围环境和收发器参数不变时, 信道相关性是可以随时间保持不变的^[14]。为此, 在 HSR 场景下根据历史列车的信息可获得信道的相关矩阵, 然后从该相关矩阵中提取最优的基函数。

假设 $\mathbf{R}_m^{(r,t)}$ 是第 t 个发送天线与第 r 个接收天线之间第 m 个符号的时域信道 $\alpha_m^{(r,t)}$ 的自相关矩阵, 其可以表示为:

$$\mathbf{R}_m^{(r,t)} = E\{\alpha_m^{(r,t)} \alpha_m^{(r,t)H}\} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{a}_m^{(r,t)}$ 是第 m 个符号上 $N \times L$ 维的信道矩阵, 且 $\mathbf{a}_m^{(r,t)} = [\mathbf{a}_{0,m}^{(r,t)}, \dots, \mathbf{a}_{L-1,m}^{(r,t)}]$ 。

对 $\mathbf{R}_m^{(r,t)}$ 进行特征值分解可以得到:

$$\mathbf{R}_m^{(r,t)} = \mathbf{U}_m^{(r,t)} \mathbf{A}_m^{(r,t)} \mathbf{V}_m^{(r,t)} \quad (10)$$

其中, $\mathbf{A}_m^{(r,t)}$ 是由 $\mathbf{R}_m^{(r,t)}$ 的特征值按从大到小的顺序组成的对角阵, $\mathbf{U}_m^{(r,t)}$ 为各特征值对应的特征向量矩阵。根据参考文献[7], 最优基函数矩阵为特征向量矩阵 $\mathbf{U}_m^{(r,t)}$ 的前 Q 列, 即:

$$\mathbf{B}_m^{(r,t)} = \mathbf{U}_m^{(r,t)}(:, 1:Q) \quad (11)$$

从式(9)~式(11)可知, 获取最优基函数 $\mathbf{B}_m^{(r,t)}$ 的关键是构建当前符号的信道相关矩阵 $\mathbf{R}_m^{(r,t)}$ 。在本文中, 所提出方法将主要考虑以下 3 种情况时 $\mathbf{R}_m^{(r,t)}$ 的构建。

(1) 已知当前符号的信道相关矩阵

若已知当前符号的信道相关矩阵 $\mathbf{R}_m^{(r,t)}$, 则只需要对其进行式(10)~式(11)中的处理, 即可提取最优基函数 $\mathbf{B}_m^{(r,t)}$ 。

(2) 精确已知前 $m-1$ 个符号的信道

若仅精确已知前 $m-1$ 个符号的信道, 则首先利用式(9)分别获取前 $m-1$ 个符号的信道相关矩阵, 然后获取前 $m-1$ 个符号信道相关矩阵的平均, 并将其作为当前第 m 个符号的信道相关矩阵, 即:

$$\mathbf{R}_m^{(r,t)} \approx \frac{1}{N-1} \sum_{m'=1}^{m-1} \mathbf{R}_{m'}^{(r,t)} \quad (12)$$

(3) 已知前 $m-1$ 个符号的信道估计

若仅已知前 $m-1$ 个符号的信道估计, 则首先利用式(9)分别获取前 $m-1$ 个符号的信道相关矩阵的估计, 然后采用与上述第(2)种情况中相同的处理方式获取当前符号的信道相关矩阵。

3.2 基于标准状态空间的卡尔曼滤波

由于 AR 模型被经常用于卡尔曼滤波状态方程中, 且现有方法大都需要付出额外的计算复杂度获取 AR 模型的跟踪因子^[15-18]。另外在迭代算法中, AR 模型跟踪因子估计的准确性也将会影响

迭代方法的收敛速度。为此, 本文所提方法将采用参考文献[19]中的基于标准状态空间的卡尔曼滤波器, 其无须对 AR 模型的跟踪因子进行估计, 这可以降低新方法的计算复杂度。

在此将 MIMO-OFDM 系统的状态空间模型定义为 $\mathbf{g}_m = [\mathbf{c}_m^T, \dots, \mathbf{c}_{m-\rho+1}^T]^T$, 其中 ρ 是状态向量的大小, 则卡尔曼滤波的状态方程为:

$$\mathbf{g}_m = \mathbf{S}_1 \mathbf{g}_{m-1} + \mathbf{S}_2 \mathbf{u}_m \quad (13)$$

其中, $\mathbf{S}_2 = [\mathbf{I}_{N_t N_r Q L}, \mathbf{0}_{(\rho-1)N_t N_r Q L \times N_t N_r Q L}]^T$, $\mathbf{I}$ 为单位阵, $\mathbf{0}$ 为全零矩阵, $\mathbf{u}_m = \mathbf{c}_m$, $\mathbf{S}_1$ 是由 0 和 1 构成的 $\rho N_t N_r Q L \times \rho N_t N_r Q L$ 维的状态转移矩阵, 即:

$$\mathbf{S}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & \vdots & \vdots \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

卡尔曼滤波的观测方程可以表示为:

$$\mathbf{Y}_m = \mathbf{S}_m \mathbf{g}_m + \mathbf{W}_m \quad (15)$$

其中, $\mathbf{S}_m = [\mathbf{F}_m, \mathbf{0}_{N_r N \times (\rho-1)N_t N_r Q L}]$ 。

将卡尔曼滤波应用于式(13)和式(15)中的状态空间模型, 可以得到时间更新方程和测量方程两部分, 其中时间更新方程为:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{g}}_{m|m-1} &= \mathbf{S}_1 \hat{\mathbf{g}}_{m-1|m-1} \\ \mathbf{p}_{m|m-1} &= \mathbf{S}_1 \mathbf{p}_{m-1|m-1} \mathbf{S}_1^H + \mathbf{S}_2 \mathbf{C}_{u_m} \mathbf{S}_2^H \end{aligned} \quad (16)$$

测量更新方程为:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_m &= \mathbf{p}_{m|m-1} \mathbf{S}_m^H (\mathbf{S}_m \mathbf{p}_{m|m-1} \mathbf{S}_m^H + \delta^2)^{-1} \\ \hat{\mathbf{g}}_{m|m} &= \hat{\mathbf{g}}_{m|m-1} + \mathbf{K}_m (\mathbf{Y}_m - \mathbf{S}_m \hat{\mathbf{g}}_{m|m-1}) \\ \mathbf{p}_{m|m} &= \mathbf{p}_{m|m-1} - \mathbf{K}_m \mathbf{S}_m \mathbf{p}_{m|m-1} \\ \hat{\mathbf{c}}_m &= \mathbf{S}_2^H \hat{\mathbf{g}}_{m|m} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $\hat{\mathbf{g}}_{m|m-1}$ 与 $\hat{\mathbf{g}}_{m|m}$ 分别是先验和后验状态估计, $\mathbf{p}_{m|m-1}$ 与 $\mathbf{p}_{m|m}$ 分别是先验和后验误差估计的协方差矩阵, $\delta^2 = \sigma_w^2 \mathbf{I}_{NN_r}$, $\mathbf{K}_m$ 是卡尔曼增益。



另外, $\hat{\mathbf{g}}_{0|0} = \mathbf{0}_{\rho N_t N_r LQ}$, $\mathbf{p}_{0|0} = \mathbf{I}_{\rho N_t N_r LQ \times \rho N_t N_r LQ}$, $\hat{\mathbf{c}}_m$ 是预测获得的基函数系数向量, $\mathbf{C}_{u_m}$ 为 $\mathbf{u}_m$ 的协方差矩阵, 即:

$$\mathbf{C}_{u_m} = \mathbf{I}_{N_t N_r} \otimes \text{blkdiag}\{\mathbf{R}_{c_0}^{(0)}, \dots, \mathbf{R}_{c_{L-1}}^{(0)}\} \quad (18)$$

其中, $\text{blkdiag}\{\mathbf{A}, \mathbf{B}\}$ 表示主对角线上为 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{B}$ 的块对角矩阵, 和 $\mathbf{R}_{c_l}^{(0)}$ 表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{c_l}^{(0)} &= \mathbf{E}\{\mathbf{c}_{l,m}^{(r,t)} \mathbf{c}_{l,m}^{(r,t)H}\} = \\ &(\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^H \mathbf{R}_{a_l}^{(0)} \mathbf{B} (\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $[\mathbf{R}_{a_l}^{(0)}]_{i,i'} = \sigma_{a_l}^2 J_0(2\pi f_d T_s(i-i'))$, $J_0(\cdot)$ 是第一类零阶贝塞尔函数, f_d 为多普勒频移, T_s 是采样时间。

3.3 联合卡尔曼滤波和数据检测的迭代算法

为了提高时变信道估计的精度, 所提方法将采用软卡尔曼滤波与数据检测联合的迭代方法。由于数据检测存在误差且会在迭代中传播, 为了减少检测误差对信道估计的影响, 在此本文所提方法采用了软数据检测方法, 并将把检测误差作为卡尔曼滤波中噪声进行处理。

算法 1 给出了所提迭代方法的实现步骤, 其中假设导频均匀分布在每个 OFDM 符号中。

算法 1 本文所提迭代方法的实现步骤
初始化

$$\hat{\mathbf{g}}_{0|0} = \mathbf{0}_{\rho N_t N_r LQ}, \mathbf{p}_{0|0} = \mathbf{I}_{\rho N_t N_r LQ \times \rho N_t N_r LQ};$$

$$m \leftarrow m + 1;$$

计算式 (16) 中的卡尔曼时间更新方程;

根据式 (9) 计算信道估计值;

$$i \leftarrow 1.$$

迭代

采用迫零 (ZF) 均衡方法或者最小均方误差 (MMSE) 均衡方法获得检测数据;

利用欧氏距离对检测数据进行硬判决处理,

获取较高精度的新检测数据;

计算新检测数据误差的协方差;

利用导频和新检测数据构造新发送信号矩

阵 $\hat{\mathbf{S}}_m$;

计算式 (17) 中的卡尔曼测量更新方程;

根据式 (9) 计算信道估计值;

$$i \leftarrow i + 1.$$

在本文所提方法中, 由于将检测数据误差作为卡尔曼滤波器中噪声的一部分^[20]。因此, 式 (17) 中的噪声方差可以重新表示为:

$$\delta_m = \sigma_w^2 \mathbf{I}_{NN_r} + \mathbf{I}_{N_r} \otimes \frac{1}{N^2} \sum_{q_1, q_2=1}^Q \mathbf{M}_{q_1} \mathbf{v}_m^{(i)} \mathbf{M}_{q_2}^H \sum_{l=0}^{L-1} [\mathbf{R}_{c_l}^{(0)}]_{q_1, q_2} \quad (20)$$

$$\mathbf{v}_m^{(i)} = \text{diag}\{[(v_{m,0}^{(i)})^2, \dots, (v_{m,N-1}^{(i)})^2]\} \quad (21)$$

其中, $\mathbf{v}_{m,n}^{(i)}$ 是检测数据误差。

4 计算机仿真结果与分析

为了评估本文所提方法的性能, 本节将对其进行仿真。仿真考虑具有一个发射天线和两个接收天线的 OFDM 系统, OFDM 符号长度为 128, 循环前缀长度为 16, 载波间隔为 15 kHz, 导频数目为 32, 且均匀分布。载波频率为 10 GHz, 数据子载波上采用 QPSK 调制, 数据检测采用迫零均衡方法。仿真中考虑的归一化多普勒频移分别是 $f_d T = 0.2$ 和 $f_d T = 0.4$, 状态向量 $\rho = 2$ 。仿真中, 信道采用 6 径瑞利信道, 每径服从指数衰减功率延迟分布 $\exp(-l)$, 其中 l 是信道径数的序号。为了与本文所提方法进行对比, 在此也对参考文献[6]、参考文献[7]中方法进行了仿真。

4.1 MSE 性能分析

不同迭代次数时新方法的 MSE 性能曲线如图 1 所示。图 1 中, “理想性能”指的是所有发送信号已知时采用基于 BEM 的卡尔曼滤波方法获得的估计性能, “新方法-1 次迭代”指的是本文所提方法迭代 1 次时的 MSE 性能。仿真中, 考虑当前符号的信道相关矩阵已知, 归一化多普勒频移为 0.2。从图 1 可以看出, 随着迭代次数的增加, 本文所提方法的 MSE 性能越来越好; 当迭代次数大于 3 以后, 本文所提方法的估计性能改善不大, 且当迭代次数为 5 时, 本文所提方法的估计性能趋于理想性

能。由于迭代次数越大,本文所提方法计算复杂度越高和估计精度越高;反之亦然,因此在实际应用中,应在复杂度与估计精度之间进行折中。

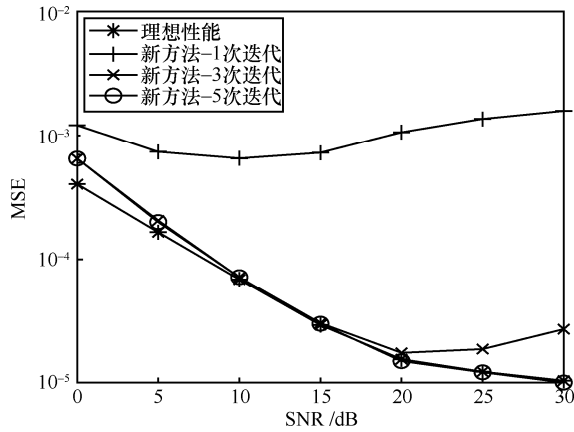


图1 不同迭代次数时新方法的 MSE 性能 ($f_d T = 0.2$, 当前符号信道相关矩阵已知)

归一化多普勒频移为 0.2 时不同信道估计方法的 MSE 性能曲线如图 2 所示。仿真中,本文所提方法与参考文献[7]中方法均考虑当前符号信道相关矩阵已知。从图 2 中可以看出,本文所提方法的性能优于现有方法的性能,且本文所提方法迭代 5 次时性能趋于理想性能。由于参考文献[6]中方法采用的检测数据没有进行硬判决处理,导致新构建的发送信号与检测误差协方差仍均具有较大的误差,并且该方法采用的基函数不是最优的,因此参考文献[6]方法即使迭代较多次其估计性能也不及本文所提方法的性能。参考文献[7]中虽然采用了最优基函数,但是其仅采用最小二乘法估计基系数,而本文所提方法采用了软卡尔曼滤波和数据检测联合的方法来获取基系数,因此本文所提方法估计性能远远优于参考文献[7]方法的性能。

图 3 给出了归一化多普勒频移为 0.4 时不同信道估计方法的 MSE 性能。仿真中,本文所提方法与参考文献[7]中方法均考虑当前符号信道相关矩阵已知。与图 2 相比,由于多普勒频移的增大,所有方法的 MSE 性能均变差,但是本文所提方法的性能仍优于现有方法。

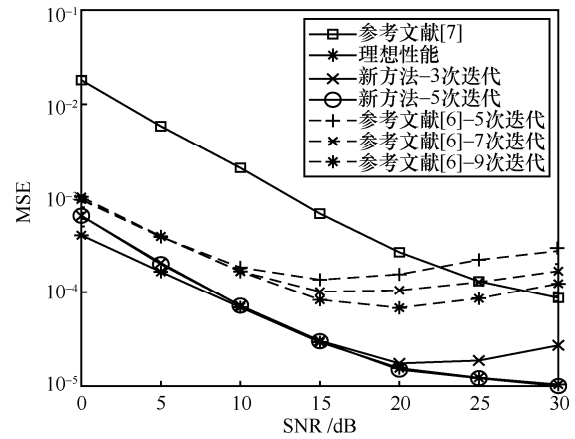


图2 不同信道估计方法的 MSE 性能 ($f_d T = 0.2$)

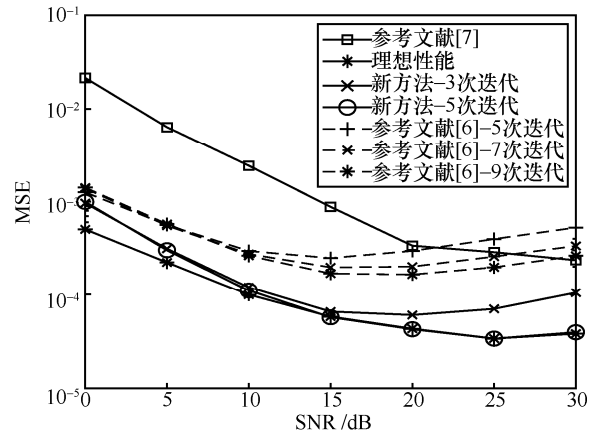


图3 不同信道估计方法的 MSE 性能 ($f_d T = 0.4$)

4.2 复杂度分析

本节将对上节中仿真的几种信道估计方法的计算复杂度进行分析。对于这些算法,复杂性主要差异集中在基扩展矩阵 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{C}_{u_m}$ 和 δ^2 的计算上。

由于参考文献[7]采用的是传统的 LS 对基系数进行估计,因此复杂度集中在基扩展矩阵 $\mathbf{B}$ 和估计基系数 $\hat{\mathbf{c}}_m$ 的计算上,由矩阵 $\mathbf{B}$ 和基系数 $\hat{\mathbf{c}}_m$ 引起的计算复杂度分别为 $N^2 L$ 和 $2N_p Q^2 + N_p Q + o(Q^3)$ 次复数乘法,其中 N_p 表示导频个数, $o(Q^3)$ 是 $N \times N$ 维矩阵的矩阵求逆的计算复杂度。对于参考文献[6],由于其采用的是多项式基扩展模型,基扩展矩阵是可以预先计算和存储的,所以计算复杂度主要来自于 $\mathbf{C}_{u_m}$ 和 δ^2 , $\mathbf{C}_{u_m}$ 的计算复杂度为 $L[4NQ^2 + N^2 Q + Q^3 + 2o(Q^3)]$ 次复数乘法,检测误



差的协方差矩阵 δ^2 的复杂度在第一次迭代时约为 $2N[Q^2LN(8N-1)+3]$ 次复数乘法, 其他的是 $6N$ 次复数乘法。在本文所提方法中, 基扩展矩阵 $\mathbf{B}$ 的计算复杂度为 N^2L 次复数乘法, $\mathbf{C}_{u_m}$ 的计算复杂度为 $L[4NQ^2 + N^2Q + Q^3 + 2o(Q^3)]$ 次复数乘法, 由于本文所提方法考虑了检测误差, 其协方差矩阵 δ^2 的复杂度在第一次迭代时约为 $2N[Q^2LN(8N-1)+3]$ 次复数乘法, 其他的是 $6N$ 次复数乘法。

根据上述分析, 表 1 给出了不同信道估计方法在一次迭代中的总计算复杂度的比较。从表 1 中可以看出: 参考文献[7]方法的计算复杂度是最低的, 但是其性能最差; 相对于参考文献[6], 由于采用基于历史信息的基扩展模型, 需要计算基扩展模型的基矩阵 $\mathbf{B}$, 本文所提方法的复杂度略高于参考文献[6], 但是其估计性能远远地优于参考文献[6]。

表 1 不同信道估计方法的复杂度比较

信道估计方法	总计算复杂度
参考文献[7]	$N^2L + 2N_pQ^2 + N_pQ + o(Q^3)$
参考文献[6]	$L[4NQ^2 + N^2Q + Q^3 + 2o(Q^3)] + 2N[Q^2LN(8N-1)+3]$
本文所提方法	$N^2L + [4NQ^2 + N^2Q + Q^3 + 2o(Q^3)] + 2N[Q^2LN(8N-1)+3]$

5 结束语

针对高速移动场景, 提出了一种基于历史信息的软卡尔曼滤波迭代时变信道估计方法。本文所提方法充分利用了高速铁路通信场景的特点, 基于历史信道信息来获取最优的基函数, 提高了信道估计的精度。并且在本文所提方法中采用了软数据检测方法来更大程度地降低数据检测误差的影响。此外, 本文所提方法中采用的卡尔曼滤波方法也避免了对 AR 模型跟踪因子的估计, 一定程度上降低了信道估计的复杂度以及跟踪因子

估计误差对信道估计精度的影响。本文提出的方法不仅适用于高速移动 MIMO-OFDM 系统, 还可以应用于高速移动 SISO-OFDM 通信系统中。

参考文献:

- [1] HU Y, LI H, CHANG Z, et al. Scheduling strategy for multimedia heterogeneous high-speed train networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(4): 3265-3279.
- [2] SUN N, ZHAO Y, SUN L, et al. Distributed and dynamic resource management for wireless service delivery to high-speed trains[J]. IEEE Access, 2017(5): 620-632.
- [3] TANG Q, LONG H, YANG H J, et al. An enhanced LMMSE channel estimation under high speed railway scenarios[C]// Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Communications Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2017: 999-1004.
- [4] LIAO Y, SUN G D, SHEN X F, et al. BEM-based channel estimation and interpolation methods for doubly-selective OFDM channel[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Smart Internet of Things. Piscataway: IEEE Press, 2018: 70-75.
- [5] REN X, TAO M X, CHEN W. Compressed channel estimation with position-based ICI elimination for high-mobility SISO-OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(8): 6204-6216.
- [6] YANG L H, TANG L X, LIANG Y. Iterative channel estimation for MIMO-OFDM system in fast time-varying channels[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2016, 66(5): 4240-4258.
- [7] WANG X Y, WANG G P, SUN J, et al. Channel estimation with new basis expansion model for wireless communications on high speed railways[C]//Proceedings of 2016 IEEE 83rd Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [8] YE H, LI G Y, JUANG B H. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(1): 114-117.
- [9] CHUN C J, KANG J M, KIM I M. Deep learning based joint pilot design and channel estimation for multiuser MIMO channels[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(11): 1999-2003.
- [10] MA X L, YE H, LI Y. Learning assisted estimation for time-varying channel[C]//Proceedings of 2018 15th International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS). [S.l.: s.n.], 2018, 28-31.
- [11] YANG Y W. Deep learning-based channel estimation for doubly selective fading channels[J]. IEEE Access, 2019(7): 36579 - 36589.
- [12] ZHAO Y R, WANG X Y, WANG G P, et al. Channel estimation and throughput evaluation for 5G wireless communication systems in various scenarios on high speed railways[J]. China Communication, 2018, 15(4): 86-97.
- [13] WANG X Y, WANG G P, FAN G F, et al. Channel estimation with expectation maximization and historical information based basis expansion model for wireless communication systems on high speed railway[J]. IEEE Access, 2018(6): 72-80.
- [14] HE R S, ZHONG Z D, AI B, et al. Measurements and analysis of short-term fading behavior for high-speed rail viaduct scenario[C]//Proceedings of 2012 IEEE International Conference on

- Communications. Piscataway: IEEE Press, 2012: 4563-4567.
- [15] MIN C K, CHANG N, CHA J S. MIMO-OFDM downlink channel prediction for IEEE 802.16e systems using Kalman filter[C]//Proceedings of 2007 IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Piscataway: IEEE Press, 2007.
- [16] CHEN B S, YANG C Y, LIAO W J. Robust fast time-varying multipath fading channel estimation and equalization for MIMO-OFDM systems via a fuzzy method[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(4): 1599-1609.
- [17] KIM J Y, PARK B, HANG D. Robust channel estimation in a mobile MIMO OFDM system[C]//Proceedings of 2004 IEEE 59th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2004: 594-597.
- [18] ZHAO N, YU F R, SUN H J, et al. Interference alignment with delayed channel state information and dynamic AR-model channel prediction in wireless networks[J]. Wireless Networks, 2015, 21(4): 1227-1242.
- [19] NATORI T, TANABE N, FURUKAWA T. A MIMO-OFDM channel estimation algorithm for high-speed movement environments [C]//Proceedings of 2014 6th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2014: 348-351.
- [20] SIMON E P, KHALIGHI M A. Iterative soft-kalman channel estimation for fast time-varying MIMO-OFDM channels [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2015, 2(6): 599-602.

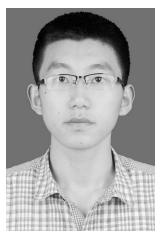
[作者简介]



程露(1995-),女,南京邮电大学通信与信息学院硕士生,主要研究方向为移动通信。



杨丽花(1984-),女,南京邮电大学副教授,主要研究方向为移动无线通信、通信信号处理、多载波通信系统等。



王增浩(1994-),男,南京邮电大学通信与信息学院硕士生,主要研究方向为移动通信。



张捷(1996-),女,南京邮电大学通信与信息学院硕士生,主要研究方向为宽带移动通信。



梁彦(1979-),女,南京邮电大学副教授,主要研究方向为宽带无线通信、通信信号处理等。