



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 118802425 A

(43) 申请公布日 2024. 10. 18

(21) 申请号 202411282091.2

(22) 申请日 2024.09.13

(71) 申请人 季华实验室

地址 528200 广东省佛山市南海区桂城街道环岛南路28号

(72) 发明人 杨万里 毕海 徐成 何兆铭 石壮威

(74) 专利代理机构 佛山市君创知识产权代理事务所(普通合伙) 44675

专利代理师 潘明军

(51) Int. Cl.

H04L 25/02 (2006.01)

H04B 7/0413 (2017.01)

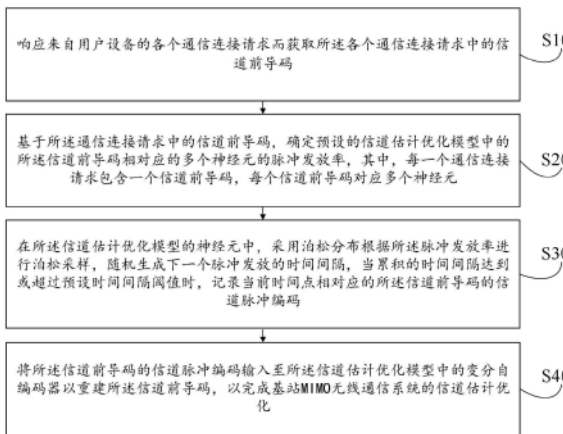
权利要求书3页 说明书14页 附图7页

(54) 发明名称

基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法、装置、设备及介质

(57) 摘要

本申请涉及一种基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法、装置、设备及介质,其涉及数据处理领域,方法包括:获取各个通信连接请求中的信道前导码;基于通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的信道前导码对应的多个神经元的脉冲发放率;在信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;将信道前导码的信道脉冲编码输入至信道估计优化模型中的变分自编码器以重建信道前导码。本申请在提高信道估计的准确性和效率的同时,还显著降低了MIMO无线通信系统的能耗。



1. 一种基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,其特征在于,包括:

响应来自用户设备的各个通信连接请求而获取所述各个通信连接请求中的信道前导码;

基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率,其中,每一个通信连接请求包含一个信道前导码,每个信道前导码对应多个神经元;

在所述信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;

将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码,以完成基站MIMO无线通信系统的信道估计优化。

2. 根据权利要求1所述的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,其特征在于,基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率的步骤,包括:

确定所述通信连接请求中的信道前导码,从所述信道前导码中提取出包含关键信息的特征值组合,其中,所述特征值组合包括信道增益、噪声水平以及传输延迟的任意多项;

将提取出的所述特征值组合输入至预设的信道估计优化模型的输入层,将输入的特征值组合分配至所述信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元;

采用积分脉冲发放函数将输入的特征值组合中各个特征值与其相对应的权重相乘并求和,得到每个神经元的膜电位;

根据所述每个神经元的膜电位,确定所述信道前导码相对应的每个神经元的脉冲发放率。

3. 根据权利要求1所述的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,其特征在于,在所述信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码的步骤,包括:

确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的每个神经元的脉冲发放率;

采用预设的泊松分布概率密度函数根据所述脉冲发放率,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔;

对每一个脉冲发放的时间间隔进行累计以确定累积的时间间隔,检测累积的时间间隔是否达到或超过预设的时间间隔阈值,若所述累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;

将所述累积的时间间隔重置为零,重复上述步骤。

4. 根据权利要求1所述的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,其特征在于,将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码的步骤,包括:

在所述变分自编码器的编码器中,将所述信道前导码的信道脉冲编码映射到一个潜在空间,并输出所述潜在空间中的潜在变量的概率分布;

在所述变分自编码器的解码器中,从编码器输出的所述潜在变量的概率分布中进行采样确定具体的潜在变量,以生成重建后的信道前导码;

计算确定所述潜在空间中的潜在变量的概率分布与先验分布之间的差异值以确定KL散度损失值,当所述KL散度损失值低于预设KL散度损失值时,以完成所述信道前导码的重建。

5. 根据权利要求4所述的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,其特征在于,在所述变分自编码器的编码器中,将所述信道前导码的信道脉冲编码映射到一个潜在空间,并输出所述潜在空间中的潜在变量的概率分布的步骤之后,包括:

在所述潜在空间中,从编码器输出的所述潜在变量的概率分布中进行采样,确定具体的潜在变量;

在所述具体的潜在变量上加入高斯噪声,将所述加入高斯噪声后的具体的潜在变量输入至所述变分自编码器的解码器中,以生成重建后的信道前导码。

6. 根据权利要求1所述的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,其特征在于,获取所述各个通信连接请求中的信道前导码的步骤之后,包括:

响应数据预处理指令,将所述通信连接请求中的信道前导码转换为二进制时间序列数据;

将所述信道前导码相对应的二进制时间序列数据输入至预设的信道估计优化模型中,以确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率。

7. 根据权利要求1至6任意一项所述的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,其特征在于,所述脉冲发放率表征信道估计优化模型中的神经元单位时间内产生脉冲的次数或频率,所述信道估计优化模型的基础网络架构为脉冲神经网络。

8. 一种基站MIMO无线通信系统的信道估计优化装置,其特征在于,包括:

前导码提取模块,设置为响应来自用户设备的各个通信连接请求而获取所述各个通信连接请求中的信道前导码;

脉冲发放率确定模块,设置为基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率,其中,每一个通信连接请求包含一个信道前导码,每个信道前导码对应多个神经元;

脉冲编码确定模块,设置为在所述信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;

信道估计优化模块,设置为将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码,以完成基站MIMO无线通信系统的信道估计优化。

9. 一种电子设备,包括中央处理器和存储器,其特征在于,所述中央处理器用于调用运行存储于所述存储器中的计算机程序以执行如权利要求1至7中任意一项所述的方法的步骤。

10. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,其以计算机可读指令的形式存储有依据权利要求1至7中任意一项所述的方法所实现的计算机程序,该计算机程序被计算机调用运行

时,执行相应的方法所包括的步骤。

基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法、装置、设备及介质

技术领域

[0001] 本申请涉及数据处理领域,尤其涉及一种基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法、相应的装置、电子设备及计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 基站MIMO无线通信系统中信号从发射端到接收端会经过多条路径反射、折射,导致接收信号是多个延迟版本的叠加,即多径传播。随着5G信号系统广泛使用了毫米波等高频段频谱,这些频段的信号更容易受到多径传播和衰减的影响,而5G基站通常配备有大量天线单元(如64个或更多),形成了大规模MIMO无线通信系统。这种配置下,每个天线通道的特性都可能不同,精确的通道估计对于实现波束赋形、空间多路复用和提高频谱效率至关重要。

[0003] 近年来,人工神经网络(ANN)发展迅速,并在计算机视觉和 NLP 领域取得了巨大成功。然而,人工神经网络通常需要大量的计算资源,这在计算资源有限的情况下是一个挑战。传统的神经网络模型是基于数据驱动而非事件驱动。由于基站用户连接过程发生时间短,且连接前和连接后基站基本处于常态工作,而针对通道估计是发生在用户连接基站的过程。因此传统通道预测网络往往消耗大量的功耗用于常态工作的无效计算。

[0004] 目前,传统人工神经网络主要存在如下问题:传统人工神经网络通常处理的是连续值输入,它们在时间维度上的表达能力有限,无法自然地捕捉和利用时间序列数据中的精确时间信息;传统人工神经网络在执行计算时,即使没有显著的信息变化,也会连续处理输入数据,这导致较高的能耗;传统人工神经网络可能需要额外的策略来处理稀疏数据以避免过拟合等。

[0005] 综上所述,适应现有技术中传统人工神经网络往往消耗大量的功耗用于常态工作的无效计算,以及传统人工神经网络通常处理的是连续值输入,它们在时间维度上的表达能力有限,无法自然地捕捉和利用时间序列数据中的精确时间信息等问题,本申请人出于解决该问题的考虑作出相应的探索。

发明内容

[0006] 本申请的目的在于解决上述问题而提供一种基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法、相应的装置、电子设备及计算机可读存储介质。

[0007] 为满足本申请的各个目的,本申请采用如下技术方案:

适应本申请的的目的之一而提出的一种基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,包括:

响应来自用户设备的各个通信连接请求而获取所述各个通信连接请求中的信道前导码;

基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的所述

信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率,其中,每一个通信连接请求包含一个信道前导码,每个信道前导码对应多个神经元;

在所述信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;

将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码,以完成基站MIMO无线通信系统的信道估计优化。

[0008] 可选的,基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率的步骤,包括:

确定所述通信连接请求中的信道前导码,从所述信道前导码中提取出包含关键信息的特征值组合,其中,所述特征值组合包括信道增益、噪声水平以及传输延迟的任意多项;

将提取出的所述特征值组合输入至预设的信道估计优化模型的输入层,将输入的特征值组合分配至所述信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元;

采用积分脉冲发放函数将输入的特征值组合中各个特征值与其相对应的权重相乘并求和,得到每个神经元的膜电位;

根据所述每个神经元的膜电位,确定所述信道前导码相对应的每个神经元的脉冲发放率。

[0009] 可选的,在所述信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码的步骤,包括:

确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的每个神经元的脉冲发放率;

采用预设的泊松分布概率密度函数根据所述脉冲发放率,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔;

对每一个脉冲发放的时间间隔进行累计以确定累积的时间间隔,检测累积的时间间隔是否达到或超过预设的时间间隔阈值,若所述累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;

将所述累积的时间间隔重置为零,重复上述步骤。

[0010] 可选的,将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码的步骤,包括:

在所述变分自编码器的编码器中,将所述信道前导码的信道脉冲编码映射到一个潜在空间,并输出所述潜在空间中的潜在变量的概率分布;

在所述变分自编码器的解码器中,从编码器输出的所述潜在变量的概率分布中进行采样确定具体的潜在变量,以生成重建后的信道前导码;

计算确定所述潜在空间中的潜在变量的概率分布与先验分布之间的差异值以确定KL散度损失值,当所述KL散度损失值低于预设KL散度损失值时,以完成所述信道前导码的重建。

[0011] 可选的,在所述变分自编码器的编码器中,将所述信道前导码的信道脉冲编码映射到一个潜在空间,并输出所述潜在空间中的潜在变量的概率分布的步骤之后,包括:

在所述潜在空间中,从编码器输出的所述潜在变量的概率分布中进行采样,确定具体的潜在变量;

在所述具体的潜在变量上加入高斯噪声,将所述加入高斯噪声后的具体的潜在变量输入至所述变分自编码器的解码器中,以生成重建后的信道前导码。

[0012] 可选的,获取所述各个通信连接请求中的信道前导码的步骤之后,包括:

响应数据预处理指令,将所述通信连接请求中的信道前导码转换为二进制时间序列数据;

将所述信道前导码相对应的二进制时间序列数据输入至预设的信道估计优化模型中,以确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率。

[0013] 可选的,所述脉冲发放率表征信道估计优化模型中的神经元单位时间内产生脉冲的次数或频率,所述信道估计优化模型的基础网络架构为脉冲神经网络。

[0014] 适应本申请的另一目的而提供的一种基站MIMO无线通信系统的信道估计优化装置,包括:

前导码提取模块,设置为响应来自用户设备的各个通信连接请求而获取所述各个通信连接请求中的信道前导码;

脉冲发放率确定模块,设置为基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率,其中,每一个通信连接请求包含一个信道前导码,每个信道前导码对应多个神经元;

脉冲编码确定模块,设置为在所述信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;

信道估计优化模块,设置为将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码,以完成基站MIMO无线通信系统的信道估计优化。

[0015] 适应本申请的另一目的而提供的一种电子设备,包括中央处理器和存储器,所述中央处理器用于调用运行存储于所述存储器中的计算机程序以执行本申请所述基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法的步骤。

[0016] 适应本申请的另一目的而提供的一种计算机可读存储介质,其以计算机可读指令的形式存储有依据所述基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法所实现的计算机程序,该计算机程序被计算机调用运行时,执行相应的方法所包括的步骤。

[0017] 由上述实施例可知,相对于现有技术,本申请针对现有技术中传统人工神经网络往往消耗大量的功耗用于常态工作的无效计算,以及传统人工神经网络通常处理的是连续值输入,它们在时间维度上的表达能力有限,无法自然地捕捉和利用时间序列数据中的精确时间信息等问题,本申请包括但不限于如下有益效果:

其一,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,脉冲神经网络能够

显著增强时间维度上的表达能力,能够准确、快速捕捉和利用时间序列数据中的精确时间信息;

其二,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,脉冲神经网络仅在神经元达到阈值时才“发放”脉冲,更贴近生物神经系统的节能机制,更贴切能源敏感的基站应用,显著降低了MIMO无线通信系统的能耗;

其三,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,基站通道估计往往涉及到稀疏的无线信号测量,脉冲神经网络能够通过脉冲发放的模式来编码信息,能够有效利用数据的稀疏性,以准确、高效地处理这类稀疏数据;

其四,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,脉冲神经网络通过脉冲发放的频率来编码信号强度,对于动态范围较大的信号变化,例如,多径传播造成的信道波动,比基于连续激活值的传统神经网络有更强的适应性。

[0018] 进一步的,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,基于脉冲网络的变分自编码器往往能用较小的模型尺寸达到相似甚至更好的性能,有利于在基站上部署;MIMO多用户情况下的脉冲编码过程,根据用户连接的稀疏性,提出基于脉冲神经网络的泊松编码过程,能够大大提高信号传输的鲁棒性,以对抗多径干扰、噪声和其他不利的信道条件;基于脉冲神经网络的变分自编码信道重建,利用脉冲网络的高效计算能力和自编码器的非线性特征提取能力;

针对用户连接事件驱动的信道估计,脉冲神经网络能优化设备信号连接延迟,同时易于用硬件实现,特别是使用专用集成电路(ASIC)或现场可编程门阵列(FPGA),从而加速计算并减少能耗。

[0019] 更进一步的,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,通过通道估计的实时性确保了系统能够快速响应信道变化,维持连接质量,特别是在车辆通信、无人机控制等对时延敏感的应用中通过有效的通道估计,5G系统能够更精准地匹配信号传输与接收,减少能量浪费,提升系统整体能效。同时,优化的资源分配和信号处理技术提高了频谱利用率,支持更多用户和更高数据速率的同时传输。

[0020] 本申请结合了脉冲神经网络的时间编码能力和变分自编码器(VAE)的生成建模能力,可以在复杂的通信环境中,特别是移动通信系统中,帮助理解和优化信道状况。本申请在提高信道估计的准确性和效率的同时,还显著降低了MIMO无线通信系统的能耗,对于MIMO无线通信系统的性能优化具有重要意义。

附图说明

[0021] 本申请上述的和/或附加的方面和优点从下面结合附图对实施例的描述中将变得明显和容易理解,其中:

图1为本申请基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法的流程示意图;

图2为本申请实施例中脉冲网络低功耗信道估计的示例性网络架构;

图3为本申请实施例中将信道前导码转换为二进制时间序列数据的流程示意图;

图4为本申请实施例中确定信道估计优化模型中的各个神经元相对应的脉冲发放率的流程示意图;

图5为本申请实施例中记录当前时间点相对应的信道前导码的信道脉冲编码的流

程示意图;

图6为本申请实施例中基于变分自编码器重建信道前导码的流程示意图;

图7为本申请实施例中脉冲神经网络的变分编码信道重建过程的示例性网络架构;

图8为本申请实施例中在潜在变量上加入高斯噪声的流程示意图;

图9为本申请实施例中脉冲神经网络进行信道估计的流程框图;

图10为本申请实施例中基站MIMO无线通信系统的信道估计优化装置的原理框图;

图11为本申请实施例中的计算机设备的结构示意图。

具体实施方式

[0022] 下面详细描述本申请的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,仅用于解释本申请,而不能解释为对本申请的限制。

[0023] 本技术领域技术人员可以理解,除非特意声明,这里使用的单数形式“一”、“一个”、“所述”和“该”也可包括复数形式。应该进一步理解的是,本申请的说明书中使用的措辞“包括”是指存在所述特征、整数、步骤、操作、元件和/或组件,但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元件、组件和/或它们的组。应该理解,当我们称元件被“连接”或“耦接”到另一元件时,它可以直接连接或耦接到其他元件,或者也可以存在中间元件。此外,这里使用的“连接”或“耦接”可以包括无线连接或无线耦接。这里使用的措辞“和/或”包括一个或多个相关联的列出项的全部或任一单元和全部组合。

[0024] 本技术领域技术人员可以理解,除非另外定义,这里使用的所有术语(包括技术术语和科学术语),具有与本申请所属领域中的普通技术人员的一般理解相同的意义。还应该理解的是,诸如通用字典中定义的那些术语,应该被理解为具有与现有技术的上下文中的意义一致的意义,并且除非像这里一样被特定定义,否则不会用理想化或过于正式的含义来解释。

[0025] 本技术领域技术人员可以理解,这里所使用的“客户端”、“终端”、“终端设备”既包括无线信号接收器的设备,其仅具备无发射能力的无线信号接收器的设备,又包括接收和发射硬件的设备,其具有能够在双向通信链路上,进行双向通信的接收和发射硬件的设备。这种设备可以包括:蜂窝或其他诸如个人计算机、平板电脑之类的通信设备,其具有单线路显示器或多线路显示器或没有多线路显示器的蜂窝或其他通信设备;PCS(Personal Communications Service,个人通信系统),其可以组合语音、数据处理、传真和/或数据通信能力;PDA(Personal Digital Assistant,个人数字助理),其可以包括射频接收器、寻呼机、互联网/内联网访问、网络浏览器、记事本、日历和/或GPS(Global Positioning System,全球定位系统)接收器;常规膝上型和/或掌上型计算机或其他设备,其具有和/或包括射频接收器的常规膝上型和/或掌上型计算机或其他设备。这里所使用的“客户端”、“终端”、“终端设备”可以是便携式、可运输、安装在交通工具(航空、海运和/或陆地)中的,或者适合于和/或配置为在本地运行,和/或以分布形式,运行在地球和/或空间的任何其他位置运行。这里所使用的“客户端”、“终端”、“终端设备”还可以是通信终端、上网终端、音乐/视频播放终端,例如可以是PDA、MID(Mobile Internet Device,移动互联网设备)和/或

具有音乐/视频播放功能的移动电话,也可以是智能电视、机顶盒等设备。

[0026] 本申请所称的“服务器”、“客户端”、“服务节点”等名称所指向的硬件,本质上是具备个人计算机等效能力的电子设备,为具有中央处理器(包括运算器和控制器)、存储器、输入设备以及输出设备等冯诺依曼原理所揭示的必要构件的硬件装置,计算机程序存储于其存储器中,中央处理器将存储在外存中的程序调入内存中运行,执行程序中的指令,与输入输出设备交互,借此完成特定的功能。

[0027] 需要指出的是,本申请所称的“服务器”这一概念,同理也可扩展到适用于服务器机群的情况。依据本领域技术人员所理解的网络部署原理,所述各服务器应是逻辑上的划分,在物理空间上,这些服务器既可以是互相独立但可通过接口调用的,也可以是集成到一台物理计算机或一套计算机机群的。本领域技术人员应当理解这一变通,而不应以此约束本申请的网络部署方式的实施方式。

[0028] 本申请的一个或数个技术特征,除非明文指定,既可部署于服务器实施而由客户端远程调用获取服务器提供的在线服务接口来实施访问,也可直接部署并运行于客户端来实施访问。

[0029] 本申请中所引用或可能引用到的神经网络模型,除非明文指定,既可部署于远程服务器且在客户端实施远程调用,也可部署于设备能力胜任的客户端直接调用,某些实施例中,当其运行于客户端时,其相应的智能可通过迁移学习来获得,以便降低对客户端硬件运行资源的要求,避免过度占用客户端硬件运行资源。

[0030] 本申请所涉及的各种数据,除非明文指定,既可远程存储于服务器,也可存储于本地终端设备,只要其适于被本申请的技术方案所调用即可。

[0031] 本领域技术人员对此应当知晓:本申请的各种方法,虽然基于相同的概念而进行描述而使其彼此间呈现共通性,但是,除非特别说明,否则这些方法都是可以独立执行的。同理,对于本申请所揭示的各个实施例而言,均基于同一发明构思而提出,因此,对于相同表述的概念,以及尽管概念表述不同但仅是为了方便而适当变换的概念,应被等同理解。

[0032] 本申请即将揭示的各个实施例,除非明文指出彼此之间的相互排斥关系,否则,各个实施例所涉的相关技术特征可以交叉结合而灵活构造出新的实施例,只要这种结合不背离本申请的创造精神且可满足现有技术中的需求或解决现有技术中的某方面的不足即可。对此变通,本领域技术人员应当知晓。

[0033] 请参阅图1以及图2,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法在其一个实施例中,包括:

步骤S10、响应来自用户设备的各个通信连接请求而获取所述各个通信连接请求中的信道前导码;

基站MIMO无线通信系统中的接收端可以响应来自用户设备的各个通信连接请求而获取所述各个通信连接请求中的信道前导码;所述基站MIMO无线通信系统中的接收端可以是信号处理单元或基带处理器,所述信号处理单元包括信道估计模块或数字信号处理模块,所述信道估计模块用于估计信道状态信息(CSI),帮助纠正由于信道衰落和噪声引起的信号失真;所述用户设备可以是手机、平板电脑或手提电脑等终端设备,均可以作为本申请的用户设备。

[0034] 在一些实施例中,基站MIMO无线通信系统中的接收端接收到手机、平板电脑或手

提电脑等用户设备发送的通信连接请求,每个通信连接请求可能包含多个信息,其包含数据、控制信号及信道前导码等信息;基站MIMO无线通信系统中的接收端从每个通信连接请求中提取信道前导码,所述信道前导码是用于识别和估计信道状态的特殊信号标识符,使用提取的信道前导码,基站能够进行信道估计,从而了解信号在无线链路中的传播特性和信号质量。

[0035] 在一些实施例中,基站MIMO无线通信系统是一种利用多输入多输出(MIMO)技术的无线通信系统。它通过基站配备多个发射和接收天线,以实现更高的数据传输速率、增强的信号覆盖和更强的抗干扰能力。

[0036] 在一些实施例中,请参阅图3,获取所述各个通信连接请求中的信道前导码的步骤之后,包括:

步骤S101、响应数据预处理指令,将所述通信连接请求中的信道前导码转换为二进制时间序列数据;

步骤S102、将所述信道前导码相对应的二进制时间序列数据输入至预设的信道估计优化模型中,以确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率。

[0037] 具体而言,所述信道估计优化模型的基础网络架构为脉冲神经网络,用于基站信道估计的脉冲神经网络的输入特征都必须是二进制时间序列数据,而用用户设备的各个通信连接请求中的信道前导码(pilot)是复数信号值,因此,将所述通信连接请求中的信道前导码转换为二进制时间序列数据;将所述信道前导码相对应的二进制时间序列数据输入至预设的信道估计优化模型中,以确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率。

[0038] 步骤S20、基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率,其中,每一个通信连接请求包含一个信道前导码,每个信道前导码对应多个神经元;

所述信道估计优化模型的基础网络架构为脉冲神经网络,获取所述各个通信连接请求中的信道前导码之后,基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的脉冲神经网络中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率,其中,每一个通信连接请求包含一个信道前导码,每个信道前导码对应多个神经元;所述脉冲发放率表征信道估计优化模型中的神经元单位时间内产生脉冲的次数或频率,也即,所述脉冲发放率表征脉冲神经网络中的神经元单位时间内产生脉冲的次数或频率。

[0039] 在一些实施例中,脉冲神经网络的概念源自对生物大脑中神经元活动的观察。在生物神经系统中,信息通过神经元发放的电信号——脉冲或尖峰(spikes)来传递。这种传递方式是高度时间依赖和事件驱动的,与传统人工神经网络中的连续信号传递有本质区别。随着人工智能领域对能效比的重视增加,脉冲神经网络(SNNs)因其潜在的低功耗特性。脉冲神经网络(SNNs)仅在有信息(脉冲)时才激活,允许更高的计算效率和能源效率,特别适合于基站MIMO无线通信系统。

[0040] 在一些实施例中,在基站MIMO无线通信系统中,信道前导码一般不与信道一一对应,所述信道前导码通常用于同步和信道估计,MIMO无线通信系统使用共享的前导码进行多个信道的估计。信道前导码会在不同的天线或信道上复用,而不是为每个信道分配独特

的前导码,前导码的主要作用是帮助接收端估计和补偿信道效应,以优化信号的解码和传输。因此,如果多个信道使用相同的前导码或前导码用于同步,那么可以在神经网络中使用共享的前导码来调整脉冲神经网络中多个神经元的行为,每个信道前导码对应多个神经元,每个通信连接请求的前导码影响多个神经元的脉冲发放率,这种映射有助于脉冲神经网络捕捉和处理信道的动态变化。

[0041] 进一步的,每个信道前导码对应多个神经元,不难理解,每个信道与多个神经元相关联,每个信道前导码会映射到多个神经元,因为每个信道对应多个神经元,这样可以提高脉冲神经网络对信道变化的敏感性和适应能力;每个通信连接请求可以包含一个或多个信道前导码,所述脉冲神经网络根据这些信道前导码来调整神经元的脉冲发放率,从而反映不同的信道条件。

[0042] 请参阅图4,基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的各个神经元相对应的脉冲发放率的步骤,包括:

步骤S201、确定所述通信连接请求中的信道前导码,从所述信道前导码中提取出包含关键信息的特征值组合,其中,所述特征值组合包括信道增益、噪声水平以及传输延迟的任意多项;

步骤S202、将提取出的所述特征值组合输入至预设的信道估计优化模型的输入层,将输入的特征值组合分配至所述信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元;

步骤S203、采用积分脉冲发放函数将输入的特征值组合中各个特征值与其相对应的权重相乘并求和,得到每个神经元的膜电位;

步骤S204、根据所述每个神经元的膜电位,确定所述信道前导码相对应的每个神经元的脉冲发放率。

[0043] 在一些实施例中,积分脉冲发放函数(Integrate-and-Fire, I&F)是脉冲神经网络(SNNs)中的一种模型,其核心思想是模拟生物神经元的电位积累和发放过程。基本工作原理如下:神经元的膜电位随着输入信号(如突触输入)而增加,这个过程类似于积分过程。当膜电位达到某个阈值时,神经元发放一个脉冲(尖峰),并将膜电位重置为初始状态。

[0044] 具体而言,将信道前导码中的特征值提取出来,以构建特征值组合,所述特征值组合包括信道增益、噪声水平以及传输延迟的任意多项,并将这些特征值组合用作神经元的输入;将提取出的所述特征值组合输入至预设的脉冲神经网络的输入层,将输入的特征值组合分配至所述脉冲神经网络中的所述信道前导码相对应的多个神经元;采用脉冲神经网络中的积分脉冲发放函数将输入的特征值组合中各个特征值与其相对应的权重相乘并求和,得到每个神经元的膜电位;根据所述每个神经元的膜电位,确定所述信道前导码相对应的每个神经元的脉冲发放率。

[0045] 更具体地,经神经元单位时间内产生脉冲的次数或频率,通常称为脉冲发放率(spiking rate),是指在给定时间间隔内神经元发放脉冲的平均次数。用公式表示为:

脉冲发放率=脉冲数量/时间间隔;

例如,如果一个神经元在1秒钟内发放了50次脉冲,那么它的脉冲发放率就是50赫兹(Hz)。这个频率反映了神经元的活动强度,并可以用于信息编码和神经网络的学习过程。

[0046] 由上述步骤可知,脉冲神经网络通过脉冲发放的频率来编码信号强度,相比于传

统人工神经网络基于连续的激活值,它们在处理动态范围较大的信号变化(如由多径传播引起的信道波动)时可能具有更强的适应性。脉冲的频率可以精确地反映输入信号的强度变化,从而更有效地处理复杂的信号环境。

[0047] 步骤S30、在所述信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;

确定预设的脉冲神经网络中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率之后,在所述脉冲神经网络的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;

在一些实施例中,请参阅图5,在所述信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码的步骤,包括:

步骤S301、确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的每个神经元的脉冲发放率;

步骤S302、采用预设的泊松分布概率密度函数根据所述脉冲发放率,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔;

步骤S303、对每一个脉冲发放的时间间隔进行累计以确定累积的时间间隔,检测累积的时间间隔是否达到或超过预设的时间间隔阈值,若所述累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;

步骤S304、将所述累积的时间间隔重置为零,重复上述步骤。

[0048] 具体而言,基于上述步骤确定预设的脉冲神经网络中的所述信道前导码相对应的每个神经元的脉冲发放率;采用预设的泊松分布概率密度函数根据所述脉冲发放率,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔;对每一个脉冲发放的时间间隔进行累计以确定累积的时间间隔,检测累积的时间间隔是否达到或超过预设的时间间隔阈值,若所述累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;将所述累积的时间间隔重置为零,重复上述步骤。

[0049] 更具体地,在脉冲神经网络中,首先需要确定每个神经元的脉冲发放率(spiking rate),该脉冲发放率可以通过上述实施例中的步骤根据信道前导码进行动态确定,也可以基于基站MIMO无线通信系统的实际业务需求进行预先设定,脉冲发放率通常以赫兹(Hz)为单位,表示神经元在单位时间内的平均脉冲发放次数。例如,如果一个神经元的脉冲发放率是20 Hz,那么在1秒钟内它平均会发放20次脉冲。

[0050] 根据神经元的脉冲发放率,可以利用泊松分布来随机生成脉冲发放的时间间隔。泊松分布是描述在单位时间内某事件发生次数的概率分布。下一个脉冲发放的时间间隔是根据以下泊松分布的概率密度函数生成的,其泊松分布的概率密度函数表达式表示如下:

$$P(T = t) = \frac{(\lambda t)^k e^{-\lambda t}}{k!},$$

其中, λ 是脉冲发放率, t 是时间间隔, k 是脉冲的数量;泊松分布的平均间隔时间

$\frac{1}{\lambda}$ 表示在给定的脉冲发放率下,神经元发放下一个脉冲的平均时间。

[0051] 生成每个脉冲发放的时间间隔后,将这些间隔累计起来以获得累积的时间间隔。每次生成一个新的时间间隔,都将其加到累积时间间隔上:在每次更新累积时间间隔时,需要检测其是否达到或超过预设的时间间隔阈值(threshold)。

[0052] 预设的时间间隔阈值可以基于基站MIMO无线通信系统的实际业务需求所设计,用于决定何时记录一个脉冲编码。例如,若阈值设为0.1秒,则累积时间间隔达到或超过0.1秒时,就会触发记录。当累积时间间隔达到或超过预设的时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的信道前导码的信道脉冲编码,这意味着将记录在特定时间点的脉冲信息,这些信息可以用于后续的处理或分析;

记录完脉冲编码后,将累积的时间间隔重置为零,以便重新开始计算下一个脉冲的时间间隔;重复上述步骤,持续生成脉冲发放时间间隔,累计时间间隔,检测是否达到或超过预设时间间隔阈值,记录脉冲编码,直到完成所有需要的操作或直到系统停止运行。

[0053] 步骤S40、将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码,以完成基站MIMO无线通信系统的信道估计优化。

[0054] 记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码之后,将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码,以完成基站MIMO无线通信系统的信道估计优化。

[0055] 在一些实施例中,请参阅图6以及图7,将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码的步骤,包括:

步骤S401、在所述变分自编码器的编码器中,将所述信道前导码的信道脉冲编码映射到一个潜在空间,并输出所述潜在空间中的潜在变量的概率分布;

步骤S402、在所述变分自编码器的解码器中,从编码器输出的所述潜在变量的概率分布中进行采样确定具体的潜在变量,以生成重建后的信道前导码;

步骤S403、计算确定所述潜在空间中的潜在变量的概率分布与先验分布之间的差异值以确定KL散度损失值,当所述KL散度损失值低于预设KL散度损失值时,以完成所述信道前导码的重建。

[0056] 具体而言,所述KL散度损失值表示潜在空间中的潜在变量的概率分布与先验分布之间的差异值,所述变分自编码器(Variational Autoencoder, VAE)是一种结合了生成模型和自编码器思想的深度学习模型,主要用于学习数据的有效表示,并能够生成与训练数据类似的新样本。VAE的编码器部分负责将输入数据映射到一个隐变量(latent variable)的分布上,而不是像普通自编码器那样直接映射到一个固定向量。这个分布通常是高斯分布(均值 μ 和方差 δ),对于每个输入,编码器输出的是该分布的参数(均值向量和对数方差向量)。为了能够在梯度下降中有效地训练带有随机变量的模型,变分自编码器采用了重参数化技巧。它不直接采样隐变量 z ,而是采样一个标准正态分布的噪声 ϵ ,然后通过 ϵ 和编码器输出的均值与方差计算得到隐变量 z ,这样做保证了梯度可以流过整个网络。

[0057] $z = \mu + \delta * \epsilon$,

而对于编码器和解码器采用的误差计算为:

$$\log p(x) \geq \mathbb{E}_{q(z|x)}[\log p(x|z)] - \text{KL}[q(z|x) \| p(z)],$$

其中, $\text{KL}[q(z|x) \| p(z)]$ 用于衡量编码器输出的信道前导码隐变量分布 $q(z|x)$ (后验分布) 与预先定义的先验分布 $p(z)$ 之间的差异, 其中, $p(z)$ 满足正态分布 $N(0, I)$, 通过最小化这个总损失函数, 变分自编码器能优化数据的重构质量, 同时也强制隐变量分布接近预设的先验分布, 从而实现有效的数据编码和解码。

[0058] 进一步的, 请参阅图8, 在所述变分自编码器的编码器中, 将所述信道前导码的信道脉冲编码映射到一个潜在空间, 并输出所述潜在空间中的潜在变量的概率分布的步骤之后, 包括:

步骤S4001、在所述潜在空间中, 从编码器输出的所述潜在变量的概率分布中进行采样, 确定具体的潜在变量;

步骤S4002、在所述具体的潜在变量上加入高斯噪声, 将所述加入高斯噪声后的具体的潜在变量输入至所述变分自编码器的解码器中, 以生成重建后的信道前导码。

[0059] 具体而言, 在信道重建过程中, 需要添加高斯噪声使得解码器能够更好的学习到脉冲编码的数据特征, 其中, 信道前导码是由复数构成, 其高斯噪声添加步骤, 包括下列表达式:

(1) 信号功率的表达式为:

$$\text{signalPower} = \frac{\sum^n (\text{abs}(\text{signal})^2)}{n},$$

其中, signalPower 表示信号功率,

(2) 噪声功率的表达式为:

$$\text{noisePower} = \frac{\text{signalPower}}{10^{\frac{\text{SNR}}{10}}},$$

其中, noisePower 表示噪声功率, SNR 表示信噪比;

(3) 高斯噪声叠加的表达式为:

$$y\text{Signal} = \text{signal} + \text{sqrt}(\text{noisePower}) \times \text{Randn}(\text{signal}),$$

其中, signal 是输入信号, abs 是绝对值符号, sqrt 是平方根符号, Randn 是标准正态分布采样, $y\text{Signal}$ 表征原信号与随机高斯噪声信号之和。

[0060] 基于上述公式, 即可在具体的潜在变量添加高斯噪声, 使得解码器能够更好的学习到脉冲编码的数据特征。

[0061] 在一些实施例中, 请参阅图9, 在信道前导码重建过程中, 当用户设备连接事件驱动时候, 过程①会触发足够的脉冲数使得脉冲网络能够处点火状态发放脉冲。且该节点只有在用户连接事件触发是驱动数据输入, 该过程能过滤到大量的计算功耗, 防止以数据驱动下网络计算带来的能源消耗。

[0062] 在变分自编码重建的过程中, 过程②是由KL散度计算, 理论上, 如果KL散度值为0, 这意味着编码器学到的隐变量分布与先验分布完全一致, 这是最理想的情况, 因为它表明

我们的模型能够完美地匹配预设的简单先验,并且学到的表示非常规范且易于解释。然而,在实际应用中,KL散度为0并不总是可达到或期望的结果。一方面,过于严格地追求KL散度为0可能会限制模型的学习能力,导致它无法充分捕捉数据的复杂性。另一方面,非零的KL散度实际上可以帮助模型保持一定的多样性,促进生成能力,并且在某些情况下,适度的KL散度值可以平衡模型的重构误差和生成新样本的能力。因此在此过程根据基站负载与信号处理质量来设定阈值超参数 α ,也即,KL散度值低于 α 便为信道重建效果较优的值。

[0063] 由上述实施例可知,相对于现有技术,本申请针对现有技术中传统人工神经网络往往消耗大量的功耗用于常态工作的无效计算,以及传统人工神经网络通常处理的是连续值输入,它们在时间维度上的表达能力有限,无法自然地捕捉和利用时间序列数据中的精确时间信息等问题,本申请包括但不限于如下有益效果:

其一,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,脉冲神经网络能够显著增强时间维度上的表达能力,能够准确、快速捕捉和利用时间序列数据中的精确时间信息;

其二,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,脉冲神经网络仅在神经元达到阈值时才“发放”脉冲,更贴近生物神经系统的节能机制,更贴切能源敏感的基站应用,显著降低了MIMO无线通信系统的能耗;

其三,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,基站通道估计往往涉及到稀疏的无线信号测量,脉冲神经网络能够通过脉冲发放的模式来编码信息,能够有效利用数据的稀疏性,以准确、高效地处理这类稀疏数据;

其四,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,脉冲神经网络通过脉冲发放的频率来编码信号强度,对于动态范围较大的信号变化,例如,多径传播造成的信道波动,比基于连续激活值的传统神经网络有更强的适应性。

[0064] 进一步的,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,基于脉冲网络的变分自编码器往往能用较小的模型尺寸达到相似甚至更好的性能,有利于在基站上部署;MIMO多用户情况下的脉冲编码过程,根据用户连接的稀疏性,提出基于脉冲神经网络的泊松编码过程,能够大大提高信号传输的鲁棒性,以对抗多径干扰、噪声和其他不利的信道条件;基于脉冲神经网络的变分自编码信道重建,利用脉冲网络的高效计算能力和自编码器的非线性特征提取能力;

针对用户连接事件驱动的信道估计,脉冲神经网络能优化设备信号连接延迟,同时易于用硬件实现,特别是使用专用集成电路(ASIC)或现场可编程门阵列(FPGA),从而加速计算并减少能耗。

[0065] 更进一步的,本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法,通过通道估计的实时性确保了系统能够快速响应信道变化,维持连接质量,特别是在车辆通信、无人机控制等对时延敏感的应用中通过有效的通道估计,5G系统能够更精准地匹配信号传输与接收,减少能量浪费,提升系统整体能效。同时,优化的资源分配和信号处理技术提高了频谱利用率,支持更多用户和更高数据速率的同时传输。

[0066] 本申请结合了脉冲神经网络的时间编码能力和变分自编码器(VAE)的生成建模能力,可以在复杂的通信环境中,特别是移动通信系统中,帮助理解和优化信道状况。本申请在提高信道估计的准确性和效率的同时,还显著降低了MIMO无线通信系统的能耗,对于

MIMO无线通信系统的性能优化具有重要意义。

[0067] 请参阅图10,适应本申请的目的之一而提供的一种基站MIMO无线通信系统的信道估计优化装置,包括前导码提取模块1100、脉冲发放率确定模块1200、脉冲编码确定模块1300以及信道估计优化模块1400。其中,前导码提取模块1100,设置为响应来自用户设备的各个通信连接请求而获取所述各个通信连接请求中的信道前导码;脉冲发放率确定模块1200,设置为基于所述通信连接请求中的信道前导码,确定预设的信道估计优化模型中的所述信道前导码相对应的多个神经元的脉冲发放率,其中,每一个通信连接请求包含一个信道前导码,每个信道前导码对应多个神经元;脉冲编码确定模块1300,设置为在所述信道估计优化模型的神经元中,采用泊松分布根据所述脉冲发放率进行泊松采样,随机生成下一个脉冲发放的时间间隔,当累积的时间间隔达到或超过预设时间间隔阈值时,记录当前时间点相对应的所述信道前导码的信道脉冲编码;信道估计优化模块1400,设置为将所述信道前导码的信道脉冲编码输入至所述信道估计优化模型中的变分自编码器以重建所述信道前导码,以完成基站MIMO无线通信系统的信道估计优化。

[0068] 在本申请任意实施例的基础上,请参阅图11,本申请的另一实施例还提供一种电子设备,所述电子设备可由计算机设备实现,如图11所示,计算机设备的内部结构示意图。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、计算机可读存储介质、存储器和网络接口。其中,该计算机设备的计算机可读存储介质存储有操作系统、数据库和计算机可读指令,数据库中可存储有控件信息序列,该计算机可读指令被处理器执行时,可使得处理器实现一种基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法。该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力,支撑整个计算机设备的运行。该计算机设备的存储器中可存储有计算机可读指令,该计算机可读指令被处理器执行时,可使得处理器执行本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法。该计算机设备的网络接口用于与终端连接通信。本领域技术人员可以理解,图11中示出的结构,仅仅是与本申请方案相关的部分结构的框图,并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定,具体的计算机设备可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0069] 本实施方式中处理器用于执行图10中的各个模块及其子模块的具体功能,存储器存储有执行上述模块或子模块所需的程序代码和各类数据。网络接口用于向用户终端或服务器之间的数据传输。本实施方式中的存储器存储有本申请的基站MIMO无线通信系统的信道估计优化装置中执行所有模块/子模块所需的程序代码及数据,服务器能够调用服务器的程序代码及数据执行所有子模块的功能。

[0070] 本申请还提供一种存储有计算机可读指令的存储介质,计算机可读指令被一个或多个处理器执行时,使得一个或多个处理器执行本申请任一实施例所述基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法的步骤。

[0071] 本申请还提供一种计算机程序产品,包括计算机程序/指令,该计算机程序/指令被一个或多个处理器执行时实现本申请任一实施例所述基站MIMO无线通信系统的信道估计优化方法的步骤。

[0072] 本领域普通技术人员可以理解实现本申请上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,该计算机程序可存储于一计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,前述的存储介

质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体 (Read-Only Memory, ROM) 等计算机可读存储介质,或随机存储记忆体 (RandomAccess Memory, RAM) 等。

[0073] 以上所述仅是本申请的部分实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本申请的保护范围。

[0074] 综上所述,本申请结合了脉冲神经网络的时间编码能力和变分自编码器 (VAE) 的生成建模能力,可以在复杂的通信环境中,特别是移动通信系统中,帮助理解和优化信道状况。这种方法可以提高信道估计的准确性和效率,对于MIMO无线通信系统的性能优化具有重要意义。

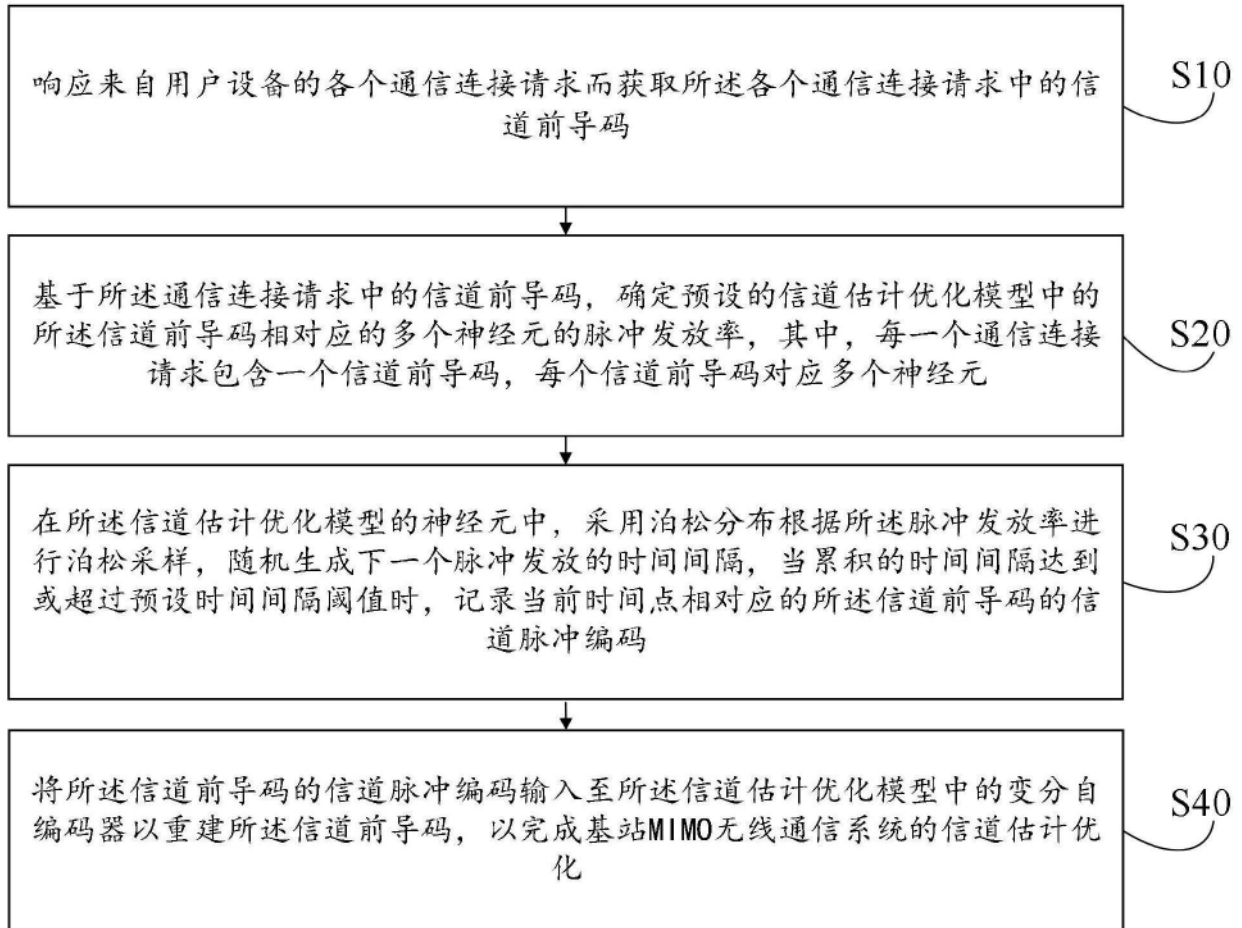


图 1

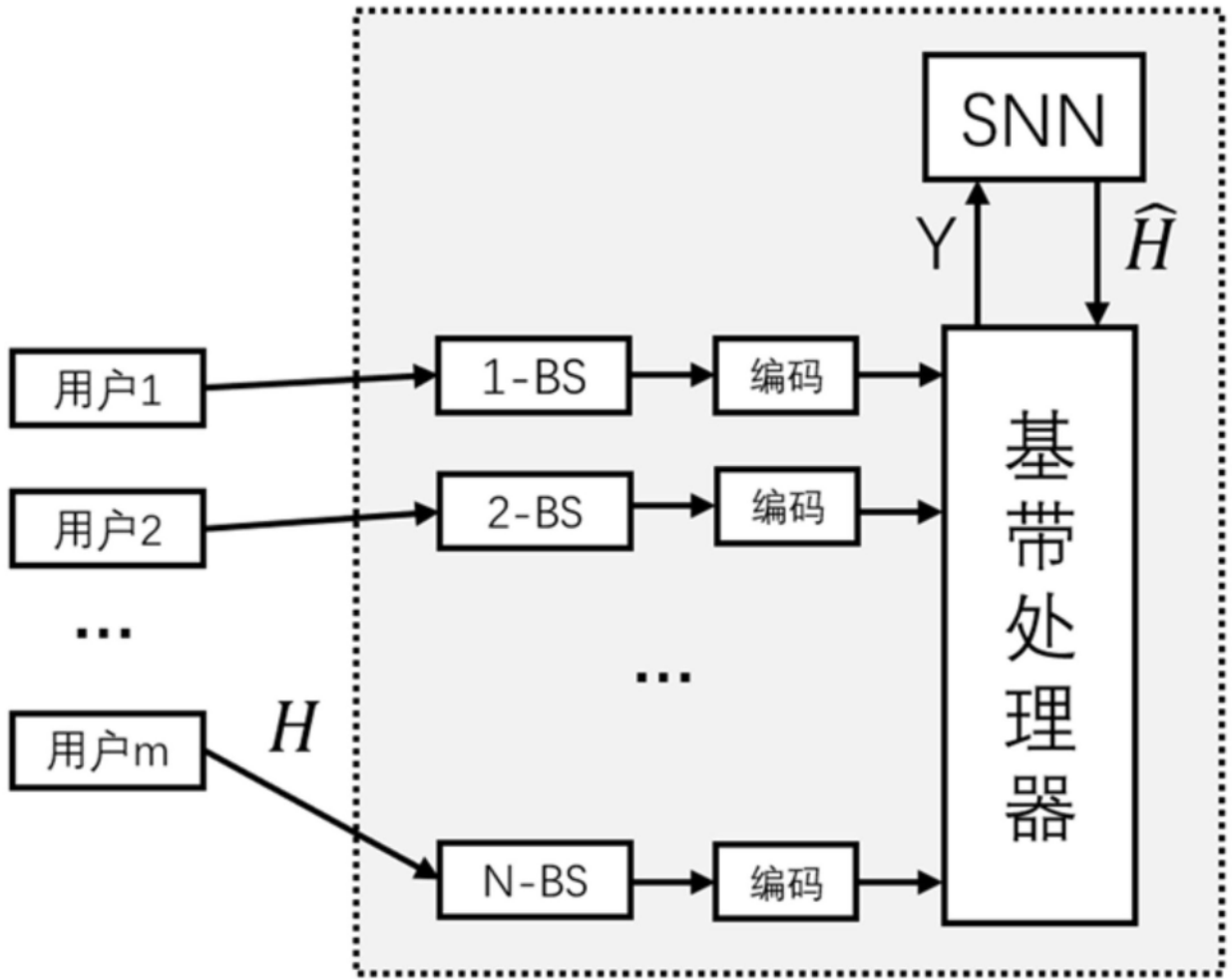


图 2

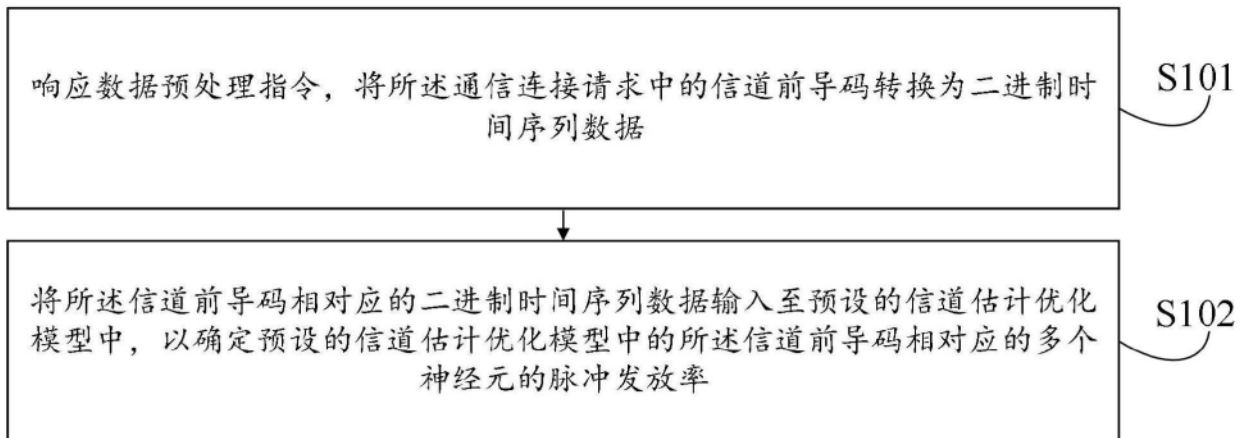


图 3

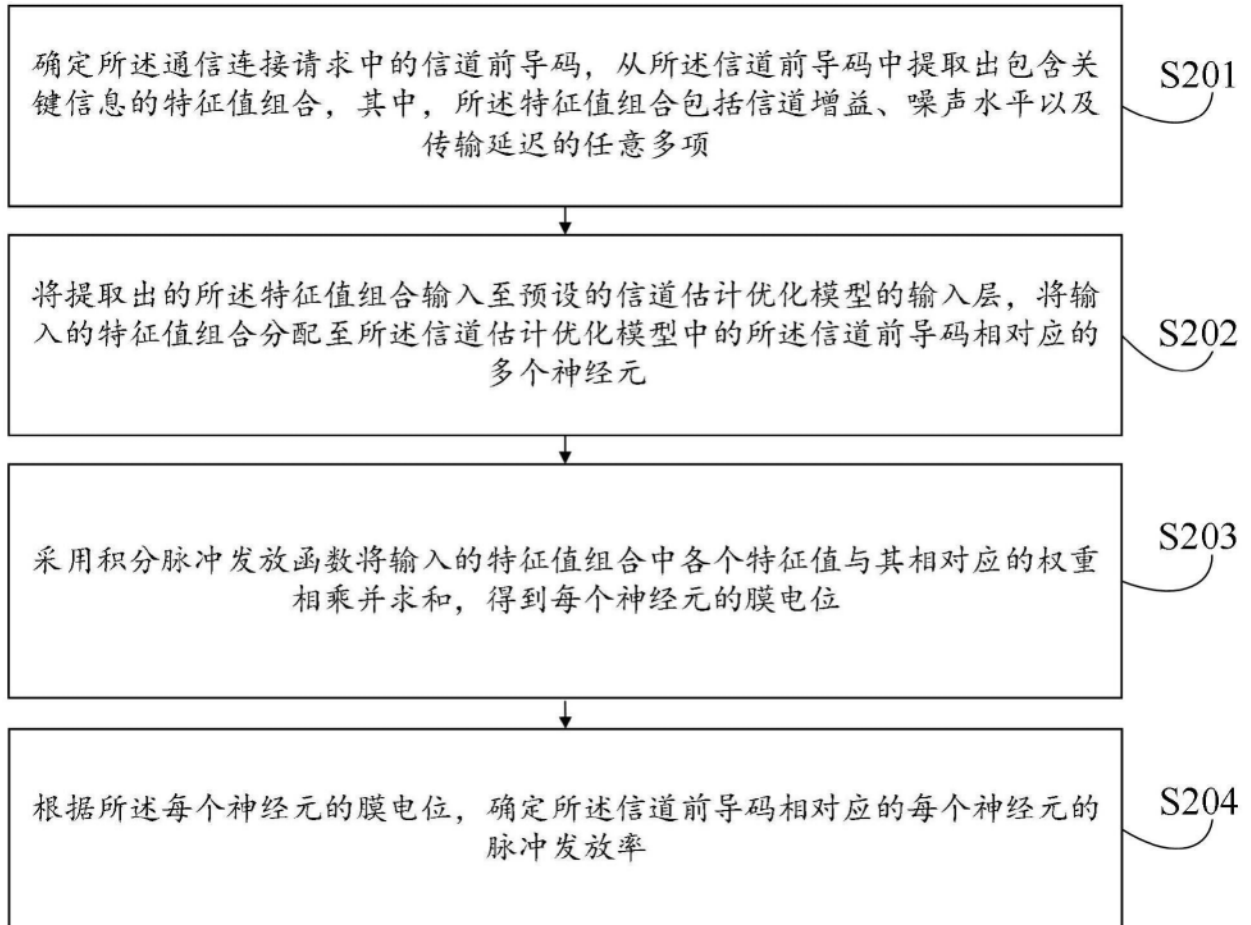


图 4

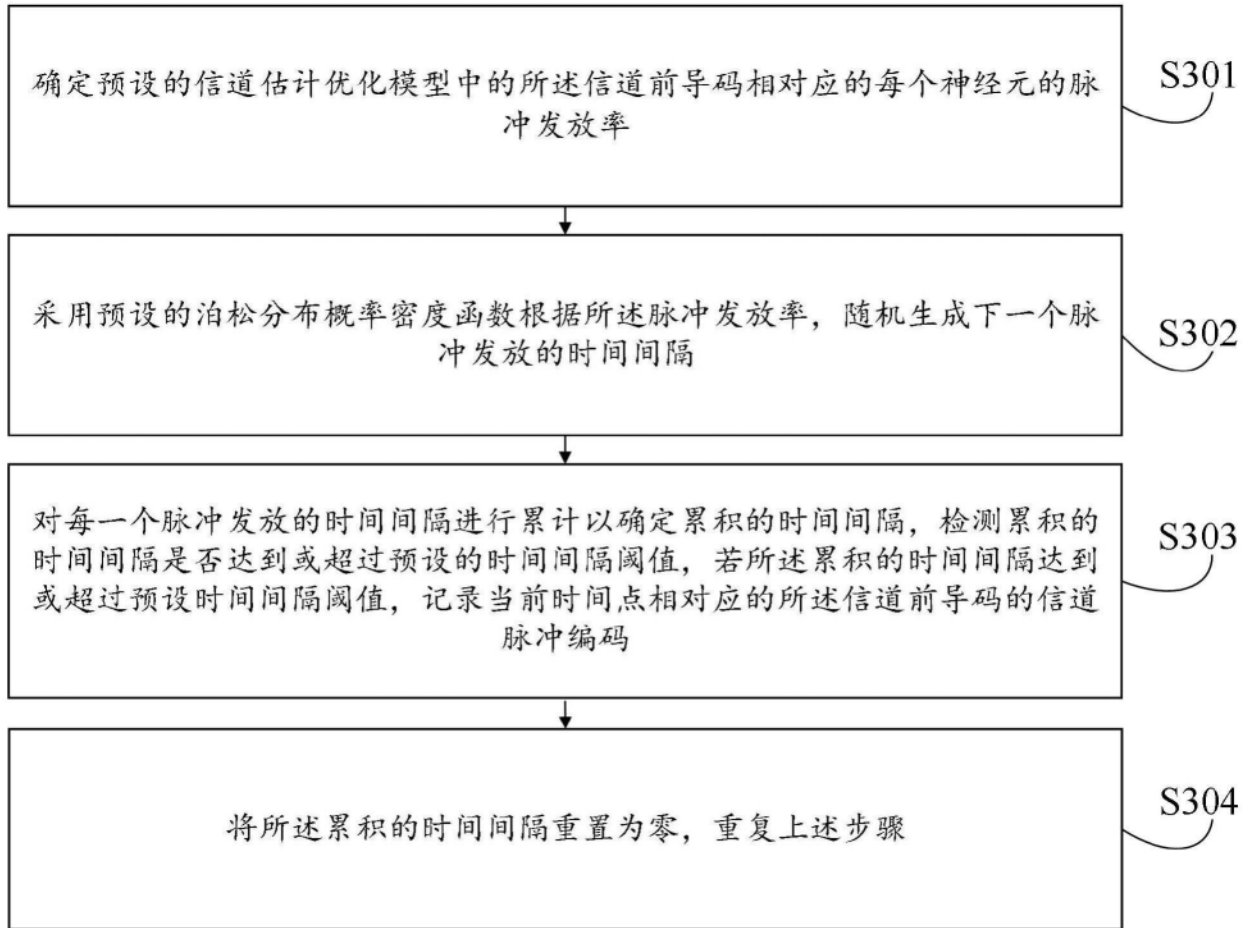


图 5

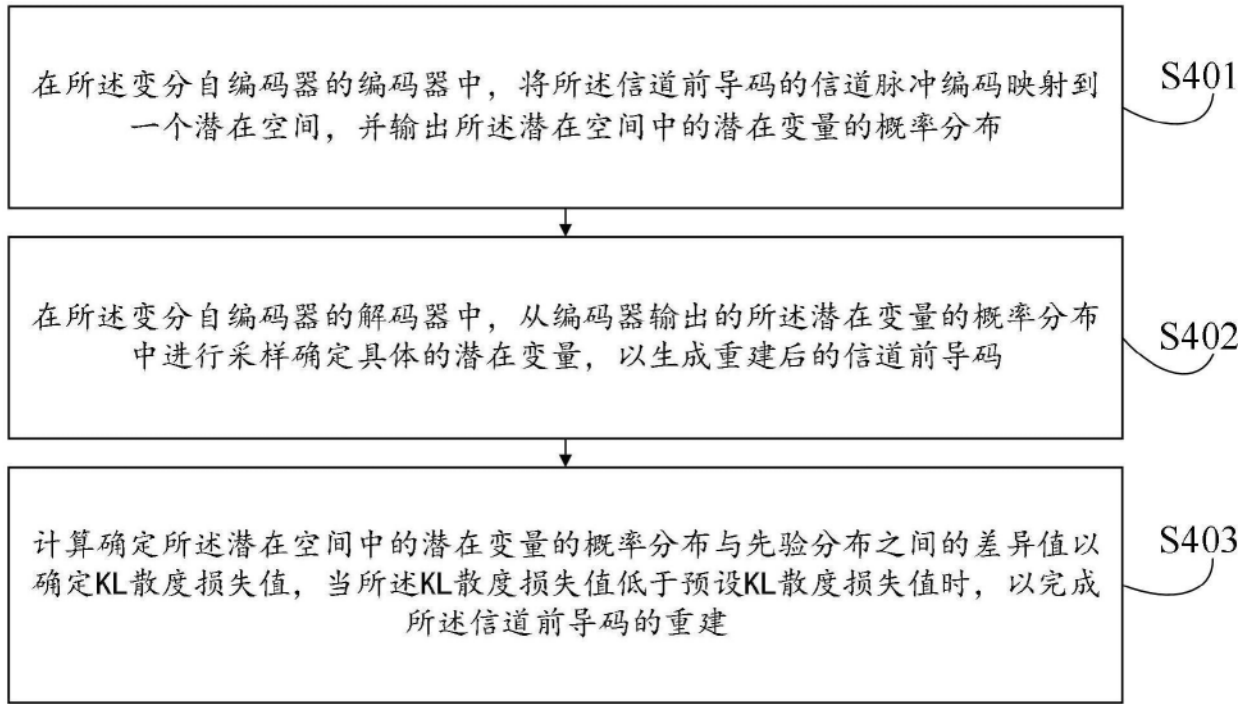


图 6

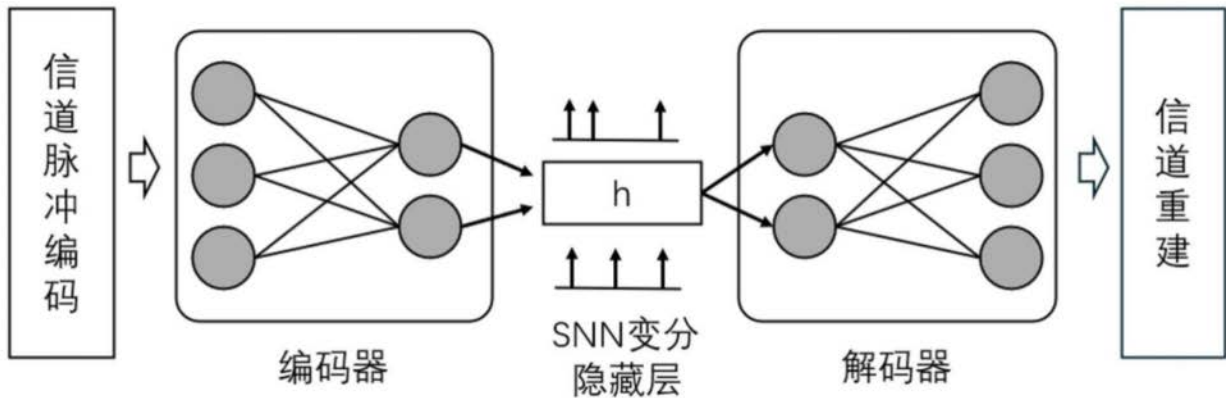


图 7

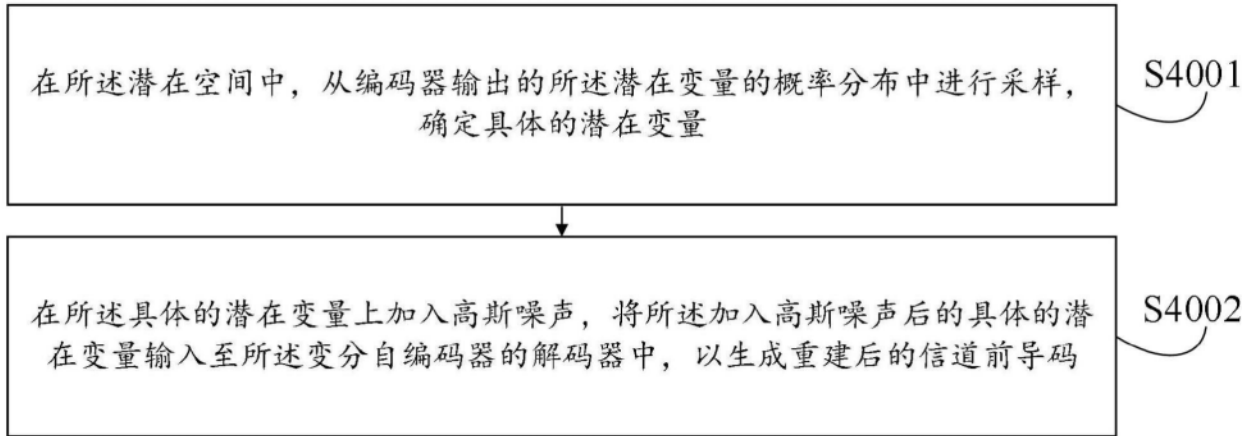


图 8

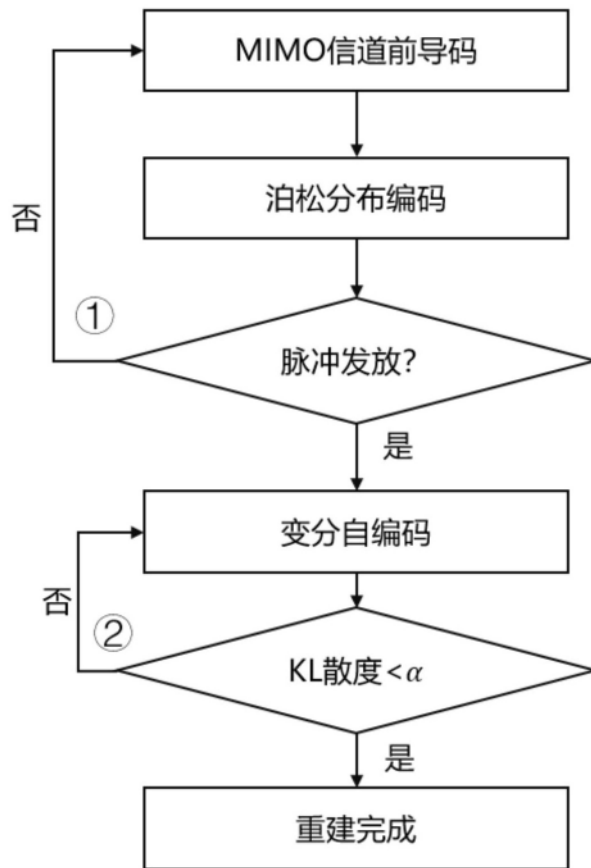


图 9

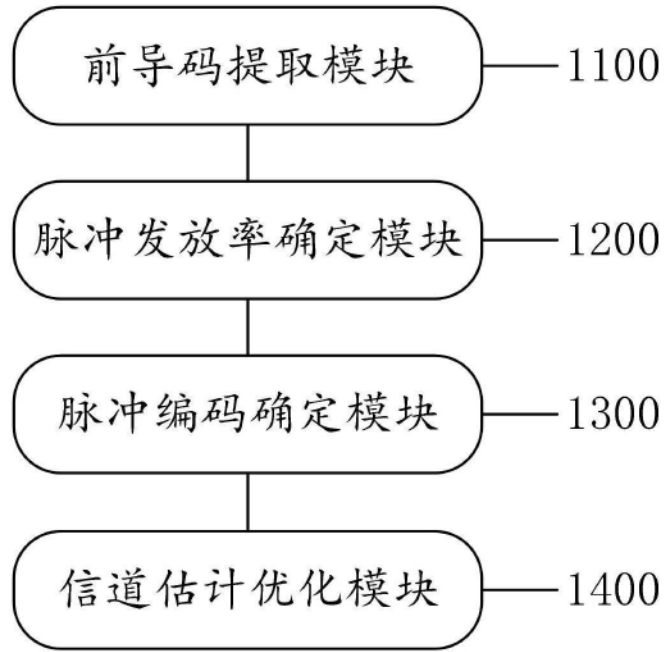


图 10

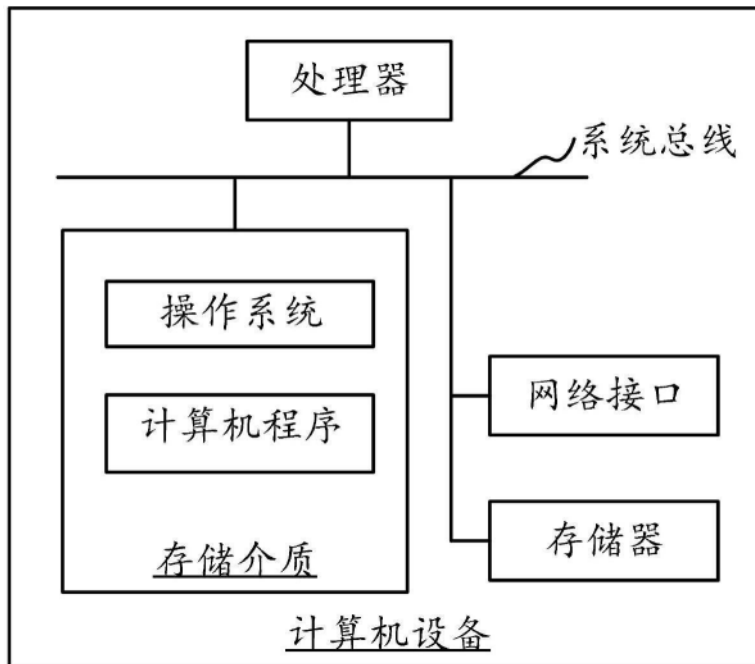


图 11