



(12) 发明专利申请

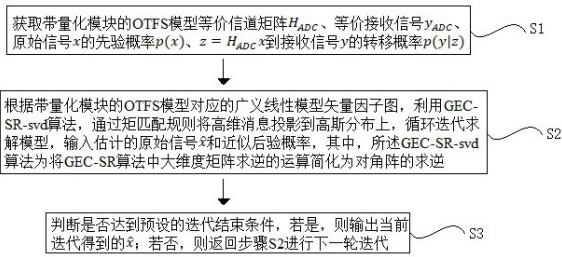
(10) 申请公布号 CN 115695132 A
(43) 申请公布日 2023. 02. 03

(21) 申请号 202211594152.X
(22) 申请日 2022.12.13
(71) 申请人 广东工业大学
地址 510090 广东省广州市越秀区东风东路729号
(72) 发明人 何骏炜 张浩川
(74) 专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限公司 44102
专利代理师 高棋
(51) Int.Cl.
H04L 27/26 (2006.01)
H04L 25/02 (2006.01)
G06F 17/16 (2006.01)
G06F 17/14 (2006.01)

权利要求书5页 说明书13页 附图2页

(54) 发明名称
一种基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法

(57) 摘要
本发明公开一种基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法,包括S1:获取带量化模块的OTFS模型等价信道矩阵 H_{ADC} 、等价接收信号 y_{ADC} 、原始信号 x 的先验概率 $p(x)$ 、 $z = H_{ADC}x$ 到接收信号 y 的转移概率 $p(y|z)$;S2:根据带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图,利用GEC-SR-svd算法,通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上,循环迭代求解模型,输入估计的原始信号 \hat{x} 和近似后验概率;S3:判断是否达到迭代结束条件,若是,则输出当前迭代得到的 \hat{x} ;若否,则返回S2进行下一轮迭代。本发明利用SVD分解和投影同方差多维高斯分布解决GEC-SR算法复杂度较高的问题。



1. 一种基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1: 获取带量化模块的OTFS模型等价信道矩阵 H_{ADC} 、等价接收信号 y_{ADC} 、原始信号 x 的先验概率 $p(x)$ 、 $z = H_{ADC}x$ 到接收信号 y 的转移概率 $p(y|z)$;

S2: 根据带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图,利用GEC-SR-svd算法,通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上,循环迭代求解模型,输入估计的原始信号 \hat{x} 和近似后验概率,其中,所述GEC-SR-svd算法为将GEC-SR算法中大维度矩阵求逆的运算简化为对角阵的求逆;

S3: 判断是否达到预设的迭代结束条件,若是,则输出当前迭代得到的 \hat{x} ;若否,则返回步骤S2进行下一轮迭代。

2. 根据权利要求1所述的基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法,其特征在于,步骤S1中所述带量化模块的OTFS模型,具体为:

原始信号 $x \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 为在延迟多普勒平面上传输的二维信息符号,原始信号 x 经辛傅立叶逆变换模块得到时频域符号矩阵 X ,时频域符号矩阵 X 经海森堡变换得到时域符号矩阵 S ,时域符号矩阵 S 进行列向量化得到向量 \vec{s} ,向量 \vec{s} 经延迟-多普勒域稀疏信道 $h(\tau, \nu)$ 传播后得到时域接收信号 \vec{r} , τ 表示空间信道中某条路径的时延频移, ν 表示空间信道中某条路径的多普勒频移,时域接收信号 \vec{r} 重排为矩阵 r 后再由量化模块转换为 $Q[r]$, $Q[r]$ 经逆海森堡变换得到时频域信号 Y ,时频域信号 Y 通过辛傅里叶变换模块得到接收信号 y , y 重新排列为向量后得到最后的接收信号向量 \vec{y} 。

3. 根据权利要求1所述的基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法,其特征在于,所述量化模块为模拟数学转换器,所述模拟数学转换器将接收到的模拟信号转换为数字信号,更具体地讲,量化模块将输入的信号分为 2^B 个区间,将原处于各个区间上信号值统一映射为单一的值。

4. 根据权利要求2所述的基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法,其特征在于,步骤S1中等价信道矩阵 H_{ADC} 具体为:

$$H_{ADC} = H(F_N^H \otimes I_M)$$

$$H = \sum_{i=1}^P h_i \Pi^{l_i} \Delta^{k_i}$$

式中, H 为信道矩阵, F_N 为元素 $F_N(m, n) = \frac{1}{\sqrt{N}} e^{-\frac{2\pi jmn}{N}}$ 的归一化 N 维离散傅里叶

变换矩阵, I_M 表示单位矩阵, \otimes 表示克罗内克积, h_i 为第 i 条路径的信道衰落增益, Π 是前向循环移位的排列矩阵, Π^{l_i} 表示 Π 的 l_i 次方, l_i 表示第 i 条路径的时延指数, Δ 是 $MN \times MN$ 的对角矩阵:

$$\Delta = \text{Diag}[d^0, d^1, \dots, d^{MN-1}]$$

Δ^{k_i} 表示 Δ 的 k_i 次方, k_i 表示第 i 条路径的多普勒频移指数, 其中 $d = e^{j\frac{2\pi}{MN}}$,

$\text{Diag}[\]$ 表示将括号内元素按顺序排列在矩阵对角线上;

步骤S1中接收信号 y_{ADC} 的向量形式具体为:

$$\overrightarrow{y_{ADC}} = (F_N \otimes I_M)^{-1} \vec{y}.$$

5. 根据权利要求4所述的基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法, 其特征在于, 步骤S2中带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图, 具体为:

所述广义线性模型矢量因子图具有两个变量 x 、 z , 三个概率分布 $p(x)$ 、 $\delta(z - Hx)$ 、 $p(y|z)$, 其中, x 分别与 $p(x)$ 、 $\delta(z - Hx)$ 连接, z 分别与 $\delta(z - Hx)$ 、 $p(y|z)$ 连接, 在 z 上从 $\delta(z - Hx)$ 传到 $p(y|z)$ 的消息表示为 $p_0^+(z)$, 在 z 上从 $p(y|z)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 的消息表示为 $p_0^-(z)$, 在 x 上从 $p(x)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 的消息表示为 $p_0^+(x)$, 在 x 上从 $\delta(z - Hx)$ 传到 $p(x)$ 的消息表示为 $p_0^-(x)$ 。

6. 根据权利要求5所述的基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法, 其特征在于, 步骤S2中所述GEC-SR-svd算法为将GEC-SR算法中大维度矩阵求逆的运算简化为对角阵的求逆, 具体为:

运用SVD分解, 将等价信道矩阵 H_{ADC} 分解为 $U\Sigma V^H$, 其中 U , V 是酉矩阵, Σ 是对角阵, 并将投影的函数集改进为同方差的高斯分布, 那么大维度矩阵求逆

$$Q_x^- = \left(H^H \text{Diag} \left(\frac{1}{v_1^-} \right) H + \text{Diag} \left(\frac{1}{v_0^+} \right) \right)^{-1} \text{ 可以化简为对角阵求逆}$$

$Q_x^- = V \left[1 \oslash \left(\frac{\Sigma^H \Sigma}{v_1^-} + \frac{1}{v_0^+} \right) \right] V^H$, 其中 v_1^- 表示从 $p(y|z)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 消息的方差, v_0^+ 表示从 $p(x)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 消息的方差, \oslash 表示向量点除。

7. 根据权利要求6所述的基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法, 其特征在于, 步骤S2中通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上, 具体为:

将服从独立同方差的多维高斯分布的 $p_0^+(x)$, $p_0^-(x)$, $p_0^+(z)$, $p_0^-(z)$, 投影到以下分布上:

$$p_0^-(x) \sim N(x|m_0^-, v_0^-)$$

$$p_0^+(x) \sim N(x|m_0^+, v_0^+)$$

$$p_0^-(z) \sim N(z|m_1^-, v_1^-)$$

$$p_0^+(z) \sim N(z|m_1^+, v_1^+)$$

其中, $v_0^-, v_0^+, v_1^-, v_1^+$ 均为标量。

8. 根据权利要求7所述的基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法, 其特征在于, 步骤S2迭代求解前, 初始化变量 $m_1^+, v_1^+, m_0^+, v_0^+$ 。

9. 根据权利要求8所述的基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法, 其特征在于, 步骤S2中根据带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图, 利用GEC-SR-svd算法, 通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上, 循环迭代求解模型, 输入估计的原始信号 \hat{x} 和近似后验概率, 具体为:

S2.1: 根据所述广义线性模型矢量因子图的矩匹配规则, $p(y|z)$ 节点上, 将 $p_0^+(z)$ 的消息与 $p(y|z)$ 相乘并投影到独立同方差的多维高斯分布上:

$$\text{Proj}_z[N(z|m_1^+, v_1^+)p(y|z)]$$

得到的结果再与 $p_0^+(z)$ 的消息相除, 得到 $p_0^-(z)$ 的消息, 其中, $\text{Proj}_z[\]$ 是求关于 z 的均值和方差;

S2.2: 根据因子图的矩匹配规则, 在 $\delta(z - Hx)$ 节点上, 将 $p_0^-(z)$ 、 $p_0^+(x)$ 的消息和 $\delta(z - Hx)$ 相乘并对 z 积分, 并投影到变量 x 的独立同方差的多维高斯分布上:

$$\text{Proj}_x[\int N(x|m_0^+, v_0^+)N(z|m_1^-, v_1^-)\delta(z - Hx)dz]$$

投影得到的消息再与 $p_0^+(x)$ 的消息相除, 得到 $p_0^-(x)$ 的消息;

S2.3: 根据因子图的矩匹配规则, 在 $p(x)$ 节点上, 将 $p_0^-(x)$ 的消息与 $p(x)$ 相乘得到的消息是正比于近似后验概率的, 再通过投影到独立同方差的多维高斯分布上:

$$\text{Proj}_x[N(x|m_0^-, v_0^-)p(x)]$$

其中估计的 \hat{x} 为:

$$\hat{x} = \frac{\int xN(x|m_0^-, v_0^-)p(x)dx}{\int N(x|m_0^-, v_0^-)p(x)dx}$$

投影得到的消息再与 $p_0^-(x)$ 相除, 得到 $p_0^+(x)$ 的消息;

S2.4: 根据因子图的矩匹配规则, 在 $\delta(z - Hx)$ 节点上, 将 $p_0^-(z)$ 、 $p_0^+(x)$ 的消息和

$\delta(z - Hx)$ 相乘并对 x 积分, 并投影到变量 z 的独立同方差的多维高斯分布上:

$$Proj_z[\int N(x|m_0^+, v_0^+)N(z|m_1^-, v_1^-)\delta(z - Hx)dx]$$

投影得到的消息再与 $p_0^-(z)$ 的消息相除, 得到 $p_0^+(z)$ 的消息。

10. 根据权利要求9所述的基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法, 其特征在于, 步骤S2.1中 $p(y|z)$ 是代表量化模块的概率转移, 也即

$$p(y|z) = N(y|Q[z], \sigma_w^2)$$

其中 $Q[z] = \left(-2^{B-1} - \frac{1}{2}\right)\Delta + \Delta \sum_{i=2}^{2^B} \varepsilon(z + \Delta(2^{B-1} + 1 - i))$, $\varepsilon(x)$ 是阶跃函数, 区间的间隔点 $q_1 = -\infty, q_{i+1} = q_i + \Delta$ ($i = 2, 3, \dots, 2^B - 1$), $q_{2^B+1} = +\infty$, 区间映射的值为 $p_1 = \left(-2^{B-1} + \frac{1}{2}\right)\Delta, p_{i+1} = p_i + \Delta$ ($i = 1, 2, \dots, 2^B - 1$), Δ 为量化步长, σ_w^2 为噪声的方差, $Proj_z[N(z|m_1^+, v_1^+)p(y|z)]$ 的投影计算是计算这三个积分:

$$\begin{aligned} & \int \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz \\ & \int z \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz \\ & \int z^2 \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz \end{aligned}$$

式中, $\Phi(x)$ 表示高斯分布的累积分布函数, 投影的均值就是:

$$\begin{aligned} & \frac{\int z \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz}{\int \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz} \\ & = \frac{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} z N(z|m, v) dz}{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} N(z|m, v) dz} \end{aligned}$$

投影的方差就是:

$$\begin{aligned}
& \frac{\int z^2 \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1} - z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i - z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz}{\int \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1} - z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i - z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz} \\
& - \left(\frac{\int z \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1} - z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i - z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz}{\int \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1} - z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i - z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz} \right)^2 \\
& = \frac{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} z^2 N(z|m, v) dz}{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} N(z|m, v) dz} \\
& - \left(\frac{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} z N(z|m, v) dz}{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} N(z|m, v) dz} \right)^2
\end{aligned}$$

一种基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法

技术领域

[0001] 本发明涉及信号解调技术领域,更具体地,涉及一种基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法。

背景技术

[0002] OTFS(Orthogonal Time Frequency Space, 正交时频空间)解调问题,指原始信号经过OTFS调制并经过空间信道的作用后在接收端恢复原始信号。OTFS调制是近年新兴的通信调制方式,与传统的正交频分复用技术(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)调制不同之处在于,OTFS调制在OFDM调制的基础上增加了辛傅里叶变换(SFFT)和辛傅里叶逆变换(ISFFT)模块,这两个模块使得OTFS与OFDM调制模型的等价信道矩阵不同,OTFS调制模型的信道矩阵具有稀疏性、维度大等特点,为信号解调带来了新的困难。

[0003] 如图1所示,在现有的OTFS调制模型中,原始信号 \mathbf{x} 是在延时-多普勒(delay-Doppler, DD)域上的 M 行 N 列的信息符号,原始信号 \mathbf{x} 先经过ISFFT模块的作用,变为在时间-频率(time-frequency, TF)域上的信息符号 $\mathbf{X} = \mathbf{F}_M \mathbf{x} \mathbf{F}_N^H$, TF 域的信息符号再经过海森堡变换(Heisenberg Transform)变为时域信号 $\mathbf{s} = \mathbf{F}_M^H \mathbf{X}$,时域信号经过空间信道矩阵及噪声的作用变为接收信号 $\mathbf{r} = \mathbf{H} \mathbf{s} + \mathbf{w}$ (其中 $\mathbf{H} = \sum_{i=1}^P h_i \mathbf{\Pi}^{l_i} \mathbf{\Delta}^{k_i}$, $\mathbf{\Pi}$ 为循环移位矩阵, $\mathbf{\Delta}$ 为对角矩阵),接收信号 \mathbf{r} 经过魏格纳变换(Wigner Transform)和SFFT模块变为最终需要处理的信号 $\mathbf{y} = \mathbf{F}_M^H \mathbf{Y} \mathbf{F}_N = \mathbf{r} \mathbf{F}_N$ 。

[0004] 信号解调问题涉及:估计原始信号的信息符号,例如QAM调制方式中的星座点,高斯-伯努利分布中的稀疏率和信息符号。解决信号解调问题的算法有:信念传播(belief propagation, BP)、广义近似消息传递(generalized approximate message passing, GAMP)和广义期望一致信号重构(generalized expectation consistent-signal recovery, GEC-SR),但这些算法都是针对独立同分布高斯信道矩阵的情况设计的,GAMP算法对于信道矩阵有较高的要求,在面对病态矩阵时性能会大幅下降,GEC-SR算法对于信道矩阵的要求较低,但其计算过程涉及矩阵求逆运算,因此在面对信道矩阵维度较大的场景会出现复杂度和计算消耗较大的情况。

[0005] 同时,随着信号传播规模的扩大,传统的高精度模数转换器(analog to digital converter, ADC)的高采样速率会导致高功耗以及高成本,为了控制功耗和成本,可行的方法是使用低精度的ADC,但这会对量化处理前的信号产生较大的不可逆的畸变,使得现有算法对该情况的性能下降。

[0006] 在现有技术中于2021年01月14日公开了一种基于贝叶斯学习的OTFS雷达目标参数估计方法。本方法包括如下步骤:步骤1:获取时延-多普勒域下接收符号的矩阵 \mathbf{Y} ;步骤2:对矩阵 \mathbf{Y} 按行展开,得到其列矢量形式 \mathbf{y} ;步骤3:根据先验信息计算出有效时延单元

\mathbf{M}_{eff} 和有效多普勒单元 \mathbf{N}_{eff} , 得到简化的估计模型; 步骤4: 从矢量 \mathbf{Y} 中随机选取 S 行, 并计算获取相同行索引下的测量矩阵 \mathbf{A} ; 步骤5: 利用CPCSBL-GAMP算法得到稀疏雷达信道矢量 \mathbf{h}_{est} ; 步骤6: 将雷达信道矢量 \mathbf{h}_{est} 重新恢复成矩阵形式 \mathbf{H}_{est} , 并找出矩阵 $\mathbf{H}_{\text{est}}[k', l']$ 非零元的位置 $(k'_{\text{est}}, l'_{\text{est}})$; 步骤7: 得到目标距离和相对速度的估计值。该方法使用CPCSBL-GAMP算法估计原始信号, 虽然在一定程度上降低计算复杂度, 但是并未能解决OTFS领域内低精度量化模型的解调问题。

发明内容

[0007] 本发明提供一种基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法, 解决OTFS领域内低精度量化模型的解调问题。

[0008] 为解决上述技术问题, 本发明的技术方案如下:

一种基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法, 包括以下步骤:

S1: 获取带量化模块的OTFS模型等价信道矩阵 \mathbf{H}_{ADC} 、等价接收信号 \mathbf{y}_{ADC} 、原始信号 \mathbf{x} 的先验概率 $p(\mathbf{x})$ 、 $\mathbf{z} = \mathbf{H}_{\text{ADC}}\mathbf{x}$ 到接收信号 \mathbf{y} 的转移概率 $p(\mathbf{y}|\mathbf{z})$;

S2: 根据带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图, 利用GEC-SR-svd算法, 通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上, 循环迭代求解模型, 输入估计的原始信号 $\hat{\mathbf{x}}$ 和近似后验概率, 其中, 所述GEC-SR-svd算法为将GEC-SR算法中大维度矩阵求逆的运算简化为对角阵的求逆;

S3: 判断是否达到预设的迭代结束条件, 若是, 则输出当前迭代得到的 $\hat{\mathbf{x}}$; 若否, 则返回步骤S2进行下一轮迭代。

[0009] 优选地, 步骤S1中所述带量化模块的OTFS模型, 具体为:

原始信号 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 为在延迟多普勒平面上传输的二维信息符号, 原始信号 \mathbf{x} 经辛傅立叶逆变换模块得到时频域符号矩阵 \mathbf{X} , 时频域符号矩阵 \mathbf{X} 经海森堡变换得到时域符号矩阵 \mathbf{S} , 时域符号矩阵 \mathbf{S} 进行列向量化得到向量 \mathbf{s} , 向量 \mathbf{s} 经延迟-多普勒域稀疏信道 $h(\tau, \nu)$ 传播后得到时域接收信号 $\tilde{\mathbf{r}}$, τ 表示空间信道中某条路径的时延频移, ν 表示空间信道中某条路径的多普勒频移, 时域接收信号 $\tilde{\mathbf{r}}$ 重排为矩阵 \mathbf{r} 后再由量化模块转换为 $\mathbf{Q}[\mathbf{r}]$, $\mathbf{Q}[\mathbf{r}]$ 经逆海森堡变换得到时频域信号 \mathbf{Y} , 时频域信号 \mathbf{Y} 通过辛傅里叶变换模块得到接收信号 \mathbf{y} , \mathbf{y} 重新排列为向量后得到最后的接收信号向量 $\tilde{\mathbf{y}}$ 。

[0010] 优选地, 所述量化模块为模拟数学转换器, 所述模拟数学转换器将接收到的模拟信号转换为数字信号, 更具体地讲, 量化模块将输入的信号分为 2^B 个区间, 将原处于各个区间上信号值统一映射为单一的值。

[0011] 优选地, 步骤S1中等价信道矩阵 \mathbf{H}_{ADC} 具体为:

$$H_{ADC} = H(F_N^H \otimes I_M)$$

$$H = \sum_{i=1}^P h_i \Pi^{l_i} \Delta^{k_i}$$

式中, H 为信道矩阵, F_N 为元素 $F_N(m, n) = \frac{1}{\sqrt{N}} e^{-\frac{2\pi jmn}{N}}$ 的归一化 N 维离散傅里叶变换矩阵, I_M 表示单位矩阵, \otimes 表示克罗内克积, h_i 为第 i 条路径的信道衰落增益, Π 是前向循环移位的排列矩阵, Π^{l_i} 表示 Π 的 l_i 次方, l_i 表示第 i 条路径的时延指数, Δ 是 $MN \times MN$ 的对角矩阵:

$$\Delta = \text{Diag}[d^0, d^1, \dots, d^{MN-1}]$$

Δ^{k_i} 表示 Δ 的 k_i 次方, k_i 表示第 i 条路径的多普勒频移指数, 其中 $d = e^{j\frac{2\pi}{MN}}$,

$\text{Diag}[]$ 表示将括号内元素按顺序排列在矩阵对角线上;

步骤S1中接收信号 y_{ADC} 的向量形式具体为:

$$\overrightarrow{y_{ADC}} = (F_N \otimes I_M)^{-1} \vec{y}.$$

[0012] 优选地, 步骤S2中带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图, 具体为:

所述广义线性模型矢量因子图具有两个变量 x 、 z , 三个概率分布 $p(x)$ 、 $\delta(z - Hx)$ 、 $p(y|z)$, 其中, x 分别与 $p(x)$ 、 $\delta(z - Hx)$ 连接, z 分别与 $\delta(z - Hx)$ 、 $p(y|z)$ 连接, 在 z 上从 $\delta(z - Hx)$ 传到 $p(y|z)$ 的消息表示为 $p_0^+(z)$, 在 z 上从 $p(y|z)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 的消息表示为 $p_0^-(z)$, 在 x 上从 $p(x)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 的消息表示为 $p_0^+(x)$, 在 x 上从 $\delta(z - Hx)$ 传到 $p(x)$ 的消息表示为 $p_0^-(x)$ 。

[0013] 优选地, 步骤S2中所述GEC-SR-svd算法为将GEC-SR算法中大维度矩阵求逆的运算简化为对角阵的求逆, 具体为:

运用SVD分解, 将等价信道矩阵 H_{ADC} 分解为 $U\Sigma V^H$, 其中 U 、 V 是酉矩阵, Σ 是对角阵, 并将投影的函数集改进为同方差的高斯分布, 那么大维度矩阵求逆

$$Q_x^- = \left(H^H \text{Diag} \left(\frac{1}{v_1^-} \right) H + \text{Diag} \left(\frac{1}{v_0^+} \right) \right)^{-1} \text{ 可以化简为对角阵求逆}$$

$$Q_x^- = V \left[1 \oslash \left(\frac{\Sigma^H \Sigma}{v_1^-} + \frac{1}{v_0^+} \right) \right] V^H, \text{ 其中 } v_1^- \text{ 表示从 } p(y|z) \text{ 传到 } \delta(z - Hx) \text{ 消息的方}$$

差, v_0^+ 表示从 $p(x)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 消息的方差, \oslash 表示向量点除。

[0014] 优选地, 步骤S2中通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上, 具体为:

将服从独立同方差的多维高斯分布的 $p_0^+(x), p_0^-(x), p_0^+(z), p_0^-(z)$, 投影到以下分布上:

$$p_0^-(x) \sim N(x|m_0^-, v_0^-)$$

$$p_0^+(x) \sim N(x|m_0^+, v_0^+)$$

$$p_0^-(z) \sim N(z|m_1^-, v_1^-)$$

$$p_0^+(z) \sim N(z|m_1^+, v_1^+)$$

其中, $v_0^-, v_0^+, v_1^-, v_1^+$ 均为标量。

[0015] 优选地, 步骤S2迭代求解前, 初始化变量 $m_1^+, v_1^+, m_0^+, v_0^+$ 。

[0016] 优选地, 步骤S2中根据带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图, 利用GEC-SR-svd算法, 通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上, 循环迭代求解模型, 输入估计的原始信号 \hat{x} 和近似后验概率, 具体为:

S2.1: 根据所述广义线性模型矢量因子图的矩匹配规则, $p(y|z)$ 节点上, 将 $p_0^+(z)$ 的消息与 $p(y|z)$ 相乘并投影到独立同方差的多维高斯分布上:

$$\text{Proj}_z[N(z|m_1^+, v_1^+)p(y|z)]$$

得到的结果再与 $p_0^+(z)$ 的消息相除, 得到 $p_0^-(z)$ 的消息, 其中, $\text{Proj}_z[\]$ 是求关于 z 的均值和方差;

S2.2: 根据因子图的矩匹配规则, 在 $\delta(z - Hx)$ 节点上, 将 $p_0^-(z)$ 、 $p_0^+(x)$ 的消息和 $\delta(z - Hx)$ 相乘并对 z 积分, 并投影到变量 x 的独立同方差的多维高斯分布上:

$$\text{Proj}_x[\int N(x|m_0^+, v_0^+)N(z|m_1^-, v_1^-)\delta(z - Hx)dz]$$

投影得到的消息再与 $p_0^+(x)$ 的消息相除, 得到 $p_0^-(x)$ 的消息;

S2.3: 根据因子图的矩匹配规则, 在 $p(x)$ 节点上, 将 $p_0^-(x)$ 的消息与 $p(x)$ 相乘得到的消息是正比于近似后验概率的, 再通过投影到独立同方差的多维高斯分布上:

$$\text{Proj}_x[N(x|m_0^-, v_0^-)p(x)]$$

其中估计的 \hat{x} 为:

$$\hat{x} = \frac{\int xN(x|m_0^-, v_0^-)p(x)dx}{\int N(x|m_0^-, v_0^-)p(x)dx}$$

投影得到的消息再与 $p_0^-(x)$ 相除, 得到 $p_0^+(x)$ 的消息;

S2.4: 根据因子图的矩匹配规则, 在 $\delta(z - Hx)$ 节点上, 将 $p_0^-(z)$ 、 $p_0^+(x)$ 的消息和 $\delta(z - Hx)$ 相乘并对 x 积分, 并投影到变量 z 的独立同方差的多维高斯分布上:

$$Proj_z[\int N(x|m_0^+, v_0^+)N(z|m_1^-, v_1^-)\delta(z - Hx)dx]$$

投影得到的消息再与 $p_0^-(z)$ 的消息相除, 得到 $p_0^+(z)$ 的消息。

[0017] 优选地, 步骤S2.1中 $p(y|z)$ 是代表量化模块的概率转移, 也即

$$p(y|z) = N(y|Q[z], \sigma_w^2)$$

其中 $Q[z] = \left(-2^{B-1} - \frac{1}{2}\right)\Delta + \Delta \sum_{i=2}^{2^B} \varepsilon(z + \Delta(2^{B-1} + 1 - i))$, $\varepsilon(x)$ 是阶跃函数, 区间的间隔点 $q_1 = -\infty, q_{i+1} = q_i + \Delta$ ($i = 2, 3, \dots, 2^B - 1$), $q_{2^B+1} = +\infty$, 区间映射的值为 $p_1 = \left(-2^{B-1} + \frac{1}{2}\right)\Delta, p_{i+1} = p_i + \Delta$ ($i = 1, 2, \dots, 2^B - 1$), Δ 为量化步长, σ_w^2 为噪声的方差, $Proj_z[N(z|m_1^+, v_1^+)p(y|z)]$ 的投影计算是计算这三个积分:

$$\begin{aligned} & \int \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz \\ & \int z \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz \\ & \int z^2 \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz \end{aligned}$$

式中, $\Phi(x)$ 表示高斯分布的累积分布函数, 投影的均值就是:

$$\begin{aligned} & \frac{\int z \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz}{\int \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz} \\ & = \frac{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} z N(z|m, v) dz}{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} N(z|m, v) dz} \end{aligned}$$

投影的方差就是:

$$\begin{aligned}
& \frac{\int z^2 \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz}{\int \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz} \\
& - \left(\frac{\int z \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz}{\int \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz} \right)^2 \\
& = \frac{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} z^2 N(z|m, v) dz}{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} N(z|m, v) dz} \\
& - \left(\frac{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} z N(z|m, v) dz}{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} N(z|m, v) dz} \right)^2
\end{aligned}$$

[0018] 与现有技术相比,本发明技术方案的有益效果是:

本发明提出一种基于近似消息传递的面向低精数量化的OTFS解调方法,采用因子图作为工具,通过基于GEC-SR的矩匹配消息传递规则推断出原始信号的近似后验概率;采用最小均方误差估计的方法,实现对原始信号估计值的准确估计;采用方差标量化的方法,降低了算法中求逆部分的复杂度;对OTFS模型进行改进,加入了量化模块,使得模型更符合实际,功耗成本也进一步降低。

附图说明

[0019] 图1为现有的OTFS系统模型示意图。

[0020] 图2为本发明的方法流程示意图。

[0021] 图3为本发明提供的带量化模块的OTFS系统模型示意图。

[0022] 图4为带量化模块的OTFS系统对应的广义线性模型矢量因子图。

[0023] 图5为实施例提供的在路径数 $P = 6$ 、3-bit量化、 $M = 32$ 、 $N = 8$ 、最大延时系数 $l_{max} = 14$ 、最大多普勒系数 $k_{max} = 6$ 的情况下对模拟数据进行解调的性能表现示意图。

具体实施方式

[0024] 附图仅用于示例性说明,不能理解为对本专利的限制;

为了更好地说明本实施例,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;

对于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。

[0025] 下面结合附图和实施例对本发明的技术方案做进一步的说明。

[0026] 实施例1

本实施例提供一种基于近似消息传递的面向低精度量化的OTFS解调方法,如图2所示,包括以下步骤:

S1:获取带量化模块的OTFS模型等价信道矩阵 H_{ADC} 、等价接收信号 y_{ADC} 、原始信号 x 的先验概率 $p(x)$ 、 $z = H_{ADC}x$ 到接收信号 y 的转移概率 $p(y|z)$;

S2:根据带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图,利用GEC-SR-svd算法,通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上,循环迭代求解模型,输入估计的原始信号 \hat{x} 和近似后验概率,其中,所述GEC-SR-svd算法为将GEC-SR算法中大维度矩阵求逆的运算简化为对角阵的求逆;

S3:判断是否达到预设的迭代结束条件,若是,则输出当前迭代得到的 \hat{x} ;若否,则返回步骤S2进行下一轮迭代。

[0027] 实施例2

本实施例在实施例1的基础上,继续公开以下内容:

在现有的OTFS调制模型中,空间信道矩阵具有一定的稀疏性及相关性。现有的GAMP算法要求矩阵为独立同分布(Independent and identically distributed, i.i.d.)高斯矩阵,当信道矩阵不是i.i.d.高斯时,GAMP算法的性能会大幅下降甚至不工作。现有的GEC-SR算法对矩阵的要求较低,即使是非i.i.d.高斯矩阵也能工作,但GEC-SR在计算时需要在大维度矩阵进行求逆,造成非常大的复杂度。

[0028] 步骤S1中所述带量化模块的OTFS模型,如图3所示,具体为:

原始信号 $x \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 为在延迟多普勒平面上传输的二维信息符号,原始信号 x 经辛傅立叶逆变换模块得到时频域符号矩阵 X ,时频域符号矩阵 X 经海森堡变换得到时域符号矩阵 S ,时域符号矩阵 S 进行列向量化得到向量 \vec{s} ,向量 \vec{s} 经延迟-多普勒域稀疏信道 $h(\tau, \nu)$ 传播后得到时域接收信号 \vec{r} , τ 表示空间信道中某条路径的时延频移, ν 表示空间信道中某条路径的多普勒频移,时域接收信号 \vec{r} 重排为矩阵 r 后再由量化模块转换为 $Q[r]$, $Q[r]$ 经逆海森堡变换得到时频域信号 Y ,时频域信号 Y 通过辛傅里叶变换模块得到接收信号 y , y 重新排列为向量后得到最后的接收信号向量 \vec{y} 。

[0029] 原始信号 $x \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 为在延迟多普勒平面上传输的二维信息符号,为了将这些符号转换为时频信号,应用了辛傅立叶逆变换(ISFFT)模块,相当于对 x 的列做 M 维FFT和对 x 的行做 N 维IFFT:

$$X = F_M x F_N^H$$

其中 $x \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 为时频域符号矩阵, F_M 为元素 $F_M(m, n) = \frac{1}{\sqrt{M}} e^{-\frac{2\pi j m n}{M}}$ 的归一化 M 维离散傅里叶变换矩阵;

海森堡变换使用 M 维IFFT产生时域信号,同时产生脉冲整形波形,可以表示为:

$$s = F_M^H X = x F_N^H$$

其中 $s \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 是时域符号矩阵;

对 $M \times N$ 矩阵 s 进行列向量化,得到 $MN \times 1$ 向量:

$$\vec{s} = \text{vec}(s) = (F_N^H \otimes I_M) \vec{x}$$

其中 $\text{vec}(s)$ 表示将矩阵 s 重新排列为一列向量, \otimes 表示克罗内克积, \vec{x} 表示将 x 重新排列后的向量,即 $\vec{x} = \text{vec}(x)$;

延迟-多普勒域稀疏信道 $h(\tau, v)$ 表示为:

$$h(\tau, v) = \sum_{i=1}^P h_i \delta(\tau - \tau_i) \delta(v - v_i)$$

式中, τ 表示空间信道中某条路径的时延频移, v 表示空间信道中某条路径的多普勒频移, $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克delta函数, h_i 、 τ_i 和 v_i 分别为第 i 条路径的信道衰落增益、时延和多普勒频移; P 是传播路径的个数;

时域接收信号 r 可表示为:

$$\vec{r} = H \vec{s}$$

其中 H 是 $MN \times MN$ 的矩阵:

$$H = \sum_{i=1}^P h_i \Pi^{l_i} \Delta^{k_i}$$

其中 Π 是排列矩阵(前向循环移位), Π^{l_i} 表示 Π 的 l_i 次方, l_i 表示第 i 条路径的时延指数, Δ 是 $MN \times MN$ 的对角矩阵:

$$\Delta = \text{Diag}[z^0, z^1, \dots, z^{MN-1}]$$

Δ^{k_i} 表示 Δ 的 k_i 次方, k_i 表示第 i 条路径的多普勒频移指数, 其中 $z = e^{j\frac{2\pi}{MN}}$, $\text{Diag}[x, y, z]$ 表示将元素 x, y, z 按顺序排列在矩阵对角线上;

时域信号 \vec{r} 被重排为矩阵 r , 再由量化模块ADC转换为 $Q[r]$ 。 $Q[r]$ 由“维格纳变换”(逆海森堡变换)模块转换为:

$$Y = F_M Q[r] + F_M w$$

其中 w 表示由量化模块ADC内部电子热运动产生的噪声;

时频域信号 Y 通过SFFT模块转换为 y :

$$y = F_M^H Y F_N = (Q[r] + w) F_N$$

将延迟-多普勒域信息符号 y 重新排列为向量 \vec{y} :

$$\vec{y} = \text{vec}(y) = (F_N \otimes I_M)(Q[\vec{r}] + \vec{w}) = (F_N \otimes I_M)(Q[H(F_N^H \otimes I_M)\vec{x}] + \vec{w})$$

其中 \vec{w} 表示噪声矩阵 w 经过重新排列得到的向量;

因为 $(F_N \otimes I_M)$ 是一个可逆矩阵, 可以将 $(F_N \otimes I_M)$ 移到方程的左边:

$$\overrightarrow{y_{ADC}} = Q[H_{ADC}\vec{x}] + \vec{w}$$

其中 $\overrightarrow{y_{ADC}} = (F_N \otimes I_M)^{-1}\vec{y}$, 等价信道矩阵 $H_{ADC} = H(F_N^H \otimes I_M)$ 。

[0030] 所述量化模块为模拟数字转换器, 所述模拟数字转换器将接收到的模拟信号转换为数字信号, 更具体地讲, 量化模块将输入的信号分为 2^B 个区间, 将原处于各个区间上信号值统一映射为单一的值。

[0031] 步骤S2中带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图, 如图4所示, 具体为:

因子图中的圆形节点表示变量, 方形节点表示概率分布, 如果某个变量与该概率分布有关联, 那么就会用线连接该变量和该概率分布。

[0032] 所述广义线性模型矢量因子图具有两个变量 x 、 z , 三个概率分布 $p(x)$ 、 $\delta(z - Hx)$ 、 $p(y|z)$, 其中, x 分别与 $p(x)$ 、 $\delta(z - Hx)$ 连接, z 分别与 $\delta(z - Hx)$ 、 $p(y|z)$ 连接, 在 z 上从 $\delta(z - Hx)$ 传到 $p(y|z)$ 的消息表示为 $p_0^+(z)$, 在 z 上从 $p(y|z)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 的消息表示为 $p_0^-(z)$, 在 x 上从 $p(x)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 的消息表示为 $p_0^+(x)$, 在 x 上从 $\delta(z - Hx)$ 传到 $p(x)$ 的消息表示为 $p_0^-(x)$ 。在该模型中, 变量 x 依赖先验 $p(x)$, 因此与 $p(x)$ 相连, 也依赖 $z = Hx$ 这个概率转移关系, 从 x 转移到 z , 因此变量 x 也与 $\delta(z - Hx)$ 相连, z 同理。

[0033] 实施例3

本实施例在实施例1和实施例2的基础上, 继续公开以下内容:

步骤S2中, 在矢量因子图上应用GEC-SR算法, 由于GEC-SR的算法复杂度较高, 改进GEC-SR算法得到GEC-SR-svd算法, 所述GEC-SR-svd算法为将GEC-SR算法中大维度矩阵求逆的运算简化为对角阵的求逆, 具体为:

运用SVD分解, 将等价信道矩阵 H_{ADC} 分解为 $U\Sigma V^H$, 其中 U, V 是酉矩阵, Σ 是对角阵, 并将投影的函数集改进为同方差的高斯分布, 方差为标量; 那么大维度矩阵求逆

$$Q_x^- = \left(H^H \text{Diag} \left(\frac{1}{v_1^-} \right) H + \text{Diag} \left(\frac{1}{v_0^+} \right) \right)^{-1} \text{ 可以化简为对角阵求逆}$$

$$Q_x^- = V \left[1 \oslash \left(\frac{\Sigma^H \Sigma}{v_1^-} + \frac{1}{v_0^+} \right) \right] V^H, \text{ 其中 } v_1^- \text{ 表示从 } p(y|z) \text{ 传到 } \delta(z - Hx) \text{ 消息的方差,}$$

v_0^+ 表示从 $p(x)$ 传到 $\delta(z - Hx)$ 消息的方差, \oslash 表示向量点除。

[0034] 本发明改进后的算法命名为GEC-SR-svd,算法如下表所示:

Algorithm 1: GEC-SR-svd	
Data:	$t = 1, m_1^+ = 0, v_1^+ = 1, m_0^+ = 0, v_0^+ = 1, U\Sigma V^H = \text{svd}(H)$
Result:	$\hat{x}^+, p(x y) = \frac{p(x)N(x m_0^-, v_0^-)}{\int p(x)N(x m_0^-, v_0^-)dx}$
Begin:	while $t \leq T$ do
	$\hat{z}^- = E[z m_1^+, v_1^+]$
	$v_z^- = \text{Var}[z m_1^+, v_1^+]$
	$v_z^- = \text{mean}(v_z^-)1$
	$v_1^- = 1 \oslash (1 \oslash v_z^- - 1 \oslash v_1^+)$
	$m_1^- = v_1^- \odot (\hat{z}^- \oslash v_z^- - m_1^+ \oslash v_1^+)$
	$Q_x^- = V \left[1 \oslash \left(\frac{\Sigma^H \Sigma}{v_1^-} + \frac{1}{v_0^+} \right) \right] V^H$
	$v_x^- = \text{diag}(Q_x^-)$
	$v_x^- = \text{mean}(v_x^-)1$
	$\hat{x}^- = Q_x^- (H^H \text{diag}(1 \oslash v_1^-) m_1^- + m_0^+ \oslash v_0^+)$
	$v_0^- = 1 \oslash (1 \oslash v_x^- - 1 \oslash v_0^+)$
	$m_0^- = v_1^- \odot (\hat{x}^- \oslash v_x^- - m_0^+ \oslash v_0^+)$
	$\hat{x}^+ = E[x m_0^-, v_0^-]$
	$v_x^+ = \text{Var}[x m_0^-, v_0^-]$
	$v_x^+ = \text{mean}(v_x^+)1$
	$v_0^+ = 1 \oslash (1 \oslash v_x^+ - 1 \oslash v_0^-)$
	$m_0^+ = v_0^+ \odot (\hat{x}^+ \oslash v_x^+ - m_0^- \oslash v_0^-)$
	$Q_x^+ = V [1 \oslash (\Sigma^H \Sigma / v_1^- + 1 / v_0^+)] V^H$
	$m_x^+ = Q_x^+ (H^H \text{diag}(1 \oslash v_1^-) m_1^- + m_0^+ \oslash v_0^+)$
	$\hat{z}^+ = H m_x^+$
	$v_z^+ = \text{diag}(H Q_x^+ H^H)$
	$v_z^+ = \text{mean}(v_z^+)1$
	$v_1^+ = 1 \oslash (1 \oslash v_z^+ - 1 \oslash v_1^-)$
	$m_1^+ = v_1^+ \odot (\hat{z}^+ \oslash v_z^+ - m_1^- \oslash v_1^-)$
	$t = t + 1$
End:	

其中 $\text{diag}(\cdot)$ 是对矩阵求对角线, $\text{mean}(\cdot)$ 是对向量求均值, \oslash 为向量点除, \odot 为向量点乘, $E[x|m, v]$ 表示对正比于 $p(x)N(x|m, v)$ 的概率分布求均值, $\text{Var}[x|m, v]$ 表示对正比于 $p(x)N(x|m, v)$ 的概率分布求方差, $E[z|m, v]$ 表示对正比于 $p(y|z)N(z|m, v)$ 的概率分布求均值, $\text{Var}[z|m, v]$ 表示对正比于 $p(y|z)N(z|m, v)$ 的概率分布求方差。

[0035] 优选地,步骤S2中通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上,具体为:

将服从独立同方差的多维高斯分布的 $p_0^+(x), p_0^-(x), p_0^+(z), p_0^-(z)$, 投影到以下分布上:

$$p_0^-(x) \sim N(x|m_0^-, v_0^-)$$

$$p_0^+(x) \sim N(x|m_0^+, v_0^+)$$

$$p_0^-(z) \sim N(z|m_1^-, v_1^-)$$

$$p_0^+(z) \sim N(z|m_1^+, v_1^+)$$

其中, $v_0^-, v_0^+, v_1^-, v_1^+$ 均为标量。

[0036] 优选地, 步骤S2迭代求解前, 初始化变量 $m_1^+, v_1^+, m_0^+, v_0^+$ 。

[0037] 优选地, 步骤S2中根据带量化模块的OTFS模型对应的广义线性模型矢量因子图, 利用GEC-SR-svd算法, 通过矩匹配规则将高维消息投影到高斯分布上, 循环迭代求解模型, 输入估计的原始信号 \hat{x} 和近似后验概率, 具体为:

S2.1: 根据所述广义线性模型矢量因子图的矩匹配规则, $p(y|z)$ 节点上, 将 $p_0^+(z)$ 的消息与 $p(y|z)$ 相乘并投影到独立同方差的多维高斯分布上:

$$Proj_z[N(z|m_1^+, v_1^+)p(y|z)]$$

得到的结果再与 $p_0^+(z)$ 的消息相除, 得到 $p_0^-(z)$ 的消息, 其中, $Proj_z[\]$ 是求关于 z 的均值和方差;

S2.2: 根据因子图的矩匹配规则, 在 $\delta(z - Hx)$ 节点上, 将 $p_0^-(z)$ 、 $p_0^+(x)$ 的消息和 $\delta(z - Hx)$ 相乘并对 z 积分, 并投影到变量 x 的独立同方差的多维高斯分布上:

$$Proj_x[\int N(x|m_0^+, v_0^+)N(z|m_1^-, v_1^-)\delta(z - Hx)dz]$$

投影得到的消息再与 $p_0^+(x)$ 的消息相除, 得到 $p_0^-(x)$ 的消息;

S2.3: 根据因子图的矩匹配规则, 在 $p(x)$ 节点上, 将 $p_0^-(x)$ 的消息与 $p(x)$ 相乘得到的消息是正比于近似后验概率的, 再通过投影到独立同方差的多维高斯分布上:

$$Proj_x[N(x|m_0^-, v_0^-)p(x)]$$

其中估计的 \hat{x} 为:

$$\hat{x} = \frac{\int xN(x|m_0^-, v_0^-)p(x)dx}{\int N(x|m_0^-, v_0^-)p(x)dx}$$

投影得到的消息再与 $p_0^-(x)$ 相除, 得到 $p_0^+(x)$ 的消息;

S2.4: 根据因子图的矩匹配规则, 在 $\delta(z - Hx)$ 节点上, 将 $p_0^-(z)$ 、 $p_0^+(x)$ 的消

息和 $\delta(z - Hx)$ 相乘并对 x 积分, 并投影到变量 z 的独立同方差的多维高斯分布上:

$$Proj_z[\int N(x|m_0^+, v_0^+)N(z|m_1^-, v_1^-)\delta(z - Hx)dx]$$

投影得到的消息再与 $p_0^-(z)$ 的消息相除, 得到 $p_0^+(z)$ 的消息。

[0038] 优选地, 步骤S2.1中 $p(y|z)$ 是代表量化模块的概率转移, 也即

$$p(y|z) = N(y|Q[z], \sigma_w^2)$$

其中 $Q[z] = (-2^{B-1} - \frac{1}{2})\Delta + \Delta \sum_{i=2}^{2^B} \varepsilon(z + \Delta(2^{B-1} + 1 - i))$, $\varepsilon(x)$ 是阶跃函数, 区间的间隔点 $q_1 = -\infty, q_{i+1} = q_i + \Delta$ ($i = 2, 3, \dots, 2^B - 1$), $q_{2^B+1} = +\infty$, 区间映射的值为 $p_1 = (-2^{B-1} + \frac{1}{2})\Delta, p_{i+1} = p_i + \Delta$ ($i = 1, 2, \dots, 2^B - 1$), Δ 为量化步长, σ_w^2 为噪声的方差, $Proj_z[N(z|m_1^+, v_1^+)p(y|z)]$ 的投影计算是计算这三个积分:

$$\begin{aligned} & \int \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz \\ & \int z \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz \\ & \int z^2 \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz \end{aligned}$$

式中, $\Phi(x)$ 表示高斯分布的累积分布函数, 投影的均值就是:

$$\begin{aligned} & \frac{\int z \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz}{\int \left(\Phi\left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2}\right) - \Phi\left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2}\right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz} \\ & = \frac{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} z N(z|m, v) dz}{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} N(z|m, v) dz} \end{aligned}$$

投影的方差就是:

$$\begin{aligned}
& \frac{\int z^2 \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz}{\int \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz} \\
& - \left(\frac{\int z \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz}{\int \left(\Phi \left(\frac{q_{i+1}-z}{\sigma_w^2} \right) - \Phi \left(\frac{q_i-z}{\sigma_w^2} \right) \right) N(z|m_1^+, v_1^+) dz} \right)^2 \\
& = \frac{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} z^2 N(z|m, v) dz}{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} N(z|m, v) dz} \\
& - \left(\frac{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} z N(z|m, v) dz}{\sum_{i=1}^{2^B} N(y|p_i, \sigma_w^2) \int_{q_i}^{q_{i+1}} N(z|m, v) dz} \right)^2
\end{aligned}$$

[0039] 在具体的实施例中,如图5所示,为本发明在路径数 $P=6$ 、3-bit 量化、 $M=32$ 、 $N=8$ 、最大延时系数 $l_{max}=14$ 、最大多普勒系数 $k_{max}=6$ 的情况下对模拟数据进行解调的性能表现,图中可以看出,随着信噪比SNR的增大,均方误差MSE越小。

[0040] 相同或相似的标号对应相同或相似的部件;

附图中描述位置关系的用语仅用于示例性说明,不能理解为对本专利的限制;

显然,本发明的上述实施例仅仅是为清楚地说明本发明所作的举例,而并非是对本发明的实施方式的限定。对于所属领域的普通技术人员来说,在上述说明的基础上还可以做出其它不同形式的变化或变动。这里无需也无法对所有的实施方式予以穷举。凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明权利要求的保护范围之内。

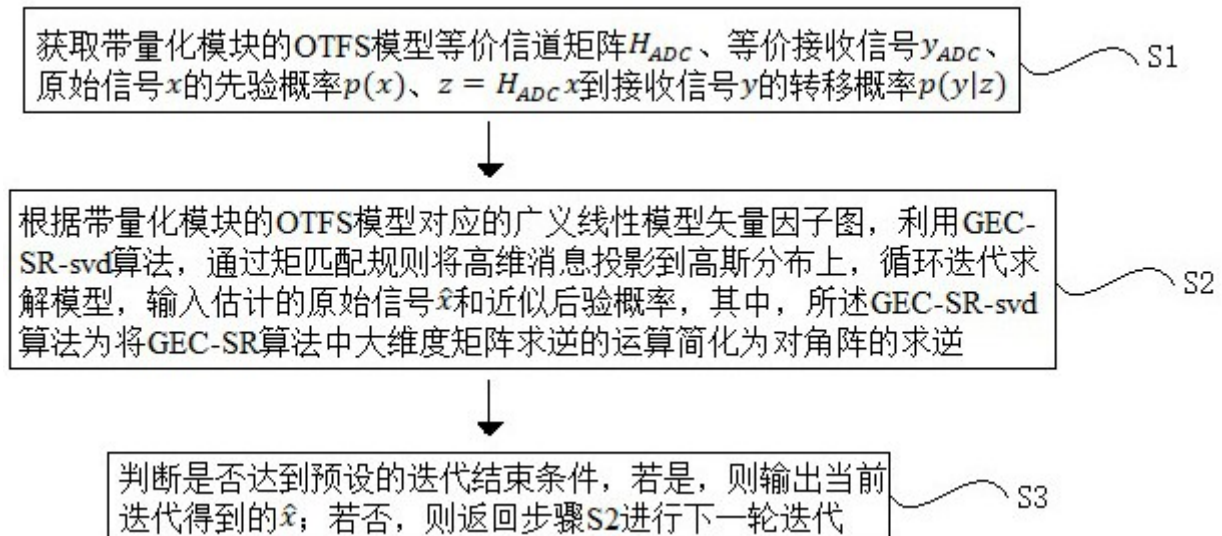


图1

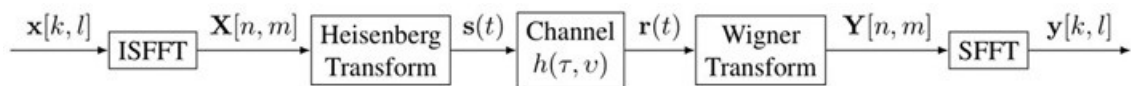


图2

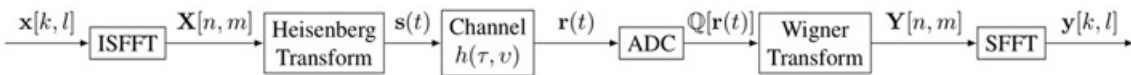


图3

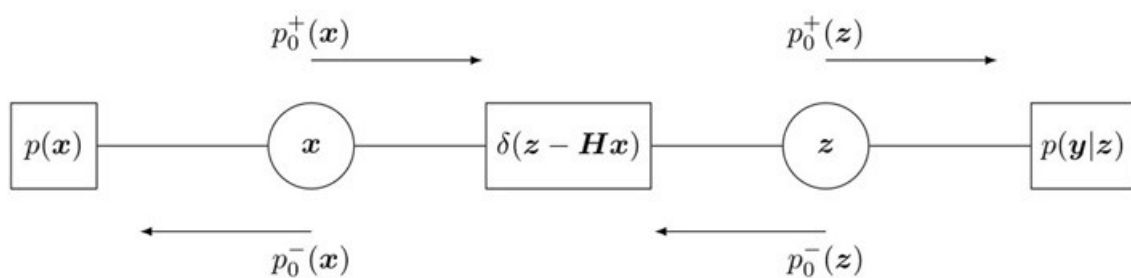


图4

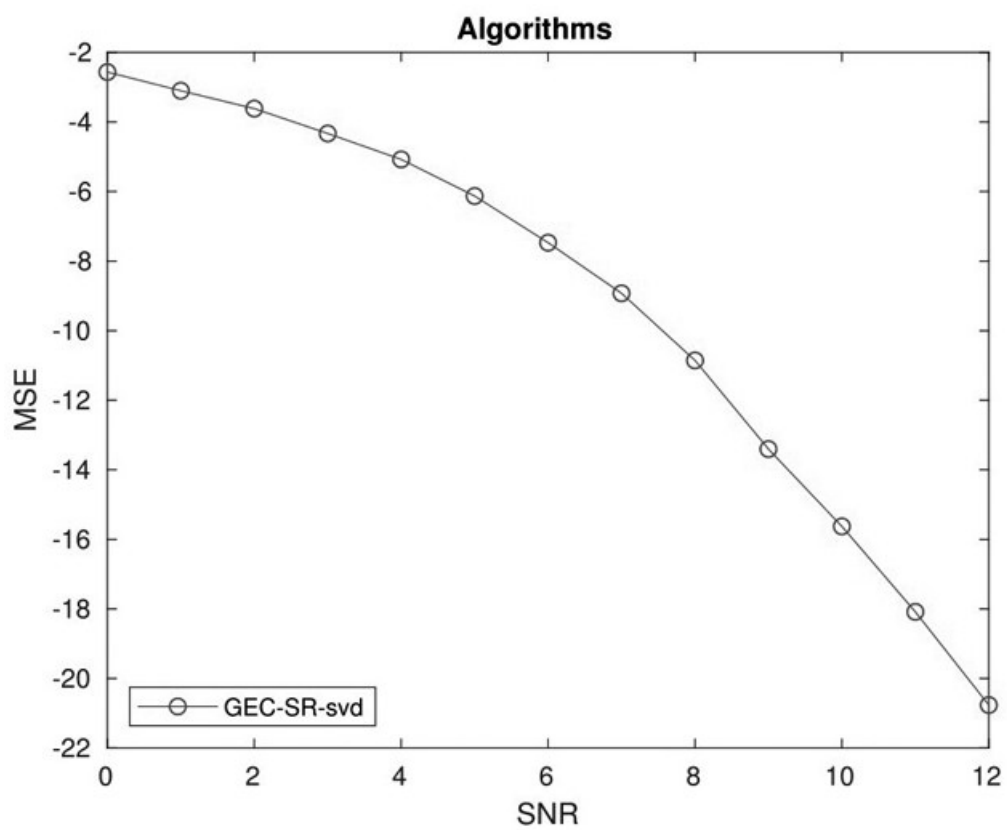


图5