

基于图信号处理的 OFDM 系统导频设计和信道估计方法

何彬, 李国兵, 陈源, 张国梅

(西安交通大学电子与信息学部信息与通信工程学院, 陕西 西安 710049)

摘要: 正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 是物联网的物理层关键技术之一, 导频设计和信道估计是 OFDM 系统的关键问题。针对物联网通信场景复杂多样导致固定导频方案性能较差的问题, 提出了一种基于图信号处理 (GSP, graph signal processing) 的导频设计和信道估计方法。首先, 将时频资源块建模为图信号, 将信道估计问题转换为图信号的采样重建问题。进而考虑时频双选衰落的影响, 设计加权图邻接矩阵, 构造基于时频位置的图拓扑结构。在此基础上, 基于图信号采样理论优化导频位置, 提出一种基于加权图拓扑构造的导频图案设计方法。同时, 基于图信号重建方法进行信道信息重建, 提出基于图平滑性约束的信道估计方案。仿真结果表明, 所提方法相较于传统方案在双选信道的高速场景下可取得更高的信道估计精度, 在低速场景下则可有效节约导频资源。

关键词: 正交频分复用; 图信号处理; 信道估计; 导频图案设计; 图采样

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2022.00288

Graph signal processing based pilot pattern design and channel estimation for OFDM system

HE Bin¹, LI Guobing¹, CHEN Yuan¹, ZHANG Guomei¹

School of Information and Communications Engineering, Faculty of Electronic and Information, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

Abstract: Orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) is one of the key technologies in the physical layer of the internet of things (IoT). Pilot design and channel estimation are key issues in OFDM systems. In view of the problem of performance loss by fixed pilot pattern due to the complexity and variety of IoT communication scenarios, a pilot design and channel estimation scheme based on graph signal processing (GSP) was proposed. Firstly, the time-frequency resource block was modeled as a graph signal, and the channel estimation problem was reformulated into a sampling and reconstruction problem of the graph signal. Then, considering the influence of time-frequency fading, a weighted graph adjacency matrix was designed to construct a graph topology structure based on the time-frequency position. On this basis, the pilot position is selected based on the graph signal sampling theory, a greedy pilot pattern design algorithm based on weighted graph topology was proposed. At the same time, signal reconstruction was performed based on the graph signal reconstruction method, and a channel estimation method based on the graph smoothness constraint was proposed. Compared with the conventional scheme, simulation results show that the proposed method achieves higher channel estimation accuracy in high-speed scenarios of double selective channels, and effectively reduces pilot overhead in low-speed scenarios.

Key words: orthogonal frequency division multiplexing, graph signal processing, channel estimation, pilot pattern design, graph sampling

收稿日期: 2022-03-25; 修回日期: 2022-06-19

通信作者: 李国兵, gbli@mail.xjtu.edu.cn

基金项目: 陕西省重点研发计划 (No.2018ZDCXL-GY-04-07); 地理信息工程国家重点实验室基金资助项目 (No.SKLGIE2020-Z-2-1)

Foundation Items: The Key Research and Development Program of Shaanxi Province (No.2018ZDCXL-GY-04-07), The Foundation of the State Key Laboratory of Geo-Information Engineering (No.SKLGIE2020-Z-2-1)

0 引言

物联网 (IoT, internet of things) 推动了信息-物理系统融合, 是实现 5G 和 6G 时代“万物互联”愿景的核心技术, 正深刻地改变着人类社会的生产生活^[1-2]。作为窄带物联网 (NB-IoT, narrow band IoT)、IEEE 802.11ah 等物联网通信标准的关键技术, 正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 可灵活分配带宽资源并有效克服信道频率选择性衰落, 在复杂多样的物联网传输场景中具有独特优势。作为一种正交多载波调制技术, OFDM 易受载波间干扰的影响, 对时间选择性衰落敏感。因此, 针对车联网等兼具频率选择性和时间选择性衰落的通信场景, 设计灵活的导频和信道估计方案有助于进一步提升物联网信息传输的性能。

信道估计是时频双选信道下 OFDM 系统的关键问题和难点之一, 受到了广泛关注。针对 OFDM 时频双选信道的信道估计, 文献[3]提出了一种基于结构化压缩感知 (SCS, structured compressed sensing) 的时频联合信道估计方法, 文献[4]利用深度神经网络 (DNN, deep neural network) 提出了基于在线深度学习 (DL, deep learning) 的双选衰落信道估计算法。文献[5]利用离散导频的时间相关性进行双选信道估计。文献[6]处理了循环前缀内的噪声, 提出了一种改进的离散傅立叶变换 (DFT, discrete Fourier transform) 信道估计算法。文献[7]通过 DFT 估计每个上行链路路径的初始到达角 (AoA, angle of arrival) 和信道增益信息, 然后通过角度旋转技术细化估计结果。

另一方面, 信道估计的性能与导频数量和导频图案的设计密切相关。传统的移动通信系统在进行信道估计时一般使用固定不变的导频图案。然而, 物联网场景丰富, 信道条件也复杂多变, 在不同信道条件下固定样式的导频方案通常并不是最优解决方案: 信道平坦时, 导频一成不变也许会造成资源的浪费; 在快变信道下, 固定导频方案可能由于图案设计不当、导频数量不够导致性能下降。针对上述问题, 文献[8]利用导频符号的位置、功率和相位, 选择基于导频符号的功率和相位调整的方法实现最小化均方误差, 进行导频图案的设计。文献[9]利用交叉熵优化确定最优导频的布局。文献[10]提出了一种基于位置的高移动性 OFDM 系统信道估计方法, 基于压缩感知 (CS, compressed sensing)

相干最小化准则^[11], 提出了一种联合导频放置和导频符号设计的算法。文献[12]分析了符号辅助相干解调 OFDM 系统在多径衰落下的导频间距, 提出了一种变化导频的方法。文献[13]利用压缩感知理论的相互非相干特性, 将导频分配问题转化为无穷范数问题, 提出了基于互不相干性 (MIP, mutual incoherence property) 的加权快速迭代收缩阈值算法。文献[14]基于互相干准则和全相干准则设计了 OFDM 系统中稀疏信道估计的导频图案。文献[15]针对时变频率选择性衰落信道下的二维 OFDM 调制, 将二维问题解耦为两个一维问题, 研究了最小化信道估计均方误差 (MSE, mean squared error) 的导频设计问题。文献[16]研究了 OFDM 系统的稀疏信道估计问题, 提出了一种基于二进制粒子群优化 (BPSO, binary particle swarm optimization) 的导频模式设计方案, 并提出了一种用于稀疏信道恢复的高效稀疏贝叶斯学习 (SBL, sparse Bayesian learning) 方案。文献[17]提出了一种基于深度学习的 OFDM 信道估计的非均匀导频设计方案, 采用了 ConcreteAE (Concrete Autoencoder) 的特征选择方法寻找信息最丰富的导频传输位置。从上述工作可知, 尽管已经提出了不少方法, 可以一定程度上克服固定导频位置带来的问题, 但是现有的导频估计方法仍然存在一些不足之处。例如, 在高速移动的场景下, 已经有利用信道的稀疏特性, 建立优化问题求解, 获得最优的梳状导频的方案。这些方案相较于普通梳状导频的确提升了系统性能, 但并没有脱离类似于梳状导频的传统均匀放置模式。这样的方案并没有利用信道内在结构改善信道估计性能。与此同时, 部分工作基于深度学习的方法设计离散非均匀导频方案。这样的方案依赖于大量可靠的信道数据和复杂的前期训练, 在信道条件变化快的双选信道中难以适用。

由双选信道在时频资源块上的相关性可知, 一个时频块信道信息具有其内在的、体现相互关联性的结构特征。图信号处理技术在处理这一方面的信号具有天然优势, 因此有望通过图信号处理方法指导导频方案设计, 改善信道估计性能。图信号处理包括基于图的滤波、变换^[18]、图信号采样^[19]等。作为探索性工作之一, 文献[20]考虑天线的角度和幅值的空间相关性, 利用图信号方法和图神经网络揭示了图信号处理在信道估计中的应用潜力。在 MIMO 系统中, 图的概念有被用来指导导频分配。

文献[21]根据系统中任意两个用户的到达角、相关性和距离来度量系统中任意两个用户之间的潜在小区间干扰 (ICI, inter-cell interference) 强度, 构建 ICI 图, 将每个用户视为一个节点, 提出一种基于图着色的导频分配算法, 解决 MIMO 系统中的导频分配问题。文献[22]利用改进的图着色算法进行导频分配, 取得了较好的效果。

不同于传统研究倾向于将导频图案设计与信道估计作为两个问题分别讨论的研究思路, 本文将 OFDM 系统的导频图案设计和信道估计问题建模成图信号的采样与重建问题, 利用图信号处理方法将二者统一考虑, 从一个新的角度进行导频设计和信道估计。为此, 本文首先将时频双选信道视为一个图信号用以构造基于时频位置的图拓扑结构, 并针对不同场景设计加权的图邻接矩阵。接着, 利用图信号采样理论的采样点选择方法进行采样点选择, 选出最优的采样点位置, 提出了一种基于加权图拓扑的贪心算法进行导频图案设计。最后, 将信道估计视为图信号重建问题, 引入图信号的局部平滑性, 利用图信号恢复方法重建所有时频点的信道状态信息。本文方法无须大量先验的信道数据, 仅需要通信场景和时频资源块划分等基本先验信息。在高速移动场景下, 所提方法在不改变导频数量的前提下通过导频图案设计提升信道估计性能; 在低速移动场景下, 所提方法能够在保证信道估计精度的前提下显著减少所需的导频数目。本文方法简单有效, 显示了图信号处理技术在物联网领域的研究价值和潜力。

1 系统模型

1.1 OFDM 系统的信道表示

考虑一个 OFDM 调制传输系统, 它在时变频率选择性衰落信道中运行, 表示为^[15]

$$h(\tau, \nu) = \sum_{i=1}^L h_i \delta(\tau - \tau_i) \delta(\nu - \nu_i) \quad (1)$$

其中, L 表示信道包含的路径数, ν 和 τ 分别表示多普勒频移和传输时延, h_i 、 τ_i 和 ν_i 分别表示第 i 条路径的振幅、时延和多普勒频移。假设 $0 \leq \tau_i < \tau_{\max} < T$, $|\nu_i| < \nu_{\max} < \Delta f$, τ_{\max} 和 ν_{\max} 分别表示最大时延和最大多普勒频移, T 表示一个 OFDM 符号持续期, Δf 表示子载波间隔。系统的总带宽为 $M\Delta f$, 传输持续时间 NT , M 为系统子载波数, N 为

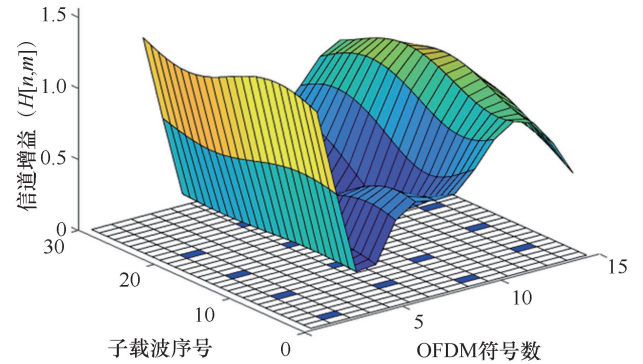
OFDM 符号数。定义传输的信号为 \mathbf{X} , $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 。将 \mathbf{X} 的第 n 行、第 m 列表示为 $\mathbf{X}(n, m)$, $n \in \{0, 1, \dots, N-1\}$, $m \in \{0, 1, \dots, M-1\}$ 。系统接收端接收的信号可以表示为

$$\mathbf{Y}[n, m] = \mathbf{H}[n, m] \mathbf{X}[n, m] + \mathbf{N}[n, m] \quad (2)$$

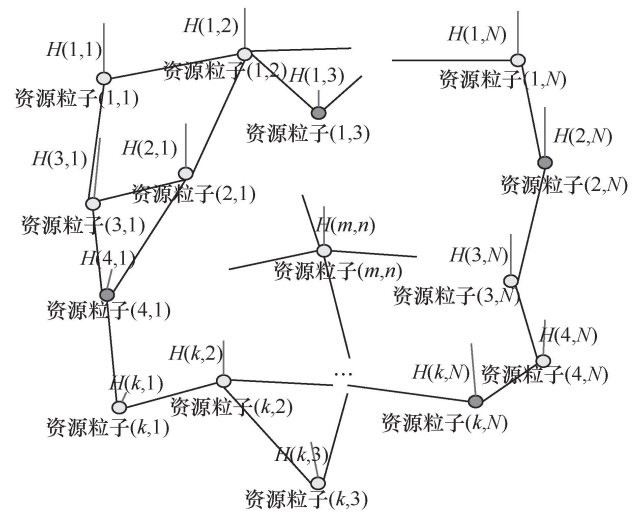
其中, $\mathbf{N}[n, m]$ 独立同分布的零均值加性高斯白噪声, 同时

$$\mathbf{H}[n, m] = \iint e^{-j2\pi\nu\tau} h(\tau, \nu) e^{-j2\pi(m\Delta f\tau - nT\nu)} d\tau d\nu \quad (3)$$

其中, $\mathbf{H}[n, m]$ 是传输 $\mathbf{X}[n, m]$ 的 OFDM 信道, 每个信道数据对应一个时频资源粒子。由于系统总带宽为 $M\Delta f$, 因此传输 N 个 OFDM 符号共需要 $M \times N$ 个时频资源粒子。为了准确地从系统输出中解调出发射信号 \mathbf{X} , 必须要实现对信道 \mathbf{H} 的准确估计, $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 。OFDM 系统信道建模过程如图 1 所示, 图 1(a) 给出了 OFDM 系统信道示意图, 信道中用于发射导频信号的索引集合构成了导频图案。



(a) OFDM 系统信道示意图



(b) 信道图信号建模示意图

图 1 OFDM 系统信道建模过程

1.2 传统基于标准导频样式的信道估计方法

目前常见的一维导频图案有块状导频、梳状导频。块状导频图案是对信号在时域上插入导频，即周期性等间隔地在特定时刻所有频率插入导频。因此插入块状导频后会具有很好的抵抗频率选择性衰落的性质，弊端是不能及时提供时间选择性衰落的信息。梳状导频则是均匀分布在每个 OFDM 符号中，对于频率选择性衰落很敏感。两种导频图案都占用较多的资源。常见的二维导频有矩形导频、六边形和菱形导频等，作为本文对比方案的 3GPP TS 36.211 第 6 章^[23]中规定的标准导频如图 2 所示。

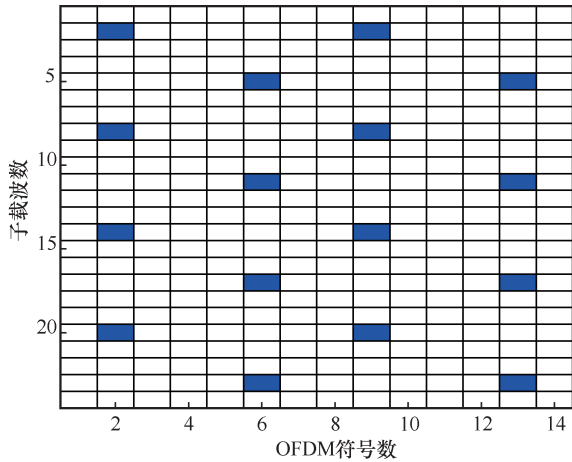


图 2 标准导频图案

基于标准导频图案进行信道估计，常用的估计方法有最小二乘 (LS, least square) 法、最小均方差 (MMSE, minimum mean square error) 和线性 MMSE (LMMSE, liner minimum mean square error) 等。频域响应的 MMSE 估计值^[24]为

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MMSE}} = \mathbf{R}_{hh} \left[\mathbf{R}_{hh} + \sigma_n^2 (\mathbf{h}\mathbf{h}^H)^{-1} \right]^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{\text{LS}} \quad (4)$$

其中， \mathbf{R}_{hh} 是信道传输函数的自相关矩阵， $\hat{\mathbf{h}}_{\text{LS}}$ 是 LS 算法估计得到的导频位置的信道估计结果。由于需要矩阵求逆，式(4)的运算量很大， \mathbf{h} 每次变化都要重新计算一次。使用 LMMSE 算法^[25]，利用期望 $\text{EE}[(\mathbf{h}\mathbf{h}^H)^{-1}]$ 代替 $(\mathbf{h}\mathbf{h}^H)^{-1}$ 复杂的运算，LMMSE 相比于 LS 方法提高了准确度，相比于 MMSE 方法降低了复杂度

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{LMMSE}} = \mathbf{R}_{h_p h_p} \left(\mathbf{R}_{h_p h_p} + \frac{\beta}{\text{SNR}} \mathbf{I} \right)^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{\text{LS}} \quad (5)$$

其中， β 由调制信号的星座图决定。QPSK 调制时 $\beta=1$ ；16QAM 调制时， $\beta=17/9$ ；64QAM 调制

时， $\beta \approx 2$ 。

基于标准导频样式并利用 LMMSE 等算法进行导频位置信道估计后，可利用稀疏性等特征进行信道插值。然而，这些在固定导频图案下进行的信道估计方案没有考虑导频放置位置对后续信道插值的影响。固定的导频图案并不一定适合当前信道模型。导频放置不当会丢失重要节点的数据造成估计准确度下降，对于快变信道尤其如此。考虑时频资源块特殊的结构，本文结合图信号处理技术在处理结构化信号时的内在优势，提出了一种简单有效的导频设计和信道估计方法。

2 基于图信号处理的导频设计和信道估计方法

2.1 基于图信号的信道估计问题建模

考虑 N_G 个节点构成的图信号 $G(\mathcal{V}, \Sigma, \mathbf{W})$ ，其中 $\mathcal{V} = \{v_1, v_2, \dots, v_{N_G}\}$ 代表所有节点的集合， $\Sigma \subset \mathcal{V} \times \mathcal{V}$ 代表所有边的集合， \times 表示笛卡尔积，对称非负矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N_G \times N_G}$ 代表该无向加权图的权重矩阵。邻接矩阵 \mathbf{W} 第 i 行、第 j 列的元素 w_{ij} 定义为连接第 i 个节点与第 j 个节点的边的权重。当第 i 个节点与第 j 个节点之间有边时， w_{ij} 不为 0；否则 w_{ij} 为 0。该图的度矩阵定义为： $\mathbf{D} = \text{diag}(d_1, \dots, d_{N_G}) \in \mathbb{C}^{N_G \times N_G}$ ，

其中， $d_i = \sum_{j=1}^{N_G} w_{ij}$ ，定义为第 i 个节点的度。该图的

拉普拉斯矩阵定义为 $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{W}$ ， $\mathbf{L} \in \mathbb{C}^{N_G \times N_G}$ 。

一般的图信号采样和恢复问题是将从无向加权图 G 中采集的 P 个节点的图信号 $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_P]$ 恢复成完整的原始图信号 \mathbf{x}_0

$$\mathbf{y} = \mathbf{S}\mathbf{x}_0 + \mathbf{v} \quad (6)$$

其中， \mathbf{y} 是观测信号， $\mathbf{x}_0 = [x_1, x_2, \dots, x_{N_G}]$ 是待恢复信号， $\mathbf{v} \in \mathbb{C}^{P \times 1}$ 是观测信号小方差的高斯噪声， $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{P \times N_G}$ 为采样算子，其构成元素为 0 或者 1。

本文将信道资源块的每个时频资源粒子建模为图信号的一个顶点，并将每个资源粒子的信道增益 $\mathbf{h} = \text{vec}(\mathbf{H})$ 建模为与该顶点相对应的图信号，其对应关系如图 1(b)所示。通过这一建模，利用式(6)，将 OFDM 系统的导频设计问题转化为图信号的采样与重建问题，将采样的 P 个节点的信道数据 $\mathbf{h}_p = [h_1, h_2, \dots, h_p]$ 定义为采样的图信号。则导频设计问题等价于基于图信号的采样理论进行采样算子 \mathbf{S} 的设计，信道估计问题等价于基于重建理论或

采样恢复理论进行信道估计，可通过最小化如下恢复代价函数实现

$$\mathcal{L}(\mathbf{h}) = \min_{\mathbf{H}} \|\mathbf{S}\mathbf{h} - \mathbf{h}_p\|^2 \quad (7)$$

在本文所述的图信号采样问题中，采样的对象不是时域信号，而是资源粒子，即采样对象是一个时频资源块。因此，采样一次意味着选择了某个资源粒子用于发射导频。而在对导频的时域采样中，采用满足奈奎斯 m 和传输的第 n 个 OFDM 符号，确定资源粒子坐标 (n, m) ，计算资源粒子 $\mathbf{H}(n_i, m_i)$ 和 $\mathbf{H}(n_j, m_j)$ 之间的连接强度。

$$\mathbf{W}_{\text{unweighted}}(i, j) = \left[(m_i - m_j)^2 + (n_i - n_j)^2 \right]^{-1/2} \quad (8)$$

其中， $(n_i, m_i), (n_j, m_j)$ 分别表示第 i 个资源粒子和第 j 个资源粒子的坐标。两两节点之间的权重数值构成了一个初始的邻接矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{NM \times NM}$ 。但是此时得到拓扑结构只是简单地描述了节点之间的物理位置关系，并不能完全反映信道特征。进一步从式(3)可以发现，对于不同的时延和多普勒频移， $\mathbf{H}(n, m)$ 的值都不一致。同时，时延和多普勒频移对于 $\mathbf{H}(n, m)$ 的影响也要考虑资源粒子的位置。同一子载波上传送数据的信道或者同一时间发送到不同子载波的信道，由于时延和多普勒频移，相关性强弱是有关系的。根据运动速度的不同，多普勒效应的影响程度不同，需要引入加权参数修正这个拓扑结构。考虑时间和频率选择性衰落的影响，对节点之间的距离进行加权处理

$$\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j) = \frac{\mathbf{W}_{\text{unweighted}}(i, j) \times (|m_i - m_j| + |n_i - n_j|)}{(\alpha + \gamma)|m_i - m_j| + (1 + \alpha - \gamma)|n_i - n_j|} \quad (9)$$

其中， α 是距离总体加权系数， $0 < \alpha < 1$ ，加权系数是一个实验性系数， γ 是影响因子， $\gamma \in [0, 1]$ 。对 N_G 个资源粒子两两依次计算，得到初始 $\mathbf{W}_{\text{weighted}}$ 矩阵， $\mathbf{W}_{\text{weighted}} \in \mathbb{C}^{N_G \times N_G}$ ，将 $\mathcal{L}(\mathbf{h}) = \min_{\mathbf{H}} \|\mathbf{S}\mathbf{h} - \mathbf{h}_p\|^2$ 加权矩阵用 \mathbf{F} 表示为

$$\mathbf{F}(i, j) = \frac{|m_i - m_j| + |n_i - n_j|}{(\alpha + \gamma)|m_i - m_j| + (1 + \alpha - \gamma)|n_i - n_j|} \quad (10)$$

于是系统的权重矩阵可以改写为两个矩阵的哈达玛积

$$\mathbf{W}_{\text{weighted}} = \mathbf{W}_{\text{unweighted}} \odot \mathbf{F} \quad (11)$$

最后，对 $\mathbf{W}_{\text{weighted}}$ 的数据简单处理，只保留每个节点最大的 q 个节点的连接值，就能得到 OFDM

系统的邻接矩阵 \mathbf{W}

$$\mathbf{W}(i, :) = \max_q \mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, :) \quad (12)$$

在高速场景下 $\gamma = 0$ ，此时式(9)为

$$\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j) = \frac{\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j) \times (|m_i - m_j| + |n_i - n_j|)}{\alpha|m_i - m_j| + (1 + \alpha)|n_i - n_j|}。高$$

移动性环境下，快变的信道产生了多普勒频移，形成时间选择性衰落。移动速度越高，时间选择性衰落越强。此时，在同一子载波上的资源粒子，

$$m_i = m_j, \mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j) = \frac{\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j)}{(1 + \alpha)}$$

的资源粒子节点之间连接强度降低，这样表明了时间选择性衰落变强。对于同一个 OFDM 符号，

$$n_i = n_j, \mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j) = \frac{\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j)}{\alpha}$$

资源粒子节点间连接强度变高。这个加权的方式，强调了时间选择性衰落造成的影响。表明高速场景中，时间选择性衰落强度高于频率选择性强度。

在低速场景中， $\gamma = 1$ ，此时式(9)改写为

$$\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j) = \frac{\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j) \times (|m_i - m_j| + |n_i - n_j|)}{(1 + \alpha)|m_i - m_j| + \alpha|n_i - n_j|}。移$$

速较低，时间选择性衰落并不明显。同时考虑 OFDM 本身具有抗频率选择性衰落的特性。此时，在同一子载波上的资源粒子， $m_i = m_j$ 、

$$\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j) = \frac{\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j)}{\alpha}$$

号， $n_i = n_j$ 、 $\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j) = \frac{\mathbf{W}_{\text{weighted}}(i, j)}{1 + \alpha}$ ；这样的设置表明在低速场景下，符号的时间相关性并没有受到很大的破坏，频率选择性衰落是主要影响。总而言之，在体现资源粒子相关性强弱的邻接矩阵权重设置时，本文认为时间选择性衰落和频率选择性衰落在不同程度地变化着，故而放大或缩小节点之间的权重，得到合适的邻接矩阵。

2.2 导频设计方法

一个图信号 \mathbf{f} 的傅里叶变换和图傅里叶逆变换^[28]可以分别被表示为

$$\tilde{\mathbf{f}} = \mathbf{U}^T \mathbf{f} \quad (13)$$

$$\mathbf{f} = \mathbf{U} \tilde{\mathbf{f}} \quad (14)$$

其中， $\tilde{\mathbf{f}}$ 是图傅里叶系数， \mathbf{U} 是拉普拉斯矩阵 \mathbf{L} 分解之后的基矩阵， $\mathbf{L} = \mathbf{U}^T \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}$ 。

当图信号 f 的图傅里叶系数 \tilde{f} 只有前 K 个元素非零或者仅仅是前 K 个图傅里叶分量 V_K , $V_K = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 的线性组合时, 该图信号被定义为 K 带限图信号, K 是图信号的带宽。此时的图信号可以表示为 $f = \sum_{i=1}^k \tilde{f}_i u^i = V_K \tilde{f}_K$, V_K 是拉普拉斯矩阵 L 分解之后的基矩阵 U 的前 K 列, 所有 K 带限信号的空间称为佩利-维纳空间, 并表示为 $PW_K(G)$ 。

图采样重建定理中, 如果获得集合的采样指示算子 Ψ 构成的矩阵满足以下的定理, 就可能选择合适的恢复矩阵实现完美恢复^[28]

$$\text{rank}(\Psi V_K) = K \quad (15)$$

其中, Ψ 表示图采样指示算子, $\Psi_{i,j} = \begin{cases} 1, & j = M_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, 用 $U_{s,K}$ 表示 ΨV_K 。假设定义的采样矩阵是一个合格的采样算子, 那么恢复信号

$$\tilde{f}_e = \Phi f_M = \Phi \Psi f + \Phi e = f + \Phi e \quad (16)$$

其中, f_M 是采样信号, f 表示原始信号, Φ 是恢复矩阵, $\Phi = V_K A$, A 由计算 ΨV_K 的逆矩阵或者伪逆获得的矩阵, e 是噪声。于是恢复信号的噪声

$$\|\tilde{f} - f\|_2 = \|\Phi e\|_2 = \|V_K A e\|_2 \leq \|V_K\|_2 \|A\|_2 \|e\|_2 \quad (17)$$

其中, V_K 和 $\|e\|_2$ 是固定值。为了使式(17)的值尽可能地小, 问题转化为使 A 具有尽可能小的谱范数, 等价于取 ΨV_K 的最小奇异值的最大值

$$M^{\text{opt}} = \arg \max_{\Psi} \sigma_{\min}(\Psi V_K) \quad (18)$$

其中, M^{opt} 是通过最大化最小特征值^[29]得到的采样点集合。

对于带限图信号, 定义所采集的采样点集合定义为 $M = (M_0, \dots, M_{M-1})$, $M_i \in \{0, 1, \dots, N-1\}$ 。得到采样集合之后, 需要对其进行简单的处理。采样集合的每个元素值对应采样位置, 定义长度为 NM 的向量 s 为指示向量, s 中对应于 $M(k)$ 的位置的值置 1, 其他置 0。采样矩阵由 s 重构。

在以上分析基础上, 本文提出一种基于加权图拓扑的最大化最小特征值的贪心算法进行导频方案的选择。在确定子载波数 M 、OFDM 符号个数 N 和导频数量 P 的情况下, 得到 L 矩阵。本文将导频设计问题建模为图信号采样问题, 因此, 导频数量 P 同时也是采样点数。信道数据是局部平滑、近似

带限的。设置带宽 K 等于采样点数 P , 获得图傅里叶基矩阵的前 K 列, 得到 V_K 。利用式(17)的贪心算法逐点选择导频点的位置, 最终获得当前信道的导频图案, 进行信道估计, 基于加权图拓扑的最大化最小特征值的贪心采样算法见算法 1。

在实际系统中, 考虑到信道增益在空间上通常具有平滑性, 本文将其视为具有一定带宽的近似带限图信号, 因此, 为了实现完美恢复应有 $K \leq P$ 。然而, 在信道估计这一场景下带宽这一重要参数却难以获得, 根本原因在于图拉普拉斯矩阵不可知。为了在图信号带宽未知情况下保证信号恢复性能, 本文假设在实际工程应用中总是会选择足够量的导频 P , 因而进一步假定信道的带宽 K 不会高于采样点数 P 。在这一假设下, 本文假设 $K=P$, 作为对图信号带宽较为宽松的估计。这一假设适用于导频数目足够的情况。而当导频数目不足时, $K=P$ 相当于只截取了部分图频域信息来进行信道估计, 此时会有一些带外信息被遗漏, 造成误差平台。

算法 1 基于加权图拓扑的最大化最小特征值的贪心采样算法

输入: N 、 M 、 α 、 γ 、 q 、 K 、 s

输出: S

步骤 1 构造图拓扑, 计算加权邻接矩阵 W 。

$1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M$

$$W_{\text{unweighted}}(i, j) = [(m_i - m_j)^2 + (n_i - n_j)^2]^{-1/2}$$

$$F(i, j) = \frac{|m_i - m_j| + |n_i - n_j|}{(\alpha + \gamma)|m_i - m_j| + (1 + \alpha - \gamma)|n_i - n_j|}$$

$$W_{\text{weighted}} = W_{\text{unweighted}} \odot F$$

$1 \leq i \leq N$

$$W(i, :) = \max_q W_{\text{weighted}}(i, :)$$

步骤 2 计算拉普拉斯矩阵 L , SVD 分解得到基矩阵 U 。

$$L = D - W = U^T A U$$

$$V_{(K)} = U(:, 1:K)$$

步骤 3 采样点选择。

$|M| < K$

$$m = \arg \max_i \sigma_{\min} \left((V_{(K)})_{M+\{i\}} \right)$$

$$M \leftarrow M + \{m\}$$

$|M| < K$

返回 $M^{\text{opt}} = M$

步骤 4 获得采样矩阵

$$s(\mathbf{M}^{\text{opt}}(k)) = 1, k = 1, 2, \dots, K$$

$$\mathbf{S}_{N \times M} \leftarrow \mathbf{s}$$

2.3 基于图平滑性约束的信道估计方法

将时频信道建模为图信号后, 信道估计问题可以建模为图信号的重建问题。图的重建可以利用一致性恢复进行, 本文将平滑性条件用于约束信道数据, 采取基于图信号平滑性约束的图信号重建方案。

1) 一致性恢复

为了表述图的抽样问题, 首先表述唯一集^[30]的概念。

唯一集: 如果任何两个属于空间 $\text{PW}_\kappa(G)$ 的信号, 获得的采样集重合, 那么子集 $\mathbf{M} \subset \mathbf{V}$ 是空间集合 $\text{PW}_\kappa(G)$ 的唯一采样集, $\forall \mathbf{f}, \mathbf{g} \in \text{PW}_\kappa(G), \mathbf{f}(\mathbf{s}) = \mathbf{g}(\mathbf{s}) \Rightarrow \mathbf{f} = \mathbf{g}$ 。

已知 $\mathbf{f}_M = \Psi \mathbf{f}$, 同时对于任意的 $\mathbf{f} \in \text{PW}_\kappa(G)$ 可以将 \mathbf{f} 改写为 $\mathbf{f} = \mathbf{V}_\kappa \tilde{\mathbf{f}}_\kappa$ 。因此对于任何 $\text{PW}_\kappa(G)$ 空间的信号, 需要满足 $\Psi \mathbf{V}_\kappa \tilde{\mathbf{f}}_\kappa = \mathbf{U}_{s\kappa} \tilde{\mathbf{f}}_\kappa \neq \mathbf{0}, \forall \tilde{\mathbf{f}}_\kappa \neq \mathbf{0}$ 。如果 $\mathbf{U}_{s\kappa}$ 列满秩, 对于任意 $\hat{\mathbf{f}} \in \text{PW}_\kappa(G)$, 都可以通过 $\mathbf{f}_M = \mathbf{V}_\kappa \tilde{\mathbf{f}}_\kappa$ 的唯一最小二乘解实现唯一性重建^[31]

$$\hat{\mathbf{f}} = \mathbf{V}_\kappa \mathbf{U}_{s\kappa}^+ \mathbf{f}_M \quad (19)$$

其中, $\mathbf{U}_{s\kappa}^+$ 是 $\mathbf{U}_{s\kappa}$ 的伪逆。对应的信道估计的表达式为

$$\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{V}_\kappa \mathbf{U}_{s\kappa}^+ \mathbf{h}_P \quad (20)$$

其中, \mathbf{h}_P 是导频处信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_P$ 。

2) 基于平滑性约束的图信号重建

恢复图信号时, 通常利用图信号本身具有的相关性。相关性分为两个部分, 第一部分为全局相关性, 即每次观测的信号都来自有限的模式; 第二部分为局部相关性, 即平滑性^[32]。平滑性指出, 基于给定拓扑, 图信号在空间上都应该是缓慢变化的, 即平滑的。针对单一时刻采样的实数信号 \mathbf{x} , 一种典型的平滑性的数学表示为

$$S(\mathbf{x}) = \|\mathbf{L}^{1/2} \mathbf{x}\|_2^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{L} \mathbf{x} = \frac{1}{2} \sum_{m \in \mathbf{V}} \sum_{n \in \mathbf{V}} w_{mn} (x_m - x_n)^2 \quad (21)$$

图信号里面说明, $S(\mathbf{x})$ 越小, 该信号就越平滑。图信号的平滑性约束通常针对实信号, 而 OFDM 时频资源粒子的信道数据通常是复数。对此, 考虑到在 OFDM 系统中每个时频资源粒子所对应信道的实部和虚部经历了几乎相同的多普勒扩展和频率选择衰落, 本文假设实部和虚部系数所构成的图信

号具有类似的邻接矩阵, 据此对信道系数的实部和虚部设计了同样的图拉普拉斯矩阵 \mathbf{L} 。在这一假设下, 本文将复数信号 x 的实部 x_R 和虚部 x_I 的平滑性约束合并表示为

$$\begin{aligned} S(\mathbf{x}) &= \mathbf{x}^H \mathbf{L} \mathbf{x} \\ &= (\mathbf{x}_R - \mathbf{j} \mathbf{x}_I)^H \mathbf{L} (\mathbf{x}_R - \mathbf{j} \mathbf{x}_I) \\ &= \mathbf{x}_R^T \mathbf{L} \mathbf{x}_R - \mathbf{j} \mathbf{x}_R^T \mathbf{L} \mathbf{x}_I + \mathbf{j} \mathbf{x}_I^T \mathbf{L} \mathbf{x}_R + \mathbf{x}_I^T \mathbf{L} \mathbf{x}_I \end{aligned} \quad (22)$$

考虑拉普拉斯矩阵的对称特性且平滑性约束实质为标量, 有 $\mathbf{x}_R^T \mathbf{L} \mathbf{x}_I = (\mathbf{x}_I^T \mathbf{L} \mathbf{x}_R)^T = \mathbf{x}_I^T \mathbf{L} \mathbf{x}_R$, 于是式(22)中 $S(\mathbf{x})$ 实质为

$$S(\mathbf{x}) = \mathbf{x}_R^T \mathbf{L} \mathbf{x}_R + \mathbf{x}_I^T \mathbf{L} \mathbf{x}_I \quad (23)$$

因此, 本文中定义的 $S(\mathbf{x})$ 可以视作对复数信号实部和虚部的平滑性约束。于是, 对于 OFDM 系统, 由于信道自身的特性, 在设计合适的邻接矩阵后, 信道图信号就应该具有局部平滑性。在相关性强的地方信道变化应该是缓慢的, 因此, 利用 $\mathbf{h}^H \mathbf{L} \mathbf{h}$ 作为平滑性约束项

$$\begin{aligned} \mathbf{h}^H \mathbf{L} \mathbf{h} &= \mathbf{x}_R^T \mathbf{L} \mathbf{x}_R + \mathbf{x}_I^T \mathbf{L} \mathbf{x}_I = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{m \in \mathbf{V}} \sum_{n \in \mathbf{V}} w_{mn} (x_{Rm} - x_{Rn})^2 + \frac{1}{2} \sum_{m \in \mathbf{V}} \sum_{n \in \mathbf{V}} w_{mn} (x_{Im} - x_{In})^2 \end{aligned} \quad (24)$$

利用图信号的平滑性约束项, 将信道估计的问题建模为图信号的采样和恢复问题, 形成如下优化问题。

$$f(\mathbf{h}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{S} \mathbf{h} - \mathbf{h}_P\|_2^2 + \mu \mathbf{h}^H \mathbf{L} \mathbf{h} \quad (25)$$

其中, \mathbf{h} 表示目标信道估计矩阵, \mathbf{L} 表示拉普拉斯矩阵, 由所设计的邻接矩阵 \mathbf{w} 计算得到, \mathbf{S} 是通过 \mathbf{M}^{opt} 指导得到的导频矩阵, 也就是导频图案设计方案, \mathbf{h}_P 是导频处信道估计值。

对问题(25)进行求解, 信道数据是一组复数数据, 首先对式(25)求导

$$\Delta f = \mathbf{S}^T (\mathbf{S} \mathbf{h} - \mathbf{h}_P) + \mu \mathbf{L} \mathbf{h}^* \quad (26)$$

此时, 不能直接得到信道估计值的闭式解。将 $\mathbf{h} = \mathbf{x}_R - \mathbf{j} \mathbf{x}_I$ 代入式(26)

$$\begin{aligned} \Delta f &= \mathbf{S}^T (\mathbf{S} \mathbf{h} - \mathbf{h}_P) + \mu \mathbf{L} \mathbf{h}^* \\ &= \mathbf{S}^T (\mathbf{S} (\mathbf{x}_R - \mathbf{j} \mathbf{x}_I) - (\mathbf{x}_{RP} - \mathbf{j} \mathbf{x}_{IP})) + \mu \mathbf{L} (\mathbf{x}_R + \mathbf{j} \mathbf{x}_I) \\ &= \mathbf{S}^T (\mathbf{S} \mathbf{x}_R - \mathbf{x}_{RP}) + \mu \mathbf{L} \mathbf{x}_R - \mathbf{j} [\mathbf{S}^T (\mathbf{S} \mathbf{x}_I - \mathbf{x}_{IP}) + \mu \mathbf{L} \mathbf{x}_I] \end{aligned} \quad (27)$$

令 $\Delta f = 0$ ，等价于令实部虚部分别等于 0。计算得到

$$\hat{\mathbf{x}}_R = (\mathbf{S}^T \mathbf{S} + 2\mu \mathbf{L})^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{x}_{RP} \quad (28)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_I = (\mathbf{S}^T \mathbf{S} + 2\mu \mathbf{L})^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{x}_{IP} \quad (29)$$

最终得到信道估计值

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{h}} &= \hat{\mathbf{x}}_R - \mathbf{j}\hat{\mathbf{x}}_I = \\ &(\mathbf{S}^T \mathbf{S} + 2\mu \mathbf{L})^{-1} \mathbf{S}^T (\mathbf{x}_{RP} - \mathbf{j}\mathbf{x}_{IP}) = \\ &(\mathbf{S}^T \mathbf{S} + 2\mu \mathbf{L})^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{h}_p \end{aligned} \quad (30)$$

本文所提基于平滑性的方法进行信道估计时，式(30)的计算涉及矩阵求逆，其复杂度为 $O((NM)^3)$ ；作为对比，LMMSE 估计的复杂度是 $O(P^3)$ ；稀疏方法 OMP 进行信道估计时的复杂度是 $O(L^2D)$ ，这里 D 是测量矩阵的元素数量， L 是非零信道抽头个数。由此可以看出，本文方法的复杂度由子载波数和 OFDM 符号数共同决定，在二者较大时复杂度很高。但是本文的导频图案是面向每一帧设计的，在实际操作中子载波数和 OFDM 符号数都是针对一帧数据所占用的资源。在 LTE 3GPP TS 36.211 中，给出的每一帧资源块的子载波数和传输的符号数都是较小的。在实际系统中（特别是物联网通信场景），单个用户占用的资源块较少，所占用的带宽一般远小于总带宽。面向用户而言，本文所设计的恢复算法的复杂度整体并不高。

3 仿真结果

本文在时频双选信道下对所提方法的性能进行了仿真验证。不失一般性，在仿真中设置一帧 OFDM 信号包含 14 个符号，每个符号被调制到 24 个子载波数上，并使用 16QAM 调制方式。仿真中，本文采用 3GPP 无线衰落信道模型，并在高速和低速两种通信场景对所提方法进行了验证，对比方案为 3GPP 采用的均匀导频方案（如图 2，以下称为标准导频方案），同时仿真符号数和占用带宽较小，不适用基扩展 (basis expansion model) 模型^[33-34]，对比信道估计性能时采用 LMMSE 信道估计方法。本文用均方误差 (MSE, mean square error) 和误比特率 (BER, bit error rate) 来描述信道估计性能。BER 指信号传输过程中错误比特数的占比，MSE 由式(31)、式(32)计算得出。

$$\text{MSE}_{\mathbf{h}} = E\left(\|\mathbf{h} - \mathbf{h}_{\text{estimated}}\|_2^2\right) \quad (31)$$

$$\text{MSE}_{\mathbf{h}}(\text{dB}) = 10 \lg\left(E\left(\|\mathbf{h} - \mathbf{h}_{\text{estimated}}\|_2^2\right)\right) \quad (32)$$

针对参数 q 的选取问题，本文分别使用所提导频设计方法和标准导频，利用基于平滑性的信道估计方法进行信道估计。以高速场景为例，进行实验仿真，均方误差随连接节点变化如图 3 所示。标准导频下进行基于图平滑约束的信道估计， $q=8$ 时有一个很明显的低点，在这个点获得标准导频下的最优性能。而基于所提导频，在 $q>6$ 后信道估计性能会随着连接点数增加而降低。因为连接点数越多，其结构矩阵的稀疏性越差，恢复性能就越差。在实际仿真中，结构矩阵一开始就会定下来。为了平衡两者的性能，使得邻接矩阵最大限度适合大多数的导频模型，不失一般性，本文最终选择的是 $q=8$ 。

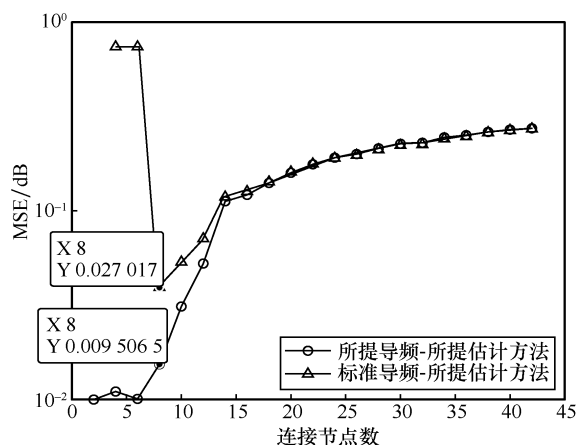
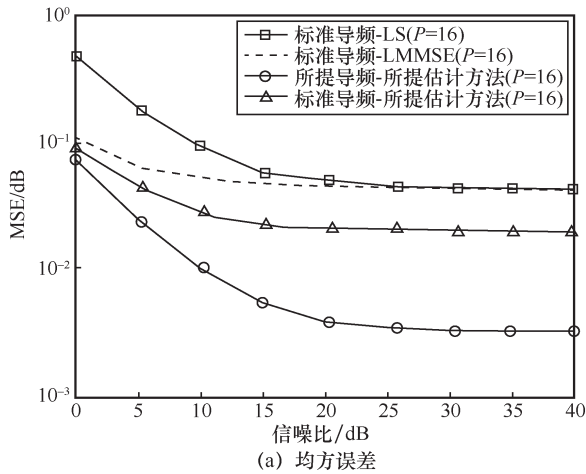
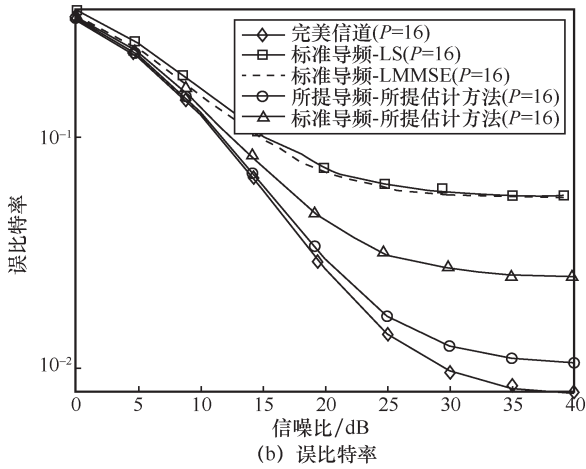


图3 均方误差随连接节点变化

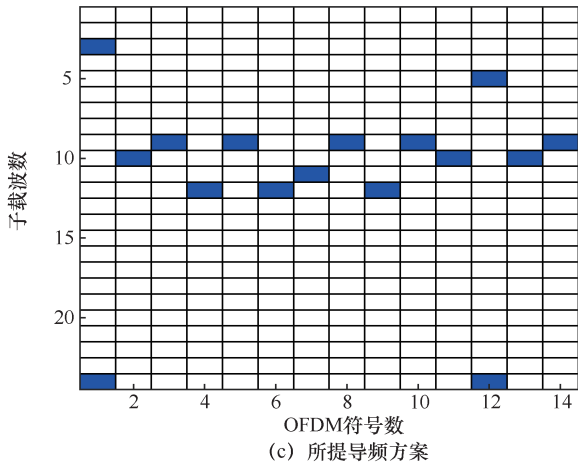
在高速场景下，本文设置 $v=300$ km/h、 $\alpha=0.15$ 、 $\gamma=0$ 、导频 $P=16$ ，分别仿真了标准导频-LMMSE 算法和所提的图信号方法，同时对所提导频方案利用图信号方法也进行了信道估计。高速场景下仿真结果如图 4 所示，图 4(a)和图 4(b)分别展示了均方误差和误比特率的结果。可以看出，在高速场景下所提方法的信道估计性能优于 LMMSE 方法。仿真结果说明，导频位置选择对信道估计的性能有显著影响，而所提导频图案能够更好地实现信道估计性能。所提导频方案如图 4(c)所示，可以发现，此时导频多数集中在中间几个载波上，这与设计邻接矩阵的分析相一致，即在高速移动的场景中，由于多普勒效应，信道随时间快速变化，相应的采样方案应能够将更多导频资源用于捕捉这一变化；同时所提方案中，依然有零星导频被放置于带宽的起始和终止位置附近，显示出对频域信息采样准确度的权衡考虑。



(a) 均方误差



(b) 误比特率

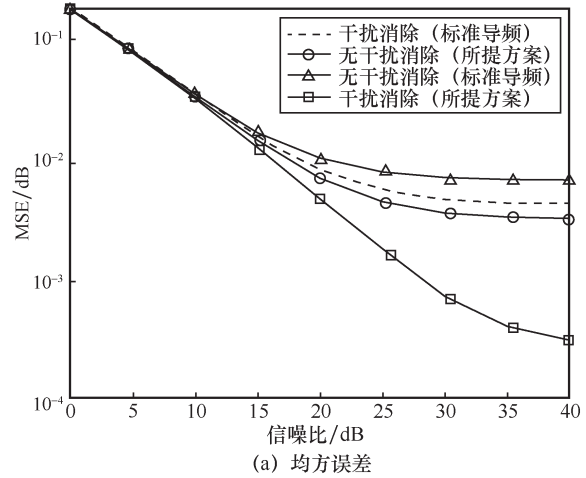


(c) 所提导频方案

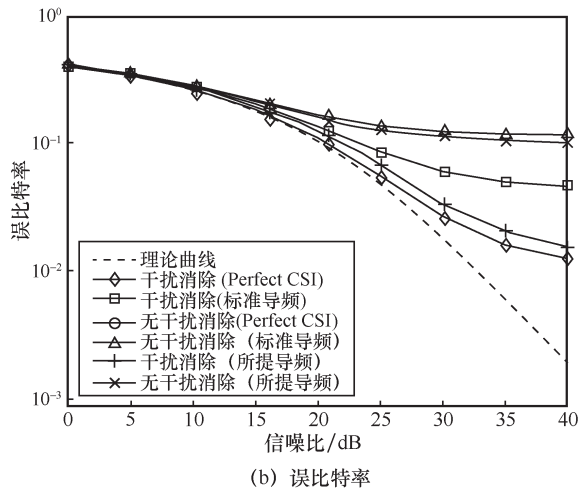
图4 高速场景下仿真结果

同时，对比文献[8]仿真结果如图5所示，仿真参数设置与文献[8]保持一致，设置导频数为16，移速为 $v=500\text{ km/h}$ 、 $\alpha=0.4$ 、 $\gamma=0$ 。可以看出，在没有进行干扰消除之前，基于图信号方法的信道估计较文献[8]只有很小的优势，但是经过干扰消除后，基于图信号方法选择的导频点具有更好的性能。这说明导频点的选择不当引起的干扰会更强，而图信号方法考虑

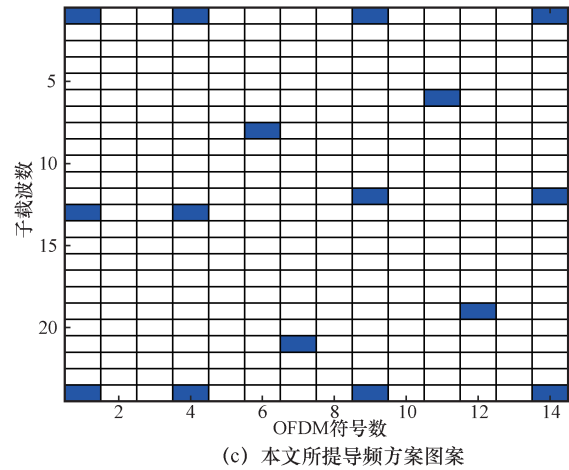
结构信息后能够选择更合适的位置，在同样环境和方法时更利于基于相关性方法的信道估计。基于图信号方法的本文所提导频方案图案如图5(c)所示，和标准图案一样是离散分布的，但是更多分布在四周的位置，在这种超高速的情况下，时间和频率选择性衰落都显著增强，故而所选点分布离散。



(a) 均方误差



(b) 误比特率



(c) 本文所提导频方案图案

图5 对比文献[8]仿真结果

同时，本文也对低速场景下的导频设计和信道估计进行了仿真，低速场景下仿真结果如图6所示。仿真中终端移动速度为 $v=10\text{ km/h}$ 、 $\alpha=0.5$ 、导频 $P=16$ 、 $\gamma=1$ 。图6(a)、图6(b)分别展示了的MSE和BER的仿真结果，可以发现，所提方案和LMMSE方法的信道估计性能在中低信噪比下基本差别不

大，MSE 优于 LS 但是逊于 LMMSE 方法。此外，导频图案如图6(d)，16个导频的位置大部分集中在边缘位置，中间只有少量的导频。说明低速场景中信道变化慢，不需要太多的导频应对信道时变。

图6(c)展示了20 dB下平坦信道下图信号方法信道估计的MSE随带宽 K 的变化的结果图，根据

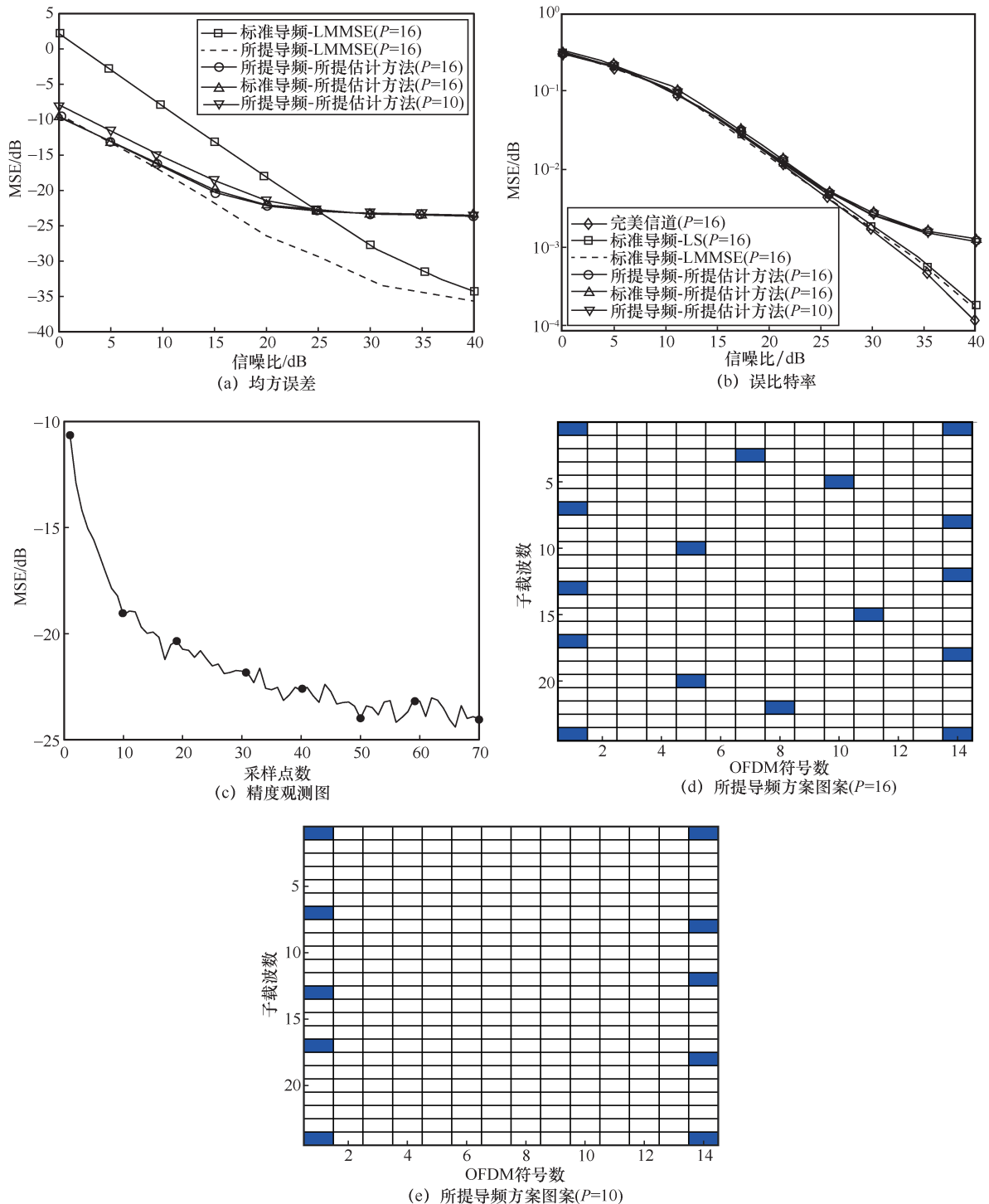


图6 低速场景下仿真结果

结果图, 根据 20 dB 选择 10^{-2} 的精度, 选取 $P=10$, 如图 6(a)、图 6(b) 中绿色的线, 尽管 MSE 的精度有一定的损失, 但是可以看到此时 BER 相差不大, 平衡估计精确度和资源之后, 说明导频的数目在信道平坦时量是可以减少的。同时可以发现, $P=10$ 时, 导频选择舍弃了中间的 6 个点, 均匀地选择了两边的 10 个点。说明在平坦信道下, 信道变化不大, 不需要集中布置采样点, 也不需要过多的导频, 由于信道变化平缓, 选择边缘节点的信道放置导频, 就可以实现比较准确的数据传输。图 6(d) 和图 6(e) 分别展示了选取 $P=16$ 和 $P=10$ 的导频图案。

基于此, 在高速场景下, 所提导频设计方法能够提升信道估计性能, 明显优于常用的 LMMSE 算法, 在已经确定采样数目的情况下, 能够在高速场景下提升信道估计的性能; 在低速场景中, 可以在保证恢复性能几乎无差别的同时节约导频资源。。同时, 所提方法不需要信道先验数据, 而只需要考虑信道的移速和时频资源块这样的基本结构信息, 是一种简单有效的导频设计和信道估计方案。本文提出了一种基于图信号方法的导频设计方案, 相应的提出一种基于图平滑的信道估计方案, 将图信号应用到通信场景中, 说明了图信号应用的潜力。仿真计算 BER 时, 简单使用了低复杂度的 “one tap” 均衡, 没有进行干扰消除。这也是后续的工作需要跟进研究的地方。

4 结束语

本文针对 OFDM 系统提出一种基于图信号处理的导频设计和信道估计方案。通过将 OFDM 信道时频资源块建模为图信号, 将导频图案设计问题转换为图采样问题, 提出一种基于加权图拓扑导频图案设计方法; 将信道估计问题转换为图信号的采样重建问题, 提出一种基于图平滑性约束的信道估计方法。所提方法在高速场景下的信道估计性能优于传统 LMMSE 方案, 在低速场景下能够有效节约导频资源。所提导频设计方案融合了信道的空时结构信息, 能够根据信道特点自适应灵活调整, 适用于车联网等复杂多样的物联网场景。

参考文献:

- [1] 孙其博, 刘杰, 黎彝, 等. 物联网: 概念、架构与关键技术研究综述[J]. 北京邮电大学学报, 2010, 33(3): 1-9.
SUN Q B, LIU J, LI S, et al. Internet of things: summarize on concepts, architecture and key technology problem[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2010, 33(3): 1-9.
- [2] NGUYEN D C, DING M, PATHIRANA P N, et al. 6G internet of things: a comprehensive survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(1): 359-383.
- [3] FAN Y J, LI H, SONG S S, et al. Structured compressed sensing-based time-frequency joint channel estimation for MIMO-OFDM systems[C]//Proceedings of 2018 13th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 2006-2010.
- [4] YANG Y W, GAO F F, MA X L, et al. Deep learning-based channel estimation for doubly selective fading channels[J]. IEEE Access, 2019, 7: 36579-36589.
- [5] OH J H, KIM J G, LIM J T. On the design of pilot symbols for OFDM systems over doubly-selective channels[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(12): 1335-1337.
- [6] FENG M, HONG J. An improved channel estimation algorithm based on DFT in OFDM system[C]//Proceedings of 2020 International Conference on Computer Information and Big Data Applications (CIBDA). Piscataway: IEEE Press, 2020: 321-325.
- [7] ZHAO Y R, ZHAO W J, WANG G P, et al. AoA-based channel estimation for massive MIMO OFDM communication systems on high speed rails[J]. China Communications, 2020, 17(3): 90-100.
- [8] NISSEL R, ADEMAJ F, RUPP M. Doubly-selective channel estimation in FBMC-OQAM and OFDM systems[C]//Proceedings of 2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [9] CHEN J C, WEN C K, TING P G. An efficient pilot design scheme for sparse channel estimation in OFDM systems[J]. IEEE Communications Letters, 2013, 17(7): 1352-1355.
- [10] REN X, SHAO X F, TAO M X, et al. Compressed channel estimation for high-mobility OFDM systems: pilot symbol and pilot pattern design[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2015: 4553-4557.
- [11] REN X, CHEN W, TAO M X. Position-based compressed channel estimation and pilot design for high-mobility OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(5): 1918-1929.
- [12] ABU HASSAN M S, AHMAD R B. Variable pilot channels estimation based on block type and comb-type pilot arrangement in OFDM system[C]//Proceedings of 2016 3rd International Conference on Electronic Design (ICED). Piscataway: IEEE Press, 2016: 99-102.
- [13] NASSER A, MUTA O, ELSABROUTY M. Pilot-assisted sparse channel estimation based on mutual incoherence property[C]//Proceedings of 2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [14] XIAO S Y, JIN Z G, CHEN Y, et al. Joint mutual coherence and total coherence pilot design for OFDM channel estimation[J]. IEEE Access, 2021, 9: 144536-144547.
- [15] HE S J, ZHANG Q, QIN J Y. Pilot pattern design for two-dimensional OFDM modulations in time-varying frequency-selective fading channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(2): 1335-1346.
- [16] CHEN J Q, ZHANG X, ZHANG P. Bayesian learning for BPSO-based pilot pattern design over sparse OFDM channels[C]//Proceedings of ICC 2020-2020 IEEE International Conference on Communications.

- Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [17] SOLTANI M, POURAHMADI V, SHEIKHZADEH H. Pilot pattern design for deep learning-based channel estimation in OFDM systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(12): 2173-2176.
- [18] SANDRYHAILA A, MOURA J M F. Discrete signal processing on graphs[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(7): 1644-1656.
- [19] WANG X H, LIU P F, GU Y T. Local-set-based graph signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(9): 2432-2444.
- [20] YANG Y D, ZHANG S, GAO F F, et al. Graph neural network-based channel tracking for massive MIMO networks[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(8): 1747-1751.
- [21] DAO H T, KIM S. Vertex graph-coloring-based pilot assignment with location-based channel estimation for massive MIMO systems[J]. IEEE Access, 2018, 6: 4599-4607.
- [22] HMDA W H, MEGHDADI V, BOUALLEGUE A, et al. Graph coloring based pilot reuse among interfering users in cell-free massive MIMO[C]//Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Communications Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [23] 3GPP. Technical specification group radio access network; evolved universal terrestrial radio access (E-UTRA); physical channels and modulation: TS 36.211[S]. 2019.
- [24] OZDEMIR M K, ARSLAN H. Channel estimation for wireless of dm systems[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2007, 9(2): 18-48.
- [25] SHIN C, ANDREWS J G, POWERS E J. An efficient design of doubly selective channel estimation for OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2007, 6(10): 3790-3802.
- [26] PETER M DJURIC. Cooperative and graph signal processing[M]. Amsterdam: Elsevier, 2018.
- [27] SAKIYAMA A, TANAKA Y, TANAKA T, et al. Eigen decomposition-free sampling set selection for graph signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(10): 2679-2692.
- [28] ANIS A, GADDE A, ORTEGA A. Efficient sampling set selection for band limited graph signals using graph spectral proxies[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(14): 3775-3789.
- [29] ANIS A, GADDE A, ORTEGA A. Towards a sampling theorem for signals on arbitrary graphs[C]//Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2014: 3864-3868.
- [30] MAO X H, QIU K, LI T J, et al. Spatio-temporal signal recovery based on low rank and differential smoothness[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(23): 6281-6296.
- [31] STANKOVIC L, MANDIC D, DAKOVIC M, et al. Graph signal processing: part III: machine learning on graphs, from graph topology to applications[EB]. 2020.
- [32] GOU J, YI Z, DU L, et al. A local mean-based k-nearest centroid neighbor classifier[J]. The Computer Journal, 2012, 55(9): 1058-1071.
- [33] CHENG P, CHEN Z, RUI Y, et al. Channel estimation for OFDM systems over doubly selective channels: a distributed compressive sensing based approach[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(10): 4173-4185.
- [34] REN X, SHAO X F, TAO M X, et al. Compressed channel estimation for high-mobility OFDM systems: pilot symbol and pilot pattern design[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2015: 4553-4557.

[作者简介]



何彬（1996- ），女，西安交通大学硕士生，主要研究方向为图信号处理及其在物联网中的应用。



李国兵（1979- ），男，博士，西安交通大学副教授，主要研究方向为物联网技术、无线通信技术和图信号处理技术等。



陈源（1992- ），男，西安交通大学硕士生，主要研究方向为物联网中的大规模图信号采样与重建。



张国梅（1978- ），女，博士，西安交通大学副教授，主要研究方向为物联网和移动通信系统关键技术、导航卫星系统定位与抗干扰技术等。