



XXXX

基于后验加权更新的OFDM/FBMC双选择性信道全矩阵估计方法

杨黎明, 杨坤, 陈樑

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘 要: 针对双选择性信道条件下OFDM/FBMC系统中传统IR方法容易受到错误数据反馈干扰, 导致误差传播并在高信噪比区域出现性能平台的问题, 本文提出一种基于后验加权的预测基系数域更新方法。该方法利用当前信道估计得到数据符号的后验均值与后验方差, 在预测基系数域内构建加权修正模型, 实现全矩阵信道估计的重构。在此基础上, 进一步给出了SoftMean和SoftVar两种实现形式。仿真结果表明, 所提方法在中高信噪比区间均优于原始IR方法, 且优势随信噪比升高更加明显。在35 dB信噪比条件下, 所提方法相较原始IR在全矩阵信道估计中的NMSE改善约4 dB, 在导频位信道估计中的NMSE改善约2 dB。本文进一步分析了所提方法的计算复杂度, 结果表明, 新增计算主要来源于后验统计量计算和预测基系数域加权求解。

关键词: 双选择性信道; 全矩阵信道估计; MIR相关预测; 预测基系数域更新; 后验置信加权

中图分类号: TN929.5

文献标志码:

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.

Posterior-Weighted Update-Based Full-Matrix Channel Estimation for Doubly Selective OFDM/FBMC Channels

YANG Liming, YANG Kun, Chen Liang

School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications,
Chongqing 400065, China

Abstract: For OFDM/FBMC systems over doubly selective channels, the conventional interference removal (IR) method is susceptible to erroneous data feedback, which leads to error propagation and a performance floor in the high-SNR region. To address this issue, a posterior-weighted prediction-basis coefficient-domain update method is proposed. Based on the current channel estimate, the posterior mean and posterior variance of the data symbols are obtained, and a weighted correction model is constructed in the prediction-basis coefficient domain to reconstruct the full-matrix channel estimate. On this basis, two implementation forms, namely SoftMean and SoftVar, are further de-

收稿日期: 2026-03-24; 修回日期: 2026-05-12

通信作者: 杨坤, 1446207898@qq.com

基金项目: 重庆市自然科学基金创新发展联合基金(中国星网)(No.CSTB2023NSCQ-LZX0114)

Foundation Items: Chongqing Natural Science Foundation Innovation and Development Joint Fund (SatNet) (No.CSTB2023NSCQ-LZX0114)



veloped. Simulation results show that the proposed method outperforms the original IR method in the medium- and high-SNR regions, and that the performance advantage becomes more pronounced as the SNR increases. At an SNR of 35 dB, compared with the original IR method, the proposed method achieves an NMSE improvement of approximately 4 dB for full-matrix channel estimation and approximately 2 dB for pilot-position channel estimation. The computational complexity of the proposed method is also analyzed, and the results indicate that the additional computational cost mainly arises from the calculation of posterior statistics and the weighted solution in the prediction-basis coefficient domain.

Key words: Doubly selective channels, Full-matrix channel estimation, MIR-based correlation prediction, Prediction-basis coefficient-domain updating, Posterior confidence weighting

1 引言

在高速铁路、车联网、无人机通信以及低轨卫星等高速移动场景下,无线信道通常同时表现出明显的时间变化和频率扩散特性,即双选择性衰落^[1]。此时,接收符号不仅与当前时频位置上的发送符号有关,还会受到周围时频位置符号的干扰,导致信号之间出现复杂的时频耦合。对于这类信道,仅采用准静态条件下的单抽头(one-tap)对角模型已经难以满足刻画精度要求^[2],因此,如何在双选择性信道条件下实现高精度且稳定的信道估计,已成为多载波系统接收机设计中需要重点解决的问题^[3]。

正交频分复用(OFDM)和滤波器组多载波(FBMC)是两类具有代表性的多载波传输体制^[4]。对于OFDM系统,时变信道会破坏子载波之间的正交性,进而产生载波间干扰和符号间干扰^[1];对于FBMC系统,除了信道时变带来的耦合效应外,还存在由实正交结构引起的固有干扰^[5]。尽管二者的形成机制有所不同,但从离散等效表示的角度来看,这些干扰都表现为时频域等效信道矩阵中的非对角项。故在双选择性信道条件下,仅估计对角分量已难以充分描述真实的信号干扰关系^{[6][7]},有必要直接面向等效全矩阵信道进行建模和估计^[8]。

针对双选择性条件下的多载波信道估计,现有研究大体上可以归纳为两种思路。一种做法仍

以对角信道或局部邻域信道为基础,借助导频插值、基展开建模以及低复杂度均衡等手段,对时频耦合效应进行近似描述^[9];另一种做法则直接从非对角干扰出发,对等效全矩阵信道进行建模和恢复^{[8][10]}。前者复杂度较低,但在强时频扩展条件下精度受限;后者能够描述非对角耦合,却面临高维参数和有限导频观测的约束。基于测量脉冲响应(Measured Impulse Response, MIR)相关统计信息的全矩阵信道估计方法提供了一种有效思路:先在导频位置获得较可靠的局部信道观测,再利用测量先验构造相关预测器,将稀疏导频信息外推为整块时频等效全矩阵信道估计。在该框架下,非迭代相关预测(Non-Iterative Reconstruction, NIR)首先由导频位置处的信道估计构造导频观测向量,并通过相关预测器一次性恢复全矩阵信道;干扰移除相关预测(Interference Removal, IR)则以该全矩阵估计为初值,结合当前数据估计重构导频观测中的数据干扰,对接收观测进行净化后重新估计导频位置信道,并再次执行相关外推,从而形成迭代更新机制^[8]。

然而,原始IR方法虽然能够借助当前估计结果对接收干扰进行抵消^[8],但其有效性依赖于反馈数据的可靠性。当用于干扰抵消的数据判决出现偏差,误差就会通过“干扰重构—观测净化—导频更新—全矩阵重构”随着迭代不断累积和扩散。当当前轮数据估计不够准确、非对角耦合较强或高速场景下时频扩展更加显著时,这种误差

回灌效应将进一步加剧, 进而导致估计性能平台、收敛速度下降, 甚至引发迭代不稳定。因此, 后续改进的关键不应仅停留在“增加干扰抵消轮次”或“重复利用净化观测”层面, 而应针对误差注入闭环本身构造更加稳健的更新机制。

基于上述分析, 本文提出一种基于后验置信加权的预测基系数域更新方法。该方法不再直接在导频观测域对原始IR结果进行修正, 而是将更新变量转化为MIR相关预测基矩阵对应的低维系数。本文首先利用当前信道估计结果计算数据符号的后验均值与后验方差, 再以原始IR外推结果在预测基子空间中的投影作为结构化锚点, 在预测基系数域内构造带置信加权的正则化修正模型。由此, 数据后验统计量不再仅用于生成软反馈, 而是直接参与预测基系数的求解过程: 后验均值用于给出修正方向, 后验方差用于调节修正强度, 预测基结构则用于约束更新空间。该处理使反馈可靠度信息与MIR结构先验在同一低维更新模型中协同作用, 从而增强了迭代过程对错误反馈的抑制能力。

本文的主要贡献如下:

(1) 分析了原始IR方法中由数据反馈引起的误差注入闭环;

(2) 提出了一种基于后验置信加权的预测基系数域更新方法, 将原始IR的更新由导频观测域推进至MIR预测基系数域, 并将反馈可靠度约束与预测基结构约束统一到同一低维加权更新过程中。

(3) 构建了统一的后验加权正则化最小二乘更新框架, 将数据符号后验均值用于确定残差修正方向, 将后验方差用于刻画反馈不确定度, 并在该框架下给出SoftMean和SoftVar两种实现形式。

2 系统模型与信道估计基础

2.1 统一离散系统模型

为统一描述OFDM与FBMC在双选择性信道

下的接收机输入输出关系, 本文采用基于时频基脉冲的离散等效建模方法^[8]。设系统共有 L 个子载波和 K 个时域符号, 则发射信号可表示为

$$s(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L x_{l,k} g_{l,k}(t), \quad (2.1)$$

其中, $x_{l,k}$ 表示第 k 个时隙、第 l 个子载波上的发射符号, $g_{l,k}(t)$ 为对应的时频基脉冲。经过双选择性时变多径信道后, 接收信号写为

$$r(t) = \int h(t, \tau) s(t - \tau) d\tau + n(t), \quad (2.2)$$

其中, $h(t, \tau)$ 为时变信道冲激响应, $n(t)$ 为加性高斯白噪声。

在接收端, 经匹配滤波与离散采样后, 可将所有时频位置上的接收符号堆叠为向量形式。记 $\mathbf{x} = [x_{1,1}, \dots, x_{L,K}]^T \in \mathbb{C}^{LK \times 1}$, 并将所有基脉冲采样向量组成发射矩阵 $\mathbf{G} = [\mathbf{g}_{1,1}, \dots, \mathbf{g}_{L,K}] \in \mathbb{C}^{N \times LK}$ 。于是, 多载波系统可统一表示为^[11]

$$\mathbf{y} = \mathbf{G}^H \mathcal{H} \mathbf{G} \mathbf{x} + \mathbf{n} = \mathbf{H} \mathbf{x} + \mathbf{n}, \quad (2.3)$$

其中, $\mathcal{H} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 表示离散时变卷积矩阵, $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{LK \times LK}$ 为时频域等效全矩阵信道, $\mathbf{y}$ 为接收符号向量, $\mathbf{n}$ 为等效噪声向量。对于OFDM, 理想平坦信道条件下系统满足复正交性, 等效信道可近似退化为对角形式^[12], 即

$$y_{l,k} \approx h_{l,k} x_{l,k} + n_{l,k}, \quad h_{l,k} = [\text{diag}(\mathbf{H})]_{l+kL}. \quad (2.4)$$

而对于FBMC, 由于采用OQAM实正交传输结构, 即使在平坦信道下也存在固有虚部干扰^[13], 其接收模型可写为

$$y_{l,k} \approx h_{l,k} (x_{l,k} + \mathbf{n}\{q_{l,k}x\}) + n_{l,k}, \quad (2.5)$$

其中, $q_{l,k}$ 表示由基脉冲非完全复正交性引起的局部干扰系数。式(2.4)与式(2.5)描述了理想条件或近似平坦信道条件下的简化输入输出关系。在双选择性信道下, OFDM系统会出现由信道时变引起的载波间干扰和符号间耦合; 而FBMC除了这部分信道诱导干扰外, 还叠加了由系统结构带来的固有干扰^[13]。这些耦合效应虽然来源不同, 但都可以统一归结到式(2.3)所对应的等效全矩



阵 $\mathbf{H}$ 中。

2.2 MIR先验下的NIR/IR信道估计方法

在上述离散系统模型下, 文献[8]利用实测脉冲响应所包含的统计相关结构, 构造由导频位置信道到全矩阵信道的相关预测器, 并据此将导频观测外推为整块全矩阵信道估计。若将发射符号向量写为 $\mathbf{x} = \mathbf{A}_P \mathbf{x}_P + \mathbf{A}_D \mathbf{x}_D$, $\mathbf{x}_P$ 和 $\mathbf{x}_D$ 分别表示导频符号向量和数据符号向量, $\mathbf{A}_P$ 与 $\mathbf{A}_D$ 为相应的嵌入矩阵, 用于将导频和数据映射到完整时频资源网格中。于是, 2.1 中的统一接收模型可进一步写为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H} \mathbf{A}_P \mathbf{x}_P + \mathbf{H} \mathbf{A}_D \mathbf{x}_D + \mathbf{n}. \quad (2.6)$$

该式表明接收端观测既包含导频贡献, 也包含由数据符号通过全矩阵信道耦合形成的非对角干扰项。

设系统中共有 N_P 个导频位置, 对第 m 个导频位置, 记接收观测为 $y_{P,m}$, 已知发射导频符号为 $x_{P,m}$, 导频相对数据的功率提升系数为 α 。则导频位置最小二乘估计可写为

$$\hat{h}_{P,m}^{\text{LS}} = \frac{y_{P,m}}{\sqrt{\alpha} x_{P,m}}, \quad m = 1, 2, \dots, N_P. \quad (2.7)$$

将所有导频位置处的信道估计堆叠成向量, 有

$$\hat{\mathbf{h}}_P = [\hat{h}_{P,1}^{\text{LS}}, \hat{h}_{P,2}^{\text{LS}}, \dots, \hat{h}_{P,N_P}^{\text{LS}}]^T. \quad (2.8)$$

对于传统导频插值方法而言, $\hat{\mathbf{h}}_P$ 仅用于恢复对角信道或局部邻域信道。在双选择性场景下, MIR 相关预测不再局限于对角插值, 而是直接将等效全矩阵信道表示为各导频位置处信道估计的线性组合^{[8][13]}, 即

$$\hat{\mathbf{H}} = \sum_{m=1}^{N_P} \hat{h}_{P,m}^{\text{LS}} \boldsymbol{\Psi}_m, \quad (2.9)$$

其中, $\boldsymbol{\Psi}_m$ 为与第 m 个导频位置对应的相关预测基矩阵。进一步令 $\mathbf{g} = \text{vec}(\mathbf{H})$, 则式(2.9)可写成向量形式

$$\hat{\mathbf{g}} = \boldsymbol{\Lambda} \hat{\mathbf{h}}_P, \quad (2.10)$$

其中, $\boldsymbol{\Lambda}$ 为向量域相关预测矩阵。为了使这一线性估计器在均方误差意义下最优, 采用 Wiener/LMMSE 正交投影准则^[14], 有

$$\boldsymbol{\Lambda} = \arg \min_{\mathbf{F}} \mathbb{E} \left\{ \left\| \mathbf{g} - \mathbf{F} \hat{\mathbf{h}}_P \right\|_2^2 \right\} = \mathbf{R}_{g\hat{h}_P} \mathbf{R}_{\hat{h}_P}^{-1}, \quad (2.11)$$

其中, $\mathbf{R}_{g\hat{h}_P}$ 表示全矩阵向量 $\mathbf{g}$ 与导频信道估计向量 $\hat{\mathbf{h}}_P$ 之间的互相关矩阵, $\mathbf{R}_{\hat{h}_P}$ 表示导频信道估计的自相关矩阵, 上述相关统计量由 MIR 数据库或相近传播场景下的实测先验获得。

由式(2.9)或式(2.10)得到的结果, NIR 可得到全矩阵信道初始估计。IR 在此基础上进一步利用当前全矩阵估计和数据估计重构干扰, 对接收观测进行净化, 并重新更新导频位置信道及全矩阵信道。

设第 t 轮迭代时的全矩阵估计为 $\hat{\mathbf{H}}^{(t)}$, 对应的数据估计为 $\hat{\mathbf{x}}_D^{(t)}$ 。则在当前估计条件下, 由数据符号引起的干扰重构项可写为 $\hat{\mathbf{H}}^{(t)} \mathbf{A}_D \hat{\mathbf{x}}_D^{(t)}$, 从而净化后的接收观测为 $\tilde{\mathbf{y}}^{(t)} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{H}}^{(t)} \mathbf{A}_D \hat{\mathbf{x}}_D^{(t)}$ 。随后, 利用在导频位置重新构造信道估计, 可得

$$\hat{h}_{P,m}^{(t+1)} = \frac{\tilde{y}_{P,m}^{(t)}}{\sqrt{\alpha} x_{P,m}}, \quad m = 1, 2, \dots, N_P. \quad (2.12)$$

将更新后的导频信道估计再次代入 MIR 相关预测器, 便可得到下一轮全矩阵估计

$$\hat{\mathbf{H}}^{(t+1)} = \sum_{m=1}^{N_P} \hat{h}_{P,m}^{(t+1)} \boldsymbol{\Psi}_m. \quad (2.13)$$

因此, 原始 IR 的基本更新链条^[8]可以概括为 $\hat{\mathbf{H}}^{(t)} \rightarrow \text{干扰重构与抵消} \rightarrow \hat{\mathbf{h}}_P^{(t+1)} \rightarrow \hat{\mathbf{H}}^{(t+1)}$ 。IR 利用当前全矩阵估计中已经恢复出的非对角耦合结构, 对接收观测做进一步净化并将净化后的结果重新反馈到下一轮外推过程中。

3 基于后验置信加权的预测基系数域更新方法

原始 IR 方法在 MIR 相关预测的基础上增加了干扰重构和迭代更新环节, 利用当前全矩阵信

道估计中的非对角耦合分量对接收信号中的数据干扰进行抵消, 再根据净化后的导频观测对信道估计结果进行修正。原始IR方法对反馈数据的准确性存在较强依赖, 当双选择性增强、时频耦合加剧或迭代早期数据检测精度不足时, 错误的反馈数据会直接参与干扰重构过程使估计误差在迭代链路中不断传播, 导致原始IR在中高信噪比下容易出现性能平台甚至迭代不稳定现象。

针对上述问题, 本文提出一种基于后验置信加权的预测基系数域更新方法。该方法不再直接在导频观测域对原始IR结果进行重复修正, 而是将更新变量由高维全矩阵信道映射到由相关预测基张成的低维系数域中, 并结合数据符号的后验均值与后验方差, 对不同修正方向进行差异化调节。这样既能够保证信道更新始终受限于MIR相关先验所定义的结构子空间, 避免局部错误反馈破坏整体统计约束, 又能够抑制低可靠度数据引起的误差扩散, 从而提高迭代估计过程的稳定性与鲁棒性。

3.1 预测基系数域表示与结构化锚点

由式(2.9)可知, 等效全矩阵信道可表示为预测基矩阵集合 $\{\Psi_m\}_{m=1}^{N_p}$ 的线性组合。为方便后续推导, 定义预测基系数向量为 $\mathbf{c}=[c_1, c_2, \dots, c_{N_p}]^T \in \mathbb{C}^{N_p \times 1}$ 。则全矩阵信道可表示为

$$\mathbf{H}(\mathbf{c}) = \sum_{m=1}^{N_p} c_m \Psi_m \quad (3.1)$$

进一步定义预测基展开矩阵

$$\Phi = [\text{vec}(\Psi_1), \text{vec}(\Psi_2), \dots, \text{vec}(\Psi_{N_p})] \in \mathbb{C}^{N^2 \times N_p}, \quad (3.2)$$

则有

$$\text{vec}(\mathbf{H}(\mathbf{c})) = \Phi \mathbf{c} \quad (3.3)$$

式(3.1) - 式(3.3)表明, 在MIR相关预测框架下, 等效全矩阵信道的主要结构由预测基系数向量 $\mathbf{c}$ 决定。原始IR其迭代修正仍发生在导频观测域: 每一轮均先根据数据反馈修正观测, 再由预

测基矩阵完成全矩阵重构。因而, 错误反馈一旦进入导频观测, 仍会在后续外推过程中扩散到多个相关矩阵元素。本文将预测基系数显式作为更新变量, 使每一维修正均对应一类由MIR统计先验确定的结构化全矩阵分量。数据后验信息不再仅用于形成软反馈, 而是直接参与预测基系数的受限求解; 预测基子空间也不再仅承担外推作用, 而是进一步约束后续更新轨迹。由此, 所提方法在同一参数域内同时保留了结构一致性和反馈可靠度调节能力, 更适合处理原始IR中的误差传播问题。为将原始IR方法得到的中间估计结果纳入预测基系数域更新框架, 定义任意全矩阵 $\mathbf{H}$ 预测基子空间上的投影算子为

$$\mathcal{P}(\mathbf{H}) = (\Phi^H \Phi + \epsilon \mathbf{I})^{-1} \Phi^H \text{vec}(\mathbf{H}), \quad \epsilon > 0, \quad (3.4)$$

其中, ϵ 为数值稳定参数。设第 t 轮迭代中, 由原始IR更新链路得到的中间外推结果记为 $\mathbf{H}_{\text{IR}}^{(t)}$, 则其在预测基系数域中的投影表示为

$$\mathbf{c}_0^{(t)} = \mathcal{P}(\mathbf{H}^{(t)}) \quad (3.5)$$

向量 $\mathbf{c}_0^{(t)}$ 表征了原始IR中间估计结果在预测基子空间内的主要投影成分, 可作为后续系数域更新的参考点。由于这一投影既保留了IR迭代修正的有效信息又符合MIR相关预测所对应的结构约束, 因此后续更新无需脱离现有先验重新恢复全矩阵信道, 而可在 $\mathbf{c}_0^{(t)}$ 的邻域内实施受限修正。

3.2 数据后验统计量构造与置信加权更新

针对原始IR方法中由错误数据反馈引起的误差传播, 本文在当前信道估计条件下构造数据符号的后验统计量将其引入预测基系数域的正则化更新过程。后验均值用于形成当前轮软输入和残差修正方向, 后验方差用于刻画反馈符号的不确定程度, 并进一步转化为系数域更新中的置信约束项, 从而降低低可靠数据反馈对预测基系数修正的影响。

设第 t 轮迭代的预测基系数向量为 $\mathbf{c}^{(t)}$, 相应的全矩阵信道估计记为 $\mathbf{H}(\mathbf{c}^{(t)})$ 。定义



$$\mathbf{S}_P^{(t)} = \mathbf{H}(\mathbf{c}^{(t)})\mathbf{A}_P, \quad \mathbf{S}_D^{(t)} = \mathbf{H}(\mathbf{c}^{(t)})\mathbf{A}_D \quad (3.6)$$

由此, 去除已知导频贡献后的接收向量可表示为

$$\bar{\mathbf{y}}^{(t)} = \mathbf{y} - \mathbf{S}_P^{(t)}\mathbf{x}_P = \mathbf{S}_D^{(t)}\mathbf{x}_D + \mathbf{n} \quad (3.7)$$

由于双选择性信道下 $\mathbf{S}_D^{(t)}$ 为非对角矩阵, 不同数据符号之间仍存在非对角耦合。若直接求解联合后验分布, 其复杂度会随数据符号数快速增长。本文采用逐符号等效观测近似, 将其它符号的不确定性并入等效噪声项中。将 $\mathbf{S}_D^{(t)}$ 按列展开为 $\mathbf{S}_D^{(t)} = [\mathbf{s}_1^{(t)}, \mathbf{s}_2^{(t)}, \dots, \mathbf{s}_k^{(t)}]$ 。设上一轮数据估计为 $\mu_D^{(t-1)}$, 则在检测第 k 个数据符号时, 先利用其它符号的软估计抵消其平均干扰, 得到

$$\mathbf{e}_k^{(t)} = \bar{\mathbf{y}}^{(t)} - \sum_{j \neq k} \mathbf{s}_j^{(t)} \mu_j^{(t-1)}. \quad (3.8)$$

在此基础上, 对 $\mathbf{e}_k^{(t)}$ 沿 $\mathbf{s}_k^{(t)}$ 方向进行匹配滤波, 构造第 k 个数据符号的标量等效观测

$$z_k^{(t)} = \frac{\mathbf{s}_k^{(t)H} \mathbf{e}_k^{(t)}}{\|\mathbf{s}_k^{(t)}\|_2^2}, g_k^{(t)} = 1. \quad (3.9)$$

其中 $g_k^{(t)}$ 表示相应等效增益。式(3.9)将式(3.7)中的向量观测模型转化为近似标量观测模型 $z_k^{(t)} = g_k^{(t)} x_{D,k} + \omega_k^{(t)}$, 其中, $\omega_k^{(t)}$ 表示由加性噪声、残余非对角干扰以及信道估计误差共同形成的等效扰动。由式(3.7)到式(3.9), 其等效噪声功率可近似表示为

$$\sigma_{\text{eff},k}^{2(t)} = \frac{\sigma_n^2}{\|\mathbf{s}_k^{(t)}\|_2^2} + \frac{\sum_{j \neq k} |\mathbf{s}_k^{(t)H} \mathbf{s}_j^{(t)}|^2 v_j^{(t-1)}}{\|\mathbf{s}_k^{(t)}\|_2^4}, \quad (3.10)$$

其中, 第一项对应加性噪声影响, 第二项用于近似描述其它数据符号不确定性经非对角耦合后形成的残余干扰。当上一轮方差信息不可用时, 可将第二项并入经验残余干扰功率估计中。

设调制星座集合为 $\mathcal{A}$, 则后验概率可写为

$$p(x_{D,k} = a | z_k^{(t)}) \propto \exp\left(-\frac{|z_k^{(t)} - g_k^{(t)} a|^2}{\sigma_{\text{eff},k}^{2(t)}}\right), \quad a \in \mathcal{A}. \quad (3.11)$$

由此可得, 第 k 个数据符号的后验均值与后验方差分别定义为

$$\mu_k^{(t)} = \sum_{a \in \mathcal{A}} a p(x_{D,k} = a | z_k^{(t)}), \quad (3.12)$$

$$v_k^{(t)} = \sum_{a \in \mathcal{A}} |a - \mu_k^{(t)}|^2 p(x_{D,k} = a | z_k^{(t)}). \quad (3.13)$$

将所有数据符号的统计量堆叠为向量形式, 可得

$$\boldsymbol{\mu}_D^{(t)} = [\mu_1^{(t)}, \mu_2^{(t)}, \dots, \mu_{N_D}^{(t)}]^T, \mathbf{V}_D^{(t)} = \text{diag}(v_1^{(t)}, v_2^{(t)}, \dots, v_{N_D}^{(t)}). \quad (3.14)$$

其中, $\mu_D^{(t)}$ 反映了当前数据反馈的平均估计结果, $\mathbf{V}_D^{(t)}$ 则表示了相应估计结果的不确定程度。与原始 IR 中直接采用硬判决反馈的方式不同, 式(3.14)所对应的后验统计量能够同时保留反馈方向信息与可靠度信息, 为后续构造稳健更新机制提供基础。

基于上述后验统计量, 定义本轮的输入向量为 $\mathbf{u}^{(t)} = \mathbf{A}_P \mathbf{x}_P + \mathbf{A}_D \boldsymbol{\mu}_D^{(t)}$ 。由 3.1 节可知, 原始 IR 中间外推结果在预测基子空间中的投影可表示为结构化锚点 $\mathbf{c}_0^{(t)}$ 。以 $\mathbf{c}_0^{(t)}$ 为参考点, 对应的接收端残差定义为

$$\mathbf{r}_0^{(t)} = \mathbf{y} - \mathbf{H}(\mathbf{c}_0^{(t)})\mathbf{u}^{(t)}. \quad (3.15)$$

设在结构化锚点附近引入数修正量 $\Delta \mathbf{c}^{(t)}$, 则有

$$\mathbf{H}(\mathbf{c}_0^{(t)} + \Delta \mathbf{c}^{(t)}) \approx \mathbf{H}(\mathbf{c}_0^{(t)}) + \sum_{m=1}^{N_P} \Delta \mathbf{c}_m^{(t)} \boldsymbol{\Psi}_m. \quad (3.16)$$

从而可建立关于 $\Delta \mathbf{c}^{(t)}$ 的局部线性化模型

$$\mathbf{r}_0^{(t)} \approx \mathbf{A}^{(t)} \Delta \mathbf{c}^{(t)} + \boldsymbol{\xi}^{(t)}, \quad (3.17)$$

其中,

$$\mathbf{A}^{(t)} = [\boldsymbol{\Psi}_1 \mathbf{u}^{(t)}, \boldsymbol{\Psi}_2 \mathbf{u}^{(t)}, \dots, \boldsymbol{\Psi}_{N_P} \mathbf{u}^{(t)}], \quad (3.18)$$

$\boldsymbol{\xi}^{(t)}$ 用于表征观测噪声、线性化误差以及反馈不确定度等综合扰动项。由于式(3.16)对 $\Delta \mathbf{c}^{(t)}$ 是精确线性的, 式(3.17)中的误差并非来自高阶泰勒截断, 而主要来源于更新过程中固定当前软输入 $\mathbf{u}^{(t)}$, 以及 $\mathbf{u}^{(t)}$ 与真实发送向量之间的偏差。令

$$\delta \mathbf{u}^{(t)} = \mathbf{u}^{(t)} - \mathbf{x}, \Delta \mathbf{H}^{(t)} = \sum_{m=1}^{N_P} \Delta \mathbf{c}_m^{(t)} \Psi_m. \quad (3.19)$$

则由软输入误差引起的附加残差项可表示为 $\Delta \mathbf{H}^{(t)} \delta \mathbf{u}^{(t)}$, 其范数满足

$$\begin{aligned} \|\Delta \mathbf{H}^{(t)} \delta \mathbf{u}^{(t)}\|_2 &\leq \|\Delta \mathbf{H}^{(t)}\|_2 \|\delta \mathbf{u}^{(t)}\|_2 \leq \\ &\|\Delta \mathbf{c}^{(t)}\|_2 \left(\sum_{m=1}^{N_P} \|\Psi_m\|_2^2 \right)^{1/2} \|\delta \mathbf{u}^{(t)}\|_2. \end{aligned} \quad (3.20)$$

式(3.20)表明, 局部残差模型的误差主要由三部分决定: 当前软输入误差 $\|\delta \mathbf{u}^{(t)}\|_2$ 、单轮系数修正幅度 $\|\Delta \mathbf{c}^{(t)}\|_2$, 以及预测基矩阵集合的能量分布。当信噪比较高、数据软估计较可靠且单轮系数修正幅度受到约束时, 式(3.17)能够较好地描述预测基系数修正对接收残差的影响。对于高速移动或强非对角耦合场景, 数据软估计误差和残余干扰可能增大, 因此需要在系数修正求解中显式抑制过大的 $\Delta \mathbf{c}^{(t)}$, 并降低低可靠反馈方向对更新的驱动作用。

为在预测基系数域内实现受置信约束的稳健修正, 本文构造如下加权正则化最小二乘目标函数:

$$\Delta \mathbf{c}^{(t)} = \arg \min_{\Delta \mathbf{c}} \left\| \mathbf{W}^{(t) \frac{1}{2}} (\mathbf{r}_0^{(t)} - \mathbf{A}^{(t)} \Delta \mathbf{c}) \right\|_2^2 + \lambda_c^{(t)} \|\Delta \mathbf{c}\|_2^2, \quad (3.21)$$

其中, $\lambda_c^{(t)} > 0$ 为正则化参数, 为使正则化强度能够随噪声水平变化, 本文采用噪声归一化形式

$$\lambda_c^{(t)} = \alpha_\lambda \frac{\sigma_n^2}{\frac{1}{N} \|\mathbf{u}^{(t)}\|_2^2 + \varepsilon}, \quad (3.22)$$

其中, α_λ 为固定缩放因子, ε 为数值稳定常数。该设置使低信噪比条件下的正则化约束自动增强, 而在高信噪比条件下适当减弱; $\mathbf{W}^{(t)}$ 为与后验置信度相关的加权矩阵。由式(3.21)可得其闭式解为

$$\Delta \mathbf{c}^{(t)} = \left(\mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{W}^{(t)} \mathbf{A}^{(t)} + \lambda_c \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{W}^{(t)} \mathbf{r}_0^{(t)}. \quad (3.23)$$

得到 $\Delta \mathbf{c}^{(t)}$ 后直接采用全量系数更新, 即

$$\mathbf{c}^{(t+1)} = \mathbf{c}_0^{(t)} + \Delta \mathbf{c}^{(t)}. \quad (3.24)$$

与原始 IR 直接利用反馈数据修正导频观测不同, 该方法以原始 IR 结果的系数域投影为结构化锚点, 并在预测基系数域内利用后验均值和后验方差调节修正方向与修正幅度。信道更新始终受到 MIR 相关预测子空间约束, 同时能够降低低可靠数据反馈对迭代过程的不利影响。

3.3 SoftMean 与 SoftVar 两种实现形式

式(3.21)所给出的统一更新模型中, 关键在于加权矩阵 $\mathbf{W}^{(t)}$ 的具体构造方式。本文进一步给出两种实现形式, 即仅利用后验均值的 SoftMean 形式, 以及同时结合后验均值与后验方差的 SoftVar 形式。二者并非相互独立的两种算法, 而是在同一目标函数框架下针对反馈可靠度利用程度的区别所对应的两种实现方式。

3.3.1 SoftMean: 仅利用后验均值的简化实现

若仅利用后验均值 $\mu_D^{(t)}$ 提供软反馈信息, 而不对不同修正方向的可靠度差异进行显式建模, 则可取 $\mathbf{W}^{(t)} = \mathbf{I}$ 。此时, 式(3.23)退化为

$$\Delta \mathbf{c}_{\text{SM}}^{(t)} = \left(\mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{A}^{(t)} + \lambda_c \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{r}_0^{(t)}. \quad (3.25)$$

SoftMean 的核心做法是以后验均值代替原始 IR 中的硬判决反馈, 从而避免错误硬判决引起的错误修正, 其模型结构和计算实现相对简单, 与原始 IR 相比, SoftMean 仍可在一定程度上缓解错误反馈造成的误差回传问题。

3.3.2 SoftVar: 结合后验方差的完整实现

为了进一步抑制低可靠度反馈方向上的误差传播, 本文在 SoftMean 的基础上引入后验方差信息, 并构造接收域残差协方差矩阵

$$\mathbf{R}_r^{(t)} = \sigma_n^2 \mathbf{I} + \mathbf{S}_D^{(t)} \mathbf{V}_D^{(t)} \mathbf{S}_D^{(t)H}, \quad (3.26)$$

其中, σ_n^2 为噪声方差。进一步取 $\mathbf{W}^{(t)} = \mathbf{R}_r^{(t)-1}$, 则对应的系数更新式写为

$$\Delta \mathbf{c}_{\text{SV}}^{(t)} = \left(\mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{R}_r^{(t)-1} \mathbf{A}^{(t)} + \lambda_c \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{R}_r^{(t)-1} \mathbf{r}_0^{(t)}. \quad (3.27)$$



与 SoftMean 相比, SoftVar 进一步利用后验方差来刻画反馈数据的不确定性。对于后验方差较大的数据符号, 其反馈结果的可靠性相对较低, 因此在更新时会适当减弱相关方向上的修正; 而当后验方差较小时, 则说明反馈数据更为可信, 相应修正可以得到更多保留。SoftVar 能够根据不同方向上的置信程度对更新强度进行自适应调节。当后验方差能够较好地地区分不同数据符号的可靠程度时, 该处理有助于抑制低可靠反馈对更新的影响; 而在低信噪比条件下, 若后验分布较为弥散、方差信息的区分度下降, 则其额外加权作用可能相对有限。

进一步地, 当 $\mathbf{V}_D^{(t)} \rightarrow \mathbf{0}$, 即数据反馈趋于确定时, 有

$$\mathbf{R}_r^{(t)} \rightarrow \sigma_n^2 \mathbf{I}, \quad \mathbf{W}^{(t)} \propto \mathbf{I}. \quad (3.28)$$

此时, SoftVar 便可看作退化为 SoftMean。SoftMean 对应的是统一框架下忽略不确定性差异时的简化实现, 在低信噪比区域与 SoftVar 表现接近; 而 SoftVar 进一步利用后验方差信息, 在中高信噪比区域能够提供更好的稳健性与估计性能。

3.4 算法流程

基于上述推导, 本文所提方法的整体迭代流程可归纳如算法 1 所示。

算法 1 执行步骤

4 仿真结果分析

本章采用数值仿真对所提方法在双选择性信道条件下进行验证。除特别说明外, 各项仿真参数均按表 1 设置。考虑到 OFDM 与 FBMC 在导频配置和保护结构上存在差异, 本文在仿真中对两类系统采用相近的时频资源开销, 以保证后续比较的公平性。其中, FBMC 在每个导频位置周围设置 4 个置零保护符号, 以抑制导频附近的固有干扰; 这些符号不承载数据, 其功率也不重新分配给数据符号。在统一的时频资源条件 $K_{\text{OFDM}} T \approx K_{\text{FBMC}} T/2 = 1 \text{ ms}$ 且 $FL = 360 \text{ kHz}$ 下, OFDM 与 FBMC 的资源开销分别为

$$\eta_{\text{OFDM}} = \frac{FLT_{\text{CP}}K_{\text{OFDM}} + TF|P|}{K_{\text{OFDM}}TLF}, \quad \eta_{\text{FBMC}} = \frac{TF(|P| + |G|)/2}{K_{\text{FBMC}}TLF/2}, \quad (4.1)$$

其中, $|P|$ 表示导频符号数, $|G|$ 表示保护符号数, T_{CP} 表示循环前缀长度。按照上述公式可得 OFDM 和 FBMC 的资源开销分别约为 11.4% 和 11.2%。可得这两种波形在仿真中具有近似一致的导频开销与资源占用, 从而能够较为客观地比较不同信道估计算法在 OFDM 与 FBMC 场景下的性能差异。

Algorithm.1 Execution Steps

算法 1 基于后验置信加权的预测基系数域更新算法执行步骤

输入: 接收向量 $\mathbf{y}$, 导频符号 $\mathbf{x}_P$, 预测基矩阵集合 $\{\Psi_m\}_{m=1}^{N_P}$, 嵌入矩阵 $\mathbf{A}_P$ 与 $\mathbf{A}_D$, 全矩阵信道估计 $\mathbf{H}^{(0)}$, 迭代次数 T , 正则化参数 α_λ 。

初始化: 计算初始预测基系数 $\mathbf{c}^{(0)} = \mathbf{P}(\mathbf{H}^{(0)})$ 。

步骤 1: 对 $t = 0, 1, \dots, T-1$ 进行迭代。

步骤 2: 在当前信道估计 $\mathbf{H}(\mathbf{c}^{(t)})$ 下进行数据软检测, 计算后验均值 $\mu_D^{(t)}$ 和后验方差 $\mathbf{V}_D^{(t)}$ 。

步骤 3: 按照原始 IR 更新链路获得中间外推结果 $\mathbf{H}_{\text{IR}}^{(t)}$, 并计算结构化锚点 $\mathbf{c}_0^{(t)} = \mathbf{P}(\mathbf{H}_{\text{IR}}^{(t)})$ 。

步骤 4: 构造软输入向量 $\mathbf{u}^{(t)}$ 、锚点残差 $\mathbf{r}_0^{(t)}$ 及系数修正矩阵 $\mathbf{A}^{(t)}$ 。

步骤 5: 若采用 SoftMean 形式, 则按 $\Delta \mathbf{c}^{(t)} = \left(\mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{A}^{(t)} + \lambda_c \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{r}_0^{(t)}$ 求解系数修正量;

若采用 SoftVar 形式, 则按 $\Delta \mathbf{c}^{(t)} = \left(\mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{R}_r^{(t)-1} \mathbf{A}^{(t)} + \lambda_c \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{A}^{(t)H} \mathbf{R}_r^{(t)-1} \mathbf{r}_0^{(t)}$ 求解系数修正量。

步骤 6: 修正预测基系数 $\mathbf{c}^{(t+1)} = \mathbf{c}_0^{(t)} + \Delta \mathbf{c}^{(t)}$ 。

步骤 7: 根据更新后的预测基系数重构全矩阵信道估计 $\mathbf{H}^{(t+1)} = \mathbf{H}(\mathbf{c}^{(t+1)})$ 。

输出: 最终预测基系数 $\mathbf{c}^{(T)}$ 及对应的全矩阵信道估计 $\mathbf{H}^{(T)}$ 。

表1 参数设置
Tab.1 Parameter Settings

	参数名称	数值
共同参数	子载波数量	$L=24$
	子载波间隔	$F=15\text{ kHz}$
	采样率	$f_s=5FL\text{ Hz}$
	导频数量	$ P =16$
	MIR-(H) 测量环境	室内, 560km/h
OFDM	调制星座图	64-QAM
	符号数量	$K=14$
	循环前缀 (CP) 长度	$4.76\mu\text{s}$
FBMC	符号数量	$K=30$
	原型滤波器、重叠因子	PHYDYAS,4
	保护符号数量	$ G =64$

4.1 先验与场景失配鲁棒性分析

本文所使用的相关预测方法建立在脉冲响应所形成的相关矩阵先验基础上。对于实际系统而言, 先验通常取自测量数据库或与当前环境相近的传播场景, 与目标场景的真实统计特性难以完全一致。若先验统计与实际信道之间存在失配, 导致信道估计会存在额外误差。针对这一问题本文设计相关实验考察测量相关先验在场景失配条件下是否仍然有效。

为模拟真实双选择性衰落环境, 本文采用 3GPP Extended Vehicular A (EVA) 信道模型生成目标信道, 并选取 $[500, 560, 600]\text{km/h}$ 三种高速移动场景。固定采用 560 km/h 场景下得到的测量相关矩阵 $R_H^{MIR-560}$ 作为先验, 对上述三种速度下的信道分别进行估计。本小节首先仅考虑 NIR 外推, 而不引入 IR 和本文改进算法, 以便尽可能隔离“测量先验失配”本身对估计性能的影响; 估计精度采用归一化均方误差 (NMSE) 衡量, 表示为:

$$\bar{e}^2 = 10 \lg(\|\hat{\mathcal{H}} - \mathcal{H}\|_{m1}^2 / \|\mathcal{H}\|_{m1}^2) \quad (4.2)$$

其中 $\|\cdot\|_{m1}$ 表示矩阵的 m1-范数。

图 1(a)给出了在不同信噪比条件下, 采用 $R_H^{MIR-560}$ 对 $[500, 560, 600]\text{km/h}$ 场景进行相关预测时的 NMSE 结果。当速度偏差控制在一定范围内时, 估计性能的附加损失不超过 3dB, 说明测量相关矩阵对相邻高速场景具有一定容差。与此同时, 在相同信噪比条件下, 600km/h 场景下的 NMSE 略高于 560km/h 和 500km/h 场景。这表明随着移动速度升高, 多普勒扩展增强, 信道时变

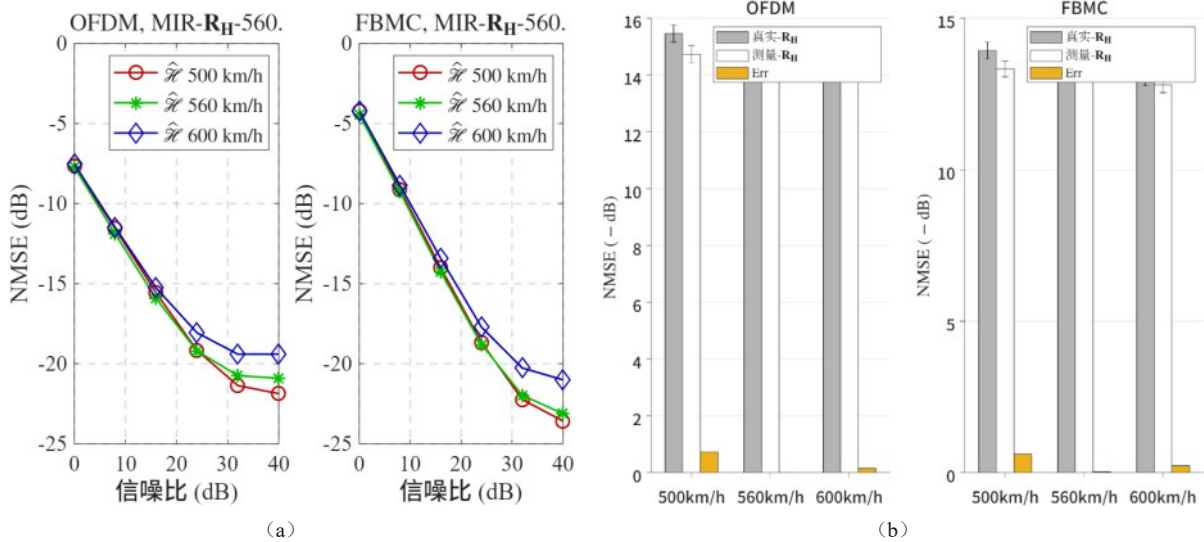


图1 (a)MIR- R_H -560在不同速度失配条件下的相关预测NMSE(b)真实 R_H 与测量 R_H 的估计精度及偏差比较

Fig.1 (a) MSE performance of correlation prediction based on MIR- R_H -560 under different velocity scenarios and (b) Estimation accuracy comparison between real R_H and measured R_H



性更加明显, 时频耦合加剧, 从而增加了基于统计相关先验进行全矩阵信道预测的难度。

仅依据图 1(a)的结果难以准确评估测量先验替代真实统计量所付出的代价。为此, 在固定 $\text{SNR}=15\text{dB}$ 条件下, 进一步比较由 EVA 信道统计直接构造的真实相关矩阵 R_H^{true} 与测量相关矩阵 $R_H^{\text{MIR}-560}$ 的估计结果。如图 1(b) 所示, 在 $[500, 560, 600]\text{km/h}$ 三种场景下, 采用测量相关矩阵所导致的 NMSE 偏差均小于 1dB 。该结果说明, 在测量环境与目标场景具有一定一致性的条件下, 测量相关矩阵能够以较小的性能代价替代理想统计相关矩阵, 为后续信道估计提供有效的先验支撑。

在验证测量相关先验可用性的基础上, 将进一步分析导频功率配置和时延扩展失配对估计性能的影响。图 2(a)给出了导频相对数据的功率提升系数 α 对 NMSE 的影响。随着 α 增大, 导频观测的可靠性提高, 因而信道估计精度相应改善; 但过大的导频功率偏置也会压缩数据符号的功率预算, 因此需要在估计性能与频谱资源利用之间进行折中。综合性能与实现代价, 后续仿真中取 $\alpha=2$ 。此外, 为考察不同时延扩展条件下算法的适应能力, 本文采用具有可变 RMS 时延扩展的

3GPP TDL-A 信道模型进行仿真。图 2(b)给出了 RMS 时延扩展变化时的 NMSE 结果。由于实际信道的时延扩展与先验模型之间逐渐产生失配, 使得相关预测精度下降, 其性能劣化总体不超过 5dB , 说明所采用的测量相关先验对一定范围内的时延扩展失配仍具有可接受的鲁棒性。

4.2 全矩阵信道估计性能分析

图 3(a)和图 3(b)分别展示了 OFDM 和 FBMC 信道估计的 NMSE 性能。由于不兼容性, 现有方法无法同时在 FBMC 和 OFDM 中进行比较。在 OFDM 中, 比较了联合导频设计信道估计 (JDPCE)^[15]; 而在 FBMC 中, 比较了固有干扰利用信道估计方法 (IIU)^[7]。可以观察到 LS 线性插值方法始终表现最差, 说明在双选择性信道条件下仅依赖局部导频的线性恢复难以有效表征时频耦合信道结构。另一方面, $\hat{\mathbf{H}}$ 包含信道感应干扰和固有干扰。NIR 和 IR 方法利用相关先验与迭代外推后, 性能较 LS 有明显改善, 但在中高信噪比区域逐渐出现平台效应, 表明其估计精度开始受到误差传播和模型失配的限制。因为全矩阵信道估计不仅需要恢复主对角信道分量, 还需要进一步刻画由双选择性传播引起的干扰耦合项, 其估计难度明显更高, 全矩阵信道 $\hat{\mathbf{H}}$ 的估计精度整体

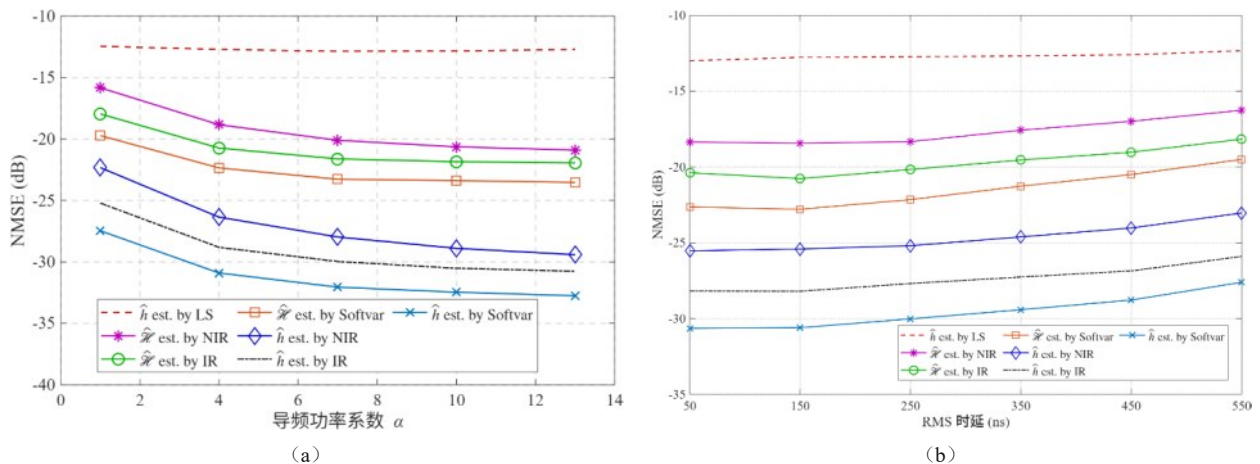


图2 (a)导频功率系数变化下全矩阵/导频位信道估计的NMSE (b)RMS时延扩展失配下全矩阵/导频位信道估计的NMSE

Fig.2 (a) Effect of pilot power coefficient on NMSE and (b) Effect of RMS delay spread on NMSE

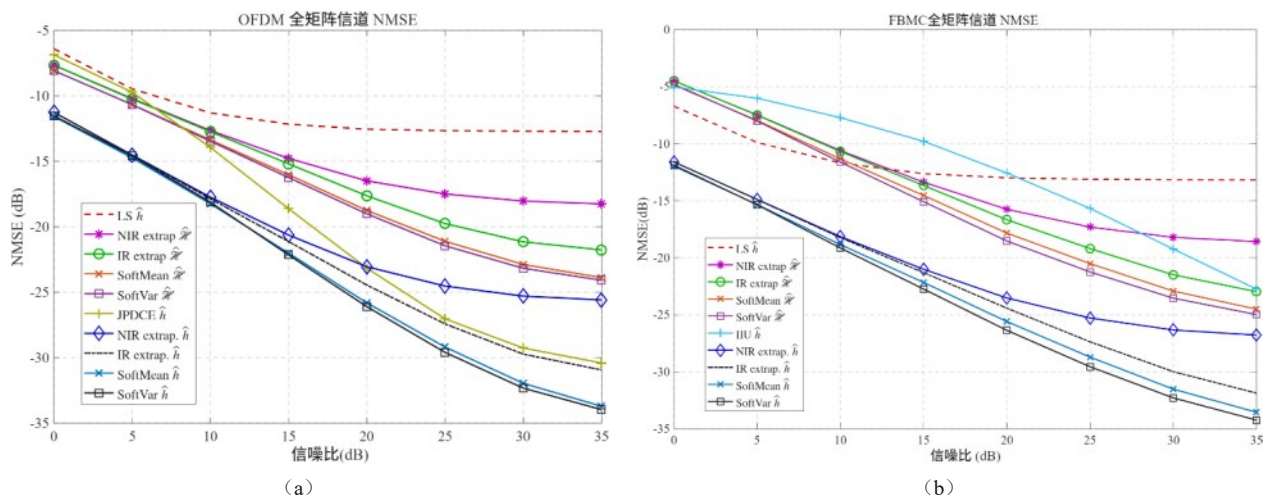


图3 (a)OFDM系统的NMSE性能比较(b)FBMC系统的NMSE性能比较

Fig.3 (a) NMSE performance comparison for OFDM systems and (b) NMSE performance comparison for FBMC systems

低于导频位信道 $\hat{h}$,

相比之下, 本文提出的基于后验置信加权的预测基系数域更新方法在 OFDM 与 FBMC 两类系统中均取得了更优的 NMSE 表现, 且在中高信噪比区间更加明显。在 35dB 的信噪比条件下, 所提方法的全矩阵信道估计 $\hat{\mathbf{H}}$ 相较于 IR 在 OFDM 和 FBMC 场景下均获得约 4 dB 以上的性能增益; 所提方法的导频位信道 $\hat{h}$ 相较于 IR 在 OFDM 和 FBMC 场景下均获得约 2dB 以上的性能增益。所提预测基系数域更新及后验置信加权机制能够缓解传统 NIR/IR 方法在高信噪比下出现的性能平台现象。从 SoftMean 与 SoftVar 的对比可以看出, 二者在不同信噪比区间呈现出不同特点。低信噪比条件下, 系统性能主要受噪声支配, 数据后验分布较为弥散, 后验方差对符号可靠度的区分能力有限, 因此 SoftVar 与 SoftMean 的性能较为接近, 且 SoftVar 存在约 0.12dB 的轻微劣化。随着信噪比升高, 数据后验逐渐收敛, 方差信息对可靠度差异的刻画更加有效, SoftVar 在 20 - 35 dB 区间相较 SoftMean 可进一步获得约 0.3 - 1 dB 的 NMSE 改善。该结果说明, SoftMean 提供了主要的软反馈增益, 而 SoftVar 的优势主要体现在后验

可靠度具有较好区分度的中高信噪比区域。

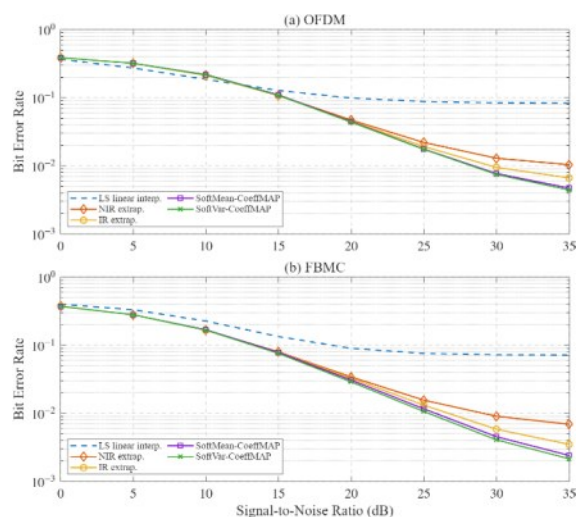


图4 OFDM 与 FBMC 下 BER 比较

Fig4 Comparison of BER under OFDM and FBMC

图4给出了相同检测条件下 OFDM 与 FBMC 系统的 BER 性能。在低信噪比区域, 各方法主要受噪声影响, 性能差异较小; 随着信噪比升高, LS 线性插值逐渐出现明显误码平台, 而 NIR、IR 及所提方法的 BER 仍继续下降。结合图3可以看出, 原始 IR 虽然优于 NIR, 但在中高信噪比区域其 NMSE 改善已逐渐受限, 因此对应的 BER 下降速度也相对放缓。相比之下, SoftMean 和 SoftVar



在中高信噪比区域均取得更低BER，说明所提方法对错误反馈的抑制不仅改善了全矩阵信道估计精度，进一步减弱残余信道误差对数据检测性能的影响。

4.3 复杂度分析

从计算结构上看，本文方法是在MIR/IR相关预测框架上引入预测基系数域更新，因此其复杂度同样可分为离线预处理和在线迭代两部分。离线部分主要对应MIR相关外推矩阵的构造，该部分与基线MIR-(H)方法一致，其复杂度为 $O(|P|^3 + L^2 K^2 |P|^2)$ ，由于相关预测矩阵一经求得即可重复用于各帧估计，因此该项通常视为一次性预处理开销，不再随后续迭代轮数增长^[8]。在线阶段中，首先需要利用已有外推矩阵完成全矩阵信道外推与重构。该部分与NIR/IR的基础处理链路一致，其复杂度可写为 $O(|P|L^2 K^2)$ 。

在此基础上，本文方法相较于原始IR的新增复杂度主要来自两个方面：其一是在当前信道估计条件下计算数据符号的后验均值与后验方差；其二是在预测基系数域内求解带置信加权的正则化最小二乘问题。设数据符号数量为 N_D ，调制星座大小为 M_A 。采用逐符号等效观测近似时，后验统计量计算需要完成线性残差构造、等效观测计算以及星座概率归一化，其复杂度可近似表示为 $C_{post} = O(LKN_D + N_D M_A)$ 。

对于SoftMean，由于只利用后验均值构造软输入向量，其每轮迭代新增的计算主要来自结构化锚点的形成、系数修正矩阵的建立以及低维线性方程组的求解。又因为预测基系数向量与导频位置相对应，所以待求解系统的维数通常与 $|P|$ 同阶。由此可得SoftMean在每轮迭代中的新增复杂度可近似写为 $O(LK|P|^2 + |P|^3 + C_{post})$ ，其中， $LK|P|^2$ 对应正规方程系数矩阵的构造开销， $|P|^3$ 对应低维线性方程组的求解开销。若总迭代次数为 T ，SoftMean的总在线复杂度可表示为

$$O(T(|P|L^2 K^2 + LK|P|^2 + |P|^3 + C_{post})).$$

SoftVar进一步利用了后验方差，引入残差协方差矩阵进行加权更新，因此其计算量除包含SoftMean的各项开销外，还增加了残差协方差矩阵构造及逆加权处理的复杂度，其复杂度为 $C_{var} = O(LKN_D + LK|P|)$ ，则SoftVar的总在线复杂度可写为 $O(T(|P|L^2 K^2 + LK|P|^2 + |P|^3 + C_{post} + C_{var}))$ 。

表2 复杂度对比
Tab.2 Complexity Comparison

信道估计方法	复杂度分析
JDPCE	$\gg O(L^3 K^3 P ^3 + P)$
IU	$O(4 P L^2(K+1)^2 - K + 5)$
BEM	$O(\mathcal{I}(2Q^3 D^3 + P L^3 K^3))$
IR	$O(P ^3 + L^2 K^2 P ^2) + O(T(P L^2 K^2))$
SoftMean	$O(P ^3 + L^2 K^2 P ^2) + O(T(P L^2 K^2 + LK P ^2 + P ^3 + C_{post}))$
SoftVar	$O(P ^3 + L^2 K^2 P ^2) + O(T(P L^2 K^2 + LK P ^2 + P ^3 + C_{post} + C_{var}))$

其复杂度对比如表2所示。JDPCE的复杂度来源于深度神经网络，其计算量较难进行精确刻画。因此，表中仅给出了预处理阶段的计算需求。传统方法中BEM， $\mathcal{I}$ 、 Q 和 D 分别表示迭代次数、BEM阶数以及原子维数。

综合来看，所提方法并未提高MIR相关外推的基本复杂度阶数，其额外开销主要集中在数据后验统计量计算和预测基系数域加权更新两个部分。由于后验信息被直接嵌入预测基系数求解过程，在线修正仍限制在与导频数同阶的低维参数域内，而无需重新回到全矩阵信道域进行高维优化。因此，本文方法在保留MIR低维结构表示优势的同时，引入了对反馈可靠度的自适应调节能力。与此同时，所需后验统计量均由接收端当前迭代结果计算得到，不额外引入新的传输反馈环节。

5 结束语

本文重点研究了双选择性信道条件下 OFDM 与 FBMC 系统中的全矩阵信道估计方法。针对原始 IR 方法在引入数据反馈后容易造成误差累积,进而带来性能平台和迭代不稳的情况,本文在 MIR 相关预测框架基础上提出了一种基于后验加权的预测基系数域更新方法。该方法不再直接在导频观测域内进行修正,而是把更新过程放到预测基系数域中,并利用数据符号的后验均值与后验方差对不同更新分量进行加权约束,从而提升了迭代过程的稳定性。为便于实现与分析,本文进一步给出了 SoftMean 和 SoftVar 两种实现形式。其中,SoftMean 结构较为简洁;SoftVar 进一步引入后验方差信息,对不可靠反馈分量的抑制能力更强。

仿真结果表明,测量相关先验在相邻高速移动场景及一定时延扩展失配条件下仍具备较好的适用性,因而能够为双选择性全矩阵信道估计提供可靠的先验支撑。对于所提方法而言,其额外计算主要集中在数据后验统计量计算和预测基系数域加权更新两个部分,而核心求解仍然是在与导频数同阶的低维空间中完成的。今后可围绕后验权重的自适应设置、正则化参数的协同优化以及更高效的系数域更新机制继续深入研究,以进一步增强该方法对复杂双选择性场景的适应能力。

参考文献:

- [1] Barhumi I, Leus G, Moonen M. Equalization for OFDM over doubly selective channels[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(4): 1445-1458.
- [2] Tang Z, Cannizzaro R C, Leus G, et al. Pilot-assisted time-varying channel estimation for OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(5): 2226-2238.
- [3] Gizzini A K, Chafii M. RNN based channel estimation in doubly selective environments[J]. IEEE Transactions on Machine Learning in Communications and Networking, 2023, 2: 1-18.
- [4] Singh P, Mishra H B, Jagannatham A K, et al. Uplink sum-rate and power scaling laws for multi-user massive MIMO-FBMC systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 68(1): 161-176.
- [5] Chen D, Wang R, Jiang T. Channel estimation and pilot symbol optimization based on intrinsic interference utilization for OQAM/FBMC systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 4595-4606.
- [6] Al-Naffouri T Y, Islam K M Z, Al-Dhahir N, et al. A model reduction approach for OFDM channel estimation under high mobility conditions[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 58(4): 2181-2193.
- [7] Wang Y, Guo Q, Xiang J, et al. Doubly selective channel estimation and equalization based on ICI/ISI mitigation for OQAM-FBMC systems[J]. Physical Communication, 2023, 59: 102120.
- [8] Wang Y, Guo Q, Xiang J, et al. Doubly selective channel estimation for FBMC and OFDM systems based on MIR correlation[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025, 14(3): 851-855.
- [9] Idrees N M, Yu X, Springer A. Optimal tracking of doubly-selective radio channels for OFDM based modern wireless systems[J]. Physical Communication, 2019, 35: 100739.
- [10] Fola E, Luo Y, Luo C. AttenReEsNet: Attention-aided residual learning for effective model-driven channel estimation[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(8): 1855-1859.
- [11] Guo Q, Wang Y, Xiang J, et al. Complex Gaussian ratio-based bit error probability calculation for PAM-FBMC systems[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(4): 788-792.
- [12] Khan I, Cheffena M, Hasan M M. Data aided channel estimation for MIMO-OFDM wireless systems using reliable carriers [J]. IEEE Access, 2023, 11: 47836-47847.
- [13] Liu W, Chen D, Schwarz S, et al. Preamble power optimization based on intrinsic interference utilization for OQAM/FBMC channel estimation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(11): 13556-13566.
- [14] Hoeher P, Kaiser S, Robertson P. Two-dimensional pilot-symbol-aided channel estimation by Wiener filtering[C]//1997 IEEE international conference on acoustics, speech, and signal processing. IEEE, 1997, 3: 1845-1848.
- [15] Fu H, Si W, Kim I M. Deep learning-based joint pilot design and channel estimation for OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(8): 4577-4590.

[作者简介]

杨黎明 (1976-), 女, 重庆邮电大学通信





与信息工程学院高级工程师，主要研究方
向为移动通信协议栈软件设计及测试、移

动通信空口安全。

杨坤（2002-），男，重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生，主要研究方向为移动通信物理层



协议与信道估计算法。

陈樑（2001-），男，重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生，主要研究方向为移动通信协议、



移动通信物理层算法、深度学习。