

基于基扩展模型的UKF-RTSS高可靠鲁棒V2V信道估计

廖勇* 陈颖

(重庆大学微电子与通信工程学院 重庆 400044)

摘要: 车联网应用场景对无线通信在带宽、时延、可靠性方面提出了更高的要求,特别是车辆对车辆(Vehicle to Vehicle, V2V)场景。针对V2V高速移动场景,时/频域选择性衰落(双选衰落)和非平稳特性给信道估计带来的技术挑战,该文提出了一种基于基扩展模型(Basis Expansion Model, BEM)的UKF-RTSS (Unscented Kalman Filter- Rauch-Tung-Striebel Smoother)信道估计方法。该方法采用BEM拟合快时变信道,将信道参数的估计转化为基函数系数的估计;通过无迹卡尔曼滤波(UKF),联合估计数据处信道冲激响应与时域自相关系数,用于追踪快时变的信道响应。为了进一步提升信道估计的精度,引入RTSS对后向信道状态信息进行信道估计和插值,与UKF构成了“滤波和平滑”结构的UKF-RTSS联合估计器。系统仿真分析表明,在不同速度的快时变条件下,所提方法相比其他经典方法具有更高的信道估计精度和鲁棒性,特别适用于车联网下的无线通信场景。

关键词: V2V; 信道估计; 基扩展模型; 无迹卡尔曼滤波; 联合估计

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)05-1792-08

DOI: [10.11999/JEIT210239](https://doi.org/10.11999/JEIT210239)

Ultra-Reliable and Robust Channel Estimation Using Basis Expansion Model-Based UKF-RTSS Scheme for V2V Systems

LIAO Yong CHEN Ying

(School of Microelectronics and Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The Internet of vehicles application scenarios put forward higher requirements for wireless communication in terms of bandwidth, delay, and reliability, especially in the Vehicle to Vehicle (V2V) communication scenario. For the technical challenges of channel estimation caused by time/frequency domain selective fading (dual selection fading) and non-stationary characteristics in the V2V high-speed mobile scenario, this paper proposes a channel estimation method of BEM (Basis Expansion Model)-based UKF-RTSS (Unscented Kalman Filter-Rauch-Tung-Striebel Smoother). The BEM model is used to fit the time-varying channel, and the estimation of the channel parameters is converted into the estimation of the basis function coefficients; The unscented Kalman filter (UKF) algorithm is used to estimate jointly the channel impulse response and the time-varying time-domain autocorrelation coefficient at the data, tracking the fast time-varying channel response. In order to improve further the accuracy of channel estimation, RTSS is introduced to perform channel estimation and interpolation on the backward channel state information, and it forms a joint estimator with a "filtering and smoothing" structure with UKF. System simulation analysis shows that under different speed and time-varying conditions, the BEM-based UKF-RTSS channel estimation method has higher channel estimation accuracy and robustness than other classic methods, and is especially suitable for wireless communication in the Internet of vehicles scenarios.

Key words: Vehicle to Vehicle(V2V); Channel estimation; Basis Expansion Model(BEM); Unscented Kalman Filter(UKF); Joint estimation

收稿日期: 2021-03-23; 改回日期: 2021-05-17; 网络出版: 2021-11-13

*通信作者: 廖勇 liaoy@cqu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61501066), 重庆市自然科学基金(cstc2019jcyj-msxmX0017)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61501066), The Natural Science Foundation of Chongqing (cstc2019jcyj-msxmX0017)

1 引言

车联网是目前全球创新的热点,同时车联网的发展也是我国的国家战略。车联万物(Vehicle to Everything, V2X)是下一代车联网的发展方向。V2X包括车与车(Vehicle to Vehicle, V2V)、车与路边基础设施(Vehicle to Infrastructure, V2I)、车与行人(Vehicle to Pedestrian, V2P)和车与网络(Vehicle to Network, V2N)间的实时信息交互,主要面向人-车-路基本安全和高级自动驾驶等增强应用^[1]。

目前,用于V2X通信的主要技术有IEEE 802.11p主导的专用短程通信(Dedicated Short Range Communication, DSRC)技术^[2]和3GPP主导的蜂窝车联网(Cellular Vehicle-to-Everything, C-V2X)技术^[3]。从两者之间的性能对比上,C-V2X具有明显的优势,目前成为产业界广泛采用的国际标准。C-V2X主要包括面向道路基本安全的LTE-V2X和面向未来高级自动驾驶的NR-V2X,两者业务各有侧重,功能互补,将长期共存^[4,5]。LTE-V2X经过R14和R15标准的发展,目前已经接近预商用,但是仍然面临一些技术挑战,特别是可靠性能还有待提升,且鲁棒性还不够强^[6]。本文着眼解决实际问题,加速标准技术的落地应用,聚焦LTE-V2V系统高可靠鲁棒通信研究。

即使LTE-V2V中考虑了更多的导频开销,传统的信道估计方案^[7,8]仍然无法跟踪具有最大相对速度为500 km/h的多普勒扩展信道。由于多径效应和多普勒频移的联合影响,高速场景具有时/频域选择性衰落(双选衰落)和时域非平稳的快时变信道特性,会极大程度影响车联网场景下的时延通信。

目前,针对时变信道模型的研究主要分为线性时变模型和基扩展模型(Basis Expansion Model, BEM)。其中,线性时变模型将信道变化视为简单的线性变化过程,适用于多普勒频移较小的场景。目前基于不同基向量的BEM信道模型主要包括:复指数BEM(CE-BEM)^[9], Legendre多项式BEM(L-BEM)^[10], 多项式BEM(P-BEM)^[11], 离散Karhunen-Loeve BEM(DKL-BEM)^[12], 离散椭圆序列BEM(DPS-BEM)^[13]。文献^[13]提出了一种基于BEM的信道估计的方法,并利用基于Slepian序列的分段插值(SS-PWI)方法重建数据符号的时域信道响应,仿真结果也表明,该方法能得到更小的信道估计均方误差结果。文献^[14]进一步挖掘BEM系数的稀疏性,将信道估计问题转化BEM系数稀疏信号重构问题,并提出了BEM-iROMP的稀疏信道估计算法。基于BEM的信道估计将信道冲激响

应(Channel Impulse Response, CIR)的估计问题转换为基系数估计。基系数估计分为导频处的基系数估计和数据处的基系数估计。在导频处,通常采用最小二乘法(Least Square, LS)估计基系数,具有简单的优点,却易受噪声的影响,在信噪比低的情况下误差较大。为了提高估计性能,采用线性最小均方误差(Linear Minimum Mean Square Error, LMMSE)算法估计导频处的基系数,该方法考虑了噪声的影响,在均方误差意义下是最优的估计算法,但复杂度较高。

在数据处的基系数估计,一般采用导频处基系数估计的结果结合线性插值算法得到,但是效果较差。卡尔曼滤波器是一种解决信道跟踪问题很好的手段,能够实现数据处基系数的插值。文献^[15]提出了一种基于迭代检测器和解码器(Iterative Detector and Decoder, IDD)结构的扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)信道估计方法。利用EKF联合估计信道频率响应和时变时间相关系数,并且采用IDD结构来减少EKF中的估计误差,有效地提高了系统性能。文献^[16]针对OFDM系统中由载波频率偏移(Carrier Frequency Offset, CFO)引起的子载波干扰(Inter-Carrier Interference, ICI)和由于用户移动产生多普勒效应导致子载波之间的正交性被破坏的问题,使用EKF作为ICI减少的方案,能够有效地降低ICI的影响,并提高信道估计的精度。以上文献说明卡尔曼滤波器目前已经广泛应用于高速移动环境下的信道估计。

综上,为了提升车联网在双选衰落和非平稳特性信道条件下系统的通信性能,本文重点研究了基于SC-FDMA的V2V系统传输模型。本文主要贡献如下:(1)采用了基于BEM的信道建模方法。使用BEM将随时间变化的抽头表示为具有时间不变系数的基底的叠加来有效地建模变化的信道,有效地降低了信道估计方法中待估计参数的数量,并分析了不同基向量模型的模型误差;(2)提出了UKF的信道估计方法,并将高速信道进一步建模为CIR和时变时间相关系数的联合估计模型,可用来追踪快速时变的信道响应。(3)为了进一步提高信道估计的准确性,通过将UKF配合RTSS(Rauch-Tung-Striebel Smoother)平滑器引入后向信道状态信息来进行信道估计和插值,设计“滤波和平滑”结构的UKF-RTSS联合估计器,提高了信道估计的准确性和鲁棒性。

本文的组织结构如下:第2节介绍SC-FDMA系统的传输模型,并将时域信道进行了BEM建模。第3节提出基于BEM的UKF-RTSS的信道估计

方案,包括预测方程和更新方程的推导。第4节分析各项算法的复杂度。第5节在MATLAB仿真平台上比较在不同移动速度下的所提方法与传统信道估计方法的估计性能。第6节给出结论。

2 系统模型

假设在接收机侧进行了理想的同步。本文考虑单用户模型,所设计的算法也同样适用于多用户配置。在发射端,二进制比特流经调制成复数数据流,经过信道编码、星座映射、离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)和子载波映射,快速傅里叶逆变换(Invert Fast Fourier Transformation, IFFT),最后添加循环前缀(Cyclic Prefix, CP)经过信道,同时受到噪声影响。在接收端,执行与发射端相反的过程,需要注意的是,由于受到信道衰弱以及噪声干扰,所以需要在接收端完成信道估计与均衡,从而补偿信道以及噪声的影响。

设系统的总子载波数为 N ,发送第 i 个FDM符号上的第 n 个子载波符号为 $\mathbf{X}_i(k)$,有 $\mathbf{X}_i(k)=[X_i(0), \dots, X_i(n), \dots, X_i(N-1)]^T$ 。对第 i 个符号,频域信号通过IFFT将频域数据 $\mathbf{X}_i(k)$ 转换成时域采样 $\mathbf{x}_i(n)$:

$$\mathbf{x}_i(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{X}_i(k) e^{j2\pi nk/N}, n \in [-N_{cp}, N-1] \quad (1)$$

其中, $j^2 = -1$,为了避免符号间干扰(Inter Symbol Interference, ISI)的影响,在每个符号的开始处插入长度为 N_{cp} 的CP。假设第 n 个采样时刻的第 l 个信道抽头的增益为 $h_i(n, l)$, $l = 0, 1, \dots, L-1$,其中 L 是最大延时扩展且 $L \leq N_{cp}$ 。在接收机端,去除CP后, $e_i(n)$ 表示噪声。则接收到的离散时间信号为

$$\mathbf{y}_i(n) = \sum_{l=0}^{L-1} h_i(n, l) \mathbf{x}_i(n-l) + e_i(n), n \in [0, N-1] \quad (2)$$

可通过矩阵形式表示式(2)为

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_i &= \sum_{l=0}^{L-1} \text{diag}(\mathbf{x}_{i,l}) \mathbf{h}_{i,l} + \mathbf{e}_i \\ &= \mathbf{G}_i \mathbf{x}_i + \mathbf{e}_i \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{y}_i = [y_i(0), y_i(1), \dots, y_i(N-1)]^T \in \mathbb{C}^N$ 表示时域接收符号, $\mathbf{h}_{i,l} = [h_i(0, l), h_i(1, l), \dots, h_i(N-1, l)]^T$ 。 $\mathbf{x}_{i,l} = [x_i(-l), x_i(-l+1), \dots, x_i(N-l-1)]^T \in \mathbb{C}^N$ 由于在发送端添加了CP,所以 $x_i(-l) = x_i(N-l)$ 。 $\mathbf{e}_i = [e_i(0), e_i(1), \dots, e_i(N-1)]^T$ 表示均值为0,协方差矩阵为 $\sigma_e^2 \mathbf{I}$ 加性复高斯白噪声向量。 $\mathbf{G}_i \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 表示第 i 个符号的信道冲激响应矩阵,其元素为

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

在接收端,时域接收数据经过FFT转换为频域符号数据,即

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_i &= \mathbf{F} \mathbf{G}_i \mathbf{F}^H \mathbf{X}_i + \mathbf{v}_i \\ &= \mathbf{H}_i \mathbf{X}_i + \mathbf{v}_i \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{Y}_i = [Y_i(0), Y_i(1), \dots, Y_i(N-1)]^T \in \mathbb{C}^N$ 为频域接收信号, $[\mathbf{F}]_{n,k} = \frac{1}{\sqrt{N}} \exp(-j\frac{2\pi}{N}kn)$ 表示傅里叶变换矩阵。 $\mathbf{H}_i = \mathbf{F} \mathbf{G}_i \mathbf{F}^H \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 表示信道频域响应矩阵, $\mathbf{v}_i \in \mathbb{C}^N$ 表示频域噪声向量,均值为0,协方差矩阵为 $\sigma_v^2 \mathbf{I}$ 。令 $s_l = \text{diag}(x_{i,l})$, $\mathbf{S}_i = [s_0, s_1, \dots, s_{L-1}]$, $\mathbf{h}_i = [\mathbf{h}_{i,0}^T, \mathbf{h}_{i,1}^T, \dots, \mathbf{h}_{i,L-1}^T]^T \in \mathbb{C}^{NL}$,考虑在一个符号内信号的传输,所以得到第 i 个符号内的接收信号为

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{S}_i \mathbf{h}_i + \mathbf{e}_i \quad (6)$$

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,有效地降低了时域信道估计方法中待估计参数的数量,同时又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。则信道估计相当于求解正交基函数的系数。我们期望通过这样做,使待估计的未知参数的数量从 NL 减少到 DL , $D \ll N$ 。将第 i 个符号期间的第 l 条路径增益表示为维度为 D 的正交基函数的加权和,则有

$$\mathbf{h}_{i,l} = \sum_{d=0}^{D-1} c_l(d) \mathbf{b}_d + \zeta_l = \mathbf{B} \mathbf{c}_l + \zeta_l \quad (7)$$

其中, $\mathbf{B} = [b_0, b_1, \dots, b_{D-1}] \in \mathbb{C}^{N \times D}$ 表示基扩展矩阵,由基向量组成,且 $b_d = [b_d(0), b_d(1), \dots, b_d(N-1)]^T \in \mathbb{C}^N$ 。 \mathbf{c}_l 表示第 l 个抽头的基扩展系数向量, $\mathbf{c}_l = [c_0(l), c_1(l), \dots, c_{D-1}(l)]^T \in \mathbb{C}^D$ 。 ζ_l 表示第 l 个抽头的模型误差。因此,全部抽头增益可以表示为

$$\mathbf{h}_i = \mathbf{\Phi} \mathbf{c}_i + \xi \quad (8)$$

其中,认为 ξ 是可忽略的, $\mathbf{c}_i = [c_0^T, c_1^T, \dots, c_{L-1}^T]^T \in \mathbb{C}^{DL}$, $\mathbf{\Phi} = \mathbf{I}_L \otimes \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{NL \times DL}$ 。所以接收到的频域信号为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_i &= \mathbf{F} \mathbf{y}_i = \mathbf{F} \mathbf{S}_i \mathbf{h}_i + \mathbf{v}_i \\ &= \mathbf{F} \mathbf{S}_i \mathbf{\Phi} \mathbf{c}_i + \mathbf{v}_i \\ &= \mathbf{A}_i \mathbf{c}_i + \mathbf{v}_i \end{aligned} \quad (9)$$

其中, \mathbf{A}_i 为观测矩阵且 $\mathbf{A}_i = \mathbf{F} \mathbf{S}_i \mathbf{\Phi}$ 。

使用BEM信道模型的关键在于基向量的选择问题。其中利用Legendre多项式作为基函数对信道进行建模，建模误差较小，不需要信道的先验信息且具有抵抗吉布斯现象的优点，因此本文选择L-BEM信道模型作为基本的信道模型。

$$[\mathbf{B}_{\text{Legendre}}]_{n,D} = P_D \left(\frac{2n}{N} - 1 \right) \quad (10)$$

其中， $P_D(x)$ 为 D 阶Legendre多项式，其定义为

$$P_D(x) = \frac{1}{2^D \cdot D!} \frac{d^D}{dx^D} \left[(x^2 - 1)^D \right] \quad (11)$$

由于信道时域非平稳的特性主要体现在其时域相关系数将呈现出时变特性，因此无线信道的冲激响应满足时变的1阶自回归模型(Time-Varying Auto Regression, TVAR)^[17]，有

$$\mathbf{c}_{i+1} = \mathbf{R}_i \mathbf{c}_i + \mathbf{w}_i \quad (12)$$

其中， \mathbf{R}_i 表示两个相邻符号块间的基系数的对角矩阵，对角线上元素为基系数间的互相关系数。 \mathbf{w}_i 表示信道转移过程噪声，协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_w = \sigma_w^2 \mathbf{I}_{QL}$ 。

3 基于BEM的UKF-RTSS信道估计方法

由于在高速环境下，时域信道响应具有快时变的特性，采用传统的基于导频信道估计方法无法跟踪信道的变化。因此，本文创新性地提出一种基于BEM的UKF-RTSS信道估计方法。UKF是一种基于无迹变换的逼近滤波算法，其本质是对滤波分布的高斯逼近，是一种估计非线性状态的有效方法。利用UKF估计出信道响应和信道的时域相关系数，实时追踪信道的时域变化。UKF包含预测和更新两个过程，再采用RTSS平滑器来进行平滑处理，以此提升估计精度。如图1所示为基于BEM的UKF-RTSS信道估计方法系统结构。

3.1 初始估计

在构建的BEM模型基础上，本文设计了基于UKF的状态空间模型用以联合估计信道的时域相关系数及信道的冲激响应。为方便推导我们构造了状态转移向量 \mathbf{r}_i ，其满足 $\mathbf{r}_i = \text{vec}(\mathbf{R}_i)$ ^[15]，状态空间模型构造如下

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{r}_{i+1} &= \mathbf{r}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_i \\ \mathbf{c}_{i+1} &= \mathbf{R}_i \mathbf{c}_i + \mathbf{w}_i \\ \mathbf{Y}_i &= \mathbf{A}_i \mathbf{c}_i + \mathbf{v}_i \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

其中， $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 表示时域相关系数 \mathbf{r}_i 的过程噪声，是均值为零的复高斯白噪声，协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_\varepsilon = \sigma_\varepsilon^2 \mathbf{I}_{DL}$ 。

如图2所示，因为在构建数据处的观测矩阵 $\hat{\mathbf{A}}_i$ 的时候，引入了非线性操作，所以我们可以用一个非线性函数来表示如图所示的所有操作，构造一个新的状态变量 $\mathbf{z}_i = [\mathbf{r}_i \quad \mathbf{c}_i]^T$ ，有

$$\hat{\mathbf{A}}_i = D(\mathbf{c}_{i|i-1}) = D(\mathbf{z}_{i|i-1}) \quad (14)$$

所以可将上述状态空间模型改写为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{z}_{i+1} &= \mathbf{T}_i \mathbf{z}_i + \mathbf{u}_i \\ \mathbf{Y}_i &= [\mathbf{0} \quad D(\mathbf{A}_i)] \mathbf{z}_i + \mathbf{v}_i \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

其中， $\mathbf{T}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{DL} & \mathbf{0} \\ \frac{1}{2} \hat{\mathbf{C}}_i & \frac{1}{2} \hat{\mathbf{R}}_i \end{bmatrix}$ ， $\hat{\mathbf{C}}_i = \text{diag}\{\hat{\mathbf{c}}_i\}$ 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 $\mathbf{Q}_u = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_\varepsilon & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_w \end{bmatrix}$ 。

3.2 UKF的状态预测方程

UKF的状态预测过程包括构造sigma点，代入系统状态预测方程，以及计算预测值均值和协方差矩阵3个部分。

生成sigma点是UKF对非高斯分布状态变量逼近的第1步，UKF通过将sigma点代入非线性方程后对输出变量进行加权平均的方式达到拟合逼近的目的，sigma点的具体生成方法如式(16)所示

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Z}_{i-1}^{(0)} &= \mathbf{z}_{i-1} \\ \mathbf{Z}_{i-1}^{(j)} &= \mathbf{z}_{i-1} + \sqrt{2DL + \lambda} \left[\sqrt{\mathbf{P}_{i-1}} \right]_j \\ \mathbf{Z}_{i-1}^{(2DL+j)} &= \mathbf{z}_{i-1} - \sqrt{2DL + \lambda} \left[\sqrt{\mathbf{P}_{i-1}} \right]_j, \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

$j = 1, 2, \dots, 2DL$

其中， $\mathbf{Z}_{i-1}^{(j)}$ 表示第 j 个sigma点， \mathbf{z}_{i-1} 表示 $i-1$ 时刻后验的基系数估计值， \mathbf{P}_{i-1} 表示 $i-1$ 时刻后验的协方差矩阵， λ 为比例系数且满足

$$\lambda = \alpha^2 (2DL + \beta) - 2DL \quad (17)$$

其中， α 和 β 决定了sigma点在均值附近的分布，在

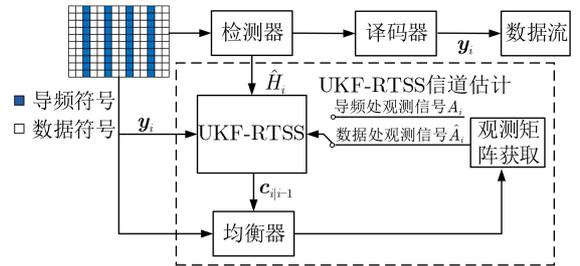


图1 基于BEM的UKF-RTSS信道估计方法结构

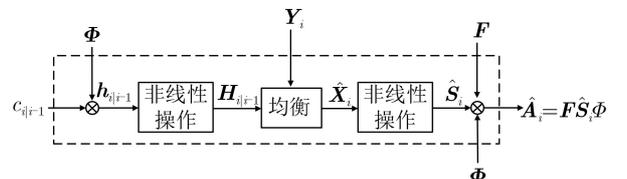


图2 观测矩阵获取流程图

本文根据文献[18]提供的经验公式, 设定 $\alpha = 1$, $\beta = 0$ 。

将sigma点代入系统的状态转移方程, 有

$$\hat{\mathbf{Z}}_i^{(j)} = \mathbf{T}_i \hat{\mathbf{Z}}_{i-1}^{(j)}, \quad j = 0, 1, \dots, 4DL \quad (18)$$

其中, $\hat{\mathbf{Z}}_i^{(j)}$ 表示各个sigma点的预测值, 进一步将根据 $\hat{\mathbf{Z}}_i^{(j)}$ 通过加权平均的方式获取预测值的均值 $z_{i|i-1}$ 和协方差矩阵 $\mathbf{P}_{i|i-1}$

$$z_{i|i-1} = \sum_{j=0}^{4DL} W_j^{(m)} \hat{\mathbf{Z}}_i^{(j)} \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{i|i-1} = \sum_{j=0}^{4DL} W_j^{(c)} \left(\hat{\mathbf{Z}}_i^{(j)} - z_{i|i-1} \right) \left(\hat{\mathbf{Z}}_i^{(j)} - z_{i|i-1} \right)^T + \mathbf{Q}_u \quad (20)$$

其中, $W_j^{(m)}$ 和 $W_j^{(c)}$ 分别是均值和方差的加权系数, 满足

$$\left. \begin{aligned} W_0^{(c)} &= \frac{\lambda}{2DL + \lambda} \\ W_0^{(m)} &= \frac{\lambda}{2DL + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_0^{(c)} &= W_j^{(m)} \frac{\lambda}{2(2DL + \lambda)}, j = 1, 2, \dots, 4DL \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

经过上述操作, 我们已经得到了状态变量的先验估计值 $z_{i|i-1}$ 和协方差矩阵 $\mathbf{P}_{i|i-1}$, 下一步需要利用状态更新方程求解信道系数的后验估计值。

3.3 UKF状态更新方程

在获得状态的预测值后, 结合系统的观测方程, 对状态变量进行更新以获得状态变量的后验估计值。具体过程包括4个步骤: (1)构造sigma点; (2)代入系统测量方程; (3)计算状态变量的预测均值、预测协方差和互协方差矩阵; (4)结合观测量, 计算滤波增益、状态变量的后验均值和后验协方差矩阵。

在状态更新过程中需要再生成一组相同数量 $4DL + 1$ 的先验sigma点, 其具体的构造方程如下

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Z}_{i|i-1}^{(0)} &= z_{i|i-1} \\ \mathbf{Z}_{i|i-1}^{(j)} &= z_{i|i-1} + \sqrt{DL + \lambda} \left[\sqrt{\mathbf{P}_{i|i-1}} \right]_j \\ \mathbf{Z}_{i|i-1}^{(2DL+j)} &= z_{i|i-1} - \sqrt{DL + \lambda} \left[\sqrt{\mathbf{P}_{i|i-1}} \right]_j, \\ j &= 1, 2, \dots, 2DL \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

将sigma点代入系统的状态测量方程有

$$\hat{\mathbf{Y}}_i^{(j)} = D(z_{i|i-1}^{(j)}) z_{i|i-1}^{(j)}, \quad j = 0, 1, \dots, 4DL \quad (23)$$

其中, $\hat{\mathbf{Y}}_i^{(j)}$ 表示各个sigma点的观测值, 对其求取加权平均可以得到sigma点观测值的均值, 协方差矩阵 Ξ_i 和互协方差矩阵 Ψ_i 为

$$\boldsymbol{\mu}_i = \sum_{j=0}^{4DL} W_j^{(m)} \hat{\mathbf{Y}}_i^{(j)} \quad (24)$$

$$\Xi_i = \sum_{j=0}^{4DL} W_j^{(c)} \left(\hat{\mathbf{Y}}_i^{(j)} - \boldsymbol{\mu}_i \right) \left(\hat{\mathbf{Y}}_i^{(j)} - \boldsymbol{\mu}_i \right)^T + \mathbf{Q}_v \quad (25)$$

$$\Psi_i = \sum_{j=0}^{4DL} W_j^{(c)} \left(\mathbf{Z}_{i|i-1}^{(j)} - z_{i|i-1} \right) \left(\hat{\mathbf{Y}}_i^{(j)} - \boldsymbol{\mu}_i \right)^T \quad (26)$$

结合 \mathbf{Y}_i 就可以依据贝叶斯滤波的原理来计算UKF增益 \mathbf{K}_i 及滤波状态的后验估计值 z_i 与协方差矩阵 \mathbf{P}_i 为

$$\mathbf{K}_i = \Xi_i \Psi_i^{-1} \quad (27)$$

$$z_i = z_{i|i-1} + \mathbf{K}_i (\mathbf{Y}_i - \boldsymbol{\mu}_i) \quad (28)$$

$$\mathbf{P}_i = \mathbf{P}_{i|i-1} - \mathbf{K}_i \Xi_i \mathbf{K}_i^T \quad (29)$$

3.4 RTSS平滑

RTSS(Rauch-Tung-Striebel Smoother)是一种平滑器, 在获得所有估计值的基础上, 对每一时刻的状态进行估计。因此, 为了充分利用前向导频和后向导频信息, 可以在完成1次UKF信道估计后再接入1个RTSS, 反向利用UKF估计得到的信道状态信息进行1次平滑操作, 以进一步提升信道估计的精度。具体的平滑方程如下

$$z_{i+1|i}^{(s)} = \mathbf{T}_i z_i \mathbf{u}_i \quad (30)$$

$$\mathbf{P}_{i+1|i}^{(s)} = \mathbf{T}_i \mathbf{P}_i \mathbf{T}_i^T + \mathbf{Q}_u \quad (31)$$

$$\mathbf{J}_i = \mathbf{P}_i \hat{\mathbf{A}}_i^T \left(\mathbf{P}_{i+1|i}^{(s)} \right)^{-1} \quad (32)$$

$$z_i^{(s)} = \mathbf{x}_i + \mathbf{J}_i \left(z_{i+1|i}^{(s)} - z_{i+1|i}^{(s)} \right) \quad (33)$$

$$\mathbf{P}_i^{(s)} = \mathbf{P}_i + \mathbf{J}_i \left(\mathbf{P}_{i+1|i}^{(s)} - \mathbf{P}_{i+1|i}^{(s)} \right) \mathbf{J}_i^T \quad (34)$$

其中, $z_{i+1|i}^{(s)}$ 表示RTSS的先验状态变量, $\mathbf{P}_{i+1|i}^{(s)}$ 表示RTSS的先验协方差矩阵, \mathbf{J}_i 表示RTSS的增益, $z_i^{(s)}$ 表示RTSS的后验状态变量, $\mathbf{P}_i^{(s)}$ 表示RTSS的后验协方差矩阵, z_i 为通过RTSS估计得到的后验状态变量, \mathbf{P}_i 表示由RTSS得到的后验协方差矩阵。可以预计到, 接力平滑运算的操作能够进一步提升信道估计的精度, 但同时也需要牺牲计算复杂度作为代价。

4 复杂度分析

从上述的状态预测与更新方程可知, 由于UKF需要生成大量粒子, 并对每个粒子经过非线性观测方程后的值进行加权平均, 因此其复杂度相对于普通算法而言有一定增加, 但加权求和操作的复杂度并不很高。从表1可以发现, 进行UKF和RTSS

操作后，BEM-LMMSE-UKF-RTSS相对于BEM-LMMSE而言乘法运算确实略有增加，但其时间复杂度是相同的，从整体上来看依然在同一数量级，因此其复杂度仍然在一个可以接受的范围内。

5 仿真分析

本文利用MATLAB仿真平台对所提的基于BEM的UKF-RTSS信道估计方法与其他经典的信道估计方法进行了系统仿真分析，仿真系统参数如表2所示。

从图3和图4可以看出，CE-BEM的建模误差最大，而且提高基矩阵的维度并不会减小建模误差。L-BEM的建模误差性能最好，尤其是在高多普勒频移下的表现。在多普勒频移为2732 Hz的情况下，随着基矩阵维度 D 的增大，P-BEM, L-BEM, DPS-BEM, DKL-BEM, Legendre-BEM的模型误差都在逐渐减小。在 $D > 4$ 以后，模型误差减小的速度很慢，所以我们选择L-BEM, $D=4$ 作为最优的基矩阵维度，来对信道进行建模。

图5和图6比较了不同方法在不同速度环境下的归一化均方误差 (Normalized Mean Squared Error, NMSE)性能。从仿真结果上看，不管在何种速度下，采用基于UKF的方法来估计数据处的基系数，总比基于普通线性插值的效果好。在速度为30 km/h时，BEM-LS-UKF-RTSS方法相比BEM-LS和BEM-iROMP配合线性插值方法分别有峰值6.5 dB和5 dB的NMSE增益，在速度为500 km/h时，具有更加明显的优势。基于UKF的插值方法能够随信道的变化及时调整状态转移矩阵，再加上RTSS带来的性能增益，在高速环境下有更佳的表现。在低信噪比情况下，BEM-LS-UKF-RTSS相比BEM-LS-UKF能够有大约峰值2 dB的NMSE增益，BEM-LMMSE-UKF-RTSS相比BEM-LMMSE-UKF能够有峰值4 dB左右的NMSE增益，但是，随着信噪比的增加，UKF的估计精度也逐渐提升，RTSS的性能增益也逐渐减小，噪声的影响变小使得曲线变得平滑。

表1 各种估计算法的复杂度对比

估计算法	时间复杂度
LS	$O(N)$
BEM-LS	$O((DL)^2 N)$
BEM-iROMP ^[14]	$O((DL)^2 N \lg S)$
BEM-LMMSE	$O(N^2 (DL))$
BEM-LS-UKF	$O(N^2 (DL))$
BEM-LMMSE-UKF	$O(N^2 (DL))$
BEM-LS-UKF-RTSS	$O(N^2 (DL))$
BEM-LMMSE-UKF-RTSS	$O(N^2 (DL))$

图7和图8显示了不同速度环境下几种信道估计算法的BER性能。本文所提的基于BEM的UKF-

表2 仿真系统参数

参数	数值
载波频率	5.9 GHz
系统带宽	10 MHz
子载波数	600
子载波间隔	1024
FFT长度	15 kHz
基向量维数 D	4
调制方式	16QAM
信道模型	EVA
多径抽头延迟(ns)	[0 50 120 200 230 500 1600 2300 5000]
相对功率时延(dB)	[-1.0 -1.0 -1.0 0.0 0.0 0.0 -3.0 -5.0 -7.0]

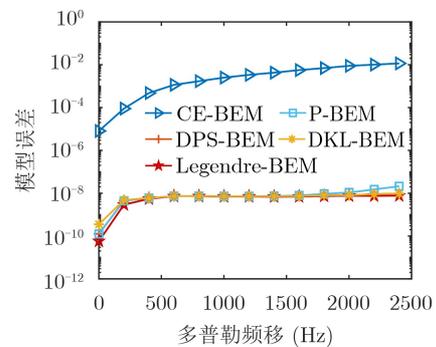


图3 $D=4$ 时，不同BEM的模型误差

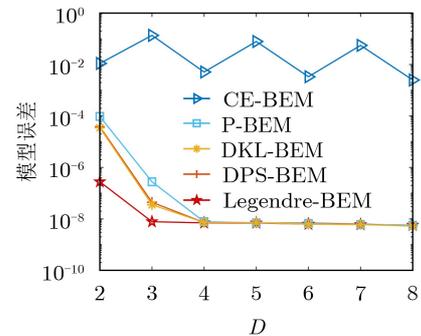


图4 Doppler=2732 Hz时，不同BEM的模型误差

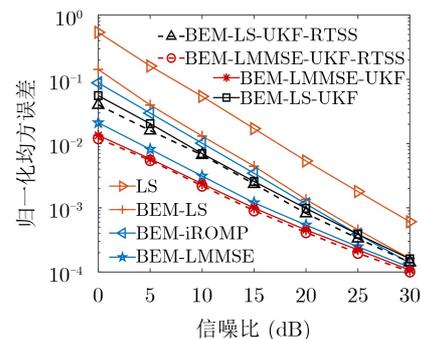


图5 移动速度为30 km/h各算法的NMSE性能

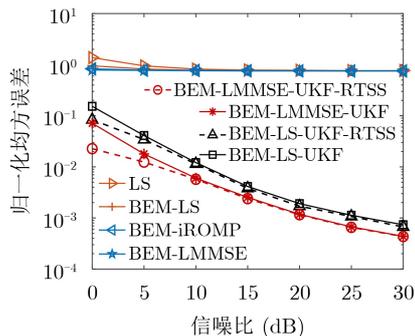


图6 移动速度为500 km/h各算法的NMSE性能

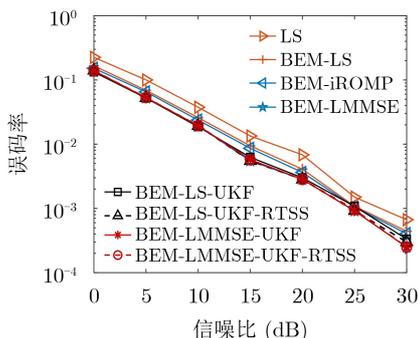


图7 移动速度为30 km/h各算法的BER性能

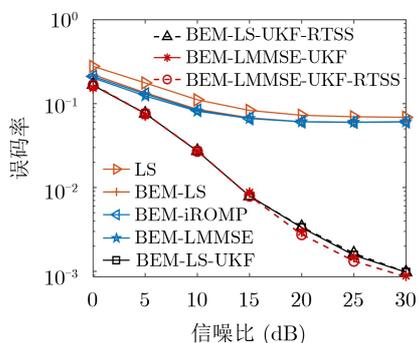


图8 移动速度为500 km/h各算法的BER性能

RTSS的信道估计方法在不同速度下均有最优的表现,在速度为30 km/h时, BEM-LS 相对于LS有平均3 dB的SNR增益, BEM-iROMP 通过少量迭代、跟踪基矩阵中与基系数相关最大的向量来表示基系数,受噪声的影响程度弱于BEM-LS算法,UKF-RTSS方法表现性能优于BEM-iROMP。在速度为500 km/h,随着SNR的提高,LS, EM-LS, EM-iROMP基本达到了下限,而采用UKF-RTSS依然保持着较好的性能。这是因为在低速环境下信道快衰落不明显,因而即使采用线性插值的方式其整体性能依旧能与基于UKF的方法相当,而在高速情况下,利用UKF来追踪信道的时域变化,利用卡尔曼滤波原理将非线性操作带来的噪声误差进行消除,使得信道估计性能有极大提升。BEM-

LS-UKF-RTSS和BEM-LMMSE-UKF-RTSS相比BEM-LS-UKF和BEM-LMMSE-UKF而言,有1 dB的峰值增益。不管是低速还是高速环境下,UKF-RTSS不仅提升了估计精度而且具有很好的鲁棒性,使获得的信道状态信息更为准确。

6 结束语

为进一步提升车联网V2V场景下的通信质量,本文针对车联网高速移动产生的双选衰落和非平稳的快时变信道特性,采用BEM有效地建模变化信道,提出一种基于BEM的UKF-RTSS信道估计方法,UKF能够联合估计信道冲激响应与快时变的时域相关系数,RTSS引入后向信道状态信息进行信道估计和插值,设计了一种“滤波和平滑”处理的UKF-RTSS联合估计器。通过分析与系统仿真对比表明,本文所提方法相比其他经典方法能够有效地提升信道估计精度和鲁棒性,更适用于车联网快时变通信场景。

参考文献

- [1] ABBOUD K, OMAR H A, and ZHUANG Weihua. Interworking of DSRC and cellular network technologies for V2X communications: A survey[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(12): 9457–9470. doi: 10.1109/TVT.2016.2591558.
- [2] ANWAR W, FRANCHI N, and FETTWEIS G. Physical layer evaluation of V2X communications technologies: 5G NR-V2X, LTE-V2X, IEEE 802.11bd, and IEEE 802.11p[C]. 2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall), Honolulu, USA, 2019: 1–7. doi: 10.1109/VTCFall.2019.8891313.
- [3] CHEN Shanzhi, HU Jinling, SHI Yan, *et al.* LTE-V: A TD-LTE-based V2X solution for future vehicular network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, 3(6): 997–1005. doi: 10.1109/JIOT.2016.2611605.
- [4] CHEN Shanzhi, HU Jinling, SHI Yan, *et al.* A Vision of C-V2X: Technologies, field testing, and challenges with Chinese development[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(5): 3872–3881. doi: 10.1109/JIOT.2020.2974823.
- [5] CHEN Shanzhi, HU Jinling, SHI Yan, *et al.* Vehicle-to-everything (V2X) services supported by LTE-based systems and 5G[J]. *IEEE Communications Standards Magazine*, 2017, 1(2): 70–76. doi: 10.1109/MCOMSTD.2017.1700015.
- [6] 陈维, 李源, 刘玮. 车联网产业进展及关键技术分析[J]. *中兴通讯技术*, 2020, 26(1): 5–11. doi: 10.12142/ZTETJ.202001003. CHEN Wei, LI Yuan, and LIU Wei. Industrial progress and key technologies of internet of vehicles[J]. *ZTE Technology Journal*, 2020, 26(1): 5–11. doi: 10.12142/ZTETJ.202001003.
- [7] FARZAMNIA A, HLAING N W, HALDAR M K, *et al.*

- Channel estimation for sparse channel OFDM systems using least square and minimum mean square error techniques[C]. 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET), Antalya, USA, 2017: 1–5. doi: [10.1109/ICEngTechnol.2017.8308193](https://doi.org/10.1109/ICEngTechnol.2017.8308193).
- [8] ZARRINKOUB H. Understanding LTE with MATLAB: From Mathematical Modeling to Simulation and Prototyping[M]. Chichester: Wiley Publishing, 2014.
- [9] HRYCAK T, DAS S, MATZ G, *et al.* Practical estimation of rapidly varying channels for OFDM systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2011, 59(11): 3040–3048. doi: [10.1109/TCOMM.2011.082111.110075](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2011.082111.110075).
- [10] ZAFARANI E, OMIDI M J, HEYDARYAN F, *et al.* Oversampled Legendre basis expansion model for doubly-selective channels[C]. 2011 19th Iranian Conference on Electrical Engineering, Tehran, Iran, 2011: 1–5.
- [11] BORAH D K and HART B T. Frequency-selective fading channel estimation with a polynomial time-varying channel model[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1999, 47(6): 862–873. doi: [10.1109/26.771343](https://doi.org/10.1109/26.771343).
- [12] TEO K A D and OHNO S. Optimal MMSE finite parameter model for doubly-selective channels[C]. GLOBECOM '05. IEEE Global Telecommunications Conference, 2005, St. Louis, USA, 2005: 3507. doi: [10.1109/GLOCOM.2005.1578424](https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2005.1578424).
- [13] QU Huiyang, LIU Guanghui, WANG Yanyan, *et al.* A time-domain approach to channel estimation and equalization for the SC-FDM system[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2019, 65(4): 713–726. doi: [10.1109/TBC.2019.2904849](https://doi.org/10.1109/TBC.2019.2904849).
- [14] 廖勇, 蔡志镛. 基于基扩展模型的改进正则化正交匹配追踪V2X快时变SC-FDMA信道估计[J]. *通信学报*, 2021, 42(4): 177–184.
- LIAO Yong and CAI Zhirong. Basis expansion model-based improved regularized orthogonal matching pursuit channel estimation for V2X fast time-varying SC-FDMA[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(4): 177–184.
- [15] LIAO Yong, SHEN Xuanfan, DAI Xuewu, *et al.* EKF-based joint channel estimation and decoding design for non-stationary OFDM channel[C]. GLOBECOM 2017 - 2017 IEEE Global Communications Conference, Singapore, 2017: 1–6. doi: [10.1109/GLOCOM.2017.8254544](https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2017.8254544).
- [16] PEDROSA P, CASTANHEIRA D, SILVA A, *et al.* Efficient joint channel equalization and tracking for V2X communications using SC-FDE schemes[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 55158–55169. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2981717](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2981717).
- [17] BADDOUR K E and BEAULIEU N C. Autoregressive modeling for fading channel simulation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2005, 4(4): 1650–1662. doi: [10.1109/TWC.2005.850327](https://doi.org/10.1109/TWC.2005.850327).
- [18] SARKKA S. Bayesian Filtering and Smoothing[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2013.
- 廖勇: 男, 1982年生, 博士, 副研究员, 博士生导师, 研究方向为下一代无线通信技术、高速移动通信系统及其关键技术、智能信号与信息处理。
- 陈颖: 女, 1996年生, 硕士生, 研究方向为车联网场景下的信道估计算法。

责任编辑: 陈倩