

OFDM 系统的信道与脉冲噪声的联合估计方法

吕新荣^{1,2}, 李有明¹, 余明宸¹

(1. 宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211;
2. 浙江工商职业技术学院智能电子学院, 浙江 宁波 315012)

摘 要: 针对 OFDM 系统中的脉冲噪声问题, 提出一种基于压缩感知技术的脉冲噪声抑制方法。该方法将信道脉冲响应和脉冲噪声联合视为一个稀疏向量, 将发射数据符号视为未知参数, 利用稀疏贝叶斯学习理论联合估计信道、脉冲噪声和数据符号。与现有脉冲噪声抑制方法相比, 该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: 正交频分复用; 信道估计; 脉冲噪声; 稀疏贝叶斯学习; 压缩感知

中图分类号: TN911.4

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2018047

Joint channel and impulsive noise estimation method for OFDM systems

LYU Xinrong^{1,2}, LI Youming¹, YU Mingchen¹

1. Faculty of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China
2. School of Intelligent Electronics, Zhejiang Business & Technology Institute, Ningbo 315012, China

Abstract: Aiming at the impulsive noise occurring in OFDM systems, an impulsive noise mitigation algorithm based on compressed sensing theory was proposed. The proposed algorithm firstly treated the channel impulse response and the impulsive noise as a joint sparse vector by exploiting the sparsity of both them. Then the sparse Bayesian learning framework was adopted to jointly estimate the channel impulse response, the impulsive noise and the data symbols, in which the data symbols were regarded as unknown parameters. Compared with the existing impulsive noise mitigation methods, the proposed algorithm not only utilized all subcarriers but also did not use any a priori information of the channel and impulsive noise. The simulation results show that the proposed algorithm achieves significant improvement on the channel estimation and bit error rate performance.

Key words: orthogonal frequency division multiplexing, channel estimation, impulsive noise, sparse Bayesian learning, compressed sensing

1 引言

在无线通信技术的许多应用领域, 如车载通信、智能电网、浅海水下通信等, 传输的数据信号会受到脉冲噪声的干扰。脉冲噪声的来源多种多样, 包括汽车的点火装置^[1]、变电所电气设备的开

关^[2]、各种海上作业^[3]等。正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 技术已经广泛应用于现代无线通信标准中。OFDM 的每个子信道之间独立进行数据检测, 由于脉冲噪声在时域上具有突发性、持续时间短、幅值高且非高斯的特征, 脉冲噪声能量通过 OFDM 的傅里叶变换分布到

收稿日期: 2017-04-20; 修回日期: 2018-02-06

通信作者: 李有明, liyouming@nbu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61571250); 宁波市自然科学基金资助项目 (No.2015A610121)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61571250), The Natural Science Foundation of Ningbo (No.2015A610121)

所有子信道上, 导致传统基于最大似然估计方法的数据检测性能急剧下降^[4]。

有效的脉冲噪声抑制方法成为提升 OFDM 通信系统性能的重要保证。由于时域上脉冲噪声的幅值通常远高于背景噪声, 因此, 可以通过设置一个阈值来判断接收到的信号是否含有脉冲噪声, 从而通过 Clipping 或 Blanking 方法消除脉冲噪声的影响^[5]。但时域上的脉冲噪声的统计特性参数难以准确获得, 导致最优的阈值计算非常困难, 因此, 在实际中往往依靠经验设置, 这使该类方法性能不仅受到限制, 而且还会破坏 OFDM 子载波之间的正交性^[6]。近年来, 基于压缩感知技术的脉冲噪声抑制方法受到重视^[1,3,7], 这些方法利用接收端 OFDM 符号中空子载波信息重构出时域上稀疏的脉冲噪声采样值, 感知矩阵由傅里叶变换矩阵对应空子载波集合的向量构成。基于结构压缩感知技术^[8]的原理, 一些利用脉冲噪声块稀疏性或感知矩阵结构性质的脉冲噪声估计方法被提出^[9,10], 这些方法在一定程度上提升了估计性能。由于这些方法没有考虑信道和发射信号, 无法利用数据子载波中的信息, 导致只能利用空子载波中的信息作为观测信息。根据压缩感知技术原理, 更多的观测信息能显著提升信号重构性能^[11]。频谱效率等原因使 OFDM 的空子载波数量受到严格限制, 导致这些仅利用空子载波的脉冲噪声估计方法难以获得更多的观测信息。

为了获得脉冲噪声的更多观测信息, 一些利用所有子载波信息的脉冲估计方法被提出。在接收端, 数据子载波上的接收信号可以表示为经过多径信道衰减后的有用信号与脉冲噪声的叠加。文献[7]在假设信道信息完全已知情况下, 将有用信号视作噪声均值的估计值, 从而利用所有子载波估计脉冲噪声。然而在脉冲噪声环境下, 获得准确的信道状态信息不是一件容易的事^[12]。OFDM 信道估计也是设计接收机的关键工作之一^[13], 一些联合考虑信道估计和脉冲噪声抑制的方法陆续被提出, 但是这些方法设置了一些比较严格的条件, 例如, 信道的脉冲响应长度已知且信道在几个 OFDM 符号持续时间内保持不变^[14]或假设信道脉冲响应的非零元素和脉冲噪声的非零元素没有重叠^[15]。文献[16]结合因子图 (factor graph) 和近似消息传递 (AMP, approximate message passing) 方法循环迭代估计信道、脉冲噪声和解码, 但是该方法需要获得信道和脉冲噪声的先验信息及信道编码的支持, 而且收敛性没有保证。

本文利用信道脉冲响应和脉冲噪声的联合稀疏性, 提出了一种基于信道估计和数据检测的脉冲噪声抑制方法。该方法首先利用接收符号中的所有子载波信息构建压缩感知方程, 然后引入稀疏贝叶斯学习理论^[17]估计未知参数。与现有的方法相比, 本文的贡献主要有以下几点。1) 提出了基于贝叶斯推理的信道估计与脉冲噪声联合估计算法, 本文算法除了假设信道和脉冲噪声的稀疏性以外, 不需要其他先验统计信息; 2) 针对观测矩阵中部分元素 (即发射符号) 未知的问题, 通过将发射的数据符号视为未知参数, 利用期望值最大化 (EM, expectation maximization) 算法进行数据符号估计, 实现了信道、脉冲噪声和数据符号联合估计; 3) 本文算法利用数据符号估计构建了基于全部子载波的数据观测矩阵, 突破了传统基于压缩感知的脉冲噪声估计算法仅能利用空子载波的缺点, 在提高了脉冲噪声估计性能的同时也改善了脉冲噪声环境下的信道估计性能。

仿真结果表明, 与没有联合考虑信道、脉冲噪声和数据检测的方法相比, 本文算法能使 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

假设 OFDM 系统总的子载波数为 N , 其中, 导频子载波数为 P , 空子载波数为 U , 其余用于数据子载波。信号源产生的二进制数据流经过信道编码与调制后, 与导频符号一起映射为 OFDM 频域符号 $\mathbf{x}=(x_0, x_1, \dots, x_{N-1})^T$ 。频域符号经过 IDFT 运算转换为 OFDM 时域信号, 时域信号插入循环前缀 (CP, cyclic prefix) 后送入信道。OFDM 的时域接收信号 \mathbf{r} 可以表示为

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{F}^* \mathbf{x} + \mathbf{i} + \mathbf{g} \quad (1)$$

其中, \mathbf{H} 是一个 $N \times N$ 循环矩阵, 矩阵第一列是经过对信道脉冲响应向量 $\mathbf{h}=(h_0, h_1, \dots, h_{L-1})^T$ 进行尾部零元素填充后构成, L 是信道时延扩展长度; \mathbf{F} 表示归一化后的离散傅里叶变化矩阵 (酉矩阵), \mathbf{F}^* 是 \mathbf{F} 的共轭转置; \mathbf{i} 表示脉冲噪声的时域采样值; \mathbf{g} 表示加性高斯白噪声 (AWGN, additive white Gaussian noise)。

去掉循环前缀后, 时域信号经过 FFT 运算转变为频域符号, 该过程可以表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{F}\mathbf{r} = \mathbf{F}\mathbf{H}\mathbf{F}^* \mathbf{x} + \mathbf{F}\mathbf{i} + \mathbf{F}\mathbf{g} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{F}\mathbf{i} + \mathbf{n} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{A} \triangleq \text{diag}(\sqrt{N}\mathbf{F}_L \mathbf{h})$ 是对角矩阵, 对角元素由

OFDM 子载波信道频域增益构成, 这里 F_L 由矩阵 F 的前 L 列构成; $\mathbf{n} = F\mathbf{g}$ 表示频域的背景噪声, 因为 F 是一个酉矩阵, 因此, \mathbf{n} 仍旧是 AWGN。

根据 OFDM 的原理, 式(2)可以写成另外一种形式, 即

$$\mathbf{y} = \sqrt{N}X\mathbf{F}_L\mathbf{h} + \mathbf{F}\mathbf{i} + \mathbf{n} \quad (3)$$

其中, 符号矩阵 $X = \text{diag}(\mathbf{x})$ 是对角矩阵, 对角元素由频域符号 \mathbf{x} 的元素组成。

在无线通信中, 离散信道脉冲响应向量 $\mathbf{h} = (h_0, h_1, \dots, h_{L-1})^T$ 可以用式(4)建模。

$$h_l = \sum_{s=0}^{S-1} \alpha_s \delta[l - \tau_s], \quad 0 \leq l \leq L-1 \quad (4)$$

其中, S 表示路径数, α_s 和 τ_s 分别表示第 s 条路径的增益和时延, 这里假设 $0 \leq \tau_0 < \tau_1 < \dots < \tau_{S-1} \leq L-1$ 。大量的理论分析和现场测试结果显示, 无线信道脉冲响应具有典型的稀疏性^[18], 即 $S \ll L$ 。

脉冲噪声的出现次数和瞬时幅值都是一个随机过程, 通常使用 Bernoulli-Gaussian (BG)、Gaussian-mixture (GM)、Middleton class A (MCA) 这 3 种模型描述脉冲噪声。由于 BG 和 MCA 这 2 种模型可以由 GM 模型表示, 因此, 本文采用 GM 模型仿真脉冲噪声。在 GM 模型中, 脉冲噪声采样值被认为是若干个均值为 0、方差不同的随机变量的总和。如用复数随机变量 z 表示, 相应的概率密度函数 $f(z)$ 可以由式(5)表示。

$$f(z) = \sum_{k=1}^K p_k f_k(z) \quad (5)$$

其中, K 表示总的成分数目, p_k 表示第 k 个成分发生概率, 满足 $\sum_{k=1}^K p_k = 1$, $f_k(z) \sim \mathcal{CN}(z; 0, \gamma_k)$ 是均值为 0、方差为 γ_k 的复高斯分布。

3 同步符号检测的联合估计算法

定义新向量 $\mathbf{w} \triangleq [\mathbf{h}^T \quad \mathbf{i}^T]^T \in \mathbf{C}^{L+N}$ 和新矩阵 $\Phi \triangleq [\sqrt{N}X\mathbf{F}_L \quad \mathbf{F}] \in \mathbf{C}^{N \times (N+L)}$, 则式(3)可以表示为

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{w} + \mathbf{n} \quad (6)$$

因为向量 \mathbf{w} 是由信道脉冲响应向量 \mathbf{h} 和脉冲噪声向量 \mathbf{i} 联合构成, 而这两者均是稀疏向量, 因此, 可以认为向量 \mathbf{w} 也是稀疏向量。注意矩阵 Φ 的行数少于列数, 是一个欠定矩阵。这样通过式(6)求解未知稀疏向量 \mathbf{w} 就转化成了一个压缩感知问题, 为了解决这个问题, 本文引入稀疏贝叶斯学习 (SBL,

sparse Bayesian learning) 理论^[17]。

3.1 SBL 理论

考虑一个典型的压缩感知模型^[19]

$$\mathbf{t} = \mathbf{A}\mathbf{u} + \mathbf{v} \quad (7)$$

其中, 观测向量 $\mathbf{t} \in \mathbf{C}^N$, 观测矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{N \times M}$ 是一个欠定矩阵 (即 $N < M$), 而 $\mathbf{u} \in \mathbf{C}^M$ 是一个待估计的稀疏向量。同时假设噪声向量的分布满足 $p(\mathbf{v}; \lambda) \sim \mathcal{CN}(0, \lambda\mathbf{I}_N)$ 。

在 SBL 算法中, 假设未知向量 \mathbf{u} 的先验概率分布服从独立高斯分布, 可表示为

$$p(\mathbf{u}; 0, \Gamma) = \prod_{i=0}^{M-1} (\pi\gamma_i)^{-1} \exp\left(-\frac{|u_i|^2}{\gamma_i}\right) \quad (8)$$

其中, 协方差矩阵 $\Gamma \triangleq \text{diag}(\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_{M-1})$ 。给定该先验分布后, 根据贝叶斯理论, \mathbf{u} 的后验概率分布仍旧为高斯分布, 即

$$p(\mathbf{u} | \mathbf{t}) \sim \mathcal{CN}(\mathbf{u}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (9)$$

其中, 均值 $\boldsymbol{\mu}$ 和协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 分别为

$$\boldsymbol{\mu} = \lambda^{-1} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{A}^* \mathbf{t} \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \Gamma - \Gamma \mathbf{A}^* (\lambda \mathbf{I}_N + \mathbf{A} \Gamma \mathbf{A}^*)^{-1} \mathbf{A} \Gamma \quad (11)$$

其中, 均值 $\boldsymbol{\mu}$ 是 \mathbf{u} 的最大后验估计值。算法收敛后, 大部分的 γ_i 会趋于 0, 从而 μ_i 也会趋于 0, 得到 \mathbf{u} 的稀疏解。在式(10)和式(11)中存在未知参数 Γ 和 λ , 因此, 均值 $\boldsymbol{\mu}$ 和协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 无法直接计算。为了估计这些超参数, 通常使用 Type-II 最大似然估计方法^[20], 该方法通过最大化接收信号的边缘概率求解超参数。由于无法直接获得超参数的闭式解, 需要利用 EM 算法迭代逼近最优解。

在压缩感知问题中, 感知矩阵的列相关性 (coherence) 对信号的重构性能有决定性影响。与凸优化方法和贪婪迭代方法相比, 当矩阵的列相关性很强时, SBL 算法仍具有良好的性能^[20], 因此, SBL 算法在大量场合得到了广泛应用^[21]。

3.2 JCIS 算法

设未知向量 \mathbf{w} 的先验概率分布服从独立高斯分布, 即

$$p(\mathbf{w}; 0, \Gamma) = \prod_{i=0}^{N+L-1} (\pi\gamma_i)^{-1} \exp\left(-\frac{|w_i|^2}{\gamma_i}\right) \quad (12)$$

其中, 协方差矩阵 $\Gamma = \text{diag}(\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_{N+L-1})$, 当 $\gamma_i \rightarrow 0$, 则向量 \mathbf{w} 中对应的元素 $w_i \rightarrow 0$ 。同时式(6)中

背景噪声向量分布为 $p(\mathbf{n}; \lambda) \sim \mathcal{CN}(0, \lambda \mathbf{I}_N)$ ，这里， λ 是一个标量。

根据贝叶斯理论，给定 \mathbf{y} 后 \mathbf{w} 的后验概率分布仍旧为高斯分布，即

$$p(\mathbf{w} | \mathbf{y}; \lambda, \Gamma) \sim \mathcal{CN}(\mathbf{w}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (13)$$

其中，均值 $\boldsymbol{\mu}$ 和协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 分别为

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{\lambda} \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{\Phi}^* \mathbf{y} \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} \triangleq \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{hh} & \boldsymbol{\Sigma}_{hi} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{ih} & \boldsymbol{\Sigma}_{ii} \end{pmatrix} = \Gamma - \Gamma \boldsymbol{\Phi}^* (\lambda \mathbf{I}_N + \boldsymbol{\Phi} \Gamma \boldsymbol{\Phi}^*)^{-1} \boldsymbol{\Phi} \Gamma \quad (15)$$

在式(14)和式(15)中，除了 Γ 和 λ 是未知参数外，由于发射数据符号在接收端未知，即 \mathbf{X} 的部分元素未知，观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 也是未知参数，导致传统的 SBL 理论不能直接用于求解式(6)中的未知向量 \mathbf{w} 。矩阵 \mathbf{X} 中的未知元素实际是数据子载波上的数据符号，为此，本文提出一种能同步符号检测的信道与脉冲噪声联合估计 (JCIS, joint channel and impulsive noise estimation with symbol detection) 算法，该算法将 \mathbf{X} 中的未知的元素视作待估计的参数，利用 EM 算法与 Γ, λ 一同估计。一旦估计出这些参数后， \mathbf{w} 的最大后验概率 (MAP, maximum a posteriori) 估计 $\hat{\mathbf{w}}$ 直接由均值 $\boldsymbol{\mu}$ 得到，即 $\hat{\mathbf{w}} = \boldsymbol{\mu}$ 。

定义超参数集合 $\boldsymbol{\theta} \triangleq \{\boldsymbol{\Phi}, \Gamma, \lambda\}$ ，利用 EM 算法求解超参数的步骤分为 E-step 和 M-step 这 2 个步骤。

1) E-step。将未知向量 \mathbf{w} 视作隐含变量，计算联合概率分布 $p(\mathbf{y}, \mathbf{w}; \boldsymbol{\theta})$ 在后验概率分布 $p(\mathbf{w} | \mathbf{y})$ 下的期望值 $Q(\boldsymbol{\theta})$

$$Q(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\theta}^{(k)}) = E_{\mathbf{w} | \mathbf{y}} \left\{ \ln p(\mathbf{y}, \mathbf{w}; \boldsymbol{\theta}^{(k)}) \right\} \quad (16)$$

其中， $E\{\cdot\}$ 代表求期望， $\boldsymbol{\theta}^{(k)}$ 表示第 k 次迭代求得的参数值。联合概率分布 $p(\cdot)$ 求对数后的单调性保持不变，但是运算更加方便。

2) M-step。通过最大化期望值 $Q(\boldsymbol{\theta})$ ，求第 $k+1$ 次迭代的最优值 $\boldsymbol{\theta}^{(k+1)}$

$$(\boldsymbol{\theta}^{(k+1)}) = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} Q(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{\theta}^{(k)}) \quad (17)$$

$\Gamma^{(k+1)}$ 和 $\lambda^{(k+1)}$ 的解分别为

$$\gamma_i^{(k+1)} = \boldsymbol{\Sigma}_{i,i}^{(k)} + (\boldsymbol{\mu}_i^{(k)})^2 \quad (18)$$

$$\lambda^{(k+1)} = \frac{1}{N} \left\{ \left\| \mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi}^{(k)} \boldsymbol{\mu}^{(k)} \right\|_2^2 + \lambda^{(k)} \sum_{i=0}^{N+L-1} \left[1 - (\gamma_i^{(k)})^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{i,i}^{(k)} \right] \right\} \quad (19)$$

接下来求解矩阵 $\boldsymbol{\Phi}^{(k+1)}$ 中的 $\mathbf{X}^{(k+1)}$ 。因为式(16)中的 $\ln p(\mathbf{y}, \mathbf{w}; \boldsymbol{\theta}) = \ln p(\mathbf{y} | \mathbf{w}; \mathbf{X}, \lambda) + \ln p(\mathbf{w}; \Gamma)$ ，而后面部分与 \mathbf{X} 无关，求解 $\mathbf{X}^{(k+1)}$ 的计算式可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{X}^{(i+1)} &= \arg \max_{\mathbf{X}} Q(\mathbf{X}^{(k+1)}; \boldsymbol{\Phi}^{(k)}, \Gamma^{(k+1)}, \lambda^{(k+1)}) \\ &= \arg \max_{\mathbf{X}} \left\{ c - E_{\mathbf{w} | \mathbf{y}} \left[\frac{\left\| \mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi} \mathbf{w} \right\|_2^2}{\lambda} \right] \right\} \\ &= \arg \max_{\mathbf{X}} \left\{ c - \lambda^{-1} \left[\left\| \mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\mu} \right\|_2^2 + \text{tr}(\boldsymbol{\Phi}^* \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Sigma}) \right] \right\} \\ &= \arg \min_{\mathbf{X}} \left\| \mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\mu} \right\|_2^2 + \text{tr}(\boldsymbol{\Phi}^* \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Sigma}) \end{aligned} \quad (20)$$

其中， c 表示所有与 \mathbf{X} 无关的量， $\text{tr}(\cdot)$ 表示求矩阵的迹。结合 $\boldsymbol{\Phi}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}$ 的定义可得

$$\begin{aligned} &\left\| \mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\mu} \right\|_2^2 + \text{Tr}(\boldsymbol{\Phi}^* \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Sigma}) \\ &= \left\| \mathbf{y} - \sqrt{N} \mathbf{X} \mathbf{F}_L \hat{\mathbf{h}} - \mathbf{F} \hat{\mathbf{i}} \right\|_2^2 + \text{tr}(N \mathbf{X} \mathbf{F}_L \boldsymbol{\Sigma}_{hh} \mathbf{F}_L^* \mathbf{X}^* + \\ &\quad \sqrt{N} \mathbf{F} \boldsymbol{\Sigma}_{ih} \mathbf{F}_L^* \mathbf{X}^* + \sqrt{N} \mathbf{X} \mathbf{F}_L \boldsymbol{\Sigma}_{hi} \mathbf{F}^* + \mathbf{F} \boldsymbol{\Sigma}_{ii} \mathbf{F}^*) \end{aligned} \quad (21)$$

在实际中，信道与脉冲噪声可以认为是互相独立且不相关的，因此可将式(21)中的 $\boldsymbol{\Sigma}_{ih}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_{hi}$ 中所有元素强制置为 0，将式(21)代入式(20)，利用 \mathbf{X} 是对角阵且 OFDM 每个子信道独立进行数据检测的特性以及矩阵迹的性质，可得

$$\begin{aligned} x_j^{(k+1)} &= \arg \min_{x_j \in \Omega} \left\{ \left| y(j) - x_j \sqrt{N} \mathbf{F}_L(j, :) \hat{\mathbf{h}} - \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \mathbf{F}(j, :) \hat{\mathbf{i}} \right|^2 + |x_j|^2 C_b(i, i) \right\} \end{aligned} \quad (22)$$

其中， $j \in D$ ， D 表示所有数据子载波索引集合， Ω 表示发射信号星座点组成的集合， $C_b = N \mathbf{F}_L \boldsymbol{\Sigma}_{hh} \mathbf{F}_L^*$ 。上述推导过程为了简化计算式的书写已将表示迭代过程的上标省略。

求得 $\Gamma^{(k+1)}$ 、 $\lambda^{(k+1)}$ 和矩阵 $\boldsymbol{\Phi}^{(k+1)}$ 后，将结果代入式(14)和式(15)，计算后验概率分布 $p(\mathbf{w} | \mathbf{y})$ 的均值 $\boldsymbol{\mu}$ 和协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ ，然后将更新后的 $\boldsymbol{\mu}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}$ 代入式(18)、式(19)和式(22)重新估计参数值 Γ, λ 和 \mathbf{X} 。上述步骤交替执行，当达到算法的收敛条件 $\left\| \boldsymbol{\mu}^{(k+1)} - \boldsymbol{\mu}^{(k)} \right\|_2^2 \leq \varepsilon$ 或最大迭代次数后终止。这时，最终的均值 $\boldsymbol{\mu}$ 即作为 \mathbf{w} 的 MAP 估计值 $\hat{\mathbf{w}}$ 。根据 \mathbf{w} 的定义，信道的估计为 $\hat{\mathbf{h}} = \hat{\mathbf{w}}[1:L]$ ，脉冲噪声的估计为 $\hat{\mathbf{i}} = \hat{\mathbf{w}}[L+1:N+L]$ 。

获得脉冲噪声的估计值后，先去除接收信号中的脉冲噪声，该过程可以表示为

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{y} - \mathbf{F} \hat{\mathbf{i}} = \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{F}(\mathbf{i} - \hat{\mathbf{i}}) + \mathbf{n} \quad (23)$$

残留的脉冲噪声作为背景噪声处理。根据信道估计 \hat{h} 计算信道频域增益矩阵 A , 然后使用破零均衡 (zero-force) 补偿信道 $\tilde{x} = A^{-1}\hat{y}$ 。判决器对均衡后的符号做出判决, 判决后的符号解调为对应的二进制信号后送入信道解码器进行解码。

本文所提 JCIS 算法需要提供数据符号的初始值, 如果随机选择星座点会导致算法不收敛。可以先使用传统的 SBL 算法利用导频子载波和空子载波联合估计出信道和脉冲噪声, 然后经过均衡和判决后得到 X 的估计值 $X^{(0)}$, 将这个估计值以及信道和脉冲噪声的估计值一同作为 JCIS 的初始值输入。

图 1 是本文提出的联合估计信道、脉冲噪声和数据符号的接收机结构。在初始阶段, 数据符号是未知的, 因此, 接收信号利用 SBL 模块进行初始的信道与脉冲噪声估计, 然后通过去除脉冲噪声和信道均衡后得到一个初始的数据符号估计值。利用这个初始的数据符号估计值构建一个初始的数据符号矩阵, 利用 JCIS 模块进行联合的信道、脉冲噪声和数据符号迭代估计, 算法收敛后给出最终的数据符号估计值。

3.3 复杂度分析

在图 1 中, 利用 SBL 算法进行初始的信道与脉冲噪声估计时, 由于仅使用了导频和空子载波, 因此, 每次迭代运算复杂度表示为 $O((P+U)(L+N)^2)$ [7,17]。获得初始的数据符号估计值后, JCIS 算法使用全部子载波联合进行信道和脉冲噪声估计及数据检测, 运算复杂度可表示为 $O(N(L+N)^2)$, 因此, JCIS 算法总的运算复杂度为 $O((N+P+U)(L+N)^2)$ 。

4 仿真分析

本节利用数值仿真验证本文提出的算法性能, OFDM 系统参数如表 1 所示。仿真信道参数设置基

于 ITU-R vehicular A 信道模型^[22], 抽头数为 5, 均具有 Jakes 功率谱, 信道抽头增益归一化到 1。系统的总噪声 (脉冲噪声和背景噪声之和) 利用 3 元 GMM 模型实现, 该模型表示背景噪声占 90%, 脉冲噪声占 10% (其中, 高出背景噪声功率 20 dB 的占 7%, 高出 30 dB 的占 3%), 这个噪声模型可以覆盖大多数脉冲噪声出现的场景^[7]。系统的信噪比定义为发射符号功率与系统总噪声功率的比值, 即 $SNR \triangleq \frac{P_s}{P_{i+g}}$ 。信道估计的性能指标用归一化的均方

误差 (NMSE, normalized mean square error) 表示,

$$\text{即 } NMSE \triangleq E \left\{ \frac{\|h - \hat{h}\|_2}{\|h\|_2} \right\}.$$

表 1 OFDM 系统参数

参数名称	参数值
系统子带带宽	15 kHz
OFDM 符号持续时间	83.3 μ s (保护间隔为 16.67 μ s)
总子载波数 N	256
循环前缀长度	64
导频子载波数 P	分别为 24、44、64
空子载波数 U	分别为 20、50、80、100
信道长度 L	64
信号调制模式	4-QAM
GMM 模型	$k=3, p_k=\{0.9, 0.07, 0.03\}, \gamma_k=\{1, 100, 1\ 000\}$

下面先分析本文提出的 JCIS 算法在各种不同的导频子载波数和空子载波数的情况下性能随信噪比的变化情况, 然后对比分析 JCIS 与其他算法的性能。

4.1 JCIS 的性能分析

首先, 分析分别采用导频子载波数目为 64、44、24 时 JCIS 的信道估计和误比特率性能随信噪比的

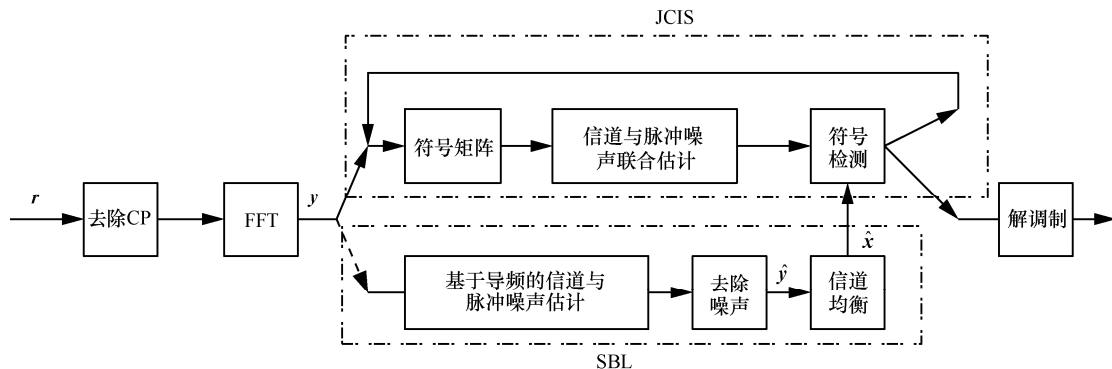


图 1 本文所提接收机结构

变化情况,结果如图 2 和图 3 所示,其中,空子载波数目固定为 50。

比空子载波为 80 时下降了 1.5 dB 左右。当空子载波数为 20 时,JCIS 又下降了 2~3 dB。

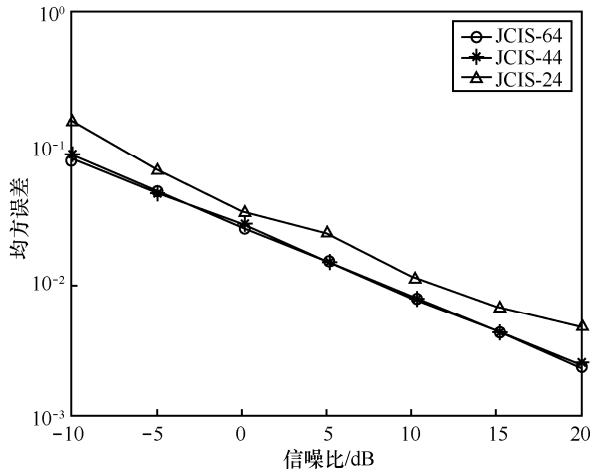


图 2 不同导频子载波数目下信道估计均方误差性能变化

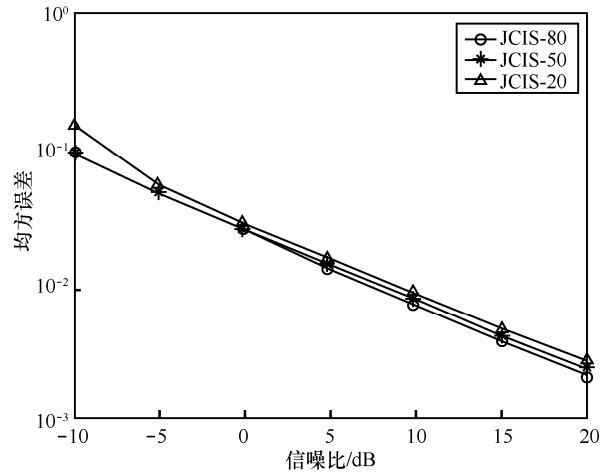


图 4 不同空子载波数目下信道估计均方误差性能变化

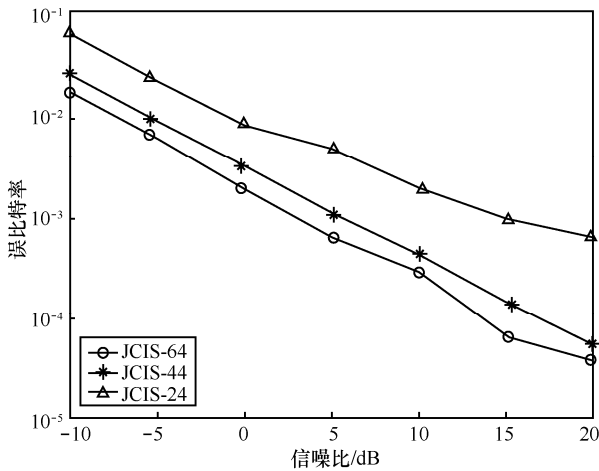


图 3 不同导频子载波数目下误比特率变化

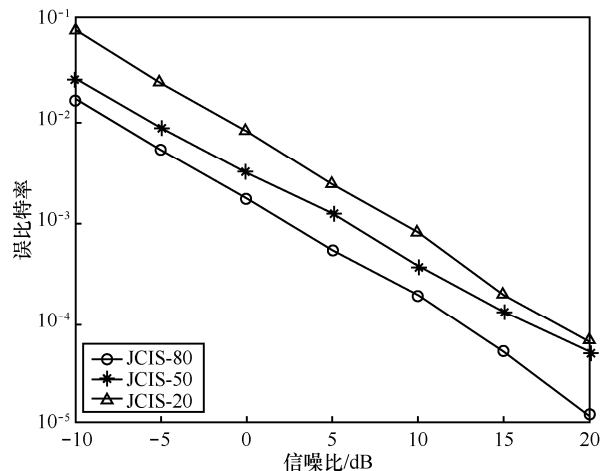


图 5 不同空子载波数目下误比特率变化

从图 2 可以看出,随着导频数目的减少,JCIS 的性能只下降了 3 dB 左右。导频数目为 64 和 44 这 2 种情形下,JCIS 的性能几乎一致。在图 3 中,随着导频数目的减少,JCIS 的误比特率性能均随之下降。当导频数减少为 44 时,JCIS 下降了 2.5 dB 左右;当导频数减少为 24 时,JCIS 的性能有明显降低。

从图 2~图 5 可以看出,导频子载波数目和空子载波数目的变化对 JCIS 的信道估计性能影响较小,但对误比特率性能影响较明显,原因在于信道估计误差和脉冲噪声估计误差均会影响符号检测的性能。

接下来,分析空子载波数目分别为 20、50、80 时 JCIS 的信道估计和误比特率性能随信噪比变化情况,结果如图 4 和图 5 所示,其中,导频子载波数目固定为 44。

4.2 JCIS 与其他算法的性能对比

从图 4 可以看出,空子载波数目的变化对 JCIS 的信道估计性能几乎没有影响。在图 5 中,JCIS 的误比特率性能均随着空子载波数目的减少而下降。从图 5 中可以看出,当空子载波数为 50 时,JCIS

下面,将本文提出算法与其他算法进行对比。图 6 和图 7 分别对比了导频子载波数为 44 时,改变空子载波数后信道估计与误比特率性能随信噪比的变化情况。“LS”方法^[13]是假设完全去除脉冲噪声且信道抽头系数位置已知,利用最小二乘法估计信道,这是一种最大似然准则下最优的信道估计算法;“SBL-LS”方法^[7]先基于空子载波利用 SBL 方法去除脉冲噪声后,假设残留噪声为高斯白噪声,然后利用“LS”方法估计信道参数,这种方法

信道估计和脉冲噪声估计独立进行；“JCSwIN”方法先基于空子载波利用 SBL 方法去除脉冲噪声后，利用文献[11]提出的方法独立进行信道估计，该方法利用所有子载波提高信道估计性能。

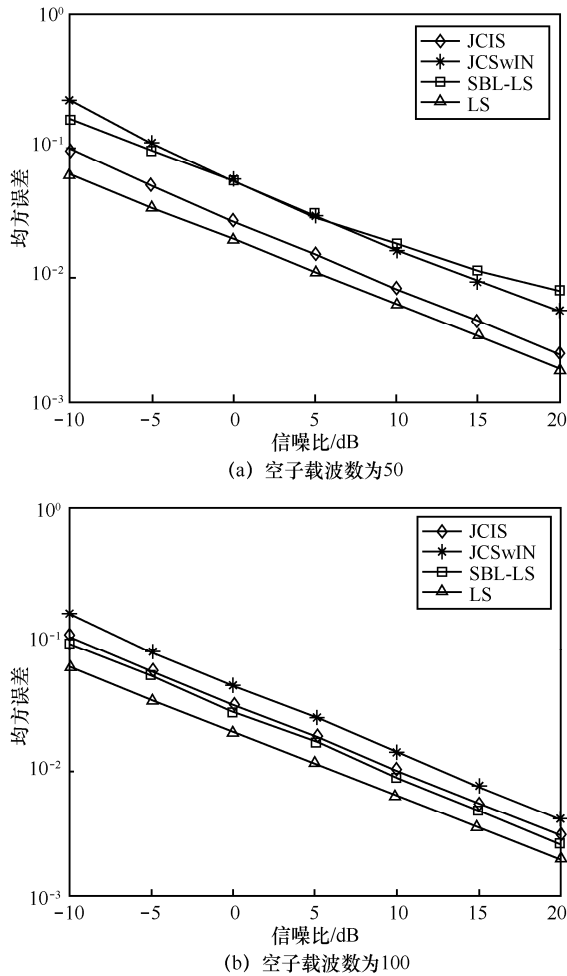


图 6 信道估计性能对比（导频子载波数为 44）

由于“LS”方法在导频子载波数量固定的情况下是最优估计，因此，将其作为对比的基准。从图 6 可以看出，当空子载波数为 100 时，“JCIS”和“SBL-LS”性能几乎相同，与“LS”相差 2.5 dB；当空子载波数减少为 50 后，“JCIS”性能几乎不变，而“SBL-LS”和“JCSwIN”均显著下降，与“LS”相差约 10 dB。在图 7 中，当空子载波数为 100 时，在误比特率性能 10^{-3} 处，“JCIS”“SBL-LS”“JCSwIN”与“LS”分别相差 2 dB、4 dB 和 5 dB；当空子载波数减少为 50 后，3 种方法性能都有下降，但“JCIS”下降明显更少，在误比特率性能 10^{-3} 处，“JCIS”“SBL-LS”“JCSwIN”与“LS”分别相差 5 dB、9 dB 和 9 dB。

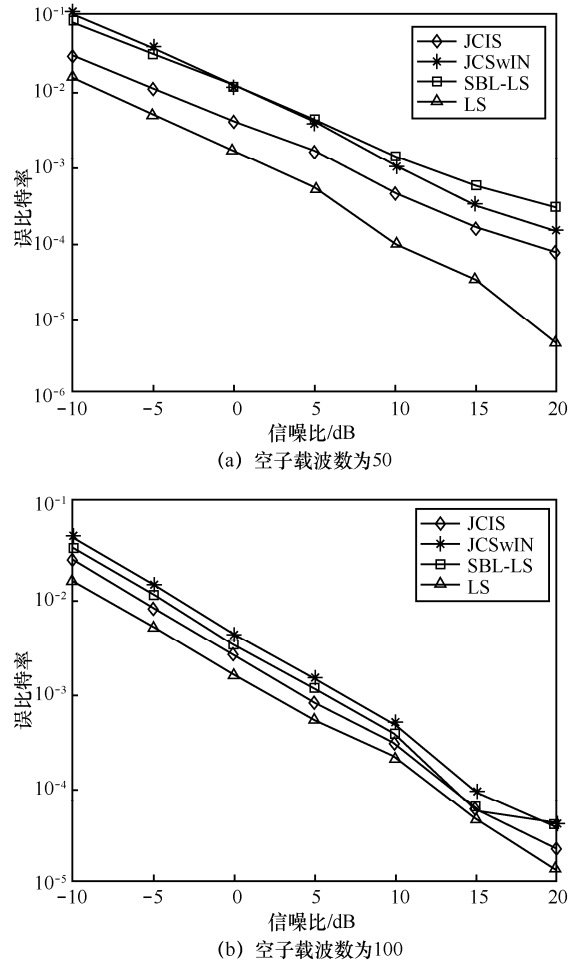


图 7 误比特率性能对比（导频子载波数为 44）

从对比结果可以看出，当空子载波数为 50 时，“JCIS”性能显著好于“SBL-LS”和“JCSwIN”方法，而当空子载波数为 100 时，由于空子载波数增加引起脉冲噪声估计性能提升，但“JCIS”性能仍优于“SBL-LS”和“JCSwIN”方法。这说明本文提出的信道和脉冲噪声联合估计的方法要显著优于传统信道和脉冲噪声独立估计的方法，而传统独立估计方法的性能要显著依赖于空子载波的数量。当空载波数为 50 时，“JCSwIN”方法通过结合符号检测可以弥补空载波数量不足带来的影响，使在高信噪比场合性能略好于“SBL-LS”。

“JCSwIN”方法的运算复杂度分为 2 个部分，一部分基于空子载波利用 SBL 方法去除脉冲噪声，这部分复杂度为 $O(UN^2)$ ；另一部分利用所有子载波信息估计信道，这部分复杂度为 $O(N^3)$ ，因此，总的运算复杂度为 $O(N^3 + UN^2)$ 。“SBL-LS”方法的复杂度主要在于基于空子载波利用 SBL 方法去除脉冲噪声，因此，复杂度为 $O(UN^2)$ 。相比将信

道与脉冲噪声独立进行估计的方法, 本文提出的联合估计算法“JCIS”在显著提升性能的同时也增加了算法的运算复杂度。

5 结束语

本文提出了一种基于稀疏贝叶斯学习理论的信道、脉冲噪声和数据符号的联合估计方法。首先, 利用信道和脉冲噪声的联合稀疏性, 构建了一个基于全部子载波信息的压缩感知方程。为了解决观测矩阵部分元素未知的困难, 将发射符号视作未知参数, 利用期望值最大化算法迭代估计信道、脉冲噪声和数据符号。仿真结果表明, 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, 能较好地提升脉冲噪声环境下的OFDM系统性能。

参考文献:

- [1] LIU S, YANG F, DING W, et al. Double kill: compressive-sensing-based narrow-band interference and impulsive noise mitigation for vehicular communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(7):5099-5109.
- [2] 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.
- [3] KUAI X, SUN H, ZHOU S, et al. Impulsive noise mitigation in underwater acoustic OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(10): 8190-8202.
- [4] MAHMOOD A, CHITRE M, ARMAND M A. Detecting OFDM signals in alpha-stable noise[J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62(10):3571-3583.
- [5] JUWONO F H, GUO Q, HUANG D, et al. Deep clipping for impulsive noise mitigation in OFDM-based power-line communications[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(3):1335-1343.
- [6] DARSENA D, GELLI G, MELITO F, et al. ICI-free equalization in OFDM systems with blanking preprocessing at the receiver for impulsive noise mitigation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(9): 1321-1325.
- [7] 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.
- [8] DUARTE M F, ELDAR Y C. Structured compressed sensing: from theory to applications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(9):4053-4085.
- [9] AL-NAFFOURI T Y, QUADREER A A, CAIRE G. Impulse noise estimation and removal for OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62(3):976-989.
- [10] KORKI M, ZHANG J, ZHANG C, et al. Block-sparse impulsive noise reduction in OFDM systems-a novel iterative bayesian approach[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 64(1): 271-284.
- [11] PRASAD R, MURTHY C R, RAO B D. Joint approximately sparse channel estimation and data detection in OFDM systems using sparse Bayesian learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(14): 3591-3603.
- [12] ZHENG Z, HAO C, YANG X. Least squares channel estimation with noise suppression for OFDM systems[J]. Electronics Letters, 2016, 52(1): 37-39.
- [13] LIU Y, TAN Z, HU H, et al. Channel estimation for OFDM[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(4):1891-1908.
- [14] CHIEN Y R. Iterative channel estimation and impulsive noise mitigation algorithm for OFDM-based receivers with application to power-line communications[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(6): 2435-2442.
- [15] MEHBOOB A, LI Z, KHANGOSSTAR J, et al. Joint channel and impulsive noise estimation for OFDM based power line communication systems using compressed sensing[C]//IEEE International Symposium on Power Line Communications and ITS Applications. 2013: 203-208.
- [16] NASSAR M, SCHNITER P, EVANS B L. A factor graph approach to joint OFDM channel estimation and decoding in impulsive noise environments[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(6): 1576-1589.
- [17] WIPF D P, RAO B D. Sparse Bayesian learning for basis selection[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(8): 2153-2164.
- [18] DING W, YANG F, PAN C, et al. Compressive sensing based channel estimation for OFDM systems under long delay channels[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2014, 60(2): 313-321.
- [19] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [20] WIPF D D. Sparse estimation with structured dictionaries[C]//International Conference on Neural Information Processing Systems. 2011: 2016-2024.
- [21] DING W, LU Y, YANG F, et al. Spectrally efficient CSI acquisition for power line communications: a Bayesian compressive sensing perspective[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016,34(7): 2022-2032.
- [22] ITU-R M.1225. Test environment and deployment models-ANNEX2[S]. ITU-R, 2000: 24-30.

[作者简介]



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



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。

余明宸 (1991-), 男, 河南洛阳人, 宁波大学硕士生, 主要研究方向为电力线通信技术。