



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115086116 B

(45) 授权公告日 2023.05.26

(21) 申请号 202210666573.2

(22) 申请日 2022.06.13

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 115086116 A

(43) 申请公布日 2022.09.20

(73) 专利权人 重庆邮电大学
地址 400065 重庆市南岸区黄桷垭崇文路2号

(72) 发明人 吕志恒 韦金余 黄俊伟

(74) 专利代理机构 北京同恒源知识产权代理有限公司 11275
专利代理师 方钟苑

(51) Int. Cl.
H04L 25/02 (2006.01)
H04B 3/54 (2006.01)
G06F 17/14 (2006.01)
G06F 17/16 (2006.01)
G06N 7/01 (2023.01)

(56) 对比文件

- CN 112003801 A, 2020.11.27
 - CN 107634922 A, 2018.01.26
 - CN 110649953 A, 2020.01.03
 - CN 113055317 A, 2021.06.29
 - CN 113935246 A, 2022.01.14
 - CN 114492499 A, 2022.05.13
 - EP 2945387 A1, 2015.11.18
 - US 2015280863 A1, 2015.10.01
 - CN 104598971 A, 2015.05.06
- 黄俊伟等. “大规模MIMO下贝叶斯压缩感知信道估计方法”. 《光通信研究》. 2018, 全文.
吕新荣等. “基于稀疏贝叶斯学习的电力线载波通信接收机设计”. 《电信科学》. 2017, 全文.
Sahar Sadrizadeh等. “Impulsive Noise Removal from Gray-Scale Video Sequences via Adaptive Thresholding”. 《IEEE》. 2021, 全文.

审查员 李元婕

权利要求书3页 说明书7页 附图3页

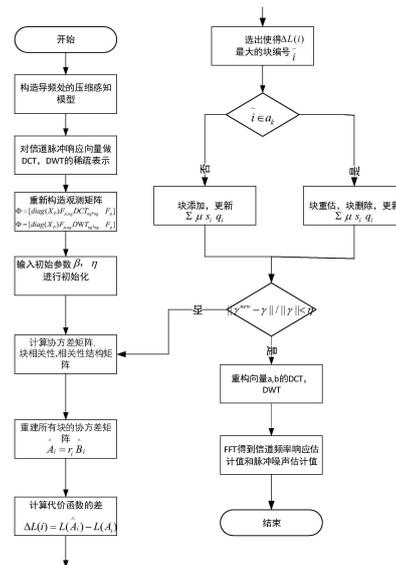
(54) 发明名称

基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法,属于电力线通信技术领域,包括以下步骤:将电力线接收端接收到的频域信号转换为向量矩阵形式,提取接收信号中的导频,结合DWT、DCT构建观测矩阵和观测向量;对观测矩阵进行均匀分块;初始化模型;以空模型开始,假设所有信号块都未添加进模型中,进行块添加,得到稀疏解向量;取稀疏解向量的前ng行进行DCT、DWT,得到信道脉冲响应向量估计值,对其补零的FFT得到长度为N的信道频率响应向量;得到的稀疏解向量的ng-ng+N行是时域脉冲噪声估计向量,从而得到去除脉冲噪声的频域符号。

CN 115086116 B



1. 一种基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法,其特征在于:包括以下步骤:

S1:将电力线接收端接收到的频域信号转换为向量矩阵形式;

S2:提取接收信号中的导频;

S3:结合DWT、DCT将提取的导频符号基于压缩感知模型构建观测矩阵和观测向量;

S4:对观测矩阵进行均匀分块;

S5:初始化电力线脉冲噪声和信道的压缩感知估计模型;

S6:以空模型开始,假设所有信号块都未添加进模型中,进行块添加;每次迭代计算协方差矩阵、块相关性、相关性结构矩阵,并更新模型参数,且根据所述相关性结构矩阵重建协方差矩阵,直到得到所有的协方差矩阵;

S7:当满足预设条件后,结束S6的循环,得到稀疏解向量;

S8:取S7得到的稀疏解向量的前ng行进行DCT、DWT,得到信道脉冲响应向量估计值,对其再进行补零的FFT得到长度为N的信道频率响应向量;

S9:得到的稀疏解向量的ng~(ng+N)行是时域脉冲噪声估计向量,从而得到去除脉冲噪声的频域符号;

步骤S1中,将电力线接收端接收到的频域信号转换为向量矩阵形式

$$Y = \text{diag}(X)H + Fi + G \quad (1)$$

其中 $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$ 为频域发送符号向量,OFDM频域符号向量长度为N, $H = [H_1, H_2, \dots, H_N]$ 为信道频率响应向量,F是N维傅里叶变换矩阵,i表示时域脉冲噪声,其中 $G = Fg$ 代表频域背景噪声,为高斯白噪,g表示背景噪声;

步骤S2中,规定发送信号中插入导频的位置的集合为P,(\cdot)_P为集合P中索引对应行或元素构成的子矩阵,将式(1)变换为:

$$Y_p = \text{diag}(X_p)H_p + F_p i + G_p \quad (2)$$

步骤S3中,结合脉冲噪声的时域稀疏特性,电力线脉冲噪声和信道的压缩感知估计模型为:

$$Y_p = [\text{diag}(X_p)F_{p,ng} \text{DCT}_{ng*ng} \quad F_p] \begin{bmatrix} a \\ i \end{bmatrix} + G_p \quad (3)$$

$$Y_p = [\text{diag}(X_p)F_{p,ng} \text{DWT}_{ng*ng} \quad F_p] \begin{bmatrix} b \\ i \end{bmatrix} + G_p \quad (4)$$

其中 $F_{p,ng}$ 是P*ng的傅里叶矩阵,ng为保护间隔长度, DCT_{ng*ng} , DWT_{ng*ng} 是ng*ng维的矩阵;式中,将ng*1维向量h稀疏表示为:

$$h = \text{DCT} * a \quad (5)$$

$$h = \text{DWT} * b \quad (6)$$

将式(3)、式(4)表示为:

$$Y_p = \Phi X + G_p \quad (7)$$

其中 Φ 为观测矩阵。

2. 根据权利要求1所述的基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法,其特征在于:步骤S4中,对观测矩阵 Φ 进行均匀分块 $\Phi = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_m]$,块长度为

8, OFDM长度为1024, ng长度为256, 设置梳状导频, 均匀分布, 个数为64。

3. 根据权利要求2所述的基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法, 其特征在于: 步骤S5中所述初始化, 考虑信噪比SNR<20dB, 设置 $\beta=0.1\|Y_p\|_2$, $s_i = \beta\Phi_i^T\Phi_i$, $q_i = \beta\Phi_i^TY_p$, $\forall i \in [1, m]$, $\eta=10^{-4}$, m表示把观测向量分成m块数据, 也对应m块观测矩阵, Φ_i 表示第i块对应的观测矩阵, η 是算法退出条件, β 指代噪声方差, 在算法过程中需要迭代计算, s_i, q_i 是定义的中间变量, 用来计算代价函数。

4. 根据权利要求3所述的基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法, 其特征在于: 步骤S6中, 以空模型开始, 假设所有信号块 X_i 都未添加进模型中, 进行块添加; 在第K次迭代时模型中的基的集合为 a_k , 每次迭代进行以下步骤:

S61: 计算协方差矩阵 $A_i = s_i(q_i q_i^T - s_i) s_i^{-1}$, $\forall i \in [1, m]$, 计算块相关性 $\gamma_i = 1/d_i \text{Tr}(A_i)$,

其中 d_i 是矩阵 A_i 的维数, Tr表示矩阵的迹; 计算相关性结构矩阵 $B_i = A_i/r_i$, 重建 $\hat{A}_i = r_i \hat{B}_i$, 其中 r_i 代表第i块的方差; 直到得到所有的 A_i , 并根据代价函数 $L = \log|C| + y^T C^{-1} y$, 计算 $\Delta L(i) = L(\hat{A}_i) - L(A_i)$, 并得到使得 $\Delta L(i)$ 最大的 \tilde{i} , 就是使得 $\Delta L(i)$ 最大的观测块矩阵的索引; 其中y表示算法输入的测量向量, 也就是输入的导频处的OFDM频域符号; 其中 $C = \beta^{-1}I + \Phi \Gamma \Phi^T$, 其中I代表单位矩阵, Γ 是观测块矩阵的协方差矩阵构成的矩阵;

S62: 根据 \tilde{i} 是否属于 a_k 更新 $\Sigma \mu s_i q_i$, 其中 μ 是输出随机向量服从的概率分布的均值向量, Σ 是输出向量服从的概率分布的协方差向量。

5. 根据权利要求4所述的基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法, 其特征在于: 步骤S7中当满足 $\|\gamma^{\text{new}} - \gamma\|/\|\gamma\| < \eta$, 跳出S6的循环, 得到稀疏解向量 $x = \mu$;

步骤S9中, 得到的稀疏解向量的ng~(ng+N)行是时域脉冲噪声估计向量 \hat{i} , 得到去除脉冲噪声的频域符号为 $\hat{Y} = Y - F \hat{i}$ 。

6. 根据权利要求4所述的基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法, 其特征在于: 步骤S62中, 利用BSBL-FM算法更新 $\Sigma \mu s_i q_i$, 具体包括以下步骤:

(1) $\tilde{i} \notin a_k$, 将当前块添加进模型中, 并且 $\mu_{\text{new}} = \mu - \beta \Sigma \Phi_i^T \Phi_i \mu_i$, $\Sigma_{\text{new}} = \Sigma + \Sigma_a \Sigma_a^T$, 其中 $\Sigma_a = -\beta \Sigma \Phi_i^T \Phi_i \Sigma_{ii}$, $s_{\text{inew}} = s_i - \Phi_i^T e_i \Sigma_{ii} e_i^T \Phi_i$, $q_{\text{inew}} = q_i - \Phi_i^T e_i \mu_i$, 其中 $e_i = \beta(\Phi_i - \beta \Phi \Sigma \Phi_i^T \Phi_i)$, μ_{new} 指代算法中迭代更新的均值向量, Σ_{new} 指代算法中迭代更新的协方差向量, μ_i 则是均值向量中的第i个值, Σ_a 是定义的中间变量, 为了表示 Σ_{new} 更新过程, $s_{\text{inew}}, q_{\text{inew}}$ 代表更新后的 s_i, q_i , 用以计算新的代价函数; e_i 是算法推导的中间变量, 方便表示 q_{inew} 的更新过程, Σ_{ii} 是第i块数据对应的协方差矩阵, 用以迭代更新 s_i ;

(2) $\tilde{i} \in a_k$, 且 $r_i < 0$, 将此块从模型中删掉, 并 $\mu_{\text{new}} = \mu + \Delta \Sigma \beta \Phi_i^T y$, $\Sigma_{\text{new}} = \Sigma + \Delta \Sigma$, 其中 $\Delta \Sigma = -\Sigma_i \Sigma_{ii}^{-1} \Sigma_i^T$, $s_{\text{inew}} = s_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi_i \Delta \Sigma \Phi_i^T \Phi_i$, $q_{\text{inew}} = q_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi_i \Delta \Sigma \Phi_i^T y$;

(3) $\tilde{i} \in a_k$, 且 $r_{\tilde{i}} > 0$, 将当前块进行重估, 并 $\mu_{\text{new}} = \mu + \Delta \Sigma \beta \Phi^T y$, $\Sigma_{\text{new}} = \Sigma + \Delta \Sigma$,
 $s_{\text{new}} = s_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T \Phi_i$, $q_{\text{new}} = q_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T y$, $\Delta \Sigma = -\Sigma_i (D_{ii}^{-1} + \Sigma_{ii})^{-1} \Sigma_i^T$ 。

基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法

技术领域

[0001] 本发明属于电力线通信技术领域,涉及一种基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法

背景技术

[0002] 电力线通信(PLC)是采用现有电网进行信息传输的一种通信方式。相较于其他通信技术,其具有成本低廉,范围广阔,运行稳定等优势,因此诸如PLC G3、PRIME、Home Plug和IEEE P1901等的国际标准已经被推出。然而由于电力线信道环境复杂,噪声的组成和变化很复杂,尤其是脉冲噪声(Impulse Noise, IN)使传统信道估计技术的性能降低。因此,在具有IN的情况下对PLC系统进行精确的CSI采集至关重要。

[0003] 传统估计方法如最小二乘算法未考虑噪声影响,导致MSE性能较差,并且需大量导频用于信道估计,但由于不含任何有用信息的导频在传输过程中同样占用频带导致频带利用率低。同样地,基于DFT插值的信道估计方案,通过时域设置阈值去除噪声来提升估计性能,但由于电力线信道环境复杂多变,该门限难以确定。

[0004] 压缩感知技术,表明可利用信号稀疏性,用少量观测值就能有效恢复原始信号,这也就意味着可以通过使用少量导频来获得精确的信道状态信息。已经有相关研究利用压缩感知技术对电力线通信系统进行脉冲噪声和信道进行联合估计。但其假设PLC脉冲响应具有稀疏特性,直接将CS理论应用到时域PLC信道模型中。大量研究表明,PLC信道在时域还是频域都不具备稀疏特性,这也就意味着不对PLC信道脉冲响应进行稀疏表示的方法将会获得较差的性能。此外也有研究对信道脉冲响应的尾部补零,这样可以近似地认为补零后的信道脉冲响应向量为稀疏向量,从而应用贝叶斯类算法进行信道估计,但该方法随着OFDM符号长度的增长,复杂度将会大幅度提升。

发明内容

[0005] 有鉴于此,本发明的目的在于提供一种基于离散小波稀疏变换DCT和离散余弦变换 DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法。

[0006] 为达到上述目的,本发明提供如下技术方案:

[0007] 一种基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法,包括以下步骤:

[0008] S1:将电力线接收端接收到的频域信号转换为向量矩阵形式;

[0009] S2:提取接收信号中的导频;

[0010] S3:结合DWT、DCT将提取的导频符号基于压缩感知模型构建观测矩阵和观测向量;

[0011] S4:对观测矩阵进行均匀分块;

[0012] S5:初始化电力线脉冲噪声和信道的压缩感知估计模型;

[0013] S6:以空模型开始,假设所有信号块都未添加进模型中,进行块添加;每次迭代计

算协方差矩阵、块相关性、相关性结构矩阵,并更新模型参数,且根据所述相关性结构矩阵重建协方差矩阵,直到得到所有的协方差矩阵;

[0014] S7:当满足预设条件后,结束S6的循环,得到稀疏解向量;

[0015] S8:取S7得到的稀疏解向量的前ng行进行DCT、DWT,得到信道脉冲响应向量估计值,对其再进行补零的FFT得到长度为N的信道频率响应向量;

[0016] S9:得到的稀疏解向量的ng-ng+N行是时域脉冲噪声估计向量,从而得到去除脉冲噪声的频域符号。

[0017] 进一步,步骤S1中,将电力线接收端接收到的频域信号转换为向量矩阵形式

$$[0018] \quad Y = \text{diag}(X)H + Fi + G \quad (1)$$

[0019] 其中 $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$ 为频域发送符号向量,OFDM频域符号向量长度为N, $H = [H_1, H_2, \dots, H_N]$ 为信道频率响应向量,F是N维傅里叶变换矩阵,i表示时域脉冲噪声,其中 $G = Fg$ 代表频域背景噪声,为高斯白噪,g表示背景噪声。

[0020] 进一步,步骤S2中,规定发送信号中插入导频的位置的集合为P, $(\cdot)_P$ 为集合P中索引对应行或元素构成的子矩阵,将式(1)变换为:

$$[0021] \quad Y_P = \text{diag}(X_P)F_P i + G_P \quad (2)。$$

[0022] 进一步,步骤S3中,结合脉冲噪声的时域稀疏特性,电力线脉冲噪声和信道的压缩感知估计模型为:

$$[0023] \quad Y_P = [\text{diag}(X_P)F_{p,ng} \text{DCT}_{ng*ng} \quad F_P] \begin{bmatrix} a \\ i \end{bmatrix} + G_P \quad (3)$$

$$[0024] \quad Y_P = [\text{diag}(X_P)F_{p,ng} \text{DWT}_{ng*ng} \quad F_P] \begin{bmatrix} b \\ i \end{bmatrix} + G_P \quad (4)$$

[0025] 其中 $F_{p,ng}$ 是P*ng的傅里叶矩阵,ng为保护间隔长度, DCT_{ng*ng} , DWT_{ng*ng} 是ng*ng维的矩阵;式中,将ng*1维向量h稀疏表示为:

$$[0026] \quad h = \text{DCT} * a \quad (5)$$

$$[0027] \quad h = \text{DWT} * b \quad (6)$$

[0028] 将式(3)、式(4)表示为:

$$[0029] \quad Y_P = \Phi X + G_P \quad (7)$$

[0030] 其中 Φ 为观测矩阵。

[0031] 进一步,步骤S4中,对观测矩阵 Φ 进行均匀分块 $\Phi = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_m]$,块长度为8,OFDM长度为1024,ng长度为256,设置梳状导频,均匀分布,个数为64。

[0032] 进一步,步骤S5中所述初始化,考虑信噪比 $\text{SNR} < 20 \text{dB}$,设置 $\beta = 0.1 \|Y_P\|_2$, $s_i = \beta \Phi_i^T \Phi_i$, $q_i = \beta \Phi_i^T Y_P$, $\forall i \in [1, m]$, $\eta = 10^{-4}$,m是指把观测向量分成了m块数据,也对应m块观测矩阵, Φ_i 就是第i块对应的观测矩阵,总共有m个这样的块观测矩阵, η 是算法退出条件, β 指代噪声方差,在算法过程中需要迭代计算, s_i, q_i 是定义的中间变量,用来计算代价函数。

[0033] 进一步,步骤S6中,以空模型开始,假设所有信号块 X_i 都未添加进模型中,进行块添加;在第K次迭代时模型中的基的集合为 a_k ,每次迭代进行以下步骤:

[0034] S61: 计算协方差矩阵 $A_i = s_i(q_i q_i^T - s_i) s_i^{-1}$, $\forall i \in [1, m]$, 计算块相关性 $\gamma_i = 1/d_i \text{Tr}(A_i)$ 其中 d_i 是矩阵 A_i 的维数, Tr 表示矩阵的迹。计算相关性结构矩阵 $B_i = A_i / r_i$, 重建 $\hat{A}_i = r_i \hat{B}_i$ 其中 r_i 代表第 i 块的方差, 直到得到所有的 A_i , 并根据代价函数 $L = \log|C| + y^T C^{-1} y$, 其中 y 表示算法输入的测量向量, 也就是输入的导频处的 OFDM 频域符号, $C = \beta^{-1} I + \Phi \Gamma \Phi^T$, I 代表单位矩阵, Γ 是观测块矩阵的协方差矩阵构成的矩阵。计算 $\Delta L(i) = L(\hat{A}_i) - L(A_i)$, 并得到使得 $\Delta L(i)$ 最大的 \tilde{i} , \tilde{i} 就是使得 $\Delta L(i)$ 最大的观测块矩阵的索引;

[0035] S62: 根据 \tilde{i} 是否属于 a_k 更新 $\Sigma \mu s_i q_i$;

[0036] 进一步, 步骤 S7 中当满足 $\|\gamma^{\text{new}} - \gamma\| / \|\gamma\| < \eta$, 跳出 S6 的循环, 得到稀疏解向量 $x = \mu$;

[0037] 步骤 S9 中, 得到的稀疏解向量的 $ng - ng + N$ 行是时域脉冲噪声估计向量 \hat{i} 。可以得到去除脉冲噪声的频域符号为 $\hat{Y} = Y - F \hat{i}$ 。

[0038] 进一步, 步骤 S62 中, 利用 BSBL-FM 算法更新 $\Sigma \mu s_i q_i$, 具体包括以下步骤:

[0039] (1) $\tilde{i} \notin a_k$, 将当前块添加进模型中, 并且 $\mu_{\text{new}} = \mu - \beta \Sigma \Phi^T \Phi_i \mu_i$, $\Sigma_{\text{new}} = \Sigma + \Sigma_a \Sigma_a^T$, 其中 $\Sigma_a = -\beta \Sigma \Phi^T \Phi_i \Sigma_{ii}$, $s_{i\text{new}} = s_i - \Phi_i^T e_i \Sigma_{ii} e_i^T \Phi_i$, $q_{i\text{new}} = q_i - \Phi_i^T e_i \mu_i$, 其中 $e_i = \beta (\Phi_i - \beta \Phi \Sigma \Phi^T \Phi_i)$, 其中 $e_i = \beta (\Phi_i - \beta \Phi \Sigma \Phi^T \Phi_i)$, μ 是输出随机向量服从的概率分布的均值向量, Σ 是输出向量服从的概率分布的协方差向量, μ_{new} 指代算法中迭代更新的均值向量, Σ_{new} 指代算法中迭代更新的协方差向量, μ_i 则是均值向量中的第 i 个值, Σ_a 只是定义的中间变量, 为了表示 Σ_{new} 更新过程, $s_{i\text{new}}, q_{i\text{new}}$ 代表更新过后的 s_i, q_i , 用以计算新的代价函数。 e_i 只是算法推导的中间变量, 并无物理含义, 方便表示 $q_{i\text{new}}$ 的更新过程, Σ_{ii} 是第 i 块数据对应的协方差矩阵, 用以迭代更新 s_i ;

[0040] (2) $\tilde{i} \in a_k$, 且 $r_i < 0$, 将此块从模型中删掉, 并 $\mu_{\text{new}} = \mu + \Delta \Sigma \beta \Phi^T y$, $\Sigma_{\text{new}} = \Sigma + \Delta \Sigma$, 其中 $\Delta \Sigma = -\Sigma_i \Sigma_{ii}^{-1} \Sigma_i$, $s_{i\text{new}} = s_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T \Phi_i$, $q_{i\text{new}} = q_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T y$;

[0041] (3) $\tilde{i} \in a_k$, 且 $r_i > 0$, 将当前块进行重估, 并 $\mu_{\text{new}} = \mu + \Delta \Sigma \beta \Phi^T y$, $\Sigma_{\text{new}} = \Sigma + \Delta \Sigma$, $s_{i\text{new}} = s_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T \Phi_i$, $q_{i\text{new}} = q_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T y$, $\Delta \Sigma = -\Sigma_i (D_{ii}^{-1} + \Sigma_{ii})^{-1} \Sigma_i$ 。

[0042] 本发明的有益效果在于: 本发明提出的一种基于 DCT 和 DWT 的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法, 针对信道脉冲响应不直接具备稀疏特性的缺点, 提出基于 DCT, DWT 的二次压缩方法, 对信道脉冲响应进行稀疏表示, 减少了需要的观测矩阵的维数, 并能获得较好的重构性能。此外, 鉴于 BSBL-FM 的压缩感知算法, 仅需少量观测值就能有效恢复原始信号以及较好的重估性能的优点, 将 BSBL-FM 算法应用于信道估计。与传统估计方法相比, 基于稀疏贝叶斯的信道估计可以通过少量导频来获得精确的估计值, 提升了频谱利用率。

[0043] 本发明的其他优点、目标和特征在某种程度上将在随后的说明书中进行阐述,并且在某种程度上,基于对下文的考察研究对本领域技术人员而言将是显而易见的,或者可以从本发明的实践中得到教导。本发明的目标和其他优点可以通过下面的说明书来实现和获得。

附图说明

[0044] 为了使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本发明作优选的详细描述,其中:

[0045] 图1是本发明整体方案流程图;

[0046] 图2是本发明参考的信道频率响应图;

[0047] 图3是本发明参考的信道脉冲响应图;

[0048] 图4是本发明参考的ng内的信道脉冲响应图;

[0049] 图5是本发明的MSE性能对比图。

具体实施方式

[0050] 以下通过特定的具体实例说明本发明的实施方式,本领域技术人员可由本说明书所揭露的内容轻易地了解本发明的其他优点与功效。本发明还可以通过另外不同的具体实施方式加以实施或应用,本说明书中的各项细节也可以基于不同观点与应用,在没有背离本发明的精神下进行各种修饰或改变。需要说明的是,以下实施例中所提供的图示仅以示意方式说明本发明的基本构想,在不冲突的情况下,以下实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0051] 其中,附图仅用于示例性说明,表示的仅是示意图,而非实物图,不能理解为对本发明的限制;为了更好地说明本发明的实施例,附图某些部件会有省略、放大或缩小,并不代表实际产品的尺寸;对本领域技术人员来说,附图中某些公知结构及其说明可能省略是可以理解的。

[0052] 本发明实施例的附图中相同或相似的标号对应相同或相似的部件;在本发明的描述中,需要理解的是,若有术语“上”、“下”、“左”、“右”、“前”、“后”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此附图中描述位置关系的用语仅用于示例性说明,不能理解为对本发明的限制,对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语的具体含义。

[0053] 本发明提出的一种基于DCT和DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法,如图1所示,包括:

[0054] OFDM频域符号向量长度为 $N=1024$,ng为保护间隔长度,这里设置为 $N/4=256$ 。块长度为8,设置梳状导频,均匀分布,个数为64。

[0055] S1、将电力线接收端接收到的频域信号转换为向量矩阵形式;

$$[0056] \quad Y = X \circ H + Fi + Fg \quad (1)$$

[0057] 其中 $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$ 为频域发送符号向量, $H = [H_1, H_2, \dots, H_N]$ 为信道频率响应向量, F是N维傅里叶变换矩阵,i,g分别代表时域脉冲噪声和背景噪声, \circ 表示哈达玛积。

[0058] 式(1)可以写为如下的矩阵向量乘积形式:

$$[0059] \quad Y = \text{diag}(X)H + Fi + G \quad (2)$$

[0060] 其中 $G = Fg$,代表频域背景噪声,仍然为高斯白噪。

[0061] S2、提取接收信号中的导频;

[0062] 规定发送信号中插入导频的位置的集合为 P , $(\cdot)_P$ 为集合 P 中索引对应行或元素构成的子矩阵,式(2)变换为:

$$[0063] \quad Y_p = \text{diag}(X_p)H_p + F_p i + G_p \quad (3)$$

[0064] S3、结合DWT,DCT将提取的导频符号基于压缩感知模型构建测量矩阵和观测向量;

[0065] 电力线频率响应不具备稀疏特性,以往的方法假设信道脉冲响应具有稀疏特性,如果假设信道脉冲响应具有稀疏性,式(2)可以表示为:

$$[0066] \quad Y_p = \text{diag}(X_p)F_{p,ng}h + F_p i + G_p \quad (4)$$

[0067] 式中 $F_{p,ng}$ 是 $P * ng$ 的傅里叶矩阵, h 为 $ng * 1$ 维向量。考虑到DCT,DWT的能量压缩特性,将式(4)中的 h 稀疏表示为:

$$[0068] \quad h = \text{DCT} * a \quad (5)$$

$$[0069] \quad h = \text{DWT} * b \quad (6)$$

[0070] 那么对应地式子4可以表示为:

$$[0071] \quad Y_p = \text{diag}(X_p)F_{p,ng} \text{DCT}_{ng * ng} a + F_p i + G_p \quad (7)$$

$$[0072] \quad Y_p = \text{diag}(X_p)F_{p,ng} \text{DWT}_{ng * ng} b + F_p i + G_p \quad (8)$$

[0073] 其中DCT,DWT是 $ng * ng$ 维的矩阵。这里的DCT矩阵由matlab的DCT

[0074] 函数得到,DWT矩阵由作者编写的离散小波变换matlab程序得到。

[0075] 结合脉冲噪声的时域稀疏特性,电力线脉冲噪声和信道的压缩感知估计模型为:

$$[0076] \quad Y_p = [\text{diag}(X_p)F_{p,ng} \text{DCT}_{ng * ng} \quad F_p] \begin{bmatrix} a \\ i \end{bmatrix} + G_p \quad (9)$$

$$[0077] \quad Y_p = [\text{diag}(X_p)F_{p,ng} \text{DWT}_{ng * ng} \quad F_p] \begin{bmatrix} b \\ i \end{bmatrix} + G_p \quad (10)$$

[0078] 上述两式子可以表示为:

$$[0079] \quad Y_p = \Phi X + G_p \quad (11)$$

[0080] S4、对观测矩阵 Φ 进行均匀分块 $\Phi = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_m]$,块长度为8;

[0081] S5、初始化,考虑信噪比 $\text{SNR} < 20\text{dB}$,设置 $\beta = 0.1 \| \| Y_p \| \|_2$, $s_i = \beta \Phi_i^T \Phi_i$, $q_i = \beta \Phi_i^T Y_p$, $\forall i \in [1, m]$, $\eta = 10^{-4}$;

[0082] S6、以空模型开始,假设所有信号块 X_i 都未添加进模型中,进行块添加。在第 K 此迭代时模型中的基的集合为 a_k 。每次迭代:1.计算协方差矩阵 $A_i = s_i(q_i q_i^T - s_i) s_i^{-1}$, $\forall i \in [1, m]$,计算块相关性 $\gamma_i = 1/d_i \text{Tr}(A_i)$ 其中 d_i 是矩阵 A_i 的维数,这里是8,计算相关性结构矩阵 $B_i = A_i / \gamma_i$,重建 $\hat{A}_i = r_i \hat{B}_i$,直到得到所有的 A_i 。并根据代价函数 $L = \log |C| + y^T C^{-1} y$,其中 $C = \beta^{-1} I + \Phi \Gamma \Phi^T$,计算 $\Delta L(i) = L(\hat{A}_i) - L(A_i)$,并得到使得 $\Delta L(i)$ 最大的 \tilde{i} 。2.根据 \tilde{i} 是否属于 a_k 更新

$\Sigma \mu s_i q_i$:

[0083] (1) $\tilde{i} \notin a_k$, 将当前块添加进模型中, 并且 $\mu_{new} = \mu - \beta \Sigma \Phi^T \Phi_i \mu_i$, $\Sigma_{new} = \Sigma + \Sigma_a \Sigma_a^T$, 其

中 $\Sigma_a = -\beta \Sigma \Phi^T \Phi_i \Sigma_{ii}$, $s_{inew} = s_i - \Phi_i^T e_i \Sigma_{ii} e_i^T \Phi_i$, $q_{inew} = q_i - \Phi_i^T e_i \mu_i$, 其中 $e_i = \beta (\Phi_i - \beta \Phi \Sigma \Phi^T \Phi_i)$

[0084] (2) $\tilde{i} \in a_k$, 且 $r_i < 0$, 将此块从模型中删掉, 并 $\mu_{new} = \mu + \Delta \Sigma \beta \Phi^T y$, $\Sigma_{new} = \Sigma + \Delta \Sigma$, $s_{inew} = s_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T \Phi_i$, $q_{inew} = q_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T y$, 其中 $\Delta \Sigma = -\Sigma_i \Sigma_{ii}^{-1} \Sigma_i$ 。

[0085] (3) $\tilde{i} \in a_k$, 且 $r_i > 0$, 将当前块进行重估, 并 $\mu_{new} = \mu + \Delta \Sigma \beta \Phi^T y$, $\Sigma_{new} = \Sigma + \Delta \Sigma$, $s_{inew} = s_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T \Phi_i$, $q_{inew} = q_i - \beta^2 \Phi_i^T \Phi \Delta \Sigma \Phi^T y$, $\Delta \Sigma = -\Sigma_i (D_{ii}^{-1} + \Sigma_{ii})^{-1} \Sigma_i$ 。

[0086] S7、当满足 $\|\gamma^{new} - \gamma\| / \|\gamma\| < \eta$, 跳出S6的循环, 得到稀疏解向量 $x = \mu$;

[0087] S8、取S7得到的稀疏解向量的前ng行进行DCT, DWT, 得到信道脉冲响应向量估计值, 对其再进行补零的FFT得到长度为N的信道频率响应向量 \hat{H} ;

[0088] S9、得到的稀疏解向量的ng-ng+N行是时域脉冲噪声估计向量 \hat{i} 。可以得到去除脉冲噪声的频域符号为 $\hat{Y} = Y - F \hat{i}$ 。

[0089] 如果已知原始信号X是稀疏的或者能够进行稀疏表示(信号在某个变换域中是足够稀疏的), 就能够大大降低对欠定方程的求解难度。因而在信号稀疏的前提下对原始信号的精确恢复将成为可能, 于是原始信号的稀疏性前提也是CS信号重构的必要条件。

[0090] 在基于压缩感知的信号重建中, 离散小波稀疏变换(DWT)和离散余弦变换(DCT)通常被用作信号的稀疏分解基。但并没有研究在PLC信道环境下, 将DCT, DWT加入到压缩感知模型中以获得更好的性能。此外也有研究应用DCT变换来减小PLC信道频率响应的高频的能量, 使得能量更加集中于低频, 这也就意味着可以通过DWT, DCT变换来使信道脉冲响应的能量更加集中, 即具备稀疏特性。所以本发明在PLC信道环境下, 基于压缩感知的信号重建模型中, 以离散小波稀疏变换(DWT)和离散余弦变换(DCT)作为信道脉冲响应向量的稀疏分解基, 应用DWT, DCT对信道脉冲响应进行稀疏表示, 应用压缩感知来估计信道和脉冲噪声。DCT, DWT的维数只为ng*ng, 使得整体的观测矩阵Φ的维数为p*ng, 需要存储的数据量较补零的方案来说大大减小。

[0091] 根据zimermann信道模型, 仿真电力线参考信道时频域特征, OFDM符号1024个子载波, 子载波间隔24.414KHz, 采用25MHz的采样频率, OFDM时域长度为40us左右, ng长度为10us左右, 生成的电力线信道传输特征频域幅频响应以及时域冲击响应如图2、图3、图4所示。

[0092] 基于仿真得到的电力线信道冲击响应, 构造观测向量为接收端导频处的频域符号 Y_p 观测矩阵为Φ, 电力线信道受到背景噪声的干扰, 使得信噪比由0dB到20dB不断增大变化。如图5, 与不稀疏化处理的压缩感知信道估计相比, 基于DCT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法的MSE性能有2dB的提升, 基于DWT的稀疏贝叶斯电力线信道和脉冲噪声联合估计方法的MSE性能有3dB的提升。与补零的压缩感知信道估计方案相比, 存储矩

阵的维数减少了1/4。

[0093] 最后说明的是,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案而非限制,尽管参照较佳实施例对本发明进行了详细说明,本领域的普通技术人员应当理解,可以对本发明的技术方案进行修改或者等同替换,而不脱离本技术方案的宗旨和范围,其均应涵盖在本发明的权利要求范围当中。

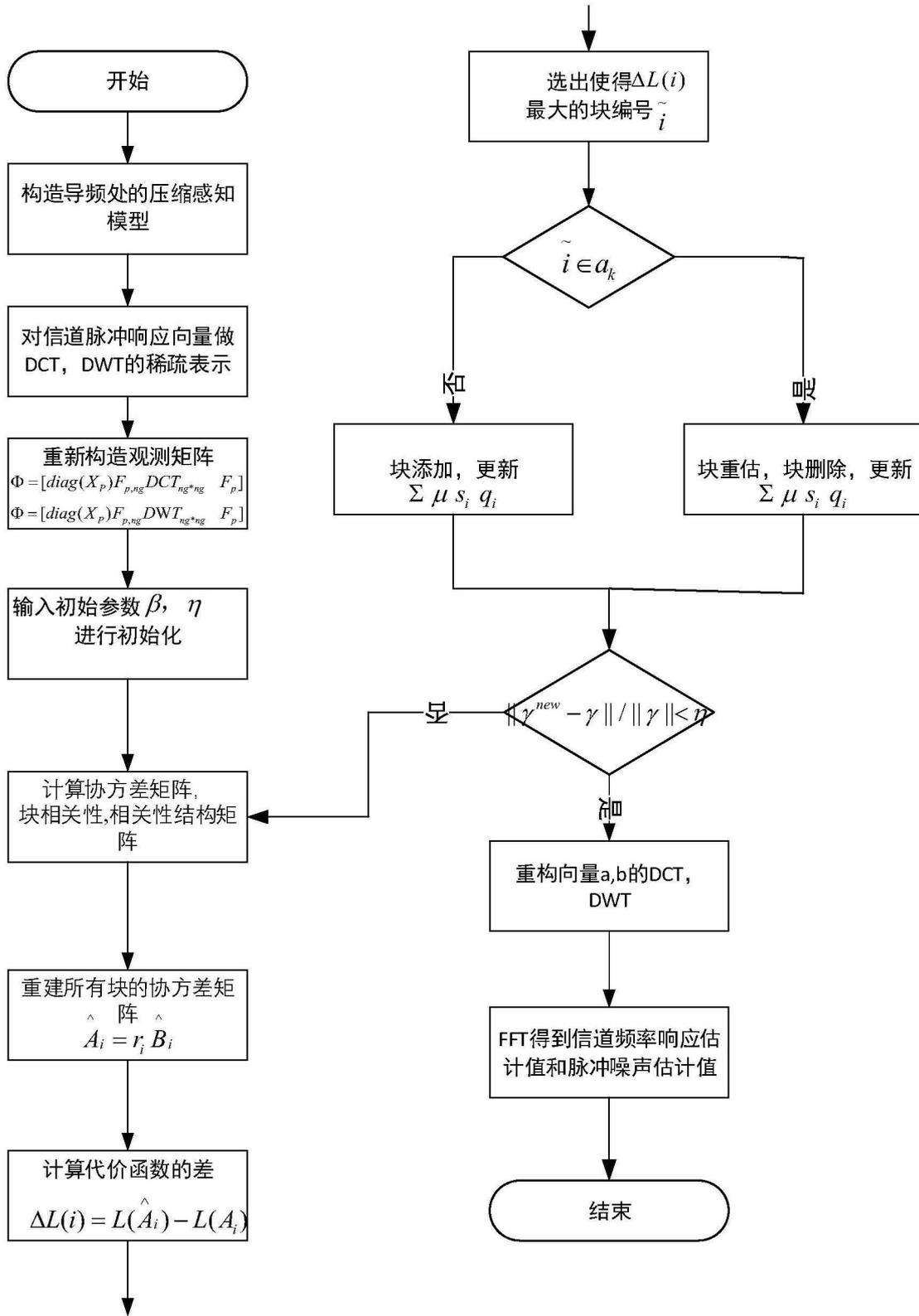


图1

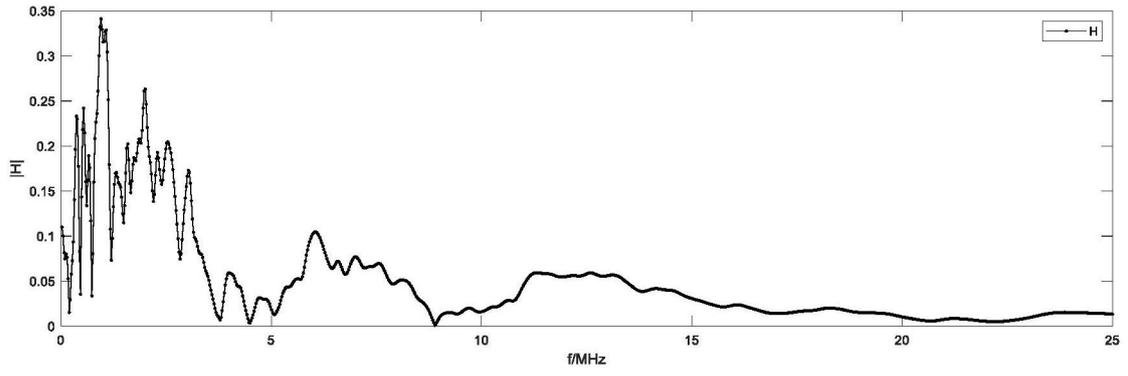


图2

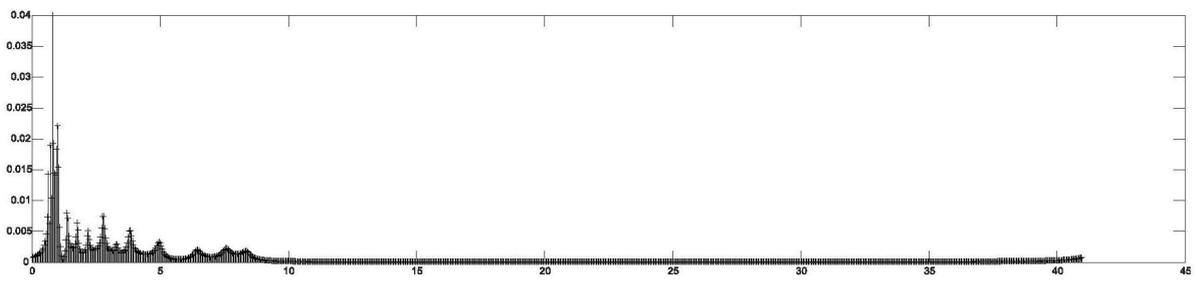


图3

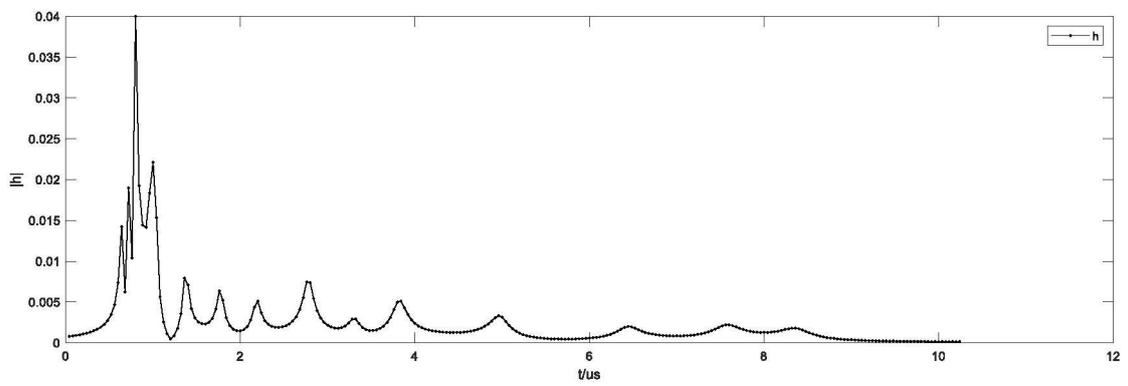


图4

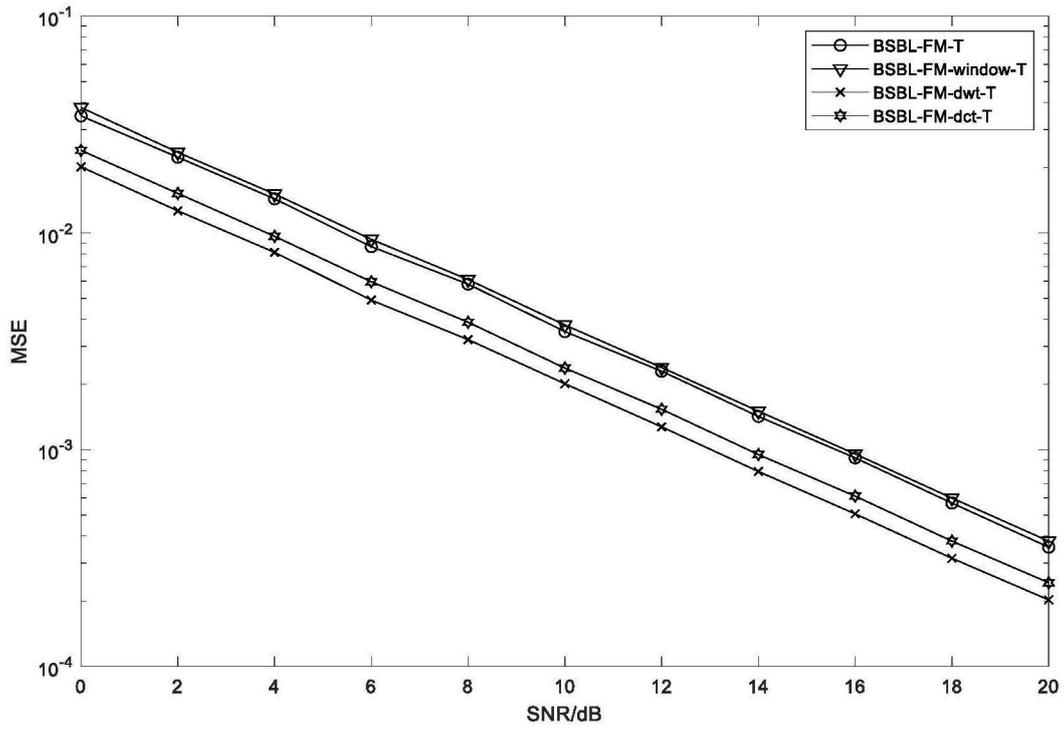


图5