

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2023 年 3 月 9 日 (09.03.2023)



(10) 国际公布号
WO 2023/028948 A1

(51) 国际专利分类号:
H04L 25/02 (2006.01) **H04B 7/0413** (2017.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2021/116244

(22) 国际申请日: 2021 年 9 月 2 日 (02.09.2021)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(71) 申请人: **OPPO 广东移动通信有限公司 (GUANGDONG OPPO MOBILE TELECOMMUNICATIONS CORP., LTD.)** [CN/CN]; 中国广东省东莞市长安镇乌沙海滨路 18 号, Guangdong 523860 (CN)。

(72) 发明人: **刘文东 (LIU, Wendong)**; 中国广东省东莞市长安镇乌沙海滨路 18 号, Guangdong 523860 (CN)。

(74) 代理人: **北京市铸成律师事务所 (CHANG TSI & PARTNERS)**; 中国北京市西城区北展北街华远企业号A座6/7/8层, Beijing 100044 (CN)。

(81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

(54) **Title:** MODEL PROCESSING METHOD, ELECTRONIC DEVICE, NETWORK DEVICE, AND TERMINAL DEVICE

(54) 发明名称: 模型处理方法、电子设备、网络设备和终端设备

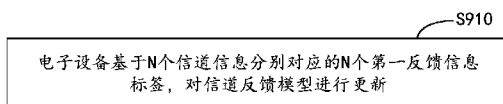


图 9

S910 An electronic device updates a channel feedback model on the basis of N first feedback information tags respectively corresponding to N pieces of channel information

(57) **Abstract:** The present application relates to a model processing method, an electronic device, a network device, a terminal device, a chip, a computer readable storage medium, a computer program product, and a computer program. The method comprises: an electronic device updates a channel feedback model on the basis of N first feedback information tags respectively corresponding to N pieces of channel information, wherein the channel feedback model is used for obtaining corresponding feedback information on the basis of channel information to be fed back, and the N first feedback information tags comprise N pieces of codebook output information obtained by respectively quantifying the N pieces of channel information on the basis of a codebook. By means of embodiments of the present application, CSI feedback has good CSI recovery accuracy, generalization performance and stability.

(57) **摘要:** 本申请涉及一种模型处理方法、电子设备、网络设备、终端设备、芯片、计算机可读存储介质、计算机程序产品和计算机程序。该方法包括: 电子设备基于N个信道信息分别对应的N个第一反馈信息标签, 对信道反馈模型进行更新; 其中, 信道反馈模型用于基于待反馈的信道信息得到对应的反馈信息; N个第一反馈信息标签包括基于码本对N个信道信息分别进行量化得到的N个码本输出信息。利用本申请实施例能够使CSI反馈兼具良好的CSI恢复精度、泛化性和稳定性。

本国际公布：

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

模型处理方法、电子设备、网络设备和终端设备**技术领域**

本申请涉及通信领域，并且更具体地，涉及一种模型处理方法、电子设备、网络设备、终端设备、芯片、计算机可读存储介质、计算机程序产品和计算机程序。

背景技术

新无线（New Radio, NR）系统中，信道状态信息（Channel State Information, CSI）反馈方案通常是采用基于码本的特征向量进行反馈，使得基站获取下行 CSI。由于码本本身无法根据信道环境的实时改变进行调整，因此该方案使得基站获取的码本反馈相比原始的 CSI 存在较大误差。

鉴于人工智能（Artificial Intelligence, AI）技术，尤其是深度学习，在计算机视觉、自然语言处理等方面取得了巨大的成功，通信领域开始尝试利用深度学习来解决传统通信方法难以解决的技术难题。例如在 CSI 反馈方案中，用户可利用 AI 自编码器的编码器网络（Encoder）对 CSI 进行压缩发送，基站侧可利用自编码器的解码器网络（Decoder）对 CSI 进行重构。但是，基于深度学习的 CSI 自编码器的泛化性能和稳定性较差。

发明内容

有鉴于此，本申请实施例提供一种模型处理方法、电子设备、网络设备、终端设备、芯片、计算机可读存储介质、计算机程序产品和计算机程序，可用于通信系统中的 CSI 反馈。

本申请实施例提供一种模型处理方法，包括：

电子设备基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型进行更新；

其中，信道反馈模型用于基于待反馈的信道信息得到对应的反馈信息；N 个第一反馈信息标签包括基于码本对 N 个信道信息分别进行量化得到的 N 个码本输出信息；N 为大于等于 1 的整数。

本申请实施例还提供一种模型处理方法，包括：

网络设备接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中，N 个比特流是终端设备利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理得到的；N 个码本输出信息是终端设备基于码本对 N 个信道信息分别进行量化得到的；

网络设备基于 N 个码本输出信息得到 N 个第一反馈信息标签，并基于 N 个比特流和 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型中的解码器进行更新；

其中，解码器用于基于接收到的来自终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

本申请实施例还提供一种模型处理方法，包括：

终端设备利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理，得到 N 个比特流，并基于码本对 N 个信道信息分别进行量化，得到 N 个码本输出信息；

终端设备向网络设备发送 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中，N 个码本输出信息用于得到 N 个第一反馈信息标签，N 个比特流以及 N 个第一反馈信息标签用于网络设备对信道反馈模型中的解码器进行更新；解码器用于基于终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

本申请实施例还提供一种电子设备，包括：

第一训练模块，用于基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型进行更新；

其中，N 个第一反馈信息标签包括基于码本对 N 个信道信息分别进行量化得到的 N 个码本输出信息；信道反馈模型用于基于待反馈的信道信息得到对应的反馈信息；N 为大于等于 1 的整数。

本申请实施例还提供一种网络设备，包括：

第二通信模块，用于接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中，N 个比特流是终端设备利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理得到的；N 个码本输出信息是终端设备基于码本对 N 个信道信息分别进行量化得到的；

第一处理模块，用于基于 N 个码本输出信息得到 N 个第一反馈信息标签，并基于 N 个比特流和 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型中的解码器进行更新；

其中，解码器用于基于接收到的来自终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

本申请实施例还提供一种终端设备，包括：

第二处理模块，用于利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理，得到 N 个比特流，并基于码本对 N 个信道信息分别进行量化，得到 N 个码本输出信息；

第三通信模块, 用于向网络设备发送 N 个比特流以及 N 个码本输出信息; 其中, N 个码本输出信息用于得到 N 个第一反馈信息标签, N 个比特流以及 N 个第一反馈信息标签用于网络设备对信道反馈模型中的解码器进行更新; 解码器用于基于终端设备的待解码的比特流, 解码得到对应的反馈信息。

本申请实施例还提供一种电子设备, 包括: 处理器和存储器, 存储器用于存储计算机程序, 处理器调用并运行存储器中存储的计算机程序, 执行本申请任一实施例提供的模型处理方法。

本申请实施例还提供一种网络设备, 包括: 处理器和存储器, 存储器用于存储计算机程序, 处理器调用并运行存储器中存储的计算机程序, 执行本申请任一实施例提供的模型处理方法。

本申请实施例还提供一种终端设备, 包括: 处理器和存储器, 存储器用于存储计算机程序, 处理器调用并运行存储器中存储的计算机程序, 执行本申请任一实施例提供的模型处理方法。

本申请实施例还提供一种芯片, 包括: 处理器, 用于从存储器中调用并运行计算机程序, 使得安装有芯片的设备执行本申请任一实施例提供的模型处理方法。

本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质, 用于存储计算机程序, 其中, 计算机程序使得计算机执行本申请任一实施例提供的模型处理方法。

本申请实施例还提供一种计算机程序产品, 包括计算机程序指令, 其中, 计算机程序指令使得计算机执行本申请任一实施例提供的模型处理方法。

本申请实施例还提供一种计算机程序, 计算机程序使得计算机执行本申请任一实施例提供的模型处理方法。

本申请实施例的技术方案利用基于码本和信道信息得到的码本输出信息, 作为反馈信息标签, 以更新信道反馈模型。由于采用了基于标签信息的深度学习训练方式, 因此, 能够使信道反馈模型基于待预测的信道信息准确获得对应的反馈信息。并且, 由于将码本输出引入模型训练环节, 因此, 能够使模型输出具备码本输出的优势, 适用各种通信场景, 兼具良好的 CSI 恢复精度、泛化性和稳定性。

附图说明

图 1 是本申请实施例的通信系统架构的示意图。

图 2 是本申请实施例的一种神经元结构的示意图。

图 3 是本申请实施例的一种神经网络的示意图。

图 4 是本申请实施例的一种卷积神经网络 CNN 的示意图。

图 5 是本申请实施例的一种长短期记忆 LSTM 单元结构的示意图。

图 6 是本申请实施例的基于深度学习的 CSI 反馈方案的示意图。

图 7 是本申请实施例的基于深度学习的信道信息反馈系统的示意图。

图 8 是本申请实施例的迁移学习的示意图。

图 9 是本申请一个实施例提供的模型处理方法的示意性流程图。

图 10 是本申请另一个实施例的信道反馈模型的训练过程示意图。

图 11 是本申请又一个实施例提供的模型处理方法的示意性流程图。

图 12 是本申请又一个实施例的信道反馈模型的预训练过程的示意图。

图 13 是本申请又一个实施例的信道反馈模型的迁移学习过程的示意图。

图 14 是本申请实施例中网络设备和终端设备的第一种指示方式的示意图。

图 15 是本申请实施例中网络设备和终端设备的第二种指示方式的示意图。

图 16 是本申请实施例中网络设备和终端设备的第三种指示方式的示意图。

图 17 是本申请实施例中网络设备和终端设备的第四种指示方式的示意图。

图 18 是本申请实施例中网络设备和终端设备的第五种指示方式的示意图。

图 19 是本申请又一个实施例的信道反馈模型的在线更新过程的示意图。

图 20 是本申请一个实施例的电子设备的示意性结构框图。

图 21 是本申请另一个实施例的电子设备的示意性结构框图。

图 22 是本申请又一个实施例的电子设备的示意性结构框图。

图 23 是本申请又一个实施例的电子设备的示意性结构框图。

图 24 是本申请一个实施例的网络设备的示意性结构框图。

图 25 是本申请一个实施例的终端设备的示意性结构框图。

图 26 是本申请实施例的通信设备示意性框图。

图 27 是本申请实施例的芯片的示意性框图。

图 28 是本申请实施例的通信系统的示意性框图。

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描述。

本申请实施例的技术方案可以应用于各种通信系统，例如：全球移动通讯（Global System of Mobile communication, GSM）系统、码分多址（Code Division Multiple Access, CDMA）系统、宽带码分多址（Wideband Code Division Multiple Access, WCDMA）系统、通用分组无线业务（General Packet Radio Service, GPRS）、长期演进（Long Term Evolution, LTE）系统、先进的长期演进（Advanced long term evolution, LTE-A）系统、新无线（New Radio, NR）系统、NR 系统的演进系统、免授权频谱上的 LTE（LTE-based access to unlicensed spectrum, LTE-U）系统、免授权频谱上的 NR（NR-based access to unlicensed spectrum, NR-U）系统、非地面通信网络（Non-Terrestrial Networks, NTN）系统、通用移动通信系统（Universal Mobile Telecommunication System, UMTS）、无线局域网（Wireless Local Area Networks, WLAN）、无线保真（Wireless Fidelity, WiFi）、第五代通信（5th-Generation, 5G）系统或其他通信系统等。

通常来说，传统的通信系统支持的连接数有限，也易于实现，然而，随着通信技术的发展，移动通信系统将不仅支持传统的通信，还将支持例如，设备到设备（Device to Device, D2D）通信，机器到机器（Machine to Machine, M2M）通信，机器类型通信（Machine Type Communication, MTC），车辆间（Vehicle to Vehicle, V2V）通信，或车联网（Vehicle to everything, V2X）通信等，本申请实施例也可以应用于这些通信系统。

可选地，本申请实施例中的通信系统可以应用于载波聚合（Carrier Aggregation, CA）场景，也可以应用于双连接（Dual Connectivity, DC）场景，还可以应用于独立（Standalone, SA）布网场景。

本申请实施例结合网络设备和终端设备描述了各个实施例，其中，终端设备也可以称为用户设备（User Equipment, UE）、接入终端、用户单元、用户站、移动站、移动台、远方站、远程终端、移动设备、用户终端、终端、无线通信设备、用户代理或用户装置等。

终端设备可以是 WLAN 中的站点（STATION, ST），可以是蜂窝电话、无绳电话、会话启动协议（Session Initiation Protocol, SIP）电话、无线本地环路（Wireless Local Loop, WLL）站、个人数字助理（Personal Digital Assistant, PDA）设备、具有无线通信功能的手持设备、计算设备或连接到无线调制解调器的其它处理设备、车载设备、可穿戴设备、下一代通信系统例如 NR 网络中的终端设备，或者未来演进的公共陆地移动网络（Public Land Mobile Network, PLMN）网络中的终端设备等。

在本申请实施例中，终端设备可以部署在陆地上，包括室内或室外、手持、穿戴或车载；也可以部署在水面上（如轮船等）；还可以部署在空中（例如飞机、气球和卫星上等）。

在本申请实施例中，终端设备可以是手机（Mobile Phone）、平板电脑（Pad）、带无线收发功能的电脑、虚拟现实（Virtual Reality, VR）终端设备、增强现实（Augmented Reality, AR）终端设备、工业控制（industrial control）中的无线终端设备、无人驾驶（self driving）中的无线终端设备、远程医疗（remote medical）中的无线终端设备、智能电网（smart grid）中的无线终端设备、运输安全（transportation safety）中的无线终端设备、智慧城市（smart city）中的无线终端设备或智慧家庭（smart home）中的无线终端设备等。

作为示例而非限定，在本申请实施例中，该终端设备还可以是可穿戴设备。可穿戴设备也可以称为穿戴式智能设备，是应用穿戴式技术对日常穿戴进行智能化设计、开发出可以穿戴的设备的总称，如眼镜、手套、手表、服饰及鞋等。可穿戴设备即直接穿在身上，或是整合到用户的衣服或配件的一种便携式设备。可穿戴设备不仅仅是一种硬件设备，更是通过软件支持以及数据交互、云端交互来实现强大的功能。广义穿戴式智能设备包括功能全、尺寸大、可不依赖智能手机实现完整或者部分的功能，例如：智能手表或智能眼镜等，以及只专注于某一类应用功能，需要和其它设备如智能手机配合使用，如各类进行体征监测的智能手环、智能首饰等。

在本申请实施例中，网络设备可以是用于与移动设备通信的设备，网络设备可以是 WLAN 中的接入点（Access Point, AP），GSM 或 CDMA 中的基站（Base Transceiver Station, BTS），也可以是 WCDMA 中的基站（NodeB, NB），还可以是 LTE 中的演进型基站（Evolutional Node B, eNB 或 eNodeB），或者中继站或接入点，或者车载设备、可穿戴设备以及 NR 网络中的网络设备（gNB）或者未来演进的 PLMN 网络中的网络设备等。

作为示例而非限定，在本申请实施例中，网络设备可以具有移动特性，例如网络设备可以为移动的设备。可选地，网络设备可以为卫星、气球站。例如，卫星可以为低地球轨道（low earth orbit, LEO）卫星、中地球轨道（medium earth orbit, MEO）卫星、地球同步轨道（geostationary earth orbit, GEO）卫星、高椭圆轨道（High Elliptical Orbit, HEO）卫星等。可选地，网络设备还可以为设置在陆地、水域等位置的基站。

在本申请实施例中，网络设备可以为小区提供服务，终端设备通过该小区使用的传输资源（例如，频域资源，或者说，频谱资源）与网络设备进行通信，该小区可以是网络设备（例如基站）对应的小区，小区可以属于宏基站，也可以属于小小区（Small cell）对应的基站，这里的小小区可以包括：城市小区（Metro cell）、微小区（Micro cell）、微微小区（Pico cell）、毫微微小区（Femto cell）等，这些小小区具有覆盖范围小、发射功率低的特点，适用于提供高速率的数据传输服务。

图1示意性地示出了包括一个网络设备1100和两个终端设备1200的无线通信系统1000，可选地，该无线通信系统1000可以包括多个网络设备1100，并且每个网络设备1100的覆盖范围内可以包括其它数量的终端设备，本申请实施例对此不做限定。可选地，图1所示的无线通信系统1000还可以包括移动性管理实体（Mobility Management Entity, MME）、接入与移动性管理功能（Access and Mobility Management Function, AMF）等其他网络实体，本申请实施例对此不作限定。

应理解，本申请实施例中网络/系统中具有通信功能的设备可称为通信设备。以图1示出的通信系统为例，通信设备可包括具有通信功能的网络设备和终端设备，网络设备和终端设备可以为本申请实施例中的具体设备，此处不再赘述；通信设备还可包括通信系统中的其他设备，例如网络控制器、移动管理实体等其他网络实体，本申请实施例中对此不做限定。

应理解，本文中术语“系统”和“网络”在本文中常可互换使用。本文中术语“和/或”用来描述关联对象的关联关系，例如表示前后关联对象可存在三种关系，举例说明，A和/或B，可以表示：单独存在A、同时存在A和B、单独存在B这三种情况。本文中字符“/”一般表示前后关联对象是“或”的关系。

应理解，在本申请的实施例中提到的“指示”可以是直接指示，也可以是间接指示，还可以是表示具有关联关系。举例说明，A指示B，可以表示A直接指示B，例如B可以通过A获取；也可以表示A间接指示B，例如A指示C，B可以通过C获取；还可以表示A和B之间具有关联关系。

在本申请实施例的描述中，术语“对应”可表示两者之间具有直接对应或间接对应的关系，也可以表示两者之间具有关联关系，也可以是指示与被指示、配置与被配置等关系。

为便于理解本申请实施例的技术方案，以下对本申请实施例的相关技术进行说明，以下相关技术作为可选方案与本申请实施例的技术方案可以进行任意结合，其均属于本申请实施例的保护范围。

（一）NR系统中基于码本的CSI反馈方案

在目前的NR系统中，针对CSI反馈方案，通常采用基于码本的特征向量反馈使得基站获取下行CSI。具体地，基站向用户发送下行信道状态信息参考信号（Channel State Information Reference Signal, CSI-RS），用户利用CSI-RS估计得到下行信道的CSI，并对估计得到的下行信道进行特征值分解，得到该下行信道对应的特征向量。进一步地，NR提供类型1（Type 1）和类型2（Type 2）两种码本设计方案。其中Type 1码本用于常规精度的CSI反馈以及单用户多进多出（Single-User Multiple Input Multiple Output, SU-MIMO）和多用户多进多出（Multi-User Multiple Input Multiple Output, MU-MIMO）的传输，Type 2码本用于提升MU-MIMO的传输性能。Type 1和Type 2码本均采用 $W = W_1 W_2$ 的两级码本反馈，其中 W_1 描述信道的宽带和长期特性，用于确定一组包含L个的离散傅里叶变换（Discrete Fourier Transform, DFT）波束； W_2 描述信道的子带、短期特性。特别地，对于Type 1码本， W_2 用于从L个DFT波束中选择一个波束；对于Type 2码本， W_2 用于对 W_1 中的L个DFT波束进行线性合并，以幅度和相位的形式反馈。一般地，Type 2码本利用更高的反馈比特数，获取了更高精度的CSI反馈性能。

（二）神经网络与深度学习

神经网络是一种由多个神经元节点相互连接构成的运算模型。神经元结构如图2所示，其中节点间的连接代表从输入信号到输出信号的加权值，称为权重。例如节点 a_1 、 a_2 、 a_n 与求和节点之间的权重分别是 w_1 、 w_2 、 w_n 。每个节点对不同的输入信号进行加权求和，并通过特定的激活函数f输出。一个简单的神经网络如图3所示，包含输入层、隐藏层和输出层，通过多个神经元的不同连接方式、权重和激活函数，可以产生不同的输出，进而拟合从输入到输出的映射关系。

深度学习采用多隐藏层的深度神经网络，极大提升了网络学习特征的能力，能够拟合从输入到输出的复杂的非线性映射，因而语音和图像处理领域得到广泛的应用。除了深度神经网络，面对不同任务，深度学习还包括卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）、循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）等常用基本结构。

如图4所示，一个CNN的基本结构包括：输入层、多个卷积层、多个池化层、全连接层及输出层。卷积层中卷积核的每个神经元与其输入进行局部连接，并通过引入池化层提取某一层局部的最大值或者平均值特征，有效减少了网络的参数，并挖掘了局部特征，使得卷积神经网络能够快速收敛，获得优异的性能。

RNN是一种对序列数据建模的神经网络，在自然语言处理领域，例如机器翻译、语音识别等应用

领域取得显著成绩。具体表现为，网络对过去时刻的信息进行记忆，并用于当前输出的计算中，即隐藏层之间的节点不再是无连接的而是有连接的，并且隐藏层的输入不仅包括输入层还包括上一时刻隐藏层的输出。常用的 RNN 包括长短期记忆（Long Short-Term Memory, LSTM）和门控循环单元（Gated Recurrent Unit, GRU）等结构。图 5 所示为一个基本的 LSTM 单元结构，不同于传统 RNN 只考虑最近的状态，LSTM 的细胞状态会决定哪些状态应该被留下来，哪些状态应该被遗忘，解决了传统 RNN 在长期记忆上存在的缺陷。

（三）基于深度学习的信道信息反馈方法

鉴于 AI 技术，尤其是深度学习在计算机视觉、自然语言处理等方面取得了巨大的成功，通信领域开始尝试利用深度学习来解决传统通信方法难以解决的技术难题，例如 CSI 反馈。深度学习中常用的神经网络架构是非线性且是数据驱动的，可以对实际信道矩阵数据进行特征提取并在基站侧尽可能还原 UE 端压缩反馈的信道矩阵信息，在保证还原信道信息的同时也为 UE 侧降低 CSI 反馈开销提供了可能性。

如图 6 所示，基于深度学习的 CSI 反馈将信道信息视作待压缩图像（例如尺寸为 28×28 的图像），利用深度学习自编码器对信道信息进行压缩反馈，并在接收端对压缩后的信道图像进行重构，可以更大程度地保留信道信息。

一种典型的信道信息反馈系统如图 7 所示。整个反馈系统分为编码器及解码器部分，分别部署在发送端（UE）与接收端（网络侧）。发送端通过信道估计得到信道信息后，通过编码器的神经网络对信道信息矩阵进行压缩编码，并将压缩后的比特流通过空口反馈链路反馈给接收端，接收端通过解码器根据反馈比特流对信道信息进行恢复，以获得完整的反馈信道信息。图 7 中所示的编码器采用了多层全连接层的叠加，解码器中采用了卷积层与残差结构的设计。在该编解码框架不变的情况下，编码器和解码器内部的网络模型结构可进行灵活设计。

除了上述基于端到端的编码器和解码器在单个 CSI 反馈周期内对 CSI 进行压缩和恢复的方式外，还可以利用多个 CSI 反馈周期的信道时域和频域相关性，采用 LSTM、GRU 等 RNN 类型网络对 CSI 进行压缩和反馈。

（四）迁移学习

迁移学习是机器学习的一个重要分支。其可以利用数据、任务或模型之间的相似性，将在旧领域学习过的模型和知识应用于新的领域。图 8 示出了一个简单的迁移学习过程。以不同的数据集和任务为例，可以将针对数据集 A/任务 A 构建的模型 A 和针对数据集 B/任务 B 构建的 B 通过一些迁移的方式进行融合，然后将迁移融合的模型应用于新的数据集/任务 C，从而完成在数据集/任务 C 上的应用。其中数据集 A 和 B 可以称为迁移学习的源域，数据集 C 可以称为迁移学习的目标域。迁移学习通过在源域上的训练，获取初始模型后，通过样本选择、特征迁移或模型微调等方法，对源域模型进行迁移训练，使得模型在目标域上也适用，进而完成目标域上的任务。

经本申请发明人深入研究发现，一方面，NR 系统中基于码本的 CSI 反馈方法的优点是泛化性能较好，能适应不同的信道场景。但是由于该方案根据预设的码本向量对信道进行量化反馈，码本本身无法根据信道环境的实时改变进行调整，因此该方案使得基站获取的码本反馈相比原始的 CSI 向量存在较大误差，进而 CSI 恢复精度受限。另一方面，基于深度学习的 CSI 反馈考虑在发送端利用 AI 自编码器的编码器网络（Encoder）对 CSI 进行压缩，在接收端利用自编码器的解码器网络（Decoder）对 CSI 进行重构。该方案利用神经网络的非线性拟合能力对 CIS 进行压缩反馈，可以大大提高压缩效率和反馈精度。但是，由于复杂的信道环境可能会发生变化，不同小区的信道也具有不同的潜在特征。而神经网络本身在实际应用中泛化问题导致训练好的网络仅针对与训练数据集的信道数据具有相同特征的测试集适用，而训练数据集常常难以囊括所有的情况，当场景特征发生变化时，训练好的模型就很难继续维持较好的泛化性能。同时，基于深度学习的 CSI 自编码器在用户信道发生变化时，可能会在个别时隙或者个别子带上出现性能较大的衰落，稳定性相比码本反馈方案欠佳。

本申请实施例提供的方案，主要用于解决上述问题中的至少一个。

为了能够更加详尽地了解本发明实施例的特点与技术内容，下面结合附图对本发明实施例的实现进行详细阐述，所附附图仅供参考说明之用，并非用来限定本发明实施例。

图 9 是根据本申请一实施例的模型处理方法的示意性流程图。该方法可选地可以应用于图 1 所示的系统，但并不仅限于此。该方法包括以下内容的至少部分内容。

S910: 电子设备基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型进行更新；

其中，N 个第一反馈信息标签包括基于码本对 N 个信道信息分别进行量化得到的 N 个码本输出信息；信道反馈模型用于基于待反馈的信道信息得到对应的反馈信息；N 为大于等于 1 的整数。

示例性地，电子设备可以包括应用服务器、网络设备例如接入网设备或核心网实体、终端设备等。

可选地,在本申请实施例中,信道反馈模型可以为深度学习模型。深度学习模型的更新可以基于标签和模型的输出信息进行。示例性地,电子设备基于N个信道信息分别对应的N个第一反馈信息标签,对信道反馈模型进行更新,可以包括:电子设备基于N个信道信息分别对应的N个反馈信息以及N个第一反馈信息标签,对信道反馈模型进行更新;其中,N个反馈信息是利用所述信道反馈模型对所述N个信道信息分别进行处理得到的。也就是说,电子设备基于信道信息的第一反馈信息标签和模型针对信道信息输出的反馈信息,对模型进行更新。例如,可以基于第一反馈信息标签和模型输出的反馈信息计算损失函数,基于损失函数对模型进行更新。

示例性地,信道反馈模型可以为基于深度学习的自编码器,其包括编码器和解码器,其中编码器用于得到信道信息的简洁编码,该简洁编码可以是一个比特流,解码器用于基于该简洁编码恢复出信道信息。

在信道反馈模型的应用过程中,编码器可以部署在终端设备,解码器可以部署在网络设备,终端设备基于编码器对待反馈的信道信息进行编码,得到对应的比特流,并向网络设备发送比特流。网络设备基于解码器对该比特流进行解码,得到对应的反馈信息,该反馈信息用于表征信道状态。也就是说,信道反馈模型包括编码器和解码器;编码器用于终端设备基于待反馈的信道信息,编码得到对应的比特流;解码器用于网络设备基于比特流,解码得到对应的反馈信息。

示例性地,在本申请的实施例中,信道信息可以包括信道状态信息CSI。与信道信息对应的反馈信息,可用于指示该信道信息,以反馈信道状态。

需要说明的是,上述N个信道信息,可以是信道反馈模型的训练数据集或者说样本数据集中的信道信息。信道反馈标签为在模型更新之前,为训练数据集中的信道信息标注的反馈信息。

在本申请的实施例中,信道信息对应的第一反馈信息标签包括基于码本对信道信息进行量化得到的码本输出信息,也就是说,可以基于码本对信道信息进行量化,得到码本输出信息例如量化后的码本向量,并将该码本输出信息标注为该信道信息对应的反馈信息。基于标注的反馈信息和模型输出的反馈信息,可以衡量模型性能的好坏,从而更新模型。

可选地,上述对信道反馈模型进行更新的步骤,可以包括:在确定信道反馈模型的网络结构之后,对网络中的参数进行更新。该步骤可以在信道反馈模型的训练过程中实现,训练过程包括但不限于将信道反馈模型训练至收敛的过程、对信道反馈模型进行预训练以得到预训练模型的过程、以该信道反馈模型作为预训练模型并对其迁移学习的过程、模型应用后的在线更新过程等。

可选地,上述码本,可以包括NR中的Type 1码本、Type 2码本或其他更高性能的码本。

本申请实施例的方法中,利用基于码本和信道信息得到的码本输出信息,作为反馈信息标签,以更新信道反馈模型。由于采用了基于标签信息的深度学习训练方式,因此,能够使信道反馈模型基于待预测的信道信息准确获得对应的反馈信息。并且,由于将码本输出引入模型训练环节,因此,能够使模型输出具备码本输出的优势,适用各种通信场景,兼具良好的CSI恢复精度、泛化性和稳定性。也就是说,本申请实施例的方法,在训练CSI压缩反馈性能较好的模型的同时考虑模型的泛化性和稳定性,引入码本作为训练标签,从而结合了深度学习与传统基于码本的CSI反馈方案的优点。

下面提供上述模型处理方法的几种示例性的实现方式。

示例一

本示例中,S910:电子设备基于N个信道信息分别对应的N个第一反馈信息标签,对信道反馈模型进行更新,包括:

电子设备基于N个信道信息,得到N个信道信息分别对应的N个第二反馈信息标签;

电子设备基于N个信道信息分别对应的N个反馈信息、N个第一反馈信息标签以及N个第二反馈信息标签,对信道反馈模型进行更新。其中,N个反馈信息是利用信道反馈模型对N个信道信息分别进行处理后得到的。

可选地,电子设备可以对信道信息进行处理后得到对应的第二反馈信息标签。例如,电子设备基于预定算法对信道信息进行转换,得到第二反馈信息标签。又例如,电子设备基于第一码本对信道信息进行量化得到第一反馈信息标签,基于第二码本对信道信息进行量化得到第二反馈标签。

可选地,电子设备也可以直接将信道信息作为第二反馈信息标签。也就是说,在信道反馈模型的更新过程中,训练数据集中信道信息具有两个反馈信息标签,包括信道信息本身以及对应的码本输出信息。由于将信道信息作为第二反馈信息标签以及将信道信息对应的码本输出信息作为第一反馈信息标签,因此,更新后的模型针对信道信息输出的反馈信息会趋向于具有与信道信息相近的特征以及趋向于具有与码本输出信息相近的特征,从而具备较高CSI恢复精度、稳定性以及泛化性。

可选地,电子设备基于N个信道信息分别对应的N个反馈信息、N个第一反馈信息标签以及N个第二反馈信息标签,对信道反馈模型进行更新,包括:

电子设备利用信道反馈模型对 N 个信道信息中的第 i 个信道信息进行处理, 得到与第 i 个信道信息对应的反馈信息; 其中, i 为小于等于 N 的正整数;

电子设备基于与第 i 个信道信息对应的第一反馈信息标签以及反馈信息, 确定与第 i 个信道信息对应的第一损失函数;

电子设备基于与第 i 个信道信息对应的第二反馈信息标签以及反馈信息, 确定与第 i 个信道信息对应的第二损失函数; 其中, 第一损失函数与第二损失函数用于对信道反馈模型进行更新。

其中, 第 i 个信道信息可以是 N 个信道信息中的任一信道信息或特定的某个信道信息, 或者, 第 i 个信道信息可以代表 N 个信道信息中的每个信道信息, 即对训练数据集中的各个信道信息均执行上述步骤。

可见, 在上述可选方式中, 对于具体的某个信道信息, 先获取模型针对该信道信息输出的反馈信息, 再基于模型的输出以及两个反馈信息标签分别计算损失函数。计算得到的损失函数将用于更新信道反馈模型。

可选地, 上述第一损失函数或第二损失函数, 可以包括均方误差 (Mean Square Error, MSE)、余弦相似度等。具体实施时, 可以基于某个信道信息的两个损失函数计算一个联合损失函数, 再基于联合损失函数对模型进行更新。也可以对多个信道信息进行批量处理, 例如基于多个信道信息所对应的多组损失函数计算一个联合损失函数, 再基于联合损失函数对模型进行更新。

可选地, 第一损失函数与第二损失函数采用相同的计算方式, 例如第一损失函数与第二损失函数要求均为 MSE, 或者均为余弦相似度。

可选地, 基于 N 个信道信息、N 个第一反馈信息标签以及 N 个第二反馈信息标签, 对信道反馈模型进行更新, 还包括:

基于与 X 个信道信息分别对应的 X 个第一损失函数、与 Y 个信道信息分别对应的 Y 个第二损失函数以及预设的权重, 确定第三损失函数; 其中, X 和 Y 均为小于等于 N 的正整数;

基于第三损失函数对信道反馈模型进行更新。

可选地, X 与 Y 可以相等。进一步地, 上述 X 个信道信息与上述 Y 个信道信息可以是相同的, 或者有交集, 或者完全不同。

可选地, 预设的权重可以包括第一损失函数的权重和/或第二损失函数的权重。

以信道反馈模型为自编码器 (记为 CSI 自编码器), 信道信息为一向量 (记为信道向量 h) 为例, 如图 10 所示, 在对 CSI 自编码器进行训练的过程中, CSI 编码器的输入是信道向量 h, 对应有第二反馈信息标签 (主标签), 第二反馈信息标签为信道向量 h 本身, 并且, 本示例中提出, 将对信道向量 h 进行码本量化得到的码本输出信息 h_c 作为第一反馈信息标签 (辅标签), 用于自编码器的训练。

具体的训练过程包括:

步骤 1, 获取训练数据集, 包括 N 个信道向量 h (作为 CSI 自编码器的输入以及第二反馈信息标签) 和对应的码本输出信息 h_c (作为第一反馈信息标签)。其中, 用于得到码本输出信息 h_c 的码本可以采用 NR 中的 Type 1 和 Type 2 码本, 也可以采用更高性能的码本; CSI 自编码器可以采用 DNN, CNN 和 LSTM 等各种形式的神经网络, 这里不做限制。

步骤 2, 设定联合损失函数。联合损失函数的计算方式可参考如下公式:

$$L(h', h, h_c) = L_1(h', h) + \lambda L_2(h', h_c)$$

其中, L 为联合损失函数。 L_1 是用于评估模型输出的反馈信息与第二反馈信息标签 (信道向量 h) 之间的差异的损失函数。 L_2 是用于评估该反馈信息与第一反馈信息标签 (码本输出信息 h_c) 之间的差异的损失函数。其中, 反馈信息为模型对信道向量 h 进行处理后得到的信息, 即模型的输出信息, 反馈信息可以是一个向量 (记为恢复信道向量 h')。损失函数 L_1 和 L_2 可以采用如均值平方差 (MSE)、余弦相似度等损失函数, 这里不做限制。 λ 为对两个损失函数进行加权求和的权重。当 λ 较小时, 第一反馈信息标签对模型指导影响较小, 模型趋向于传统 CSI 自编码器, 以在训练数据集上最大程度恢复当前场景下的信道向量 h 为目标; 当 λ 较大时, 第一反馈信息标签对模型指导影响较大, 模型趋向于兼顾码本的泛化性能。因此, 选择合适的 λ , 能够使得网络同时兼顾恢复精度, 稳定性以及泛化性。

步骤 3, 基于训练数据集以及设定的联合损失函数计算方式, 对模型进行训练, 在一定的训练轮次后得到收敛的信道反馈模型。

在模型训练完成后, 可以将其中的编码器与解码器分别部署在终端和网络侧, 用于 CSI 的在线压缩和反馈。

示例二

本示例中, 如图 11 所示, 模型处理方法包括用于预训练的 S910 以及用于迁移学习的 S920。

S910: 电子设备基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签, 对信道反馈模型进行更新;

其中, N 个信道信息包括 K 个通信场景中的每个通信场景下的至少一个信道信息。

其中, K 为大于等于 1 的整数; N 个第一反馈信息标签包括基于码本对 N 个信道信息分别进行量化得到的 N 个码本输出信息。

S920: 电子设备基于 K 个通信场景中的第 j 个通信场景下的至少一个信道信息, 得到第 j 个通信场景下的至少一个第二反馈信息标签, 并基于第 j 个通信场景下的至少一个信道信息分别对应的至少一个反馈信息以及至少一个第二反馈信息标签, 对信道反馈模型进行迁移学习。

其中, j 为小于等于 K 的正整数; 至少一个反馈信息是利用信道反馈模型对至少一个信道信息分别进行处理后得到的; 迁移学习后的信道反馈模型用于基于第 j 个通信场景下的待反馈的信道信息得到对应的反馈信息。

示例性地, 第 j 个通信场景为待迁移适配的通信场景。可见, 本示例给出的是一种基于码本指导的信道反馈预训练模型获取与迁移方法。首先通过 K 个通信场景下的信道信息和基于码本得到的第一反馈信息标签, 对模型进行更新, 从而获取到泛化能力较好的预训练模型。再基于具体的一个通信场景下的信道信息, 实现在该通信场景下的快速的迁移适配。

可选地, 预训练模型可以是预先配置或者说默认配置好的。示例性地, 网络设备或应用服务器预先配置并存储预训练模型。实际应用中 (例如切换或新增通信场景时、模型部署后在线更新时), 再基于特定通信场景下的信道信息对预训练模型进行迁移学习, 实现快速迁移适配, 无需通过额外的训练获取预训练模型。

可选地, 在本申请的实施例, 通信场景可以是基于通信环境和/或一个或多个通信指标参数确定的场景。例如, K 个通信场景可以是 K 个不同的城市、区域, 也可以是 K 个不同的频段。

可选地, 本示例中, S910: 电子设备基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签, 对信道反馈模型进行更新, 包括:

电子设备基于信道反馈模型对 N 个信道信息中的第 i 个信道信息进行处理, 得到与第 i 个信道信息对应的反馈信息; 其中, i 为小于等于 N 的正整数;

电子设备基于与第 i 个信道信息对应的第一反馈信息标签以及反馈信息, 确定与第 i 个信道信息对应的第一损失函数; 其中, 第一损失函数用于对信道反馈模型进行更新。具体地, 每次更新时, 可以基于单个信道信息对应的第一损失函数进行更新, 也可以基于多个信道信息所对应的多个第一损失函数进行更新。

可选地, 本示例的 S920 中, 电子设备基于第 j 个通信场景下的信道信息, 得到对应的第二反馈信息标签, 可以是电子设备对第 j 个通信场景下的信道信息进行转换后得到对应的第二反馈信息标签, 也可以是将第 j 个通信场景下的信道信息作为对应的第二反馈信息标签。电子设备基于第 j 个通信场景下的信道信息以及第二反馈信息标签, 对信道反馈模型进行迁移学习, 可以是电子设备利用信道反馈模型对第 j 个通信场景下的信道信息进行处理得到反馈信息, 基于反馈信息和第二反馈信息标签计算损失函数, 再基于损失函数对信道反馈模型进行迁移更新。

可选地, 信道反馈模型可以包括 M 个网络层。S920 中, 对信道反馈模型进行迁移学习, 可以包括: 对信道反馈模型中的 L 个网络层的参数进行更新, 其中, M 为大于等于 1 的整数, L 为小于等于 M 的整数。

也就是说, 在迁移学习过程中, 将信道信息本身作为反馈信息标签, 基于该标签可以对模型的全部网络层的参数进行更新, 也可以仅对其中部分网络层的参数进行更新, 从而可以根据实际需求, 兼顾模型的迁移学习速度以及 CSI 恢复精度。

可选地, L 个网络层为 M 个网络层中的最后的 L 个网络层。具体地, 可以是模型中解码器的最后 L 个网络层。考虑到预训练模型解码器的前置层提取的是通用特征, 后置层提取的是高阶特征, 因此在迁移过程中, 可以考虑只对后置层进行迁移, 而固定前置层的参数不变, 进而加快模型的迁移训练速度。

下面给出具体的实现过程:

首先, 本示例给出用于获取 CSI 自编码器预训练模型的训练数据集构建方法。本示例考虑 K 个通信场景, 分别标号 $1 \leq k \leq K$ 。对于第 k 个通信场景的数据集, 包含 N_k 个样本。其中含第一反馈信息标签 (辅标签, 即码本输出信息) 的样本有 N_k^1 个, 不含第一反馈信息标签的样本有 N_k^2 个, 使得 $N_k = N_k^1 + N_k^2$ 。预训练模型所使用的训练数据集, 为联合数据集, 是基于所有 K 个通信场景中含第一反馈信息标签的数据集得到的, 该数据集大小 N^1 参考如下公式:

$$N^1 = \sum_{k=1}^K N_k^1$$

在该含第一反馈信息标签的联合数据集上, 考虑到码本对于各类场景都是适用的, 因此拟合码本输

出的网络会具有较好的泛化性，适合作为待迁移的预训练模型。因此，CSI 自编码器预训练模型的获取方法可参考图 12 实现。

如图 12 所示，信道信息为一向量，即信道向量 h ，本身只作为模型的输入，并不作为标签参与训练。信道向量 h 的标签为第一反馈信息标签，具体为码本输出信息 h_c 。利用模型对信道向量 h 进行处理后得到反馈信息，反馈信息可以是一个向量（记为恢复信道向量 h' ）。基于标签和模型输出的恢复信道向量 h' 计算损失函数，并根据损失函数更新模型，更新后的模型为预训练模型，从而使得预训练模型能够拟合从信道向量 h 到码本输出信息 h_c 的映射，而该映射方法在整个 K 类通信场景上都是适用的，是 CSI 压缩恢复中的具有泛化性的通用特征，而不去拟合信道向量 h 恢复中具有场景特性的特征。可选地，训练过程中的损失函数可以采用 MSE，余弦相似度等评价指标。编码器和解码器也可以采用 DNN，CNN 和 LSTM 等结构，本示例不做限制。

获取预训练模型后，在不同的场景下，可以实现更快的迁移，在较少的训练时长和计算成本下实现适配。具体地，针对第 k 类场景，不含第一反馈信息标签的样本组有 N_k^2 条样本实现模型的微调。

以一个包含 M 层的 DNN 或 CNN 解码器为例，如图 13 所示，考虑到预训练模型解码器的前置层提取的是通用特征，后置层提取的是高阶特征，因此在迁移过程中，可以考虑只对解码器的后置层进行迁移，而固定前置层的参数不变，进而加快模型的迁移训练速度。图 13 中给出了只对解码器最后一层（全连接层或卷积层进行迁移）的示意，但是本申请实施例不仅限于只对解码器最后一层进行迁移的实施方案，还可以对其他数量的网络层进行迁移训练。

示例三

当在线部署过程中，网络可能无法适配信道的快速变化，因此需要对模型进行一些在线的更新。对于 CSI 自编码器的在线更新，考虑到编码器部署在终端侧，而解码器部署在网络侧，而终端侧根据 CSI-RS 估计到的变化的信道状态信息在网络侧是未知的，因此无法在网络侧实现含有信道向量标签的迁移学习；同时，考虑到终端侧的有限算力，仍然希望将模型的在线更新放在网络侧实现，因此本示例提出基于码本指导的 CSI 解码器在线更新方案。

具体地，在本示例中，对信道反馈模型进行更新的电子设备为网络设备。在前述步骤 S910 之前，模型处理方法还包括：

网络设备接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中， N 个比特流是终端设备利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理得到的；

相应地，S910 中，电子设备基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型进行更新，包括：

网络设备基于 N 个码本输出信息得到 N 个第一反馈信息标签，并基于 N 个比特流和 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型中的解码器进行更新。

示例性地，网络设备可以基于信道反馈模型针对 N 个比特流分别输出的反馈信息和 N 个第一反馈信息标签对信道反馈模型中的解码器进行更新。实际应用中，可以基于反馈信息和第一反馈信息标签计算损失函数，基于损失函数对解码器进行更新。

也就是说，本示例给出一种由网络设备执行的模型处理方法，其主要包括对信道反馈模型中的解码器进行更新，包括：

网络设备接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中， N 个比特流是终端设备利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理得到的； N 个码本输出信息是终端设备基于码本对 N 个信道信息分别进行量化得到的；

网络设备基于 N 个码本输出信息得到 N 个第一反馈信息标签，并基于 N 个比特流和 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型中的解码器进行更新；其中，解码器用于基于接收到的来自终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

相应地，本示例给出一种由终端设备执行的模型处理方法，其主要包括将信道信息对应的码本输出信息和编码比特流发送至网络，以使网络更新解码器。具体地，该方法包括：

终端设备利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理，得到 N 个比特流，并基于码本对 N 个信道信息分别进行量化，得到 N 个码本输出信息；

终端设备向网络设备发送 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中， N 个码本输出信息用于得到 N 个第一反馈信息标签， N 个比特流以及 N 个第一反馈信息标签用于网络设备对信道反馈模型中的解码器进行更新；解码器用于基于终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

示例性地，可以由网络设备或终端设备监测信道环境变化情况，以确定是否需要模型更新。也可以是网络设备或终端设备基于特定的指令例如用户输入的指令触发模型进行更新。可选地，当需要进行模型更新时，触发更新的一方发送指示信息，以通知另一方进行模型更新。具体地，对于网络

设备而言,网络设备接收来自终端设备的与N个信道信息分别对应的N个比特流以及N个码本输出信息,包括:

在向终端设备发送第一指示信息和/或接收到来自终端设备的第二指示信息的情况下,网络设备接收来自终端设备的与N个信道信息分别对应的N个比特流以及N个码本输出信息。

5 相应地,对于终端设备而言,终端设备向网络设备发送N个比特流以及N个码本输出信息,包括:

在接收到来自网络设备的第一指示信息和/或向网络设备发送第二指示信息的情况下,终端设备向网络设备发送N个比特流以及N个码本输出信息。

10 在一些应用场景下,可以在网络设备向终端设备发送第一指示信息或终端设备向网络设备发送第二指示信息之后,进行比特流和码本输出信息的传输。在另一些应用场景下,网络设备和终端设备可以互发指示信息,双方确认启动模型的更新,再传输比特流和码本输出信息。例如,如图14所示,网络设备向终端设备发送第一指示信息,终端设备响应于第一指示信息,向网络设备发送第二指示信息,再进行比特流和码本输出信息的传输。可以理解,也可以是终端设备向网络设备发送第二指示信息,网络设备响应于第二指示信息,向终端设备发送第一指示信息,再进行比特流和码本输出信息的传输。

15 作为示例,本申请实施例中的各种指示信息,可以是下行控制信息(Downlink Control Information, DCI)或上行控制信息(Uplink Control Information, UCI),也可以是AI功能专用的指示信息。例如,第一指示信息可以是DCI。第二指示信息可以是UCI。又如,第一指示信息和/或第二指示信息可以是AI专用的指示信息。

20 本申请实施例中,第一指示信息和/或第二指示信息用于指示对信道反馈模型进行更新。示例性地,第一指示信息和/或第二指示信息可以包括模型更新指示。

可选地,终端设备可以自主决定上报的比特流、码本输出信息的数量N。或者,终端设备可以根据网络的配置,上报指定数量或指定参数的信道信息所对应的比特流、码本输出信息。

可选地,第一指示信息还用于指示训练数据集参数;训练数据集参数用于确定N。这里,由于训练数据集用于模型在线更新,数据量相对较小,因此,也可以称为小样本数据集。

25 也就是说,网络设备可以在第一指示信息中承载模型更新指示和小样本数据集参数指示。如图15所示,网络侧向终端侧发送承载模型更新指示和小样本数据集参数指示的第一指示信息后,终端侧进行码本计算得到码本输出信息,由于该码本输出信息用作反馈信息标签,因此,码本输出信息可以记为码本标签。终端侧向网络侧反馈码本标签,网络侧基于码本标签和对应的比特流进行解码器的迁移训练。

30 可选地,可以在终端设备向网络设备发送第二指示信息以触发模型在线更新之后,网络设备再向终端设备发送第三指示信息,以指示训练数据集参数。即方法还包括:

网络设备向终端设备发送第三指示信息,和/或,终端设备接收来自网络设备的第三指示信息。其中,第三指示信息用于指示训练数据集参数;训练数据集参数用于确定N。

35 如图16所示,终端侧监测信道环境变化情况,当需要进行模型更新时,向网络侧发送模型更新指示。网络侧在接收到模型更新指示后,向终端侧发送小样本数据集参数指示。终端侧基于该指示确定小样本数据集中的数据量,并基于该数据量进行码本计算,向网络侧反馈码本标签,网络侧基于码本标签和对应的比特流进行解码器的迁移训练。

示例性地,训练数据集参数包括时隙数量T和/或频带数量P。上述方法还包括:终端设备基于训练数据集参数确定基于T个时隙上和/或P个频带上的N个信道信息向网络设备发送N个码本输出信息和N个比特流。

40 例如,可以预先配置或默认终端设备在每个时隙上需要上报多少个频带上的信道相关信息,在需要进行模型更新时,网络设备向终端设备指示时隙数量T,则终端设备可以基于T确定出需要上报的信息的数量。又例如,可以预先配置或默认终端设备需要上报多少个时隙上的信道相关信息,在需要进行模型更新时,网络设备向终端设备指示频带数量P,则终端设备可以基于P确定出需要上报的信息的数量。又例如,网络设备向终端设备指示时隙数量T和频带数量P,终端设备可以确定需要上报T个时隙上的P个频带的共 $T \times P$ 组相关信息。

45 可选地,网络设备无需指示训练数据集参数。终端设备可以周期性上报,每次上报一个或多个信道信息所对应的比特流、码本输出信息。即网络设备接收来自终端设备的与N个信道信息分别对应的N个比特流以及N个码本输出信息,包括:网络设备周期性地接收来自终端设备的与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。终端设备向网络设备发送N个比特流以及N个码本输出信息,包括:终端设备周期性地向网络设备发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

50 可选地,可以由网络设备发送指示信息,以关闭码本上报。具体地,模型更新方法还包括:网络设备向终端设备发送第四指示信息,和/或,在接收到来自网络设备的第四指示信息的情况下,终端设

备停止发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。其中，第四指示信息用于指示终端设备停止发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息，即第四指示信息为关闭码本上报指示。

如图 17 所示，可以由网络侧监测是否需要更新，在网络侧发送模型更新指示后，终端侧周期性进行码本标签反馈，直至网络侧发送关闭码本上报指示。如图 18 所示，可以由终端侧监测是否需要更新，在终端侧发送模型更新指示后，终端侧周期性进行码本标签反馈，直至网络侧发送关闭码本上报指示。

具体的模型更新方式可以参考以下具体的应用过程示例，包括：

步骤 1，网络或终端监测信道环境变化情况，当需要进行模型更新时，网络向终端通过 DCI 下发模型更新指示，或者终端向网络通过 UCI 上报模型更新指示。

步骤 2，终端向网络反馈经 CSI 自编码器中的编码器压缩后的比特流 b ，同时，上报对应的码本量化反馈，网络侧根据该码本量化反馈恢复出码本输出信息 h_c 。该上报过程可以包括 T 个时隙和 P 个频带内的信道信息所对应的比特流 b 、码本输出信息 h_c ，构成待迁移训练所需的小样本数据集。该小样本数据集参数，如 T 和/或 P ，可由网络通过 DCI 直接配置，或者由终端采用持续周期性的上报模式。

步骤 3，网络侧基于小样本数据集对解码器进行迁移训练，如图 19 所示：

该迁移训练中，只对解码器进行更新，而保持终端侧的编码器不变，因此可以将编码器反馈的比特流 b 作为输入，比特流 b 对应有一个反馈信息标签（第一反馈信息标签），该标签为码本输出信息 h_c 。解码器对比特流 b 进行处理后得到反馈信息，该反馈信息可以是向量，记为恢复信道向量 h' 。更新过程可以包括，基于标签（码本输出信息 h_c ）和解码器输出的恢复信道向量 h' 确定损失函数，再基于该损失函数更新解码器中的网络层参数。损失函数可以采用 MSE、余弦相似度等评价指标，解码器也可以采用 DNN, CNN 和 LSTM 等不同的神经网络，本申请实施例不做限制。

步骤 4，若终端采用持续周期性上报的模式，则当迁移训练结束后，网络侧可向终端发送关闭码本上报指示，进入正常的工作状态。

以上通过多个实施例从不同角度描述了本申请实施例的具体设置和实现方式。利用上述至少一个实施例，可以采用基于码本和信道信息得到的码本输出信息，作为反馈信息标签，以更新信道反馈模型。由于采用了基于标签信息的深度学习训练方式，因此，能够使信道反馈模型基于待预测的信道信息准确获得对应的反馈信息。并且，由于将码本输出引入模型训练环节，因此，能够使模型输出具备码本输出的优势，适用各种通信场景，兼具良好的 CSI 恢复精度、泛化性和稳定性。

与上述至少一个实施例的处理方法相对地，本申请实施例还提供一种电子设备 100，参考图 20，其包括：

第一训练模块 110，用于基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型进行更新；

其中， N 个第一反馈信息标签包括基于码本对 N 个信道信息分别进行量化得到的 N 个码本输出信息；信道反馈模型用于基于待反馈的信道信息得到对应的反馈信息； N 为大于等于 1 的整数。

可选地，信道反馈模型包括编码器和解码器；

编码器用于终端设备基于待反馈的信道信息，编码得到对应的比特流；

解码器用于网络设备基于比特流，解码得到对应的反馈信息。

可选地，如图 21 所示，第一训练模块 110 包括：

标签设置单元 111，用于基于 N 个信道信息，得到 N 个信道信息分别对应的 N 个第二反馈信息标签；

模型更新单元 112，用于基于 N 个信道信息分别对应的 N 个反馈信息、 N 个第一反馈信息标签以及 N 个第二反馈信息标签，对信道反馈模型进行更新；其中，所述 N 个反馈信息是利用所述信道反馈模型对所述 N 个信道信息分别进行处理后得到的。

可选地，模型更新单元 111 具体用于：

利用信道反馈模型对 N 个信道信息中的第 i 个信道信息进行处理，得到与第 i 个信道信息对应的反馈信息；其中， i 为小于等于 N 的正整数；

基于与第 i 个信道信息对应的第一反馈信息标签以及反馈信息，确定与第 i 个信道信息对应的第一损失函数；

基于与第 i 个信道信息对应的第二反馈信息标签以及反馈信息，确定与第 i 个信道信息对应的第二损失函数；其中，第一损失函数与第二损失函数用于对信道反馈模型进行更新。

可选地，模型更新单元 111 还用于：

基于与 X 个信道信息分别对应的 X 个第一损失函数、与 Y 个信道信息分别对应的 Y 个第二损失函数以及预设的权重，确定第三损失函数；其中， X 和 Y 均为小于等于 N 的正整数；

基于第三损失函数对信道反馈模型进行更新。

可选地, N 个信道信息包括 K 个通信场景中的每个通信场景下的至少一个信道信息, K 为大于等于 1 的整数;

如图 22 所示, 电子设备还包括第二训练模块 120, 用于:

基于 K 个通信场景中的第 j 个通信场景下的至少一个信道信息, 得到第 j 个通信场景下的至少一个第二反馈信息标签; j 为小于等于 K 的正整数;

基于第 j 个通信场景下的至少一个信道信息分别对应的至少一个反馈信息以及至少一个第二反馈信息标签, 对信道反馈模型进行迁移学习, 其中, 所述至少一个反馈信息是利用所述信道反馈模型对所述至少一个信道信息分别进行处理后得到的; 迁移学习后的信道反馈模型用于基于第 j 个通信场景下的待反馈的信道信息得到对应的反馈信息。

可选地, 信道反馈模型包括 M 个网络层;

第二训练模块 120 具体用于: 对信道反馈模型中的 L 个网络层的参数进行更新, 其中, M 为大于等于 1 的整数, L 为小于等于 M 的整数。

可选地, L 个网络层为 M 个网络层中的最后的 L 个网络层。

可选地, 如图 23 所示, 电子设备 100 为网络设备, 网络设备还包括:

第一通信模块 130, 用于接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息; 其中, N 个比特流是终端设备利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理得到的;

相应地, 第一训练模块 110 具体用于:

基于 N 个码本输出信息得到 N 个第一反馈信息标签, 并基于 N 个比特流和 N 个第一反馈信息标签, 对信道反馈模型中的解码器进行更新。

本申请实施例的电子设备 100 能够实现前述的方法实施例中的电子设备的对应功能, 该电子设备 100 中的各个模块(子模块、单元或组件等)对应的流程、功能、实现方式以及有益效果, 可参见上述方法实施例中的对应描述, 此处不进行赘述。需要说明, 关于本申请实施例的电子设备 100 中的各个模块(子模块、单元或组件等)所描述的功能, 可以由不同的模块(子模块、单元或组件等)实现, 也可以由同一个模块(子模块、单元或组件等)实现, 举例来说, 第一发送模块与第二发送模块可以是不同的模块, 也可以是同一个模块, 均能够实现其在本申请实施例中的相应功能。此外, 本申请实施例中的通信模块, 可通过设备的收发机实现, 其余各模块中的部分或全部可通过设备的处理器实现。

图 24 是根据本申请一实施例的网络设备 200 的示意性框图。该网络设备 200 可以包括:

第二通信模块 210, 用于接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息; 其中, N 个比特流是终端设备利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理得到的; N 个码本输出信息是终端设备基于码本对 N 个信道信息分别进行量化得到的;

第一处理模块 220, 用于基于 N 个码本输出信息得到 N 个第一反馈信息标签, 并基于 N 个比特流和 N 个第一反馈信息标签, 对信道反馈模型中的解码器进行更新;

其中, 解码器用于基于接收到的来自终端设备的待解码的比特流, 解码得到对应的反馈信息。

可选地, 第二通信模块 210 具体用于:

在向终端设备发送第一指示信息和/或接收到来自终端设备的第二指示信息的情况下, 接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息; 其中, 第一指示信息和/或第二指示信息用于指示对信道反馈模型进行更新。

可选地, 第一指示信息还用于指示训练数据集参数; 训练数据集参数用于确定 N。

可选地, 第二通信模块 210 还用于:

向终端设备发送第三指示信息, 其中, 第三指示信息用于指示训练数据集参数; 训练数据集参数用于确定 N。

可选地, 训练数据集参数包括时隙数量 T 和/或频带数量 P。

可选地, 第二通信模块 210 具体用于:

周期性地接收来自终端设备的与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

可选地, 第二通信模块 210 还用于:

向终端设备发送第四指示信息, 其中, 第四指示信息用于指示终端设备停止发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

本申请实施例的网络设备 200 能够实现前述的方法实施例中的网络设备的对应功能。该网络设备 200 中的各个模块(子模块、单元或组件等)对应的流程、功能、实现方式以及有益效果, 可参见上述方法实施例中的对应描述, 在此不再赘述。需要说明, 关于申请实施例的网络设备 200 中的各个模块(子模块、单元或组件等)所描述的功能, 可以由不同的模块(子模块、单元或组件等)实现, 也可以

由同一个模块（子模块、单元或组件等）实现，举例来说，第一发送模块与第二发送模块可以是不同的模块，也可以是同一个模块，均能够实现其在本申请实施例中的相应功能。此外，本申请实施例中的通信模块，可通过设备的收发机实现，其余各模块中的部分或全部可通过设备的处理器实现。

图 25 是根据本申请一实施例的终端设备 300 的示意性框图。该终端设备 300 可以包括：

第二处理模块 310，用于利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理，得到 N 个比特流，并基于码本对 N 个信道信息分别进行量化，得到 N 个码本输出信息；

第三通信模块 320，用于向网络设备发送 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中，N 个码本输出信息用于得到 N 个第一反馈信息标签，N 个比特流以及 N 个第一反馈信息标签用于网络设备对信道反馈模型中的解码器进行更新；解码器用于基于终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

可选地，第三通信模块 320 具体用于：在接收到来自网络设备的第一指示信息和/或向网络设备发送第二指示信息的情况下，终端设备向网络设备发送 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中，第一指示信息和/或第二指示信息用于指示对信道反馈模型进行更新。

可选地，第一指示信息还用于指示训练数据集参数；训练数据集参数用于确定 N。

可选地，第三通信模块 320 还用于：接收来自网络设备的第三指示信息，其中，第三指示信息用于指示训练数据集参数；训练数据集参数用于确定 N。

可选地，第二处理模块 310 还用于：基于训练数据集参数确定基于 T 个时隙上和/或 P 个频带上的 N 个信道信息向网络设备发送 N 个码本输出信息和 N 个比特流。

可选地，第三通信模块 320 具体用于：周期性地向网络设备发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

可选地，第三通信模块 320 还用于：在接收到来自网络设备的第四指示信息的情况下，停止发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

本申请实施例的终端设备 300 能够实现前述的方法实施例中的终端设备的对应功能。该终端设备 300 中的各个模块（子模块、单元或组件等）对应的流程、功能、实现方式以及有益效果，可参见上述方法实施例中的对应描述，在此不再赘述。需要说明，关于申请实施例的终端设备 300 中的各个模块（子模块、单元或组件等）所描述的功能，可以由不同的模块（子模块、单元或组件等）实现，也可以由同一个模块（子模块、单元或组件等）实现，举例来说，第一发送模块与第二发送模块可以是不同的模块，也可以是同一个模块，均能够实现其在本申请实施例中的相应功能。此外，本申请实施例中的通信模块，可通过设备的收发机实现，其余各模块中的部分或全部可通过设备的处理器实现。

图 26 是根据本申请实施例的通信设备 600 示意性结构图，其中通信设备 600 包括处理器 610，处理器 610 可以从存储器中调用并运行计算机程序，以实现本申请实施例中的方法。

可选地，通信设备 600 还可以包括存储器 620。其中，处理器 610 可以从存储器 620 中调用并运行计算机程序，以实现本申请实施例中的方法。

其中，存储器 620 可以是独立于处理器 610 的一个单独的器件，也可以集成在处理器 610 中。

可选地，通信设备 600 还可以包括收发器 630，处理器 610 可以控制该收发器 630 与其他设备进行通信，具体地，可以向其他设备发送信息或数据，或接收其他设备发送的信息或数据。

其中，收发器 630 可以包括发射机和接收机。收发器 630 还可以进一步包括天线，天线的数量可以是一个或多个。

可选地，该通信设备 600 可为本申请实施例的电子设备，并且该通信设备 600 可以实现本申请实施例的各个方法中由电子设备实现的相应流程，为了简洁，在此不再赘述。

可选地，该通信设备 600 可为本申请实施例的网络设备，并且该通信设备 600 可以实现本申请实施例的各个方法中由网络设备实现的相应流程，为了简洁，在此不再赘述。

可选地，该通信设备 600 可为本申请实施例的终端设备，并且该通信设备 600 可以实现本申请实施例的各个方法中由终端设备实现的相应流程，为了简洁，在此不再赘述。

图 27 是根据本申请实施例的芯片 700 的示意性结构图，其中芯片 700 包括处理器 710，处理器 710 可以从存储器中调用并运行计算机程序，以实现本申请实施例中的方法。

可选地，芯片 700 还可以包括存储器 720。其中，处理器 710 可以从存储器 720 中调用并运行计算机程序，以实现本申请实施例中的方法。

其中，存储器 720 可以是独立于处理器 710 的一个单独的器件，也可以集成在处理器 710 中。

可选地，该芯片 700 还可以包括输入接口 730。其中，处理器 710 可以控制该输入接口 730 与其他设备或芯片进行通信，具体地，可以获取其他设备或芯片发送的信息或数据。

可选地，该芯片 700 还可以包括输出接口 740。其中，处理器 710 可以控制该输出接口 740 与其他

设备或芯片进行通信，具体地，可以向其他设备或芯片输出信息或数据。

可选地，该芯片可应用于本申请实施例中的电子设备，并且该芯片可以实现本申请实施例的各个方法中由电子设备实现的相应流程，为了简洁，在此不再赘述。

5 可选地，该芯片可应用于本申请实施例中的网络设备，并且该芯片可以实现本申请实施例的各个方法中由网络设备实现的相应流程，为了简洁，在此不再赘述。

可选地，该芯片可应用于本申请实施例中的终端设备，并且该芯片可以实现本申请实施例的各个方法中由终端设备实现的相应流程，为了简洁，在此不再赘述。

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。

10 上述提及的处理器可以是通用处理器、数字信号处理器（digital signal processor, DSP）、现成可编程门阵列（field programmable gate array, FPGA）、专用集成电路（application specific integrated circuit, ASIC）或者其他可编程逻辑器件、晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。其中，上述提到的通用处理器可以是微处理器或者也可以是任何常规的处理器等。

15 上述提及的存储器可以是易失性存储器或非易失性存储器，或可包括易失性和非易失性存储器两者。其中，非易失性存储器可以是只读存储器（read-only memory, ROM）、可编程只读存储器（programmable ROM, PROM）、可擦除可编程只读存储器（erasable PROM, EPROM）、电可擦除可编程只读存储器（electrically EPROM, EEPROM）或闪存。易失性存储器可以是随机存取存储器（random access memory, RAM）。

20 应理解，上述存储器为示例性但不是限制性说明，例如，本申请实施例中的存储器还可以是静态随机存取存储器（static RAM, SRAM）、动态随机存取存储器（dynamic RAM, DRAM）、同步动态随机存取存储器（synchronous DRAM, SDRAM）、双倍数据速率同步动态随机存取存储器（double data rate SDRAM, DDR SDRAM）、增强型同步动态随机存取存储器（enhanced SDRAM, ESDRAM）、同步连接动态随机存取存储器（synch link DRAM, SLDRAM）以及直接内存总线随机存取存储器（Direct Rambus RAM, DRAM）等等。也就是说，本申请实施例中的存储器旨在包括但不限于这些和任意其它适合类型的存储器。

25 图 28 是根据本申请实施例的通信系统 800 的示意性框图，该通信系统 800 包括终端设备 810 和网络设备 820。

30 终端设备 810 用于利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理，得到 N 个比特流，并基于码本对 N 个信道信息分别进行量化，得到 N 个码本输出信息；以及，向网络设备发送 N 个比特流以及 N 个码本输出信息。网络设备 820 用于接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；基于 N 个码本输出信息得到 N 个第一反馈信息标签，并基于 N 个比特流和 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型中的解码器进行更新。其中，解码器用于基于终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

35 其中，该终端设备 810 可以用于实现本申请各个实施例的方法中由终端设备实现的相应的功能，以及该网络设备 820 可以用于实现本申请各个实施例的方法中由网络设备实现的相应的功能。为了简洁，在此不再赘述。

40 在上述实施例中，可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。当使用软件实现时，可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。该计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载和执行该计算机指令时，全部或部分地产生按照本申请实施例的流程或功能。该计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。该计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中，或者从一个计算机可读存储介质向另一个计算机可读存储介质传输，例如该计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线（例如同轴电缆、光纤、数字用户线（Digital Subscriber Line, DSL））或无线（例如红外、无线、微波等）方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输。该计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。该可用介质可以是磁性介质，（例如，软盘、45 硬盘、磁带）、光介质（例如，DVD）、或者半导体介质（例如固态硬盘 Solid State Disk (SSD)）等。

应理解，在本申请的各种实施例中，上述各过程的序号的大小并不意味着执行顺序的先后，各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定，而不对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

所属技术领域的技术人员可以清楚地了解到，为描述的方便和简洁，上述描述的系统、装置和单元的具体工作过程，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

50 以上仅为本申请的具体实施方式，但本申请的保护范围并不局限于此，任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内，可轻易想到变化或替换，都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此，本申请的保护范围应以该权利要求的保护范围为准。

权 利 要 求

1. 一种模型处理方法, 包括:

电子设备基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签, 对信道反馈模型进行更新;

其中, 所述 N 个第一反馈信息标签包括基于码本对所述 N 个信道信息分别进行量化得到的 N 个码本输出信息; 所述信道反馈模型用于基于待反馈的信道信息得到对应的反馈信息; N 为大于等于 1 的整数。

2. 根据权利要求 1 所述的方法, 其中, 所述信道反馈模型包括编码器和解码器;

所述编码器用于终端设备基于所述待反馈的信道信息, 编码得到对应的比特流;

所述解码器用于网络设备基于所述比特流, 解码得到对应的反馈信息。

3. 根据权利要求 1 或 2 所述的方法, 其中, 所述电子设备基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签, 对信道反馈模型进行更新, 包括:

所述电子设备基于所述 N 个信道信息, 得到所述 N 个信道信息分别对应的 N 个第二反馈信息标签;

所述电子设备基于所述 N 个信道信息分别对应的 N 个反馈信息、所述 N 个第一反馈信息标签以及所述 N 个第二反馈信息标签, 对所述信道反馈模型进行更新; 其中, 所述 N 个反馈信息是利用所述信道反馈模型对所述 N 个信道信息分别进行处理后得到的。

4. 根据权利要求 3 所述的方法, 其中, 所述电子设备基于所述 N 个信道信息分别对应的 N 个反馈信息、所述 N 个第一反馈信息标签以及所述 N 个第二反馈信息标签, 对所述信道反馈模型进行更新, 包括:

所述电子设备利用所述信道反馈模型对所述 N 个信道信息中的第 i 个信道信息进行处理, 得到与所述第 i 个信道信息对应的反馈信息; 其中, i 为小于等于 N 的正整数;

所述电子设备基于与所述第 i 个信道信息对应的第一反馈信息标签以及所述反馈信息, 确定与所述第 i 个信道信息对应的第一损失函数;

所述电子设备基于与所述第 i 个信道信息对应的第二反馈信息标签以及所述反馈信息, 确定与所述第 i 个信道信息对应的第二损失函数; 其中, 所述第一损失函数与所述第二损失函数用于对所述信道反馈模型进行更新。

5. 根据权利要求 4 所述的方法, 其中, 所述电子设备基于所述 N 个信道信息分别对应的 N 个反馈信息、所述 N 个第一反馈信息标签以及所述 N 个第二反馈信息标签, 对所述信道反馈模型进行更新, 还包括:

所述电子设备基于与 X 个信道信息分别对应的 X 个第一损失函数、与 Y 个信道信息分别对应的 Y 个第二损失函数以及预设的权重, 确定第三损失函数; 其中, X 和 Y 均为小于等于 N 的正整数;

所述电子设备基于所述第三损失函数对所述信道反馈模型进行更新。

6. 根据权利要求 1 或 2 所述的方法, 其中, 所述 N 个信道信息包括 K 个通信场景中的每个通信场景下的至少一个信道信息, K 为大于等于 1 的整数;

所述方法还包括:

所述电子设备基于所述 K 个通信场景中的第 j 个通信场景下的至少一个信道信息, 得到所述第 j 个通信场景下的至少一个第二反馈信息标签; j 为小于等于 K 的正整数;

所述电子设备基于所述第 j 个通信场景下的至少一个信道信息分别对应的至少一个反馈信息以及所述至少一个第二反馈信息标签, 对所述信道反馈模型进行迁移学习, 其中, 所述至少一个反馈信息是利用所述信道反馈模型对所述至少一个信道信息分别进行处理后得到的; 迁移学习后的信道反馈模型用于基于所述第 j 个通信场景下的待反馈的信道信息得到对应的反馈信息。

7. 根据权利要求 6 所述的方法, 其中, 所述信道反馈模型包括 M 个网络层;

所述对所述信道反馈模型进行迁移学习, 包括:

对所述信道反馈模型中的 L 个网络层的参数进行更新, 其中, M 为大于等于 1 的整数, L 为小于等于 M 的整数。

8. 根据权利要求 7 所述的方法, 其中, 所述 L 个网络层为所述 M 个网络层中的最后的 L 个网络层。

9. 根据权利要求 1 或 2 所述的方法, 其中, 所述电子设备为网络设备; 所述方法还包括:

所述网络设备接收来自终端设备的与所述 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及所述 N 个码本输出信息; 其中, 所述 N 个比特流是所述终端设备利用所述信道反馈模型中的编码器对所述 N 个信

道信息分别进行处理得到的；

所述电子设备基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签，对信道反馈模型进行更新，包括：

所述网络设备基于所述 N 个码本输出信息得到 N 个第一反馈信息标签，并基于所述 N 个比特流和所述 N 个第一反馈信息标签，对所述信道反馈模型中的解码器进行更新。

10. 一种模型处理方法，包括：

网络设备接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中，所述 N 个比特流是所述终端设备利用信道反馈模型中的编码器对所述 N 个信道信息分别进行处理得到的；所述 N 个码本输出信息是所述终端设备基于码本对所述 N 个信道信息分别进行量化得到的；

所述网络设备基于所述 N 个码本输出信息得到 N 个第一反馈信息标签，并基于所述 N 个比特流和所述 N 个第一反馈信息标签，对所述信道反馈模型中的解码器进行更新；

其中，所述解码器用于基于接收到的来自所述终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

11. 根据权利要求 10 所述的方法，其中，所述网络设备接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息，包括：

在向终端设备发送第一指示信息和/或接收到来自终端设备的第二指示信息的情况下，所述网络设备接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息；其中，所述第一指示信息和/或所述第二指示信息用于指示对所述信道反馈模型进行更新。

12. 根据权利要求 11 所述的方法，其中，所述第一指示信息还用于指示训练数据集参数；所述训练数据集参数用于确定 N。

13. 根据权利要求 10 或 11 所述的方法，其中，所述方法还包括：

所述网络设备向所述终端设备发送第三指示信息，其中，所述第三指示信息用于指示训练数据集参数；所述训练数据集参数用于确定 N。

14. 根据权利要求 12 或 13 所述的方法，其中，所述训练数据集参数包括时隙数量 T 和/或频带数量 P。

15. 根据权利要求 10 或 11 所述的方法，其中，所述网络设备接收来自终端设备的与 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及 N 个码本输出信息，包括：

所述网络设备周期性地接收来自所述终端设备的与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

16. 根据权利要求 15 所述的方法，其中，所述方法还包括：

所述网络设备向所述终端设备发送第四指示信息，其中，所述第四指示信息用于指示所述终端设备停止发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

17. 一种模型处理方法，包括：

终端设备利用信道反馈模型中的编码器对 N 个信道信息分别进行处理，得到 N 个比特流，并基于码本对所述 N 个信道信息分别进行量化，得到 N 个码本输出信息；

所述终端设备向网络设备发送所述 N 个比特流以及所述 N 个码本输出信息；其中，所述 N 个码本输出信息用于得到 N 个第一反馈信息标签，所述 N 个比特流以及所述 N 个第一反馈信息标签用于所述网络设备对所述信道反馈模型中的解码器进行更新；所述解码器用于基于所述终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

18. 根据权利要求 17 所述的方法，其中，所述终端设备向所述网络设备发送所述 N 个比特流以及所述 N 个码本输出信息，包括：

在接收到来自所述网络设备的第一指示信息和/或向所述网络设备发送第二指示信息的情况下，所述终端设备向所述网络设备发送所述 N 个比特流以及所述 N 个码本输出信息；其中，所述第一指示信息和/或所述第二指示信息用于指示对所述信道反馈模型进行更新。

19. 根据权利要求 18 所述的方法，其中，所述第一指示信息还用于指示训练数据集参数；所述训练数据集参数用于确定 N。

20. 根据权利要求 17 或 18 所述的方法，其中，所述方法还包括：

所述终端设备接收来自所述网络设备的第三指示信息，其中，所述第三指示信息用于指示训练数据集参数；所述训练数据集参数用于确定 N。

21. 根据权利要求 19 或 20 所述的方法，其中，所述方法还包括：

所述终端设备基于所述训练数据集参数确定基于 T 个时隙上和/或 P 个频带上的 N 个信道信息向所述网络设备发送所述 N 个码本输出信息和所述 N 个比特流。

22. 根据权利要求 17 或 18 所述的方法, 其中, 所述终端设备向所述网络设备发送所述 N 个比特流以及所述 N 个码本输出信息, 包括:

所述终端设备周期性地向所述网络设备发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

23. 根据权利要求 22 所述的方法, 其中, 所述方法还包括:

在接收到来自所述网络设备的第四指示信息的情况下, 所述终端设备停止发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

24. 一种电子设备, 包括:

第一训练模块, 用于基于 N 个信道信息分别对应的 N 个第一反馈信息标签, 对信道反馈模型进行更新;

其中, 所述 N 个第一反馈信息标签包括基于码本对所述 N 个信道信息分别进行量化得到的 N 个码本输出信息; 所述信道反馈模型用于基于待反馈的信道信息得到对应的反馈信息; N 为大于等于 1 的整数。

25. 根据权利要求 24 所述的电子设备, 其中, 所述信道反馈模型包括编码器和解码器;

所述编码器用于终端设备基于所述待反馈的信道信息, 编码得到对应的比特流;

所述解码器用于网络设备基于所述比特流, 解码得到对应的反馈信息。

26. 根据权利要求 24 或 25 所述的电子设备, 其中, 所述第一训练模块包括:

标签设置单元, 用于基于所述 N 个信道信息, 得到所述 N 个信道信息分别对应的 N 个第二反馈信息标签;

模型更新单元, 用于基于所述 N 个信道信息分别对应的 N 个反馈信息、所述 N 个第一反馈信息标签以及所述 N 个第二反馈信息标签, 对所述信道反馈模型进行更新; 其中, 所述 N 个反馈信息是利用所述信道反馈模型对所述 N 个信道信息分别进行处理后得到的。

27. 根据权利要求 26 所述的电子设备, 其中, 所述模型更新单元具体用于:

利用所述信道反馈模型对所述 N 个信道信息中的第 i 个信道信息进行处理, 得到与所述第 i 个信道信息对应的反馈信息; 其中, i 为小于等于 N 的正整数;

基于与所述第 i 个信道信息对应的第一反馈信息标签以及所述反馈信息, 确定与所述第 i 个信道信息对应的第一损失函数;

基于与所述第 i 个信道信息对应的第二反馈信息标签以及所述反馈信息, 确定与所述第 i 个信道信息对应的第二损失函数; 其中, 所述第一损失函数与所述第二损失函数用于对所述信道反馈模型进行更新。

28. 根据权利要求 27 所述的电子设备, 其中, 所述模型更新单元还用于:

基于与 X 个信道信息分别对应的 X 个第一损失函数、与 Y 个信道信息分别对应的 Y 个第二损失函数以及预设的权重, 确定第三损失函数; 其中, X 和 Y 均为小于等于 N 的正整数;

基于所述第三损失函数对所述信道反馈模型进行更新。

29. 根据权利要求 24 或 25 所述的电子设备, 其中, 所述 N 个信道信息包括 K 个通信场景中的每个通信场景下的至少一个信道信息, K 为大于等于 1 的整数;

所述电子设备还包括第二训练模块, 用于:

基于所述 K 个通信场景中的第 j 个通信场景下的至少一个信道信息, 得到所述第 j 个通信场景下的至少一个第二反馈信息标签; j 为小于等于 K 的正整数;

基于所述第 j 个通信场景下的至少一个信道信息分别对应的至少一个反馈信息以及所述至少一个第二反馈信息标签, 对所述信道反馈模型进行迁移学习, 其中, 所述至少一个反馈信息是利用所述信道反馈模型对所述至少一个信道信息分别进行处理后得到的; 迁移学习后的所述信道反馈模型用于基于所述第 j 个通信场景下的待反馈的信道信息得到对应的反馈信息。

30. 根据权利要求 29 所述的电子设备, 其中, 所述信道反馈模型包括 M 个网络层;

所述第二训练模块具体用于:

对所述信道反馈模型中的 L 个网络层的参数进行更新, 其中, M 为大于等于 1 的整数, L 为小于等于 M 的整数。

31. 根据权利要求 30 所述的电子设备, 其中, 所述 L 个网络层为所述 M 个网络层中的最后的 L 个网络层。

32. 根据权利要求 24 或 25 所述的电子设备, 其中, 所述电子设备为网络设备, 所述网络设备还包括:

第一通信模块, 用于接收来自终端设备的与所述 N 个信道信息分别对应的 N 个比特流以及所述 N 个码本输出信息; 其中, 所述 N 个比特流是所述终端设备利用所述信道反馈模型中的编码器对所述 N

个信道信息分别进行处理得到的；

所述第一训练模块具体用于：

基于所述N个码本输出信息得到N个第一反馈信息标签，并基于所述N个比特流和所述N个第一反馈信息标签，对所述信道反馈模型中的解码器进行更新。

5 33. 一种网络设备，包括：

第二通信模块，用于接收来自终端设备的与N个信道信息分别对应的N个比特流以及N个码本输出信息；其中，所述N个比特流是所述终端设备利用信道反馈模型中的编码器对所述N个信道信息分别进行处理得到的；所述N个码本输出信息是所述终端设备基于码本对所述N个信道信息分别进行量化得到的；

10 第一处理模块，用于基于所述N个码本输出信息得到N个第一反馈信息标签，并基于所述N个比特流和所述N个第一反馈信息标签，对所述信道反馈模型中的解码器进行更新；

其中，所述解码器用于基于接收到的来自所述终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

15 34. 根据权利要求33所述的网络设备，其中，所述第二通信模块具体用于：

在向终端设备发送第一指示信息和/或接收到来自终端设备的第二指示信息的情况下，接收来自终端设备的与N个信道信息分别对应的N个比特流以及N个码本输出信息；其中，所述第一指示信息和/或所述第二指示信息用于指示对所述信道反馈模型进行更新。

35. 根据权利要求34所述的网络设备，其中，所述第一指示信息还用于指示训练数据集参数；所述训练数据集参数用于确定N。

20 36. 根据权利要求33或34所述的网络设备，其中，所述第二通信模块还用于：

向所述终端设备发送第三指示信息，其中，所述第三指示信息用于指示训练数据集参数；所述训练数据集参数用于确定N。

37. 根据权利要求35或36所述的网络设备，其中，所述训练数据集参数包括时隙数量T和/或频带数量P。

25 38. 根据权利要求33或34所述的网络设备，其中，所述第二通信模块具体用于：

所述网络设备周期性地接收来自所述终端设备的与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

39. 根据权利要求38所述的网络设备，其中，所述第二通信模块还用于：

向所述终端设备发送第四指示信息，其中，所述第四指示信息用于指示所述终端设备停止发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

30 40. 一种终端设备，包括：

第二处理模块，用于利用信道反馈模型中的编码器对N个信道信息分别进行处理，得到N个比特流，并基于码本对所述N个信道信息分别进行量化，得到N个码本输出信息；

35 第三通信模块，用于向网络设备发送所述N个比特流以及所述N个码本输出信息；其中，所述N个码本输出信息用于得到N个第一反馈信息标签，所述N个比特流以及所述N个第一反馈信息标签用于所述网络设备对所述信道反馈模型中的解码器进行更新；所述解码器用于基于所述终端设备的待解码的比特流，解码得到对应的反馈信息。

41. 根据权利要求40所述的终端设备，其中，所述第三通信模块具体用于：

40 在接收到来自所述网络设备的第一指示信息和/或向所述网络设备发送第二指示信息的情况下，所述终端设备向所述网络设备发送所述N个比特流以及所述N个码本输出信息；其中，所述第一指示信息和/或所述第二指示信息用于指示对所述信道反馈模型进行更新。

42. 根据权利要求41所述的终端设备，其中，所述第一指示信息还用于指示训练数据集参数；所述训练数据集参数用于确定N。

43. 根据权利要求40或41所述的终端设备，其中，所述第三通信模块还用于：

45 接收来自所述网络设备的第三指示信息，其中，所述第三指示信息用于指示训练数据集参数；所述训练数据集参数用于确定N。

44. 根据权利要求42或43所述的终端设备，其中，所述第二处理模块还用于：

基于所述训练数据集参数确定基于T个时隙上和/或P个频带上的N个信道信息向所述网络设备发送所述N个码本输出信息和所述N个比特流。

50 45. 根据权利要求40或41所述的终端设备，其中，所述第三通信模块具体用于：

周期性地向所述网络设备发送与信道信息对应的比特流以及码本输出信息。

46. 根据权利要求45所述的终端设备，其中，所述第三通信模块还用于：

在接收到来自所述网络设备的第四指示信息的情况下，停止发送与信道信息对应的比特流以及码

本输出信息。

47. 一种电子设备，包括：处理器和存储器，所述存储器用于存储计算机程序，所述处理器调用并运行所述存储器中存储的计算机程序，执行如权利要求 1 至 9 中任一项所述的方法的步骤。

5 48. 一种终端设备，包括：处理器和存储器，所述存储器用于存储计算机程序，所述处理器调用并运行所述存储器中存储的计算机程序，执行如权利要求 10 至 16 中任一项所述的方法的步骤。

49. 一种网络设备，包括：处理器和存储器，所述存储器用于存储计算机程序，所述处理器调用并运行所述存储器中存储的计算机程序，执行如权利要求 17 至 23 中任一项所述的方法的步骤。

50. 一种芯片，包括：

10 处理器，用于从存储器中调用并运行计算机程序，使得安装有所述芯片的设备执行如权利要求 1 至 23 中任一项所述的方法的步骤。

51. 一种计算机可读存储介质，用于存储计算机程序，其中，
所述计算机程序使得计算机执行如权利要求 1 至 23 中任一项所述的方法的步骤。

52. 一种计算机程序产品，包括计算机程序指令，其中，
所述计算机程序指令使得计算机执行如权利要求 1 至 23 中任一项所述的方法的步骤。

15 53. 一种计算机程序，所述计算机程序使得计算机执行如权利要求 1 至 23 中任一项所述的方法的步骤。

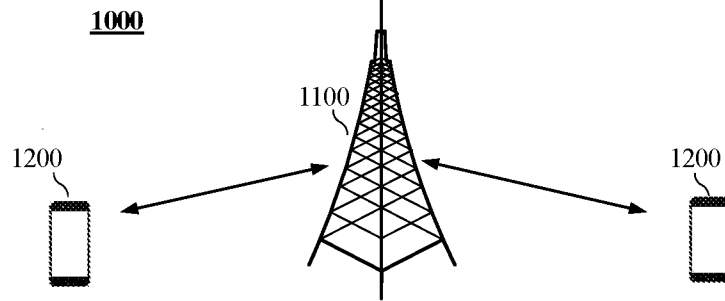


图 1

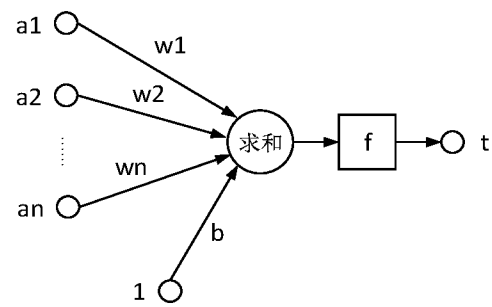


图 2

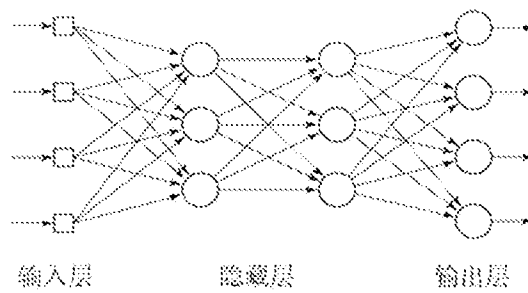


图 3

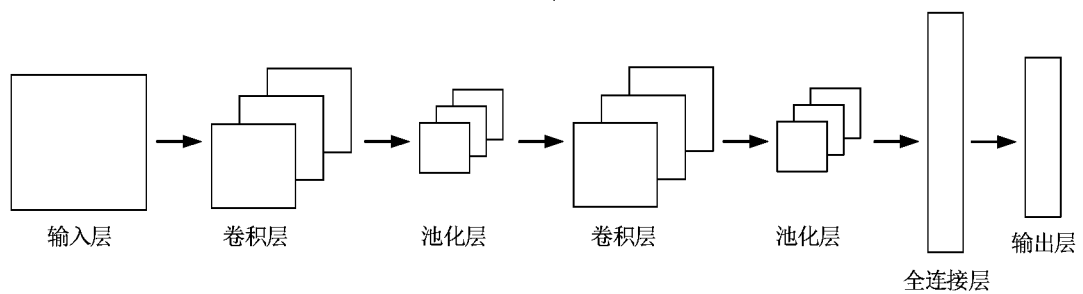
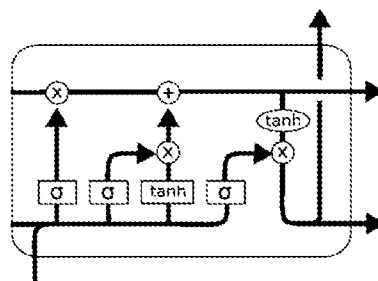


图 4



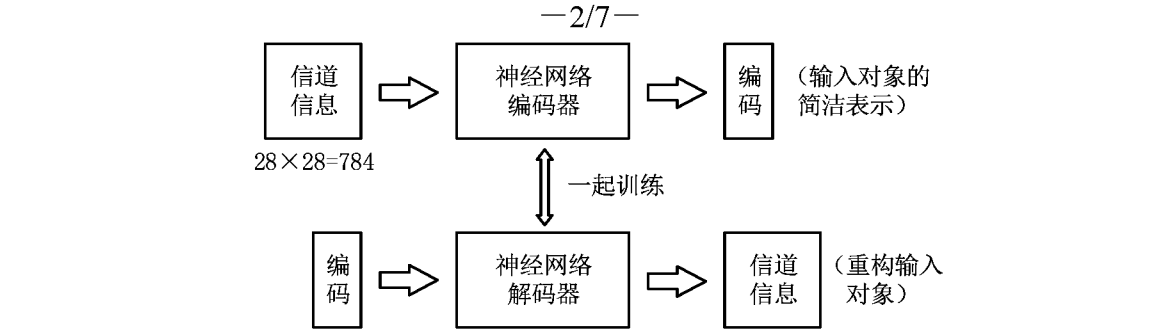


图 6

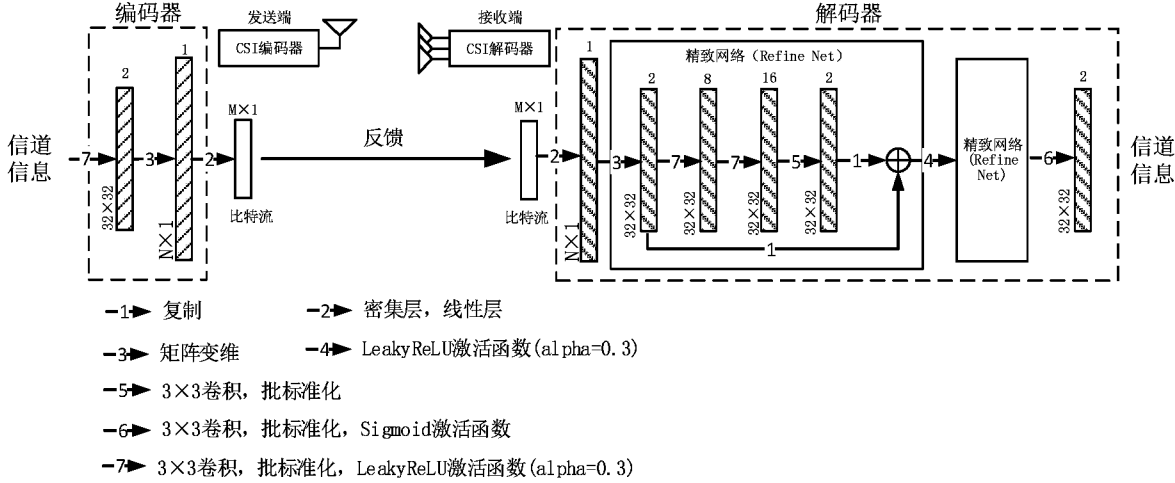


图 7

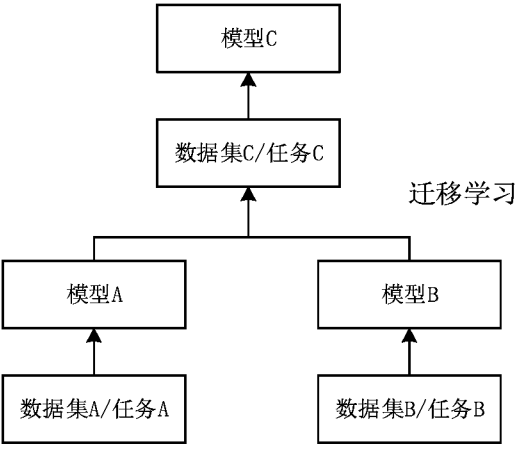


图 8

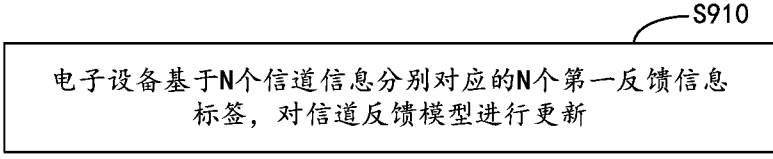


图 9

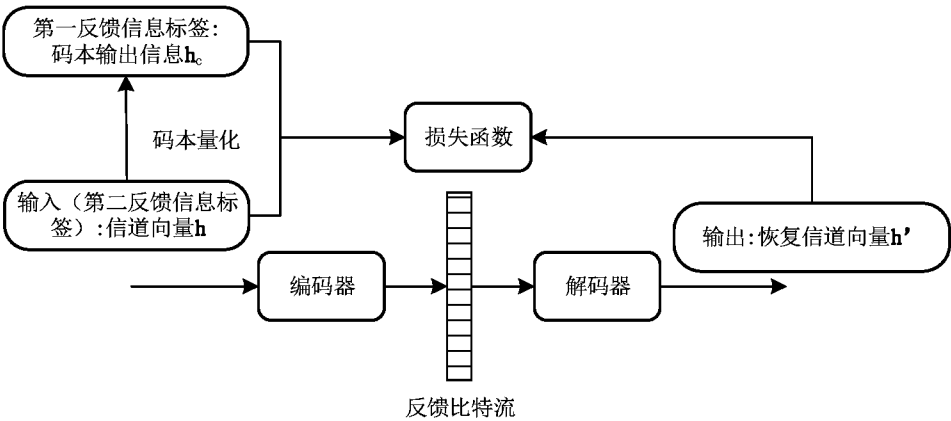


图 10

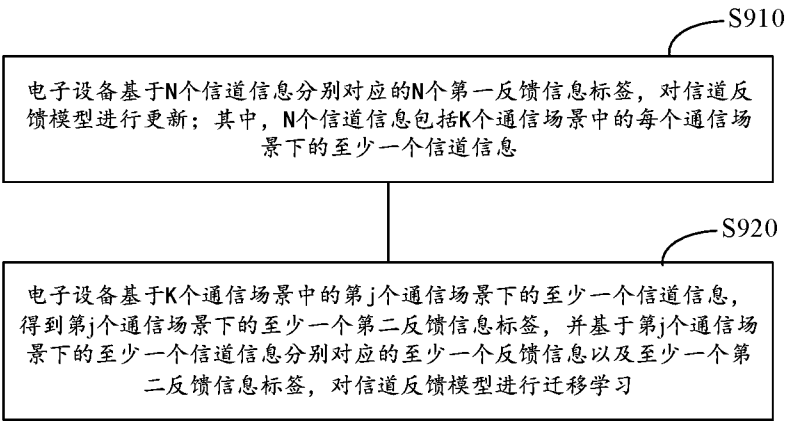


图 11

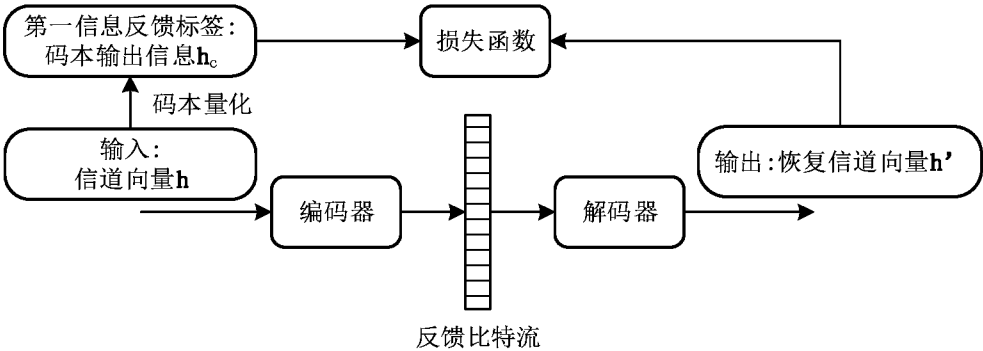


图 12

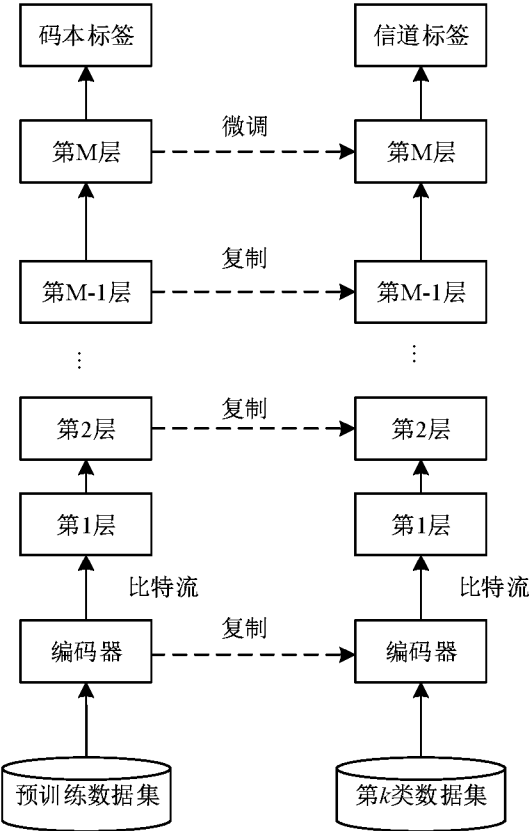


图 13

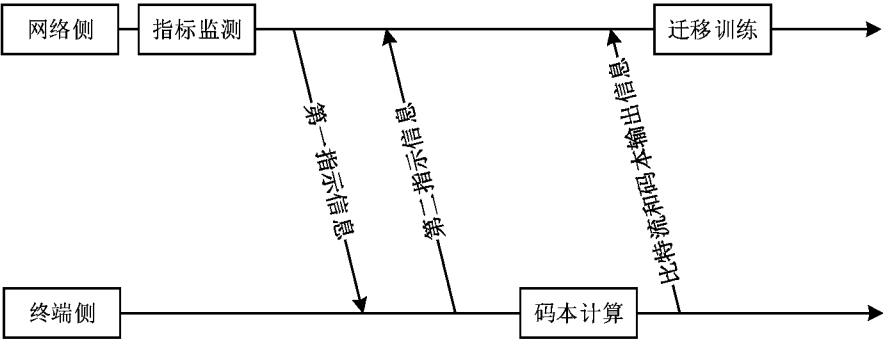


图 14

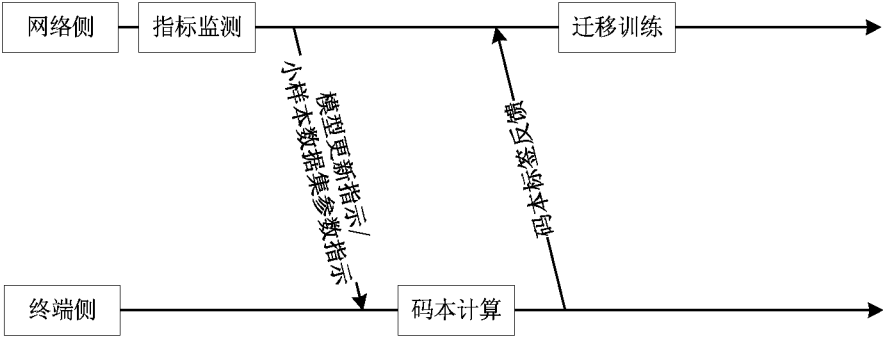


图 15

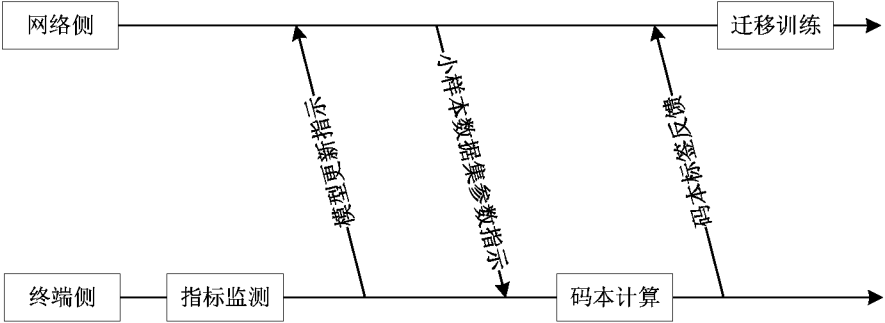


图 16

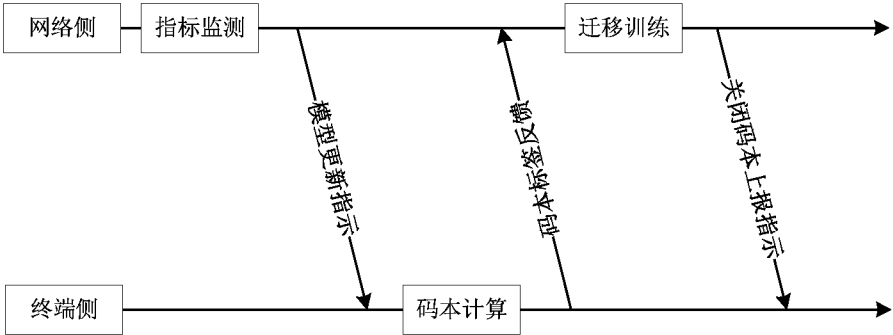


图 17

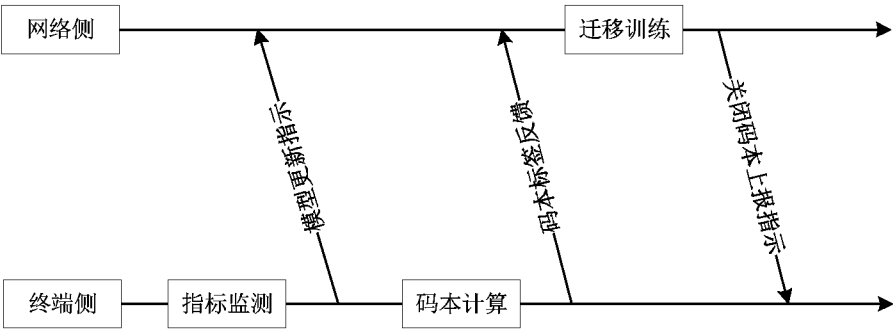


图 18

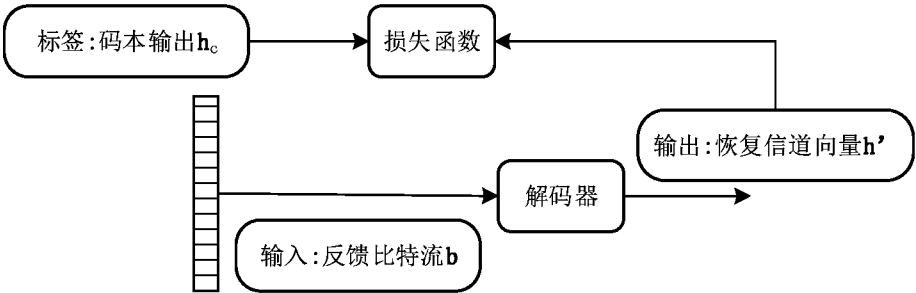


图 19

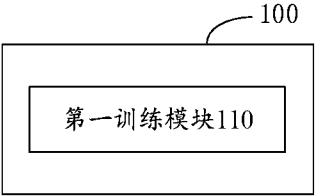


图 20

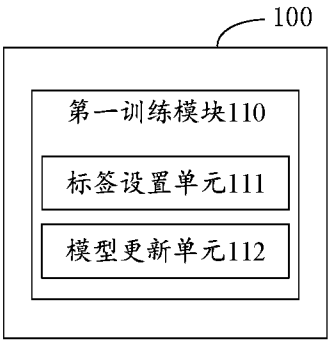


图 21

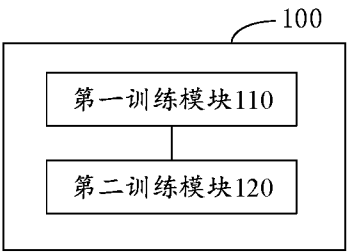


图 22

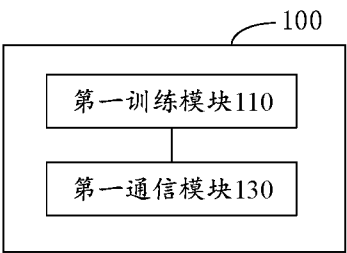


图 23

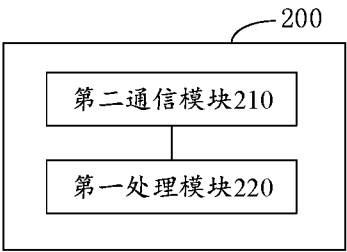


图 24



图 25

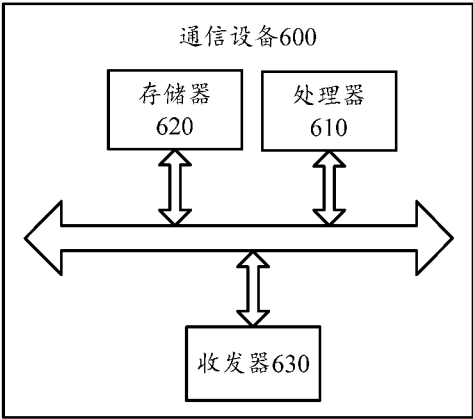


图 26

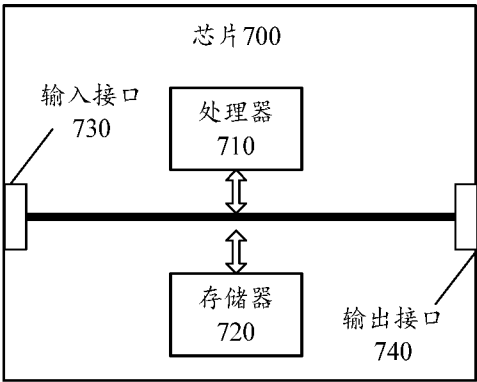


图 27

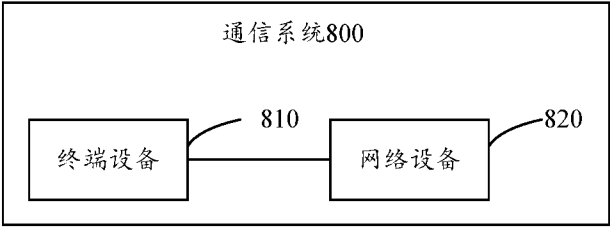


图 28

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2021/116244

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

H04L 25/02(2006.01)i; H04B 7/0413(2017.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

H04L; H04B

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

VEN; CNABS; CNTXT; USTXT; EPTXT; WOTXT; CNKI: 信道信息, 向量, 量化, 码本, 输出, 反馈信息, 模型, 编码器, 解码器, 深度学习, 人工智能, 损失函数, 更新, 训练, 标签, CSI, vector, codebook, output, feedback, model, encoder, decoder, deep learning, AI, loss function

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 111512323 A (VIRGINIA TECH INTELLECTUAL PROPERTIES, INC.) 07 August 2020 (2020-08-07) description, paragraphs [0026]-[0155], and figures 3-8	1-53
A	CN 113098804 A (SOUTHEAST UNIVERSITY) 09 July 2021 (2021-07-09) entire document	1-53
A	CN 111680787 A (INFORMATION ENGINEERING UNIVERSITY OF PLA) 18 September 2020 (2020-09-18) entire document	1-53
A	CN 113162667 A (SUN YAT-SEN UNIVERSITY) 23 July 2021 (2021-07-23) entire document	1-53



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
 “E” earlier application or patent but published on or after the international filing date
 “L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
 “O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
 “P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
 “X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
 “Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
 “&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

21 December 2021

Date of mailing of the international search report

27 December 2021

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088, China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2021/116244

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	111512323	A	07 August 2020	US	2018322388	A1	08 November 2018
				US	10217047	B2	26 February 2019
				JP	2020520497	A	09 July 2020
				JP	6758524	B2	23 September 2020
				WO	2018204632	A1	08 November 2018
				KR	20200004340	A	13 January 2020
				KR	102165645	B1	14 October 2020
				US	2019188565	A1	20 June 2019
				EP	3619656	A1	11 March 2020
				EP	3619656	A4	20 January 2021
CN	113098804	A	09 July 2021	None			
CN	111680787	A	18 September 2020	None			
CN	113162667	A	23 July 2021	None			

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2021/116244

A. 主题的分类

H04L 25/02 (2006.01) i; H04B 7/0413 (2017.01) i

按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号)

H04L; H04B

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用))

VEN; CNABS; CNTXT; USTXT; EPTXT; WOTXT; CNKI; 信道信息, 向量, 量化, 码本, 输出, 反馈信息, 模型, 编码器, 解码器, 深度学习, 人工智能, 损失函数, 更新, 训练, 标签, CSI, vector, codebook, output, feedback, model, encoder, decoder, deep learning, AI, loss function

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 111512323 A (弗吉尼亚科技知识产权有限公司) 2020年8月7日 (2020 - 08 - 07) 说明书第[0026]-[0155]段, 附图3-8	1-53
A	CN 113098804 A (东南大学) 2021年7月9日 (2021 - 07 - 09) 全文	1-53
A	CN 111680787 A (中国人民解放军战略支援部队信息工程大学) 2020年9月18日 (2020 - 09 - 18) 全文	1-53
A	CN 113162667 A (中山大学) 2021年7月23日 (2021 - 07 - 23) 全文	1-53

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2021年12月21日

国际检索报告邮寄日期

2021年12月27日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

郝玉香

电话号码 (86-512)88996092

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2021/116244

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	111512323	A	2020年8月7日	US	2018322388	A1	2018年11月8日
				US	10217047	B2	2019年2月26日
				JP	2020520497	A	2020年7月9日
				JP	6758524	B2	2020年9月23日
				WO	2018204632	A1	2018年11月8日
				KR	20200004340	A	2020年1月13日
				KR	102165645	B1	2020年10月14日
				US	2019188565	A1	2019年6月20日
				EP	3619656	A1	2020年3月11日
				EP	3619656	A4	2021年1月20日
CN	113098804	A	2021年7月9日	无			
CN	111680787	A	2020年9月18日	无			
CN	113162667	A	2021年7月23日	无			