



研究与开发

基于稀疏贝叶斯学习的 MIMO-OFDM 电力线通信系统接收机设计

吕新荣¹, 李有明², 吴永清^{3,4}, 唐小波⁵

(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. 中国科学院声学研究所, 北京 100190; 4. 中国科学院大学, 北京 100190;

5. 宁波奥克斯高科技有限公司, 浙江 宁波 315034)

摘要: 丰富的脉冲噪声干扰对基于 MIMO-OFDM 技术的电力线通信系统接收机设计带来了巨大挑战。针对这个问题, 提出了一种联合估计电力线信道和脉冲噪声的接收机设计方案。该方案主要利用电力信道多径模型参数在频域上的稀疏性和脉冲噪声在时域上的稀疏性特征, 将待估计信道模型参数和脉冲噪声联合视为一个稀疏向量, 同时利用 MIMO 系统的空间相关性, 构建了一个基于多测量向量的压缩感知模型, 并引入多测量向量稀疏贝叶斯学习理论, 设计了一种联合估计 MIMO 信道模型参数和脉冲噪声的方法。仿真结果表明, 与传统的 MIMO 信道估计与脉冲噪声抑制相互分离的接收机方案相比, 新方法在估计性能和误比特率性能上有明显提升。

关键词: MIMO; OFDM; 脉冲噪声; 电力线通信; 稀疏贝叶斯学习

中图分类号: TN913

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022036

Receiver design of sparse Bayesian learning based MIMO-OFDM power line communication system

LYU Xinrong¹, LI Youming², WU Yongqing^{3,4}, TANG Xiaobo⁵

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

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

3. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Science, Beijing 100190, China

4. University of Chinese Academy of Science, Beijing 100190, China

5. Ningbo Aux HighTech Co. Ltd, Ningbo 315034, China

Abstract: The rich impulsive noise in the power line channel poses a huge challenge to the design of MIMO-OFDM transceiver. To solve this problem, a design scheme that can jointly estimate the channel and impulsive noise was

收稿日期: 2021-12-01; 修回日期: 2022-02-10

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); 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 Zhejiang Natural Science Foundation of China (No.LY22F010018), The Foundation of Ningbo Jiangbei District Science and Technology Bureau (No.201801A04)



proposed, which exploited the parametric sparsity of the classical multipath model and the sparsity of the time domain impulsive noise. In this scheme, the unknown channel model parameters and the impulsive noise were jointly regarded as a sparse vector. By observing the spatial correlation of MIMO system, a compressed sensing model based on multiple measurement vectors was constructed. The multiple response sparse Bayesian learning theory was introduced to jointly estimate the MIMO channel parameters and impulsive noise. The simulation results show that, compared with the traditional receiver scheme that considers MIMO channel estimation and impulsive noise suppression separately, the receiver proposed has a significant improvement in channel estimation performance and bit error rate performance.

Key words: MIMO, OFDM, impulsive noise, power line communication, sparse Bayesian learning

0 引言

现代 PLC (power line communication, 电力线通信) 标准 (ITU-T G.hn、Home Plug AV2 等) 普遍采用了正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 和多输入多输出 (multiple input multiple output, MIMO) 技术^[1]。电力线通信信道中存在大量的脉冲噪声, 脉冲噪声来源有电气开关的切换、电气设备的充放电、整流设备产生的干扰等^[2]。脉冲噪声具有持续时间短、能量高的特点, 一旦出现会严重恶化 MIMO-OFDM PLC 系统性能。

PLC 系统的脉冲噪声抑制已经引起了广泛关注。其中一部分研究主要集中在如何设置一个或若干个门限值来判断和消除接收信号中含有的脉冲噪声成分, 如 Clipping、Blanking 以及这些方法的组合等^[3-4]。然而最优门限值的设置需要预先获得脉冲噪声的先验概率信息, 因此在实际 PLC 系统中这类方法的性能难以保证。由于脉冲噪声在时域上具有明显的稀疏性, 近些年大量基于压缩感知理论的脉冲噪声估计方法见文献^[5]。这些方法的基本原理是通过各种压缩感知算法从脉冲噪声在 OFDM 空子载波上的投影估计脉冲噪声的时域采样值。这类方法的性能主要取决于空子载波数目和脉冲噪声的稀释度。文献^[6]提出了一种能利用全部 MIMO-OFDM 子载波的脉冲噪声估计方法, 但该方法需要预先获得 MIMO-OFDM PLC

系统的准确信道状态信息。

信道估计是 PLC 接收机的核心工作之一^[7]。

传统 PLC 接收机设计通常将信道估计与脉冲噪声抑制视作两个独立的任务, 这种方案虽然简化了接收机的设计但也使得信道估计和脉冲噪声抑制均无法获得最优性能。为了进一步提升 PLC 接收机的性能, 一些联合估计信道和脉冲噪声的方案被陆续提出^[8-11]。这些方法将信道冲激响应和脉冲噪声联合视为一个稀疏向量, 然后利用压缩感知方法重构信道冲激响应和脉冲噪声。这些方法主要针对单输入单输出 (single input single output, SISO) 系统。文献^[12]提出了一种针对 MIMO-OFDM PLC 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冲激响应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, 但电力线的信道冲激响应在很多场合不具备稀疏性特征^[7,13]。本文针对 MIMO-OFDM PLC 系统的信道估计和脉冲噪声抑制问题, 提出了一种基于结构化压缩感知理论^[14]的信道与脉冲噪声联合估计方法。该方法首先基于电力线信道模型参数的稀疏性特征和脉冲噪声稀疏性设计了一个联合估计信道模型参数和脉冲噪声的压缩感知模型, 然后利用 MIMO 系统的空间相关性将该联合估计问题转变为多测量向量 (multiple measurement vector, MMV) 压缩感知问题, 通过引入多响应稀疏贝叶斯学习 (multiple response sparse Bayesian learning, MSBL) 设计了

信道模型参数和脉冲噪声的联合估计算法。仿真结果表明,与传统的 MIMO-OFDM 接收机设计方案相比,本文提出的方法能使 MIMO-OFDM PLC 接收机获得更好的信道估计性能和误比特率性能。

1 系统模型

采用三根电缆(火线、零线和地线)的室内电力线路可以构成 2×2 的 MIMO PLC 信道^[1],如图 1 所示。为了方便计算式描述,本文将 MIMO PLC 的发射端的耦合端口数设为 N_t ,接收端的耦合端口数设为 N_r 。同时设定 OFDM 全部子载波数目为 N ,其中 P 个子载波用于发射导频符号, U 个子载波为屏蔽子载波以满足监管要求,其余用于发射数据符号。在发射端,二进制数据流经过符号调制后分为 N_t 个并行的频域 OFDM 符号数据流。第 p 个发射端口上的频域 OFDM 符号向量表示为:

$$\mathbf{x}^{(p)} = [x_0^{(p)}, x_1^{(p)}, \dots, x_{N-1}^{(p)}]^T \quad (1)$$

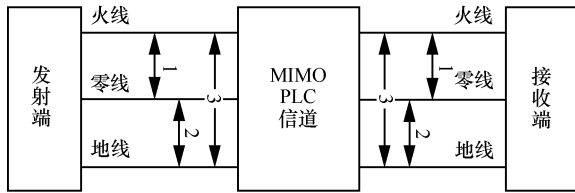


图 1 基于三相电缆的 2×2 MIMO PLC 示意图

其经过 OFDM 调制生成时域 OFDM 信号后送入发射端口。本文假设采用插入循环前缀的方式来对抗电力线多径信道造成的频率选择性衰落。在接收端,接收的时域 OFDM 信号经过去除循环前缀和 OFDM 解调后,第 q 个接收端口接收的频域 OFDM 符号向量可以表示为式(2):

$$\mathbf{y}^{(q)} = \sum_{p=1}^{N_t} \mathbf{X}^{(p)} \mathbf{H}^{(pq)} + \mathbf{F} \mathbf{u}^{(q)} + \mathbf{v}^{(q)} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{X}^{(p)} = \text{diag}(\mathbf{x}^{(p)})$ 是一个 $N \times N$ 对角矩阵,其中主对角元素由第 p 个发射端口的频域 OFDM 符号 $\mathbf{x}^{(p)}$ 组成; $\mathbf{H}^{(pq)}$ 表示第 p 个发射端口与第 q 个接收端口之间的信道频率响应(channel frequency response, CFR)向量; $\mathbf{F}$ 代表归一化后的 $N \times N$ 离

散傅里叶变换矩阵; $\mathbf{u}^{(q)}$ 代表第 q 个接收端口上的时域脉冲噪声向量; $\mathbf{v}^{(q)}$ 代表第 q 个接收端口上的加性高斯白噪声(additive white Gaussian noise, AWGN)向量。

1.1 电力线信道模型

Zimmermann 模型^[13]是一种常用的电力线多径信道模型。根据该模型, SISO PLC 系统的信道频率响应函数可以表示为:

$$H(f) = \sum_{i=1}^L g_i \cdot e^{-(\alpha_0 + \alpha_1 f) d_i} \cdot e^{-j2\pi f d_i / v_g} \quad (3)$$

其中, L 表示电力线多径信道数目, g_i 和 d_i 分别表示每 i 条路径的增益因子和长度, α_0 和 α_1 分别代表每条路径的衰减系数, v_g 代表信号在电缆中的传输速度。在 SISO PLC 信道模型的基础上, MIMO PLC 系统第 p 个发射端口与第 q 个接收端口之间的信道频率响应函数可以表示为^[15]:

$$H^{(pq)}(f) = \sum_{i=1}^L g_i^{(pq)} \cdot e^{-j\phi^{(pq)}} \cdot e^{-(\alpha_0 + \alpha_1 f) d_i} \cdot e^{-j2\pi f d_i / v_g} \quad (4)$$

该模型假设 MIMO PLC 信道可以等效为多个具有相同拓扑结构的 SISO PLC 信道,除了信道的增益因子 g_i 不同。同时为了刻画信道之间的空间相关性,引入一个相关性因子 $\phi^{(p,q)}$ 。

1.2 脉冲噪声模型

脉冲噪声的出现是随机的,并且持续时间短但能量远高于 AWGN,因此在第 q 个接收端口上经采样后形成的时域脉冲噪声向量 $\mathbf{u}^{(q)} = [u_0^{(q)}, u_1^{(q)}, \dots, u_{N-1}^{(q)}]^T$ 是一个稀疏向量,并且非零元素出现的位置是随机的。脉冲噪声的这种统计特性常用高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)和米德尔顿类 A 模型(Middleton class A model, MCA)进行刻画^[5]。高斯混合模型将脉冲噪声采样值视作由若干个均值为零、方差不同的高斯随机变量组合而成,分布函数表示为:

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



其中, p_k 表示第 k 个高斯随机变量出现的概率, 同时满足 $\sum_{k=1}^K p_k = 1$; $f_k(z) \sim \text{CN}(z; 0, \gamma_k)$ 是均值为 0, 方差为 γ_k 的复高斯分布。MCA 模型可以视为一种特殊的 GMM 模型, 其中 $p_k = e^{-A} \frac{A^k}{k!}$, $\gamma_k = \frac{1/A + \Omega}{1 + \Omega}$, $k \rightarrow \infty$, 在仿真中通常取有限个量。

其中, Ω 表示调制符号星座点集合。

由于 MIMO PLC 信道的空间相关性, 每个接收端口上的时域脉冲噪声向量中的非零元素具有相同的位置, 即它们的支撑集是相同的, 但非零元素的数值不一定相同^[16]。

1.3 MIMO 符号检测

考虑 MIMO-OFDM PLC 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以用式(6)表示:

$$\hat{\mathbf{x}}(\mathbf{k}) = \underset{\mathbf{x}(\mathbf{k}) \in \Omega}{\operatorname{argmin}} \left\| \mathbf{y}(\mathbf{k}) - \tilde{\mathbf{H}}(\mathbf{k}) \mathbf{x}(\mathbf{k}) \right\|_2^2, \quad 1 \leq k \leq N \quad (6)$$

其中, $\mathbf{y}(\mathbf{k}) \triangleq [\mathbf{y}^{(1)}(\mathbf{k}), \mathbf{y}^{(2)}(\mathbf{k}), \dots, \mathbf{y}^{(N_r)}(\mathbf{k})]^T$ 代表所有接收端口第 k 个子载波上的数据符号组成的向量, $\mathbf{x}(\mathbf{k}) \triangleq [\mathbf{x}^{(1)}(\mathbf{k}), \mathbf{x}^{(2)}(\mathbf{k}), \dots, \mathbf{x}^{(N_t)}(\mathbf{k})]^T$ 代表所有发射端口第 k 个子载波上的数据符号组成的向量, $\tilde{\mathbf{H}}(\mathbf{k})$ 表示接收端口与发射端口之间第 k 个子载波上的 CFR 矩阵, 具体如式(7)所示:

$$\tilde{\mathbf{H}}(\mathbf{k}) \triangleq \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{H}}^{(1,1)}(\mathbf{k}) & \dots & \tilde{\mathbf{H}}^{(N_t,1)}(\mathbf{k}) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \tilde{\mathbf{H}}^{(1,N_r)}(\mathbf{k}) & \dots & \tilde{\mathbf{H}}^{(N_t,N_r)}(\mathbf{k}) \end{pmatrix} \quad (7)$$

针对式(6)本文采用球形译码 (sphere decoding, SD) 算法^[17]进行求解。

根据式(6)可知, 符号检测的性能取决于准确的信道状态信息和背景噪声能量。而脉冲噪声的出现不仅极大增加了 OFDM 每个子载波的噪声能量, 而且严重影响信道估计性能, 导致基于 SD 的 MIMO 符号检测性能急剧下降, 因此需要在进行符号检测前消除脉冲噪声的影响。

2 信道与脉冲噪声联合估计

为了在抑制脉冲噪声同时提高信道估计性能, 本文引入 MSBL 来联合估计 MIMO-OFDM PLC 系统信道与脉冲噪声。

2.1 基于参数稀疏性的电力线信道模型^[18]

基于 MIMO-OFDM PLC 的连续频率响应式(4), 对 OFDM 第 k 个子载波中心频率上进行采样, 相应的第 k 个子载波的电力线信道频率响应可表示为:

$$\begin{aligned} H_k^{(pq)} &\triangleq H^{(pq)}(f_k) = \\ &H^{(pq)}(f_{\min} + k\Delta f) = \\ &\sum_{i=1}^L g_i^{(pq)} \cdot e^{-j\phi^{(pq)}} \cdot e^{-[\alpha_0 + \alpha_1(f_{\min} + k\Delta f)]d_i} \cdot \\ &e^{-j2\pi(f_{\min} + k\Delta f)d_i/v_g}, \quad 1 \leq k \leq N = \sum_{i=1}^L c_i^{(pq)} \cdot \eta_i^k \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $c_i^{(pq)} = g_i^{(pq)} \cdot e^{-[\alpha_0 + \alpha_1 f_{\min}]d_i + j(2\pi f_{\min} d_i/v_g + \phi^{(pq)})}$, $\eta_i^k = \left[e^{-(\alpha_1 d_i + j2\pi d_i/v_g)\Delta f} \right]^k$, f_k 和 $f_{\min}$ 分别为 PLC 的子载波中心频率和最低载波频率, Δf 为子载波频率间隔。

式(8)中第 i 条多径信道长度 d_i 是一个连续变量, 需要对其进行量化。量化结果可以表示为:

$$d_i = s_i \Delta d, \quad 1 \leq i \leq L \quad (9)$$

其中, s_i 代表量化系数, Δd 为量化精度。经过量化后:

$$c_i^{(pq)} = g_i^{(pq)} \cdot e^{-\phi^{(pq)}} \cdot e^{-[\alpha_0 + \alpha_1 f_{\min}]s_i \Delta d + j(2\pi f_{\min} s_i \Delta d/v_g)} \quad (10)$$

$$\eta_i^k = \left[e^{-(\alpha_1 + j2\pi/v_g)s_i \Delta d \Delta f} \right]^k \quad (11)$$

令 $d_{\max}$ 表示最长的电力线多径信道长度, $S = \lfloor d_{\max}/\Delta d \rfloor$ 表示该最长多径信道的量化系数。构建一个向量 $\mathbf{t}^{(pq)} = [t_1^{(pq)}, t_2^{(pq)}, \dots, t_j^{(pq)}, \dots, t_S^{(pq)}]^T \in \mathbb{C}^{S \times 1}$, 该向量中的元素满足以下条件:

$$t_j^{(pq)} = \begin{cases} c_i^{(pq)}, & j = s_i \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (12)$$

$\mathbf{t}^{(pq)}$ 中的非零元素对应于电力线信道模型(4)

中的参数,因此被称为稀疏参数向量。MIMO PLC 的第 p 个发射端口与第 q 个接收端口之间信道频率响应向量 $\mathbf{H}^{(pq)}$ 可以写成如下形式:

$$\mathbf{H}^{(pq)} = [\mathbf{H}_0^{(pq)}, \mathbf{H}_1^{(pq)}, \dots, \mathbf{H}_{N-1}^{(pq)}]^T = \Psi \mathbf{t}^{(pq)} \quad (12)$$

其中:

$$\Psi = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ \eta_1^1 & \eta_2^1 & \dots & \eta_S^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \eta_1^{N-1} & \eta_2^{N-1} & \dots & \eta_S^{N-1} \end{pmatrix} \quad (13)$$

利用式 (12) 信道频率响应的估计可以转换为对向量 $\mathbf{t}^{(pq)}$ 的估计。由于在实际中向量 $\mathbf{t}^{(pq)}$ 中的非零元素个数远小于向量长度 ($L \ll S$), 可以认为 $\mathbf{t}^{(pq)}$ 是一个稀疏向量, 因此可以寻求利用压缩感知技术进行估计。

2.2 信道模型参数与脉冲噪声的联合估计

为了估计信道, 系统需要将部分子载波用于发送导频符号。本文假设采用等间隔正交方式发送导频符号。令 $\Psi_p \triangleq [\mathbf{y}_p^{(1)}, \mathbf{y}_p^{(2)}, \dots, \mathbf{y}_p^{(q)}, \dots, \mathbf{y}_p^{(N_t)}] \in \mathbb{C}^{P \times N_t}$ 表示所有接收端口对应导频子载波上的信号构成的矩阵, 令 $\mathbf{X}_p \triangleq [\mathbf{X}_p^{(1)}, \mathbf{X}_p^{(2)}, \dots, \mathbf{X}_p^{(p)}, \dots, \mathbf{X}_p^{(N_t)}] \in \mathbb{C}^{P \times PN_t}$ 表示所有发射导频符号构成矩阵, $\mathbf{U} \triangleq [\mathbf{u}^{(1)}, \mathbf{u}^{(2)}, \dots, \mathbf{u}^{(q)}, \dots, \mathbf{u}^{(N_t)}]$ 表示所有接收端口上的脉冲噪声向量构成的矩阵, $\mathbf{V}_p \triangleq [\mathbf{v}_p^{(1)}, \mathbf{v}_p^{(2)}, \dots, \mathbf{v}_p^{(q)}, \dots, \mathbf{v}_p^{(N_t)}]$ 表示所有导频子载波上的 AWGN 噪声向量构成的矩阵, 同时结合式 (12), 则 MIMO-OFDM PLC 所有接收端口上的 OFDM 符号可以表示成式 (14):

$$\mathbf{Y}_p = \mathbf{X}_p (\mathbf{I}_{N_t} \otimes \Psi_p) \mathbf{T} + \mathbf{F}_p \mathbf{U} + \mathbf{V}_p \quad (14)$$

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, $\mathbf{F}_p$ 由 $\mathbf{F}$ 对应导频子载波的行向量构成的子矩阵, $\mathbf{T} \in \mathbb{C}^{SN_t \times N_t}$ 表示由向量 $\mathbf{t}^{(pq)}$ 组成的矩阵, 如式 (15) 所示:

$$\mathbf{T} \triangleq \begin{pmatrix} \mathbf{t}^{(1,1)} & \dots & \mathbf{t}^{(1,N_t)} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \mathbf{t}^{(N_t,1)} & \dots & \mathbf{t}^{(N_t,N_t)} \end{pmatrix} = [\mathbf{t}^{(1)}, \mathbf{t}^{(2)}, \dots, \mathbf{t}^{(q)}, \dots, \mathbf{t}^{(N_t)}] \quad (15)$$

由于 MIMO-OFDM PLC 各个子信道共享相同的拓扑结构, 因此参数向量 $\mathbf{t}^{(pq)}$ 中非零元素位置相同。这样式 (15) 中矩阵 $\mathbf{T}$ 的各个列向量 $\mathbf{t}^{(1)}, \mathbf{t}^{(2)}, \dots, \mathbf{t}^{(N_t)}$ 也可以视为稀疏向量且向量的非零元素位置相同, 即矩阵 $\mathbf{T}$ 具有行稀疏性^[18]。脉冲噪声也有类似特性, 即脉冲噪声向量 $\mathbf{u}^{(1)}, \mathbf{u}^{(2)}, \dots, \mathbf{u}^{(N_t)}$ 均可以视为稀疏向量且非零元素的位置相同^[16]。定义新的稀疏向量 $\mathbf{w}^{(q)} \triangleq [\mathbf{t}^{(q)T}, \mathbf{u}^{(q)T}]^T \in \mathbb{C}^{(SN_t+N) \times 1}$ 和新的矩阵 $\mathbf{W}$ 为:

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}^{(1)}, \mathbf{w}^{(2)}, \dots, \mathbf{w}^{(q)}, \dots, \mathbf{w}^{(N_t)}] = \begin{pmatrix} \mathbf{h}^{(1,1)} & \dots & \mathbf{h}^{(1,N_t)} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \mathbf{h}^{(N_t,1)} & \dots & \mathbf{h}^{(N_t,N_t)} \\ \mathbf{u}^{(1)} & \dots & \mathbf{u}^{(N_t)} \end{pmatrix} \quad (16)$$

这样式 (14) 可以写成如下形式:

$$\mathbf{Y}_p = [\mathbf{X}_p (\mathbf{I}_{N_t} \otimes \Psi_p) \quad \mathbf{F}_p] \begin{bmatrix} \mathbf{T} \\ \mathbf{U} \end{bmatrix} + \mathbf{V}_p = \Phi \mathbf{W} + \mathbf{V}_p \quad (17)$$

其中, $\Phi \triangleq [\mathbf{X}_p (\mathbf{I}_{N_t} \otimes \Psi_p) \quad \mathbf{F}_p] \in \mathbb{C}^{P \times (SN_t+N)}$ 视作观测矩阵。这样式 (17) 就构成了压缩感知理论中的 MMV 模型。下面引入 MSBL^[19] 估计矩阵 $\mathbf{W}$ 。为了计算式书写简便, 省略了表示导频的下标。

设向量 $\mathbf{t}^{(pq)}$ 的先验分布为 $p(\mathbf{t}^{(pq)}) \sim \text{CN}(0, \Gamma_t)$, 其中 $\Gamma_t = \text{diag}(\gamma_{t1}, \gamma_{t2}, \dots, \gamma_{tS})$, 脉冲噪声向量 $\mathbf{u}^{(q)}$ 的先验分布为 $p(\mathbf{u}^{(q)}) \sim \text{CN}(0, \Gamma_u)$, 其中 $\Gamma_u = \text{diag}(\gamma_{u1}, \gamma_{u2}, \dots, \gamma_{uN})$, 则矩阵 $\mathbf{W}$ 的列向量 $\mathbf{w}^{(q)}$ 的先验分布为 $p(\mathbf{w}^{(q)}) \sim \text{CN}(0, \Gamma)$, 其中协方差矩阵 Γ 定义为:

$$\Gamma \triangleq \begin{pmatrix} \Gamma_b & 0 \\ 0 & \Gamma_u \end{pmatrix} \quad (18)$$

其中, $\Gamma_b = \mathbf{I}_{N_t} \otimes \Gamma_t$ 。 $\mathbf{w}^{(q)}$ 的后验仍旧为高斯分布 $p(\mathbf{w}^{(q)} | \mathbf{Y}) \sim \text{CN}(\mu_q, \Sigma)$, $\mathbf{w}^{(q)}$ 的后验均值和协方差矩阵分别为:



$$\mu_{w^{(q)}} = \sigma^{-2} \Sigma \Phi^H y^{(q)} \quad (19)$$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{hh} & \Sigma_{hu} \\ \Sigma_{uh} & \Sigma_{uu} \end{pmatrix} = \Gamma - \Gamma \Phi^H (\sigma^2 I + \Phi \Gamma \Phi^H)^{-1} \Phi \Gamma \quad (20)$$

其中, σ^2 表示 AWGN 功率。对于式 (19) 和式 (20) 中的未知超参数 Γ 、 σ^2 , MSBL 采用期望值最大化 (expectation maximization, EM) 算法^[20]进行求解。算法收敛结束后, $w^{(q)}$ 的 MAP 估计值 $\hat{w}^{(q)}$ 由后验均值 $\mu_{w^{(q)}}$ 给出, 即 $\hat{w}^{(q)} = \mu_{w^{(q)}}$ 。

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

(1) E-step: 将 W 视作隐含变量, 计算联合概率分布 $p(Y, W; \theta)$ 在后验概率分布 $p(W | Y)$ (由式 (19) 和式 (20) 求得) 下的期望值 $Q(\theta)$:

$$Q(\theta | \theta^{(k)}) = E_{w|Y} \{\ln p(Y, W; \theta^{(k)})\} \quad (21)$$

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

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

$$\begin{aligned} \Gamma^{(k+1)} &= \arg\max E_{w|Y} \{\ln p(W)\} = \\ &= \arg\max E_{w|Y} \left\{ -N_r \ln |\Gamma| - \sum_{q=1}^{N_t} w^{(q)H} \Gamma^{-1} w^{(q)} \right\} = \\ &= \arg\min \left\{ N_r \ln |\Gamma| + \sum_{q=1}^{N_t} \left[\text{Tr}(\Gamma^{-1} \Sigma) + \mu_{(q)}^H \Gamma^{-1} \mu_{(q)} \right] \right\} = \\ &= \arg\min \left\{ N_r \left[N_t \sum_{i=1}^S \ln(\gamma_{ii}) + \sum_{j=1}^N \ln(\gamma_{uj}) \right] + \right. \\ &\quad \left. \sum_{q=1}^{N_t} \left[\sum_{p=1}^{N_t} \sum_{i=1}^S \frac{\Sigma(i+pS, i+pS)}{\gamma_{ii}} + \sum_{p=1}^{N_t} \sum_{i=1}^S \frac{|\mu_{(q)}(i+pS)|^2}{\gamma_{ii}} \right] + \right. \\ &\quad \left. \sum_{q=1}^{N_t} \left[\sum_{j=1}^N \frac{\Sigma(j+SN_t, j+SN_t)}{\gamma_{uj}} + \sum_{j=1}^N \frac{|\mu_{(q)}(j+SN_t)|^2}{\gamma_{uj}} \right] \right\} \quad (22) \end{aligned}$$

将式 (17) 分别对 γ_{hi} 和 γ_{uj} 求导并设置导数等于 0, 求得第 $k+1$ 次迭代估计值为:

$$\gamma_{hi}^{(k+1)} = \frac{1}{N_r N_t} \sum_{q=1}^{N_t} \sum_{p=1}^{N_t} \left[|\mu_{(q)}(i+pS)|^2 + \Sigma(i+pS, i+pS) \right] \quad (23)$$

$$\gamma_{uj}^{(k+1)} = \frac{1}{N_r} \sum_{q=1}^{N_t} \left[|\mu_{(q)}(j)|^2 + \Sigma(j, j) \right] \quad (24)$$

这里 $i \in (1, 2, \dots, S)$, $j \in (SN_t + 1, SN_t + 2, \dots, SN_t + N)$ 。

接下来求解超参数 σ^2 , 根据似然函数 $p(Y | W)$, 可以写出求解计算式为:

$$\begin{aligned} (\sigma^2)^{(k+1)} &= \arg\max E_{w|Y} \left\{ -NN_r \ln(\sigma^2) - \sum_{q=1}^{N_t} \frac{\|y^{(q)} - \Phi w^{(q)}\|_2^2}{\sigma^2} \right\} = \\ &= \arg\min \left\{ NN_r \ln(\sigma^2) + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{q=1}^{N_t} E_{w|Y} \left[\|y^{(q)} - \Phi w^{(q)}\|_2^2 \right] \right\} = \\ &= \arg\min \left\{ NN_r \ln(\sigma^2) + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{q=1}^{N_t} \left[\|y^{(q)} - \Phi \mu_{(q)}\|_2^2 + \text{Tr}(\Phi^H \Phi \Sigma) \right] \right\} \quad (25) \end{aligned}$$

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

$$\begin{aligned} (\sigma^2)^{(k+1)} &= \frac{\sum_{q=1}^{N_t} \left[\|y^{(q)} - \Phi \mu_{(q)}\|_2^2 + \text{Tr}(\Phi^H \Phi^{(k)} \Sigma) \right]}{NN_r} = \\ &= \frac{\sum_{q=1}^{N_t} \left\{ \|y^{(q)} - \Phi \mu_{(q)}\|_2^2 + \sigma^{2(k)} \text{Tr} \left[(\Sigma^{-1} - \Gamma^{-1}) \Sigma \right] \right\}}{NN_r} = \\ &= \frac{\sum_{q=1}^{N_t} \left\{ \|y^{(q)} - \Phi \mu_{(q)}\|_2^2 + \sigma^{2(k)} \sum_{i=1}^{LN_t+N} \left[1 - \frac{\Sigma^{(k)}(i, i)}{\Gamma^{(k)}(i, i)} \right] \right\}}{NN_r} \quad (26) \end{aligned}$$

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

当达到 EM 算法的迭代终止条件后, 分别得到脉冲噪声 U 和稀疏参数 T 的估计值 $\hat{U}$ 和 $\hat{T}$ 。接收端首先去除脉冲噪声, 如式 (27) 所示:

$$\hat{\mathbf{y}}^{(q)} = \sum_{p=1}^{N_t} \mathbf{X}^{(p)} \mathbf{H}^{(pq)} + \mathbf{F}(\mathbf{u}^{(q)} - \hat{\mathbf{u}}^{(q)}) + \mathbf{v}^{(q)} \quad (27)$$

同时利用稀疏参数向量估计值 $\hat{\mathbf{t}}^{(pq)}$ 根据式(12)计算信道频率响应估计值 $\hat{\mathbf{H}}^{(pq)}$ 。根据去除脉冲噪声后的接收信号 $\hat{\mathbf{y}}^{(q)}$ 和信道频率响应 $\hat{\mathbf{H}}^{(pq)}$ ，通过式(6)表示的球形译码算法[17]进行数据符号检测。经过符号检测后，送入信道解码器进行解码。接收机示意图如图2所示。

2.3 运算复杂度分析

本文提出的方法运算复杂度主要在式(19)、式(20)的运算，它们的复杂度分别为 $\mathcal{O}(P(SN_t + N)^2)$ 和 $\mathcal{O}(P(SN_t + N)^2 + P^3)$ ，因此本文提出的方法运算复杂度可以表示为 $\mathcal{O}(P(SN_t + N)^2)$ 。

3 仿真结果分析

本节通过数值仿真软件将本文提出的方法与传统方法进行性能对比。这些传统方法包括：“信道与脉冲噪声单独估计”表示脉冲噪声先用传统的限幅法^[2]进行抑制然后用 MSBL 算法进行信道估计^[16]，“MSBL 信道估计”采用 MSBL 进行信道估计但没有抑制脉冲噪声，“LS 信道估计”采

用有最小二乘法估计信道但没有抑制脉冲噪声，“理想信道且脉冲噪声未去除”表示接收端已知准确信道状态信息但脉冲噪声未去除下的性能。PLC 信道的参数设置为：多径信道数目 L 分别设置为 10 和 15，其中最大路径长度设为 800 m，每条路径长度 d_i 服从泊松分布（量纲 $\lambda=0.2 \text{ m}^{-1}$ ）； $\alpha_0=0$ ， $\alpha_1=7.8 \times 10^{-10} \text{ s/m}$ ； $\mathbf{v}_g=2 \times 10^8 \text{ m/s}$ ；路径增益因子 $g_i^{(pq)}$ 服从区间 $[-1, 1]$ 上的均匀分布；信道相关性参数 $\varphi^{(pq)}$ 服从区间 $[-\pi/2, \pi/2]$ 上的均匀分布。MIMO-OFDM 的参数设置为： $N_t=N_r=2$ ，总载波数为 256，导频子载波数 64，载波频带范围 $[3, 500] \text{ kHz}$ 。信号调制模式采用 QPSK。脉冲噪声分别采用 GMM 模型和 MCA 模型，其中 GMM 模型的参数设置为 $K=3$ ， $p_k \in \{0.9, 0.07, 0.03\}$ ， $\gamma_k \in \{1, 100, 1000\}$ ，MCA 模型的参数设置为 $\mathbf{A}=0.1$ ， $\mathbf{\Omega}=0.01$ ，取前 10 个分量。

通过改变电力线信道模型(4)中的多径数目可以生成不同衰落特性的电力线信道。图3展示了本文提出的方法与其他传统方法在不同信道条件下误比特率性能随信噪比的变化曲线，其中图3(a)

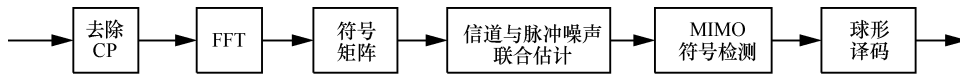


图2 MIMO-OFDM PLC接收机示意图

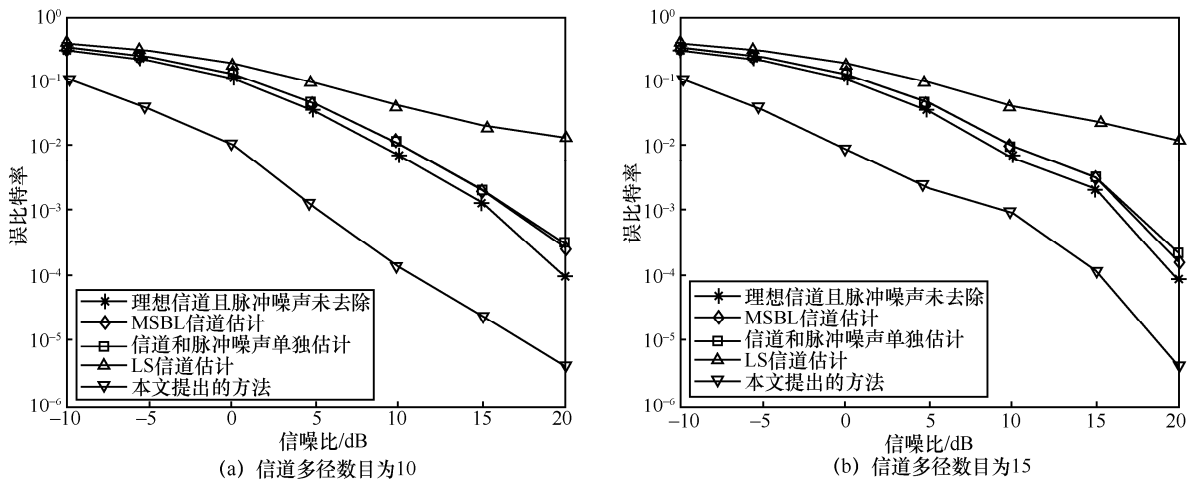


图3 不同信道下的接收机性能对比



为电力信道多径数目为 10 时性能变化曲线,图 3(b) 为电力线信道多径数目为 15 时的性能变化曲线。在这两种信道下,脉冲噪声均采用 GMM 仿真模型产生。通过仿真结果可以看出,如果不去除脉冲噪声,采用传统信道估计方法的接收机误比特率性能将显著下降。即使假设信道状态信息已知的理想信道情形下,脉冲噪声的存在也极大降低了传统接收机性能。本文提出的信道与脉冲噪声联合估计方法,通过有效去除脉冲噪声,显著改善了接收机性能,与“理想信道且脉冲噪声未去除”的情形相比了,性能改善了 8 dB 左右。通过对比图 3(a) 和图 3(b) 可以看出,随着信道多径数目的增加,本文提出的方法性能有所下降,在图 3(a) 中误比特率 10^{-3} 处的信噪比为 5 dB,而图 3(b) 中误比特率 10^{-3} 处的信噪比为 10 dB。这个原因在于本文提出的方法是通过压缩感知技术去估计信道多径数目,在导频数目不变的情况下,随着信道多径数目增加估计性能也随之下降。这意味着,在比较恶劣的电力线信道中,增加导频数目有助于保持系统性能。

图 4 是各类方法在不同的脉冲噪声模型下的误比特率性能随信噪比变化的曲线。信道多径数目均设置为 15。脉冲噪声模型分别采用 GMM 模型和 MCA 模型。通过对比图 4(a) 和图 4(b),

同样的方法在 MCA 的脉冲噪声模型下,性能均有所改善。本文提出的方法的性能与其他方法的性能优势更加明显。

卷积码是现代许多电力线通信系统采用的信道编码技术,因此本文也在基于卷积码(码率为 1/2)的系统上进行了性能对比。图 5 所示为本文提出的方法与其他传统方法在 GMM 脉冲噪声模型下采用卷积码后的误比特率性能随信噪比的变化曲线。从图 5 中可以看出,本文提出的方法与传统方法性能上相比仍有明显优势。随着 SNR 提升,本文提出的方法与传统方法的性能差距逐渐缩小。同时可以看出与未采用信道编码时相比,采用信道编码后,传统方法的性能也有所提升,并且它们的性能之间的差距也有明显缩小。主要原因在于随着 SNR 提升,脉冲噪声对系统性能的影响逐渐被信道编码的纠错能力所克服。这说明信道编码能提升 MIMO-OFDM 电力线通信系统在脉冲噪声下的稳健性,在设计现代电力线通信系统时应该考虑选择更优秀的信道编码技术。

4 结束语

本文针对 MIMO-OFDM 电力线通信系统的信道估计与脉冲噪声抑制问题,提出了一种基于

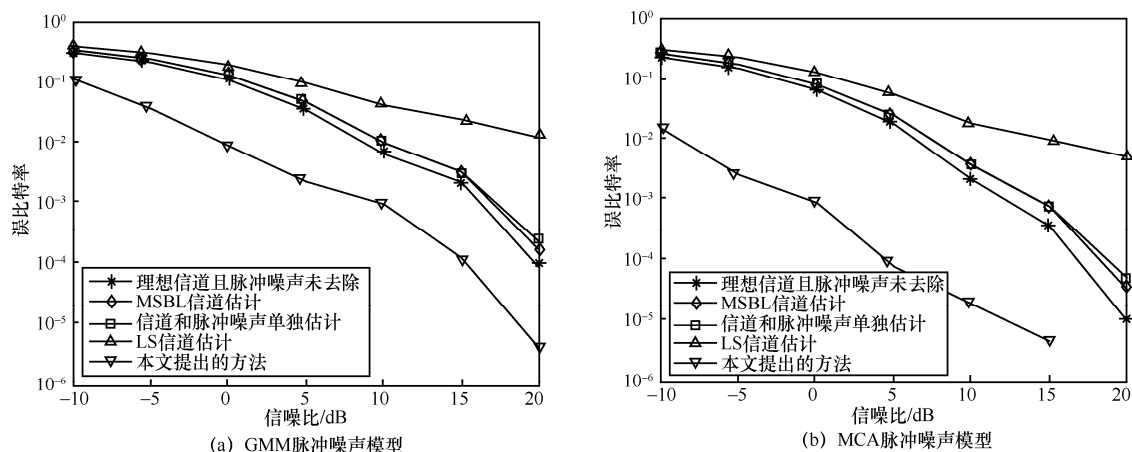


图 4 不同脉冲噪声模型下的接收机性能对比

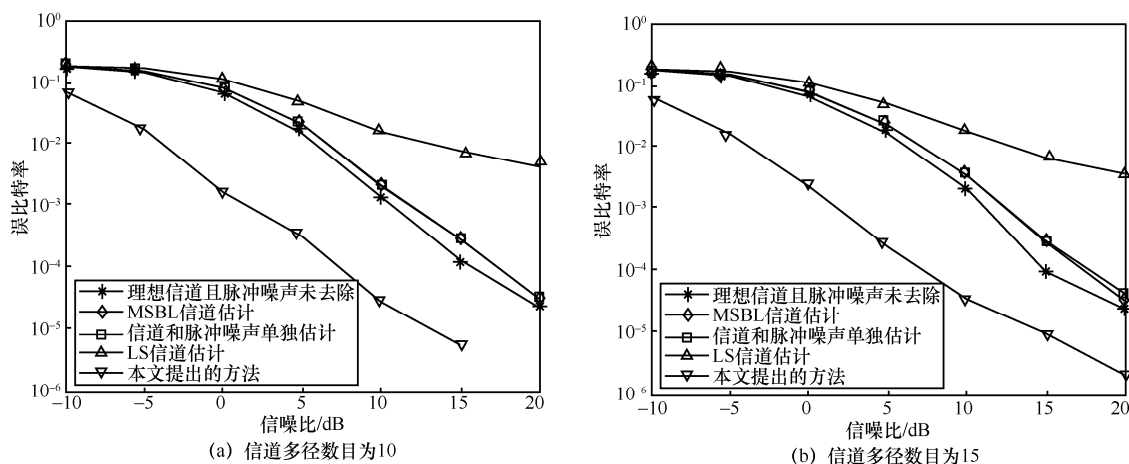


图5 不同信道下的采用卷积码的接收机性能对比

结构化压缩感知理论的信道与脉冲噪声联合估计方法。仿真结果表明该方法比传统将信道估计与脉冲噪声抑制分离的方法相比,在性能上有明显提升。本文的研究工作为设计更高速更稳健的MIMO-OFDM 电力线通信系统提供了一种新的方案。

参考文献:

- [1] BERGER L T, SCHWAGER A, PAGANI P, et al. MIMO power line communications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(1): 106-124.
- [2] BAI T, ZHANG H M, WANG J J, et al. Fifty years of noise modeling and mitigation in power-line communications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(1): 41-69.
- [3] ZHIDKOV S V. Analysis and comparison of several simple impulsive noise mitigation schemes for OFDM receivers[J]. IEEE Transactions on Communications, 2008, 56(1): 5-9.
- [4] JUWONO F H, GUO Q H, CHEN Y F, et al. Linear combining of nonlinear preprocessors for OFDM-based power-line communications[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(1): 253-260.
- [5] 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.
- [6] 吕涛, 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.

- line based on sparse Bayesian learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 95-100, 135.
- [7] 何业慎, 梁琨. 一种压缩感知电力线信道估计机制[J]. 电信科学, 2016, 32(11): 77-81.
- HE Y S, LIANG K. A power line channel estimation mechanism based on compressed sensing[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(11): 77-81.
- [8] MEHBOOB A, ZHANG L, KHANGOSSTAR J, et al. Joint channel and impulsive noise estimation for OFDM based power line communication systems using compressed sensing[C]// Proceedings of 2013 IEEE 17th International Symposium on Power Line Communications and Its Applications. Piscataway: IEEE Press, 2013: 203-208.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 吕新荣, 李有明, 余明宸. 基于稀疏贝叶斯学习的电力线载波通信接收机设计[J]. 电信科学, 2017, 33(9): 92-99.
- LYU X R, LI Y M, YU M C. Design of transceivers based on sparse Bayesian learning for power line carrier communications[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(9): 92-99.
- [12] 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.
- [13] ZIMMERMANN M, DOSTERT K. A multipath model for the powerline channel[J]. IEEE Transactions on Communications, 2002, 50(4): 553-559.
- [14] DUARTE M F, ELDAR Y C. Structured compressed sensing: from theory to applications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(9): 4053-4085.
- [15] HASHMAT R, PAGANI P, ZEDDAM A, et al. A channel model for multiple input multiple output in-home power line networks[C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Power Line Communications & its Applications. Piscataway: IEEE Press, 2011: 35-41.
- [16] LIU S C, YANG F, DING W B, et al. Impulsive noise cancellation for MIMO-OFDM PLC systems: a structured compressed sensing perspective[C]//Proceedings of 2016 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [17] CHO Y S, KIM J, YANG W Y, et al. MIMO-OFDM Wireless Communications with MATLAB®[M]. Chichester: John Wiley & Sons, 2010.
- [18] DING W B, 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.
- [19] 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.
- [20] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(3): 211-244.

[作者简介]



吕新荣 (1976-), 男, 博士, 宁波大学科学技术学院讲师, 主要研究方向为电力线通信、无线通信、稀疏信号处理、压缩感知。



李有明 (1963-), 男, 宁波大学信息科学与工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向为宽带通信、电力线通信、协作中继、认知无线电等。



吴永清 (1968-), 男, 中国科学院声学研究所研究员, 中国科学院大学教授、博士生导师, 主要研究方向为水声通信、水下目标检测和识别等。



唐小波 (1976-), 男, 宁波奥克斯高科技有限公司电力研发中心科技管理部总监, 主要研究方向为电力线通信。