



(12) 发明专利申请



(10) 申请公布号 CN 116933853 A

(43) 申请公布日 2023. 10. 24

(21) 申请号 202310900333.9

G06F 40/242 (2020.01)

(22) 申请日 2023.07.20

(71) 申请人 京东科技信息技术有限公司

地址 100176 北京市大兴区北京经济技术
开发区科创十一街18号院2号楼6层
601

(72) 发明人 赵宇明 宋阳 陈蒙

(74) 专利代理机构 北京律智知识产权代理有限
公司 11438

专利代理师 孙宝海

(51) Int. Cl.

G06N 3/08 (2023.01)

G06N 3/0455 (2023.01)

G06N 3/047 (2023.01)

G06F 40/289 (2020.01)

权利要求书2页 说明书13页 附图6页

(54) 发明名称

语言模型的训练方法、装置、电子设备及存
储介质

(57) 摘要

本公开提供了一种语言模型的训练方法、装
置、电子设备及存储介质,涉及计算机技术领域。
该方法包括:获取对话数据;使用预设掩码方式
对所述对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩
码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,
获得阶段训练完成的语言模型;将所述对话数据
输入至阶段训练完成的语言模型中,获得所述对
话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵;根
据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中
的目标掩码对象;基于所述目标掩码对象对所述
对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理
后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型
进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

1. 一种语言模型的训练方法,其特征在于,包括:

获取对话数据;

使用预设掩码方式对所述对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型;

将所述对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得所述对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵;

根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象;

基于所述目标掩码对象对所述对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象,包括:

根据所述自注意力权重矩阵确定概率转移矩阵;

根据所述概率转移矩阵和第一随机向量确定各个词元对应的重要性;

将重要性较高的预设数量个词元作为所述对话数据中的目标掩码对象。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对话数据包括多个语句,每个语句包括多个词元;

其中,根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象,包括:

根据所述自注意力权重矩阵确定概率转移矩阵;

根据所述概率转移矩阵和第一随机向量确定各个词元对应的重要性;

将每个语句中的各个词元对应的重要性进行聚合处理,获得每个语句对应的重要性;

将重要性较高的预设数量个语句作为所述对话数据中的目标掩码对象。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对话数据包括多个语句;

其中,根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象,包括:

根据所述自注意力权重矩阵确定语句注意力权重矩阵,所述语句注意力权重矩阵包括每个语句相对于每个其他语句的注意力权重;

根据所述语句注意力权重矩阵和第二随机向量确定各个语句对应的重要性;

将重要性较高的预设数量个语句作为所述对话数据中的目标掩码对象。

5. 根据权利要求1-4任一项所述的方法,其特征在于,在使用第二掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型进行阶段训练之后,所述方法还包括:

从所述预设掩码方式和自引导掩码方式随机选择目标掩码方式,所述自引导掩码方式为根据自注意力权重矩阵确定目标掩码对象的掩码方式;

使用所述目标掩码方式对所述对话数据进行第三掩码处理,使用第三掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型再次进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

6. 根据权利要求1-4任一项所述的方法,其特征在于,获取对话数据,包括:

获取原始对话数据,所述原始对话数据包括多个消息对,每个消息对包括问题语句和回复语句;

对所述原始对话数据进行分词处理,将分词处理结果转换为预设词典中的标识值,将所述标识值组成的序列作为所述对话数据。

7. 根据权利要求1-4任一项所述的方法,其特征在于,使用预设掩码方式对所述对话数

据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型,包括:

使用预设掩码方式对所述对话数据中的目标字符进行第一掩码处理;

将第一掩码处理后的对话数据输入至所述语言模型中,获得预测字符;

根据所述目标字符和所述预测字符对所述语言模型的模型参数进行调整,获得阶段训练完成的语言模型。

8.一种语言模型的训练装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取对话数据;

训练模块,用于使用预设掩码方式对所述对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型;

获得模块,用于将所述对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得所述对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵;

确定模块,用于根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象;

所述训练模块还用于基于所述目标掩码对象对所述对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

9.一种电子设备,其特征在于,包括:

至少一个处理器;

存储装置,用于存储至少一个程序,当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行时,使得所述至少一个处理器实现如权利要求1至7中任一项所述的方法。

10.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机可执行指令,其特征在于,所述可执行指令被处理器执行时实现如权利要求1至7中任一项所述的方法。

语言模型的训练方法、装置、电子设备及存储介质

技术领域

[0001] 本公开涉及计算机技术领域,具体而言,涉及一种语言模型的训练方法、语言模型的训练装置、电子设备及存储介质。

背景技术

[0002] 在对基于BERT模型的语言模型进行预训练时,通常通过对输入数据进行token(词元)、短语、片段或者句子级别的掩码处理,然后在输出端进行破坏掩码的重建,使得语言模型可以预测出掩码部分。

[0003] 相关技术中,使用随机掩码方式、基于特定先验分布的掩码方式或基于点互信息的掩码方式对语言模型的输入数据进行掩码,这些掩码方式比较简单,或者依赖数据统计的先验信息,导致训练得到的语言模型的准确性较差。

[0004] 需要说明的是,在上述背景技术部分公开的信息仅用于加强对本公开的背景的理解,因此可以包括不构成对本领域普通技术人员已知的现有技术的信息。

发明内容

[0005] 本公开实施例提供一种语言模型的训练装置、语言模型的训练装置、电子设备及存储介质,该方法可以有针对性地对语言模型进行训练,使得语言模型可以更加准确地预测对话数据中的重要信息,从而提高训练获得的语言模型的准确性。

[0006] 本公开的其他特性和优点将通过下面的详细描述变得显然,或部分地通过本公开的实践而习得。

[0007] 本公开实施例提供一种语言模型的训练方法,包括:获取对话数据;使用预设掩码方式对所述对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型;将所述对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得所述对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵;根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象;基于所述目标掩码对象对所述对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

[0008] 在本公开一些示例性实施例中,根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象,包括:根据所述自注意力权重矩阵确定概率转移矩阵;根据所述概率转移矩阵和第一随机向量确定各个词元对应的重要性;将重要性较高的预设数量个词元作为所述对话数据中的目标掩码对象。

[0009] 在本公开一些示例性实施例中,所述对话数据包括多个语句,每个语句包括多个词元;其中,根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象,包括:根据所述自注意力权重矩阵确定概率转移矩阵;根据所述概率转移矩阵和第一随机向量确定各个词元对应的重要性;将每个语句中的各个词元对应的重要性进行聚合处理,获得每个语句对应的重要性;将重要性较高的预设数量个语句作为所述对话数据中的目标掩码对象。

[0010] 在本公开一些示例性实施例中,所述对话数据包括多个语句;其中,根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象,包括:根据所述自注意力权重矩阵确定语句注意力权重矩阵,所述语句注意力权重矩阵包括每个语句相对于每个其他语句的注意力权重;根据所述语句注意力权重矩阵和第二随机向量确定各个语句对应的重要性;将重要性较高的预设数量个语句作为所述对话数据中的目标掩码对象。

[0011] 在本公开一些示例性实施例中,在使用第二掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型进行阶段训练之后,所述方法还包括:从所述预设掩码方式和自引导掩码方式随机选择目标掩码方式,所述自引导掩码方式为根据自注意力权重矩阵确定目标掩码对象的掩码方式;使用所述目标掩码方式对所述对话数据进行第三掩码处理,使用第三掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型再次进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

[0012] 在本公开一些示例性实施例中,获取对话数据,包括:获取原始对话数据,所述原始对话数据包括多个消息对,每个消息对包括问题语句和回复语句;对所述原始对话数据进行分词处理,将分词处理结果转换为预设词典中的标识值,将所述标识值组成的序列作为所述对话数据。

[0013] 在本公开一些示例性实施例中,使用预设掩码方式对所述对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型,包括:使用预设掩码方式对所述对话数据中的目标字符进行第一掩码处理;将第一掩码处理后的对话数据输入至所述语言模型中,获得预测字符;根据所述目标字符和所述预测字符对所述语言模型的模型参数进行调整,获得阶段训练完成的语言模型。

[0014] 本公开实施例提供一种语言模型的训练装置,包括:获取模块,用于获取对话数据;训练模块,用于使用预设掩码方式对所述对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型;获得模块,用于将所述对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得所述对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵;确定模块,用于根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象;所述训练模块还用于基于所述目标掩码对象对所述对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

[0015] 本公开实施例提供一种电子设备,包括:至少一个处理器;存储装置,用于存储至少一个程序,当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行时,使得所述至少一个处理器实现如上述任一种语言模型的训练方法。

[0016] 本公开实施例提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现如上述任一种语言模型的训练方法。

[0017] 本公开实施例提供的语言模型的训练方法,使用预设掩码方式对对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型;将对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵;根据自注意力权重矩阵确定对话数据中的目标掩码对象;基于目标掩码对象对对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型;该方法可以根据阶段训练完

成的语言模型得到表示词元重要性的自注意力权重矩阵,根据词元的重要性确定目标掩码对象,并基于目标掩码对象对对话数据进行掩码处理,将掩盖了重要的目标掩码对象的对话数据作为语言模型的训练数据,可以有针对性地对语言模型进行训练,使得语言模型可以更加准确地预测对话数据中的重要信息,从而提高训练获得的语言模型的准确性。

[0018] 应当理解的是,以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的,并不能限制本公开。

附图说明

[0019] 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分,示出了符合本公开的实施例,并与说明书一起用于解释本公开的原理。显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本公开的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0020] 图1示出了可以应用本公开实施例的语言模型的训练方法的示例性系统架构的示意图。

[0021] 图2是本公开一示例性实施例中的语言模型的训练方法的流程图。

[0022] 图3是本公开一示例性实施例中的语言模型的训练过程的示意图。

[0023] 图4是本公开另一示例性实施例中的语言模型的训练方法的流程图。

[0024] 图5是本公开再一示例性实施例中的语言模型的训练方法的流程图。

[0025] 图6是本公开再一示例性实施例中的语言模型的训练方法的流程图。

[0026] 图7是本公开一示例性实施例中的语言模型的训练装置的框图。

[0027] 图8是根据一示例性实施方式示出的一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0028] 现在将参考附图更全面地描述示例实施例。然而,示例实施例能够以多种形式实施,且不应被理解为限于在此阐述的实施例;相反,提供这些实施例使得本公开将全面和完整,并将示例实施例的构思全面地传达给本领域的技术人员。在图中相同的附图标记表示相同或类似的部分,因而将省略对它们的重复描述。

[0029] 本公开所描述的特征、结构或特性可以以任何合适的方式结合在一个或更多实施方式中。在下面的描述中,提供许多具体细节从而给出对本公开的实施方式的充分理解。然而,本领域技术人员将意识到,可以实践本公开的技术方案而省略特定细节中的一个或更多,或者可以采用其它的方法、组元、装置、步骤等。在其它情况下,不详细示出或描述公知方法、装置、实现或者操作以避免模糊本公开的各方面。

[0030] 附图仅为本公开的示意性图解,图中相同的附图标记表示相同或类似的部分,因而将省略对它们的重复描述。附图中所示的一些方框图不一定必须与物理或逻辑上独立的实体相对应。可以采用软件形式来实现这些功能实体,或在至少一个硬件模块或集成电路中实现这些功能实体,或在不同网络和/或处理器装置和/或微控制器装置中实现这些功能实体。

[0031] 附图中所示的流程图仅是示例性说明,不是必须包括所有的内容和步骤,也不是必须按所描述的顺序执行。例如,有的步骤还可以分解,而有的步骤可以合并或部分合并,

因此实际执行的顺序有可能根据实际情况改变。

[0032] 此外,在本公开的描述中,用语“一个”、“一”、“该”、“所述”和“至少一个”用以表示存在至少一个要素或组成部分;用语“包含”、“包括”和“具有”用以表示开放式的包括在内的意思并且是指除了列出的要素或组成部分之外还可存在另外的要素或组成部分;用语“第一”、“第二”和“第三”等仅作为标记使用,不是对其对象的数量限制。

[0033] 图1示出了可以应用本公开实施例的语言模型的训练方法的示例性系统架构的示意图。

[0034] 如图1所示,该系统架构可以包括服务器101、网络102、终端设备103、终端设备104和终端设备105。网络102用以在终端设备103、终端设备104或终端设备105和服务器101之间提供通信链路的介质。网络102可以包括各种连接类型,例如有线、无线通信链路或者光纤电缆等等。

[0035] 服务器101可以是提供各种服务的服务器,例如对用户利用终端设备103、终端设备104或终端设备105所进行操作的装置提供支持的后台管理服务器。后台管理服务器可以对接收到的请求等数据进行分析等处理,并将处理结果反馈给终端设备103、终端设备104或终端设备105。

[0036] 终端设备103、终端设备104和终端设备105可以是智能手机、平板电脑、笔记本电脑、台式计算机、智能音箱、可穿戴智能设备、虚拟现实设备、增强现实设备等,但并不局限于此。

[0037] 本公开实施例中,服务器101可以:获取对话数据;使用预设掩码方式对对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型;将对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵;根据自注意力权重矩阵确定对话数据中的目标掩码对象;基于目标掩码对象对对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

[0038] 应该理解,图1中的终端设备103、终端设备104、终端设备105、网络102和服务器101的数目仅仅是示意性的,服务器101可以是一个实体的服务器,还可以为多个服务器组成的服务器集群,还可以是云端服务器,根据实际需要,可以具有任意数目的终端设备、网络和服务。

[0039] 下面,将结合附图及实施例对本公开示例实施例中的语言模型的训练方法的各个步骤进行更详细的说明。

[0040] 图2是本公开一示例性实施例中的语言模型的训练方法的流程图。本公开实施例提供的方法可以由任意具备计算处理能力的电子设备执行,例如由图1所示服务器或终端设备执行,但本公开并不限于此。

[0041] 本公开实施例中,语言模型可以是BERT(Bidirectional Encoder Representation from Transforms,双向转换编码器)模型等预训练模型,本公开实施例中的语言模型的训练方法可以指对语言模型的预训练过程,在预训练完成后,得到的语言模型可以在用于其他任务时可以继续对其进行训练,本公开对此不作限定。

[0042] 如图2所示,本公开实施例提供的语言模型的训练方法可以包括以下步骤。

[0043] 在步骤S202中,获取对话数据。

[0044] 本公开实施例中,对话数据可以的来源可以是真实对话数据,通过对真实对话数据进行预处理,得到对话数据。其中,对话数据可以包括多个语句,每个语句可以包括多个词元(token)。

[0045] 在示例性实施例中,获取对话数据,可以包括:获取原始对话数据,原始对话数据包括多个消息对,每个消息对包括问题语句和回复语句;对原始对话数据进行分词处理,将分词处理结果转换为预设词典中的标识值,将标识值组成的序列作为对话数据。

[0046] 本公开实施例中,原始对话数据可以使用D表示,原始对话数据D中可以包括若干个会话S,每个会话可以包括多个消息对(例如用户-客服消息对),即 $D = \{s_1, \dots, s_N\}$,其中, $s = \{q_1, a_1, \dots, q_L, a_L\}$,其中N表示数据中的会话的数量,L表示会话中的消息对的数量。

[0047] 本公开实施例中,以语言模型是BERT模型为例,预设词典可以使用BERT模型自带的词典,大小为 $|V|$;对于原始对话数据中的每一个会话 s_i ,将其中的每一个字,经过分词处理(例如使用wordpiece分词处理)后,转换成词典中对应的ID值,得到一个ID序列: $s_i = \{x_1, \dots, x_M\}$,其中M为 s_i 分词后的长度, x_M 为取值在 $[0, |V|)$ 之间的正整数,然后可以对其进行补零操作,设置最大长度为T,得到最终样本序列: $s_i = \{x_1, \dots, x_T\}$ 。

[0048] 在步骤S204中,使用预设掩码方式对对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型。

[0049] 本公开实施例中,预设掩码方式例如可以是随机掩码方式、特定先验分布下的掩码方式或者点互信息掩码方式,也可以是其他掩码方式。

[0050] 本公开实施例中,可以设置针对语言模型进行训练的总epoch数为K,其中K为大于或等于2的整数;在针对语言模型进行第一个epoch的训练时,可以先使用预设掩码方式对上述对话数据进行掩码处理,将掩码处理后的对话数据输入至语言模型中,将掩码部分作为语言模型的标签,对语言模型进行阶段训练,使得语言模型能够预测出掩码的部分;然后针对语言模型进行第二个epoch的训练时,可以使用自引导掩码方式对对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,自引导掩码方式即下述步骤S206~S210,即根据自注意力权重矩阵确定目标掩码对象的掩码方式;在针对语言模型进行第三个及其以上个epoch的训练时,从预设掩码方式和自引导掩码方式随机选择目标掩码方式;使用目标掩码方式对对话数据进行第三掩码处理,使用第三掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型再次进行阶段训练,直到K个epoch训练完成,得到训练完成的语言模型。

[0051] 在示例性实施例中,使用预设掩码方式对对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型,包括:使用预设掩码方式对对话数据中的目标字符进行第一掩码处理;将第一掩码处理后的对话数据输入至语言模型中,获得预测字符;根据目标字符和预测字符对语言模型的模型参数进行调整,获得阶段训练完成的语言模型。

[0052] 图3是本公开一示例性实施例中的语言模型的训练过程的示意图。

[0053] 参考图3,以随机掩码方式进行举例说明,对话数据301例如可以是“[CLS]请问…[SEP]这款……[SEP]”,其中[CLS]和[SEP]为标志符号,可以通过掩码模块302对对话数据301进行随机掩码,例如对其中的“这”“款”进行掩码,得到掩码后的对话数据303,将掩码后的对话数据303输入至BERT模型3041中进行处理,得到预测字符,将“这”“款”作为目标字

符,根据预测字符和目标字符确定损失,根据损失函数对BERT模型3041的模型参数进行调整,直到根据输出的预测字符和目标字符确定的损失满足预设条件,完成该阶段训练,获得阶段训练完成的BERT模型3042。

[0054] 具体地,一个epoch指的是将数据集中的样本遍历完一遍,比如数据集有100条样本,当模型把这100条样本遍历完一遍后,就完成了 epoch;具体的过程是:按照预设的批次B(batchsize)的大小,从数据集中挑选B个样本,随机掩码后送入语言模型,被遮掩的字符作为语言模型预测的目标,也就是标签,然后训练语言模型;在一个批次完成后,从剩下的数据中再随机挑选B个,重复上述过程,直到遍历完一遍数据集。

[0055] 本公开实施例中,在针对语言模型进行第一个epoch的训练完成后,针对语言模型进行第二个epoch的训练时,可以使用自引导掩码方式对对话数据进行掩码处理,即下述步骤S206~S210。

[0056] 在步骤S206中,将对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵。

[0057] 本公开实施例中,在针对语言模型完成第一个阶段训练后,将对话数据直接输入至阶段训练完成的语言模型中(该步骤中不需要进行掩码处理),获得对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵,其中自注意力权重矩阵用于表示每个词元之间的关系。

[0058] 例如,参考图3,可以将对话数据301输入至阶段训练完成的BERT模型3042中,获取其在模型最后一层的自注意力机制结果305,即词间关系的有向图,根据该自注意力机制结果可以得到自注意力权重矩阵。

[0059] 具体地,可以基于第一个epoch的预训练模型,对全部对话数据进行一次预测,即正向推理,此时输入不需要进行掩码操作。针对一条输入样本,获取其在模型最后一层的自注意力机制结果,假设模型自注意力头数为 N_h ,那么自注意力权重矩阵为 $W^{SA} \in \mathbb{R}^{T \times T \times N_h}$,为了简化起见,可以在最后一位进行平均,得到平均自注意力权重矩阵 $W^{SA} \in \mathbb{R}^{T \times T}$,其中 $\sum_i W_{ij}^{SA} = 1$ 。

[0060] 在步骤S208中,根据自注意力权重矩阵确定对话数据中的目标掩码对象。

[0061] 本公开实施例中,可以根据自注意力权重矩阵从对话数据中确定重要性较高的预设数量个词元作为目标掩码对象,也可以根据自注意力权重矩阵从对话数据中确定重要性较高的预设数量个语句作为目标掩码对象,其中,预设数量可以根据实际情况设置,本公开对此不作限定。

[0062] 在步骤S210中,基于目标掩码对象对对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

[0063] 本公开实施例中,可以将对话数据中的目标掩码对象部分进行掩码处理,将掩码处理后的对话数据输入至阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,在完成本次阶段训练之后,可以随机选择下次阶段训练的掩码方式继续进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

[0064] 本公开实施例中,借助于BERT类模型的自注意力机制和文本排序算法,可以确定出每一条输入样本在每个阶段的重要性部分,然后通过掩盖这些部分,来进行动态掩码,利

用未掩码部分来重建最重要的部分,完成语言模型的建模。

[0065] 本公开实施例提供的语言模型的训练方法,使用预设掩码方式对对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型;将对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵;根据自注意力权重矩阵确定对话数据中的目标掩码对象;基于目标掩码对象对对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型;该方法可以根据阶段训练完成的语言模型得到表示词元重要性的自注意力权重矩阵,根据词元的重要性确定目标掩码对象,并基于目标掩码对象对对话数据进行掩码处理,将掩盖了重要的目标掩码对象的对话数据作为语言模型的训练数据,可以有针对性地对语言模型进行训练,使得语言模型可以更加准确地预测对话数据中的重要信息,从而提高训练获得的语言模型的准确性。

[0066] 此外,由于本公开实施例提供的语言模型的训练方法中,先使用预设掩码方式对对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型;再将对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵,即该方法考虑了语言模型在先验下的针对性表现,从而提高了语言模型的准确性。

[0067] 在示例性实施例中,在使用第二掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型进行阶段训练之后,上述方法还包括:从预设掩码方式和自引导掩码方式随机选择目标掩码方式,自引导掩码方式为根据自注意力权重矩阵确定目标掩码对象的掩码方式;使用目标掩码方式对对话数据进行第三掩码处理,使用第三掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型再次进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

[0068] 本公开实施例中,在使用自引导掩码方式对对话数据进行掩码处理并进行第二次阶段训练后,即上述步骤S206~S210后,可以从预设掩码方式和自引导掩码方式随机选择一个作为目标掩码方式,使用目标掩码方式对对话数据进行第三掩码处理,使用第三掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型再次进行阶段训练,在再次进行阶段训练完成后,可以再从预设掩码方式和自引导掩码方式随机选择一个作为目标掩码方式,以此类推,直至进行K次阶段训练后,完成语言模型的训练。

[0069] 本公开实施例中,从预设掩码方式和自引导掩码方式随机选择目标掩码方式,例如可以按照概率 p 选择采用自引导的动态掩码方式,按照概率 $1-p$ 选择预设掩码方式,其中概率 p 的数值可以根据实际情况设置,例如设为0.6。

[0070] 具体地,在第一次阶段训练时,使用预设掩码方式(例如随机掩码方式、特定先验分布下的掩码方式或者点互信息掩码方式等)对对话数据进行掩码,将掩码后的对话数据输入至语言模型进行阶段训练;在第二次阶段训练时,使用自引导掩码方式(即根据自注意力权重矩阵确定目标掩码对象的掩码方式)对对话数据进行掩码,将掩码后的对话数据输入至语言模型进行阶段训练;在第三次及第三次以上阶段训练时,从预设掩码方式和自引导掩码方式随机选择一个作为目标掩码方式,使用目标掩码方式对对话数据进行掩码处理,使用掩码处理后的对话数据对阶段训练完成的语言模型再次进行阶段训练,直至完成语言模型的训练。

[0071] 图4是本公开另一示例性实施例中的语言模型的训练方法的流程图。图4示出了根

据自注意力权重矩阵确定对话数据中的目标掩码对象的具体步骤。

[0072] 在图4实施例中,上述图2实施例中的步骤S208可以包括以下步骤。

[0073] 本公开实施例中,在做词元(token)、短语或片段级别的任务时,可以执行以下步骤S402~S406来确定对话数据中的目标掩码对象。

[0074] 在步骤S402中,根据自注意力权重矩阵确定概率转移矩阵。

[0075] 在步骤S404中,根据概率转移矩阵和第一随机向量确定各个词元对应的重要性。

[0076] 其中,第一随机向量的行数可以与概率转移矩阵的列数相同。

[0077] 本公开实施例中,在得到每条样本的自注意力权重矩阵后,可以采用textrank(文本排序)算法,获取其中每个词元的重要性 $V(x_i)$ 。

[0078] 具体地,可以根据自注意力权重矩阵得到概率转移矩阵 $W \in \mathbb{R}^{T \times T}$, 其中 $W_{ij} = W_{ij}^{SA} / \sum_j W_{ij}^{SA}$, 然后初始化随机向量 $V^{(0)} \in \mathbb{R}^T$, 其中每个元素值均为 $\frac{1}{T}$; 之后进行迭代, 可以设置迭代次数为P, 每次迭代的操作为 $V^{(p)} = W * V^{(p-1)}$, 其中*表示转置, 最终得到的 $V^{(P)}$ 即为重要性向量, 重要性向量的长度L和样本长度相同, 即重要性向量中的元素与样本中的每一个词元一一对应。

[0079] 在步骤S406中, 将重要性较高的预设数量个词元作为对话数据中的目标掩码对象。

[0080] 本公开实施例中, 可以将词元按照重要性从大到小排序, 选取前U个词元作为进行掩码的对象, 其中U可以根据实际情况设置。

[0081] 图5是本公开再一示例性实施例中的语言模型的训练方法的流程图。图5示出了根据自注意力权重矩阵确定对话数据中的目标掩码对象的具体步骤。

[0082] 本公开实施例中, 在做语句级别的任务(即对整个语句进行掩码的任务)时, 可以执行以下步骤S502~S508来确定对话数据中的目标掩码对象。

[0083] 在图5实施例中, 上述图2实施例中的步骤S208可以包括以下步骤。

[0084] 在步骤S502中, 根据自注意力权重矩阵确定概率转移矩阵。

[0085] 在步骤S504中, 根据概率转移矩阵和第一随机向量确定各个词元对应的重要性。

[0086] 本公开实施例中, 步骤S502和上述步骤S402类似, 步骤S504和上述步骤S404类似, 在此不再赘述。

[0087] 在步骤S506中, 将每个语句中的各个词元对应的重要性进行聚合处理, 获得每个语句对应的重要性。

[0088] 本公开实施例中, 可以将同属一个语句的各个词元的重要性进行聚合处理, 得到该语句的重要性, 其中, 语句可以是针对对话数据按照预设长度进行切分得到的, 预设长度可以是对话数据对应的消息对(包括问题语句和回复语句)的平均长度。

[0089] 本公开实施例中, 将同属一个语句的各个词元的重要性进行聚合处理, 可以将同属一个语句的各个词元的重要性求和, 作为该语句的重要性; 将每个语句的重要性组成重要性向量 $V^{S(P)} \in \mathbb{R}^O$, 其中O为句子数量。

[0090] 在步骤S508中, 将重要性较高的预设数量个语句作为对话数据中的目标掩码对象。

[0091] 本公开实施例中, 可以将语句按照重要性从大到小排序, 选取前U个语句作为进行

掩码的对象,其中U可以根据实际情况设置。

[0092] 图6是本公开再一示例性实施例中的语言模型的训练方法的流程图。图6示出了根据自注意力权重矩阵确定对话数据中的目标掩码对象的具体步骤。

[0093] 本公开实施例中,在做语句级别的任务时,可以执行以下步骤S602~S606来确定对话数据中的目标掩码对象。

[0094] 在图6实施例中,上述图2实施例中的步骤S208可以包括以下步骤。

[0095] 在步骤S602中,根据自注意力权重矩阵确定语句注意力权重矩阵,语句注意力权重矩阵包括每个语句相对于每个其他语句的注意力权重。

[0096] 本公开实施例中,在得到对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵之后,可以将自注意力权重矩阵按照句子维度聚合,即每个语句内的词元的分数(即重要性)聚合起来代表当前句子的分数,比如A语句的起止位置为i、j,B语句的起止位置为a、b,那么对大小为 $(j-i) \times (b-a)$ 的矩阵块 $W_{i,a:j,b}^{SA}$ 进行求平均,作为A语句相对于B语句的注意力权重,在得到每个语句相对于其他每个语句的注意力权重后,即可以得到语句级别的注意力权重矩阵(即语句注意力权重矩阵) $W^{SAS} \in \mathbb{R}^{O \times O}$,其中O为句子个数, $\sum_i W_{ij}^{SAS} = 1$ 。

[0097] 其中,句子级别的注意力权重矩阵的每个元素代表的是每个句子对其他每个句子的注意力权重,以三个语句“A语句、B语句和C语句”为例,句子级别的注意力权重矩阵的每个元素分别代表:A语句对B语句的注意力权重、B语句对A语句的注意力权重、A语句对C语句的注意力权重、C语句对A语句的注意力权重、B语句对C语句的注意力权重、以及C语句对B语句的注意力权重。

[0098] 在步骤S604中,根据语句注意力权重矩阵和第二随机向量确定各个语句对应的重要性。

[0099] 其中,第二随机向量的行数可以与语句注意力权重矩阵的列数相同。

[0100] 本公开实施例中,可以根据语句注意力权重矩阵确定概率转移矩阵,根据概率转移矩阵和第二随机向量确定各个语句对应的重要性。

[0101] 具体地,可以根据语句注意力权重矩阵 W^{SAS} 得到概率转移矩阵 $W^S \in \mathbb{R}^{O \times O}$,其中 $W_{ij}^S = W_{ij}^{SAS} / \sum_j W_{ij}^{SAS}$,然后初始化随机向量 $V^{(0)} \in \mathbb{R}^O$,其中每个元素值均为 $\frac{1}{O}$,然后进行迭代,设置迭代次数为P,每次迭代的操作为 $V^{(p)} = W * V^{(p-1)}$,其中*表示转置,最终得到的 $V^{(P)}$ 即为重要性向量,重要性向量中的元素与样本中的每一个语句一一对应。

[0102] 在步骤S606中,将重要性较高的预设数量个语句作为对话数据中的目标掩码对象。

[0103] 本公开实施例中,可以将语句按照重要性从大到小排序,选取前U个语句作为进行掩码的对象,其中U可以根据实际情况设置。

[0104] 还应理解,上述只是为了帮助本领域技术人员更好地理解本公开实施例,而非要限制本公开实施例的范围。本领域技术人员根据所给出的上述示例,显然可以进行各种等价的修改或变化,例如,上述方法中某些步骤可以是不必须的,或者可以新加入某些步骤等。或者上述任意两种或者任意多种实施例的组合。这样的修改、变化或者组合后的方案也落入本公开实施例的范围内。

[0105] 还应理解,上文对本公开实施例的描述着重于强调各个实施例之间的不同之处,

未提到的相同或相似之处可以互相参考,为了简洁,这里不再赘述。

[0106] 还应理解,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,而不对本公开实施例的实施过程构成任何限定。

[0107] 还应理解,在本公开的各个实施例中,如果没有特殊说明以及逻辑冲突,不同的实施例之间的术语和/或描述具有一致性、且可以相互引用,不同的实施例中的技术特征根据其内在的逻辑关系可以组合形成新的实施例。

[0108] 上文详细介绍了本公开提供的语言模型的训练方法示例。可以理解的是,计算机设备为了实现上述功能,其包含了执行各个功能相应的硬件结构和/或软件模块。本领域技术人员应该很容易意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,本公开能够以硬件或硬件和计算机软件的结合形式来实现。某个功能究竟以硬件还是计算机软件驱动硬件的方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本公开的范围。

[0109] 下述为本公开装置实施例,可以用于执行本公开方法实施例。对于本公开装置实施例中未披露的细节,请参照本公开方法实施例。

[0110] 图7是本公开一示例性实施例中的语言模型的训练装置的框图。

[0111] 如图7所示,语言模型的训练装置700可以包括:获取模块702、训练模块704、获得模块706和确定模块708。

[0112] 其中,获取模块702用于获取对话数据;训练模块704用于使用预设掩码方式对所述对话数据进行第一掩码处理,使用第一掩码处理后的对话数据对语言模型进行阶段训练,获得阶段训练完成的语言模型;获得模块706用于将所述对话数据输入至阶段训练完成的语言模型中,获得所述对话数据中各个词元对应的自注意力权重矩阵;确定模块708用于根据所述自注意力权重矩阵确定所述对话数据中的目标掩码对象;所述训练模块704还用于基于所述目标掩码对象对所述对话数据进行第二掩码处理,使用第二掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

[0113] 在本公开一些示例性实施例中,确定模块708用于:根据所述自注意力权重矩阵确定概率转移矩阵;根据所述概率转移矩阵和第一随机向量确定各个词元对应的重要性;将重要性较高的预设数量个词元作为所述对话数据中的目标掩码对象。

[0114] 在本公开一些示例性实施例中,所述对话数据包括多个语句,每个语句包括多个词元;其中,确定模块708用于:根据所述自注意力权重矩阵确定概率转移矩阵;根据所述概率转移矩阵和第一随机向量确定各个词元对应的重要性;将每个语句中的各个词元对应的重要性进行聚合处理,获得每个语句对应的重要性;将重要性较高的预设数量个语句作为所述对话数据中的目标掩码对象。

[0115] 在本公开一些示例性实施例中,所述对话数据包括多个语句;其中,确定模块708用于:根据所述自注意力权重矩阵确定语句注意力权重矩阵,所述语句注意力权重矩阵包括每个语句相对于每个其他语句的注意力权重;根据所述语句注意力权重矩阵和第二随机向量确定各个语句对应的重要性;将重要性较高的预设数量个语句作为所述对话数据中的目标掩码对象。

[0116] 在本公开一些示例性实施例中,确定模块708用于:从所述预设掩码方式和自引导

掩码方式随机选择目标掩码方式,所述自引导掩码方式为根据自注意力权重矩阵确定目标掩码对象的掩码方式;所述训练模块704还用于:使用所述目标掩码方式对所述对话数据进行第三掩码处理,使用第三掩码处理后的对话数据对所述阶段训练完成的语言模型再次进行阶段训练,以获得训练完成的语言模型。

[0117] 在本公开一些示例性实施例中,获取模块702用于:获取原始对话数据,所述原始对话数据包括多个消息对,每个消息对包括问题语句和回复语句;对所述原始对话数据进行分词处理,将分词处理结果转换为预设词典中的标识值,将所述标识值组成的序列作为所述对话数据。

[0118] 在本公开一些示例性实施例中,所述训练模块704还用于:使用预设掩码方式对所述对话数据中的目标字符进行第一掩码处理;将第一掩码处理后的对话数据输入至所述语言模型中,获得预测字符;根据所述目标字符和所述预测字符对所述语言模型的模型参数进行调整,获得阶段训练完成的语言模型。

[0119] 需要注意的是,上述附图中所示的框图是功能实体,不一定必须与物理或逻辑上独立的实体相对应。可以采用软件形式来实现这些功能实体,或在一个或多个硬件模块或集成电路中实现这些功能实体,或在不同网络和/或处理器终端设备和/或微控制器终端设备中实现这些功能实体。

[0120] 关于上述实施例中的装置,其中各个模块执行操作的具体方式已经在有关该方法的实施例中进行了详细描述,此处将不做详细阐述说明。

[0121] 图8是根据一示例性实施例示出了适于用来实现本公开示例性实施例的电子设备的结构示意图。需要说明的是,图8示出的电子设备仅仅是一个示例,不应对本公开实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0122] 如图8所示,电子设备800包括中央处理单元(CPU)801,其可以根据存储在只读存储器(ROM)802中的程序或者从存储部分808加载到随机访问存储器(RAM)803中的程序而执行各种适当的动作和处理。在RAM 803中,还存储有系统800操作所需的各种程序和数据。CPU 801、ROM 802以及RAM 803通过总线804彼此相连。输入/输出(I/O)接口805也连接至总线804。

[0123] 以下部件连接至I/O接口805:包括键盘、鼠标等的输入部分806;包括诸如阴极射线管(CRT)、液晶显示器(LCD)等以及扬声器等的输出部分807;包括硬盘等的存储部分808;以及包括诸如LAN卡、调制解调器等网络接口卡的通信部分809。通信部分809经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器810也根据需要连接至I/O接口805。可拆卸介质811,诸如磁盘、光盘、磁光盘、半导体存储器等等,根据需要安装在驱动器810上,以便于从其上读出的计算机程序根据需要被安装入存储部分808。

[0124] 特别地,根据本公开的实施例,上文参考流程图描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如,本公开的实施例包括一种计算机程序产品,其包括承载在计算机可读介质上的计算机程序,该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。在这样的实施例中,该计算机程序可以通过通信部分809从网络上被下载和安装,和/或从可拆卸介质811被安装。在该计算机程序被中央处理单元(CPU)801执行时,执行本公开的系统中限定的上述功能。

[0125] 需要说明的是,本公开所示的计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计

计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读存储介质例如可以是一——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件，或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于：具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器 (RAM)、只读存储器 (ROM)、可擦式可编程只读存储器 (EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器 (CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本公开中，计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质，该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本公开中，计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号，其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式，包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质，该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输，包括但不限于：无线、电线、光缆、RF等等，或者上述的任意合适的组合。

[0126] 附图中的流程图和框图，图示了按照本公开各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上，流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分，上述模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意，在有些作为替换的实现中，方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如，两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意，框图或流程图中的每个方框、以及框图或流程图中的方框的组合，可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现，或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0127] 描述于本公开实施例中所涉及到的单元可以通过软件的方式实现，也可以通过硬件的方式来实现。所描述的单元也可以设置在处理器中，例如，可以描述为：一种处理器包括发送单元、获取单元、确定单元和第一处理单元。其中，这些单元的名称在某种情况下并不构成对该单元本身的限定，例如，发送单元还可以被描述为“向所连接的服务端发送图片获取请求的单元”。

[0128] 作为另一方面，本公开还提供了一种计算机可读存储介质，该计算机可读存储介质可以是上述实施例中描述的电子设备中所包含的；也可以是单独存在，而未装配入该电子设备中。上述计算机可读存储介质承载有一个或者多个程序，当上述一个或者多个程序被一个该电子设备执行时，使得该电子设备实现如上述实施例中所述的方法。例如，所述的电子设备可以实现如图2所示的各个步骤。

[0129] 根据本公开的一个方面，提供了一种计算机程序产品或计算机程序，该计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令，该计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取该计算机指令，处理器执行该计算机指令，使得该计算机设备执行上述实施例的各种可选实现方式中提供的方法。

[0130] 需要理解的是，在本公开附图中的任何元素数量均用于示例而非限制，以及任何命名都仅用于区分，而不具有任何限制含义。

[0131] 本领域技术人员在考虑说明书及实践这里公开的发明后,将容易想到本公开的其它实施方案。本公开旨在涵盖本公开的任何变型、用途或者适应性变化,这些变型、用途或者适应性变化遵循本公开的一般性原理并包括本公开未公开的本技术领域中的公知常识或惯用技术手段。说明书和实施例仅被视为示例性的,本公开的真正范围和精神由下面的权利要求指出。

[0132] 应当理解的是,本公开并不局限于上面已经描述并在附图中示出的精确结构,并且可以在不脱离其范围进行各种修改和改变。本公开的范围仅由所附的权利要求来限制。

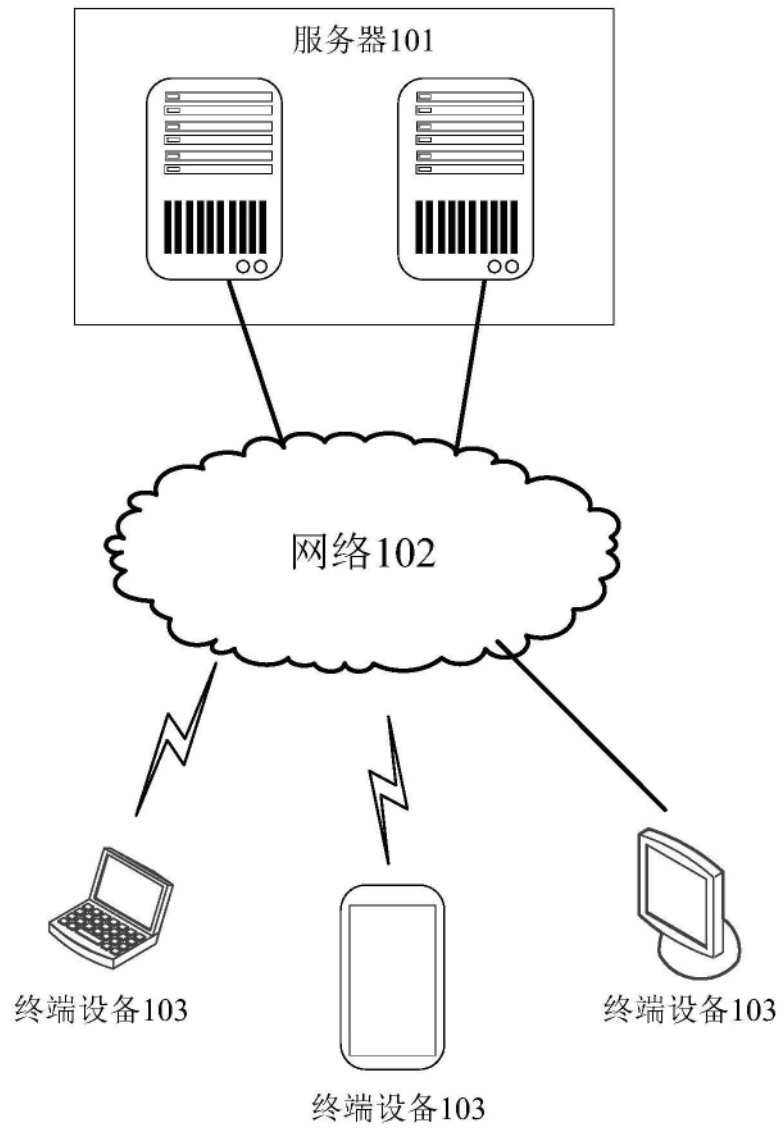


图1

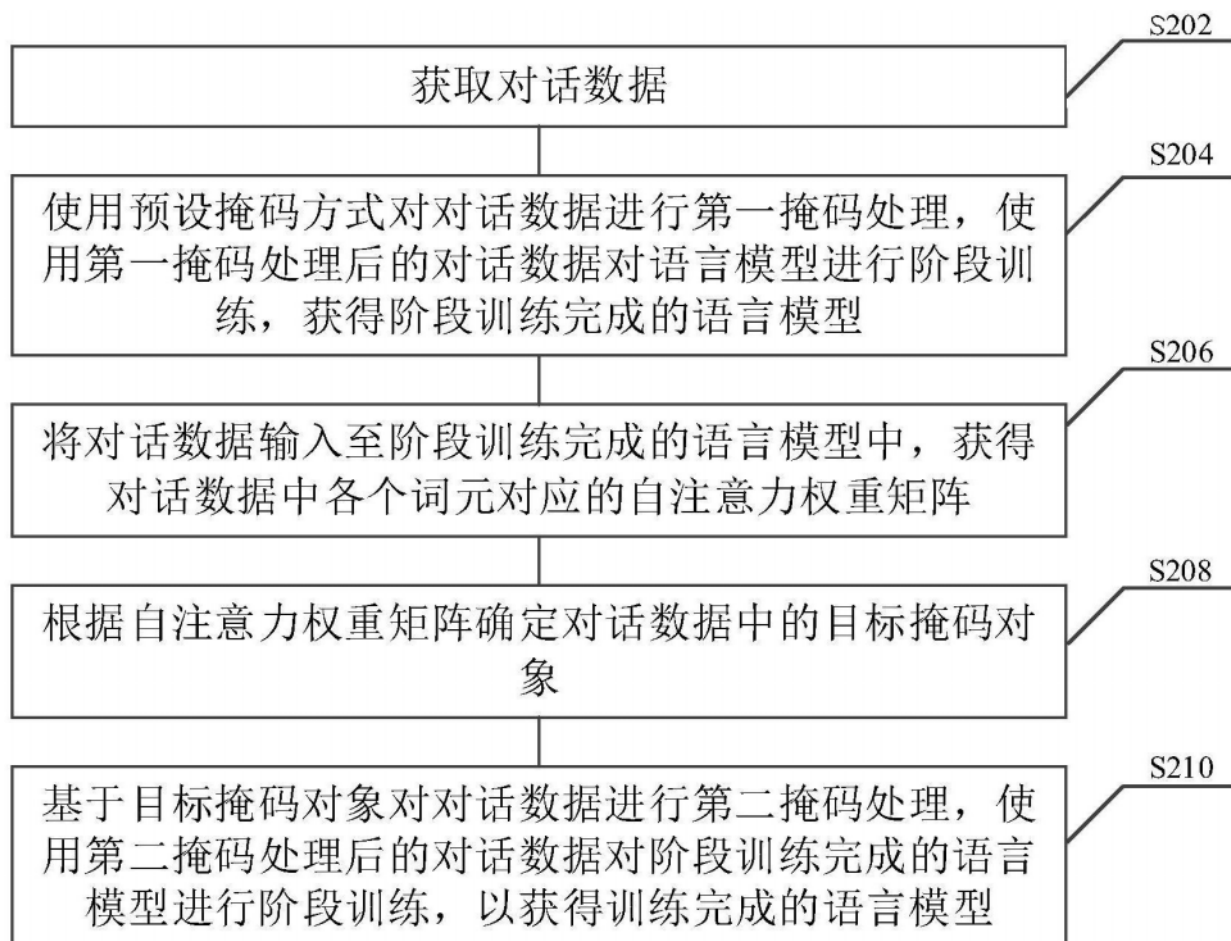


图2

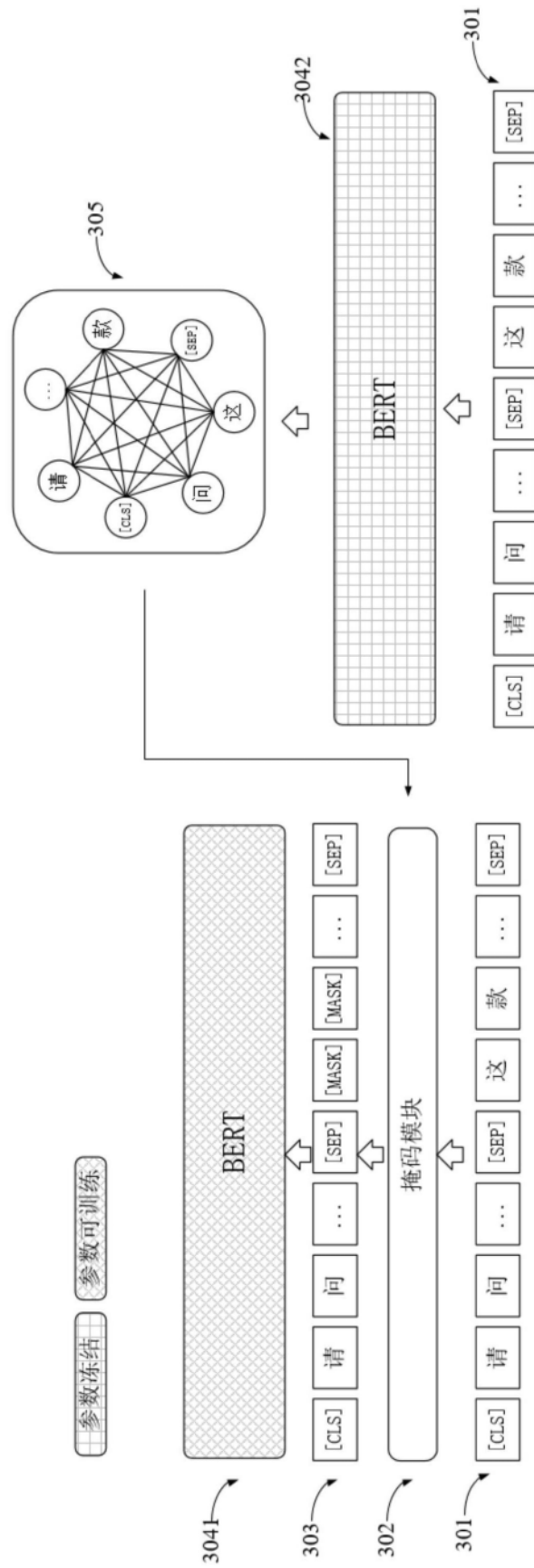


图3

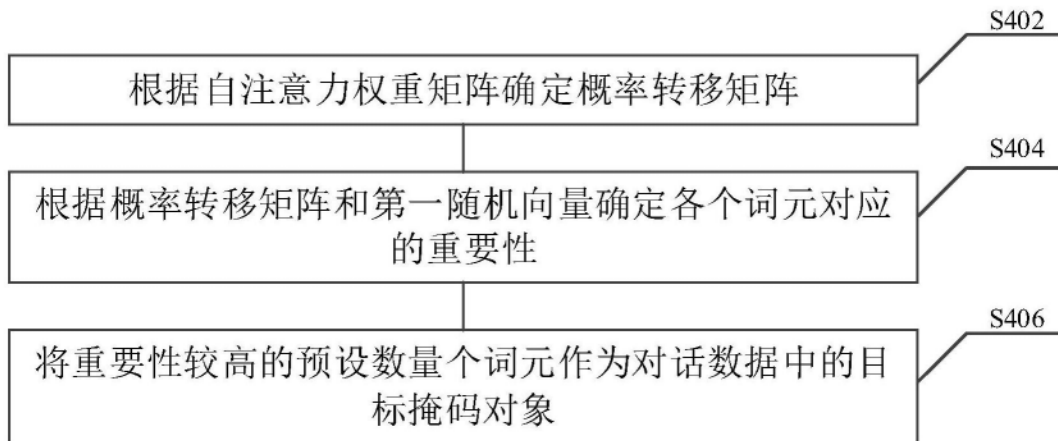


图4

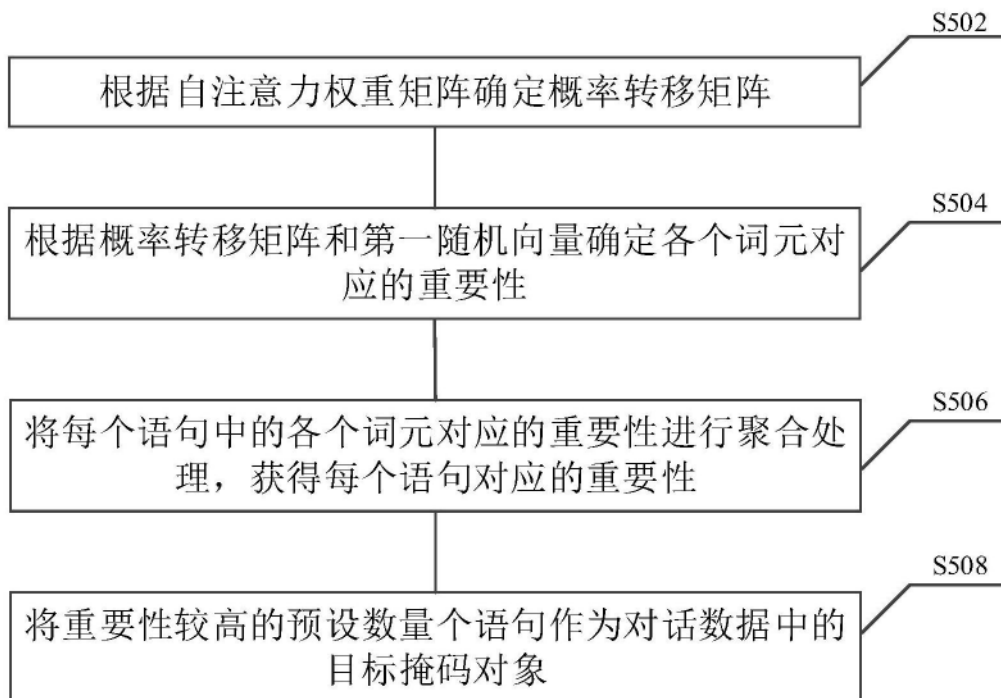


图5

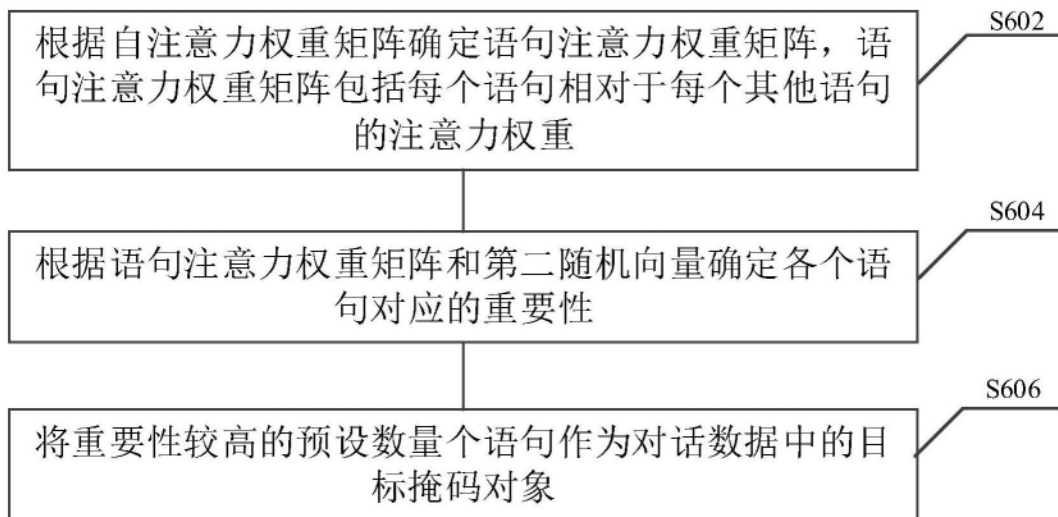


图6

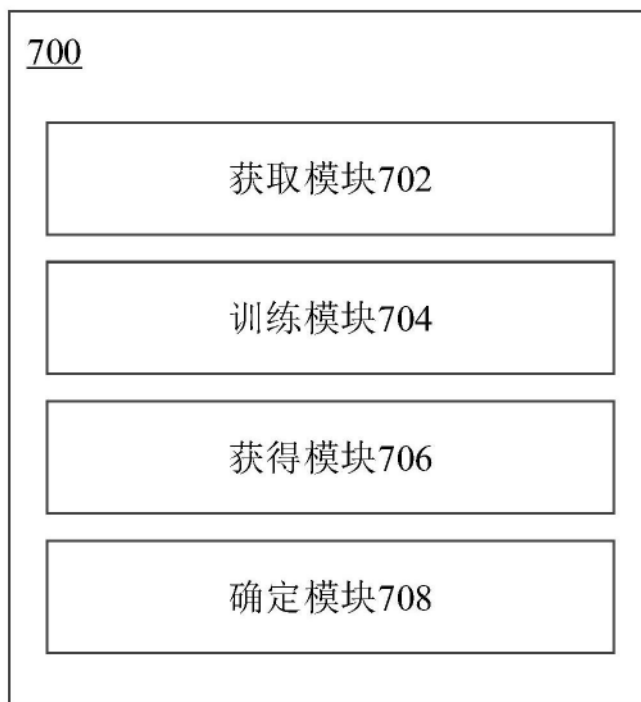


图7

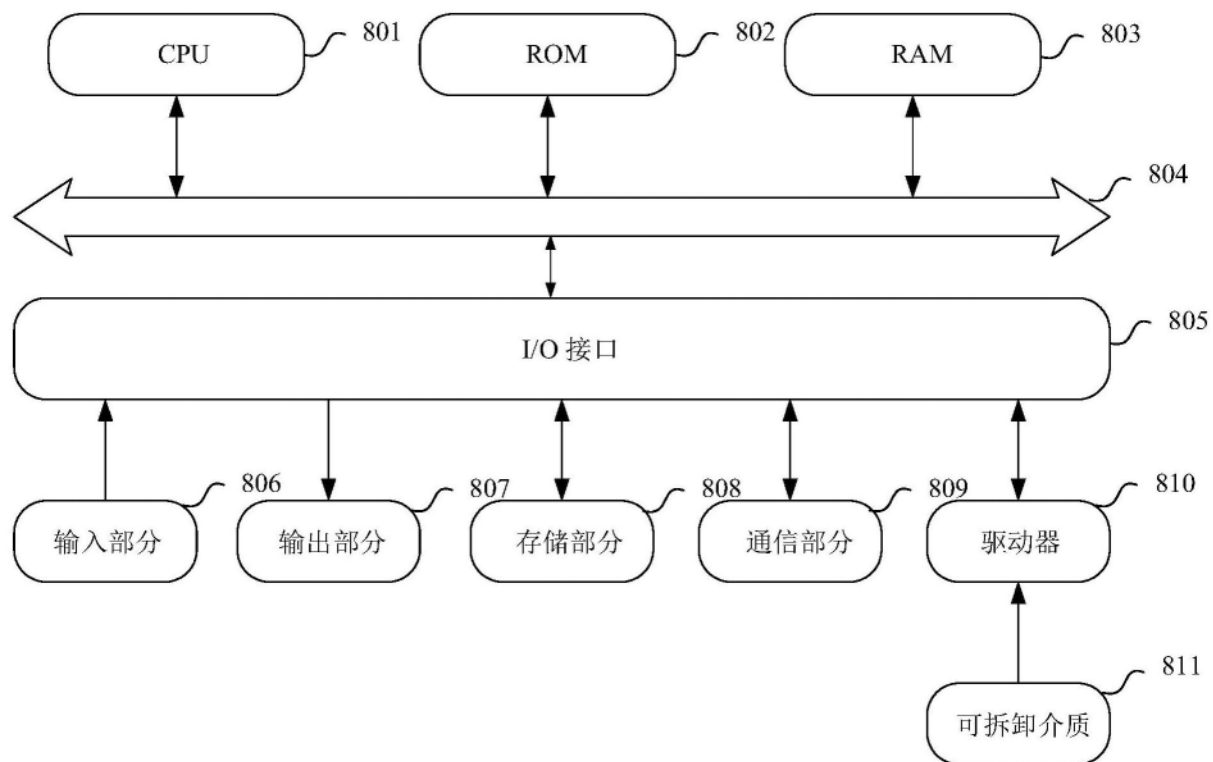
800

图8