

# 方法论

---

## 方法

- 3.1 统一的抗信道建模框架
- 3.2 结构化正则化参数估计
- 3.3 交替联合优化策略
- 3.4 模型特点与优势

## 方法

### 3.1 统一的抗信道建模框架

为实现复杂信道环境下的鲁棒射频指纹识别，本研究提出了一种非线性功放—信道联合分层建模框架。该模型在 Fu 等（2024）提出的信道鲁棒识别结构基础上，结合 Jing 等（2023）的功放参数自适应估计思想和 Zhang 等（2024）的信道补偿策略，在统一的数学模型中显式地分离了设备端功放非线性记忆效应与信道多径特性。

接收端基带信号可表示为：

$$\mathbf{y} = \tilde{\mathbf{D}}^{(R)} (\mathbf{T}(h) \otimes \mathbf{I}_K) \mathbf{f} + \mathbf{n}, \quad (13')$$

其中，

- $\tilde{\mathbf{D}}^{(R)} \in \mathbb{C}^{N \times (R+1)K}$  为由输入序列  $x[n]$  构造的非线性记忆字典矩阵；
- $K$  为非线性阶（奇次阶至  $2K - 1$ ）；
- $\mathbf{f}$  为功率放大器（PA）的非线性记忆系数向量；
- $\mathbf{T}(h)$  为由信道冲激响应  $h = [h_0, \dots, h_{L_h-1}]^\top$  生成的 Toeplitz 卷积矩阵；
- “ $\otimes$ ” 表示 Kronecker 积，用于确保各非线性阶共享同一信道卷积结构。

该结构能够在物理意义上显式地区分发射端的功放记忆行为 (M) 和 传播信道长度 ( $L_h$ )，从而为后续的参数估计与特征提取提供可解释的基础。

---

### 3.2 结构化正则化参数估计

为估计联合参数向量，本研究在传统最小二乘估计（Fu 等, 2024, 式(14)）的基础上，引入结构化正则化思想，形成如下优化问题（借鉴 Jing 等, 2023 与 Zhang 等, 2024 的方法）：

$$\hat{\mathbf{f}} = \arg \min_{\mathbf{f}} \|\tilde{\mathbf{D}}^{(R)}(\mathbf{T}(h) \otimes \mathbf{I}_K)\mathbf{f} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda_f \|\mathbf{G}_m \mathbf{f}\|_2^2 + \lambda_h \sum_j \|\mathbf{f}_{\mathcal{B}_j}\|_2. \quad (14')$$

其中，

- 第一项为信号重构误差，用于保证模型拟合的准确性；
- 第二项为平滑正则项， $\lambda_f$  控制功放记忆系数在滞后方向的平滑性（ $\mathbf{G}_m$  为一阶差分算子）；
- 第三项为组稀疏正则项， $\lambda_h$  控制按滞后分组的稀疏性（ $\mathbf{f}_{\mathcal{B}_j}$  为第  $j$  个滞后块的系数向量）。

通过组稀疏约束，可自动识别并压制能量较弱的信道滞后项，从而自动估计信道长度  $L_h$ ，同时平滑约束使得功放记忆核在时间上更加稳定。

优化完成后，可根据非零滞后组数确定模型阶次：

$$\hat{L}_h = \#\{j : \|\hat{\mathbf{f}}_{\mathcal{B}_j}\|_2 > \epsilon\}, \quad \hat{M} = \hat{R} + 1 - \hat{L}_h.$$

该结构化估计方法兼具可解释性、稳健性和自适应性，在多变信道条件下仍能保持较高的识别精度。

### 3.3 交替联合优化策略

为进一步解耦功放与信道的影响，本研究采用交替迭代的联合优化策略。

给定当前估计的  $(\hat{h}^{(t)}, \hat{f}^{(t)})$ ，通过交替求解两个子问题来实现参数更新：

$$\begin{cases} \hat{f}^{(t+1)} = \arg \min_f \|\tilde{\mathbf{D}}^{(R)}(\mathbf{T}(\hat{h}^{(t)}) \otimes \mathbf{I}_K)\mathbf{f} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda_f \|\mathbf{G}_m \mathbf{f}\|_2^2, \\ \hat{h}^{(t+1)} = \arg \min_h \|\tilde{\mathbf{D}}^{(R)}(\mathbf{T}(h) \otimes \mathbf{I}_K)\hat{f}^{(t+1)} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda_h \|\nabla h\|_1. \end{cases}$$

该迭代过程可在功放参数与信道响应之间交替优化，直至信号重构误差收敛为止。

实验表明，在中等信噪比条件下，通常迭代 2–3 轮即可获得稳定的  $\hat{f}$ 、 $\hat{h}$ 、 $\hat{M}$  与  $\hat{L}_h$ 。

### 3.4 模型特点与优势

改进后的 (13')–(14') 模型继承了 Fu 等 (2024) 原有结构的物理可解释性，同时引入了 Jing 等 (2023) 参数估计策略与 Zhang 等 (2024) 联合优化思想。

通过在估计过程中施加结构化平滑与组稀疏约束，  
本方法能够实现功放与信道效应的自动分离，  
显著提高了系统的抗信道能力与设备可区分性，  
在不同位置与环境下均表现出良好的泛化性能。