

(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 2023/029751 A1

(51) 国际专利分类号:
H04L 1/00 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2022/104761

(22) 国际申请日: 2022 年 7 月 8 日 (08.07.2022)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202111014423.5 2021 年 8 月 31 日 (31.08.2021) CN

(71) 申请人: 中兴通讯股份有限公司 (ZTE CORPORATION) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区高新技术产业园科技南路中兴通讯大厦, Guangdong 518057 (CN)。

(72) 发明人: 林志远 (LIN, Zhiyuan); 中国广东省深圳市南山区高新技术产业园科技南路中兴通讯大厦,

Guangdong 518057 (CN)。林伟 (LIN, Wei); 中国广东省深圳市南山区高新技术产业园科技南路中兴通讯大厦, Guangdong 518057 (CN)。刘向凤 (LIU, Xiangfeng); 中国广东省深圳市南山区高新技术产业园科技南路中兴通讯大厦, Guangdong 518057 (CN)。芮华 (RUI, Hua); 中国广东省深圳市南山区高新技术产业园科技南路中兴通讯大厦, Guangdong 518057 (CN)。黄河 (HUANG, He); 中国广东省深圳市南山区高新技术产业园科技南路中兴通讯大厦, Guangdong 518057 (CN)。

(74) 代理人: 上海晨皓知识产权代理事务所 (普通合伙) (SHANGHAI CHENHAO INTELLECTUAL PROPERTY LAW FIRM GENERAL PARTNERSHIP); 中国上海市制造局路 787 号二幢 202B 室, Shanghai 200011 (CN)。

(54) Title: ADAPTIVE CODING AND MODULATION METHOD AND APPARATUS, ELECTRONIC DEVICE AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 自适应编码调制方法、装置、电子设备和存储介质

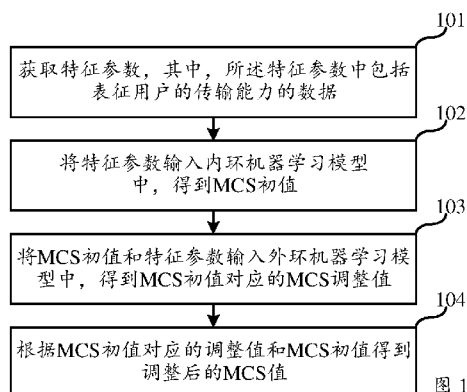


图 1

- 101 Acquire feature parameters, wherein the feature parameters comprise data which represents user transmission capabilities
102 Input the feature parameters into an inner loop machine learning model to obtain an MCS initial value
103 Input the MCS initial value and the feature parameters into an outer loop machine learning model to obtain an MCS adjustment value corresponding to the MCS initial value
104 Obtain an adjusted MCS value according to the adjustment value corresponding to the MCS initial value and the MCS initial value

(57) Abstract: An adaptive coding and modulation method and apparatus, an electronic device, and a storage medium, the method comprising: acquiring feature parameters, wherein the feature parameters comprise data which represents user transmission capabilities (101); inputting the feature parameters into an inner loop machine learning model to obtain an MCS initial value (102); inputting the MCS initial value and the feature parameters into an outer loop machine learning model to obtain an MCS adjustment value corresponding to the MCS initial value (103); and obtaining an adjusted MCS value according to the adjustment value corresponding to the MCS initial value and the MCS initial value (104).

(57) 摘要: 一种自适应编码调制方法、装置、电子设备和存储介质，包括获取特征参数，其中，特征参数中包括表征用户的传输能力的的数据 (101)；将特征参数输入内环机器学习模型中，得到MCS初值 (102)；将MCS初值和特征参数输入外环机器学习模型中，得到MCS初值对应的MCS调整值 (103)；根据MCS初值对应的调整值和MCS初值得到调整后的MCS值 (104)。

(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, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, 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)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

自适应编码调制方法、装置、电子设备和存储介质

相关申请的交叉引用

本申请基于申请号为“202111014423.5”、申请日为2021年8月31日的中国专利申请提出，并要求该中国专利申请的优先权，该中国专利申请的全部内容在此以引入方式并入本申请。

技术领域

本申请实施例涉及通信领域，特别涉及一种自适应编码调制方法、装置、电子设备和存储介质。

背景技术

自适应调制编码（Adaptive Modulation and Coding，简称AMC）是无线信道上采用的一种自适应的编码调制技术，通过调整无线链路传输的调制方式与编码速率，来确保链路的传输质量。AMC的实现原理可以简单描述为：使用信道相关的特征参数来自适应地调整调制编码方式（Modulation and Coding Scheme，简称MCS）。

由于AMC是面向用户的，在获取MCS值的方法中，会使用特定的公式描述MCS值和特征参数的对应关系，在计算MCS值时，将该特征参数，如信道质量指示（Channel Quality Indicator, CQI）和流数，代入特定的公式以计算出MCS值。而在不同的传输场景下MCS值和特征参数的关系是不同的，仍使用该特定的公式计算MCS值，无法贴合于不同传输场景，会导致计算出的MCS准确率低。

发明内容

本申请实施例提供了一种自适应编码调制方法，包括：获取特征参数，其中，所述特征参数中包括表征用户的传输能力的参数；将所述特征参数输入内环机器学习模型中，得到MCS初值；将所述MCS初值和所述特征参数输入外环机器学习模型中，得到所述MCS初值对应的MCS调整值；根据所述MCS初值对应的调整值和所述MCS初值得到调整后的MCS值。

本申请实施例还提供了一种自适应编码调制装置，包括：参数获取模块，用于获取特征参数，其中，所述特征参数中包括表征用户的传输能力的参数；初值获取模块，将所述特征参数输入内环机器学习模型中，得到MCS初值；调整值获取模块，用于将所述MCS初值和所述特征参数输入外环机器学习模型中，得到所述MCS初值对应的MCS调整值；调整模块，用于根据所述MCS初值对应的调整值和所述MCS初值得到调整后的MCS值。

本申请实施例还提供了一种电子设备，至少一个处理器；以及，与所述至少一个处理器通信连接的存储器；其中，所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令，所述指令被所述至少一个处理器执行，以使所述至少一个处理器能够执行上述的自适应编码调制方法。

本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质，存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现上述的自适应编码调制方法。

附图说明

- 图 1 是根据本申请实施例提供的自适应编码调制方法的流程图；
- 图 2 是根据本申请实施例提供的自适应编码调制方法中各功能模块交互的示意图；
- 图 3 是根据本申请实施例提供的自适应编码调制方法中内环机器学习模型的示意图；
- 图 4 是根据本申请实施例提供的自适应编码调制方法中外环机器学习模型的示意图；
- 图 5 是根据本申请实施例提供的根据传输类型获取特征参数的自适应编码调制方法的流程图；
- 图 6 是根据本申请实施例提供的自适应编码调制装置的示意图；
- 图 7 是根据本申请实施例提供的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

本申请实施例的主要目的在于提出一种自适应编码调制方法、装置、电子设备和存储介质，能够提高 MCS 选择的准确率。

为使本申请实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图对本申请的各实施例进行详细的阐述。然而，本领域的普通技术人员可以理解，在本申请各实施例中，为了使读者更好地理解本申请而提出了许多技术细节。但是，即使没有这些技术细节和基于以下各实施例的种种变化和修改，也可以实现本申请所要求保护的技术方案。以下各个实施例的划分是为了描述方便，不应对本申请的具体实现方式构成任何限定，各个实施例在不矛盾的前提下可以相互结合相互引用。

在获取 MCS 值的方法中，会使用特定的公式描述 MCS 值和特征参数的对应关系，在计算 MCS 值时，将该特征参数，如信道质量指示（Channel Quality Indicator，简称 CQI）和流数，代入特定的公式以计算出 MCS 值。

而在不同的传输场景下，MCS 值和特征参数的关系是不同的，该公式没有普适性，若仍使用该特定的公式计算 MCS 值，无法贴合于不同传输场景，会导致计算出的 MCS 准确率低。

在某些方案中，也可以将特征参数作为状态（state），将 MCS 值作为行为（action），将基于 MCS 进行传输而带来的频谱效率或吞吐量作为收益（reward），进行强化学习，得到不同状态和行为下的 Q 值，并基于 Q 值来选择 MCS 值。Q 值会随每次反馈的收益进行实时更新。

然而，强化学习虽然能够根据反馈实时在线调整 MCS 值，但是 MCS 值的取值范围大，MCS 值作为行为进行训练会致使 MCS 行为空间维度高，从而导致计算复杂度高，进而降低了自适应编码调制的效率。

因此，本实施例提供一种自适应编码调制方法，可应用于基站等设备，但不限于此，本实施例的自适应编码调制方法包括：获取特征参数，其中，所述特征参数中包括表征用户的传输能力的参数；将所述特征参数输入内环机器学习模型中，得到 MCS 初值；将所述 MCS 初值和所述特征参数输入外环机器学习模型中，得到所述 MCS 初值对应的 MCS 调整值；根据所述 MCS 初值对应的调整值和所述 MCS 初值得到调整后的 MCS 值。

相较于使用特定公式计算 MCS 值，本实施例中的基于内环机器学习模型和外环机器学习

模型得到 MCS 值, 无需特定的 MCS 值的计算公式, 使得输入内环机器学习模型和外环机器学习模型的特征参数可以根据传输场景确定, 能是用于不同的传输场景, 进而有利于提高 MCS 的准确率。

另外, 相较于强化学习得到 MCS 值, 本实施例将包括表征用户传输能力的数据的特征参数输入内环机器学习模型, 得到 MCS 初值, 将 MCS 初值和所述特征参数输入外环机器学习模型, 得到 MCS 的调整值, 由于 MCS 调整值的取值范围相较于 MCS 初值的取值范围较小, 因此, MCS 调整值的作为行为 (action) 进行训练时, 外环机器学习模型的行为空间维度低, 神经网络的规模小, 得到 MCS 调整值的计算复杂度低, 从而提高了自适应编码调制的效率, 即本实施例在保证 MCS 值准确率的情况下, 还尽量降低了 MCS 值的计算复杂度。

下面对本实施例的自适应编码调制方法的实现细节进行具体的说明, 以下内容仅为方便理解提供的实现细节, 并非实施本方案的必须。

步骤 101, 获取特征参数, 其中, 所述特征参数中包括表征用户的传输能力的数据。

在一些实施例中, 特征参数可以包括: 用户的传输流数 (LayerNum)、信道质量指示 (Channel Quality Indicator, 简称 CQI)、CQI 链路计算的 SINR (CQI SINR)、预编码矩阵指示 (Precoding Matrix Indicator, 简称 PMI)、秩指示 (rank indication, 简称 RI)、SRS 链路计算的 SINR (SRS SINR) 等表征用户的传输能力强弱的数据, 本实施例不对此进行限定。

步骤 102, 将特征参数输入内环机器学习模型中, 得到 MCS 初值。

内环是指基站根据终端的信道条件确定该终端上下行信号的调制编码方式 (Modulation And Coding Scheme, 简称 MCS)。

在一些实施例中, 内环机器学习模型具有分类、回归功能, 内环机器学习模型可以为: 分类神经网络、回归神经网络、决策树等, 本实施例不限于此。

示例性的, 参照图 2 所示, 将特征参数输入图 2 中的基于 AI 的 AMC 内环模块, 即内环机器学习模型, 该模块中使用多层感知机 (Multilayer Perceptron, 简称 MLP) 来起到分类作用。

MLP 神经网络示意图如图 3 所示, 包含一个输入层, 多个隐藏层, 以及一个输出层。输入层节点数等于输入的特征参数的个数, 如输入的特征参数包括: 传输流数 (LayerNum)、CQI 链路计算的 SINR (CQI SINR)、PMI、RI、SRS 链路计算的 SINR (SRS SINR) 等, 本实施例中 MLP 神经网络的隐藏层数和每层节点数可配置, 输出层节点数等于不同 MCS 值的个数, 例如可配置 0~27。

在该实施例中, MLP 神经网络主要用于分类任务: MLP 网络输出 0~27 不同 MCS 值对应的预测值, 可以将预测值最大的 MCS 值作为 MCS 初值。

步骤 103, 将 MCS 初值和特征参数、以及 MCS 调整值的取值范围输入外环机器学习模型中, 得到 MCS 初值对应的 MCS 调整值。外环是指确定 MCS 调整值的过程。

在一些实施例中, 外环机器学习模型可以基于输入的一系列参数进行决策, 如外环机器学习模型为: 强化学习神经网络。图 2 中基于 AI 的 AMC 外环模块中的神经网络即为外环机器学习模型, 可将特征参数输入基于 AI 的 AMC 外环模块得到 MCS 调整值。

示例性的, 外环机器学习模型为深度 Q 网络 (Deep Q network, 简称 DQN)。DQN 网络可包含多个卷积神经网络、全连接网络等, 具体网络种类、个数和规模可配置。DQN 网络输出在该状态 (state) 下, 不同行为 (action) 对应的 Q 函数值 $Q(\text{state}, \text{action})$ 。DQN 网络示意图可参照图 4 所示。

参照图 4 所示, 将表征状态的特征参数, 如 LayerNum、CQI SINR、PMI、RI、SRS SINR 和 MCS 初值, 以及表征行为的 MCS 调整值, 输入代表 AMC 外环的强化 Q 网络 (Deep Q Learning, DQN) 网络中。其中, MCS 调整值可取值 0, +1, -1, +2, -2 等, 代表在原有 MCS 初值基础上进行调整的调整值。输入的 MCS 调整值可能的取值个数小于 MCS 初值可能的取值个数。

在 DQN 网络输出不同行为, 即 MCS 调整值 0, -1, +1, -2, +2 等, 对应的不同 Q 函数值后, 可以采用 ϵ -greedy 的方法, 即以概率 ϵ 随机选择一个行为作为 MCS 调整值输出; 概率 $1-\epsilon$ 选择 Q 函数值最大的行为作为 MCS 调整值输出。通过 ϵ -greedy 方法可避免选择的 MCS 调整值陷入局部最优的情况。

在一些实施例中, 当基于 AI 的 AMC 外环, 即外环机器学习模型中得到 MCS 调整值后, 可将 MCS 调整值和 MCS 初值均输入外环模块学习模块, 以便后续外环模型学习模块根据 MCS 调整值和 MCS 初值得到外环模型样本数据, 基于外环模型数据训练外环机器学习模型中的外环模型参数。

步骤 104, 根据所述 MCS 初值对应的调整值和所述 MCS 初值得到调整后的 MCS 值。

在一些实施例中, 将 MLP 网络输出的 MCS 初值加上 DQN 网络输出的 MCS 调整值, 具体公式为 $MCS = \min\{\max\{MCS \text{ 初值} + MCS \text{ 调整值}, MCS_{\min}\}, MCS_{\max}\}$; 其中, $MCS_{\max}$ 为最大 MCS 值, $MCS_{\min}$ 为最小 MCS 值, 以保证输出的 MCS 值不会大于 $MCS_{\max}$ 或小于 $MCS_{\min}$ 。

在得到调整后的 MCS 值后, 图 2 中的传输模块按照调整后的 MCS 值进行信号传输后, 将传输结果的反馈值, 如 Ack/Nack 反馈给内环模型学习模块, 即内环机器学习模型的训练模块和外环模型学习模块, 即外环机器学习模型的训练模块。

在一些实施例中, 内环模型学习模块根据所内环模型样本数据训练所述内环机器学习模型中的内环模型参数; 其中, 所述内环模型样本数据包括: 调整后的 MCS 值、使用所述调整后的 MCS 值进行信号传输的传输结果、所述特征参数。

在一些实施例中, 内环机器学习模型中的内环模型参数通过离线学习方式进行训练, 采用离线学习方式相较于在线学习的计算复杂度低, 因此, 本实施例可以进一步降低学习复杂度。

示例性的, 若采用离线方式更新, 图 2 中的内环模型学习模块收到一定数量的内环模型样本数据或达到一定周期后, 需要根据收集的样本更新内环模型, 即更新 MLP 网络参数, 在训练过程中, 采用传输结果的反馈值为 Ack 的数据生成样本, 一个内环模型样本数据包括 LayerNum、CQI SINR、PMI、RI、SRS SINR 等特征参数、这些特征参数对应的调整后的 MCS 值, 以及传输结果 Ack, 该样本的标签为调整后的 MCS 值。

在获取内环模型样本数据后, 可以定义损失函数, 基于采集的内环模型样本数据, 采用梯度下降法更新内环模型参数。

在一些实施例中, 根据外环模型样本数据训练所述外环机器学习模型中的外环模型参数; 其中, 所述外环模型样本数据包括: 所述特征参数、所述 MCS 初值、所述 MCS 调整值, 所述传输结果的反馈值。

在一些实施例中, 通过在线学习方式训练外环模型参数, 通过在线学习, 实时更新外环模型参数, 得到 MCS 调整值, 以使得 MCS 能够更快收敛。

示例性的,在收到传输结果反馈后,需要根据传输结果的反馈值实时更新外环模型参数,即更新 DQN 网络参数。传输反馈值代表了 DQN 网络在采取某种行为后的回报 (Reward)。当传输结果为 Ack 时,传输结果的反馈,即回报等于 MCS 值对应的频谱效率 (SE);当传输结果反馈为 Nack 时,回报为 0。

在训练外环模型参数的过程中,根据外环模型样本数据得到{采取行为前的状态,行为,回报,采取行为后的状态},将其加入一个经验回放缓存器 (Experience Replay Memory) 中;随机从缓存器中抽样部分样本,形成小规模训练集,并基于这些样本对 DQN 网络参数进行更新,更新方式为计算损失函数,并采用梯度下降法。

本实施例的内环机器学习模型中的内环模型参数通过离线学习方式进行训练;外环机器学习模型中的外环模型参数通过在线学习方式进行训练。本实施例中,将人工智能方法同时应用于内环和外环,既能保障 AMC 外环的在线调整能力,又通过 AMC 内环的准确计算,降低 AMC 外环模型的复杂度。

在另一些实施例中,外环模型学习模块和内环模型学习模块也可以采用不同的学习方式,例如,外环模型学习模块在外环模型参数收敛稳定后,可采用离线学习方法以降低外环模型参数更新复杂度,又例如,外环模型学习模块可直接配置为离线学习方式,周期性更新外环模型参数,或者触发性的更新外环模型参数,即,内环模型参数和外环模型参数的学习方式可根据实际需求设置。

本实施例将包括表征用户传输能力的数据的特征参数输入内环机器学习模型,得到 MCS 初值,将 MCS 初值和所述特征参数输入外环机器学习模型,得到 MCS 的调整值,由于 MCS 调整值的取值范围相较于 MCS 初值的取值范围较小,因此, MCS 调整值的取值范围作为状态进行训练时,外环机器学习模型的行为空间维度低,神经网络的规模小,得到 MCS 调整值的计算复杂度低,从而提高了自适应编码调制的效率,另外,本实施例通过离线学习方式训练 AMC 内环模型参数,通过在线学习方式训练外环模型参数,既能保障 AMC 外环的在线调整能力,又通过 AMC 内环的准确计算,进一步降低 AMC 外环模型的复杂度,而且,相较于使用特征公式计算 AMC 值,本实施例通过机器学习模型计算得出的值更加精确。

本申请的实施例还提供一种自适应编码调制方法,本实施例的自适应编码调制方法可应用于多用户空分场景,本实施例获取的特征参数还包括:干扰能力参数。本实施例的流程图可参见图 5 所示,包括以下步骤:

步骤 501,检测传输类型。

步骤 502,若传输类型为单用户传输,则获取表征用户的传输能力的参数。

步骤 503,若传输类型为多用户空分传输,则获取表征用户的传输能力的参数和干扰能力参数。

在一些实施例中,所述干扰能力参数包括:所述用户所在的空分用户配对组合中的各干扰用户与所述用户的端口间相关性参数,和所述空分用户配对组合中的各干扰用户的传输流数。干扰能力参数是能够表征空分配对组合中用户间干扰的数据。用户的端口间相关性参数可以为端口间相关性的均值或最大值。

在传统的技术方案中往往基于特定公式计算 MCS,即,使用 CQI 链路反馈值和干扰用户流数、相关性等参数带入特定的计算公式得到 MCS 值,并且面向单个用户进行 AMC 外环维护。

然而,在多用户传输的场景下,通过计算公式难以准确表示出用户间干扰,导致计算出的 MCS 值不准确。此外,当用户配对组合变化导致干扰变化时,AMC 外环可能不收敛。

鉴于此,本实施例还能综合考虑用户自身传输能力和用户间的干扰能力,不仅能够面向单用户传输场景,还能够面向多空分用户传输,让 MCS 值和 MCS 调整值的输出更为准确,另外,本实施例无需使用特定公式计算用户间干扰值,本实施例将用户的端口间相关性参数,和空分用户配对组合中的各干扰用户的传输流数作为特征参数的输入,实现方式更加简单,而且使用机器学习模型能够更好的捕捉用户间干扰和 MCS 之间的关系,使得计算出的值更加精确,避免了因 AMC 外环是面向用户的,不对干扰进行区分,导致的 MCS 调整值不收敛的情况发生。

示例性的,考虑到多用户空分传输,存在空分用户之间的干扰,因此选择主用户传输能力相关参数和干扰用户干扰能力相关参数。具体地,按照以下方式构造输入特征组合:

对于给定的空分用户配对组合,逐一将组合内的某个用户作为主用户,其他用户作为干扰用户,构造主用户对应的特征组合。例如,空分组合为用户 1,用户 2,用户 3,先将用户 1 作为主用户,其他用户作为干扰用户,来构造用户 1 对应的特征组合。

选择主用户 1 的传输流数、SRS SINR、CQI SINR、PMI、RI、端口间相关性的均值或最大值等作为表征用户传输能力的参数,即上述数据作为主用户自身传输能力的度量。然后,选择干扰用户 2 的传输流数、用户 2 与用户 1 端口间相关性的均值或最大值;最后,选择干扰用户 3 的传输流数、用户 3 与用户 1 端口间相关性的均值或最大值。上述干扰用户参数作为干扰用户干扰能力的参数。上述所有参数按固定顺序排列,作为用户 1 的特征。

采用同样的方法,分别构造用户 2 和用户 3 的特征,并逐一将不同用户对应的特征输入后续 AMC 内环和外环模块。

步骤 504,将所述特征参数输入内环机器学习模型中,得到 MCS 初值。

示例性的,若为多用户空分传输,将某个主用户对应的特征参数输入代表 AMC 内环的多层感知机(MLP, Multilayer Perceptron)神经网络中,MLP 神经网络结构与单用户传输的 MLP 神经网络结构,即图 3 类似,不同之处在于输入的特征参数,包含主用户传输能力参数和干扰用户干扰能力参数。

在该实施例中,MLP 神经网络主要用于分类任务,MLP 网络输出不同 MCS 值的预测值,并可以将预测值最大的 MCS 值作为主用户的 MCS 初值。

步骤 505,将 MCS 初值和特征参数输入外环机器学习模型中,得到 MCS 初值对应的 MCS 调整值。

示例性的,若为多用户空分传输,将表征状态的输入特征和 MCS 初值,以及表征行为的 MCS 调整值,输入代表 AMC 外环的强化 Q 网络(Deep Q Learning, DQN)网络中。其中, MCS 调整值可取值 0, +1, -1, +2, -2 等,代表了在原有 MCS 初值基础上进行调整的调整值。

DQN 网络结构与单用户传输的 DQN 网络类似,不同之处在于环境参数变成了多用户场景下的环境参数,包含主用户传输能力参数和干扰用户干扰能力参数。

在 DQN 网络输出不同行为(即 MCS 调整值 0, -1, +1, -2, +2 等)对应的不同 Q 函数值后,我们采用 ϵ -greedy 的方法:以概率 ϵ 随机选择一个行为作为 MCS 调整值输出;概率 $1-\epsilon$ 选择 Q 函数值最大的行为作为 MCS 调整值输出。

MCS 初值和 MCS 调整值需要传输到图 2 中的外环模型学习模块。

步骤 506, 根据 MCS 初值对应的调整值和所述 MCS 初值得到调整后的 MCS 值。

本实施例中, 步骤 505 与步骤 103 大致相同, 为避免表达上的重复, 本实施例不再赘述。

在一些实施例中, 根据所述用户所在的空分用户配对组合中各用户的内环模型样本数据, 训练所述内环机器学习模型中的内环模型参数; 根据所述用户所在的空分用户配对组合中各用户的外环模型样本数据训练所述外环机器学习模型中的外环模型参数。

本实施例内环模型参数的训练方法与上述实施例大致相同, 值得一提的是, 由于本实施例支持多用户空分场景, 在每次调度后会收到多个空分用户的反馈结果, 因此会生成空分用户配对组合中不同主用户对应的多个内环样本数据, 这些内环样本数据将被内环模型学习模块存储, 等待后续 MLP 网络参数更新算法调用。

本实施例外环模型参数的训练方式大致相同, 由于本实施例支持多用户空分场景, 本实施例会得到多个空分用户的反馈结果, 因此会得到不同主用户对应的多个外环模型样本数据, 这些样本将同时放入经验回放缓存器中, 等待后续 DQN 网络参数更新算法调用。

通过同一空分用户配对组合中各用户的样本数据训练得到模型数据, 更有利于考虑各用户之间的干扰因素, 使得在空分情况下, MCS 值也能逐渐收敛至最优, 且进一步加快收敛速度。

值得一提的是, 本实施例中检测传输类型, 针对不同的传输类型获取不同的特征参数, 进行训练, 得到调整后的 MCS 值, 在实际应用过程中, 也可仅针对单用户传输场景或者仅针对多用户空分场景。

本实施例通过学习历史上成功传输经验得到内环模型参数, 通过内环模型参数和特征参数计算 MCS 初值, 可以更准确的估计出当前环境参数下的 MCS 初值, 避免单用户或多用户空分传输情况下内环折算不准确的问题; 而且, 本实施例的综合考虑多方面因素对外环的影响, 例如多用户场景下干扰用户的干扰能力相关参数等得到外环模型参数, 并通过外环模型参数和包括干扰能力参数的用户特征参数计算调整值, 能够更准确的估计出当前环境下 MCS 调整值, 可以避免外环只关注单用户而忽略其他维度, 例如用户间干扰所造成的不收敛现象; 另外, 本实施例的 AMC 外环可进行在线调整, AMC 内环可进行实时调整, 既能保障 AMC 外环的在线调整能力, 又通过 AMC 内环的准确计算降低 AMC 外环模型的复杂度, 让 AMC 内外环输出更为准确。

上面各种方法的步骤划分, 只是为了描述清楚, 实现时可以合并为一个步骤或者对某些步骤进行拆分, 分解为多个步骤, 只要包括相同的逻辑关系, 都在本专利的保护范围内; 对算法中或者流程中添加无关紧要的修改或者引入无关紧要的设计, 但不改变其算法和流程的核心设计都在该专利的保护范围内。

本申请的实施例还提供一种自适应编码调制装置, 如图 6 所示, 包括: 参数获取模块 601, 用于获取特征参数, 其中, 所述特征参数中包括表征用户的传输能力的参数; 初值获取模块 602, 将所述特征参数输入内环机器学习模型中, 得到 MCS 初值; 调整值获取模块 603, 用于将所述 MCS 初值和所述特征参数输入外环机器学习模型中, 得到所述 MCS 初值对应的 MCS 调整值; 调整模块 604, 用于根据所述 MCS 初值对应的调整值和所述 MCS 初值得到调整后的 MCS 值。

在一些实施例中, 参数获取模块 601 进一步用于检测传输类型; 其中, 所述传输类型包

括：单用户传输和/或多用户空分传输；若所述传输类型为多用户空分传输，则所述特征参数还包括：干扰能力参数；其中，所述干扰能力参数表征干扰用户的干扰能力的参数。

在一些实施例中，参数获取模块 601 获取的干扰能力参数包括：所述用户所在的空分用户配对组合中的各干扰用户与所述用户的端口间相关性参数，和所述空分用户配对组合中的各干扰用户的传输流数。

在一些实施例中，自适应编码调制装置还进一步包括模型训练模块，模型训练模块进一步用于根据所述内环模型样本数据训练所述内环机器学习模型中的内环模型参数；其中，所述内环模型样本数据包括：调整后的 MCS 初值、使用所述调整后的 MCS 值进行信号传输的传输结果的反馈值、所述特征参数；根据外环模型样本数据训练所述外环机器学习模型中的外环模型参数；其中，所述外环模型样本数据包括：所述特征参数、所述 MCS 初值、所述 MCS 调整值，所述传输结果的反馈值。

在一些实施例中，在传输类型为多用户空分传输时，模型训练模块进一步用于根据所述用户所在的空分用户配对组合中各用户的内环模型样本数据，训练所述内环机器学习模型中的内环模型参数；根据所述用户所在的空分用户配对组合中各用户的外环模型样本数据训练所述外环机器学习模型中的外环模型参数。

在一些实施例中，初值获取模块 602 中的内环机器学习模型为以下任一项分类神经网络、回归神经网络、决策树；调整值获取模块 603 中的外环机器学习模型为强化学习神经网络。

在一些实施例中，初值获取模块 602 中的内环机器学习模型中的内环模型参数通过离线学习方式训练；调整值获取模块 603 中的所述外环机器学习模型中的外环模型参数通过在线学习方式训练。

不难发现，本实施例为与上述方法的实施例相对应的系统实施例，本实施例可与上述方法实施例互相配合实施。上述方法实施例中提到的相关技术细节在本实施例中依然有效，为了减少重复，这里不再赘述。相应地，本实施例中提到的相关技术细节也可应用在第一实施例中。

值得一提的是，本实施例中所涉及到的各模块均为逻辑模块，在实际应用中，一个逻辑单元可以是一个物理单元，也可以是一个物理单元的一部分，还可以以多个物理单元的组合实现。此外，为了突出本申请的创新部分，本实施例中并没有将与解决本申请所提出的技术问题关系不太密切的单元引入，但这并不表明本实施例中不存在其它的单元。

本申请的实施例还提供一种电子设备，如图 7 所示，包括至少一个处理器 701；以及，与所述至少一个处理器 701 通信连接的存储器 702；其中，所述存储器 702 存储有可被所述至少一个处理器 701 执行的指令，所述指令被所述至少一个处理器 701 执行，以使所述至少一个处理器 701 能够执行上述的自适应编码调制方法。

其中，存储器和处理器采用总线方式连接，总线可以包括任意数量的互联的总线和桥，总线将一个或多个处理器和存储器的各种电路连接在一起。总线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连接在一起，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。总线接口在总线和收发机之间提供接口。收发机可以是一个元件，也可以是多个元件，比如多个接收器和发送器，提供用于在传输介质上与各种其他装置通信的单元。经处理器处理的数据通过天线在无线介质上进行传输，进一步，天线还接收数据并将数据传送给处理器。

处理器负责管理总线和通常的处理，还可以提供各种功能，包括定时，外围接口，电压调节、电源管理以及其他控制功能。而存储器可以被用于存储处理器在执行操作时所使用的数据。

本申请的实施例还提供一种计算机可读存储介质，存储有计算机程序。计算机程序被处理器执行时实现上述方法实施例。

即，本领域技术人员可以理解，实现上述实施例方法中的全部或部分步骤是可以通程序来指令相关的硬件来完成，该程序存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一个设备（可以是单片机，芯片等）或处理器（processor）执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U 盘、移动硬盘、只读存储器（ROM, Read-Only Memory）、随机存取存储器（RAM, Random Access Memory）、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

本领域的普通技术人员可以理解，上述各实施例是实现本申请的具体实施例，而在实际应用中，可以在形式上和细节上对其作各种改变，而不偏离本申请的精神和范围。

权 利 要 求 书

1. 一种自适应编码调制方法，包括：

获取特征参数，其中，所述特征参数中包括表征用户的传输能力的参数；

将所述特征参数输入内环机器学习模型中，得到 MCS 初值；

将所述 MCS 初值和所述特征参数输入外环机器学习模型中，得到所述 MCS 初值对应的 MCS 调整值；

根据所述 MCS 初值对应的调整值和所述 MCS 初值得到调整后的 MCS 值。

2. 根据权利要求 1 所述的自适应编码调制方法，其中，所述获取特征参数之前，包括：

检测传输类型；其中，所述传输类型包括：单用户传输和/或多用户空分传输；

若所述传输类型为所述多用户空分传输，则所述获取的特征参数还包括：干扰能力参数；其中，所述干扰能力参数表征干扰用户的干扰能力的参数。

3. 根据权利要求 2 所述的自适应编码调制方法，其中，所述干扰能力参数包括：所述用户所在的空分用户配对组合中的各干扰用户与所述用户的端口间相关性参数，和所述空分用户配对组合中的各干扰用户的传输流数。

4. 根据权利要求 2 所述的自适应编码调制方法，其中，所述根据所述 MCS 初值对应的调整值和所述 MCS 初值得到调整后的 MCS 值之后，还包括：

根据内环模型样本数据训练所述内环机器学习模型中的内环模型参数；其中，所述内环模型样本数据包括：所述调整后的 MCS 值、使用所述调整后的 MCS 值进行信号传输的传输结果的反馈值和所述特征参数；

根据外环模型样本数据训练所述外环机器学习模型中的外环模型参数；其中，所述外环模型样本数据包括：所述特征参数、所述 MCS 初值、所述 MCS 调整值和所述传输结果的反馈值。

5. 根据权利要求 4 所述的自适应编码调制方法，其中，若所述传输类型为所述多用户空分传输，则所述根据内环模型样本数据训练所述内环机器学习模型中的内环模型参数，包括：

根据所述用户所在的空分用户配对组合中各用户的内环模型样本数据，训练所述内环机器学习模型中的内环模型参数；

所述根据外环模型样本数据训练所述外环机器学习模型中的外环模型参数，包括：

根据所述用户所在的空分用户配对组合中各用户的外环模型样本数据训练所述外环机器学习模型中的外环模型参数。

6. 根据权利要求 1 至 5 中任一项所述的自适应编码调制方法，其中，所述内环机器学习模型包括以下任一项：分类神经网络、回归神经网络、决策树；

所述外环机器学习模型包括强化学习神经网络。

7. 根据权利要求 1 至 6 中任一项所述的自适应编码调制方法，其中，所述内环机器学习模型中的内环模型参数通过离线学习方式进行训练；所述外环机器学习模型中的外环模型参数通过在线学习方式进行训练。

8. 一种自适应编码调制装置，包括：

参数获取模块，用于获取特征参数，其中，所述特征参数中包括表征用户的传输能力的数据；

初值获取模块，将所述特征参数输入内环机器学习模型中，得到 MCS 初值；

调整值获取模块，用于将所述 MCS 初值和所述特征参数输入外环机器学习模型中，得到所述 MCS 初值对应的 MCS 调整值；

调整模块，用于根据所述 MCS 初值对应的调整值和所述 MCS 初值得到调整后的 MCS 值。

9. 一种电子设备，包括：

至少一个处理器；以及，

与所述至少一个处理器通信连接的存储器；其中，

所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令，所述指令被所述至少一个处理器执行，以使所述至少一个处理器能够执行如权利要求 1 至 7 中任一所述的自适应编码调制方法。

10. 一种计算机可读存储介质，存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求 1 至 7 中任一项所述的自适应编码调制方法。

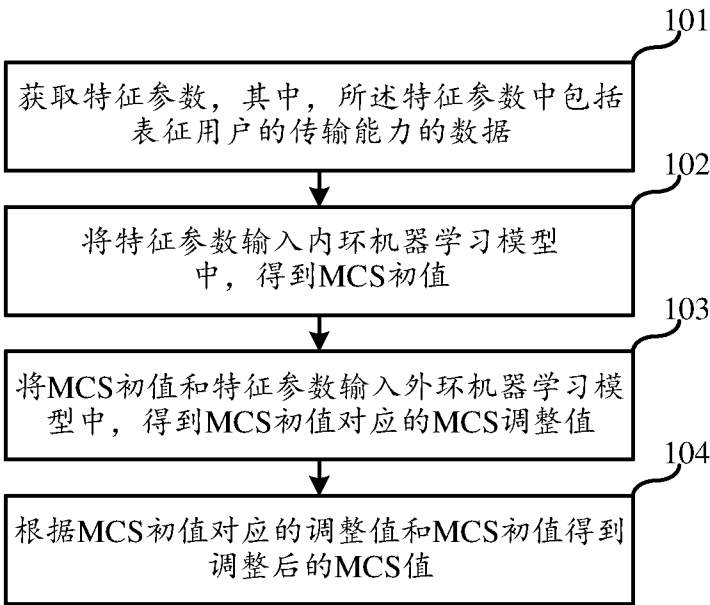


图 1

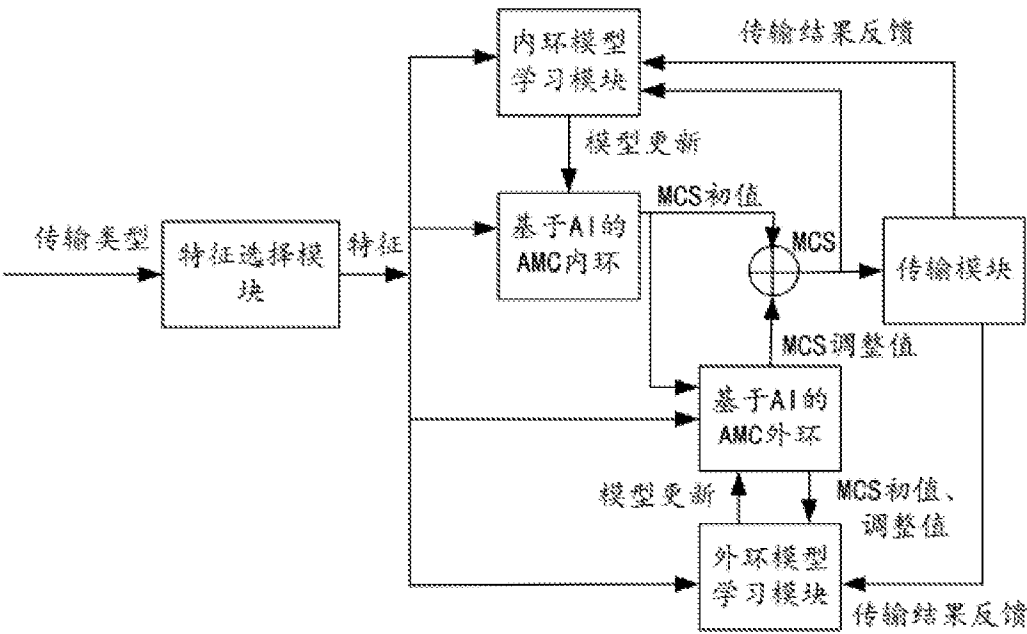


图 2

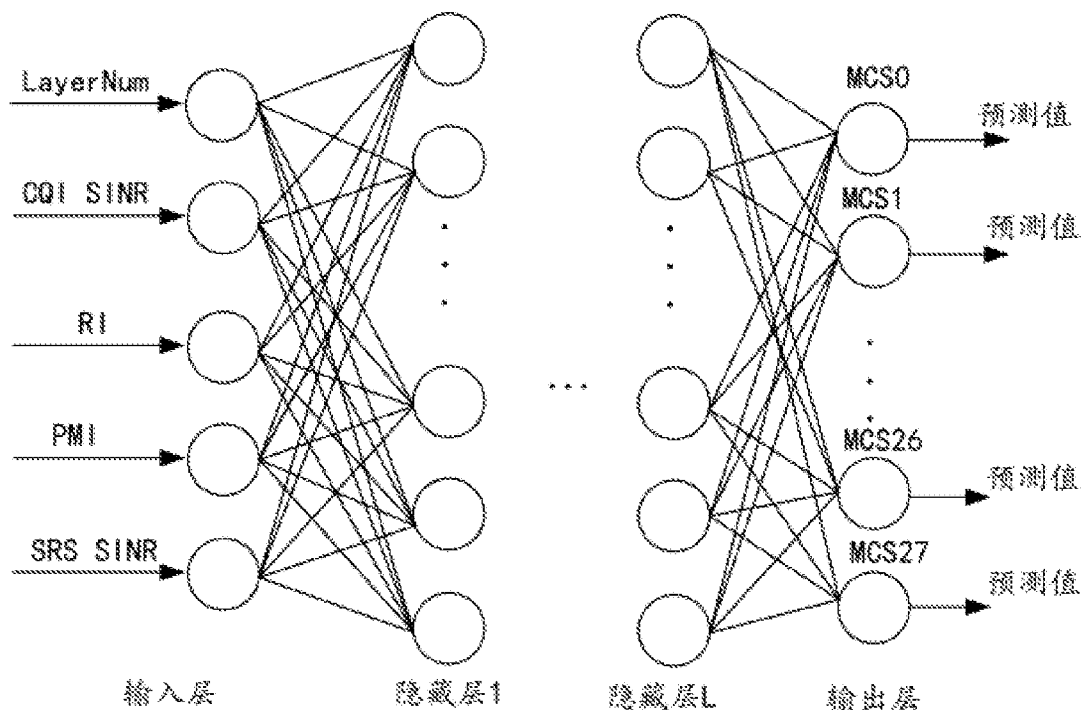


图 3

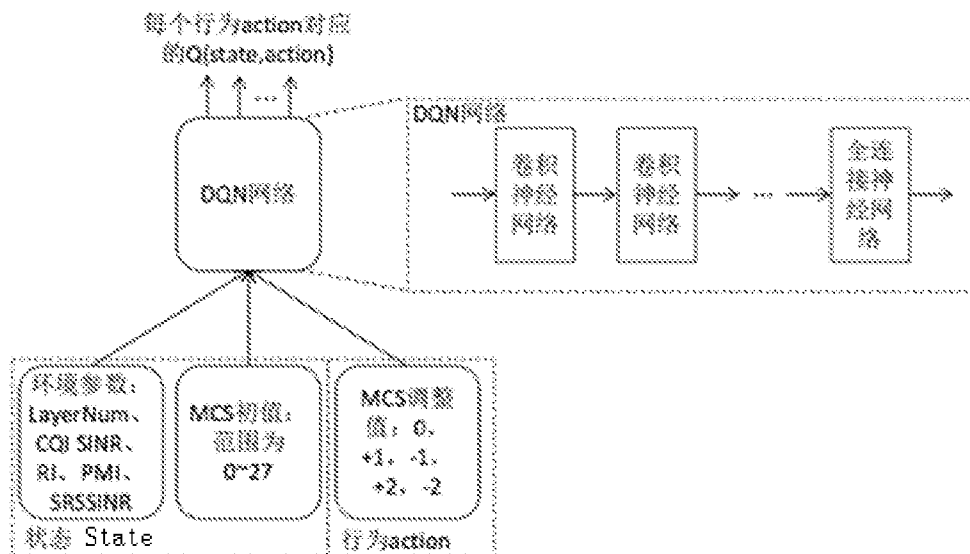


图 4

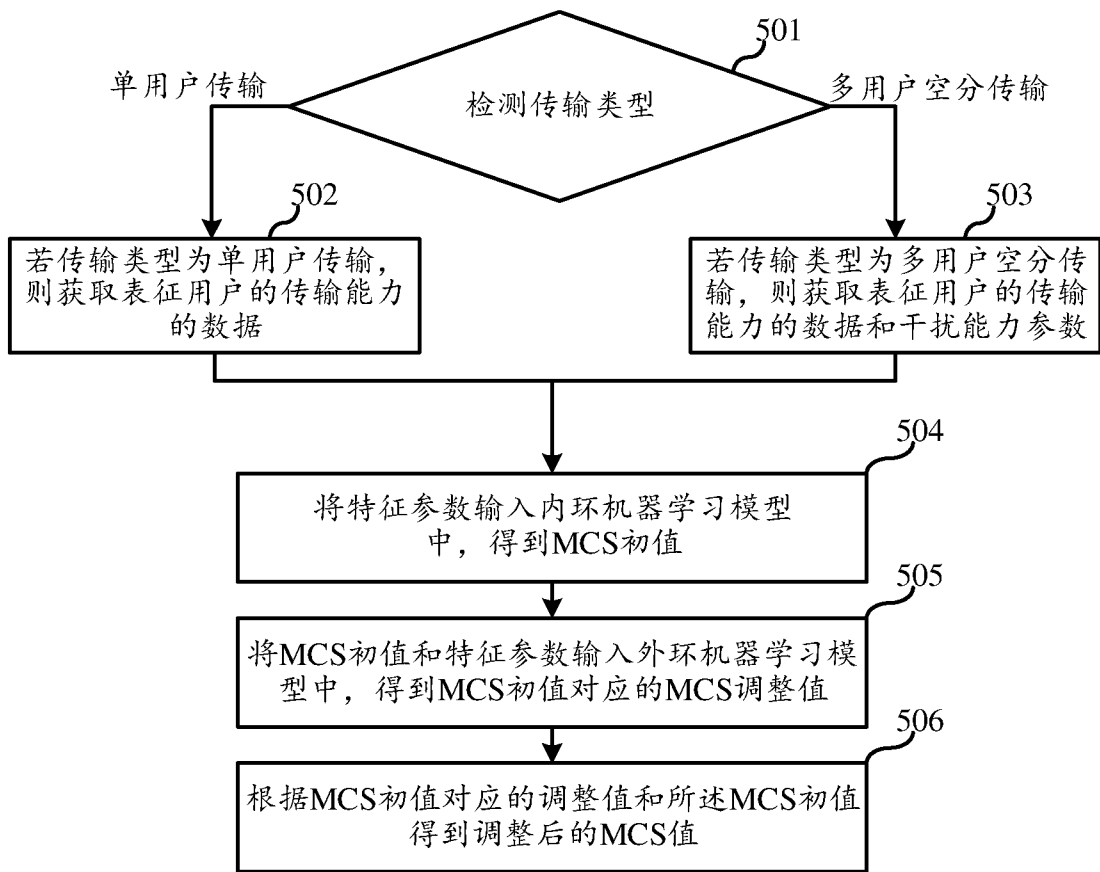


图 5

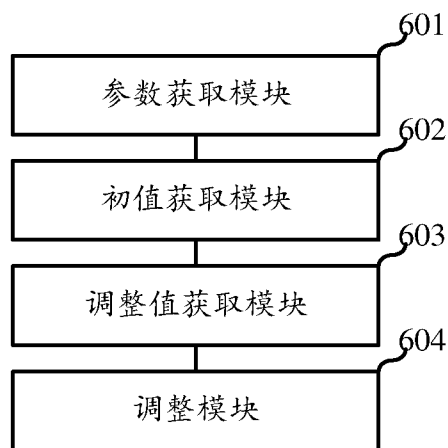


图 6

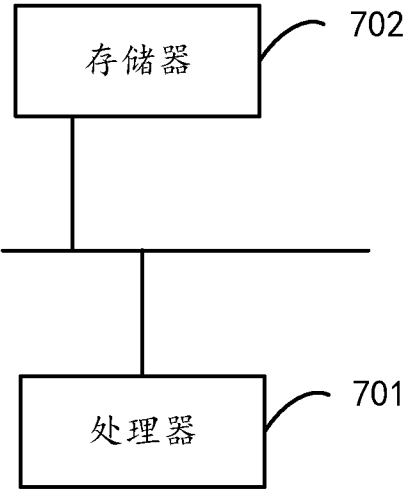


图 7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2022/104761

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

H04L 1/00(2006.01)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; G06N

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)

CNTXT, ENTXT, DWPI, IEEE: 自适应编码调制, 调试编码方式, 调试编码方案, 内环, 外环, 机器学习, 神经网络, neural network, AMC, Adaptive Modulation and Coding, MCS, Modulation and Coding Scheme, outer ring, inner ring

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 103516463 A (ZTE CORP.) 15 January 2014 (2014-01-15) paragraphs 6-7	1-10
Y	ELWEKEIL, M. et al. "Deep Convolutional Neural Networks for Link Adaptations in MIMO-OFDM Wireless System" <i>IEEE Wireless Communications Letters</i> , Vol. 3., No. 8., 18 November 2018 (2018-11-18), ISSN: 2162-2345, page 665, right-hand column, paragraph 1	1-10
A	CN 107846266 A (ZTE CORP.) 27 March 2018 (2018-03-27) entire document	1-10
A	CN 102300244 A (ZTE CORP.) 28 December 2011 (2011-12-28) entire document	1-10
A	US 2021218483 A1 (INTEL CORP.) 15 July 2021 (2021-07-15) entire document	1-10



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

17 August 2022

Date of mailing of the international search report

14 September 2022

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/CN2022/104761

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	103516463	A	15 January 2014	CN	103516463	B	31 May 2017
CN	107846266	A	27 March 2018	WO	2018050059	A1	22 March 2018
				CN	107846266	B	04 March 2022
CN	102300244	A	28 December 2011	US	2015124717	A1	07 May 2015
				EP	2763480	A1	06 August 2014
				WO	2012155520	A1	22 November 2012
				CN	102300244	B	05 February 2019
				US	9629014	B2	18 April 2017
				EP	2763480	A4	15 April 2015
US	2021218483	A1	15 July 2021	WO	2020062022	A1	02 April 2020

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2022/104761

A. 主题的分类

H04L 1/00 (2006.01) 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; G06N

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))

CNTXT, ENTXT, DWPI, IEEE: 自适应编码调制, 调试编码方式, 调试编码方案, 内环, 外环, 机器学习, 神经网络, neural network, AMC, Adaptive Modulation and Coding, MCS, Modulation and Coding Scheme, outer ring, inner ring

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
Y	CN 103516463 A (中兴通讯股份有限公司) 2014年1月15日 (2014 - 01 - 15) 第6-7段	1-10
Y	ELWEKEIL, Mohamed et al. "Deep Convolutional Neural Networks for Link Adaptations in MIMO-OFDM Wireless System" IEEE Wireless Communications Letters, 第3卷, 第8期, 2018年11月18日 (2018 - 11 - 18), ISSN: 2162-2345, 第665页右栏第1段	1-10
A	CN 107846266 A (中兴通讯股份有限公司) 2018年3月27日 (2018 - 03 - 27) 全文	1-10
A	CN 102300244 A (中兴通讯股份有限公司) 2011年12月28日 (2011 - 12 - 28) 全文	1-10
A	US 2021218483 A1 (INTEL CORP) 2021年7月15日 (2021 - 07 - 15) 全文	1-10

☐ 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

2022年8月17日

国际检索报告邮寄日期

2022年9月14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

授权官员

张诗伯

电话号码 (86-27)59371780

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2022/104761

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	103516463	A	2014年1月15日	CN	103516463	B	2017年5月31日
CN	107846266	A	2018年3月27日	WO	2018050059	A1	2018年3月22日
				CN	107846266	B	2022年3月4日
CN	102300244	A	2011年12月28日	US	2015124717	A1	2015年5月7日
				EP	2763480	A1	2014年8月6日
				WO	2012155520	A1	2012年11月22日
				CN	102300244	B	2019年2月5日
				US	9629014	B2	2017年4月18日
				EP	2763480	A4	2015年4月15日
US	2021218483	A1	2021年7月15日	WO	2020062022	A1	2020年4月2日