

基于改进零多普勒导频图案的鲁棒 OTFS 信道估计

赖鹏辉¹, 王昊¹, 王世练¹, 王方刚², 刘培国¹

(1. 国防科技大学电子科学学院, 湖南 长沙 410073; 2. 北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044)

摘要: 针对正交时频空 (OTFS) 零多普勒导频图案的导频与数据在时频域非正交, 且基于时延区分路径的信道估计方法在带宽受限时易引发误码平层问题, 提出了压缩零多普勒导频图案中数据符号的时延维度, 通过逆辛有限傅里叶变换将其转换为低维度时频域符号, 并在频率维度将其映射到无导频索引中。随后, 针对维度变化引入的调制解调复杂度, 提出将调制解调分解为数据映射与常规维度调制解调。最后, 针对已有信道估计方法鲁棒性不足问题, 在贝叶斯推断完成后评估后验均值稀疏度以判断是否收敛至全局最优; 若未收敛, 则在超参数的初值中引入轻微扰动并重新推断, 以获得正确的收敛状态。仿真与分析结果表明, 所提信道估计方法可有效消除误码平层; 使用改进后的导频图案, 信道估计归一化均方误差最大降低约 3 dB, 在误码率为 10^{-4} 时所需信噪比最大降低约 7 dB, 所提调制解调方法的计算复杂度约为直接计算的 $\frac{1}{15}$ 。基于软件无线电平台与信道模拟器构建的实物平台, 验证了所提方法的可实现性与有效性。

关键词: 正交时频空调制; 导频图案; 贝叶斯推断; 信道估计

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.TXXB260103

Robust OTFS channel estimation based on improved zero-Doppler pilot pattern

Lai Penghui¹, Wang Hao¹, Wang Shilian¹, Wang Fanggang², Liu Peiguo¹

1. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

2. School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

Abstract: In orthogonal time-frequency space (OTFS) systems with zero-Doppler pilot patterns, pilots and data symbols were non-orthogonal in the time-frequency (TF) domain. Moreover, the delay-domain path discrimination approach originally proposed for it from an error floor under limited bandwidth. To achieve simultaneous orthogonality in both domains, the delay dimension of data symbols was compressed, converted to low-dimensional TF symbols via inverse symplectic finite Fourier transform, and mapped to pilot-free indices for orthogonal isolation. To address increased complexity from dimension changes, modulation and demodulation were decomposed into data mapping and conventional processes. For improved robustness in channel estimation, after Bayesian inference, the sparsity of the posterior mean was evaluated to check convergence. If not converged, hyperparameter initial values were perturbed and inference was re-run. Simulation results show that error floors are eliminated by the proposed method, normalized mean square error is reduced by up to 3 dB, required SNR is lowered by up to 7 dB at BER 10^{-4} , and the computational complexity is reduced to about $\frac{1}{15}$ of direct computation. A physical verification platform using software-defined radio and channel simulator confirms the feasibility and effectiveness of the proposed approaches.

Key words: OTFS, pilot pattern, Bayesian inference, channel estimation

收稿日期: 2026-02-26; 修回日期: 2026-04-11

通信作者: 王昊, wanghao08@nudt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62171445, No.62501612, No.62301582, No.62471026, No.62221001); 中国博士后科学基金资助项目 (No.2025M774418)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62171445, No.62501612, No.62301582, No.62471026, No.62221001), The China Postdoctoral Science Foundation (No.2025M774418)

0 引言

正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)因其抗频率选择性衰落能力强、易于均衡等优势,成为5G新空口等现代通信系统的基础技术^[1]。然而,在高铁、低轨卫星等高动态移动通信场景下,多径、多普勒效应的共同作用引入了严重的子载波间干扰,导致OFDM性能恶化。正交时频空(orthogonal time frequency space, OTFS)调制利用信道在时延-多普勒域的稀疏性和准静态性,展现出超越OFDM的传输潜力^[2]。

信道估计是实现OTFS可靠接收的关键环节。鉴于OTFS系统通常面向复杂时变信道,采用数据辅助方法进行信道估计,其导频图案设计对信道估计精度、系统误码性能与频谱效率影响重大。近年来,已涌现大量与导频图案设计相关研究。文献[3]采用伪随机序列作为训练序列估计时延-多普勒域的信道状态信息(channel state information, CSI),但存在频谱效率较低、信道估计精度不足的问题。嵌入式导频图案则在发射端的时延-多普勒域专用资源单元插入高功率导频符号,并设置保护间隔以隔离导频与数据之间的干扰^[4-5]。然而,保护间隔牺牲了频谱效率,且高功率导频会引发高峰均功率比(peak-to-average power ratio, PAPR)。不同于嵌入式导频图案,导频帧方案将传输帧划分为导频帧和数据帧^[6],利用导频帧获取的CSI实现数据帧的检测。在高移动场景下,信道的快时变特性会导致导频帧与数据帧间的CSI失配,导频帧方案难以保障传输可靠性。部分研究提出了导频与数据相互叠加的重叠导频方案,旨在实现全频谱效率^[7-8]。重叠导频图案中导频符号分散于整个时延-多普勒域,单个导频功率低,有助于缓解PAPR问题,其核心挑战在于如何有效消除导频与数据间的相互干扰。文献[9]提出的时频域导频图案在时频域插入导频符号并进行信道估计,且具有PAPR低的优点。文献[10]提出的零多普勒导频图案在零多普勒维度等间隔嵌入特殊构造的导频符号:一方面,导频与数据在时延-多普勒域保持正交,提升了系统的误码性能;另一方面,导频在时频域呈现与时频域导频图案相同的梳状结构,能够沿用已有时频域信道估计方法。

基于上述导频图案,匹配滤波法^[3]、阈值检测

法^[4-5]、最大似然法^[6]、深度学习法^[11-13]、多重信号分类(multiple signal classification, MUSIC)法^[9]、离网稀疏贝叶斯推断(off-grid sparse Bayesian inference, OGSBI)^[10]等方法常被用于CSI提取。然而,近年来的研究发现,OTFS信号帧的有限带宽与时长导致实际系统的时延与多普勒分辨率有限,物理信道的连续时延、多普勒偏移往往无法精确落在离散的时延多普勒网格上(即“离网”效应)^[14]。这种失配不仅削弱了信道的稀疏性,还对现有的信道估计方法提出了严峻挑战。为此,文献[15-17]将嵌入式导频图案中导频符号在时延-多普勒域的输入输出关系建模为包含时延、多普勒分量的特征矩阵与包含路径增益的稀疏向量的乘积,并使用OGSBI算法^[18]或其变种估计信道参数。时频域导频图案与零多普勒导频图案的导频符号在时频域呈梳状结构,可在时频域进行信道估计,天然适配“离网”效应:文献[9]使用时频域导频图案并结合MUSIC算法进行OTFS信道估计;文献[10]使用零多普勒导频图案,依次利用OGSBI算法、Fitz算法及最小二乘法估计信道的时延、多普勒和路径增益,克服了由多径信号相关性引起的MUSIC算法性能退化问题。然而,零多普勒导频图案的导频、数据在时频域不具正交性,信道估计受数据干扰程度高。此外,当信号带宽受限、时延分辨率不足,且信道中存在相近时延的多径分量时,不同路径的多普勒频移差异将引发多径信号间的相干抵消,文献[10]中的信道估计可靠性难以保证。

针对零多普勒导频图案中导频与数据符号在时频域非正交,以及现有信道估计方法在带宽受限条件下鲁棒性不足的问题,本文提出一种改进的零多普勒导频图案,其导频与数据在时延-多普勒域和时频域均保持正交,并在此基础上设计了一种在时频域执行的、能够适应更广泛信道条件的鲁棒信道估计方法。本文的主要贡献介绍如下。

(1) 通过压缩数据符号维度,设计了一种导频与数据在时延-多普勒域和时频域均正交的改进零多普勒导频图案,信道估计归一化均方误差(normalized mean square error, NMSE)最高可降低约3 dB,在误码率为 10^{-4} 时最多节省信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)约7 dB。

(2) 针对现有基于零多普勒导频图案的信道估

计方法在带宽受限场景中难以通过时延区分传输路径的问题,提出了一种在时频域进行,通过时延、多普勒两个维度区分传输路径的信道估计架构;同时在贝叶斯推断中引入基于后验均值稀疏性评估全局收敛性的推断重启机制,在所有预设仿真场景中均未出现误码平层。

(3) 针对使用导频图案的调制解调过程因维度变换引入的额外复杂度,提出了一种低复杂度的调制解调实现方案,同时推导了其复杂度上界,计算复杂度约为直接计算方法的 $\frac{1}{15}$ 。

本文方法的可实现性与仿真的有效性已通过基于软件定义无线电 (software defined radio, SDR) 和信道模拟器的实物平台验证。

1 OTFS 信号模型

设 OTFS 信号帧持续时长为 NT 、占用带宽为 $M\Delta f$, 其中 N 和 M 分别表示多普勒维度和时延维度符号数, T 表示符号持续时间, $\Delta f = \frac{1}{T}$ 表示子载波间隔。发射端首先将导频符号矩阵 $\mathbf{X}_p \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 叠加至数据符号矩阵 $\mathbf{X}_d \in \mathbb{C}^{M \times N}$, 则生成发送符号矩阵可表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_d + \mathbf{X}_p \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{X}_d$ 、 $\mathbf{X}_p$ 的第 l 行、第 k 列元素分别对应时延维度索引为 l 、多普勒维度索引为 k 的时延-多普勒域符号, 且 $k \in \mathcal{I}_N, l \in \mathcal{I}_M, \mathcal{I}_N \triangleq \{0, 1, \dots, N-1\}$ 表示包含 N 个连续整数的索引集合。这种叠加方式可适配多种导频图案, 其中部分导频图案中数据与导频在时延-多普勒域重叠^[7-8, 19], 其他方案^[4, 15, 17]中二者正交。将导频、数据符号的功率比定义为:

$$\eta = \frac{\sigma_p^2}{\sigma_d^2} \quad (2)$$

其中:

$$\begin{aligned} \sigma_p^2 &= \frac{1}{MN} \|\mathbf{X}_p\|^2 \\ \sigma_d^2 &= \frac{1}{MN} \|\mathbf{X}_d\|^2 \end{aligned} \quad (3)$$

分别表示导频、数据符号的平均功率, 运算符 $\|\cdot\|$ 表示矩阵或向量中所有元素的平方和。然后, 发送符号矩阵 $\mathbf{X}$ 经逆辛有限傅里叶逆变换 (inverse symplectic finite Fourier transform, ISFFT) 转换为时频域符号矩阵 $\mathbf{X}_{\text{TF}} \in \mathbb{C}^{M \times N}$, 其第 m 行、第 n 列元素对

应频率索引为 m 、时间索引为 n 的时频域符号, 且 $n \in \mathcal{I}_N, m \in \mathcal{I}_M$ 。ISFFT 过程为:

$$\mathbf{X}_{\text{TF}} = \mathbf{F}_M \mathbf{X} \mathbf{F}_N^\dagger \quad (4)$$

其中, $\mathbf{F}_M$ 表示 M 点归一化离散傅里叶变换 (discrete Fourier transform, DFT) 矩阵, $(\cdot)^\dagger$ 表示共轭转置。随后, 采用海森堡变换生成时域采样序列, 设采样周期为 $\frac{T}{M}$, 则海森堡变换过程为:

$$\mathbf{s} = \text{vec}(\mathbf{G}_{\text{tx}} \mathbf{F}_M^\dagger \mathbf{X}_{\text{TF}}) \quad (5)$$

其中, $\mathbf{G}_{\text{tx}} \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 为对发射脉冲波形 $g_{\text{tx}}(t)$ 进行以 $\frac{T}{M}$ 间隔采样得到的对角阵, $\text{vec}(\cdot)$ 表示将矩阵逐列堆叠成单个列向量。由于 $\mathbf{F}_M$ 是一个酉矩阵, 将式(4)代入式(5), 生成时域采样序列过程可以简化为^[20-21]:

$$\mathbf{s} = \text{vec}(\mathbf{G}_{\text{tx}} \mathbf{X} \mathbf{F}_N^\dagger) \quad (6)$$

最后, 时域采样序列 $\mathbf{s}$ 经数模转换生成模拟波形 $s(t)$ 并送入信道传输。

无线信道的时延-多普勒域冲激响应为:

$$\mathcal{H}(\tau, \nu) = \sum_{i=0}^{P-1} h_i \delta(\tau - \tau_i) \delta(\nu - \nu_i) \quad (7)$$

其中, h_i 、 $\tau_i \in (0, \tau_{\max})$ 和 $\nu_i \in (-\nu_{\max}, \nu_{\max})$ 分别表示第 i 条路径的增益、时延偏移和多普勒频移, $\tau_{\max}$ 和 $\nu_{\max}$ 分别代表所有路径中的最大时延和最大多普勒, P 为传播路径数。信号经信道传输后, 接收到的时域波形为:

$$r(t) = \sum_{i=0}^{P-1} h_i e^{-j2\pi\nu_i \tau_i} s(t - \tau_i) e^{j2\pi\nu_i t} + w(t) \quad (8)$$

其中, $w(t)$ 为服从 $\mathcal{CN}(0, \sigma_w^2)$ 分布的复高斯白噪声。

在接收端, 时域波形 $r(t)$ 通过模数转换生成时域采样序列 $\mathbf{r} \in \mathbb{C}^{MN}$, 其中采样周期仍设为 $\frac{T}{M}$ 。随后, 对 $\mathbf{r}$ 进行维格纳变换, 即先将接收采样序列 $\mathbf{r}$ 矩阵化为 $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{M \times N}$, 其中 $\mathbf{R}[l, n] = \mathbf{r}[nM + l]$ 且 $n \in \mathcal{I}_N, l \in \mathcal{I}_M$; 然后对 $\mathbf{R}$ 经脉冲成形后逐列进行 M 点 DFT, 得到时频域采样矩阵为:

$$\mathbf{Y}_{\text{TF}} = \mathbf{F}_M \mathbf{G}_{\text{rx}} \mathbf{R} \in \mathbb{C}^{M \times N} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{G}_{\text{rx}} \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 为对接收脉冲波形 $g_{\text{rx}}(t)$ 按照采样间隔 $\frac{T}{M}$ 进行均匀采样得到的对角阵。通过对时频域采样矩阵 $\mathbf{Y}_{\text{TF}}$ 施加 SFFT, 可以得到时延-多普

勒域采样矩阵, 其中SFFT过程为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{F}_M^\dagger \mathbf{Y}_{\text{TF}} \mathbf{F}_N \quad (10)$$

与调制相同, 将式(9)代入式(10), 获取时延-多普勒域采样矩阵, 过程可以简化为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{G}_{\text{rx}} \mathbf{R} \mathbf{F}_N \quad (11)$$

2 改进零多普勒导频图案及其调制解调

本节先介绍本文导频图案, 随后给出相应的低复杂度调制解调实现方法。

2.1 改进零多普勒导频图案

针对传统的嵌入式导频PAPR高、频谱效率低的问题, 文献[6]提出在时频域插入导频, 在时延-多普勒域插入数据。零多普勒导频图案与本文导频图案如图1所示。文献[10]提出的零多普勒导频图案在图1(a)所示位置等间隔插入 L 个经特殊设计的导频符号, 可使导频在时频域呈如图1(b)所示的梳状结构。零多普勒导频图案中数据、导频在时延-多普勒域正交, 既缓和了导频对数据的干扰, 又避免了过大的频谱效率损失。然而, 由图1(b)可以看出, 部署在时延-多普勒域的调制数据经过ISFFT后, 所得时频域混合数据将扩散至整个时频域, 其对导频符号的干扰难以彻底消除。本文对零多普勒导频图案进行改进, 使导频与数据在时延-多普勒域和时频域中均保持正交。

由图1(c)可以看出, 本文导频图案的导频部署

方法与零多普勒导频图案相同, 即在零多普勒维度等间距放置 L 个幅度为 $\sqrt{E_p}$ 的导频符号, 导频符号矩阵 $\mathbf{X}_p$ 中非零元素所在位置为:

$$\mathcal{P} = \left\{ (l, k) \mid k = 0, l = l_0 + \frac{M}{L} \mathcal{I}_L \right\} \quad (12)$$

其中, l_0 为导频符号占用的时延维度第一个索引, 且 $L \in \mathbb{Z}, \frac{M}{L} \in \mathbb{Z}$ 。相邻导频符号之间相位差 $\Delta\psi$ 满足 $L\Delta\psi \in 2\pi\mathcal{I}_L$ 。导频符号矩阵 $\mathbf{X}_p$ 中元素为:

$$\mathbf{X}_p[l, k] = \begin{cases} \sqrt{E_p} e^{j(\psi_0 + \frac{1}{M}(l-l_0)L\Delta\psi)}, & (l, k) \in \mathcal{P} \\ 0, & (l, k) \notin \mathcal{P} \end{cases} \quad (13)$$

其中, ψ_0 为时延维度第一个导频符号的相位, 且 $l \in \mathcal{I}_M, k \in \mathcal{I}_N$ 。根据文献[10]中定理1, 导频符号经OTFS调制得到的时域采样序列 $\mathbf{s}_p$ 中元素为:

$$\mathbf{s}_p[nM + l] = \sum_{j=0}^{\frac{M}{L}-1} a_j g_{\text{tx}}[l] e^{j2\pi \frac{m_j l}{M}}, l \in \mathcal{I}_M, n \in \mathcal{I}_N \quad (14)$$

其中, $m_j \in \mathcal{I}_M$ 表示导频在频域占用的第 j 个索引, $a_j \in \mathbb{C}$ 为第 j 个被占用的频域索引对应的信号幅度。 m_j 和 a_j 可分别表示为:

$$\begin{aligned} m_j &= \frac{\Delta\psi L}{2\pi} + jL \\ a_j &\triangleq \sqrt{\frac{L^2 E_p}{NM}} e^{j\psi_0} e^{-j2\pi l_0 \frac{m_j}{M}}, j \in \mathcal{I}_{\frac{M}{L}} \end{aligned} \quad (15)$$

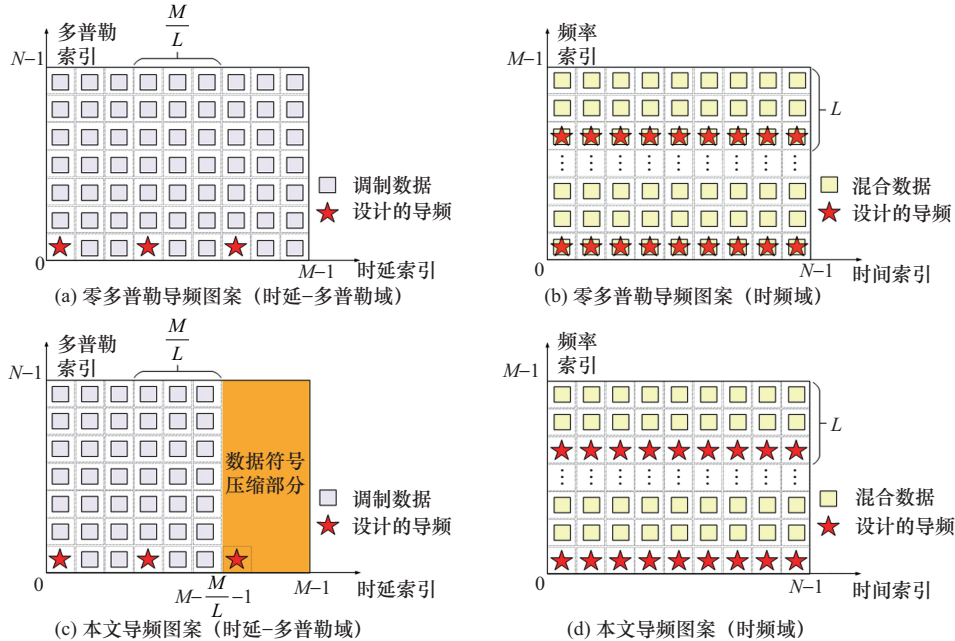


图1 零多普勒导频图案与本文导频图案

由图 1(c)可知,与零多普勒导频图案不同的是,本文导频图案中数据符号在时延维度被压缩了 $\frac{M}{L}$ 个索引。令本文方法中数据符号矩阵为 $\mathbf{X}' \in \mathbb{C}^{(M-\frac{M}{L}) \times N}$, 且为防止导频对数据的干扰,当 $(l',0) \in \mathcal{P}$ 时令 $\mathbf{X}'[l',0] = 0$, 其中 $l' \in \mathcal{I}_{M-\frac{M}{L}}$ 。则可调制数据的时延-多普勒域索引集为:

$$\mathcal{D} = \left\{ (l',k) \mid l' \in \mathcal{I}_{M-\frac{M}{L}}, k \in \mathcal{I}_N, (l',0) \notin \mathcal{P} \right\} \quad (16)$$

由式(12)、式(16)和图 1(c)可以看出,本文导频图案的数据、导频在时延-多普勒域正交。相比零多普勒导频图案,本文导频图案频谱效率降低了 $\frac{1}{L}$ 。

为使导频、数据在时频域也正交,先按如下方式对矩阵为 $\mathbf{X}'$ 施加维度为 $\left(M - \frac{M}{L}\right) \times N$ 的 ISFFT, 获得维度压缩后的时频域数据符号矩阵:

$$\mathbf{X}'_{\text{TF}} = \mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M} \mathbf{X}' \mathbf{F}_N^{\dagger} \in \mathbb{C}^{(M-\frac{M}{L}) \times N} \quad (17)$$

随后,构造维度为 $M \times N$ 的数据符号矩阵 $\mathbf{X}_{\text{TF}}$: 对任意 $j \in \mathcal{I}_M$, 令 $\mathbf{X}_{\text{TF}}[m_j,:] = 0$, 并将 $\mathbf{X}'_{\text{TF}}$ 中元素按频率索引的顺序填充至 $\mathbf{X}_{\text{TF}}$ 的其余 $M - \frac{M}{L}$ 行。最后,对 $\mathbf{X}_{\text{TF}}$ 施加式(5)所示的海森堡变换,即可生成数据符号对应的时域采样序列 $\mathbf{s}_d$ 。上述过程可以写为:

$$\mathbf{s}_d = \text{vec} \left(\mathbf{G}_{\text{tx}} \mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M}^{\dagger} \mathbf{X}'_{\text{TF}} \right) \quad (18)$$

其中,矩阵 $\mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M} \in \mathbb{C}^{(M-\frac{M}{L}) \times M}$ 表示从 M 点 DFT 矩阵中选取 $M - \frac{M}{L}$ 行所构成的子矩阵,其中元素为:

$$\mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M} [i+jL,:]\triangleq \mathbf{F}_M [d[i]+jL,:] \quad (19)$$

其中, $i \in \mathcal{I}_{L-1}, j \in \mathcal{I}_{M-\frac{M}{L}}$; $\mathbf{d}$ 为由 $\mathcal{I}_L$ 内所有非导频频率索引组成向量,定义为:

$$\mathbf{d} \triangleq [0,1,\dots,m_0-1,m_0+1,m_0+2,\dots,L-1] \quad (20)$$

其中, m_0 为 $\mathcal{I}_L$ 范围内的第一个导频频率索引。

2.2 低复杂度调制解调

基于本文导频图案,使用直接计算的方法进行调制解调,发射端需要分别生成时域数据序列和时域导频序列,随后将它们叠加生成时域发送序列。时域导频序列可以根据式(14)生成,时域数据序列可以根据式(17)、式(18)生成。与传统 OTFS 调制方法相比,本文实现方法增加了式(14)所示的时域导频序列生成步骤。而且,式(18)中的 $\mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M}^{\dagger} \mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M}$ 无法像式(5)中的 $\mathbf{F}_M^{\dagger} \mathbf{F}_M$ 一样被消去,复杂度有所增加。除此之外, $M - \frac{M}{L}$ 通常不是 2 的整数幂,计算 $\mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M}^{\dagger} \mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M}$ 无法使用快速傅里叶变换算法降低计算复杂度,直接计算 $\mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M}^{\dagger} \mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M} \mathbf{X}'$ 需要的复数乘法器个数为 $\left(M - \frac{M}{L}\right)^2 N + \left(M - \frac{M}{L}\right) MN$ 。相似的原因导致解调端复杂度也有所增加。

为降低调制复杂度,将调制过程分解为数据映射和常规维度调制两个步骤。首先,将数据符号矩阵 $\mathbf{X}'$ 映射至一个等效数据符号矩阵 $\mathbf{X}_d \in \mathbb{C}^{M \times N}$, 映射方法为:

$$\mathbf{X}_d = \mathbf{T} \mathbf{X}' \quad (21)$$

其中, $\mathbf{T} \in \mathbb{C}^{M \times (M-\frac{M}{L})}$ 为映射矩阵,表达式为:

$$\mathbf{T} = \mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M}^{\dagger} \mathbf{F}_{M-\frac{M}{L},M} \quad (22)$$

由式(22)可知,映射矩阵 $\mathbf{T}$ 与数据符号不相关,可提前计算。之后,进行常规维度调制。具体来说,先根据式(1)将通过式(13)得到的导频符号矩阵 $\mathbf{X}_p$ 与通过式(21)得到的等效数据符号矩阵 $\mathbf{X}_d$ 叠加,获得发送符号矩阵 $\mathbf{X}$; 最后,按照式(6)对 $\mathbf{X}$ 进行 OTFS 调制,生成发送时域采样序列。

同样,解调过程也可以分解为常规维度解调与解映射两个步骤。首先,根据式(11)对时域采样序列进行常规维度解调,得到时延-多普勒域采样矩阵 $\mathbf{Y}$; 同时进行信道估计。随后,根据信道估计结果对 $\mathbf{Y}$ 进行数据检测,获得等效数据符号矩阵 $\mathbf{X}_d$ 的估计值 $\hat{\mathbf{X}}_d$ 。最后,数据符号矩阵 $\mathbf{X}'$ 的估计值可以按照最小二乘法准则,通过如下解映射方式获取:

$$\hat{\mathbf{X}}' = (\mathbf{T}^{\dagger} \mathbf{T})^{-1} \mathbf{T}^{\dagger} \hat{\mathbf{X}}_d = \mathbf{T}^{\dagger} \hat{\mathbf{X}}_d \quad (23)$$

为说明本文方法的复杂度,首先给出定理 1,

说明映射矩阵 $\mathbf{T}$ 中元素的非零元素个数的上界。

定理1 式(22)中矩阵 $\mathbf{T}$ 的非0元素个数存在上界, 即:

$$\|\mathbf{T}\|_0 \leq \frac{1}{L} M(M-L) - L + 1 \quad (24)$$

证明 见附录1。

因此, 本文调制方法的步骤式(21)中需要的复数乘法器数最多为 $\left(\frac{M}{L} - 1\right)MN - \left(\frac{M}{L} - 2\right)N$, 本文解调方法的步骤式(23)中需要的复数乘法器数最多为 $\left(M - \frac{M}{L}\right)\frac{MN}{L} - \left(\frac{M}{L} - 1\right)N$ 。

3 本文信道估计

文献[10]基于滤波器组从接收信号中提取零多普勒导频图案各个导频索引对应的时域接收信号, 随后利用不同的时延区分不同的传输路径。当信号带宽受限时, 时延分辨率受限, 传输路径难以通过单一的时延维度区分。除此之外, 基于滤波器组的时域信号处理方法需要处理的采样序列维度为 $\frac{MMN}{L}$, 处理复杂度高。本节首先给出在时频域进行的低维预处理步骤, 之后给出在时延、多普勒两个维度区分传输路径的鲁棒信道估计方法。

3.1 信号预处理

使用本文导频图案时, 接收端时域采样序列可以重新写为:

$$\mathbf{r} = \mathbf{r}_p + \mathbf{r}_d + \mathbf{w} \quad (25)$$

其中, $\mathbf{r}_p$ 为采样序列中受导频影响的部分, $\mathbf{r}_d$ 为采样序列中受数据影响的部分, $\mathbf{w}$ 为高斯白噪声采样序列。根据式(8)和式(14), 序列 $\mathbf{r}_p$ 中第 $nM + l$ 个元素可以表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_p[nM + l] = & \sum_{i=0}^{P-1} \sum_{j=0}^{\frac{M}{L}-1} h_i e^{-j2\pi v_i \tau_i} a_j e^{j2\pi m_j \left(\frac{l}{M} - \tau_i \Delta f + v_i nT + \frac{v_i lT}{M} \right)} g_{ix} \left(\frac{lT}{M} - \tau_i \right) \\ & l \in \mathcal{I}_M, n \in \mathcal{I}_N \end{aligned} \quad (26)$$

对接收信号施加式(9)所示的维格纳变换, 得到的时频域采样矩阵可以表示为:

$$\mathbf{Y}_{TF} = \mathbf{Y}_{TF}^p + \mathbf{Y}_{TF}^d + \mathbf{W}_{TF} \quad (27)$$

其中, $\mathbf{Y}_{TF}^p$ 为时频域采样矩阵中受导频影响的部分, $\mathbf{Y}_{TF}^d$ 为时频域采样矩阵中受数据影响的部分, $\mathbf{W}_{TF}$

为时频域噪声。根据式(9), 得到 $\mathbf{Y}_{TF}^p$ 的第 m 行、第 n 列元素可以表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{TF}^p[m, n] = & \sum_{l=0}^{M-1} \mathbf{r}_p[nM + l] g_{ix}^* \left(\frac{lT}{M} \right) e^{-j2\pi \frac{ml}{M}} = \\ & \sum_{i=0}^{P-1} \sum_{j=0}^{\frac{M}{L}-1} e^{-j2\pi m_j \Delta f \tau_i} e^{j2\pi nT v_i} h_i a_j \phi[i, m_j - m] \end{aligned} \quad (28)$$

其中, $m \in \mathcal{I}_M, n \in \mathcal{I}_N$, 运算符 $(\cdot)^*$ 表示复共轭, 且:

$$\begin{aligned} \phi[i, m_j - m] \triangleq & e^{-j2\pi v_i \tau_i} \sum_{l=0}^{M-1} g_{ix} \left(\frac{lT}{M} - \tau_i \right) g_{ix}^* \left(\frac{lT}{M} \right) e^{j2\pi l \frac{m_j - m + v_i lT}{M}} \end{aligned} \quad (29)$$

其中, $j \in \mathcal{I}_M, i \in \mathcal{I}_P$ 。将 $\mathbf{Y}_{TF}^p$ 的第 m_j 行、第 n 列元素归一化, 定义观测向量 $\mathbf{y}_{TF}^p \in \mathbb{C}^{\frac{MN}{L}}$ 中元素为:

$$\mathbf{y}_{TF}^p \left[j + \frac{nM}{L} \right] \triangleq \frac{1}{|a_j|} a_j^* \mathbf{Y}_{TF}^p[m_j, n] \quad (30)$$

其中, $j \in \mathcal{I}_{\frac{M}{L}}, n \in \mathcal{I}_N$ 。可见, $\mathbf{y}_{TF}^p$ 中元素个数为文献[10]中需要处理的时域采样序列的 $\frac{1}{M}$ 。当 $m_j - m \neq 0$ 时, 有 $\phi[i, m_j - m] \rightarrow 0$ 。因此, 根据式(28)、式(29), 将式(30)改写为:

$$\mathbf{y}_{TF}^p = \mathbf{A}(\mathbf{v}, \boldsymbol{\tau}) \mathbf{h} + \tilde{\mathbf{w}} \quad (31)$$

其中, 时延偏移向量 $\boldsymbol{\tau} \triangleq [\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_{P-1}]^T$, 多普勒频移向量 $\mathbf{v} \triangleq [v_0, v_1, \dots, v_{P-1}]^T$, 合成噪声 $\tilde{\mathbf{w}}$ 中元素为:

$$\tilde{\mathbf{w}}[j + nL] \triangleq \frac{1}{|a_j|} a_j^* \mathbf{Y}_{TF}^d[m_j, n] + \frac{1}{|a_j|} a_j^* \mathbf{W}_{TF}[m_j, n] \quad (32)$$

其中, $j \in \mathcal{I}_{\frac{M}{L}}, n \in \mathcal{I}_N$ 。观测矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{\frac{MN}{L} \times P}$ 和等效路径增益向量 $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^P$ 中元素分别为:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} \left[j + \frac{nM}{L}, i \right] = & e^{-j2\pi m_j \Delta f \tau_i} e^{j2\pi nT v_i} \\ \mathbf{h}[i] = & h_i \phi[i, 0], j \in \mathcal{I}_{\frac{M}{L}}, n \in \mathcal{I}_N, i \in \mathcal{I}_P \end{aligned} \quad (33)$$

3.2 本文信道估计

本节首先将时延、多普勒估计建模为稀疏贝叶斯推断模型, 随后给出本文贝叶斯推断方法。

3.2.1 信道估计模型

分别在多普勒维度区间 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 、时延维度区间 $[0, \tau_{\max}]$ 以等间隔 $\frac{2v_{\max}}{N_v}$ 、 $\frac{\tau_{\max}}{M_\tau}$ 采样, 构造一个二维虚拟采样网格。定义虚拟多普勒向量 $\bar{\mathbf{v}} \in \mathbb{R}^{N_v}$

和虚拟时延向量 $\bar{\tau} \in \mathbb{R}^{M_t}$, 其中元素为:

$$\begin{aligned} \bar{v}[k'] &= \frac{1}{N_v} v_{\max} \left(k' - \frac{N_v}{2} \right), k' \in \mathcal{I}_{N_v} \\ \bar{\tau}[l'] &= \frac{1}{M_t} \tau_{\max} l', l' \in \mathcal{I}_{M_t} \end{aligned} \quad (34)$$

将观测模型式(33)转化为如式(35)所示的回归模型, 即:

$$\mathbf{y}_{\text{TF}}^p = \bar{\mathbf{A}}(\bar{\mathbf{v}}, \bar{\tau}) \bar{\mathbf{h}} + \tilde{\mathbf{w}} \quad (35)$$

其中, $\bar{\mathbf{A}} \in \mathbb{C}^{\frac{MN}{L} \times M_t N_v}$ 为特征矩阵, 且其中元素为:

$$\bar{\mathbf{A}} \left[j + \frac{nM}{L}, k'M + l' \right] = e^{-j2\pi m_j \Delta f \bar{\tau}[l']} e^{j2\pi n_l T \bar{v}[k']} \quad (36)$$

其中, $j \in \mathcal{I}_{\frac{M}{L}}, n \in \mathcal{I}_N, k' \in \mathcal{I}_{N_v}, l' \in \mathcal{I}_{M_t}$. $\bar{\mathbf{h}} \in \mathbb{C}^{M_t N_v}$

是一个仅有 P 个非零元素的稀疏向量, 其中元素由以下稀疏映射决定:

$$\bar{\mathbf{h}}[k'M + l'] = \begin{cases} \mathbf{h}[i], & \bar{\tau}[l'] = \tau_i, \bar{v}[k'] = v_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (37)$$

其中, $k' \in \mathcal{I}_{N_v}, l' \in \mathcal{I}_{M_t}, i \in \mathcal{I}_P$. 采用一阶泰勒展开将特征矩阵的离网部分与网格内部分解耦, 则回归模型式(35)可以重写为:

$$\mathbf{y}_{\text{TF}}^p = \bar{\Phi} \bar{\mathbf{h}} + \mathcal{O}(\boldsymbol{\kappa}) + \mathcal{O}(\boldsymbol{\iota}) \quad (38)$$

其中, $\boldsymbol{\iota} \in \mathbb{R}^{M_t}$ 为离网时延偏移, $\boldsymbol{\kappa} \in \mathbb{R}^{N_v}$ 为离网多普勒频偏。假设 $\boldsymbol{\kappa}$ 和 $\boldsymbol{\iota}$ 中的元素服从如式(39)所示的均匀分布:

$$\begin{aligned} \kappa[k'] &\in U \left[-\frac{1}{2} \frac{v_{\max}}{N_v}, \frac{1}{2} \frac{v_{\max}}{N_v} \right], k' \in \mathcal{I}_{N_v} \\ \iota[l'] &\in U \left[-\frac{1}{2} \frac{\tau_{\max}}{M_t}, \frac{1}{2} \frac{\tau_{\max}}{M_t} \right], l' \in \mathcal{I}_{M_t} \end{aligned} \quad (39)$$

那么包含离网成分的特征矩阵 $\bar{\Phi} \in \mathbb{C}^{\frac{MN}{L} \times M_t N_v}$ 为:

$$\bar{\Phi} = \bar{\mathbf{A}}(\bar{\tau}, \bar{v}) + \bar{\mathbf{B}}(\bar{\tau}, \bar{v}) \text{diag}\{\boldsymbol{\kappa}\} + \bar{\mathbf{C}}(\bar{\tau}, \bar{v}) \text{diag}\{\boldsymbol{\iota}\} \quad (40)$$

其中, $\bar{\mathbf{B}} \in \mathbb{C}^{\frac{MN}{L} \times M_t N_v}$ 和 $\bar{\mathbf{C}} \in \mathbb{C}^{\frac{MN}{L} \times M_t N_v}$ 中元素分别为:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{B}} \left[j + \frac{nM}{L}, k'M + l' \right] &= \frac{\partial \bar{\mathbf{A}} \left[j + \frac{nM}{L}, k'M + l' \right]}{\partial \bar{v}[k']} = \\ & j2\pi n_l T e^{-j2\pi m_j \Delta f \bar{\tau}[l']} e^{j2\pi n_l T \bar{v}[k']} \\ \bar{\mathbf{C}} \left[j + \frac{nM}{L}, k'M + l' \right] &= \frac{\partial \bar{\mathbf{A}} \left[j + \frac{nM}{L}, k'M + l' \right]}{\partial \bar{\tau}[l']} = \\ & -j2\pi m_j \Delta f e^{-j2\pi m_j \Delta f \bar{\tau}[l']} e^{j2\pi n_l T \bar{v}[k']} \end{aligned}$$

$$j \in \mathcal{I}_{\frac{M}{L}}, n \in \mathcal{I}_N, k' \in \mathcal{I}_{N_v}, l' \in \mathcal{I}_{M_t} \quad (41)$$

根据式(35), 将稀疏向量 $\bar{\mathbf{h}}$ 的稀疏诱导先验建模为服从拉普拉斯分布的两级分层先验结构:

$$\begin{aligned} p(\bar{\mathbf{h}}|\boldsymbol{\alpha}) &= \mathcal{CN}(\bar{\mathbf{h}} | \mathbf{0}_{M_t N_v}, \boldsymbol{\Lambda}) \\ p(\boldsymbol{\alpha}|\rho) &= \prod_{k'=0}^{N_v-1} \prod_{l'=0}^{M_t-1} \Gamma(\boldsymbol{\alpha}[k'M + l'] | 1, \rho) \end{aligned} \quad (42)$$

其中, $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}\{\boldsymbol{\alpha}\}$, $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{R}_+^{M_t N_v}$ 控制 $\bar{\mathbf{h}}$ 的稀疏度, $\text{diag}\{\boldsymbol{\alpha}\}$ 表示以 $\boldsymbol{\alpha}$ 为对角元素的对角阵; $\rho > 0$ 为固定根参数。假设合成噪声 $\tilde{\mathbf{w}}$ 服从循环对称高斯分布, 且其噪声精度 α_0 服从 Gamma 超先验, 则:

$$p(\alpha_0; c, d) = \Gamma(\alpha_0 | c, d) \quad (43)$$

其中, 固定根参数 $c, d \rightarrow 0$ 。从式(29)、式(33)、式(37)可知, 稀疏向量 $\bar{\mathbf{h}}$ 除与路径增益 $\mathbf{h} \triangleq [h_0, h_1, \dots, h_{P-1}]^T$ 相关外, 还受成形脉冲 $g_{\text{tx}}(\cdot)$ 和 $g_{\text{rx}}^*(\cdot)$ 的影响。因此, 为实现路径增益估计, 根据式(26)将 $\mathbf{r}_p$ 重新写为:

$$\mathbf{r}_p = \boldsymbol{\Theta}(\tau, v) \mathbf{h} \quad (44)$$

其中, $\boldsymbol{\Theta} \in \mathbb{C}^{MN \times P}$ 。 $\boldsymbol{\Theta}$ 中元素可以表示为:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Theta}[nM + l, i] &= \\ & \sum_{j=0}^{\frac{M}{L}-1} e^{-j2\pi v_l \tau_i} a_j e^{j2\pi m_j \Delta f \left(\frac{lT}{M} - \tau_i \right)} e^{j2\pi v_l T \left(n + \frac{l}{M} \right)} g_{\text{tx}} \left(\frac{lT}{M} - \tau_i \right) \\ & l \in \mathcal{I}_M, n \in \mathcal{I}_N, i \in \mathcal{I}_P \end{aligned} \quad (45)$$

3.2.2 本文贝叶斯推断

根据构建的信道估计模型, 时延、多普勒估计可分解为稀疏信道向量 $\bar{\mathbf{h}}$ 和离网参数 $\boldsymbol{\kappa}$ 、 $\boldsymbol{\iota}$ 的估计, 最优估计可以通过最大化后验概率 $p(\bar{\mathbf{h}}, \boldsymbol{\alpha}, \alpha_0, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\iota} | \mathbf{y}_{\text{TF}}^p)$ 获得。然而, 特征矩阵 $\bar{\Phi}$ 涉及非线性耦合的未知变量 $\boldsymbol{\kappa}$ 和 $\boldsymbol{\iota}$; 同时, 未知变量 $\boldsymbol{\alpha}$ 、 α_0 涉及先验分布, 后验概率 $p(\bar{\mathbf{h}}, \boldsymbol{\alpha}, \alpha_0, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\iota} | \mathbf{y}_{\text{TF}}^p)$ 难以直接计算。贝叶斯准则按如下方式分解后验概率, 即:

$$\begin{aligned} p(\bar{\mathbf{h}}, \boldsymbol{\alpha}, \alpha_0, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\iota} | \mathbf{y}_{\text{TF}}^p) &= \\ & p(\bar{\mathbf{h}} | \mathbf{y}_{\text{TF}}^p, \boldsymbol{\alpha}, \alpha_0, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\iota}, \bar{\mathbf{h}}) p(\boldsymbol{\alpha}, \alpha_0, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\iota} | \mathbf{y}_{\text{TF}}^p) \end{aligned} \quad (46)$$

多数研究使用 OGSBI 按照如下过程迭代实现参数估计: 首先, 给定超参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 、 α_0 、 $\boldsymbol{\kappa}$ 、 $\boldsymbol{\iota}$, 计算条件后验分布 $p(\bar{\mathbf{h}} | \mathbf{y}_{\text{TF}}^p, \boldsymbol{\alpha}, \alpha_0, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\iota}, \bar{\mathbf{h}})$; 然后, 通过最大化 $p(\boldsymbol{\alpha}, \alpha_0, \boldsymbol{\kappa}, \boldsymbol{\iota} | \mathbf{y}_{\text{TF}}^p)$ 并利用期望最大化思想更新超参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 、 α_0 、 $\boldsymbol{\kappa}$ 、 $\boldsymbol{\iota}$, 相应地更新条件后验分布; 当迭

代次数达到预设最大值或超参数变化小于预设门限后迭代停止。由于多参数耦合,传统OGSBI过程收敛慢,并且存在收敛到局部最优解的风险。

为减少迭代次数并且避免收敛至局部最优解,本文对传统OGSBI算法流程进行优化,提出一种快速全局贝叶斯推断方法。本文方法的主要思想是在迭代过程中估计与虚拟采样网格整数部分相关的超参数 α ,迭代收敛后判断是否收敛到全局最优解,若收敛至全局最优解则停止迭代,并根据 α 的估计值按照最大似然准则估计与虚拟采样网格小数部分相关的超参数 κ 、 ι ,随后按照最小二乘法准则估计等效路径增益 h ;否则会给初始值添加一个微小的扰动,进行新一轮迭代。具体来说,在初始化

$$\alpha[k'M + l'] = \frac{\sqrt{1 + 4\rho|\mu[k'M + l']|^2 + 4\rho|\Sigma[k'M + l', k'M + l']|^2} - 1}{2\rho}, k' \in \mathcal{I}_{N_v}, l' \in \mathcal{I}_{M_t} \quad (49)$$

$$\alpha_0 = \frac{M + Lc - L}{\mathbb{E}\|\mathbf{y}_{\text{TF}}^p - \bar{\Phi}\mu\|^2 L + dL} \quad (50)$$

步骤3 判断此时是否收敛,如果收敛,转到步骤4;如果没有收敛,转到步骤1。由时延-多普勒信道的稀疏性可知,如果收敛至全局最优解,当前超参数 α 中存在有限的极大值点,且其索引对应的后验均值绝对值必然远大于其他索引。因此,收敛判决的具体方式可以为:首先,在超参数 $\Psi \in \mathbb{C}^{N_v \times M_t}$ 中搜索 P 个最大的极大值点,其中 $\Psi[k', l'] = \alpha[k'M + l']$ 且 $k' \in \mathcal{I}_{N_v}, l' \in \mathcal{I}_{M_t}$,设它们在 Ψ 中的索引分别为 $\hat{k} \in \mathbb{Z}^P$ 和 $\hat{l} \in \mathbb{Z}^P$;随后,判断 μ 中元素是否满足:

$$\sum_{i=0}^{P-1} |\mu(\hat{k}[i]M + \hat{l}[i])|^2 > \sigma \|\mu\| \quad (51)$$

其中, σ 为归一化判决门限,后续仿真选择 $\sigma = 0.15$ 。如果式(51)成立,则认为此轮迭代已经收敛至全局最优解附近,转到步骤4;否则,将超参数 α 按如式(52)所示方式叠加一个轻微的抖动,即:

$$\alpha = \mathbb{E}|\bar{A}^\dagger \mathbf{y}_{\text{TF}}^p|^2 + z \quad (52)$$

其中, z 为与 α 长度相同的伪随机人工噪声且 $\frac{\|z\|^2}{\|\alpha\|^2} \rightarrow 0$,运算符 $\mathbb{E}$ 表示期望;最后,转到步骤1进入新一轮迭代。

步骤4 估计离网参数 κ 、 ι 。按照最大似然准

超参数 $\alpha = \mathbb{E}|\bar{A}^\dagger \mathbf{y}_{\text{TF}}^p|^2$, $\alpha_0 = \frac{\varepsilon}{\mathbb{E}\|\mathbf{y}_{\text{TF}}^p\|}$, $\varepsilon = 100$,

$\kappa = \mathbf{0}_{M_v N_t}$, $\iota = \mathbf{0}_{M_v N_t}$ 和路径数 P 后(当 P 未知时,可把 P 设置为比实际传输路径数稍大的值^[10]),按照以下步骤进行参数估计。

步骤1 根据当前超参数 α 、 α_0 、 κ 、 ι 计算条件后验分布。具体地,假设稀疏矩阵 $\bar{h}$ 的后验分布服从如式(47)所示的复高斯分布:

$$p(\bar{h} | \mathbf{y}_{\text{TF}}^p, \alpha, \alpha_0, \kappa, \iota) = \mathcal{CN}(\bar{h} | \mu, \Sigma) \quad (47)$$

其后验均值 μ 和方差 Σ 的计算式分别为:

$$\Sigma = (\alpha_0 \bar{\Phi}^\dagger \bar{\Phi} + A^{-1})^{-1} \quad (48)$$

$$\mu = \alpha_0 \Sigma \bar{\Phi}^\dagger \mathbf{y}_{\text{TF}}^p$$

步骤2 更新超参数 α 和 α_0 ,更新方式为:

则,离网时延、离网多普勒估计方式分别为:

$$\kappa = \arg \min \{\kappa^T P_\kappa \kappa - 2\mathbf{g}_\kappa^T \kappa\} = P_\kappa^{-1} \mathbf{g}_\kappa$$

$$\iota = \arg \min \{\iota^T P_\iota \iota - 2\mathbf{g}_\iota^T \iota\} = P_\iota^{-1} \mathbf{g}_\iota \quad (53)$$

其中:

$$P_\kappa = \Re \left\{ (\bar{B}^\dagger \bar{B})^* \odot (\mu \mu^\dagger + \Sigma) \right\}$$

$$\mathbf{g}_\kappa = \Re \left\{ \text{diag}\{\mu\} \bar{B}^\dagger (\mathbf{y}_{\text{TF}}^p - \bar{A}\mu - \bar{C} \text{diag}\{\iota\} \mu) \right\} - \Re \left\{ \text{diag}\{\bar{B}^\dagger \bar{A} \Sigma\} \right\} \quad (54)$$

$$P_\iota = \Re \left\{ (\bar{C}^\dagger \bar{C})^* \odot (\mu \mu^\dagger + \Sigma) \right\}$$

$$\mathbf{g}_\iota = \Re \left\{ \text{diag}\{\mu\} \bar{C}^\dagger (\mathbf{y}_{\text{TF}}^p - \bar{A}\mu - \bar{B} \text{diag}\{\kappa\} \mu) \right\} - \Re \left\{ \text{diag}\{\bar{C}^\dagger \bar{A} \Sigma\} \right\} \quad (55)$$

其中,运算符 $\odot$ 表示哈达玛积, $\Re$ 表示复数的实部。

步骤5 输出时延、多普勒的估计值为:

$$\hat{\tau}[i] = \bar{\tau}[\hat{l}[i]] + \iota[\hat{l}[i]]$$

$$\hat{\nu}[i] = \bar{\nu}[\hat{k}[i]] + \kappa[\hat{k}[i]], i \in \mathcal{I}_P \quad (56)$$

随后将 $\hat{\tau}$ 、 $\hat{\nu}$ 代入式(45),得到 θ 的估计值 $\hat{\theta}$,最后根据最小二乘法准则可得路径增益估计值为 $\hat{h} = (\hat{\theta}^\dagger \hat{\theta})^{-1} \hat{\theta}^\dagger$ 。

4 性能分析

本节首先评估本文方法的复杂度,随后仿真分析本文方法的信道估计、NMSE和误码性能,最后

给出实物平台验证结果。

在未特殊说明的情况下, 本文采用 3GPP TR 38.811 建议的 NTN-TDL-A 信道 (含有服从瑞利分布的 3 条散射路径, 传输时延分别为 0 ns、216.22 ns、568.32 ns) [22], 各时延抽头的多普勒频移通过 Jake's 模型生成, 地球半径、卫星高度、仰角、卫星速度以及用户设备移动方向参考文献[23]的表 III 设置。终端速度 $v = 1 \text{ Ma}$ 或 $v = 0.5 \text{ Ma}$, 载波频率 $f_c = 20 \text{ GHz}$, $N = 16$, $M = 64$, 映射方式为 QPSK, 子载波间隔 $\Delta f = 120 \text{ kHz}$ 或 $\Delta f = 60 \text{ kHz}$, 相应的时延分辨率为 130.208 3 ns、260.416 6 ns。可见当 $\Delta f = 60 \text{ kHz}$ 时带宽受限, 第一、第二条传输路径的传输时延差小于时延分辨率。发射脉冲成形函数 $g_{\text{tx}}(\cdot)$ 为矩形, 接收脉冲成形函数 $g_{\text{rx}}(\cdot)$ 为升余弦。信道编码为约束长度 7、码率 $\frac{1}{2}$ 的卷积编码器 (生成多项式 [133, 171]₈), 并搭配分组大小为 8 192 符号的伪随机比特交织器。导频符号数量 $L = 8$, 贝叶斯推断最大迭代次数为 500。为公平对比, 所有方案遵循文献[6]约束条件: 每个 OTFS 信号帧的总功率保持一致, 信噪比定义为 $\text{SNR} = \frac{\sigma_p^2 + \sigma_d^2}{\sigma_w^2}$, NMSE 定

$$\text{义为 NMSE} = \frac{\|H_c - \hat{H}_c\|^2}{\|H_c\|^2}.$$

用于对比的方法有: 文献[4]提出的嵌入式导频图案和基于门限判决的信道估计方法, 包括完全导频间隔和简化导频间隔方案; 文献[10]提出的零多普勒导频图案和本文信道估计方法; 本文导频图案和文献[10]提出的信道估计方法; 本文导频图案和文献[15-17]提出的信道估计方法。

4.1 复杂度分析

表 1 给出了本文方法迭代运算 (如式(48)~式(50)所示) 主要计算步骤所需的复数乘法器个数, 表 2 对比了本文方法、文献[15-17]和文献[10]信道估计单次迭代需要的复数乘法器个数。按照仿真预设参数, 本文方法单次迭代所需的乘法器数量低于文献[15-17], 与文献[10]相近。

表 3 给出了使用本文方法、文献[10]和文献[15-17]信道估计方法中贝叶斯推断收敛时的平均迭代次数, 其中参数 1~4 中子载波间隔设置为 $\Delta f = 120 \text{ kHz}$, 参数 5~8 中 $\Delta f = 60 \text{ kHz}$; 参数 1、3、5、7 中终端速度

设置为 $v = 1 \text{ Ma}$, 参数 2、4、6、8 中 $v = 0.5 \text{ Ma}$; 参数 1、2、5、6 中导频、数据符号的功率比 $\eta = -10 \text{ dB}$, 参数 3、4、7、8 中 $\eta = 0 \text{ dB}$ 。从表 3 可以看出, 本文方法所需的迭代次数始终低于文献[15-17], 但是高于文献[10] (本文方法迭代次数为文献[10]的 1.5~3.4 倍)。针对本文方法迭代次数不确定的问题, 为避免信道估计陷入死循环, 在系统实现中可预设一个合理的最大迭代次数, 当迭代次数超过该阈值时, 无论是否收敛均强制终止迭代过程。

表 1 不同操作信道估计单次迭代需要的复数乘法器个数

操作	复数乘法器个数
$\Phi^H \Phi$	$\frac{1}{L} M N M_{\tau}^2 N_v^2$
$A^{-1} \Sigma \Phi^H y_{\text{TF}}^p$	$M_{\tau} N_v$
$(\alpha_0 \Phi^H \Phi + A^{-1})^{-1}$	$\frac{2}{3} M_{\tau}^3 N_v^3$
$\Phi^H y_{\text{TF}}^p \bar{\Phi} \mu$	$\frac{1}{L} M N M_{\tau} N_v$
$\ y_{\text{TF}}^p - \bar{\Phi} \mu\ ^2$	$\frac{1}{2L} M N$
$ \Sigma[k'M + l', k'M + l'] ^2, \mu[k'M + l'] ^2, k' \in \mathcal{I}_{N_v}, l' \in \mathcal{I}_{M_{\tau}}$	$\frac{1}{2} M_{\tau} N_v$

表 2 不同方法信道估计单次迭代需要的复数乘法器个数

方法	复数乘法器个数
文献[10]	$\frac{2}{3} M_{\tau}^3 + \frac{2}{L} M M_{\tau}^2 + \left(\frac{2}{L} M_{\tau} + \frac{1}{2L} + \frac{1}{L} P\right) M M N + \left(\frac{1}{2} M_{\tau} + P^2 + P\right) M N + \frac{1}{L} (2M_{\tau} + 1) M P + \frac{2}{3} P^3 + 2P^2 + 1$
文献[15-17]	$\frac{1}{L} M N M_{\tau}^2 N_v^2 + \frac{2}{3} M_{\tau}^3 N_v^3 + \left(\frac{2}{L} M N + 3\right) M_{\tau} N_v + \frac{1}{L} M N + 3P^3 + 2P^2 + \left(\frac{9}{2} + \frac{1}{L} M N\right) P$
本文方法	$\frac{1}{L} M N M_{\tau}^2 N_v^2 + \frac{2}{3} M_{\tau}^3 N_v^3 + \left(\frac{2}{L} M N + 3\right) M_{\tau} N_v + \frac{1}{2L} M N + P$

表 4 对比了文献[4]常规导频、本文导频配合调制解调方法, 以及本文导频配合直接计算 3 种方法的复数乘法器数量。由表 4 可以看出, 采用本文导频图案虽使调制解调复杂度有所增加, 但较直接计算方法有显著的降低; 依据预设仿真参数, 新增计算复杂度约为直接计算方法的 $\frac{1}{15}$ 。

表3 信道估计需要的迭代次数

方法	参数1	参数2	参数3	参数4	参数5	参数6	参数7	参数8
文献[10]	86	85	61	61	124	114	98	97
文献[15-17]	351	248	281	168	368	282	317	194
本文方法	255	169	209	116	288	202	259	151

表4 调制解调需要的复数乘法器个数对比

方法	复数乘法器个数
文献[4]常规导频	$MN\text{lb}(N)$
本文导频配合调制解调方法	$MN\text{lb}(N) + \left(\frac{M}{L} - 1\right)MN - \left(\frac{M}{L} - 2\right)N + \left(M - \frac{M}{L}\right)\frac{MN}{L} - \left(\frac{M}{L} - 1\right)N$
本文导频直接计算	$2\left(M - \frac{M}{L}\right)^2 N + 2\left(M - \frac{M}{L}\right)MN + MN\text{lb}(N)$

4.2 PAPR分析

本文导频图案的PAPR性能评估如图2所示,其中导频数据功率比为 $\eta = 0$ dB。可见,本文导频图案的性能明显优于嵌入式导频图案,虽稍不及零多普勒导频图案,但与之相差甚微。

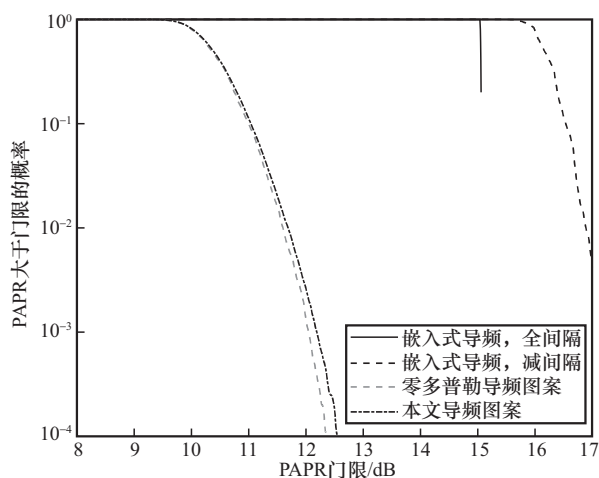


图2 本文导频图案的PAPR性能评估

4.3 信道估计性能分析

信道估计NMSE性能评估如图3所示。平均信道估计NMSE定义为进行400次蒙特卡罗仿真获得的信道估计NMSE平均值。首先,采用本文信道估计方法,对比使用本文导频图案和文献[10]导频图案时获得的平均信道估计NMSE。由图3可以看出,在所有预设场景中,采用本文导频图案的平均信道估计NMSE均有所降低,降低幅度最多可达3 dB。

然后,采用本文导频图案,可以发现,当 $\Delta f = 120$ kHz时,时延分辨率未受限,文献[10]的信道估计方法未失效且NMSE最低;当 $\Delta f = 60$ kHz,时延分辨率受限,文献[10]的信道估计方法优势不明显,尤其是当终端速度 $v = 1$ Ma时(图3(e)、图3(g)),平均信道估计NMSE接近0 dB,表明信道估计已经完全失效。相反,本文信道估计方法在所有预设场景均能保持较好的鲁棒性,且相较于文献[15-17]中的信道估计方法,NMSE更低;文献[4]中的信道估计方法始终保持较高的NMSE。

图4对比了本文信道估计方法与现有方法的信道估计NMSE累积分布函数(cumulative distribution function, CDF),其中纵坐标表示信道估计NMSE大于横坐标所示门限 χ 的概率,SNR设置为20 dB。本文信道估计、文献[10]和文献[15-17]方法采用本文导频图案,文献[4]方法使用嵌入式导频图案。由图4可以看出,当 $\Delta f = 60$ kHz且 $v = 1$ Ma时,采用文献[10]方法的信道估计NMSE > 0 dB的概率约为60%,信道估计失效。采用文献[15-17]方法的信道估计NMSE上限始终高于本文方法。本文信道估计失效概率在所有方法中最低,其中NMSE < -5 dB的概率在所有预设参数中均趋于0。信道估计失效会导致连续误码的出现,而有限码长的信道编码对这种连续误码是无能为力的。因此,本文信道估计方法更具实用性和鲁棒性。文献[4]方法的信道估计NMSE近似服从高斯分布,但其均值始终较高。

4.4 误码性能分析

误码性能分析如图5所示。首先,相较于文献[10]的零多普勒导频图案,采用本文导频图案的误码性能在所有预设仿真参数下均有所提升。具体而言,由图5(f)可以看出,当误码率为 10^{-4} 时,SNR最多可节省约7 dB。基于本文导频图案,对比不同的信道估计方法,可以得到如下结果。①本文信道估计方法适用于所有预设场景;反之,文献[10]的信道估计方法在 $\Delta f = 60$ kHz、终端速度 $v = 1$ Ma条

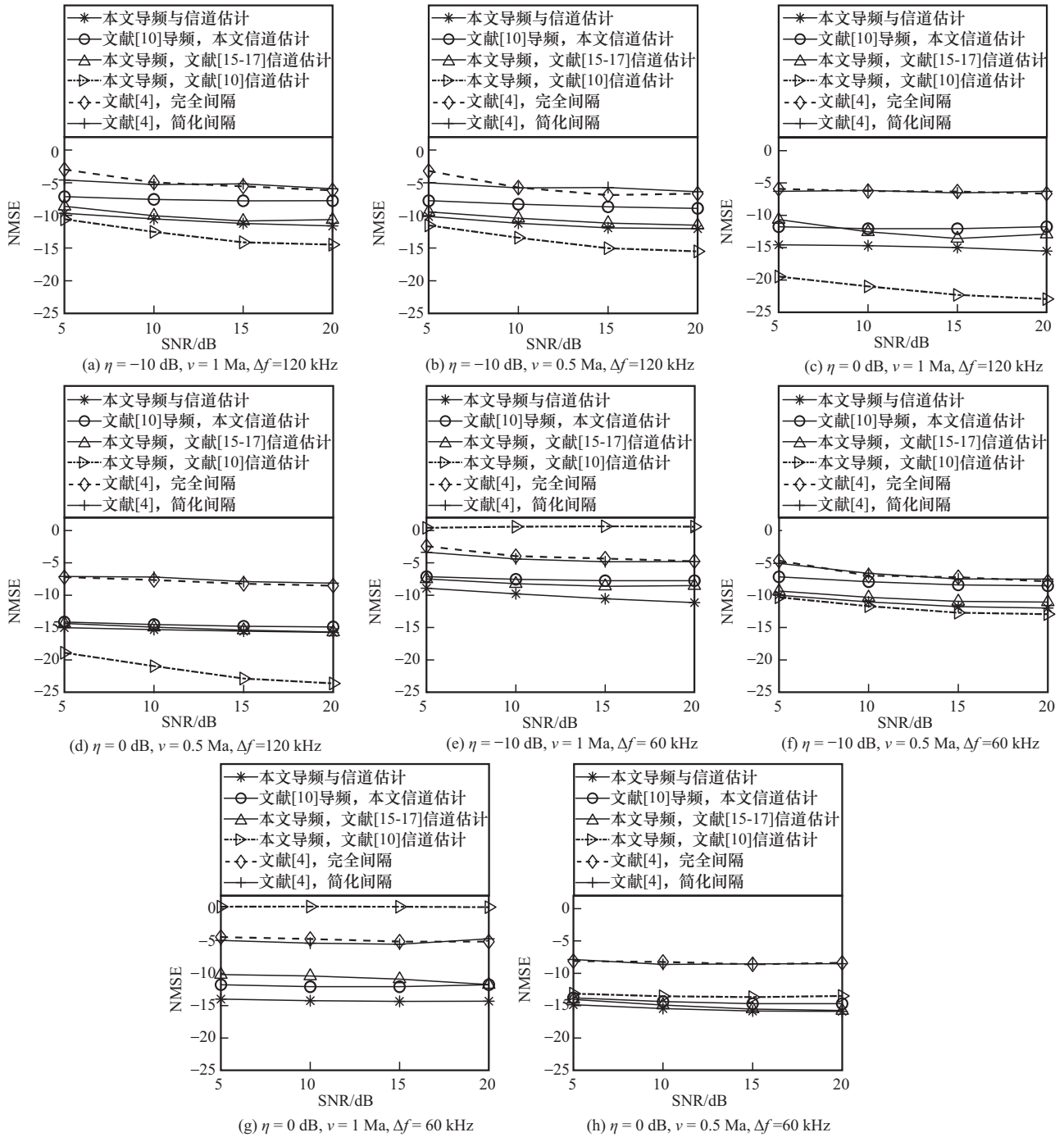


图3 信道估计NMSE性能评估

件下已经完全失效；当终端速度 $v = 1$ Ma 时，文献[15-17]信道估计方法存在 $10^{-3} \sim 10^{-2}$ 的误码平层。

② 尽管采用文献[10]的信道估计方法在 $\Delta f = 120$ kHz 条件下能获得图3所示的最低平均信道估计 NMSE，但当终端速度 $v = 0.5$ Ma 时，使用文献[10]信道估计方法的误码性能相比本文信道估计方法未体现出明显优势，在导频数据功率比 $\eta =$

-6 dB 时，该方法在误码率达到 10^{-4} 时所需的 SNR 比本文方法高约 1 dB。

结合图4的仿真结果可以解释这一现象：考虑 NMSE 门限 $\chi < -20$ dB，文献[10]信道估计方法的 NMSE 低于该门限的概率接近 100%，显著高于本文信道估计方法，因此，文献[10]信道估计方法的平均 NMSE 优于本文方法。然而，当将 NMSE 门限

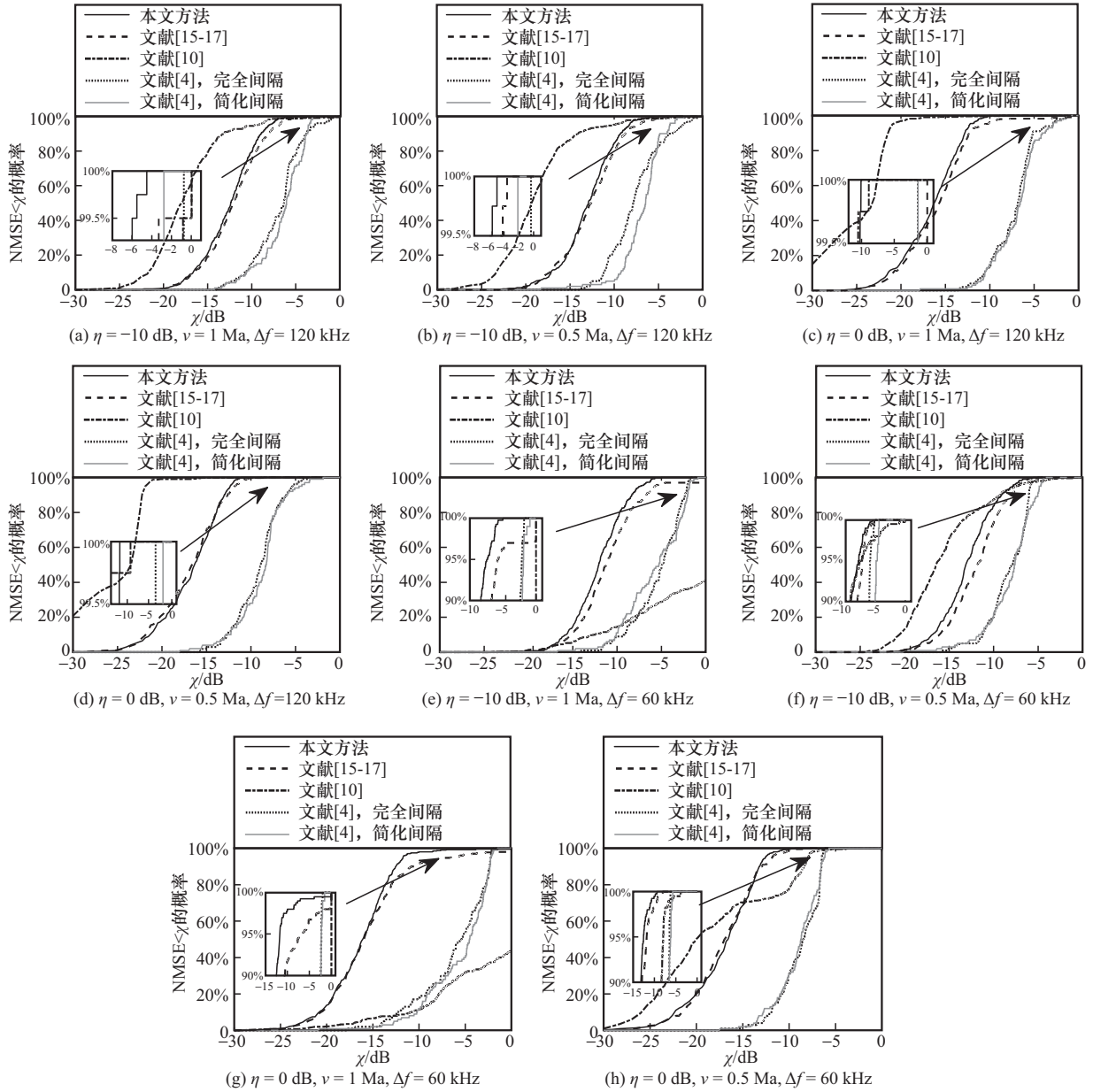


图4 信道估计NMSE的CDF分析

收紧至 $\chi < -11$ dB, 本文信道估计方法NMSE低于该门限的概率达到100%, 而文献[10]信道估计方法仅能维持约99.55%的水平, 这导致其误码性能最终逊色于本文信道估计方法。相似的分析可用于对比本文信道估计方法和文献[15-17]的信道估计方法。从图4可见, 在预设的所有仿真条件中, 使用本文信道估计方法 $\text{NMSE} < -5$ dB的概率均趋于0, 不存在传统方法出现的误码平台。文献[4]方法的误码率随着信噪比的提高甚至有提升的可能, 这是因为判决门限由噪声方差确定, 误码率受其影响。

根据4.2节的分析, 导频图案的频谱效率受导频个数 L 影响显著。为优化性能增益与带宽开销的权衡, 图6给出了不同 L 值下的误码率与 $\frac{E_b}{N_0}$ 的关系曲线(导频数据功率比 $\eta = 0$ dB, 子载波间隔 $\Delta f = 120$ kHz)。结果表明, 在所设信道条件下, $L = 8$ 、4、2的误码率性能相近, 相同 $\frac{E_b}{N_0}$ 下差距小于1 dB。鉴于文献[10]指出导频个数增加可降低PAPR, 综合考虑建议该场景选取 $L = 4$, 以实现性能与开销的有效折中。

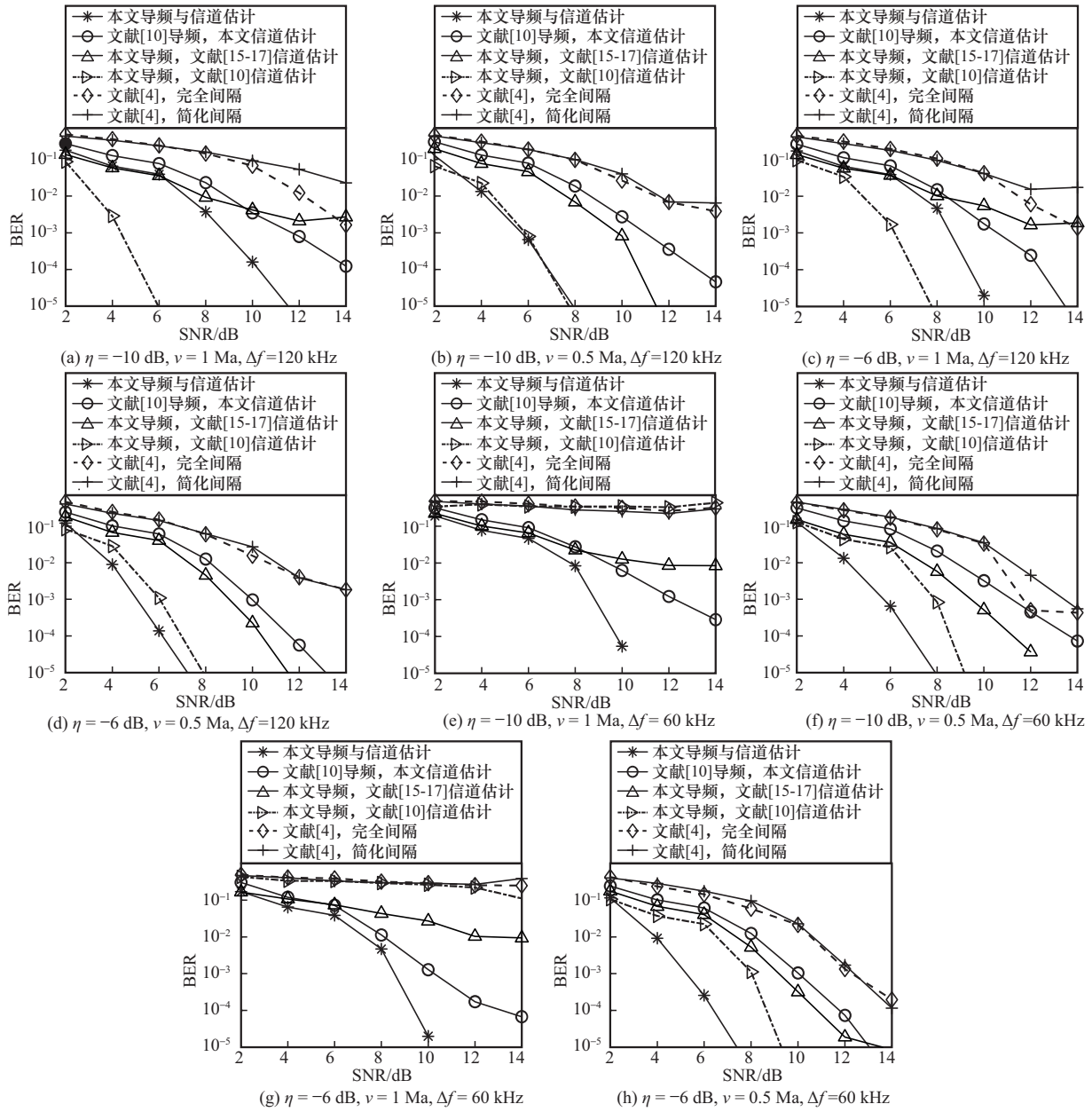
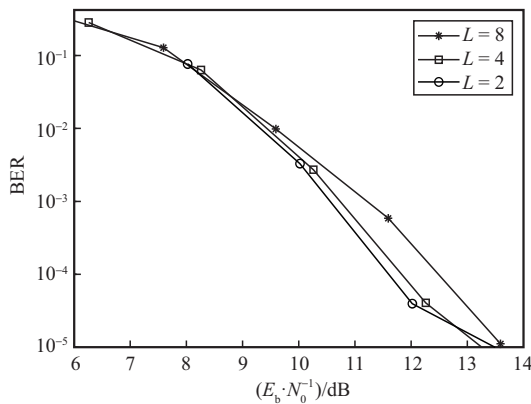


图5 误码性能分析

图6 不同导频个数条件下误码率与 $\frac{E_b}{N_0}$ 关系

4.5 硬件损伤下稳定性分析

图7分别给出了在量化非理想、功放非线性、IQ不平衡及载频不一致等硬件非理想条件下, 本文导频图案与信道估计方法的误码性能。为给实物验证提供指导并消除路径增益变化对性能的干扰, 以更好地反映硬件损伤对系统的影响, 图7中各传输路径的路径增益均设为固定值(与前述仿真中路径增益服从瑞利分布的设置不同), 载频为2 GHz, 子载波间隔 $\Delta f = 120$ kHz, 每一条传输路径对应的速度分别为30 km/h、2 594 km/h、1 900 km/h。

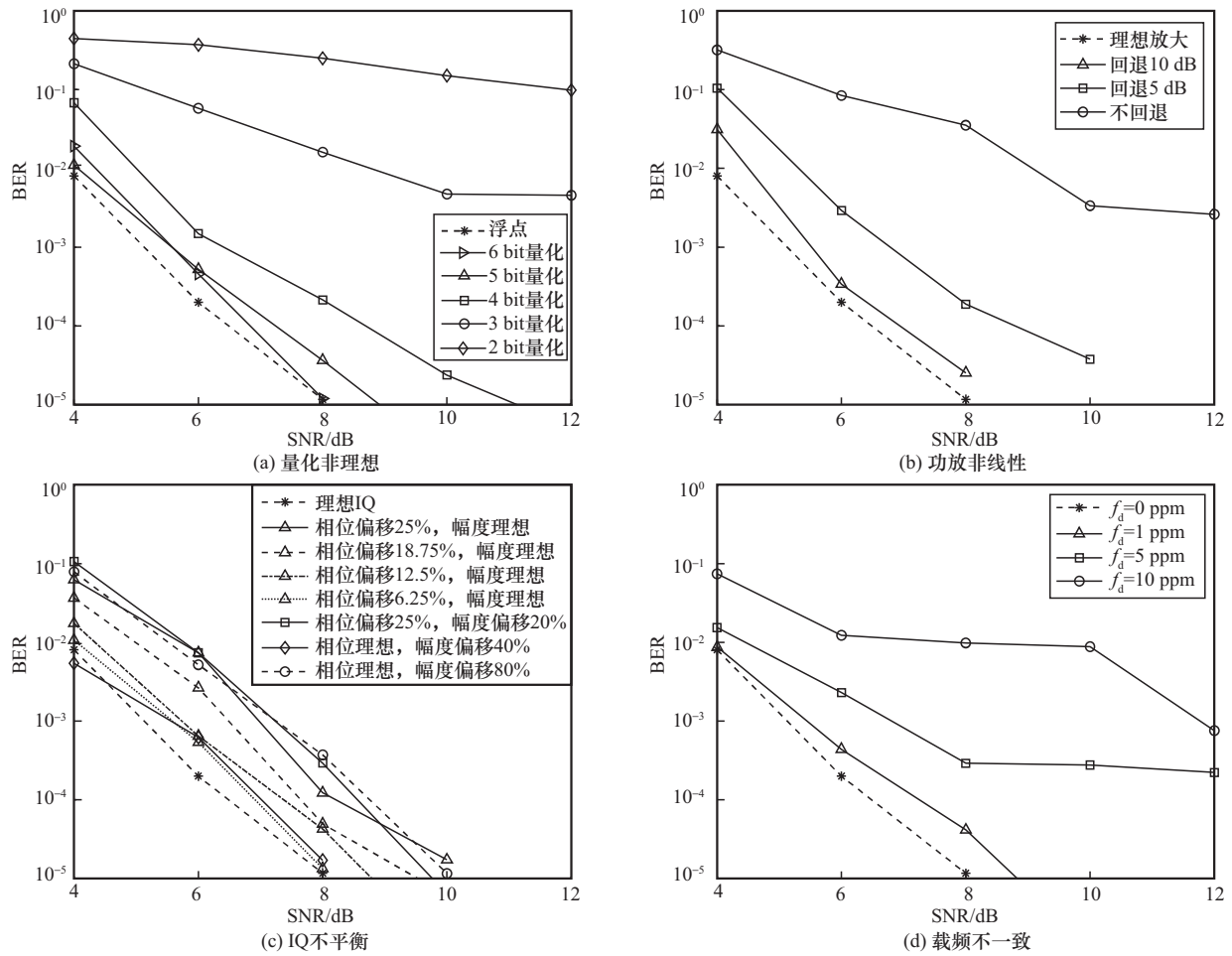


图7 硬件损伤下稳健性分析

图7(a)中量化比特数指的是接收复基带信号实部和虚部的有效量化位数（不含符号位）；图7(b)中使用Saleh模型模拟功放非线性效应，参数设置与文献[24]例12-1中相同；图7(c)中相位偏移的定义为I、Q两路信号时延相对OTFS时延分辨率($\frac{T}{M}$)的大小；图7(d)中 f_d 表示收发机相对于载波频率的频率偏移。根据仿真结果，本文方法在硬件实现中的性能损失处于可接受范围，所需的硬件条件并不严苛（如6 bit量化精度、频率偏差小于1 ppm等）。因此，通过合理的硬件选型与参数配置，本文方法在实际硬件平台中部署的可行性强。

4.6 实物平台验证

本节搭建由OTFS发射机、OTFS接收机、无线信道仿真仪组成的实物验证平台，并在验证平台中部署本文算法，得到实物验证误码率如图8所示，其中参数设置与4.3节一致。由图8可见，

SDR实现信噪比损失小于2 dB，进一步证明了本文方法在实际硬件中部署具备可行性。

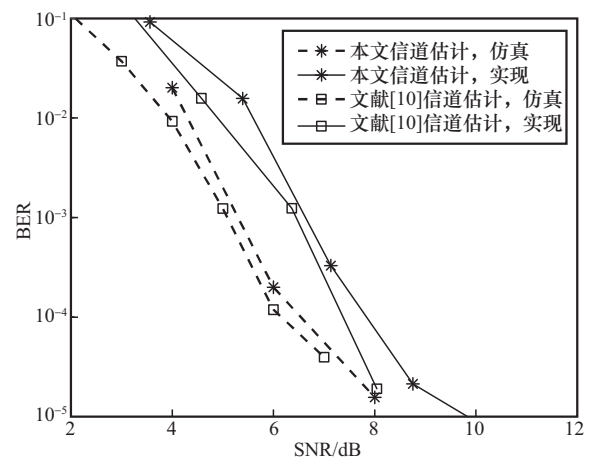


图8 实物验证误码率

5 结束语

本文提出了一种改进的零多普勒导频图案设计

方法, 实现了导频与数据在时延-多普勒域和时频域上的同时正交。与现有零多普勒导频图案相比, 本文方案信道估计 NMSE 最多可降低 3 dB; 当误码率为 10^{-4} 时, 所需信噪比最多可节约 7 dB。然而, 该导频图案导致频谱效率下降 $\frac{1}{L}$, 且维度变换过程引入了额外的计算复杂度。为缓解维度变换带来的复杂度问题, 本文设计了一种低复杂度的调制解调实现方法, 其计算复杂度约为直接计算方法的 $\frac{1}{15}$ 。进一步地, 本文提出了一种鲁棒信道估计方法, 在预设仿真参数下, 典型的信道估计方法 (如文献[10]、文献[15-17]) 在部分场景下会出现信道估计失效, 本文方法在所有测试场景中均保持稳定, 但其增加了信道估计的处理时延, 为文献[10]方法的 1.5~3.4 倍。未来工作可聚焦于降低本文信道估计方法的计算复杂度, 并提升其收敛效率。

附录 1 定理 1 的证明

证明 矩阵 $\mathbf{T}$ 的第 m 行、 m' 列元素可表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}[m, m'] &= \sum_{j=0}^{\frac{M}{L}-1} \sum_{i=0}^{L-2} \mathbf{F}_M^\dagger[L + d[l], m] \mathbf{F}_{M-\frac{L}{L}}[L-j+i, m'] \\ \mathbf{T}[m, m'] &= \frac{\sqrt{L(L-1)}}{M(L-1)} \sum_{j=0}^{\frac{M}{L}-1} \sum_{i=0}^{L-2} e^{j2\pi \frac{m(L+d[i])}{M}} e^{-j2\pi \frac{m'(L-j+i)L}{ML-M}} \\ \mathbf{T}[m, m'] &= \frac{\sqrt{L(L-1)}}{M(L-1)} \varsigma[m, m'] \xi[m, m'], m \in \mathcal{I}_M, m' \in \mathcal{I}_{M-\frac{M}{L}} \end{aligned} \quad (57)$$

其中:

$$\begin{aligned} \varsigma[m, m'] &= \sum_{j=0}^{\frac{M}{L}-1} e^{j2\pi \frac{(m-m')L}{M}} \\ \xi[m, m'] &= \sum_{i=0}^{L-2} e^{j2\pi \frac{md[i]}{M}} e^{-j2\pi \frac{m'L}{ML-M}} \end{aligned} \quad (58)$$

容易发现, 当 $\frac{L(m-m')}{M} \notin \mathbb{Z}$, 根据等比数列求和公式, 可得:

$$\varsigma[m, m'] = \frac{1 - e^{j2\pi \frac{L(m-m')}{M}}}{1 - e^{j2\pi \frac{L(m-m')}{M}}} \equiv 0 \quad (59)$$

当 $\frac{L(m-m')}{M} \in \mathbb{Z}$ 时, $\varsigma[m, m']$ 取值为 $\frac{M}{L}$ 。

因此 $\frac{L(m-m')}{M} \in \mathbb{Z}$ 是 $\varsigma[m, m'] = 0$ 和 $\mathbf{T}[m, m'] = 0$ 的充分条件。再考虑 $\frac{L(m-m')}{M} \notin \mathbb{Z}$ 的情况, 若 $m = 0$ 且 $m' \neq 0$, $\xi[m, m']$ 可以表示为:

$$\xi[m, m'] = \sum_{i=0}^{L-2} e^{-j2\pi i \frac{m'L}{ML-M}} = \frac{1 - e^{-j2\pi \frac{m'L}{M}}}{1 - e^{-j2\pi \frac{m'L}{ML-M}}} = 0 \quad (60)$$

当 $m = m' = 0$ 时, 易得 $\xi[m, m'] = L - 1 \neq 0$; 当 $m \neq 0$ 且 $m' \neq 0$ 时, $\xi[m, m']$ 是否为 0 视 m 、 m' 、 M 、 L 和 m_0 等参数的具体取值而定。

综上, 转换矩阵 $\mathbf{T}$ 是稀疏的, 其非 0 元素个数最多为 $\frac{M(M-L)}{L} - L + 1$ 。
证毕。

参考文献:

- [1] Jiao L, Wang N, Wang P, et al. Physical layer key generation in 5G wireless networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(5): 48-54.
- [2] Hadani R, Rakib S, Tsatsanis M, et al. Orthogonal time frequency space modulation[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [3] Murali K R, Chockalingam A. On OTFS modulation for high-Doppler fading channels[C]//Proceedings of the 2018 Information Theory and Applications Workshop (ITA). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-10.
- [4] Raviteja P, Phan K T, Hong Y. Embedded pilot-aided channel estimation for OTFS in delay-Doppler channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5): 4906-4917.
- [5] 邢旺, 唐晓刚, 周一青, 等. 面向 OTFS 的时延-多普勒域信道估计方法综述[J]. 通信学报, 2022, 43(12): 188-201.
Xing W, Tang X G, Zhou Y Q, et al. Survey of channel estimation method in delay-Doppler domain for OTFS[J]. Journal on Communications, 2022, 43(12): 188-201.
- [6] Khan I A, Mohammed S K. A low-complexity OTFS channel estimation method for fractional delay-Doppler scenarios[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2023, 12(9): 1484-1488.
- [7] Mishra H B, Singh P, Prasad A K, et al. OTFS channel estimation and data detection designs with superimposed pilots[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(4): 2258-2274.
- [8] Yuan W J, Li S Y, Wei Z Q, et al. Data-aided channel estimation for OTFS systems with a superimposed pilot and data transmission scheme[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(9): 1954-1958.
- [9] Sheng H T, Wu W R. Time-frequency domain channel estimation for OTFS systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(2): 937-948.
- [10] Lai P H, Hao Y X, Wang F G, et al. Zero-Doppler pilot design and off-grid channel estimation in OTFS systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025: 1-16.
- [11] 蒲旭敏, 刘雁翔, 宋米雪, 等. 基于模型驱动深度学习的 OTFS 信道估计[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(2): 680-687.
Pu X M, Liu Y X, Song M X, et al. Orthogonal time frequency space channel estimation based on model-driven deep learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(2): 680-687.
- [12] Guo L, Gu P, Zou J, et al. DNN-based fractional Doppler channel esti-

- mation for OTFS modulation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(11): 15062-15067.
- [13] Zhang X Q, Liu C, Yuan W J, et al. Sparse prior-guided deep learning for OTFS channel estimation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(12): 19913-19918.
- [14] Lai P H, Shan Y R, Wang F G, et al. Approximation of non-ideal filtering in OTFS via variable fractional delay[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2024, 31: 2990-2994.
- [15] Wei Z Q, Yuan W J, Li S Y, et al. Off-grid channel estimation with sparse Bayesian learning for OTFS systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(9): 7407-7426.
- [16] Wang Q L, Liang Y, Zhang Z Q, et al. 2D off-grid decomposition and SBL combination for OTFS channel estimation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(5): 3084-3098.
- [17] Shan Y R, Wang F G, Hao Y X. Off-grid channel estimation using grid evolution in rectangular pulse-shaping OTFS system[C]//Proceedings of the 2023 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2023: 295-300.
- [18] Yang Z, Xie L H, Zhang C S. Off-grid direction of arrival estimation using sparse Bayesian inference[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(1): 38-43.
- [19] Sheikh M A, Rajoriya A, Singh P, et al. Bayesian learning-aided channel estimators for superimposed-pilot-based OTFS systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, 73(2): 950-967.
- [20] Farhang A, RezazadehReyhani A, Doyle L E, et al. Low complexity modem structure for OFDM-based orthogonal time frequency space modulation[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(3): 344-347.
- [21] Raviteja P, Hong Y, Viterbo E, et al. Practical pulse-shaping waveforms for reduced-cyclic-prefix OTFS[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 957-961.
- [22] 3GPP. Study on new radio to support non-terrestrial networks[S]. Sophia Antipolis, 2020.
- [23] Bora A S, Phan K T, Hong Y. Mitigating spatial correlation in MIMO-OTFS[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(3): 3608-3622.
- [24] Tranter W H, Shanmugan K S, Rappaport T S, 等. 通信系统仿真原理与无线应用[M]. 肖明波, 杨光松, 译. 北京: 机械工业出版社, 2005. Tranter W H, Shanmugan K S, Rappaport T S, et al. Principles of communication systems simulation with wireless applications[M]. Xiao M B, Yang G S, Trans. Beijing: China Machine Press, 2005.

[作者简介]



赖鹏辉 (1994-), 男, 博士, 国防科技大学实验师, 主要研究方向为无线通信。



王昊 (1989-), 男, 博士, 国防科技大学副研究员, 主要研究方向为抗干扰通信。



王世练 (1976-), 男, 博士, 国防科技大学教授, 主要研究方向为抗干扰安全通信与通信对抗、武器协同数据链。



王方刚 (1982-), 男, 博士, 北京交通大学教授, 主要研究方向为无线通信、信号处理。



刘培国 (1969-), 男, 博士, 国防科技大学教授, 主要研究方向为电磁兼容与防护。