

# MIMO-OFDM 系统的信道与脉冲噪声联合估计方法

吕新荣<sup>1</sup>, 李有明<sup>2</sup>, 国强<sup>3</sup>

(1. 宁波大学科学技术学院, 浙江 宁波 315300; 2. 宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211;  
3. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:** 针对 MIMO-OFDM 系统中的脉冲噪声问题, 提出了一种基于多测量向量压缩感知理论的信道与脉冲噪声联合估计方法。该方法将信道冲激响应和脉冲噪声联合组成一个具有行稀疏性的待估计矩阵, 构建了一个基于全部子载波的多测量向量压缩感知模型。由于数据子载波中未知的发射符号导致观察矩阵的部分元素不确定, 因此将发射符号视作未知参数, 利用稀疏贝叶斯学习理论和期望最大值算法实现了一种能联合估计信道、脉冲噪声和发射符号的迭代方法。与现有方法相比, 所提方法不仅能够充分利用全部子载波信息, 而且不需要信道和脉冲噪声的先验统计信息。仿真结果表明, 所提方法在信道估计及误比特率性能上有明显改善。

**关键词:** MIMO; OFDM; 信道估计; 脉冲噪声; 稀疏贝叶斯学习

**中图分类号:** TN911.4

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2021238

## Joint channel and impulsive noise estimation method for MIMO-OFDM systems

LYU Xinrong<sup>1</sup>, LI Youming<sup>2</sup>, GUO Qiang<sup>3</sup>

1. College of Science & Technology, Ningbo University, Ningbo 315300, China

2. Faculty of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China

3. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

**Abstract:** Aiming at the impulsive noise occurring in MIMO-OFDM systems, a joint channel and impulsive noise estimation method based on the multiple measurement vector compressed sensing theory was proposed. The channel impulse response and the impulsive noise were combined to form a row sparse matrix to be estimated, and a multiple measurement vector compressed sensing model based on all subcarriers was constructed. As the measurement matrix was partially unknown due to the presence of unknown transmitted symbols in data tones, the multiple response sparse Bayesian learning theory and expectation maximization framework were adopted to jointly estimate the channel impulse response, the impulsive noise, and the data symbols which were regarded as unknown parameters. Compared with the existing methods, the proposed method not only utilizes all subcarriers but also does not use any a priori information of the channel and impulsive noise. The simulation results show that the proposed method achieves significant improvement on the channel estimation and bit error rate performance.

**Keywords:** MIMO, OFDM, channel estimation, impulsive noise, sparse Bayesian learning

收稿日期: 2021-05-06; 修回日期: 2021-08-02

基金项目: 科技部战略性国际科技创新合作项目重点专项基金资助项目 (No.2018YFE0206500); 国家自然科学基金资助项目 (No.61571250); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY22F010018); 宁波市江北区重大专项基金资助项目 (No.201801A04)

**Foundation Items:** The International Cooperation Project of the Ministry of Science and Technology (No.2018YFE0206500), The National Natural Science Foundation of China (No.61571250), The Natural Science Foundation of Zhejiang Province (No.LY22F010018), The Foundation of Ningbo Jiangbei District Science and Technology Bureau (No.201801A04)

## 1 引言

现代通信系统已经将正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 和多输入多输出 (MIMO, multiple input multiple output) 作为物理层核心技术。MIMO-OFDM 能有效利用 OFDM 对抗频率选择性衰落, 同时利用 MIMO 提高系统容量<sup>[1]</sup>。

安全高速的通信系统是现代社会各行业智能化建设的基础。在智能交通<sup>[2]</sup>、智能电网<sup>[3]</sup>、智慧海洋<sup>[4]</sup>、智能工厂<sup>[5]</sup>等领域, 许多生产活动会产生大量脉冲噪声。脉冲噪声具有非高斯、突发性、持续时间短、能量高等特点。脉冲噪声的时域特性导致它在频域上会影响 OFDM 的所有子载波, 使所有子载波的信噪比急剧降低, 从而导致 OFDM 系统性能的急剧下降<sup>[6]</sup>。

传统消除脉冲噪声的方法是在接收端前置一个非线性的预处理器, 该处理器通过设置一个阈值来判断是否存在脉冲噪声。如果存在, 则利用削幅法、置零法等方法去除脉冲噪声<sup>[7]</sup>。这类方法难以获得最优阈值, 导致无法有效地从接收信号中消除脉冲噪声, 对有用信号造成破坏。依据脉冲噪声在时域上具有稀疏性的特性, 近些年利用压缩感知技术消除脉冲噪声的方法得到了广泛关注<sup>[2,4,8]</sup>。这类方法的性能主要依赖于空子载波的数目, 但空子载波数目的增多将降低 OFDM 系统的频谱使用效率。对于 OFDM 系统接收机而言, 消除脉冲噪声是为了尽量避免脉冲噪声影响后续的信道估计和符号检测。为了在消除脉冲噪声的同时提升信道估计和符号检测的性能, 一些联合估计信道、脉冲噪声和数据符号的方案陆续被提出<sup>[9-10]</sup>, 这些方法主要针对单输入单输出 (SISO, single input single output) OFDM 系统。

随着 MIMO-OFDM 系统的广泛应用, 如何消除脉冲噪声对通信系统的影响逐渐引起人们关注。文献[11]利用 MIMO 系统中各个接收天线上脉冲噪声之间的空间相关性, 提出一种基于结构压缩感知技术的脉冲噪声抑制方法, 该方法利用空子载波上的接收信号重构时域脉冲噪声。文献[12]针对 MIMO-OFDM 电力线通信系统中的脉冲噪声提出了一种基于全部子载波的脉冲噪声消除方案, 该方案假设接收端已经获得准确的信道状态信息, 这种假设在实际系统中很难满足。借鉴 SISO-OFDM 系

统的信道与脉冲噪声联合估计思路, 文献[13]提出了一种针对 MIMO-OFDM 电力线通信系统的信道和脉冲噪声联合估计方法, 该方法利用电力线信道和脉冲噪声的稀疏性, 通过导频上的接收信号来重构信道和脉冲噪声, 但估计性能受到导频数量的限制。

针对 MIMO-OFDM 系统中的脉冲噪声消除问题, 本文提出了一种基于全部子载波的信道与脉冲噪声联合估计方法。该方法利用 MIMO-OFDM 系统中信道和脉冲噪声的稀疏性, 将信道和脉冲噪声估计问题转换为多测量向量 (MMV, multiple measurement vector) 压缩感知问题, 然后引入多响应稀疏贝叶斯学习 (MSBL, multiple response sparse Bayesian learning)<sup>[14]</sup>理论联合估计信道和脉冲噪声。为了利用数据子载波信息来提高信道和脉冲噪声估计性能, 该方法将发射数据符号视作未知参数, 利用期望值最大化 (EM, expectation maximization) 算法进行数据符号估计, 构建了一种基于全部子载波信息的压缩感知模型, 实现了信道、脉冲噪声和数据符号联合估计, 从而克服了现有 MIMO-OFDM 系统脉冲噪声估计方法只能利用空子载波和导频子载波的缺点。仿真结果表明, 与独立考虑信道、脉冲噪声和数据检测的方法相比, 本文提出的方法能使 MIMO-OFDM 系统获得更好的信道估计性能与误比特率性能。

## 2 系统模型

设 MIMO-OFDM 系统的发射天线数为  $N_t$ , 接收天线数为  $N_r$ , OFDM 子载波数目为  $N$ , 系统框架如图 1 所示。OFDM 子载波分为三部分, 用于发射导频符号的子载波数目为  $P$ , 空置的子载波数目为  $U$ , 其余子载波用于发射数据符号。在发射端, 二进制数据流经过调制后分为并行的  $N_t$  个频域 OFDM 符号数据流。第  $p$  根发射天线上的频域 OFDM 符号  $\mathbf{x}^{(p)} = [x_0^{(p)}, x_1^{(p)}, \dots, x_{N-1}^{(p)}]^T$  经过 OFDM 调制生成时域 OFDM 信号  $\tilde{\mathbf{x}}^{(p)} = [\tilde{x}_0^{(p)}, \tilde{x}_1^{(p)}, \dots, \tilde{x}_{N-1}^{(p)}]^T$  后送入发射天线。第  $p$  ( $1 \leq p \leq N_t$ ) 根发射天线与第  $q$  ( $1 \leq q \leq N_r$ ) 根接收天线之间的信道冲激响应 (CIR, channel impulse response) 向量表示为  $\mathbf{h}^{(p,q)} = [h_0^{(p,q)}, h_1^{(p,q)}, \dots, h_{L-1}^{(p,q)}]^T$ ,  $L$  代表信道时延扩展长度。本文假设采用插入循环前缀的方式来对抗多径信道造成的频率选择性衰落。在脉冲噪声出现的场合, 接收信号中除了含有可以被近似为加性白高斯噪声 (AWGN, additive white Gaussian noise) 的

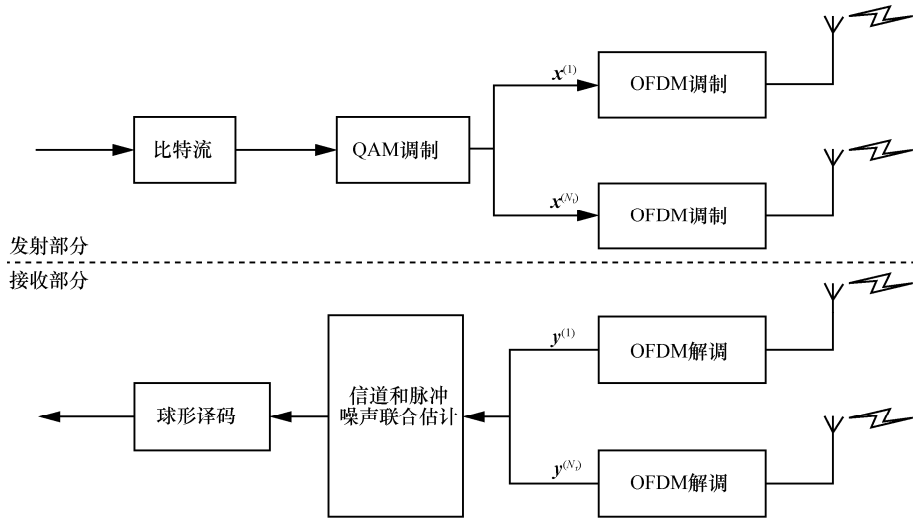


图 1 MIMO-OFDM 系统框架

背景噪声外，还含有脉冲噪声成分。第  $q$  根接收天线接收到的时域 OFDM 信号可以表示为

$$\mathbf{t}^{(q)} = [t_0^{(q)}, t_1^{(q)}, \dots, t_{N-1}^{(q)}]^T = \sum_{p=1}^{N_t} \mathbf{h}^{(p,q)} \odot \tilde{\mathbf{x}}^{(p)} + \mathbf{u}^{(q)} + \mathbf{g}^{(q)} \quad (1)$$

其中，符号  $\odot$  表示循环卷积， $\mathbf{u}^{(q)}$  和  $\mathbf{g}^{(q)}$  分别表示时域脉冲噪声向量和时域 AWGN 向量。接收的时域 OFDM 信号经过去除循环前缀和 OFDM 解调后，第  $q$  条接收天线接收的频域 OFDM 符号可以表示为

$$\mathbf{y}^{(q)} = \mathbf{F}\mathbf{t}^{(q)} = \sum_{p=1}^{N_t} \mathbf{X}^{(p)} \sqrt{N} \mathbf{F}\mathbf{h}^{(p,q)} + \mathbf{F}\mathbf{u}^{(q)} + \mathbf{F}\mathbf{g}^{(q)} = \sum_{p=1}^{N_t} \mathbf{X}^{(p)} \mathbf{H}^{(p,q)} + \mathbf{F}\mathbf{u}^{(q)} + \mathbf{v}^{(q)} \quad (2)$$

其中， $\mathbf{X}^{(p)} = \text{diag}(x^{(p)})$  表示一个  $N \times N$  对角矩阵，其主对角元素由第  $p$  根发射天线的频域 OFDM 符号  $x^{(p)}$  组成； $\mathbf{F}$  表示归一化后的  $N \times N$  离散傅里叶变换 (DFT, discrete Fourier transform) 矩阵； $\mathbf{H}^{(p,q)} = \sqrt{N} \mathbf{F}_L \mathbf{h}^{(p,q)}$  表示第  $p$  根发射天线与第  $q$  根接收天线之间的信道频率响应 (CFR, channel frequency response) 向量； $\mathbf{F}_L$  表示由  $\mathbf{F}$  的前  $L$  列构成的子矩阵；由于  $\mathbf{F}$  是一个酉矩阵，因此  $\mathbf{v}^{(q)} = \mathbf{F}\mathbf{g}^{(q)}$  仍是一个 AWGN 向量。

考虑 MIMO-OFDM 系统的每个子载波之间独立进行符号检测，则第  $k$  个子载波上基于最大似然估计的符号检测算法可表示为

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \underset{\mathbf{x}(k) \in \Omega}{\text{argmin}} \|\mathbf{y}(k) - \mathbf{E}(k)\mathbf{x}(k)\|_2^2, \quad 1 \leq k \leq N \quad (3)$$

其中， $\Omega$  表示调制信号星座点集合， $\mathbf{y}(k) \triangleq [y^{(1)}(k), y^{(2)}(k), \dots, y^{(N_r)}(k)]^T$  表示所有接收天线第  $k$  个子载波上的数据符号组成的向量， $\mathbf{x}(k) \triangleq [x^{(1)}(k), x^{(2)}(k), \dots, x^{(N_t)}(k)]^T$  表示所有发射天线第  $k$  个子载波上的数据符号组成的向量， $\mathbf{E}(k)$  表示接收天线与发射天线之间第  $k$  个子载波上的 CFR 矩阵，具体如下

$$\mathbf{E}(k) \triangleq \begin{pmatrix} H^{(1,1)}(k) & \dots & H^{(N_t,1)}(k) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ H^{(1,N_r)}(k) & \dots & H^{(N_t,N_r)}(k) \end{pmatrix} \quad (4)$$

针对式(3)本文采用球形译码 (SD, sphere decoding) 算法进行求解。球形译码器的性能主要受限于信道状态信息的准确性和背景噪声功率的大小。脉冲噪声会极大降低现有信道估计方法的性能。此外，由式(2)可知，如果脉冲噪声不能有效去除，经过 FFT 解调后脉冲噪声能量会扩展到每个子载波，这样等同于大大增加了每个子载波的背景噪声功率，进而导致 SD 算法的性能急剧下降。下面介绍本文提出的信道和脉冲噪声联合估计方法。

### 3 基于 MSBL 的信道与脉冲噪声联合估计

本文引入 MSBL 来联合估计 MIMO-OFDM 系统信道与脉冲噪声，下面先简要介绍 MSBL 理论<sup>[14]</sup>。

#### 3.1 MSBL 理论

MSBL 理论用于解决 MMV 压缩感知问题。MMV 压缩感知问题可以用如下模型表示

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{X} + \mathbf{V} \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{Y} \triangleq [\mathbf{Y}^{(1)}, \dots, \mathbf{Y}^{(i)}, \dots, \mathbf{Y}^{(L)}] \in \mathbb{C}^{N \times L}$  表示由  $L$  个观测向量组成的矩阵,  $\Phi \in \mathbb{C}^{N \times M}$  表示观测矩阵, 且  $N \ll M$ ,  $\mathbf{X} \triangleq [\mathbf{X}^{(1)}, \dots, \mathbf{X}^{(i)}, \dots, \mathbf{X}^{(L)}] \in \mathbb{C}^{M \times L}$  表示由  $L$  个待求解向量构成的矩阵,  $\mathbf{V} \triangleq [\mathbf{V}^{(1)}, \dots, \mathbf{V}^{(i)}, \dots, \mathbf{V}^{(L)}] \in \mathbb{C}^{N \times L}$  表示噪声矩阵。MMV 模型假设矩阵  $\mathbf{X}$  的列向量具有相似稀疏性<sup>[14]</sup>, 即列向量的非零元素位置基本相同。针对式(5)所示模型, 已经有许多压缩感知算法可以求解矩阵  $\mathbf{X}$ , 这些算法大体可以分为凸优化类、贪婪迭代类和贝叶斯估计类。

MSBL 可以看作稀疏贝叶斯学习理论在 MMV 模型上的推广, 它假设矩阵  $\mathbf{X}$  列向量  $\mathbf{X}^{(i)}$  的先验分布服从相同的高斯独立分布, 即  $p(\mathbf{X}^{(i)}; \Gamma) \sim \mathcal{CN}(0, \Gamma)$ ,  $\Gamma \triangleq \text{diag}(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_M)$ , 则矩阵  $\mathbf{X}$  的分布可以表示为  $\Pr(\mathbf{X}; \Gamma) = \prod_{i=1}^L \Pr(\mathbf{X}^{(i)}; \Gamma)$ 。式(5)所示模型的似然函数为

$$\Pr(\mathbf{Y}|\mathbf{X}) = \prod_{i=1}^L \Pr(\mathbf{Y}^{(i)}|\mathbf{X}^{(i)}) = \prod_{i=1}^L (\pi\sigma^2)^{-N} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{Y}^{(i)} - \Phi \mathbf{X}^{(i)}\|_2^2}{\sigma^2}\right) \quad (6)$$

假设噪声  $\Pr(\mathbf{V}^{(i)}; \sigma^2) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ 。利用高斯分布的性质, 矩阵  $\mathbf{X}$  的列向量  $\mathbf{X}^{(i)}$  的后验概率分布仍旧为高斯分布  $\Pr(\mathbf{X}^{(i)}|\mathbf{Y}) \sim \mathcal{CN}(\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{X}^{(i)}}, \boldsymbol{\Sigma})$ , 其中

$$\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{X}^{(i)}} = \sigma^{-2} \boldsymbol{\Sigma} \Phi^H \mathbf{Y}^{(i)} \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \left( \frac{\Phi^H \Phi}{\sigma^2} + \Gamma \right)^{-1} = \Gamma - \Gamma \Phi^H (\sigma^2 \mathbf{I} + \Phi \Gamma \Phi^H)^{-1} \Phi \Gamma \quad (8)$$

其中,  $\Phi^H$  是矩阵  $\Phi$  的共轭转置。得到上述后验分布后, MSBL 将后验分布的均值  $\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{X}^{(i)}}$  作为矩阵  $\mathbf{X}$  的列向量  $\mathbf{X}^{(i)}$  的最大后验概率 (MAP, maximum a posterior) 估计值。由于式(7)和式(8)中存在未知的超参数  $\Gamma$  和  $\sigma^2$ , 为了估计这些超参数, MSBL 采用期望值最大化 (EM, expectation maximization) 算法进行求解。

### 3.2 信道与脉冲噪声联合估计

把所有接收天线上的 OFDM 符号组合在一起, 即令  $\mathbf{Y} \triangleq [\mathbf{y}^{(1)}, \mathbf{y}^{(2)}, \dots, \mathbf{y}^{(q)}, \dots, \mathbf{y}^{(N_r)}] \in \mathbb{C}^{N \times N_r}$ , 同时令  $\mathbf{X} \triangleq [\mathbf{X}^{(1)}, \mathbf{X}^{(2)}, \dots, \mathbf{X}^{(p)}, \dots, \mathbf{X}^{(N_t)}] \in \mathbb{C}^{N \times N_t}$ ,  $\mathbf{U} \triangleq [\mathbf{u}^{(1)},$

$\mathbf{u}^{(2)}, \dots, \mathbf{u}^{(q)}, \dots, \mathbf{u}^{(N_t)}]$ ,  $\mathbf{V} \triangleq [\mathbf{v}^{(1)}, \mathbf{v}^{(2)}, \dots, \mathbf{v}^{(q)}, \dots, \mathbf{v}^{(N_r)}]$ , 则式(2)表示的信号传输模型可以表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \left( \mathbf{I}_{N_t} \otimes \sqrt{N} \mathbf{F}_L \right) \boldsymbol{\Psi} + \mathbf{F} \mathbf{U} + \mathbf{V} \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{I}_{N_t}$  表示  $N_t \times N_t$  的单位矩阵, 符号  $\otimes$  表示 Kronecker 积,  $\boldsymbol{\Psi} \in \mathbb{C}^{N N_t \times N_r}$  表示 MIMO-OFDM 系统的 CIR 矩阵, 如式(10)所示。

$$\boldsymbol{\Psi} \triangleq \begin{pmatrix} h^{(1,1)} & \dots & h^{(1,N_t)} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ h^{(N_r,1)} & \dots & h^{(N_r,N_t)} \end{pmatrix} = [\mathbf{h}^{(1)}, \mathbf{h}^{(2)}, \dots, \mathbf{h}^{(q)}, \dots, \mathbf{h}^{(N_r)}] \quad (10)$$

研究表明, 采用抽头时延模型表示的 MIMO-OFDM 无线信道在时域上呈现出稀疏性, 即信道冲激响应向量  $\mathbf{h}^{(p,q)}$  的非零元素个数远小于向量长度。同时, MIMO 系统不同发射接收天线之间的子信道具有相似传播特性, 可以认为所有子信道具有相同的支撑集, 但抽头增益系数不同<sup>[15-16]</sup>。这样式(10)中  $\boldsymbol{\Psi}$  的各个列向量  $\mathbf{h}^{(1)}, \mathbf{h}^{(2)}, \dots, \mathbf{h}^{(N_r)}$  可以视为稀疏向量且向量的非零元素位置相同。 $\boldsymbol{\Psi}$  的这种性质也称为行稀疏性<sup>[17]</sup>。由于脉冲噪声在时域上持续时间较短, 因此经过采样后形成的时域脉冲噪声向量  $\mathbf{u}^{(q)}$  中的非零元素个数远小于 OFDM 符号长度, 具有稀疏性特征。进一步地, 不同接收天线之间距离比较小, 这样当脉冲噪声出现时, 可以认为所有接收天线会同时受到该脉冲噪声的干扰, 所以经过采样后形成的时域脉冲噪声向量  $\mathbf{u}^{(1)}, \mathbf{u}^{(2)}, \dots, \mathbf{u}^{(N_r)}$  的非零元素位置相同, 但非零元素的幅值不一定相同<sup>[11]</sup>。

定义新的稀疏向量  $\mathbf{w}^{(q)} \triangleq [\mathbf{h}^{(q)\top}, \mathbf{u}^{(q)\top}]^\top \in \mathbb{C}^{(LN_t+N_r) \times 1}$  和新的矩阵  $\mathbf{W}$  为

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}^{(1)}, \mathbf{w}^{(2)}, \dots, \mathbf{w}^{(q)}, \dots, \mathbf{w}^{(N_r)}] = \begin{pmatrix} h^{(1,1)} & \dots & h^{(1,N_t)} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ h^{(N_r,1)} & \dots & h^{(N_r,N_t)} \\ u^{(1)} & \dots & u^{(N_r)} \end{pmatrix} \quad (11)$$

从而式(9)可以写成如下形式

$$\mathbf{Y} = \left[ \mathbf{X} \left( \mathbf{I}_{N_t} \otimes \sqrt{N} \mathbf{F}_L \right) \quad \mathbf{F} \right] \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Psi} \\ \mathbf{U} \end{bmatrix} + \mathbf{V} = \Phi \mathbf{W} + \mathbf{V} \quad (12)$$

其中,  $\Phi \triangleq [\mathbf{X} (\mathbf{I}_{N_t} \otimes \sqrt{N} \mathbf{F}_L) \quad \mathbf{F}] \in \mathbb{C}^{N \times (LN_t+N_r)}$  视作观测

矩阵。由于观测矩阵  $\Phi$  的行数小于列数，信息量不够，因此式(12)属于一组欠定的线性方程组，用常规估计方法无法获得确定解。根据压缩感知理论，如果待估计信号具有稀疏性，式(12)也可以通过压缩感知算法获得一个确定解。通过前面分析可以认为矩阵  $\mathbf{W}$  是一个行稀疏性矩阵，这样式(12)就构成了压缩感知理论中的 MMV 模型。注意到由于矩阵  $\mathbf{X}$  中含有未知的发射数据符号，导致矩阵  $\Phi$  不是确定性矩阵，因此传统的 MSBL 理论不能直接用于求解式(12)所示模型。针对这个问题，本文提出了一种基于 MSBL 理论能同步检测符号的信道与脉冲噪声联合估计方法。

设每对天线之间的 CIR 向量  $\mathbf{h}^{(p,q)}$  服从同一个先验分布，即  $\Pr(\mathbf{h}^{(p,q)}) \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \Gamma_h)$ ，其中  $\Gamma_h = \text{diag}(\gamma_{h_1}, \gamma_{h_2}, \dots, \gamma_{h_L})$ ；所有接收天线上的脉冲噪声向量  $\mathbf{u}^{(q)}$  也服从相同的先验分布，即  $\Pr(\mathbf{u}^{(q)}) \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \Gamma_u)$ ，其中  $\Gamma_u = \text{diag}(\gamma_{u_1}, \gamma_{u_2}, \dots, \gamma_{u_N})$ ，则矩阵  $\mathbf{W}$  的所有列向量  $\mathbf{w}^{(q)}$  的先验分布也相同，即  $\Pr(\mathbf{w}^{(q)}; \Gamma) \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \Gamma)$ ，其中协方差矩阵  $\Gamma$  定义为

$$\Gamma = \text{diag}(\Gamma_b, \Gamma_u) = \begin{pmatrix} \Gamma_b & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \Gamma_u \end{pmatrix} \quad (13)$$

其中， $\Gamma_b = \mathbf{I}_{N_t} \otimes \Gamma_h$ 。 $\mathbf{w}^{(q)}$  的后验仍旧为高斯分布  $\Pr(\mathbf{w}^{(q)} | \mathbf{Y}) = (\boldsymbol{\mu}_q, \boldsymbol{\Sigma})$ ，根据式(7)和式(8)， $\mathbf{w}^{(q)}$  的后验均值和协方差矩阵分别为

$$\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{w}^{(q)}} = \sigma^{-2} \boldsymbol{\Sigma} \Phi^H \mathbf{y}^{(q)} \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \Sigma_{hh} & \Sigma_{hu} \\ \Sigma_{uh} & \Sigma_{uu} \end{pmatrix} = \Gamma - \Gamma \Phi^H (\sigma^2 \mathbf{I} + \Phi \Gamma \Phi^H)^{-1} \Phi \Gamma \quad (15)$$

其中， $\sigma^2$  表示 AWGN 功率。对于式(14)和式(15)中的未知超参数  $\Gamma$ 、 $\sigma^2$  和  $\mathbf{X}$ ，采用 EM 算法进行求解。算法收敛结束后， $\mathbf{w}^{(q)}$  的 MAP 估计值  $\hat{\mathbf{w}}^{(q)}$  由后验均值  $\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{w}^{(q)}}$  给出，即  $\hat{\mathbf{w}}^{(q)} = \boldsymbol{\mu}_{\mathbf{w}^{(q)}}$ 。

定义超参数集合  $\theta \triangleq \{\Gamma, \sigma^2, \mathbf{X}\}$ ，超参数的整个求解过程分为 E-step 和 M-step 两部分。

1) E-step。将  $\mathbf{W}$  视作隐含变量，计算联合概率分布  $\Pr(\mathbf{Y}, \mathbf{W}; \theta)$  在后验概率分布  $\Pr(\mathbf{W} | \mathbf{Y})$  (由式(14)和式(15)求得) 下的期望值  $Q(\theta)$

$$Q(\theta | \theta^{(k)}) = E_{\mathbf{W} | \mathbf{Y}} \{ \ln \Pr(\mathbf{Y}, \mathbf{W}; \theta^{(k)}) \} \quad (16)$$

其中， $E\{\cdot\}$  代表求期望， $\theta^{(k)}$  代表第  $k$  次迭代求得的参数， $\ln(\cdot)$  代表自然对数运算。

2) M-step。通过最大化期望值  $Q(\theta)$  获得第  $k+1$  迭代的超参数估计值，即  $\theta^{(k+1)} = \underset{\theta}{\text{argmax}} Q(\theta | \theta^{(k)})$ 。

因为  $\ln \Pr(\mathbf{Y}, \mathbf{W}) = \ln \Pr(\mathbf{Y} | \mathbf{W}) + \ln \Pr(\mathbf{W})$ ， $\Gamma$  仅与后面的先验概率有关， $\sigma^2$  和  $\mathbf{X}$  仅与前面的似然函数有关。利用这个性质，先求解超参数  $\Gamma$ 。

$$\begin{aligned} \Gamma^{(k+1)} &= \underset{\Gamma}{\text{argmax}} E_{\mathbf{W} | \mathbf{Y}} \{ \ln \Pr(\mathbf{W}) \} = \\ & \underset{\Gamma}{\text{argmax}} E_{\mathbf{W} | \mathbf{Y}} \left\{ -N_r \ln |\Gamma| - \sum_{q=1}^{N_r} \mathbf{w}^{(q)H} \Gamma^{-1} \mathbf{w}^{(q)} \right\} = \\ & \underset{\Gamma}{\text{argmin}} \left\{ N_r \ln |\Gamma| + \sum_{q=1}^{N_r} \left[ \text{Tr}(\Gamma^{-1} \boldsymbol{\Sigma}) + \boldsymbol{\mu}_{(q)}^H \Gamma^{-1} \boldsymbol{\mu}_{(q)} \right] \right\} = \\ & \underset{\Gamma}{\text{argmin}} \left\{ N_r \left[ N_t \sum_{i=1}^L \ln(\gamma_{h_i}) + \sum_{j=1}^N \ln(\gamma_{u_j}) \right] + \right. \\ & \left. \sum_{q=1}^{N_r} \left[ \sum_{p=1}^{N_t} \sum_{i=1}^L \frac{\boldsymbol{\Sigma}(i+pL, i+pL)}{\gamma_{h_i}} + \sum_{p=1}^{N_t} \sum_{i=1}^L \frac{|\boldsymbol{\mu}_{(q)}(i+pL)|^2}{\gamma_{h_i}} \right] + \right. \\ & \left. \sum_{q=1}^{N_r} \left[ \sum_{j=1}^N \frac{\boldsymbol{\Sigma}(j+LN_t, j+LN_t)}{\gamma_{u_j}} + \sum_{j=1}^N \frac{|\boldsymbol{\mu}_{(q)}(j+LN_t)|^2}{\gamma_{u_j}} \right] \right\} \quad (17) \end{aligned}$$

将式(17)分别对  $\gamma_{h_i}$  和  $\gamma_{u_j}$  求导并设置导数等于零，求得第  $k+1$  次迭代估计值为

$$\gamma_{h_i}^{(k+1)} = \frac{1}{N_r N_t} \sum_{q=1}^{N_r} \sum_{p=1}^{N_t} \left[ |\boldsymbol{\mu}_{(q)}(i+pL)|^2 + \boldsymbol{\Sigma}(i+pL, i+pL) \right] \quad (18)$$

$$\gamma_{u_j}^{(k+1)} = \frac{1}{N_r} \sum_{q=1}^{N_r} \left[ |\boldsymbol{\mu}_{(q)}(j)|^2 + \boldsymbol{\Sigma}(j, j) \right] \quad (19)$$

其中， $i \in (1, 2, \dots, L)$ ， $j \in (LN_t + 1, LN_t + 2, \dots, LN_t + N)$ 。

接下来求解超参数  $\sigma^2$ ，根据似然函数  $\Pr(\mathbf{Y} | \mathbf{W})$ ，可以写出求解式为

$$\begin{aligned} \sigma^{2(k+1)} &= \\ & \underset{\sigma^2}{\text{argmax}} E_{\mathbf{W} | \mathbf{Y}} \left\{ -NN_t \ln(\sigma^2) - \sum_{q=1}^{N_r} \frac{\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \mathbf{w}^{(q)} \|_2^2}{\sigma^2} \right\} = \\ & \underset{\sigma^2}{\text{argmin}} \left\{ NN_t \ln(\sigma^2) + \frac{1}{\sigma^2} \cdot \right. \end{aligned}$$

$$\sum_{q=1}^{N_r} \mathbb{E}_{\mathbf{w}|Y} \left[ \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \mathbf{w}^{(q)} \right\|_2^2 \right] =$$

$$\operatorname{argmin} \left\{ NN_r \ln(\sigma^2) + \frac{1}{\sigma^2} \cdot \sum_{q=1}^{N_r} \left[ \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \boldsymbol{\mu}_{(q)} \right\|_2^2 + \operatorname{Tr}(\Phi^{(k)H} \Phi^{(k)} \boldsymbol{\Sigma}) \right] \right\} \quad (20)$$

将式(20)对  $\sigma^2$  求导并设置导数为零, 得到第  $k+1$  次迭代结果为

$$\sigma^{2^{(k+1)}} = \frac{\sum_{q=1}^{N_r} \left[ \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \boldsymbol{\mu}_{(q)} \right\|_2^2 + \operatorname{Tr}(\Phi^{(k)H} \Phi^{(k)} \boldsymbol{\Sigma}) \right]}{NN_r} =$$

$$\frac{\sum_{q=1}^{N_r} \left\{ \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \boldsymbol{\mu}_{(q)} \right\|_2^2 + \sigma^{2^{(k)}} \operatorname{Tr}[(\boldsymbol{\Sigma}^{-1} - \Gamma^{-1}) \boldsymbol{\Sigma}] \boldsymbol{\Sigma} \right\}}{NN_r} =$$

$$\frac{\sum_{q=1}^{N_r} \left\{ \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \boldsymbol{\mu}_{(q)} \right\|_2^2 + \sigma^{2^{(k)}} \sum_{i=1}^{LN_r+N} \left[ 1 - \frac{\boldsymbol{\Sigma}^{(k)}(i,i)}{\Gamma^{(k)}(i,i)} \right] \right\}}{NN_r} \quad (21)$$

这里利用了  $\Phi^H \Phi = \sigma^2 (\boldsymbol{\Sigma}^{-1} - \Gamma^{-1})$ , 其中  $\operatorname{Tr}(\cdot)$  表示矩阵求迹。

最后求解参数  $\mathbf{X}$ , 由于  $\mathbf{X}$  中未知的参数实际是数据子载波上的发射符号, 因此估计  $\mathbf{X}$  相当于进行符号检测。根据似然函数  $\Pr(\mathbf{Y}|\mathbf{W})$ , 发射符号矩阵  $\mathbf{X}$  的求解式可以写成

$$\mathbf{X}^{(k+1)} = \operatorname{argmax} \mathbb{E}_{\mathbf{w}|Y} \left\{ - \sum_{q=1}^{N_r} \frac{\left\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \mathbf{w}^{(q)} \right\|_2^2}{\sigma^2} \right\} =$$

$$\operatorname{argmin} \left\{ \sum_{q=1}^{N_r} \mathbb{E}_{\mathbf{w}|Y} \left\{ \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \mathbf{w}^{(q)} \right\|_2^2 \right\} \right\} =$$

$$\operatorname{argmin} \left\{ \sum_{q=1}^{N_r} \left[ \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \boldsymbol{\mu}_{(q)} \right\|_2^2 + \operatorname{Tr}(\Phi^{(k)H} \Phi^{(k)} \boldsymbol{\Sigma}) \right] \right\} \quad (22)$$

其中,

$$\sum_{q=1}^{N_r} \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \Phi^{(k)} \boldsymbol{\mu}_{(q)} \right\|_2^2 =$$

$$\sum_{q=1}^{N_r} \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \mathbf{F} \hat{\mathbf{u}}^{(q)} - \sum_{p=1}^{N_t} \left( X^{(p)} \sqrt{N} \mathbf{F}_L \hat{\mathbf{h}}^{(p,q)} \right) \right\|_2^2 \quad (23)$$

$$\operatorname{Tr}(\Phi^H \Phi \boldsymbol{\Sigma}) = \operatorname{Tr}(\Phi \boldsymbol{\Sigma} \Phi^H) =$$

$$\operatorname{Tr} \left\{ \left[ \mathbf{X} \left( \mathbf{I}_{N_t} \otimes \sqrt{N} \mathbf{F}_L \right) \mathbf{F} \right]^H \right\}$$

$$\left( \begin{array}{cc} \boldsymbol{\Sigma}_{hh} & \boldsymbol{\Sigma}_{hu} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{uh} & \boldsymbol{\Sigma}_{uu} \end{array} \right) \left[ \mathbf{X} \left( \mathbf{I}_{N_t} \otimes \sqrt{N} \mathbf{F}_L \right) \mathbf{F} \right]^H =$$

$$\operatorname{Tr} \left\{ \left[ \mathbf{X} \left( \mathbf{I}_{N_t} \otimes \sqrt{N} \mathbf{F}_L \right) \right]^H \right.$$

$$\left. \boldsymbol{\Sigma}_{hh} \left[ \mathbf{X} \left( \mathbf{I}_{N_t} \otimes \sqrt{N} \mathbf{F}_L \right) \right]^H + \mathbf{F} \boldsymbol{\Sigma}_{uu} \mathbf{F}^H \right\} \quad (24)$$

在式(24)中, 将  $\boldsymbol{\Sigma}_{hu}$  和  $\boldsymbol{\Sigma}_{uh}$  所有元素设置为 0, 是因为考虑到实际中信道和脉冲噪声是独立且不相关的。结合式(23)和式(24), 式(22)可以写为

$$\mathbf{X}^{(k+1)} = \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{q=1}^{N_r} \left\| \mathbf{y}^{(q)} - \mathbf{F} \hat{\mathbf{u}}^{(q)} - \sum_{p=1}^{N_t} \left( X^{(p)} \sqrt{N} \mathbf{F}_L \hat{\mathbf{h}}^{(p,q)} \right) \right\|_2^2 + \operatorname{Tr}(\mathbf{X} \mathbf{C}_b \mathbf{X}^H) \right\} \quad (25)$$

其中,  $\mathbf{C}_b = \left( \mathbf{I}_{N_t} \otimes \sqrt{N} \mathbf{F}_L \right) \boldsymbol{\Sigma}_{hh} \left( \mathbf{I}_{N_t} \otimes \sqrt{N} \mathbf{F}_L \right)^H$ 。由于 OFDM 的各个子载波之间独立进行数据检测, 式(25)针对每个子载波的数据检测为

$$\left\{ x^{(p)}(k) \right\} = \operatorname{argmin}_{\left\{ x^{(p)}(k) \in \Omega \right\}} \left\{ \sum_{q=1}^{N_r} \left\| \mathbf{y}^{(q)}(k) - \mathbf{F}(k, :) \hat{\mathbf{u}}^{(q)} - \sum_{p=1}^{N_t} \left( x^{(p)}(k) \sqrt{N} \mathbf{F}_L(k, :) \hat{\mathbf{h}}^{(p,q)} \right) \right\|_2^2 + \operatorname{Tr}(\mathbf{X}(k, :) \mathbf{C}_b \mathbf{X}(k, :)^H) \right\} \quad (26)$$

其中,  $\Omega$  表示调制信号星座点集合,  $|\Omega|$  表示星座点集合元素数目,  $D$  表示数据子载波集合,  $\mathbf{x}^{(p)}(k)$  表示第  $p$  根发射天线上第  $k$  个子载波上的数据符号,  $\mathbf{y}^{(q)}(k)$  表示第  $q$  根接收天线上第  $k$  个子载波上的接收符号,  $\mathbf{F}(k, :)$  表示矩阵的第  $k$  行。式(26)的求解可以通过穷举法实现, 随着发射天线数目、调制信号星座点数目和子载波数据的增加, 穷举法的运算复杂度会急剧增长, 这时可以通过把式(26)转化为等效的 MIMO 信道, 利用球形译码算法求解来降低运算复杂度<sup>[18]</sup>。

通过式(18)、式(19)、式(21)和式(26)求出第  $k+1$  次迭代的超参数估计值  $\Gamma^{(k+1)}$ 、 $\sigma^{2^{(k+1)}}$  和  $\mathbf{X}^{(k+1)}$  后, 将它们代入式(14)和式(15)计算新的后验均值  $\boldsymbol{\mu}_{w^{(1)}}^{(k+1)}, \boldsymbol{\mu}_{w^{(2)}}^{(k+1)}, \dots, \boldsymbol{\mu}_{w^{(N_r)}}^{(k+1)}$  和协方差矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}^{(k+1)}$ , 然后将更新后的后验均值和协方差矩阵求解新的超参数, 这样反复迭代, 直到达到收敛条件后停止。算法的伪代码如算法 1 所示。

**算法 1** 同步符号检测的联合估计算法

输入 接收信号  $\mathbf{Y}$ , 构造矩阵  $\Phi_p$ , 最大迭代次

数  $r_{\max}$

输出 MAP 估计值  $\hat{W}$

1) 初始化: 利用式(31)获得:  $\Gamma^{(0)}$ ,  $\sigma^2^{(0)}$ ,  $X^{(0)}$

2) while  $r \leq r_{\max}$

3) 构造矩阵  $\Phi^{(r)} = \begin{bmatrix} X^{(r)}(I_{N_t} \otimes \sqrt{N}F_L) & F \end{bmatrix}$

E-step:

4) 根据式(14)计算后验分布均值  $\mu_{w^{(q)}}$

5) 根据式(15)计算后验分布协方差矩阵  $\Sigma$

M-step:

6) 根据式(18)和式(19)计算协方差矩阵  $\Gamma$

7) 根据式(21)计算背景噪声功率  $\sigma^2$

8) 根据式(26)估计数据符号矩阵  $X$

9) end while

返回估计值  $\hat{W}$

迭代过程终止后, 将最终的后验均值  $\mu_{w^{(q)}}^{(k+1)}$  ( $1 \leq q \leq N_r$ ) 作为矩阵  $W$  的列向量  $w^{(q)}$  ( $1 \leq q \leq N_r$ ) 的 MAP 估计值。每对天线之间的 CIR 向量的估计值  $\hat{h}^{(p,q)}$  和每根接收天线上采样到的脉冲噪声估计值  $\hat{u}^{(q)}$  可以由矩阵  $W$  的定义式(11)得到。获得信道和脉冲噪声估计值后, 消除每根接收天线接收信号中的脉冲噪声

$$\hat{y}^{(q)} = y^{(q)} - F\hat{u}^{(q)} \quad (27)$$

残留脉冲噪声视作 AWGN。同时根据信道 CIR 估计值计算每对天线之间的 CFR 估计值

$$\hat{H}^{(p,q)} = \sqrt{N}F_L \hat{h}^{(p,q)} \quad (28)$$

则第  $k$  个子载波上基于最大似然估计的符号检测算法可以表示为

$$\hat{x}(k) = \underset{x(k) \in \Omega}{\operatorname{argmin}} \left\| \hat{y}(k) - \hat{\Sigma}(k)x(k) \right\|_2^2, \quad 1 \leq k \leq N \quad (29)$$

其中,

$$\hat{\Sigma}(k) = \begin{pmatrix} \hat{H}^{(1,1)}(k) & \dots & \hat{H}^{(N_t,1)}(k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{H}^{(1,N_r)}(k) & \dots & \hat{H}^{(N_t,N_r)}(k) \end{pmatrix} \quad (30)$$

式(29)可以使用现有球形译码算法进行求解, 也可以使用其他 MIMO 数据检测算法求解。

本文提出的同步符号检测的联合估计方法需要数据符号的初始估计值, 如果随机选择容易导致算法不收敛。下面介绍如何利用 MSBL 获得数据符号的初始估计值。根据式(12), 可以获得利用导频子载波和空子载波的信道与脉冲噪声联合估计压

缩感知模型, 如式(31)所示。

$$Y_P = \begin{bmatrix} X_P(I_{N_t} \otimes \sqrt{N}F_L) & F_P \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi \\ U \end{bmatrix} + V_P = \Phi_P W + V_P \quad (31)$$

其中,  $Y_P$ 、 $X_P$ 、 $F_P$ 、 $\Phi_P$  和  $V_P$  分别由  $Y$ 、 $X$ 、 $F$ 、 $\Phi$  和  $V$  对应导频子载波和空子载波索引位置的行元素组成。式(31)中的观测矩阵  $\Phi_P$  没有未知元素, 因此可以直接使用 MSBL 算法估计  $W$ , 从而获得每对天线之间的 CIR 向量的估计值  $\hat{h}^{(p,q)}$  和每根接收天线上采样到的脉冲噪声估计值  $\hat{u}^{(q)}$  后, 根据式(27)~式(29)利用球形译码算法获得数据符号的初始估计值  $X^{(0)}$ 。

### 3.3 方法复杂度分析

本文提出的同步符号检测的联合估计方法主要分为 2 个阶段。第一阶段利用式(31)获得数据符号的初始估计值, 这个阶段的运算复杂度为  $O((P+U)(N_t L + N)^2)$ ; 第二阶段利用式(12)联合估计信道和脉冲噪声, 每一次迭代需要计算式(14)、式(15)、式(18)、式(19)、式(21)、式(26)的运算, 其中每一个计算式的运算复杂度如表 1 所示。根据表 1 的分析, 第二阶段的总运算复杂度可以写为  $O(N(N_t L + N)^2)$ , 因此本文提出的同步符号检测的联合估计方法总的运算复杂度可以写为  $O((N+P+U)(N_t L + N)^2)$ 。

表 1 每次迭代的运算复杂度分析

对应的计算式	运算复杂度
式(14)	$O(N(N_t L + N)^2)$
式(15)	$O(N(N_t L + N)^2 + N^3)$
式(18)和式(19)	$O(N_t N_r L + N_r N)$
式(21)	$O(N_r(N_t L + N)^2)$
式(26)	$O((N-P-U) \Omega ^{N_t} N^2)$

## 4 仿真结果分析

本节利用数值仿真验证本文所提出方法的性能。一个  $2 \times 2$  MIMO-OFDM 系统仿真参数<sup>[16]</sup>如表 2 所示, 其中每对天线之间的仿真信道参数设置基于 ITU-R Vehicular B 信道模型, 抽头数为 6, 均具有 Jakes 功率谱, 信道抽头增益归一化到 1。每根接收天线上的总噪声(脉冲噪声与 AWGN 之和)分别利用三元高斯混合模型(GMM, Gaussian mixture model)<sup>[8]</sup>和米德尔顿类 A(MCA, Middleton class A)

模型<sup>[8]</sup>实现。系统的信噪比定义为归一化后发射符号功率与系统总噪声功率的比值, 即  $SNR \triangleq P_s/P_{i+g}$ 。本文信道估计的性能指标采用均方误差 (MSE, mean square error) 表示, 即  $\mathbf{h}_{MSE} \triangleq E\left\{\sum_{q=1}^{N_t} \sum_{p=1}^{N_t} \|\mathbf{h}^{(p,q)} - \hat{\mathbf{h}}^{(p,q)}\|_2^2 / N_t N_r\right\}$ , 脉冲噪声估计的 MSE 性能指标为  $\mathbf{u}_{MSE} \triangleq E\left\{\sum_{q=1}^{N_t} \|\mathbf{u}^{(q)} - \hat{\mathbf{u}}^{(q)}\|_2^2 / N_r\right\}$ 。

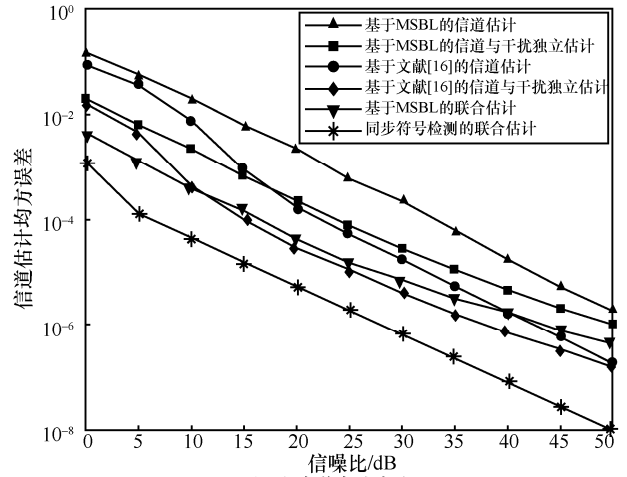
表 2 OFDM 系统仿真参数

参数名称	参数值
系统子带带宽/kHz	15
OFDM 符号持续时间/ $\mu\text{s}$	83.3 (保护间隔为 16.67 $\mu\text{s}$ )
总子载波数 $N$	256
循环前缀长度	64
导频子载波数 $P$	44
空子载波数 $U$	50
信道长度 $L$	64
信号调制模式	4-QAM
GMM	$K=3, p_k=\{0.9, 0.07, 0.03\}$ $\gamma_k=\{1, 100, 1000\}$
MCA	$A=0.1, l=0.01$ , 取前 10 个分量

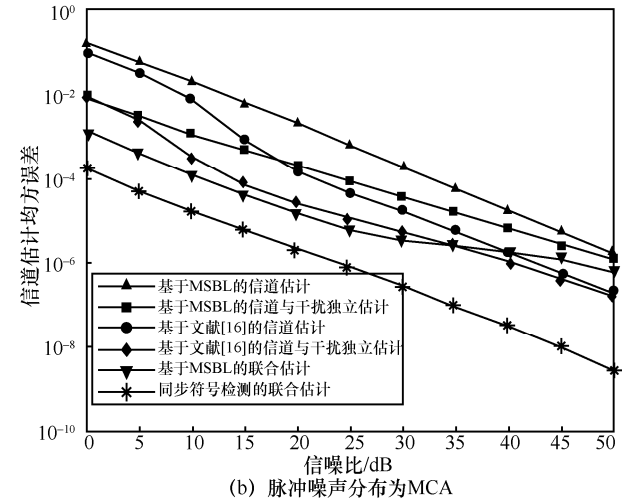
### 4.1 信道估计结果

本文提出的信道和脉冲噪声 (即干扰) 联合估计方法与其他信道估计方法的信道估计误差性能随信噪比变化的对比如图 2 所示。同步符号检测的联合估计和基于 MSBL 的联合估计分别代表式(12)和式(31)对应的联合估计方法。基于 MSBL 的信道估计代表传统基于压缩感知的信道估计方法, 将脉冲噪声视作 AWGN, 没有对脉冲噪声进行抑制。基于 MSBL 的信道与干扰独立估计首先采用基于空子载波构建压缩感知模型并通过 MSBL 算法重构脉冲噪声<sup>[11]</sup>, 再用 MSBL 算法基于导频子载波估计信道。基于文献[16]的信道估计是一种联合数据检测和信道估计的方法, 将脉冲噪声视作 AWGN, 没有对脉冲噪声进行抑制。基于文献[16]的信道与干扰独立估计方法首先基于空子载波构建压缩感知模型并通过 MSBL 算法重构脉冲噪声后去除, 再用文献[16]的信道估计方法估计信道。本文将文献[16]提出的方法作为对比来验证利用全部子载波信息可以改进仅利用导频和空子载波的估计方法的性能。为了验证脉冲噪声分别对信道估计性能的影响,

分别在 Gaussian 混合模型和米德尔顿类 A 模型 2 种场景下进行了仿真。2 种脉冲噪声分布的参数如表 2 所示。



(a) 脉冲噪声分布为 GMM



(b) 脉冲噪声分布为 MCA

图 2 信道估计误差性能对比

从图 2 中可以看出, 消除脉冲噪声能有效提升信道估计方法的性能, 基于 MSBL 的信道估计方法在消除脉冲噪声后性能提升了约 10 dB, 基于文献[16]的方法在消除脉冲噪声后性能提升了约 8 dB。基于 MSBL 的信道与联合估计方法与基于 MSBL 的信道与脉冲噪声独立估计方法相比, 性能提升了约 8 dB, 这说明同样仅利用导频和空子载波的信息, 联合估计方法的性能要明显优于信道与脉冲噪声独立估计的性能。进一步分析可以看出, 联合数据检测的信道估计方法性能要明显优于仅利用导频和空子载波的信道估计方法。在高信噪比场合下, 先消除脉冲噪声后, 文献[16]提出的信道估计方法比基于 MSBL 的联合估计方法性能提升了 1~2 dB。而本文

提出的同步符号检测的联合估计方法与基于 MSBL 的联合估计方法相比,信道估计性能提升了约 10 dB。性能改善的主要原因在于,本文提出的方法能利用 OFDM 接收符号全部子载波上的信号来联合估计信道和脉冲噪声,因此显著增加了观测信号的维度,从而改善了稀疏信号的重构性能,使本文提出的信道估计方法性能明显优于现有仅利用导频和空子载波的估计方法。

对比图 2(a)和图 2(b),在不同的脉冲分布下基于 MSBL 的联合估计在高信噪比情况下变得平缓,并且性能略差于传统方法。其原因在于随着信噪比提升,脉冲噪声幅值逐渐减少,导致通过 MSBL 联合估计方法重构脉冲噪声的精度不断下降,进而影响信道估计精度。相反传统方法由于信道估计与脉冲噪声估计单独进行,脉冲噪声估计的误差作为 AWGN 影响后续的信道估计,因此随着信噪比增加信道估计性能可以保持下降趋势。而本文提出的同步符号检测的联合估计方法通过利用全部子载波上的接收信号作为观测信号,保证了随着信噪比的增加信道估计性能仍旧保持稳定的下降趋势。

#### 4.2 脉冲噪声估计结果

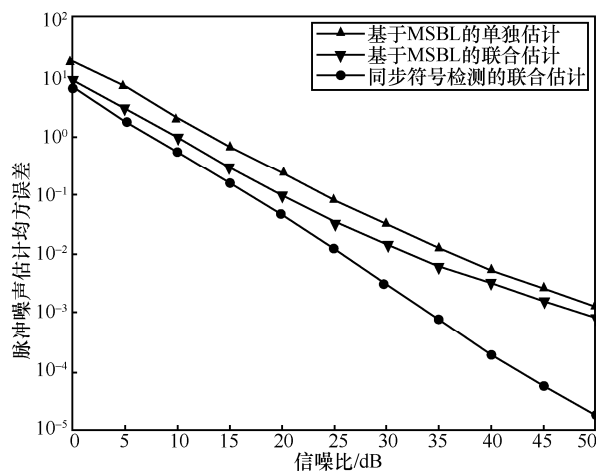
同步符号检测的联合估计、基于 MSBL 的联合估计和基于 MSBL 的单独估计的脉冲噪声估计性能对比如图 3 所示。

基于 MSBL 的单独估计只能利用空子载波上的接收信号重构脉冲噪声,基于 MSBL 的联合估计可以联合利用导频子载波和空子载波上的接收信号重构脉冲噪声,本文提出的同步符号检测的联合估计可以利用全部子载波上的信号重构脉冲噪声。由于观测信号维度的增加,3 种基于 MSBL 的脉冲噪声估计方法性能依次提升,这与压缩感知理论是一致的。随着信噪比提升,同步符号检测的联合估计的脉冲噪声估计性能一直保持稳定的下降趋势。而基于 MSBL 的联合估计的下降趋势变得平缓。

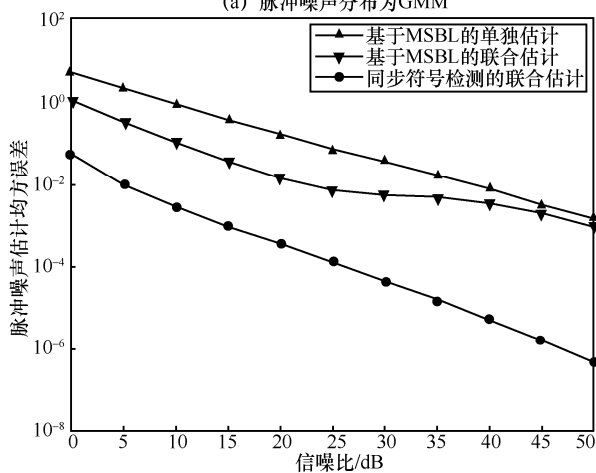
#### 4.3 误比特率结果

本文提出的方法与其他方法的误比特率性能对比如图 4 所示,采用的 MIMO 数据检测算法是球形译码算法<sup>[1]</sup>。此外作为基准,在假设信道状态信息已知情况下,图 4 中同时展示了脉冲噪声未去除和完全去除 2 种场景下的误比特率性能,其中,信道已知且干扰未去除代表在接收端信道参数已知,但脉冲噪声没有去除;信道已知且干扰去除代表在接收端信道参数已知,且脉冲噪声已经去除。从图 4

中可以看出,本文提出的基于 MSBL 的联合估计方法优于其他方法,与基于文献[16]的信道与干扰独立估计方法相比性能提升了约 2 dB。这个现象与上面的信道估计结果有差别,原因在于利用空子载波的脉冲噪声估计方法导致系统残留较多脉冲噪声,影响后续的符号检测,导致误比特率性能比基于 MSBL 的联合估计方法较差。通过同步符号检测进而利用全部子载波信息来提高信道和脉冲噪声的联合估计准确性,提出的同步符号检测的联合估计方法的误比特率性能较仅利用导频和空子载波的联合估计方法相比进一步提升了 2~4 dB,与信道已知且脉冲噪声完全去除这种理想情况下的性能相差 1~2 dB。在不同的脉冲噪声分布下,本文提出的方法仍旧保持相似的性能优势。



(a) 脉冲噪声分布为GMM



(b) 脉冲噪声分布为MCA

图 3 脉冲噪声估计性能对比

#### 4.4 迭代性能分析

由于本文提出的同步符号检测的联合估计方

法属于迭代算法, 为了评估迭代次数对性能的影响, 图 5 通过仿真展示了信道估计性能和脉冲噪声估计性能随着迭代次数的变化趋势, 信噪比为 20 dB, 脉冲噪声为混合高斯分布。从图 5 中可以看出, 迭代次数达到 50 次以后, 基于 MSBL 的联合估计性能基本达到稳定, 而同步符号检测的联合估计性能在迭代次数为 30 次以后就基本稳定。本文在前面的仿真中, 迭代次数设置为 50 次。

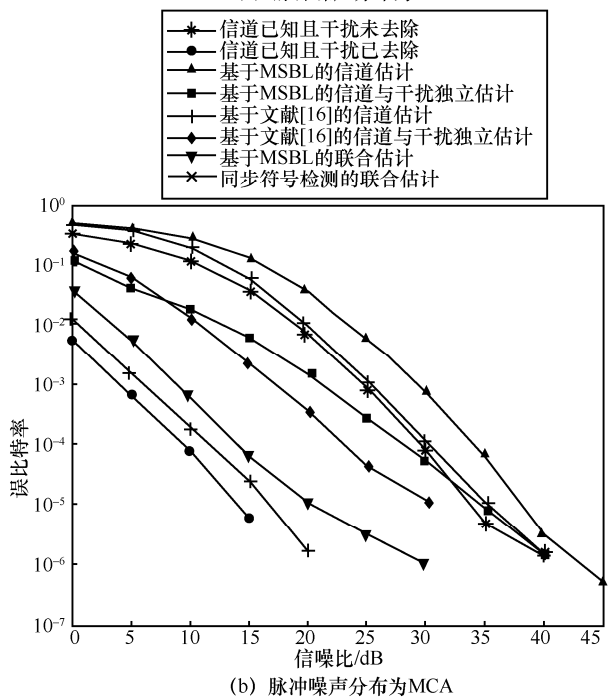
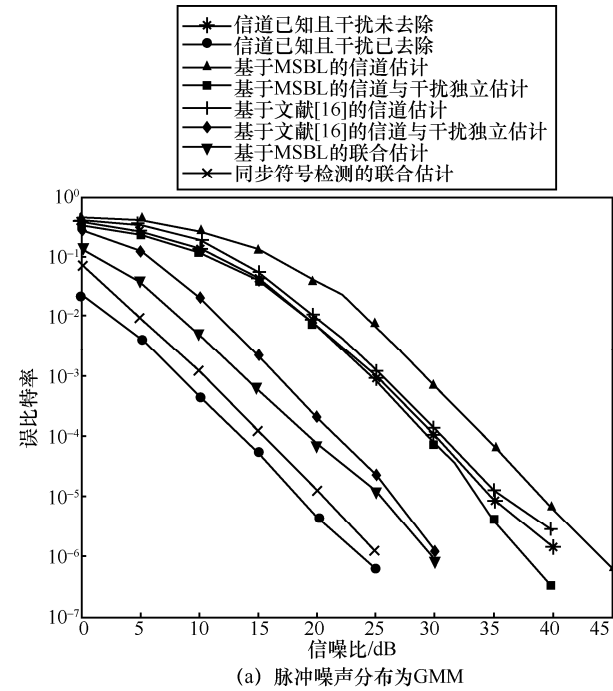
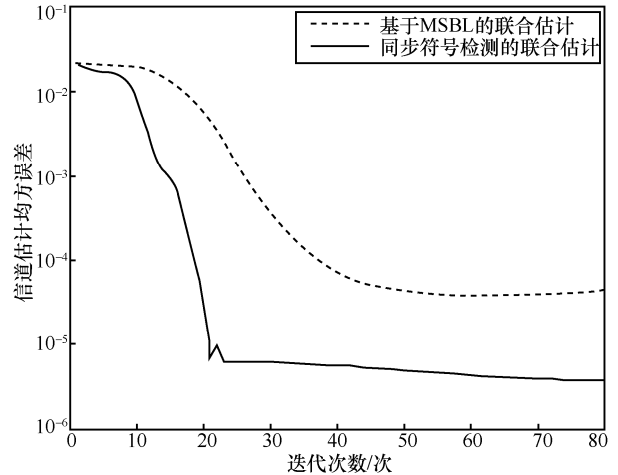
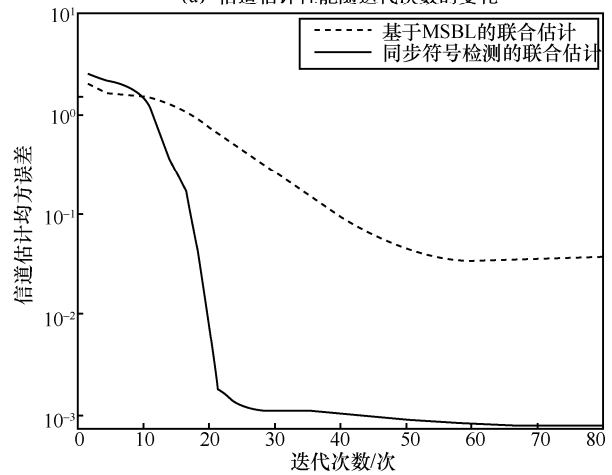


图 4 误比特率性能对比



(a) 信道估计性能随迭代次数的变化



(b) 脉冲噪声估计性能随迭代次数的变化

图 5 同步符号检测的联合估计方法的收敛性分析

## 5 结束语

本文通过分析 MIMO-OFDM 系统信道与脉冲噪声的稀疏性特征, 将信道与脉冲噪声的估计转换为一个多测量向量压缩感知模型, 同时将发射数据符号视作未知参数, 基于 MSBL 和 EM 算法设计了一种能同步符号检测的信道与脉冲噪声联合估计方法。本文提出的方法通过利用所有子载波上的信号作为观测信息, 不仅提高了脉冲噪声估计性能, 也改善了脉冲噪声环境下的信道估计性能。仿真结果表明, 该方法在信道估计性能和误比特性能上都有明显提升。

## 参考文献:

[1] CHO Y S, KIM J, YANG W Y, et al. MIMO-OFDM wireless communications with MATLAB[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2010.  
 [2] LIU S C, YANG F, DING W B, et al. Double kill: compressive-sensing-based narrow-band interference and impulsive noise mi-

- igation for vehicular communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(7): 5099-5109.
- [3] SACUTO F, LABEAU F, AGBA B L. Wide band time-correlated model for wireless communications under impulsive noise within power substation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(3):1449-1461.
- [4] KUAI X Y, SUN H X, ZHOU S L, et al. Impulsive noise mitigation in underwater acoustic OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(10): 8190-8202.
- [5] 张克, 刘留, 袁泽, 等. 工业物联网无线信道与噪声特性[J]. 电信科学, 2018, 34(8): 87-97.  
ZHANG K, LIU L, YUAN Z, et al. Wireless channel and noise characteristics in industrial Internet of things[J]. Telecommunications Science, 2018, 34(8): 87-97.
- [6] MAHMOOD A, CHITRE M, ARMAND M A. Detecting OFDM signals in alpha-stable noise[J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62(10):3571-3583.
- [7] ROŽIĆ N, BANELLI P, BEGUŠIĆ D, et al. Multiple-threshold estimators for impulsive noise suppression in multicarrier communications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(6): 1619-1633.
- [8] LIN J, NASSAR M, EVANS B L. Impulsive noise mitigation in powerline communications using sparse Bayesian learning[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(7):1172-1183.
- [9] 吕新荣, 李有明, 余明宸. OFDM 系统的信道与脉冲噪声的联合估计方法[J]. 通信学报, 2018, 39(3): 191-198.  
LYU X R, LI Y M, YU M C. Joint channel and impulsive noise estimation method for OFDM systems[J]. Journal on Communications, 2018, 39(3): 191-198.
- [10] WANG S C, HE Z Q, NIU K, et al. New results on joint channel and impulsive noise estimation and tracking in underwater acoustic OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(4): 2601-2612.
- [11] LIU S C, YANG F, WANG X B, et al. Structured-compressed-sensing-based impulsive noise cancelation for MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(8): 6921-6931.
- [12] 芮涛, 胡国荣. 基于稀疏贝叶斯学习的 MIMO 电力线脉冲噪声消除[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(14): 95-100, 135.  
GUO T, HU G R. Impulsive noise mitigation on MIMO power line based on sparse Bayesian learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 95-100, 135.
- [13] 赵闻, 张捷, 李倩, 等. MIMO 电力线载波通信中基于压缩感知的信道与脉冲噪声联合估计方法[J]. 通信技术, 2020, 53(9): 2101-2107.  
ZHAO W, ZHANG J, LI Q, et al. Joint estimation of channel and impulse noise based on compressed sensing in MIMO power line carrier communication[J]. Communications Technology, 2020, 53(9): 2101-2107.
- [14] WIPF D P, RAO B D. An empirical Bayesian strategy for solving the simultaneous sparse approximation problem[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3704-3716.
- [15] 戈立军, 郭徽, 李月, 等. 大规模 MIMO 系统稀疏度自适应信道估计算法[J]. 通信学报, 2017, 38(12): 57-62.  
GE L J, GUO H, LI Y, et al. Sparsity adaptive channel estimation algorithm based on compressive sensing for massive MIMO systems[J]. Journal on Communications, 2017, 38(12): 57-62.
- [16] PRASAD R, MURTHY C R, RAO B D. Joint channel estimation and data detection in MIMO-OFDM systems: a sparse Bayesian learning approach[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(20): 5369-5382.
- [17] COTTER S F, RAO B D, ENGAN K, et al. Sparse solutions to linear inverse problems with multiple measurement vectors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(7): 2477-2488.
- [18] MENG W, QUEVEDO D E, GOODWIN G C. Joint data detection and channel estimation for MIMO-OFDM systems via EM algorithm and sphere decoding[C]//Proceedings of IEEE Globecom 2006. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1-5.

## [作者简介]



吕新荣 (1976-), 男, 浙江永康人, 博士, 宁波大学讲师, 主要研究方向为无线通信技术、电力线通信、稀疏信号处理等。



李有明 (1963-), 男, 陕西扶风人, 博士, 宁波大学教授, 主要研究方向为无线宽带通信、电力线通信、协作中继、认知无线电等。



国强 (1972-), 男, 山东掖县人, 博士, 哈尔滨工程大学教授, 主要研究方向为电子对抗、智能信号处理与识别。