

导频信息符号发送方法、信道估计方法及通信设备

相关申请的交叉引用

本申请主张在 2020 年 5 月 15 日在中国提交的中国专利申请号 No. 202010414538.2 的优先权，其全部内容通过引用包含于此。

技术领域

本申请涉及通信技术领域，尤其涉及一种导频信息符号发送方法、信道估计方法及通信设备。

背景技术

5G 的目标是在传输速率，用户接入密度和低延迟等方面，实现性能的极大提高。大规模（Massive）多输入多输出（Multiple-Input Multiple-Output, MIMO）系统凭借其高频谱效率和高能量效率的优势，已成为 5G 移动通信的关键技术之一。5G 网络利用大规模 MIMO 技术形成大规模天线阵列，可以同时向更多用户发送和接收信号，从而将移动网络的信道容量以及数据流量提升数十倍或更大，同时能实现多用户之间干扰的急剧降低。由于大规模 MIMO 技术在容量和性能上的巨大潜能，因此从它被提出就一直受到广大研究人员的持续高度关注。

然而在大规模 MIMO 系统中，随着天线规模的急剧增加，导频的开销和信道状态信息的反馈开销成为制约大规模 MIMO 技术走向大规模商用的关键瓶颈问题之一。在基于大规模 MIMO 的 5G 通信网络中，由 5G 基站支持的上百根天线组成的大规模天线阵列产生的导频开销、信道的反馈量以及信道估计的复杂度，相对于以往的 MIMO 网络都有数量级的增加。因此，如何解决大规模 MIMO 通信网络的信道估计是当前亟待解决的问题。

发明内容

本申请实施例提供一种导频信息符号发送方法、信道估计方法及通信设备，以解决大规模 MIMO 通信网络的信道估计的问题。

第一方面，本申请实施例提供一种导频信息符号发送方法，应用于发送端，包括：

根据离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)矩阵和感知矩阵，确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号；

针对每一所述天线，在每一所述导频资源上发送对应的导频信息符号；

其中，所述感知矩阵是经过信道信息的训练确定的。

第二方面，本申请实施例提供一种信道估计方法，应用于接收端，包括：

接收在每一导频资源上的导频信号，所述导频信号包括发送端的每一天线在所述导频资源上对应发送的导频信息符号；

基于学习的近似消息传递(Learned Approximate Message Passing, LAMP)网络和所述导频信息符号进行信道估计；

其中，所述导频信息符号根据离散傅里叶变换DFT矩阵和感知矩阵确定，所述感知矩阵经过信道信息的训练确定，所述 LAMP 网络用于信道估计的 LAMP 参数基于所述感知矩阵和 AMP 算法的迭代求解过程展开的神经网络训练得到。

第三方面，本申请实施例提供一种通信设备，所述通信设备为导频信息符号的发送端，包括：

第一确定模块，用于根据离散傅里叶变换 DFT 矩阵和感知矩阵，确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号；

发送模块，用于针对每一所述天线，在每一所述导频资源上发送对应的导频信息符号；

其中，所述感知矩阵是经过信道信息的训练确定的。

第四方面，本申请实施例提供一种通信设备，所述通信设备为导频信息符号的接收端，包括：

接收模块，用于接收在每一导频资源上的导频信号，所述导频信号包括发送端的每一天线在所述导频资源上对应发送的导频信息符号；

处理模块，用于基于学习的近似消息传递 LAMP 网络和所述导频信息符号进行信道估计；

其中，所述导频信息符号根据离散傅里叶变换DFT矩阵和感知矩阵确定，

所述感知矩阵经过信道信息的训练确定，所述 LAMP 网络用于信道估计的 LAMP 参数基于所述感知矩阵和 AMP 算法的迭代求解过程展开的神经网络训练得到。

第五方面，本申请实施例提供一种通信设备，包括：存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的程序或指令，所述程序或指令被所述处理器执行时实现上述导频信息符号发送方法中的步骤，或者所述程序或指令被所述处理器执行时实现上述信道估计方法中的步骤。

第六方面，本申请实施例提供一种计算机可读存储介质，所述可读存储介质上存储有程序或指令，所述程序或指令被处理器执行时实现上述导频信息符号发送方法的步骤，或者所述程序或指令被处理器执行时实现上述信道估计方法的步骤。

第七方面，本申请实施例提供了一种芯片，所述芯片包括处理器和通信接口，所述通信接口和所述处理器耦合，所述处理器用于运行程序或指令，实现如第一方面所述的方法。

本申请实施例通过 DFT 矩阵和感知矩阵，确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号；针对每一所述天线，在每一所述导频资源上发送对应的导频信息符号；其中，所述感知矩阵是经过信道信息的训练确定的。这样，可以使用少数非正交导频来降低导频开销，使得导频数量要远远小于天线数量，接收端可以基于导频信息符号进行信道估计，解决了大规模 MIMO 通信网络的信道估计的问题。与此同时，由于采用感知矩阵确定的导频信息符号，从而可以保证确定的导频信息符号是适配当前信道最优的线性映射，进而可以提高信道估计的性能。

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例的技术方案，下面将对本申请实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

图 1 是本申请实施例可应用的一种网络系统的结构图；

图 2 是本申请实施例提供的一种导频信息符号发送方法的流程图；

图 3 是本申请实施例提供的一种导频信息符号发送方法中感知网络的学习原理图；

图 4 是本申请实施例提供的一种导频信息符号发送方法中 LAMP 网络的结构图；

图 5 是本申请实施例提供的一种导频信息符号发送方法中 LAMP 网络的第 t 层结构图；

图 6 是本申请实施例提供的一种导频信息符号发送方法中大规模 MIMO 信道估计系统框图；

图 7 是信道估计性能对比图；

图 8 是本申请实施例提供的一种信道估计方法的流程图；

图 9 是本申请实施例提供的一种网络设备的结构图；

图 10 是本申请实施例提供的一种终端的结构图；

图 11 是本申请实施例提供的另一种网络设备的结构图；

图 12 是本申请实施例提供的另一种终端的结构图。

具体实施方式

下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

本申请的说明书和权利要求书中的术语“包括”以及它的任何变形，意图在于覆盖不排他的包含，例如，包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元，而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。此外，说明书以及权利要求中使用“和/或”表示所连接对象的至少其中之一，例如 A 和/或 B，表示包含单独 A，单独 B，以及 A 和 B 都存在三种情况。

在本申请实施例中，“示例性的”或者“例如”等词用于表示作例子、例证或说明。本申请实施例中被描述为“示例性的”或者“例如”的任何实施例或设计

方案不应被解释为比其它实施例或设计方案更优选或更具优势。确切而言，使用“示例性的”或者“例如”等词旨在以具体方式呈现相关概念。

下面结合附图介绍本申请的实施例。本申请实施例提供的一种导频信息符号发送方法、信道估计方法及通信设备可以应用于无线通信系统中。该无线通信系统可以为 5G 系统，或者演进型长期演进（Evolved Long Term Evolution, eLTE）系统，或者后续演进通信系统。

请参见图 1，图 1 是本申请实施例可应用的一种网络系统的结构图，如图 1 所示，包括终端 11 和网络设备 12，其中，终端 11 可以是用户终端或者其他终端侧设备，例如：手机、平板电脑（Tablet Personal Computer）、膝上型电脑（Laptop Computer）、个人数字助理（personal digital assistant, PDA）、移动上网装置（Mobile Internet Device, MID）或可穿戴式设备（Wearable Device）等终端侧设备，需要说明的是，在本申请实施例中并不限定终端 11 的具体类型。上述网络设备 12 可以是 5G 基站，或者以后版本的基站，或者其他通信系统中的基站，或者称之为节点 B，演进节点 B，或者发送接收点（Transmission Reception Point, TRP），或者接入点（Access Point, AP），或者所述领域中其他词汇，只要达到相同的技术效果，所述网络设备不限于特定技术词汇。另外，上述网络设备 12 可以是主节点（Master Node, MN），或者辅节点（Secondary Node, SN）。需要说明的是，在本申请实施例中仅以 5G 基站为例，但是并不限定网络设备的具体类型。

为了方便理解，以下对本申请实施例涉及的一些内容进行说明：

大规模 MIMO 系统中，由于天线数量巨大，信道估计与反馈所需的导频开销和反馈开销巨大。为了降低导频开销和反馈开销，利用大规模 MIMO 信道在空间角度域的稀疏特性，可以基于压缩感知（Compressed sensing, CS）理论的信道估计。该方案利用大规模 MIMO 信道的有限散射特性和基站天线阵列紧密排列的特性，分析得到不同天线空间角度域信道之间具有结构化稀疏特性。利用这一特性，把大规模 MIMO 信道估计转化为结构化压缩感知的系数信号恢复问题。具体而言，基站发送的少数非正交导频来降低导频开销。导频数量要远远小于天线数量。移动用户接收到导频信号后，然后利用正交匹配跟踪（Orthogonal Matching Pursuit, OMP）、块迭代支撑集检测（Block

Iterative support detection, Block ISD)、近似消息传递 (Approximate Message Passing, AMP) 等压缩感知的稀疏信号恢复算法来解决这一问题。理论分析和仿真结果都表明, 在空间稀疏性明显的情况下, 基于结构化压缩感知的信道估计与反馈方法能够以较低的导频开销准确获取大规模 MIMO 信道状态信息。

压缩感知被视为较有潜力的 CSI 开销降低方法, 但是这一类的解决方案本身具有一些固有的问题。

其一, CS 类解决方案强烈依赖于空间信道在某些基上的稀疏性假设, 而实际上实际场景中的很多真实信道并不是在任何基向量上都具有绝对的稀疏性。因而基于 CS 的信道反馈方案依赖于对信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 矩阵完美稀疏的先验假设, 在只满足近似稀疏条件的大规模 MIMO 信道上表现不佳, 性能难以达到要求。

其二, CS 类方法采用的是随机映射, 因而并不能很好地利用信道固有结构特征。也就是说压缩感知方法在进行信号压缩处理时, 感知矩阵是随机产生的。一般常用的有随机高斯矩阵和随机贝努利矩阵。显然这样的矩阵没有考虑信号的统计特性, 虽然可以工作, 但不是最优的选择。最后, CS 类虽然可以降低导频开销, 当该方法本身存在估计误差, 即使在信噪比很高的情况下, 信道估计的性能仍然难以达到很高, 及存在估计误差的平底效应。基于上述情况, 压缩感知很难在实际系统中应用。因此, 如何改进压缩感知信道估计的性能, 使其实用化, 是非常值得研究的一个问题。基于此, 提出了本申请的方案。

请参见图 2, 图 2 是本申请实施例提供的一种导频信息符号发送方法的流程图, 该方法应用于发送端, 如图 2 所示, 包括以下步骤:

步骤 201, 根据离散傅里叶变换 DFT 矩阵和感知矩阵, 确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号;

步骤 202, 针对每一所述天线, 在每一所述导频资源上发送对应的导频信息符号;

其中, 所述感知矩阵是经过信道信息的训练确定的。

本申请中, 可以基于导频信息符号进行上行信道估计, 也可以进行下行

信道估计,即上述发送端可以为网络设备,也可以为终端。当发送端为网络设备时,可以基于导频信息符号进行下行信道估计;当发送端为终端时,可以基于导频信息符号进行上行信道估计。以下各实施例中,以下行信道估计为例进行说明。

具体的,网络设备可以包括多个天线,所述天线的数量大于所述导频资源的数量。该导频资源的数量至少为两个,可选的,导频资源的数量远远小于天线的数量,例如天线的数量为 64 个时,导频资源的数量可以为 32 个。其中,网络设备需要针对每一天线,在每一导频资源上发送对应的导频信息符号。例如针对上述 64 个天线,每一天线都需要在 32 个导频资源上发送对应的导频信息符号。

可选的,在本实施例中,所述根据离散傅里叶变换 DFT 矩阵和感知矩阵,确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号包括:

根据 $F * W = A$, 确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号,其中, A 为所有的导频信息符号组成的观测矩阵 A , W 为感知矩阵, F 为 N 维 DFT 矩阵, N 为所述天线的数量。

应理解,本实施例中,上述感知矩阵是预先通过深度学习训练得到的神经网络。如果第 i 个发送天线在第 j 个导频资源上发送的导频信息符号用 $a_{i,j}$ 表示,则所有 $a_{i,j}$ 可以组合成一个观测矩阵 A 。其维度为 $N * N_p$, N 为网络设备的天线数量, N_p 为导频资源的数量。每一列的 N 个元素,分别在 N 个发送天线进行发送。本申请实施例中, $A = F * W$, 其中, W 为感知矩阵, F 为 N 维 DFT 矩阵,这样通过深度学习的方法和可以获得 W , 该 W 可以理解为一层神经网络,经过信道信息的训练来确定。这样,可以保证确定的导频信息符号是适配当前信道最优的线性映射。可选的,可以先固定接收端的信道估计算法和 AMP 参数的情况下,进行深度学习训练,其中,该 AMP 参数可以理解为 AMP 算法对应的参数。

可选的,在一实施例中,为了通过神经网络的方法寻找最优的感知矩阵,将感知矩阵看成是一层线性的神经网络,和传统的神经网络相比,它没有偏移量和激活函数。进行训练时,可以将发送端感知矩阵、接收端 AMP 算法、大规模 MIMO 信道以及引入噪声整体看成是一个神经网络进行训练。如图 3

所示,接收端采用的是原始的 AMP 算法,其参数使用的是经验值。训练数据来自于不同的信道,训练优化的目标(代价函数 cost function)为 AMP 算法输出端输出的 $[\hat{h}_0 \hat{h}_1 \cdots \hat{h}_{N-1}]$ 和实际信道 $h_0 h_1 \cdots h_{N-1}$ 之间的均方误差最小。即:

$$\min \left(\sum_{i=0}^{N-1} |h_i - \hat{h}_i|^2 \right)。$$

本申请实施例通过 DFT 矩阵和感知矩阵,确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号;针对每一所述天线,在每一所述导频资源上发送对应的导频信息符号;其中,所述感知矩阵是经过信道信息的训练确定的。这样,可以使用少数非正交导频来降低导频开销,使得导频数量要远远小于天线数量,接收端可以基于导频信息符号进行信道估计,解决了大规模 MIMO 通信网络的信道估计的问题。与此同时,由于采用感知矩阵确定的导频信息符号,从而可以保证确定的导频信息符号是适配当前信道最优的线性映射,进而可以提高信道估计的性能。

例如,在一实施例中,上述方法还包括:

训练所述感知矩阵;其中训练所述感知矩阵包括以下步骤:

获取接收端根据预设的信道估计算法和近似消息传递 AMP 参数进行信道估计得到的多组实际信道信息;

基于所述信道估计算法、AMP 参数、多组实际信道信息和 DFT 矩阵对预设的神经网络模型进行迭代训练,得到所述感知矩阵;

可选的,对预设的神经网络模型进行迭代训练的步骤,包括:

在第 L 次迭代过程中,根据第 L 次迭代获得的信道估计信息与所述第 L 次迭代对应的第 L 组信道信息,调整所述神经网络模型的变量;其中,所述信道估计信息根据所述信道估计算法和所述 AMP 参数对目标结果进行信道估计获得,所述目标结果为所述神经网络模型的输出与所述 DFT 矩阵和第 L 次迭代对应的第 L 组信道信息相乘的结果,L 为正整数。

其中,上述多组实际信道信息可以作为训练数据,在第一次迭代过程中神经网络模型可以根据预先设置的变量值输出相应的结果与 DFT 矩阵相乘后,再与第一次迭代过程使用的一组实际信道信息进行相乘,得到中间结果,

然后将该中间结果通过预先固定的信道估计算法和 AMP 参数进行信道估计,从而得到第一次迭代获得的信道估计信息,基于第一次迭代后,可以根据信道估计信息和第一次迭代使用的一组实际信道信息进行比较,从而调整神经网络模型的变量,然后基于调整后的变量进行下一次迭代,直到完成所有训练数据的训练,得到上述感知矩阵。上述变量可以理解为代价函数 cost function 中的变量。

本申请实施例中,训练感知矩阵的过程可以理解为一阶段深度学习,第一阶段深度学习是为了得到适配当前信道最优的线性映射来替代随机映射,对应于压缩感知算法,也就是得到了信道估计最优的感知矩阵。

需要说明的是,由于接收端的每个接收天线都是独立进行信道估计的,因此可以只考虑一个接收天线来进行信道估计的情况。具体的,接收端接收到每一所述导频资源上的导频信号后,所述导频信号包括发送端的每一天线在所述导频资源上对应发送的导频信息符号,可以基于学习的近似消息传递 LAMP 网络和所述导频信息符号进行信道估计。

本实施例中,导频信号由天线阵列发送后,经过信道,接收天线在 N_p 个导频资源上的接收信号,可以采用 $H = h * F$ 表示信道阵列的 DFT 变换。最终基带处理模块观测到的信号为 y : $y = h * A + n = h * F * W + n = H * W + n$ 。此时,可以从已知的 (y, W) 中恢复原始信号 H 。由于原始信号 H 的维度大于观测信号 y 的维度,且原始信号是稀疏的,因此可以采用上述 LAMP 网络恢复原始信号,进行信道估计。LAMP 网络是将 AMP 算法的迭代求解过程展开为神经网络,可以通过深度神经网络的训练过程将其线性操作系数与非线性收缩参数进行联合优化,得到这些分布 LAMP 参数的取值。这些 LAMP 参数的训练是在发送端感知矩阵 W 训练完成后获得的,也就是说是基于优化的 W ,利用信道信息对 LAMP 网络进行优化。本申请实施例中可以通过 LAMP 参数优化后的 LAMP 网络进行信道估计,从而提高基于压缩感知的信道估计的性能,实现在低导频开销下实现高性能大规模 MIMO 信道估计。

例如,在一实施例中,上述 LAMP 参数的训练方法包括以下步骤:

获取接收端根据预设的信道估计算法和近似消息传递 AMP 参数进行信道估计得到的多组实际信道信息;

基于训练好的所述感知矩阵、多组实际信道信息和 DFT 矩阵对预设的 LAMP 网络进行迭代训练，得到 LAMP 参数；

可选的，对预设的 LAMP 网络进行迭代训练的步骤，包括：在第 L 次迭代过程中，根据第 L 次迭代获得的信道估计信息与所述第 L 次迭代对应的第 L 组信道信息，调整所述 LAMP 网络中的 LAMP 参数；其中，所述信道估计信息根据所述 LAMP 网络对目标结果进行信道估计获得，所述目标结果为所述感知矩阵的输出与所述 DFT 矩阵和第 L 次迭代对应的第 L 组信道信息相乘的结果，L 为正整数。

需要说明的是，上述 LAMP 网络（即深度神经网络）的训练过程，可以理解为第二阶段深度学习，第二阶段深度学习是在获得最优的感知矩阵之后，用来获得 AMP 算法最优的参数（即 LAMP 参数）。以此改进压缩感知信道估计的性能。

进一步的，在不同天线上发送的导频信息符号不同，且同一天线在不同的导频资源上发送的导频信息符号不同。换句话说，本实施例中，针对第 i 个发送天线在第 j 个导频资源上发送的导频信息符号是唯一的。

可选的，在一实施例中，LAMP 网络是基于传统的压缩感知算法构建的，即基于 AMP 构建的，将 AMP 算法的迭代求解过程展开为神经网络，将其线性操作系数与非线性收缩参数联合优化。可以通过深度神经网络的训练过程得到这些分布参数的取值。在进行 LAMP 网络训练时，发送端用的是已经训练好的优化的感知矩阵。可选的，该 LAMP 网络的网络结构如图 4 所示。

在图 4 中，对于压缩感知应用的场景为 $y = Ax + n$ ，从已知的 (y, A) 中估计 x 稀疏信号恢复，用 $\hat{x}$ 表示原始稀疏信号的一个估计矢量， y 是观测矢量， v 是残差矢量。观测矢量 y 作为所有层的共同输入，前一层对估计矢量 $\hat{x}$ 和残差矢量 v 的输出分别作为后一层估计矢量 $\hat{x}$ 和残差矢量 v 的输入。在经过 T 层神经网络后，输出对原始稀疏信号的最终估计 $\hat{x}_T$ 。第 t 层的网络结构如图 5 所示。该结构与 AMP 算法中的迭代过程完全对应，逐步实现了估计矢量 $\hat{x}$ 和残差矢量 v 的更新。其中， B_t 和 $\eta(r_t; \theta_t, \sigma_t^2)$ 分别对应神经网络中的线性加权矩阵与非线性激活函数。该 $\eta(r_t; \theta_t, \sigma_t^2) = \max(|r_t| - \theta_t^* \sigma_t^2, 0)$ ，其中， $r_t = x_t + B_t v_t$ ， θ_t 表示非线性参数， σ_t^2 表示噪声参数。

需要说明的是，本申请实施例采用的 LAMP 网络结构中粗实线对应的支路，对应于 AMP 算法中加快收敛的 Onsager 校正项。其次，LAMP 算法中的非线性函数是由具体的信号估计问题推导出的收缩函数，而不是一般神经网络中为了引入非线性功能而无明确物理意义的激活函数。再者收缩函数中的噪声参数 σ_i^2 与残差有关，可以逐层更新。因此，本申请实施例采用的 LAMP 网络可以比一般的神经网络更适合稀疏信号恢复问题。

应理解，在本申请实施例中，LAMP 算法将深度学习和 AMP 算法相结合，取两者之优势，既利用了深度神经网络强大的学习能力又保留了 AMP 算法实现稀疏信号恢复的功能。

在本申请实施例中，可以采用监督学习方式，通过输入数据集 $\{y_i, x_i\}_{i=1}^N$ 进行网络参数训练，其中 y_i 表示低维的观测信号， x_i 表示高维的稀疏信号。为了进一步提高算法性能，充分利用神经网络强大的学习能力，在每层中，除了非线性参数 θ_i 逐层更新之外，线性算子 B 也可以逐层更新（在 AMP 算法中 $B=A^T$ ）。因此，在 LAMP 网络中，需要训练的参数集为 $\Phi = \{B_i, \theta_i\}_{i=1}^T$ 。

由于 LAMP 网络是在 AMP 迭代算法的基础上构建的，在训练网络过程中我们也受迭代训练启发，采用逐层训练的方式训练该网络，实现线性操作系数和非线性收缩参数的联合优化。不同于一般神经网络中仅仅定义一个损失函数，在 LAMP 网络中，为实现逐层训练，每一层都分别定义了损失函数 $L_i(\Phi)$ ，具体定义如下：

$$L_i(\Phi) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\hat{x}_i(y_i, \Phi) - x_i\|。$$

应理解，为了避免网络过拟合，线性操作系数矩阵 B_i 和非线性收缩参数 θ_i 在每层中采取先分别优化再联合优化的方式训练。

需要说明的是，在一实施例中，还可以考虑信噪比对信道估计的影响，换句话说，在训练感知矩阵和 LAMP 网络时，可以在特定的信噪比范围进行训练。以下针对感知矩阵和 LAMP 网络的训练进行详细说明。

本实施例中，上述感知矩阵 W 可以在第二信噪比范围内进行训练，即感知矩阵 W 适用于第二信噪比范围。该第二信噪比范围可以理解为宽的信噪比范围，由于网络设备不知道接收端的信噪比，因此，在宽的信噪比范围训练

感知矩阵 W ，可以提高感知矩阵 W 的适用范围。

上述 LAMP 网络的训练可以在几个不同的第一信噪比范围进行训练，得到不同第一信噪比范围对应的 LAMP 参数。例如，可以针对低信噪比范围 (0-10dB)、中信噪比范围 (10-20dB) 和高信噪比范围 (20-30dB) 分别进行训练得到三组 LAMP 参数。这样，接收端可以根据当前的信噪比范围选取相应的 LAMP 参数优化 LAMP 网络进行信道估计。

需要说明的是，在对感知矩阵和 LAMP 网络训练完成后，可以利用训练的感知矩阵和 LAMP 网络对原始信号 H 进行估计，进而得到原来多天线的信道 h 。整个系统导频信息符号发送和信道估计的工作过程如下：

网络设备基于优化的感知矩阵和 N 维 DFT 矩阵用各个发送天线在各个导频资源上的发送导频信息符号；在终端，终端首先利用接收天线在各个导频资源上接收导频信号，基于这些导频信号，利用参数优化后的 LAMP 网络进行信道估计，从而在低导频开销下实现高性能大规模 MIMO 信道估计。其中整个系统的实现架构如图 6 所示。

如图 7 所示，在一实施例中，若 64 天线 MIMO 在只用 32 个导频资源，若采用传统的 APM 方法在不同信噪比下信道估计的性能如 701 所示，若采用本申请的方案在不同信噪比下信道估计的性能如 702 所示，若采用正交导频方法在不同信噪比下信道估计的性能如 703 所示。在图中可以看出，利用本申请的方案进行信道估计，信道估计的精度有明显的提高。

在本申请实施例中，基于双阶段深度学习的导频设计和信道估计，与所有天线单独发送正交导频的方法相比，可以降低导频开销。与以往的压缩感知进行导频开销的方法相比，由于获得适配当前信道最优的线性映射，因此在导频开销相同的情况下，性能得到大幅提升。本申请提出的两阶段深度学习方法和传统的压缩感知 AMP 算法以及正交导频方法，在不同信噪比下信道估计的性能。从图上可以看出，采用本申请的方案，信道估计的精度有明显的提高。因此，本申请实施例提高了信道估计的性能。

请参见图 8，图 8 是本申请实施例提供的一种信道估计方法的流程图，该方法应用于接收端，如图 8 所示，包括以下步骤：

步骤 801，接收在每一导频资源上的导频信号，所述导频信号包括发送端

的每一天线在所述导频资源上对应发送的导频信息符号；

步骤 802，基于学习的近似消息传递 LAMP 网络和所述导频信息符号进行信道估计；

其中，所述导频信息符号根据离散傅里叶变换 DFT 矩阵和感知矩阵确定，所述感知矩阵经过信道信息的训练确定，所述 LAMP 网络用于信道估计的 LAMP 参数基于所述感知矩阵和 AMP 算法的迭代求解过程展开的神经网络训练得到。

可选的，所述导频信息符号根据 $F * W = A$ 确定，其中，A 为所有的导频信息符号组成的观测矩阵 A，W 为感知矩阵，F 为 N 维 DFT 矩阵，N 为所述天线的数量。

可选的，所述方法还包括：

训练所述感知矩阵；其中，训练所述感知矩阵包括以下步骤：

获取接收端根据预设的信道估计算法和近似消息传递 AMP 参数进行信道估计得到的多组实际信道信息；

基于所述信道估计算法、AMP 参数、多组实际信道信息和 DFT 矩阵对预设的神经网络模型进行迭代训练，得到所述感知矩阵。

可选的，对预设的神经网络模型进行迭代训练的步骤，包括：

在第 L 次迭代过程中，根据第 L 次迭代获得的信道估计信息与所述第 L 次迭代对应的第 L 组信道信息，调整所述神经网络模型的变量；其中，所述信道估计信息根据所述信道估计算法和所述 AMP 参数对目标结果进行信道估计获得，所述目标结果为所述神经网络模型的输出与所述 DFT 矩阵和第 L 次迭代对应的第 L 组信道信息相乘的结果，L 为正整数。

可选的，所述基于学习的近似消息传递 LAMP 网络和所述导频信息符号进行信道估计之前，所述方法还包括：

确定所述接收端的信噪比；

将目标信噪比范围对应的 LAMP 参数确定为所述 LAMP 网络用于信道估计 LAMP 参数，所述目标信噪比范围为至少两个第一信噪比范围中与所述信噪比对应的第一信噪比范围。

可选的，所述第一信噪比范围为用于训练得到所述 LAMP 参数的信噪比

范围，且所述第一信噪比范围与所述 LAMP 参数一一对应。

可选的，所述至少两个第一信噪比范围包含于第二信噪比范围内，所述第二信噪比范围为用于经过信道信息训练得到所述感知矩阵的信噪比范围。

可选的，所述天线的数量大于所述导频资源的数量。

需要说明的是，本实施例作为图 2 所示的实施例对应的接收端的实施方式，其具体的实施方式可以参见图 2 所示的实施例相关说明，以及达到相同的有益效果，为了避免重复说明，此处不再赘述。

请参见图 9，图 9 是本申请实施例提供的一种通信设备的结构图，所述通信设备为导频信息符号的发送端，如图 9 所示，发送端 900 包括：

第一确定模块 901，用于根据离散傅里叶变换 DFT 矩阵和感知矩阵，确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号；

发送模块 902，用于针对每一所述天线，在每一所述导频资源上发送对应的导频信息符号；

其中，所述感知矩阵是经过信道信息的训练确定的。

可选的，所述第一确定模块 901 具体用于：根据 $F * W = A$ ，确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号，其中，A 为所有的导频信息符号组成的观测矩阵 A，W 为感知矩阵，F 为 N 维 DFT 矩阵，N 为所述天线的数量。

可选的，在不同天线上发送的导频信息符号不同，且同一天线在不同的导频资源上发送的导频信息符号不同。

可选的，所述天线的数量大于所述导频资源的数量。

本申请实施例提供的发送端能够实现图 2 的方法实施例中发送端实现的各个过程，为避免重复，这里不再赘述。

请参见图 10，图 10 是本申请实施例提供的一种通信设备的结构图，所述通信设备为导频信息符号的接收端，如图 10 所示，接收端 1000 包括：

接收模块 1001，用于接收在每一导频资源上的导频信号，所述导频信号包括发送端的每一天线在所述导频资源上对应发送的导频信息符号；

处理模块 1002，用于基于学习的近似消息传递 LAMP 网络和所述导频信息符号进行信道估计；

其中,所述导频信息符号根据离散傅里叶变换DFT矩阵和感知矩阵确定,所述感知矩阵经过信道信息的训练确定,所述 LAMP 网络用于信道估计的 LAMP 参数基于所述感知矩阵和 AMP 算法的迭代求解过程展开的神经网络训练得到。

可选的,所述导频信息符号根据 $F * W = A$ 确定,其中,A为所有的导频信息符号组成的观测矩阵A,W为感知矩阵,F为N维DFT矩阵,N为所述天线的数量。

可选的,在不同天线上发送的导频信息符号不同,且同一天线在不同的导频资源上发送的导频信息符号不同。

可选的,所述通信设备还包括:

第二确定模块,用于确定所述接收端的信噪比;

第三确定模块,用于将目标信噪比范围对应的 LAMP 参数确定为所述 LAMP 网络用于信道估计 LAMP 参数,所述目标信噪比范围为至少两个第一信噪比范围中与所述信噪比对应的第一信噪比范围。

可选的,所述第一信噪比范围为用于训练得到所述 LAMP 参数的信噪比范围,且所述第一信噪比范围与所述 LAMP 参数一一对应。

可选的,所述至少两个第一信噪比范围包含于第二信噪比范围内,所述第二信噪比范围为用于经过信道信息训练得到所述感知矩阵的信噪比范围。

可选的,所述天线的数量大于所述导频资源的数量。

本申请实施例提供的终端能够实现图 8 的方法实施例中终端实现的各个过程,为避免重复,这里不再赘述。

参见图 11,图 11 是本申请实施例提供的另一种网络设备的结构图,如图 11 所示,该网络设备 1100 包括:处理器 1101、收发机 1102、存储器 1103 和总线接口,其中:

处理器 1101,用于根据离散傅里叶变换 DFT 矩阵和感知矩阵,确定每一天线在每一导频资源上对应的导频信息符号;

收发机 1102,用于针对每一所述天线,在每一所述导频资源上发送对应的导频信息符号;

其中,所述感知矩阵是经过信道信息的训练确定的。

应理解，本实施例中，上述处理器 1101 和收发机 1102 能够实现图 2 的方法实施例中网络设备实现的各个过程，为避免重复，这里不再赘述。

在图 11 中，总线架构可以包括任意数量的互联的总线和桥，具体由处理器 1101 代表的一个或多个处理器和存储器 1103 代表的存储器的各种电路链接在一起。总线架构还可以将诸如外围设备、稳压器和功率管理电路等之类的各种其他电路链接在一起，这些都是本领域所公知的，因此，本文不再对其进行进一步描述。总线接口提供接口。收发机 1102 可以是多个元件，即包括发送机和接收机，提供用于在传输介质上与各种其他装置通信的单元。针对不同的用户设备，用户接口 1104 还可以是能够外接内接需要设备的接口，连接的设备包括但不限于小键盘、显示器、扬声器、麦克风、操纵杆等。

处理器 1101 负责管理总线架构和通常的处理，存储器 1103 可以存储处理器 1101 在执行操作时所使用的数据。

优选的，本申请实施例还提供一种网络设备，包括处理器 1101，存储器 1103，存储在存储器 1103 上并可在所述处理器 1101 上运行的程序或指令，该程序或指令被处理器 1101 执行时实现上述导频信息符号发送方法实施例的各个过程，且能达到相同的技术效果，为避免重复，这里不再赘述。

图 12 为实现本申请各个实施例的一种终端的硬件结构示意图，

该终端 1200 包括但不限于：射频单元 1201、网络模块 1202、音频输出单元 1203、输入单元 1204、传感器 1205、显示单元 1206、用户输入单元 1207、接口单元 1208、存储器 1209、处理器 1210、以及电源 1211 等部件。本领域技术人员可以理解，图 12 中示出的终端结构并不构成对终端的限定，终端可以包括比图示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者不同的部件布置。

射频单元 1201，用于接收在每一导频资源上的导频信号，所述导频信号包括发送端的每一天线在所述导频资源上对应发送的导频信息符号；

处理器 1210，用于基于学习的近似消息传递 LAMP 网络和所述导频信息符号进行信道估计；

其中，所述导频信息符号根据离散傅里叶变换 DFT 矩阵和感知矩阵确定，所述感知矩阵经过信道信息的训练确定，所述 LAMP 网络用于信道估计的 LAMP 参数基于所述感知矩阵和 AMP 算法的迭代求解过程展开的神经网络

训练得到。

应理解，本实施例中，上述处理器 1210 和射频单元 1201 能够实现图 8 的方法实施例中终端实现的各个过程，为避免重复，这里不再赘述。

应理解的是，本申请实施例中，射频单元 1201 可用于收发信息或通话过程中，信号的接收和发送，具体的，将来自基站的下行数据接收后，给处理器 1210 处理；另外，将上行的数据发送给基站。通常，射频单元 1201 包括但不限于天线、至少一个放大器、收发信机、耦合器、低噪声放大器、双工器等。此外，射频单元 1201 还可以通过无线通信系统与网络和其他设备通信。

终端通过网络模块 1202 为用户提供了无线的宽带互联网访问，如帮助用户收发电子邮件、浏览网页和访问流式媒体等。

音频输出单元 1203 可以将射频单元 1201 或网络模块 1202 接收的或者在存储器 1209 中存储的音频数据转换成音频信号并且输出为声音。而且，音频输出单元 1203 还可以提供与终端 1200 执行的特定功能相关的音频输出(例如，呼叫信号接收声音、消息接收声音等等)。音频输出单元 1203 包括扬声器、蜂鸣器以及受话器等。

输入单元 1204 用于接收音频或视频信号。输入单元 1204 可以包括图形处理器 (Graphics Processing Unit, GPU) 12041 和麦克风 12042，图形处理器 12041 对在视频捕获模式或图像捕获模式中由图像捕获装置(如摄像头)获得的静态图片或视频的图像数据进行处理。处理后的图像帧可以显示在显示单元 1206 上。经图形处理器 12041 处理后的图像帧可以存储在存储器 1209 (或其它存储介质) 中或者经由射频单元 1201 或网络模块 1202 进行发送。麦克风 12042 可以接收声音，并且能够将这样的声音处理为音频数据。处理后的音频数据可以在电话通话模式的情况下转换为可经由射频单元 1201 发送到移动通信基站的格式输出。

终端 1200 还包括至少一种传感器 1205，比如光传感器、运动传感器以及其他传感器。具体地，光传感器包括环境光传感器及接近传感器，其中，环境光传感器可根据环境光线的明暗来调节显示面板 12061 的亮度，接近传感器可在终端 1200 移动到耳边时，关闭显示面板 12061 和/或背光。作为运动传感器的一种，加速计传感器可检测各个方向上(一般为三轴)加速度的大小，

静止时可检测出重力的大小及方向,可用于识别终端姿态(比如横竖屏切换、相关游戏、磁力计姿态校准)、振动识别相关功能(比如计步器、敲击)等;传感器 1205 还可以包括指纹传感器、压力传感器、虹膜传感器、分子传感器、陀螺仪、气压计、湿度计、温度计、红外线传感器等,在此不再赘述。

显示单元 1206 用于显示由用户输入的信息或提供给用户的信息。显示单元 1206 可包括显示面板 12061,可以采用液晶显示器(Liquid Crystal Display, LCD)、有机发光二极管(Organic Light-Emitting Diode, OLED)等形式来配置显示面板 12061。

用户输入单元 1207 可用于接收输入的数字或字符信息,以及产生与终端的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。具体地,用户输入单元 1207 包括触控面板 12071 以及其他输入设备 12072。触控面板 12071,也称为触摸屏,可收集用户在其上或附近的触摸操作(比如用户使用手指、触笔等任何适合的物体或附件在触控面板 12071 上或在触控面板 12071 附近的操作)。触控面板 12071 可包括触摸检测装置和触摸控制器两个部分。其中,触摸检测装置检测用户的触摸方位,并检测触摸操作带来的信号,将信号传送给触摸控制器;触摸控制器从触摸检测装置上接收触摸信息,并将它转换成触点坐标,再送给处理器 1210,接收处理器 1210 发来的命令并加以执行。此外,可以采用电阻式、电容式、红外线以及表面声波等多种类型实现触控面板 12071。除了触控面板 12071,用户输入单元 1207 还可以包括其他输入设备 12072。具体地,其他输入设备 12072 可以包括但不限于物理键盘、功能键(比如音量控制按键、开关按键等)、轨迹球、鼠标、操作杆,在此不再赘述。

进一步的,触控面板 12071 可覆盖在显示面板 12061 上,当触控面板 12071 检测到在其上或附近的触摸操作后,传送给处理器 1210 以确定触摸事件的类型,随后处理器 1210 根据触摸事件的类型在显示面板 12061 上提供相应的视觉输出。虽然在图 12 中,触控面板 12071 与显示面板 12061 是作为两个独立的部件来实现终端的输入和输出功能,但是在某些实施例中,可以将触控面板 12071 与显示面板 12061 集成而实现终端的输入和输出功能,具体此处不做限定。

接口单元 1208 为外部装置与终端 1200 连接的接口。例如,外部装置可

以包括有线或无线头戴式耳机端口、外部电源(或电池充电器)端口、有线或无线数据端口、存储卡端口、用于连接具有识别模块的装置的端口、音频输入/输出(I/O)端口、视频 I/O 端口、耳机端口等等。接口单元 1208 可以用于接收来自外部装置的输入(例如,数据信息、电力等等)并且将接收到的输入传输到终端 1200 内的一个或多个元件或者可以用于在终端 1200 和外部装置之间传输数据。

存储器 1209 可用于存储软件程序以及各种数据。存储器 1209 可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序(比如声音播放功能、图像播放功能等)等;存储数据区可存储根据手机的使用所创建的数据(比如音频数据、电话本等)等。此外,存储器 1209 可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他易失性固态存储器件。

处理器 1210 是终端的控制中心,利用各种接口和线路连接整个终端的各个部分,通过运行或执行存储在存储器 1209 内的软件程序和/或模块,以及调用存储在存储器 1209 内的数据,执行终端的各种功能和处理数据,从而对终端进行整体监控。处理器 1210 可包括一个或多个处理单元;优选的,处理器 1210 可集成应用处理器和调制解调处理器,其中,应用处理器主要处理操作系统、用户界面和应用程序等,调制解调处理器主要处理无线通信。可以理解的是,上述调制解调处理器也可以不集成到处理器 1210 中。

终端 1200 还可以包括给各个部件供电的电源 1211(比如电池),优选的,电源 1211 可以通过电源管理系统与处理器 1210 逻辑相连,从而通过电源管理系统实现管理充电、放电、以及功耗管理等功能。

另外,终端 1200 包括一些未示出的功能模块,在此不再赘述。

优选的,本申请实施例还提供一种终端,包括处理器 1210,存储器 1209,存储在存储器 1209 上并可在所述处理器 1210 上运行的程序或指令,该程序或指令被处理器 1210 执行时实现上述信道估计方法实施例的各个过程,且能达到相同的技术效果,为避免重复,这里不再赘述。

本申请实施例还提供一种可读存储介质,可读存储介质上存储有程序或指令,该程序或指令被处理器执行时实现本申请实施例提供的发送端的导航

信息符号发送方法实施例的各个过程，或者该程序或指令被处理器执行时实现本申请实施例提供的接收端的信道估计方法实施例的各个过程，且能达到相同的技术效果，为避免重复，这里不再赘述。

其中，所述处理器为上述实施例中所述的电子设备中的处理器。所述可读存储介质，包括计算机可读存储介质，如只读存储器（Read-Only Memory, ROM）、随机存取存储器（Random Access Memory, RAM）、磁碟或者光盘等。

本申请实施例另提供了一种芯片，所述芯片包括处理器和通信接口，所述通信接口和所述处理器耦合，所述处理器用于运行程序或指令，实现上述导频信息符号发送方法或信道估计方法实施例的各个过程，且能达到相同的技术效果，为避免重复，这里不再赘述。

应理解，本申请实施例提到的芯片还可以称为系统级芯片、系统芯片、芯片系统或片上系统芯片等。需要说明的是，在本文中，术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含，从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者装置不仅包括那些要素，而且还包括没有明确列出的其他要素，或者是还包括为这种过程、方法、物品或者装置所固有的要素。在没有更多限制的情况下，由语句“包括一个……”限定的要素，并不排除在包括该要素的过程、方法、物品或者装置中还存在另外的相同要素。此外，需要指出的是，本申请实施方式中的方法和装置的范围不限按示出或讨论的顺序来执行功能，还可包括根据所涉及的功能按基本同时的方式或按相反的顺序来执行功能，例如，可以按不同于所描述的次序来执行所描述的方法，并且还可以添加、省去、或组合各种步骤。另外，参照某些示例所描述的特征可在其他示例中被组合。

通过以上的实施方式的描述，本领域的技术人员可以清楚地了解到上述实施例方法可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现，当然也可以通过硬件，但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质（如 ROM/RAM、磁碟、光盘）中，包括若干指令用以使得一台终端（可以是手机，计算机，服务器，空调器，或者基站等）执行本申请各个实施例所述的方法。

上面结合附图对本申请的实施例进行了描述，但是本申请并不局限于上述的具体实施方式，上述的具体实施方式仅仅是示意性的，而不是限制性的，本领域的普通技术人员在本申请的启示下，在不脱离本申请宗旨和权利要求所保护的范围情况下，还可做出很多形式，均属于本申请的保护之内。