



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103595668 A

(43) 申请公布日 2014. 02. 19

(21) 申请号 201310659609. 5

(22) 申请日 2013. 12. 09

(71) 申请人 西华大学

地址 610039 四川省成都市金牛区土桥金周路 999 号

(72) 发明人 卿朝进 张岷涛 彭宏 董秀成
王军 魏金成

(74) 专利代理机构 北京方圆嘉禾知识产权代理有限公司 11385

代理人 董芙蓉

(51) Int. Cl.

H04L 25/02 (2006. 01)

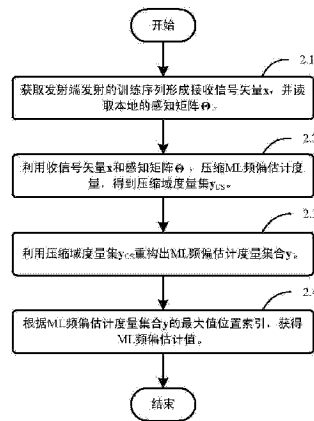
权利要求书2页 说明书7页 附图1页

(54) 发明名称

一种压缩重构的最大似然载波频率偏移估计方法

(57) 摘要

本发明公开了一种压缩重构的最大似然载波频率偏移估计方法,用于通信系统的载波频率同步。所述方法的步骤包括:根据接收到的发射端的训练序列,构成为 $N \times 1$ 的接收信号序列 x ;从指定的存储位置读取感知矩阵 Θ ;根据所述接收信号序列 x 和所述的感知矩阵 Θ ,压缩 ML 频偏估计度量,得到压缩域度量集 y ;利用所述的压缩域度量集 y 重构出 ML 频偏估计度量集合 y_1 ;根据 ML 频偏估计度量集合 y_1 的最大值位置索引,映射出 ML 频偏估计值。所述方法解决了高精度的最大似然频偏估计方法的计算复杂度非常高,难以适应于实际应用的问题;在估计性能与 ML 频偏估计方法相当的情况下,极大的降低了 ML 频偏估计方法的计算复杂度。



1. 一种压缩重构的最大似然载波频率偏移估计方法,用于通信系统的载波频率同步,其特征在于,包括:

a) 根据接收到的发射端的训练序列,构造 $N \times 1$ 的接收信号序列 x ,并从指定的存储位置读取感知矩阵 Φ ;

b) 根据所述接收信号序列 x ,利用所述的感知矩阵 Φ ,压缩 ML 频偏估计度量得到压缩域度量集 y_{CS} ;

c) 利用所述的压缩域度量集 y_{CS} 重构出 ML 频偏估计度量集合 y ;

d) 根据 ML 频偏估计度量集合 y 的最大值位置索引,映射出 ML 频偏估计值 \hat{V}_{ML} 。

2. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述接收信号序列 x 是从接收到的长度为 $N+L$ 个采样的训练序列中,提取所述的长为 $N+L$ 的训练序列的后 N 个采样点,以防止发射信号的数据部分对训练序列部分形成多径干扰。

3. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,步骤 a) 所述的感知矩阵 Φ 预先构造,构造步骤为:

a1) 配置搜索长度 Z 为:

$$Z = 2 \left\lceil \frac{f_{\max}}{\Delta f} \right\rceil + 1$$

其中,符号 $\lceil x \rceil$ 表示对 x 进行向上取整操作, f_{\max} 为最大可能的载波频率偏移值, Δf 为根据估计精度设置的搜索步长;

a2) 根据欲构造的测量矩阵 Φ 的类型设置观测长度 M ;

a3) 构造 $M \times Z$ 的测量矩阵:

$$\Phi = \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \cdots & \phi_{1Z} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \cdots & \phi_{2Z} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{M1} & \phi_{M2} & \cdots & \phi_{MZ} \end{pmatrix};$$

a4) 构造 Z 个 $N \times N$ 的频偏尝试矩阵 $\Gamma(\tilde{v}_1), \Gamma(\tilde{v}_2), \dots, \Gamma(\tilde{v}_Z)$;

根据 $\tilde{v}_z = -f_{\max} + (z-1) \times \Delta f$, $z=1, 2, \dots, Z$, 计算频偏估计的频偏尝试取值 \tilde{v}_z ;

利用所述的频偏尝试取值 \tilde{v}_z 构造对角矩阵 $\Gamma(\tilde{v}_z)$, 即取

$$\Gamma(\tilde{v}_z) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & e^{-j2\pi\tilde{v}_z} & & \\ & & \ddots & \\ & & & e^{-j2\pi(N-1)\tilde{v}_z} \end{pmatrix};$$

a5) 构造投影矩阵 B ;

利用所述的已知训练序列 $a = [a_{-L+1}, a_{-L+2}, \dots, a_0, a_1, \dots, a_{N-1}]^T$, 构造训练矩阵 A 为

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_0 & a_{-1} & \cdots & a_{-L+1} \\ a_1 & a_0 & \cdots & a_{-L+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N-1} & a_{N-2} & \cdots & a_{N-L} \end{pmatrix};$$

根据所述的构造的训练矩阵 \mathbf{A} , 构造 $N \times N$ 的投影矩阵 \mathbf{B} 为 $\mathbf{B} = \mathbf{A}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$;

a6) 构造感知矩阵 Θ 的子矩阵 Θ_m , $m=1, 2, \dots, M$, 即:

$$\Theta_m = \phi_{m1} \Gamma(\tilde{\mathbf{v}}_1) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\mathbf{v}}_1) + \phi_{m2} \Gamma(\tilde{\mathbf{v}}_2) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\mathbf{v}}_2) + \cdots + \phi_{mZ} \Gamma(\tilde{\mathbf{v}}_Z) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\mathbf{v}}_Z)$$

a7) 形成感知矩阵 Θ 为:

$$\Theta = \begin{pmatrix} \Theta_1 \\ \Theta_2 \\ \vdots \\ \Theta_M \end{pmatrix},$$

并将所述的感知矩阵 Θ 存储于指定的存储空间中。

4. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 步骤 b) 所述的压缩域度量集 y_{CS} 由所述接收信号序列 \mathbf{x} 和感知矩阵 Θ 的子矩阵 Θ_m ($m=1, 2, \dots, M$) 构造, 即:

$$\mathbf{y}_{CS} = \{\mathbf{x}^H \Theta_1 \mathbf{x}, \mathbf{x}^H \Theta_2 \mathbf{x}, \dots, \mathbf{x}^H \Theta_M \mathbf{x}\}.$$

5. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 步骤 c) 所述的 ML 频偏估计度量集合 y 的重构, 是利用压缩感知重构算法, 根据压缩域度量集 y_{CS} 的 M 个元素重构出有 Z 个元素的 ML 频偏估计度量集合 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_Z\}$ 。

6. 根据权利要求 5 所述的方法, 其特征在于, 所述的利用压缩域度量集 y_{CS} 重构出 ML 频偏估计度量集合 y 的重构算法包括: 匹配追踪算法、正交匹配追踪算法、压缩采样匹配追踪算法、基追踪算法、子空间追踪算法。

7. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 步骤 d) 所述的 ML 频偏估计值 $\hat{\nu}_{ML}$ 的映射就是: 搜索 ML 频偏估计度量集合 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_Z\}$ 中最大值位置 z , $z \in \{1, 2, \dots, Z\}$; 然后根据所述的最大值位置 z , 映射出 ML 频偏估计值 $\hat{\nu}_{ML} = \tilde{\nu}_z = -f_{\max} + (z-1) \times \Delta f$, 从而得到所需的 ML 频偏估计值 $\hat{\nu}_{ML}$ 。

一种压缩重构的最大似然载波频率偏移估计方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种无线通信系统中最大似然 (ML, Maximum Likelihood) 载波频率偏移技术, 特别是指一种利用压缩重构思想进行的 ML 载波频率偏移估计的方法。

背景技术

[0002] 由晶振的不稳定性和收发信机之间的相对运动而引起的载波频率偏移 (CFO, Carrier Frequency Offset) 会严重的降低通信系统的性能, 如系统的误码率性能, 系统容量, 等等。对载波频率偏移进行精确的估计, 是通信系统一直以来的技术热点与难点。

[0003] 常见的载波频率偏移 (简称频偏) 估计方法主要有数据辅助类频偏估计方法和非数据辅助类频偏估计方法两大类。由于运算量过大, 非数据辅助类频偏估计方法在实际应用中较少被采用; 更为常见的是数据辅助类频偏估计方法。在数据辅助类频偏估计方法中, 为获得好的估计性能, 基于最大似然 (ML, Maximum Likelihood) 的频偏估计方法是一直以来的研究热点。

[0004] 在传统的基于数据辅助的 ML 频偏估计方法中, 假设已知的训练序列为 $\{a_n; -L+1 \leq n \leq N-1\}$, 其中, L 表示多径信道的最大可能的多径时延的采样点个数, L 可根据实际场景的工程经验获得, 也通过信道估计获得; N 为接收的观察信号的采样点个数。假设频偏 ν 的 ML 估计值为 $\hat{\nu}_{ML}$, 则估计值 $\hat{\nu}_{ML}$ 通过不同的频偏尝试取值 $\tilde{\nu}$ 进行搜索, 找到频偏估计度量 $\mathbf{x}^H \mathbf{\Gamma}(\tilde{\nu}) \mathbf{B} \mathbf{\Gamma}^H(\tilde{\nu}) \mathbf{x}$ 最大值而获得, 即

$$[0005] \quad \hat{\nu}_{ML} = \arg \max_{\tilde{\nu}} \{ \mathbf{x}^H \mathbf{\Gamma}(\tilde{\nu}) \mathbf{B} \mathbf{\Gamma}^H(\tilde{\nu}) \mathbf{x} \}$$

[0006] 其中, \mathbf{x} 为 $N \times 1$ 接收信号序列, 其中, N 为接收信号的长度; $N \times N$ 的矩阵 $\mathbf{\Gamma}^H(\tilde{\nu})$ 为根据不同的频偏尝试取值 $\tilde{\nu}$ 构造的频偏尝试矩阵 (为一对角阵), 有

[0007]

$$\mathbf{\Gamma}(\tilde{\nu}) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & e^{j2\pi\tilde{\nu}} & & \\ & & \ddots & \\ & & & e^{j2\pi(N-1)\tilde{\nu}} \end{pmatrix}$$

[0008] \mathbf{B} 为 $N \times N$ 的投影矩阵, 有

$$[0009] \quad \mathbf{B} = \mathbf{A} (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$$

[0010] 其中, 上标 \mathbf{A}^H 表示对矩阵 \mathbf{A} 取共轭转置操作, 且 \mathbf{A} 为

[0011]

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_0 & a_{-1} & \cdots & a_{-L+1} \\ a_1 & a_0 & \cdots & a_{-L+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N-1} & a_{N-2} & \cdots & a_{N-L} \end{pmatrix}$$

[0012] 这里,矩阵 A 的元素从已知的训练序列 $\{a_n; -L+1 \leq n \leq N-1\}$ 中获得。

[0013] 从上述的基于数据辅助的 ML 频偏估计方法可以看出:

[0014] 1、投影矩阵 B 可以根据训练序列提前构造;对每一个频偏尝试取值 $\tilde{\nu}$,需要重新构造频偏尝试矩阵 $\Gamma(\tilde{\nu})$;继而,需要重新构造频偏估计度量 $\mathbf{x}^H \Gamma(\tilde{\nu}) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}) \mathbf{x}$ 。

[0015] 2、假设 f_{\max} 为最大可能的载波频率偏移值,频偏尝试取值 $\tilde{\nu}$ 将在区间 $[0, f_{\max}]$ 按照一定的步长 Δf 进行取值。为获得非常高的估计精度, Δf 的取值将非常小,频偏尝试取值 $\tilde{\nu}$ 的个数将非常巨大。

[0016] 3、若取 $Z = 2 \left\lceil \frac{f_{\max}}{\Delta f} \right\rceil + 1$, 其中,符号 $\lceil x \rceil$ 表示对 x 进行向上取整操作,那么 $\tilde{\nu}$ 将有 Z 个取值,即 $\tilde{\nu} \in \{\tilde{\nu}_1, \tilde{\nu}_2, \dots, \tilde{\nu}_Z\}$, 其中 $\tilde{\nu}_z = -f_{\max} + (z-1) \times \Delta f$, $z=1, 2, \dots, Z$ 。从而,ML 频偏估计需构造频偏估计度量集合 Ω , 即 $\Omega = \{\mathbf{x}^H \Gamma(\tilde{\nu}_1) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}_1) \mathbf{x}, \mathbf{x}^H \Gamma(\tilde{\nu}_2) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}_2) \mathbf{x}, \dots, \mathbf{x}^H \Gamma(\tilde{\nu}_Z) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}_Z) \mathbf{x}\}$ 。从该集合 Ω 中找到最大值对应的 $\tilde{\nu}_i$, 即为所求的频偏估计值 $\hat{\nu}$ 。

[0017] 由此可见,由于 Z 的取值很大,构造 Z 频偏估计度量 $\mathbf{x}^H \Gamma(\tilde{\nu}) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}) \mathbf{x}$ 需要很大的运算量和资源开销。因此,高精度的最大似然频偏估计方法的计算复杂度非常高,难以适应于实际应用。因此,需要研究降低复杂度且估计性能与最大似然相当的频偏估计方法。基于 ML 的频偏估计度量 $\mathbf{x}^H \Gamma(\tilde{\nu}) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}) \mathbf{x}$ 的幅度通常只在少数的频率尝试值 $\tilde{\nu}$ 有较大的幅度值,因而, $\mathbf{x}^H \Gamma(\tilde{\nu}) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}) \mathbf{x}$ 是稀疏信号。而全新的压缩感知理论表明,对于在某个变换域稀疏的信号,可将高维信号压缩至低维空间。

[0018] 为此,本发明提出一种基于压缩重构的最大似然载波频率偏移估计方法,在获得与 ML 频偏估计方法相当的估计性能的同时极大的降低 ML 频偏估计方法的计算复杂度。

发明内容

[0019] 本发明的主要目的在于,提供一种基于压缩重构的 ML 频偏估计方法,所要解决的技术问题是,在获得与 ML 相当的估计性能的情况下极大的降低 ML 频偏估计的计算复杂度。

[0020] 本发明方法包括如下步骤:

[0021] 一种利用压缩重构思想进行的 ML 载波频率偏移估计的方法,用于通信系统的载波频率同步,包括:

[0022] a) 根据接收到的发射端的训练序列,构造 $N \times 1$ 的接收信号序列 \mathbf{x} , 并从指定的存储位置读取感知矩阵 Θ ;

[0023] b) 根据所述接收信号序列 \mathbf{x} , 利用所述的感知矩阵 Θ , 压缩 ML 频偏估计度量得到压缩域度量集 y_{CS} ;

[0024] c) 利用所述的压缩域度量集 y_{CS} 重构出 ML 频偏估计度量集合 y ;

[0025] d) 根据 ML 频偏估计度量集合 y 的最大值位置索引,映射出 ML 频偏估计值 $\hat{\nu}_{ML}$ 。

[0026] 所述的方法,所述接收信号序列 \mathbf{x} 是从接收到的长度为 $N+L$ 个采样的训练序列中,

提取所述的长为 $N+L$ 的训练序列的后 N 个采样点,以防止发射信号的数据部分对训练序列部分形成多径干扰。

[0027] 所述的方法,步骤 a) 所述的感知矩阵 Θ 预先构造,构造步骤为:

[0028] a1) 配置搜索长度 Z 为:

[0029] $Z = 2 \left\lceil \frac{f_{\max}}{\Delta f} \right\rceil + 1$ 其中,符号 $\lceil x \rceil$ 表示对 x 进行向上取整操作, f_{\max} 为最大可能的载

波频率偏移值, Δf 为根据估计精度设置的搜索步长;

[0030] a2) 根据欲构造的测量矩阵 Φ 的类型设置观测量长度 M ;

[0031] a3) 构造 $M \times Z$ 的测量矩阵:

[0032]

$$\Phi = \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \cdots & \phi_{1Z} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \cdots & \phi_{2Z} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{M1} & \phi_{M2} & \cdots & \phi_{MZ} \end{pmatrix};$$

[0033] a4) 构造 Z 个 $N \times N$ 的频偏尝试矩阵 $\Gamma(\tilde{\nu}_1), \Gamma(\tilde{\nu}_2), \cdots, \Gamma(\tilde{\nu}_Z)$;

[0034] 根据 $\tilde{\nu}_z = -f_{\max} + (z-1) \times \Delta f$, $z=1, 2, \cdots, Z$, 计算频偏估计的频偏尝试取值 $\tilde{\nu}_z$;

[0035] 利用所述的频偏尝试取值 $\tilde{\nu}_z$ 构造对角矩阵 $\Gamma(\tilde{\nu}_z)$, 即取

[0036]

$$\Gamma(\tilde{\nu}_z) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & e^{-j2\pi\tilde{\nu}_z} & & \\ & & \ddots & \\ & & & e^{-j2\pi(N-1)\tilde{\nu}_z} \end{pmatrix};$$

[0037] a5) 构造投影矩阵 B ;

[0038] 利用所述的已知训练序列 $a = [a_{-L+1}, a_{-L+2}, \cdots, a_0, a_1, \cdots, a_{N-1}]^T$, 构造训练矩阵 A 为

[0039]

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_0 & a_{-1} & \cdots & a_{-L+1} \\ a_1 & a_0 & \cdots & a_{-L+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N-1} & a_{N-2} & \cdots & a_{N-L} \end{pmatrix};$$

[0040] 根据所述的训练矩阵 A , 构造 $N \times N$ 的投影矩阵 B 为 $B = A(A^H A)^{-1} A^H$;

[0041] a6) 构造感知矩阵 Θ 的子矩阵 Θ_m , $m=1, 2, \cdots, M$, 即:

[0042] $\Theta_m = \phi_{m1} \Gamma(\tilde{\nu}_1) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}_1) + \phi_{m2} \Gamma(\tilde{\nu}_2) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}_2) + \cdots + \phi_{mZ} \Gamma(\tilde{\nu}_Z) \mathbf{B} \Gamma^H(\tilde{\nu}_Z)$

[0043] a7) 形成感知矩阵 Θ 为:

[0044] $\Theta = \begin{pmatrix} \Theta_1 \\ \Theta_2 \\ \vdots \\ \Theta_M \end{pmatrix}$ 并将所述的感知矩阵 Θ 存储于指定的存储空间中。

[0045] 所述的方法,步骤 b) 所述的压缩域度量集 y_{CS} 由所述接收信号序列 x 和感知矩阵 Θ 的子矩阵 Θ_m ($m=1, 2, \dots, M$) 构造,即: $y_{CS} = \{x^H \Theta_1 x, x^H \Theta_2 x, \dots, x^H \Theta_M x\}$ 。

[0046] 所述的方法,步骤 c) 所述的 ML 频偏估计度量集合 y 的重构,是利用压缩感知重构算法,根据压缩域度量集 y_{CS} 的 M 个元素重构出有 Z 个元素的 ML 频偏估计度量集合 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_Z\}$ 。

[0047] 所述的方法,所述的利用压缩域度量集 y_{CS} 重构出 ML 频偏估计度量集合 y 的重构算法包括:匹配追踪算法、正交匹配追踪算法、压缩采样匹配追踪算法、基追踪算法、子空间追踪算法。

[0048] 所述的方法,步骤 d) 所述的 ML 频偏估计值 \hat{v}_{ML} 的映射就是:搜索 ML 频偏估计度量集合 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_Z\}$ 中最大值位置 $z, z \in \{1, 2, \dots, Z\}$; 然后根据所述的最大值位置 z , 映射出 ML 频偏估计值 $\hat{v}_{ML} = \tilde{v}_z = -f_{\max} + (z-1) \times \Delta f$, 从而得到所需的 ML 频偏估计值 \hat{v}_{ML} 。

[0049] 从上面所述可以看出,本发明提出的基于压缩重构的 ML 载波频率偏移估计方法,具有以下特点和优点:

[0050] 1) 利用预先构造的压缩感知矩阵 Θ , 将具有极大计算复杂度的 ML 频偏估计度量集合 y 中的 Z 个元素的计算压缩至只有 M 个元素的压缩域度量集 y_{CS} 中的各个元素的计算。由于 M 远小于 Z , 本发明极大的降低了 ML 频偏估计算法的计算复杂度。

[0051] 2) 利用精确重构算法,从压缩域度量集 y_{CS} 中的 M 个元素精确地重构出 ML 频偏估计度量集合 y 中的 Z 个元素,获得了与 ML 频偏估计算法相当的估计性能。

[0052] 上述说明仅是本发明技术方案的概述,为了能够更清楚了解本发明的技术手段,并可依照说明书的内容予以实施,以下以本发明的较佳实施例并配合附图详细说明如后。

附图说明

[0053] 图 1 是本发明可采用的带有训练序列的帧格式。

[0054] 图 2 是本发明的基于压缩重构的 ML 频偏估计方法的流程示意图。

[0055] 图 3 是本发明所采用的压缩感知矩阵的构造流程图。

具体实施方式

[0056] 以下结合具体实施例,对本发明进行详细说明。

[0057] 本发明实施例中,通信系统的发射信号帧格式示意图如图 1 所示。在进行频偏估计时,采用数据辅助类 ML 频偏估计方法实现。训练序列属于发射信号帧格式的一部分,可以位于帧的任何位置。

[0058] 下面具体描述基于压缩重构的 ML 频偏估计处理过程,如图 2 所示。

[0059] 步骤 2.1, 获取发射端发射的训练序列形成接收信号序列 x , 并读取本地的感知矩

阵 Θ 。

[0060] 所述的接收信号序列 x 的形成,是在接收端,从接收信号的 $N+L$ 个采样的训练序列中,提取出所述的长度为 $N+L$ 个采样点的训练序列的后 N 个采样点。从而形成 $N \times 1$ 接收信号序列 $x=[x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]^T$ 。

[0061] 示例,假设发射端发射的训练序列为 $a=[a_{-L+1}, a_{-L+2}, \dots, a_0, a_1, \dots, a_{N-1}]^T$,而接收端接收到的训练序列表示为 $r=[r_{-L+1}, r_{-L+2}, \dots, r_0, r_1, \dots, r_{N-1}]^T$,从而接收信号序列 $x=[x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]^T=[a_0, a_1, \dots, a_{N-1}]^T$ 。

[0062] 特别地,所述训练序列在发射端长度为 $N+L$,而在接收端,只截取长度为 N 的后 N 个采样点。原因在于,发射信号经过多条路径到达接收端,无线帧中的数据部分会泄露进训练序列;为获得干净的训练序列,需去除训练序列前 L 个采样。

[0063] 所述的感知矩阵 Θ ,在频偏估计处理过程之前构造并存储于指定存储空间,其构造流程如图 3 所示。结合图 3,其具体的构造步骤为:

[0064] 步骤 2.1.1,配置搜索长度 Z 和观测量长度 M 。

[0065] 所述的搜索长度 Z 的取值为 $Z=2 \left\lceil \frac{f_{\max}}{\Delta f} \right\rceil + 1$,其中,符号 $\lceil x \rceil$ 表示对 x 进行向上取整操作, f_{\max} 为最大可能的载波频率偏移值, Δf 为根据估计精度设置的搜索步长。

[0066] 优选地,对于特定的通信场景与工程要求,所述的 f_{\max} 和 Δf 均为已知值。

[0067] 所述的观测量长度 M 根据欲构造的测量矩阵 Φ 的类型设置。

[0068] 例如,测量矩阵 Φ 为随机高斯测量矩阵或为随机贝努利测量矩阵时,可取 $M=2K \ln N$,其中, K 为频偏估计度量的稀疏度。

[0069] 所述的稀疏度 K 根据工程经验设定。

[0070] 例如,对于 $N=1024$, $Z=2049$,且收发双方相对运动速度不大于 120(公里/小时)的郊区场景,通常 K 可取 15 ~ 20 之间的整数值。

[0071] 步骤 2.1.2,根据所述的搜索长度 Z 和观测量长度 M 构造 $M \times Z$ 的测量矩阵 Φ ,表

$$\text{示为 } \Phi = \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \dots & \phi_{1Z} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \dots & \phi_{2Z} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{M1} & \phi_{M2} & \dots & \phi_{MZ} \end{pmatrix}。$$

[0072] 优选地,所述的测量矩阵 Φ 包括:随机高斯测量矩阵(是代数中的一种特殊矩阵),随机贝努利测量矩阵(是代数中的一种特殊矩阵),部分哈达玛测量矩阵(是代数中的一种特殊矩阵),部分傅里叶矩阵(是代数中的一种特殊矩阵),托普利兹和循环测量矩阵(是代数中的一种特殊矩阵)。

[0073] 步骤 2.1.3,构造 Z 个 $N \times N$ 的频偏尝试矩阵 $\Gamma(\tilde{\nu}_1), \Gamma(\tilde{\nu}_2), \dots, \Gamma(\tilde{\nu}_Z)$ 。

[0074] 根据 $\tilde{\nu}_z = -f_{\max} + (z-1) \times \Delta f$, $z=1, 2, \dots, Z$,计算频偏估计的频偏尝试取值 $\tilde{\nu}_z$ 。

[0075] 利用所述的频偏尝试取值 $\tilde{\nu}_z$ 构造对角矩阵 $\Gamma(\tilde{\nu}_z)$,即取

[0076]

$$\mathbf{\Gamma}(\tilde{\mathbf{v}}_z) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & e^{-j2\pi\tilde{v}_z} & & \\ & & \ddots & \\ & & & e^{-j2\pi(N-1)\tilde{v}_z} \end{pmatrix}^{\circ}$$

[0077] 步骤 2.1.4, 根据已知的训练序列 $\mathbf{a} = [a_{-L+1}, a_{-L+2}, \dots, a_0, a_1, \dots, a_{N-1}]^T$, 构造投影矩阵 \mathbf{B} 。

[0078] 利用所述的已知训练序列 $\mathbf{a} = [a_{-L+1}, a_{-L+2}, \dots, a_0, a_1, \dots, a_{N-1}]^T$, 构造训练矩阵 \mathbf{A} , 取

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_0 & a_{-1} & \dots & a_{-L+1} \\ a_1 & a_0 & \dots & a_{-L+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N-1} & a_{N-2} & \dots & a_{N-L} \end{pmatrix}^{\circ}$$

[0080] 根据所述的构造的训练矩阵 \mathbf{A} , 构造 $N \times N$ 的投影矩阵 \mathbf{B} , 取 $\mathbf{B} = \mathbf{A}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$ 。

[0081] 步骤 2.1.5, 根据测量矩阵 Φ 、频偏尝试矩阵 $\mathbf{\Gamma}(\tilde{\mathbf{v}}_1), \mathbf{\Gamma}(\tilde{\mathbf{v}}_2), \dots, \mathbf{\Gamma}(\tilde{\mathbf{v}}_Z)$ 和构造投影矩阵 \mathbf{B} 构造感知矩阵 Θ 的子矩阵 $\Theta_m, m=1, 2, \dots, M$, 即取

[0082] $\Theta_m = \phi_{m1} \mathbf{\Gamma}(\tilde{\mathbf{v}}_1) \mathbf{B} \mathbf{\Gamma}^H(\tilde{\mathbf{v}}_1) + \phi_{m2} \mathbf{\Gamma}(\tilde{\mathbf{v}}_2) \mathbf{B} \mathbf{\Gamma}^H(\tilde{\mathbf{v}}_2) + \dots + \phi_{mZ} \mathbf{\Gamma}(\tilde{\mathbf{v}}_Z) \mathbf{B} \mathbf{\Gamma}^H(\tilde{\mathbf{v}}_Z)$ 。

[0083] 然后, 根据构造的所述的感知矩阵 Θ 的子矩阵 Θ_m , 形成感知矩阵 Θ 为 $\Theta = \begin{pmatrix} \Theta_1 \\ \Theta_2 \\ \vdots \\ \Theta_M \end{pmatrix}$,

并将所述的感知矩阵 Θ 存储于指定的存储空间中。

[0084] 步骤 2.2, 利用接收信号序列 \mathbf{x} 和感知矩阵 Θ , 压缩 ML 频偏估计度量, 得到压缩域度量集 y_{CS} 。

[0085] 所述的压缩域度量集 y_{CS} 由所述接收信号序列 \mathbf{x} 和感知矩阵 Θ 的子矩阵 $\Theta_m (m=1, 2, \dots, M)$ 构造, 即: $\mathbf{y}_{CS} = \{\mathbf{x}^H \Theta_1 \mathbf{x}, \mathbf{x}^H \Theta_2 \mathbf{x}, \dots, \mathbf{x}^H \Theta_M \mathbf{x}\}$ 。

[0086] 步骤 2.3, 利用压缩域度量集 y_{CS} 重构出 ML 频偏估计度量集合 y 。

[0087] 所述的利用压缩域度量集 y_{CS} 重构出 ML 频偏估计度量集合 y , 就是利用压缩感知重构算法, 根据压缩域度量集 y_{CS} 的 M 个元素重构出有 Z 个元素的 ML 频偏估计度量集合 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_Z\}$ 。

[0088] 优选地, 所述的利用压缩域度量集 y_{CS} 重构出 ML 频偏估计度量集合 y 的压缩感知重构算法包括: 匹配追踪算法、正交匹配追踪算法、压缩采样匹配追踪算法、基追踪算法、子空间追踪算法。

[0089] 步骤 2.4, 根据 ML 频偏估计度量集合 y 的最大值位置索引, 映射出 ML 频偏估计值。

[0090] 所述的 ML 频偏估计度量集合 y 的最大值位置索引, 即为搜索 ML 频偏估计度量集合 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_Z\}$ 中最大值位置 $z, z \in \{1, 2, \dots, Z\}$ 。

[0091] 根据所述的最大值位置 z , 映射出 ML 频偏估计值 $\hat{\mathbf{v}}_{ML}$, 有

$\hat{v}_{ML} = \tilde{v}_z = -f_{\max} + (z-1) \times \Delta f$, 从而得到所需的 ML 频偏估计 \hat{v}_{ML} 。

[0092] 根据上述具体示例所述, 本发明方法在获得与 ML 频偏估计方法相当的估计性能的同时极大的降低 ML 频偏估计方法的计算复杂度。

[0093] 以上所述, 仅是本发明的较佳实施例而已, 并非对本发明作任何形式上的限制, 虽然本发明已以较佳实施例揭露如上, 然而并非用以限定本发明, 任何熟悉本专业的技术人员, 在不脱离本发明技术方案范围内, 当可利用上述揭示的技术内容作出些许更动或修饰为等同变化的等效实施例, 但凡是未脱离本发明技术方案的内容, 依据本发明的技术实质对以上实施例所作的任何简单修改、等同变化与修饰, 均仍属于本发明技术方案的范围。

[0094] 应当理解的是, 对本领域普通技术人员来说, 可以根据上述说明加以改进或变换, 而所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。

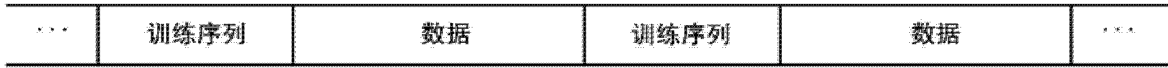


图 1

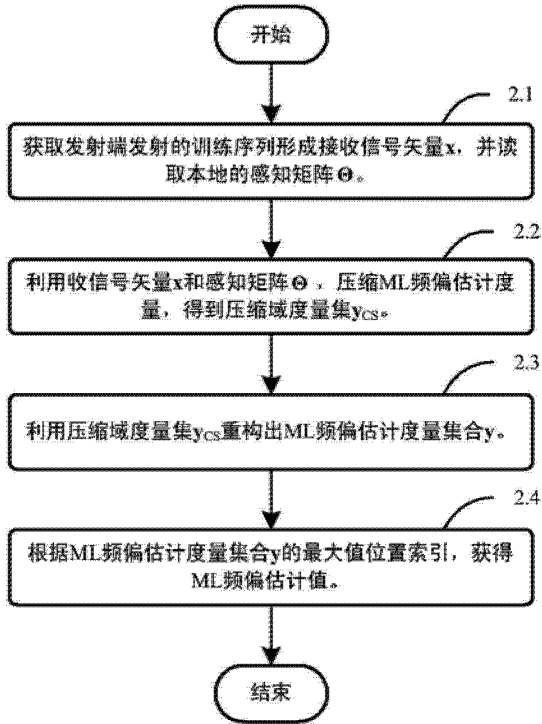


图 2

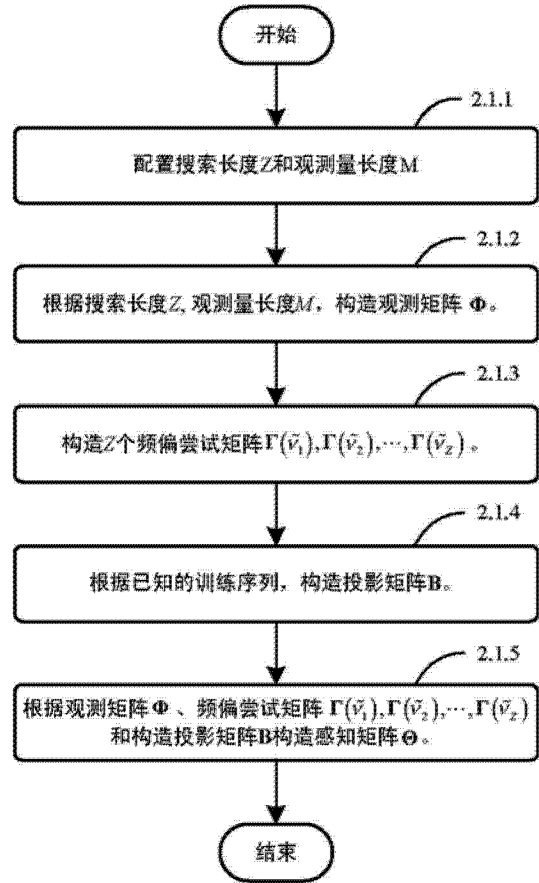


图 3