

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

廖勇, 蔡志榕

(重庆大学微电子与通信工程学院, 重庆 400044)

摘要: 为了进一步提升车联网 (V2X) 的通信性能, 首先根据信道冲激响应的稀疏性建立了适用于高速移动场景的基扩展模型 (BEM); 其次, 证明了 BEM 系数具有稀疏性, 将信道估计问题转化为稀疏信号重构问题, 进而提出基于 BEM 的改进正则化正交匹配追踪 (iROMP) 迭代稀疏信道估计算法 (简称为 BEM-iROMP 算法)。所提算法通过 iROMP 获取 BEM 系数, 利用反馈结果不断迭代以达到最优信道估计。仿真结果表明, 与最小二乘法、线性最小均方误差和 BEM-LS 信道估计算法相比, 所提算法能够有效提高 V2X 快时变信道下单载波频分多址系统的归一化均方误差和误码率性能。

关键词: 信道估计; 车联网; 高速移动; 压缩感知; 基扩展模型; 正则化正交匹配追踪; 单载波频分多址

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2021081

Basis expansion model-based improved regularized orthogonal matching pursuit channel estimation for V2X fast time-varying SC-FDMA

LIAO Yong, CAI Zhirong

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

Abstract: In order to further improve the vehicle-to-everything (V2X) communication performance of the Internet of vehicles, a basis expansion model (BEM) was adopted and suitable for high-speed mobile scenarios to transform the channel estimation into a sparse signal reconstruction. Furthermore, it was proved that the BEM coefficients were sparse, and an improved regularized orthogonal matching pursuit (iROMP) channel estimation algorithm based on BEM (BEM-iROMP) was proposed. BEM coefficients were acquired by the iROMP, and finally the feedback results were iterated to achieve the optimal channel estimation. Simulation results show that in comparison with the least square (LS), linear minimum mean squared error (LMMSE), and BEM-LS channel estimation algorithms, the proposed algorithm can effectively improve the normalized mean square error (NMSE) and bit error rate (BER) performance.

Keywords: channel estimation, vehicle-to-everything, high-speed mobility, compressed sensing, basis expansion model, regularized orthogonal matching pursuit, SC-FDMA

1 引言

随着车联网^[1-2]的快速发展, 车联网 (V2X, vehicle-to-everything) 通信已成为车载服务的关键

技术^[3-4]。V2X 主要包括车到基础设施 (V2I, vehicle-to-infrastructure)、车到车 (V2V, vehicle-to-vehicle) 和车到行人 (V2P, vehicle-to-pedestrian)。V2X 作为智能交通系统 (ITS, intelligent transporta-

收稿日期: 2020-09-25; 修回日期: 2020-12-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61501066); 重庆市自然科学基金资助项目 (No.cstc2019jcyj-msxmX0017)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61501066), The Natural Science Foundation of Chongqing (No.cstc2019jcyj-msxmX0017)

tion system) 中的重要部分, 对 ITS 的高效运转起着关键作用。针对车联网 V2X 场景, 在实际应用中用户对高可靠低时延通信 (URLLC, ultra-reliable and low latency communication) [5] 有极高的要求, 这也是保障道路交通安全的重要因素。信道估计作为车联网 V2X 通信中的关键处理技术受到了人们的广泛关注。目前, 主流的支持 V2X 通信的标准是 C-V2X (cellular vehicle-to-everything), 其采用了具有较低峰均比的单载波频分多址 (SC-FDMA, single-carrier frequency-division multiple access) [6]。作为 SC-FDMA 系统的关键技术, 信道估计直接决定了通信的质量。在 V2X 场景下, 高速移动的车载终端会加剧多普勒效应, 使信道快速变化, 引起子载波间干扰 (ICI, inter-carrier interference) [7], 并造成通信系统性能恶化, 因此接收信号的正确译码必须依赖于高效且准确信道估计。

传统的信道估计采用最小二乘 (LS, least square) 算法或线性最小均方误差 (LMMSE, linear minimum mean square error) 算法, 忽略了高速移动场景下的 ICI, 限制了信道估计的精度[8]。针对此情况, 更符合高速移动场景的基扩展模型 (BEM, basic expansion model) 被提出[9]。文献[10]提出一种基于 BEM 的频域快时变信道估计算法, 其利用信道频域时变传输函数辅助估计得到信道频域响应矩阵。文献[11]针对多输入多输出 (MIMO, multiple input multiple output) 通信系统, 引入基于离散傅里叶变换的时空基扩展模型 (ST-BEM, spatial-temporal basis expansion model) 降低训练成本。文献[12]提出了一种基于 BEM 和上行链路探测参考信号的快时变信道估计算法。

然而, 上述研究中 BEM 系数仍然主要采用 LS 估计, 首先引入了噪声, 其次没有充分利用 BEM 系数存在的稀疏性。针对此问题, 并结合 V2X 通信场景, 本文提出一种面向高速快时变 SC-FDMA 系统的信道估计算法, 主要贡献如下。首先, 建立了高速信道冲激响应的 BEM。其次, 基于所建立的 BEM, 进一步证明了其系数具有稀疏性, 将高速移动下的快时变信道估计问题转化为稀疏信号重构问题。针对该问题, 本文搭建了基于 SC-FDMA 的仿真通信系统, 并提出基于 BEM 的改进正则化正交匹配追踪 (iROMP, improved regularized orthogonal matching pursuit) 迭代稀疏信道估计算法, 简称为 BEM-iROMP 算法。BEM-iROMP 算法充分利

用了基系数的稀疏性, 在迭代步骤中根据反馈结果逐步提高估计的信道矩阵的精度。仿真结果表明, 所提算法能够进一步提高信道估计的性能。

2 系统模型

2.1 基于 BEM 的 SC-FDMA 系统

在高速移动环境下, 信道具有时变特性, 高速移动产生的多普勒频移会引起 SC-FDMA 系统子载波的频偏, 从而导致 SC-FDMA 系统子载波之间的正交性遭到破坏, 严重影响系统性能。假设在 SC-FDMA 系统模型中, 有 N 个子载波, 一个子帧包含 I 个 SC-FDMA 符号。设发送第 i 个 SC-FDMA 符号上的第 n 个子载波符号为 $X_i(n)$, $n \in [0, N-1]$, 简称为 X_i 。 X_i 经过逆快速傅里叶变换 (IFFT, inverse fast Fourier transform) 进行 SC-FDMA 调制后, 有

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{F}^H X_i \quad (1)$$

其中, \mathbf{x}_i 表示发送的时域序列, $[\mathbf{F}]_{n,k} = \frac{1}{\sqrt{N}} \exp\left(-j \frac{2\pi}{N} kn\right)$ 表示傅里叶矩阵, $(\cdot)^H$ 表示共轭转置。SC-FDMA 传输模型可以表示为

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{h}_i \mathbf{x}_i + \mathbf{z}_i \quad (2)$$

其中, $\mathbf{y}_i = [y(0), y(1), \dots, y(N-1)]^T$ 表示第 i 个 SC-FDMA 符号上接收到的时域符号向量; \mathbf{z}_i 为复加性白高斯噪声; \mathbf{h}_i 为第 i 个 SC-FDMA 符号的信道冲激响应矩阵, 如式(3)所示。

$$\mathbf{h}_i = \begin{bmatrix} h_i(0,0) & 0 & \dots & h_i(0,L-1) & \dots & h_i(0,1) \\ h_i(1,1) & h_i(1,0) & 0 & \dots & \dots & h_i(1,2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & h_i(N-1,L-1) & \dots & h_i(N-1,0) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $h_i(k,l)$ 表示在第 i 个 SC-FDMA 符号时间内第 l 个抽头的第 k 个采样点的信道冲激响应。在接收端, 时域接收符号 \mathbf{y}_i 经过快速傅里叶变换 (FFT, fast Fourier transform) 后可得到 \mathbf{Y}_i 。

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{F} \mathbf{y}_i = \mathbf{F} \mathbf{h}_i \mathbf{F}^H X_i + \mathbf{F} \mathbf{z}_i = \mathbf{H}_i X_i + \mathbf{Z}_i \quad (4)$$

其中, \mathbf{H}_i 表示第 i 个符号的频域响应矩阵, 表示为

$$\mathbf{H}_i = \mathbf{F} \mathbf{h}_i \mathbf{F}^H \quad (5)$$

$h_i[k, l]$ 可以进一步表示为

$$h_i[k, l] = \sum_{s=0}^{S-1} \alpha_s \text{sinc} \left(\pi \left(l - \frac{\tau_s}{T} \right) \right) e^{j2\pi f_s k T} \quad (6)$$

其中, T 为采样时间, α_s 、 τ_s 、 f_s 分别为发射天线与接收天线间第 s 条传播路径的衰落系数、时延和多普勒频移, 且 $s \in [0, S-1]$, $S < L$, $\tau_s / T < L$, L 为多径数。

为了充分利用信道的时频稀疏性, 将快时变信道模型建模为 BEM, 将式(6)转换到时延-多普勒域, 获得信道的 BEM 函数, 即

$$u[d, l] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} h_i(k, l) e^{-j2\pi dk / N} = \sum_{s=0}^{S-1} u_s[d, l] \quad (7)$$

其中, $u_s[d, l]$ 的定义为

$$u_s[d, l] = \frac{1}{\sqrt{N}} \alpha_s \text{sinc} \left(\pi \left(\frac{l - \tau_s}{T} \right) \right) \sum_{k=0}^{N-1} e^{-j2\pi(d - f_s NT) \frac{k}{N}} \quad (8)$$

其中, $l \in [0, L-1]$, $d \in [0, N-1]$, 而 $u_s[d, l]$ 是单个抽头的 BEM。设

$$\phi_s(l) = \text{sinc} \left(\pi \left(l - \frac{\tau_s}{T} \right) \right) \quad (9)$$

$$\psi_s(d) = \sum_{k=0}^{N-1} e^{-j2\pi(d - f_s NT) \frac{k}{N}} \quad (10)$$

其中, $\phi_s(l)$ 与时延有关, $\psi_s(d)$ 与多普勒频移有关。经分析可知, $\phi_s(l)$ 的能量集中在 τ_s / T 附近, $\psi_s(d)$ 的能量集中在 $f_s NT$ 附近, $f_s NT$ 为归一化多普勒频移。在一般的移动通信系统中, 归一化多普勒频移远小于 1, 即 $|f_s NT| \ll 1$ 。因此, $\psi_s(d)$ 的大部分能量集中在零点及其附近, 小部分能量发生了泄露, 基于此特点, 可以合理假设每个子载波只影响其相邻的 D 个子载波, 则信道矩阵 \mathbf{H}_i 可近似为带状矩阵^[13], 即

$$\mathbf{H}_i = \begin{bmatrix} H_{0,1} & \cdots & H_{0,D-1} & & & \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ H_{D-1,0} & \cdots & \ddots & \ddots & & \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & & & H_{N-D-1,N-1} & \\ & & & & \vdots & \\ & & & & H_{N-1,N-D-1} & \cdots & H_{N-1,N-1} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式(11)保留了 \mathbf{H}_i 的对角线以及对角线两边距离 D 之间的元素, 极大降低了模型的复杂度。

2.2 BEM 稀疏性

如 2.1 节所述, 采用 BEM 可以让信道估计的参数数量大大减少, 此外, BEM 系数仍具有稀疏性, 本文给出引理与证明。

引理 1 BEM 函数 $u_s[d, l]$ 近似稀疏。

证明 对于单抽头 s 的 BEM 函数 $u_s[d, l]$, 虽然大部分能量集中在 $(f_s NT, \tau_s / T)$ 附近, 但无法保证 $u_s[d, l]$ 是绝对稀疏的。为了验证 $u_s[d, l]$ 的稀疏性, 需要计算 $u_s[d, l]$ 分布在以 $(f_s NT, \tau_s / T)$ 为中心之外的能量分布。

对于 $\phi_s(l)$, 假设 $\Delta l = \{0, 1, \dots\}$, 其中, Δl 表示 $\phi_s(l)$ 与中心 τ_s / T 的距离, α 表示包含所有满足 $|l - \tau_s / T| \geq \Delta l$ 的 l 的集合, 则有

$$\sum_{l \in \alpha} \left| \text{sinc} \left(\pi \left(l - \frac{\tau_s}{T} \right) \right) \right|^2 \leq 2 \sum_{l=\Delta l}^{\infty} \frac{1}{(\pi l)^2} \leq \frac{2}{\pi^2} \int_{\Delta l-1}^{\infty} \frac{dx}{x^2} \leq \frac{2}{\pi^2 (\Delta l - 1)} \quad (12)$$

经分析可知, $\phi_s(l)$ 位于邻域 $[\tau_s / T - \Delta l, \tau_s / T + \Delta l]$ 之外的能量随 Δl 呈幂指数衰落。类似地, 假设 $\Delta d = \{0, 1, \dots\}$, 其中 Δd 表示 $\psi_s(d)$ 与中心 $f_s NT$ 的距离, β 为包含所有满足 $|d - f_s NT| \geq \Delta d$ 的 d 的集合。则 $\psi_s(d)$ 的幅值为

$$\psi_s(d) = \left| \sum_{k=0}^{N-1} e^{-j2\pi(d - f_s NT) \frac{k}{N}} \right| = \frac{\sin(\pi(d - f_s NT))}{\sin\left(\frac{\pi}{N}(d - f_s NT)\right)} \quad (13)$$

$\psi_s(d)$ 分布于邻域 $[f_s NT - \Delta d, f_s NT + \Delta d]$ 之外的能量上限为

$$\sum_{d \in \beta} \left| \frac{\sin(\pi(d - f_s NT))}{\sin\left(\frac{\pi}{N}(d - f_s NT)\right)} \right|^2 \leq \frac{2}{N^2} \sum_{d=\Delta d}^N \frac{1}{\sin^2\left(\frac{\pi d}{N}\right)^2} \leq \frac{2}{N^2} \int_{\Delta d-1}^N \frac{dx}{\sin^2\left(\frac{\pi x}{N}\right)} = \frac{2}{N\pi} \cot\left(\frac{\pi}{N}(\Delta d - 1)\right) = \frac{1}{\pi(\Delta d - 1)} \quad (14)$$

经分析可知, $\psi_s(d)$ 分布于中心点邻域 $[f_s NT - \Delta d, f_s NT + \Delta d]$ 之外的能量随 Δd 呈幂指数衰落。由式(12)和式(14)可得

$$\sum_{l \in \alpha, d \in \beta} |\phi_s(l) \psi_s(d)|^2 \leq \frac{2}{\pi^3 (\Delta l - 1)(\Delta d - 1)} \quad (15)$$

分析式 (15) 可知, $u_s[d, l]$ 的能量随

$(f_s NT, \tau_s / T)$ 距离的增大呈指数下降。在 Δl 和 Δd 足够大的情况下, $u_s[d, l]$ 可以被认为近似稀疏的, 其包含 $(2\Delta l + 1)(2\Delta d + 1)$ 个非零元素。同理, $u[d, l]$ 可以被认为是近似稀疏的, 其包含 $l(2\Delta l + 1)(2\Delta d + 1)$ 个非零元素。证毕。

至此, 已证明 $u[d, l]$ 和 $u_s[d, l]$ 具有近似稀疏性。

3 稀疏信号重构问题转化

为了便于分析, 式(4)的传输模型忽略下标, 可转换为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{h} + \mathbf{Z} \quad (16)$$

其中, \mathbf{h} 为

$$\begin{aligned} \mathbf{h} &= (\mathbf{h}_0, \dots, \mathbf{h}_l, \dots, \mathbf{h}_{L-1})^T \\ \mathbf{h}_l &= (h[0, l], \dots, h[k, l], \dots, h[N-1, l])^T \end{aligned} \quad (17)$$

矩阵 \mathbf{A} 中的元素定义为^[14]

$$A_{s,o} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X_n e^{-j2\frac{\pi}{N}(qs+(n+1)\bar{r}-(n+1)q-\bar{r})} \quad (18)$$

其中, s 和 o 表示矩阵的行和列, X_n 表示频域符号上第 n 个采样点上的数据, $q = (o-1) \bmod(N)$, $\bar{r} = (o-1-q)/N$ 。将待估计值 \mathbf{h} 转换为信道 BEM, 又由于 $u[d, l]$ 的支撑集为 $[0, L-1] \times [0, D] \cup [N-D, N-1]$, 因此定义向量 \mathbf{u} 为

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= (\mathbf{u}_0, \dots, \mathbf{u}_{L-1})^T \\ \mathbf{u}_l &= (u[l, 0], \dots, u[l, D], u[l, N-D], \dots, u[l, N-1]) \end{aligned} \quad (19)$$

2.2 节已证明 \mathbf{u} 具有近似稀疏性, 因此结合式(7)、式(17)和式(19), 可得

$$\mathbf{h} = (\mathbf{I}_L \otimes (\mathbf{S}\mathbf{F})^H) \mathbf{u} \quad (20)$$

其中, \mathbf{I}_L 为 L 阶单位矩阵, \mathbf{S} 为 $(2D+1) \times N$ 维单位选择矩阵。用 \mathbf{u} 代替 \mathbf{h} 求解, 则有

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{u} + \mathbf{Z} \quad (21)$$

其中, Φ 为感知矩阵, 且有

$$\Phi = \mathbf{A}(\mathbf{I}_L \otimes (\mathbf{S}\mathbf{F})^H) \quad (22)$$

式(22)是求解稀疏信号的线性方程。根据式(19)和式(22)可推导出 Φ 中的元素为

$$\Phi_{s,o} = \frac{1}{\sqrt{N}} e^{-j2\frac{\pi}{N}(s-q-1)\bar{r}} X_{(s-q-1) \bmod(N)+1} \quad (23)$$

其中, $q = (p_o - 1) \bmod(N)$, $\bar{r} = (p_o - 1 - q) / N$ 。

假设子载波 N 中有 P 个导频, 即 X_1, \dots, X_P , 则有

$$\begin{pmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_P \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Phi_{1,1} & \cdots & \Phi_{1,(2D+1)L} \\ \vdots & & \vdots \\ \Phi_{P,1} & \cdots & \Phi_{P,(2D+1)L} \end{pmatrix} \mathbf{u} + \begin{pmatrix} Z_1 \\ \vdots \\ Z_P \end{pmatrix} \quad (24)$$

写成矩阵形式为

$$\bar{\mathbf{Y}} = \bar{\Phi} \mathbf{u} + \bar{\mathbf{Z}} \quad (25)$$

其中, $\bar{\mathbf{Y}} = (Y_1, \dots, Y_P)^T$, $\bar{\mathbf{Z}} = (Z_1, \dots, Z_P)^T$,

$$\bar{\Phi} = \begin{pmatrix} \Phi_{1,1} & \cdots & \Phi_{1,(2D+1)L} \\ \vdots & & \vdots \\ \Phi_{P,1} & \cdots & \Phi_{P,(2D+1)L} \end{pmatrix}。$$

4 基于 BEM 的 iROMP 迭代稀疏信道估计

为了充分利用基系数的稀疏性, 本节提出了 BEM-iROMP 算法。其关键处理是, 针对式(25)中 $\bar{\Phi}$ 存在的部分未知元素, 采用 LS 算法预估计 $\bar{\Phi}$, 获取待求解方程 $\bar{\mathbf{Y}} = \bar{\Phi} \mathbf{u} + \bar{\mathbf{Z}}$, 并利用 iROMP 对 \mathbf{u} 进行求解, 进而通过式(20)求解信道向量 \mathbf{h} , 最后通过迭代不断地利用反馈结果提高信道估计, 以获取更高的信道估计精度。具体信号处理过程如算法 1 所示。

算法 1 基于 BEM 的 iROMP 迭代稀疏信道估计算法

输入 子载波数 N , 导频处的接收数据 \mathbf{Y}_p 和发射数据 \mathbf{X}_p

输出 信道矩阵 \mathbf{H} , D

- 1) 初始化: $D = 0$, 迭代次数 $t = 1$
- 2) 计算 $\mathbf{u} = \text{abs}[\bar{\Phi}^T \mathbf{r}^{(t-1)}]$, 选择 \mathbf{u} 中最大的 $2A$ 个信道抽头系数, 并用其对应 $\bar{\Phi}$ 的列序号 j 构成集合 J
- 3) 采用 LS 信道估计算法预估计 P 个导频的信道矩阵 \mathbf{H}_p^t , 其中 $\mathbf{H}_p^t = \mathbf{Y}_p / \mathbf{X}_p$
- 4) 通过单抽头均衡器推导出发射信号的初始估计值 \mathbf{X}_t , 其中 $\mathbf{X}_t = \mathbf{Y} / \mathbf{H}_t$
- 5) 将 \mathbf{X}_t 代入式(23)得到矩阵 $\bar{\Phi}_t$
- 6) 调用算法 2, 根据 $\bar{\Phi}_t$ 以及 $\bar{\mathbf{Y}}$ 重构基系数 \mathbf{u}_t
- 7) 将重构出的 \mathbf{u}_t 代入式(20)以获取 \mathbf{h}_t 的估计值, 得到 $\mathbf{H}_{t(\text{new})}$
- 8) 根据 $\mathbf{H}_{t(\text{new})}$, 通过均衡器得到 $\mathbf{X}_{t(\text{new})}$, $\mathbf{X} = \mathbf{X}_{t(\text{new})}$
- 9) 若 $t \leq M$, 则转到步骤 10); 否则转到步骤 11)

10) 若 $D < N/2$, 则更新 $D = D + 1$, $t = t + 1$, $\mathbf{X}_t = \mathbf{X}$, 返回步骤 4) 继续迭代; 否则保持 D 不变, 更新 $t = t + 1$, $\mathbf{X}_t = \mathbf{X}$, 返回步骤 4) 继续迭代

11) 输出信道矩阵 $\mathbf{H} = \mathbf{H}_{t(\text{new})}$

算法 1 中, 步骤 6) 利用式(25)重构基系数 \mathbf{u} , 具体重构算法如算法 2 所示。

算法 2 iROMP 重构算法

输入 矩阵 $\bar{\Phi}$, $\bar{\mathbf{Y}}$, 步长 T

输出 估计的基系数 $\hat{\mathbf{u}}$

1) 初始化: $\mathbf{u}_t = \mathbf{0}$, $\mathbf{r}_0 = \bar{\mathbf{Y}}$, $A_0 = \emptyset$, $A = T$, $t = 1$

2) 计算 $\mathbf{u} = \text{abs}[\bar{\Phi}^T \mathbf{r}^{(t-1)}]$, 选择 \mathbf{u} 中最大的 $2A$ 个基系数, 并用其对应 $\bar{\Phi}$ 的列索引序号 j 构成集合 J

3) 正则化。在 J 中寻找子集 J_0 , 将 J 中索引值对应原子的相关系数分成若干个子集, 每个子集对于所有的 $a, b \in J$ 满足 $|u(a)| \leq 2|u(b)|$, 记为 $\Omega \in \{J_1, \dots, J_r\}$; 分别计算 Ω 中每个子集的能量, 选择 Ω 中具有最大能量的一组子集为 $J_0 = \max_{J_s} \sum_{i \in J_s} |u(i)|^2$, 其中 $i \in J_s$, $s \in 1, 2, \dots, r$

4) 更新信道抽头系数索引集, $A_t = A_{t-1} \cup J_0$ (对于所有的 $j \in J_0$)

5) 获得索引集内新的估计值, 求 $\bar{\mathbf{Y}} = \bar{\Phi}_t \mathbf{u}_t$ 的最小二乘解, 计算式为

$$\hat{\mathbf{u}}_t = \arg \min_{\mathbf{u}} \|\bar{\mathbf{Y}} - \bar{\Phi}_t \mathbf{u}_t\| = \left[(\bar{\Phi}_t)^T (\bar{\Phi}_t) \right]^{-1} (\bar{\Phi}_t)^T \bar{\mathbf{Y}}$$

6) 删减并获得下一次迭代的值, 从 $\hat{\mathbf{u}}_t$ 中选出绝对值最大的 A 个估计值记为 $\hat{\mathbf{u}}_{t(A)}$, 更新 $\hat{\mathbf{u}}_t = \hat{\mathbf{u}}_{t(A)}$, 对应的 $\bar{\Phi}_t$ 中的 A 列记为 $\bar{\Phi}_{t(A)}$, 对应的 $\bar{\Phi}$ 的列序号记为 $A_{t(A)}$, 更新信道抽头系数索引集合 $A_t = A_{t(A)}$

7) 更新信道估计误差 $\mathbf{r}_{t(\text{new})} = \mathbf{Y} - \Phi_{t(A)} \hat{\mathbf{u}}_t = \mathbf{Y} - \bar{\Phi}_{t(A)} [(\bar{\Phi}_{t(A)})^T (\bar{\Phi}_{t(A)})]^{-1} (\bar{\Phi}_{t(A)})^T \bar{\mathbf{Y}}$

8) 判断是否满足停止迭代条件 1, 即 $\|\hat{\mathbf{u}}_t - \hat{\mathbf{u}}_{t-1}\|_2 \leq \varepsilon_1$, 若满足, 则转到步骤 9); 若不满足, 则转到步骤 11)

9) 判断是否满足停止迭代条件 2, 即 $\|\hat{\mathbf{u}}_t - \hat{\mathbf{u}}_{t-1}\|_2 \leq \varepsilon_2$, 若满足, 则停止迭代, 转到步骤 12); 若不满足, 则 $T = T/2$, $A = A + T$, $t = t + 1$, 返回步骤 2) 继续迭代

10) 判断是否满足 $\|\mathbf{r}_{t(\text{new})}\|_2 \geq \|\mathbf{r}_{t-1}\|_2$, 若满足, 则更新 $A = A + T$, $t = t + 1$, 返回步骤 2) 继续迭代; 若不满足, 则更新 $\mathbf{r}_t = \mathbf{r}_{t(\text{new})}$, $t = t + 1$, 返回步骤

2) 继续迭代

11) 重构待估计值 $\hat{\mathbf{u}}_t$ 在 A_t 处有非零项, 其值分别为最后依次迭代所得的 $\hat{\mathbf{u}}_t$

算法 2 中, $\hat{\mathbf{u}}_t$ 表示第 t 次迭代的待估计值, \emptyset 表示空集, \mathbf{r}_t 表示第 t 次迭代的残差, $u(i)$ 表示 $\bar{\Phi}_t$ 的第 i 列与 \mathbf{r}_{t-1} 的内积的模值, A_t 表示第 t 次迭代的信道抽头系数索引集, $\text{abs}[\cdot]$ 表示求模值, 符号 \cup 表示集合并运算, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示求内积。

5 算法复杂度分析

不同算法的复杂度对比如表 1 所示, 主要从算法的乘法运算次数和时间复杂度 2 个角度来呈现。

表 1 不同算法的复杂度对比

信道估计算法	乘法运算次数	时间复杂度
LS 算法	$4N$	$O(N)$
LMMSE 算法	$3N^3 + N^2$	$O(N^3)$
BEM-LS 算法	$4(DL)^2 N + DLN$	$O((DL)^2 N)$
BEM-iROMP 算法	$4(DL)^2 N \lg T + DLN$	$O((DL)^2 N \lg T)$

从表 1 中可以看出, LS 算法的复杂度最低, 为线性阶; 复杂度最高的是 LMMSE 算法。由于 $N \gg DL$, 故 BEM-LS 算法与 BEM-iROMP 算法的复杂度远低于 LMMSE 算法。与 BEM-LS 算法相比, BEM-iROMP 算法仅多了一个对数阶, 即 $\lg T$, 其原因是 BEM-iROMP 算法采用 T 逼近稀疏度进行重构, 增加了复杂度, 但是其步长 T 远小于 N , 故对复杂度的影响有限。因此, 所提 BEM-iROMP 算法的复杂度在研究可容忍的范围内。

6 仿真分析

本节仿真的信道模型采用 3GPP 协议^[15]中定义的扩展车辆 (EVA, extended vehicular A) 模型, 该模型为车联网的开放信道模型。表 2 列出了点对点车地通信 SC-FDMA 系统仿真参数。

iROMP 算法中, 设置步长 $T = 7$, $M = 4$, 阈值 $\varepsilon_1 = 10^{-5}$, $\varepsilon_2 = 2 \times 10^{-5}$ 。为验证高速移动场景下的 BEM-iROMP 算法的性能, 本节仿真中通过设置不同的车载终端相对移动速度 (低速为 50 km/h, 中速为 150 km/h, 高速为 200 km/h), 并与传统的 LS 算法、BEM-LS 算法进行对比, 仿真指标包括归一化均方误差 (NMSE, normalized mean square error) 和误码率 (BER, bit error ratio)。

表 2 系统仿真参数

参数	数值
信道模型	EVA
载波频率/GHz	5.9
系统带宽/MHz	10
采样频率/MHz	15.36
子载波数/个	600
FFT 点数/个	1 024
调制方式	QPSK

图 1 为理想的基系数 u 分别在低速、高速情况下的幅值分布。从图 1 中可以看出，在低速环境下，除了少数分量的幅值较大外，其余分量的幅值均为 0，基系数呈现稀疏的特性；高速环境下的情况类似，且除了幅值较大的分量外，还存在一些幅值在零值附近的、可以忽略的微弱分量，此时基系数呈现近似稀疏的特性。

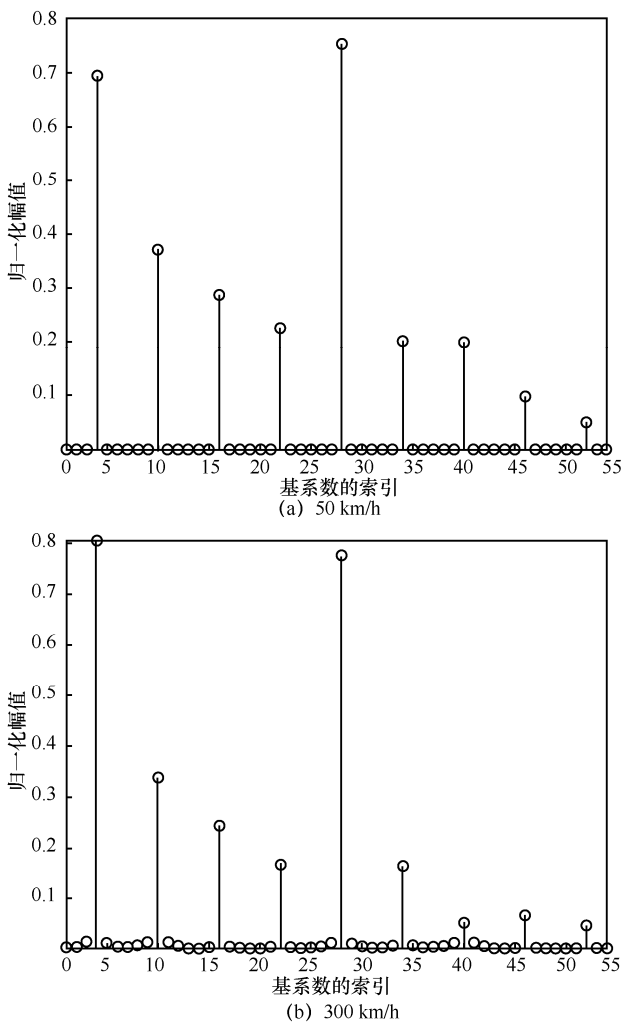


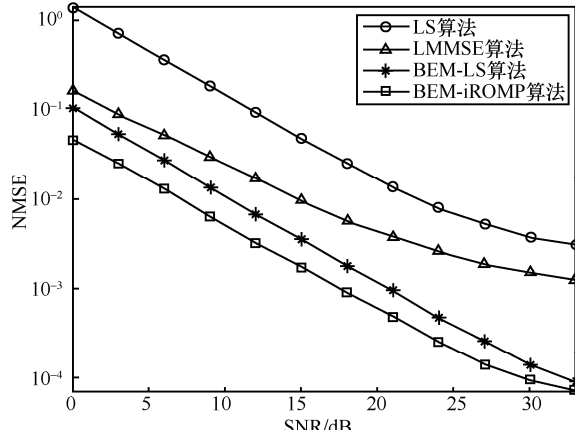
图 1 不同速度下的基系数幅值分布

图 2 和图 3 对比了 LS 算法、LMMSE 算法、BEM-LS 算法以及 BEM-iROMP 算法在低速、中速和高速环境下的 NMSE 和 BER 性能。从图 2 和图 3 中可以看出，在低速环境下，4 种算法的 NMSE 和 BER 均会随着信噪比 (SNR, signal to noise ratio) 的增加而迅速减少，这是由于信道冲激响应在一个符号的持续时间内变化不大。其中，LMMSE 算法考虑了噪声的影响，因此性能优于 LS 算法，尤其在 SNR 条件好的情况下其优势更明显，然而代价是极高的复杂度。BEM-LS 算法和 BEM-iROMP 算法的 NMSE 性能以及 BER 性能显著优于 LS 算法和 LMMSE 算法，BEM-LS 算法和 BEM-iROMP 算法相对于 LS 算法和 LMMSE 算法，在低信噪比的环境下都有 3 dB 以上的 NMSE 增益和 1 dB 以上的 BER 增益，在高信噪比的情况下，NMSE 增益达到 5 dB 以上，BER 增益达到 3 dB 以上。其中，BEM-iROMP 算法与 BEM-LS 算法相比，有 3 dB 的 NMSE 增益和 1 dB 的 BER 增益。在中速环境下，LMMSE 算法虽然考虑了噪声的影响，由于高速移动环境下信道冲激响应在一个符号的时间内发生了变化，LMMSE 算法和 LS 算法都无法捕捉到变化，因此两者的性能差距缩小了。而 BEM-LS 算法和 BEM-iROMP 算法采用了基扩展模型，能够捕捉到变化，故两者的性能皆优于 LS 算法和 LMMSE 算法。BEM-iROMP 算法与 BEM-LS 算法相比进一步拉开了性能差距，其 NMSE 增益达到 5 dB，BER 增益达到 2 dB。在高速环境下，LMMSE 算法对 LS 算法的优势进一步缩小，LMMSE 算法优势不大且复杂度高。而 BEM-iROMP 算法相对 BEM-LS 能够继续保持优势，依然保持 5 dB 的 NMSE 增益以及 2 dB 的 BER 增益。随着 SNR 的提高，BEM-iROMP 算法与 BEM-LS 算法基本达到了下限，但 BEM-iROMP 算法的下限仍然优于 BEM-LS 算法。

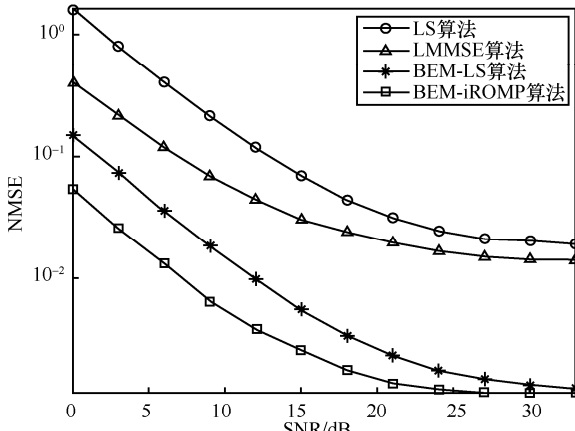
图 4 和图 5 对比了 4 种算法在不同速度以及不同 SNR 情况下的 NMSE 性能和 BER 性能。从图 4 和图 5 中可以看出，4 种算法的 NMSE 和 BER 性能都随着速度的增加而下降。即便如此，BEM-LS 算法与 BEM-iROMP 算法表现出了远低于 LS 算法和 LMMSE 算法下限的优异性能。对比 BEM-LS 算法与 BEM-iROMP 算法可以发现，在任何情况下，BEM-iROMP 算法的 NMSE 性能与 BER 性能均优于 BEM-LS 算法，这是由于 BEM-LS 算法采用求伪逆矩阵的方式估计基系数，而 BEM-iROMP 算法通

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，从而更有效、准确地估计出基系数，且付出的复杂度代价较低，具有较强的稳健性。

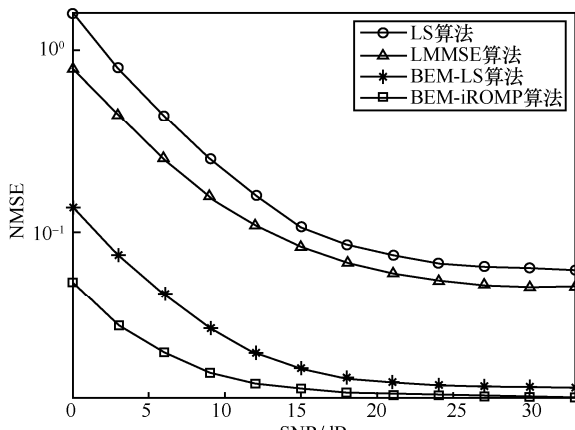
信道估计展开研究，首先根据高速移动信道的稀疏特性，建立了 BEM；其次基于所构建 BEM，进一步挖掘 BEM 系数的稀疏性，将信道估计问题转化为 BEM 系数稀疏信号重构问题，并提出稀疏信道估计算法 BEM-iROMP 算法。仿真结果表明，相对于 LS 算法、LMMSE 算法以及 BEM-LS 算法，本文所提 BEM-iROMP 算法能够在快时变 SC-FDMA 系统中更准确、有效地估计基系数，且具有更强的稳健性。



(a) 50 km/h

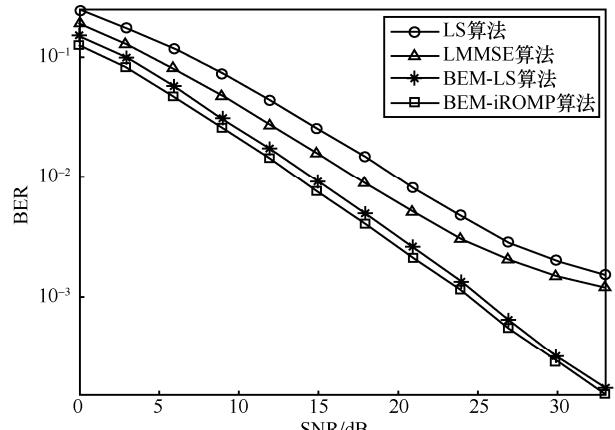


(b) 150 km/h

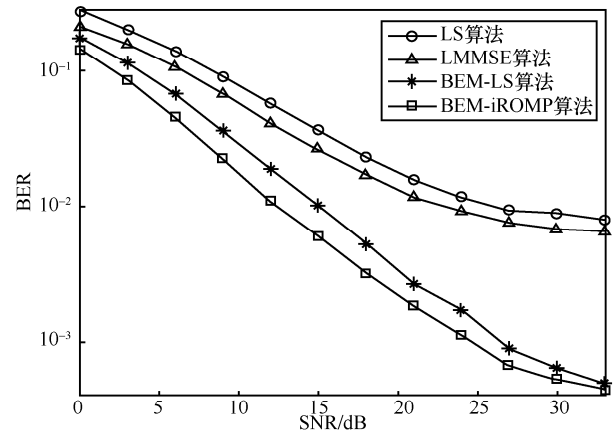


(c) 300 km/h

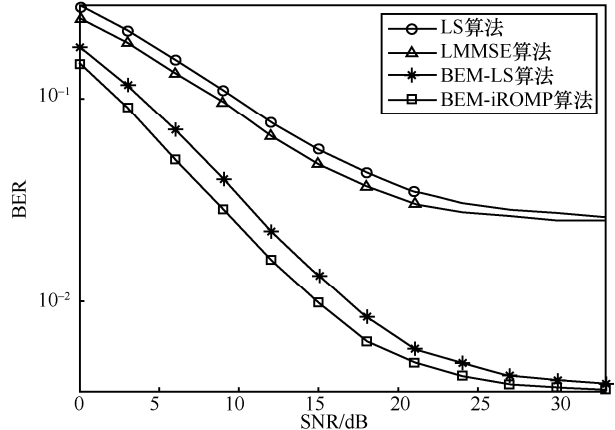
图2 各信道估计算法 NMSE 性能对比



(a) 50 km/h



(b) 150 km/h



(c) 300 km/h

图3 各信道估计算法 BER 性能对比

7 结束语

本文围绕 V2X 快时变场景下的 SC-FDMA 系统

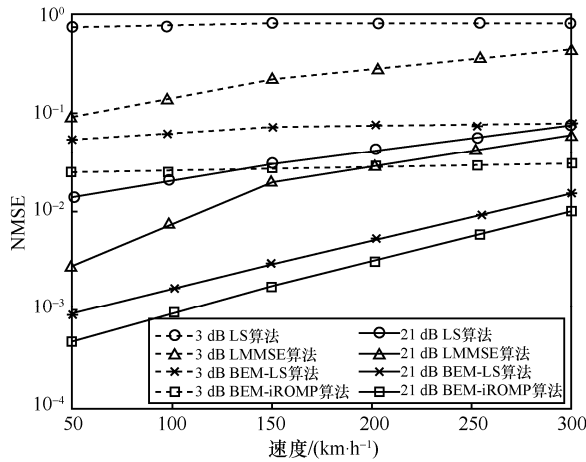


图 4 不同速度和不同 SNR 环境下各算法的 NMSE 性能对比

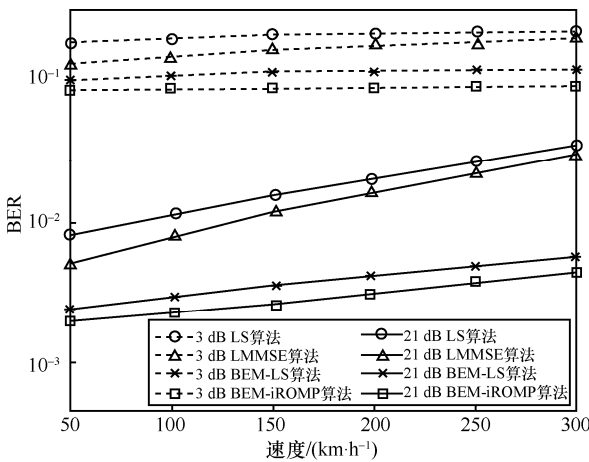


图 5 不同速度和不同 SNR 环境下各算法的 BER 性能对比

参考文献:

[1] 马小婷, 赵军辉, 王传云, 等. 车联网中的 V2R 通信[J]. 电信科学, 2016, 32(8): 21-27.
 MA X T, ZHAO J H, WANG C Y, et al. V2R communication in Internet of vehicles[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(8): 21-27.
 [2] CHEN S Z, HU J L, SHI Y, et al. Vehicle-to-everything (V2X) services supported by LTE-based systems and 5G[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2017, 1(2): 70-76.
 [3] WANG T, WANG X D, CUI Z P, et al. Survey on cooperatively V2X downloading for intelligent transport systems[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2019, 13(1): 13-21.
 [4] ABBOUD K, OMAR H A, ZHUANG W H. Interworking of DSRC and cellular network technologies for V2X communications: a survey[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(12): 9457-9470.
 [5] POPOVSKI P, TRILLINGSGAARD K F, SIMEONE O, et al. 5G

wireless network slicing for eMBB, URLLC, and mMTC: a communication-theoretic view[J]. IEEE Access, 2018, 6: 55765-55779.
 [6] GANESAN K, LOHR J, MALLICK P B, et al. NR sidelink design overview for advanced V2X service[J]. IEEE Internet of Things Magazine, 2020, 3(1): 26-30.
 [7] LIAO Y, SHEN X F, SUN G D, et al. EKF/UKF-based channel estimation for robust and reliable communications in V2V and IIoT[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 2019(1): 1-13.
 [8] RABBI M F, HOU S W, KO C C. High mobility orthogonal frequency division multiple access channel estimation using basis expansion model[J]. IET Communications, 2010, 4(3): 353.
 [9] MA X L, GIANNAKIS G B, OHNO S. Optimal training for block transmissions over doubly selective wireless fading channels[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(5): 1351-1366.
 [10] 李丹, 柯峰. 一种基于基扩展模型的 OFDM 频域快时变信道估计方法[J]. 信号处理, 2012, 28(2): 193-199.
 LI D, KE F. BEM based frequency domain fast time varying channel estimation method for OFDM systems[J]. Signal Processing, 2012, 28(2): 193-199.
 [11] XIE H X, GAO F F, ZHANG S, et al. Spatial-temporal BEM and channel estimation strategy for massive MIMO time-varying systems[C]//2016 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-6.
 [12] ZUO H L, SONG H G, YUAN T P, et al. Channel modeling and estimation in high-speed mobile environment[C]//2016 IEEE 83rd Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-5.
 [13] MATZ G, HLAWATSCH F. Fundamentals of time-varying communication channels[M]// Amsterdam: Elsevier, 2011.
 [14] 刘翼. 基于压缩感知的 OFDM 系统快速时变信道估计[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
 LIU Y. Compressive estimation of fast time-varying channels in OFDM systems[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015.
 [15] 3GPP. Evolved universal terrestrial radio access (E-UTRA): user equipment (UE) radio transmission and reception (release 17): TS 36.101 V17.0.0 [S]. 3rd Generation Partnership Project, 2020.

[作者简介]



廖勇 (1982-), 男, 四川自贡人, 博士, 重庆大学副研究员、博士生导师, 主要研究方向为下一代无线通信、人工智能、区块链及其在无线通信中的应用等。

蔡志镛 (1996-), 男, 福建莆田人, 重庆大学硕士生, 主要研究方向为无线通信信道估计算法。