(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 116467589 A
(43)申请公布日 2023.07.21

(21)申请号 202310239517.5

(22)申请日 2023.03.08

(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 席泽西 陈蒙 宋阳

(74)专利代理机构 中原信达知识产权代理有限责任公司 11219
专利代理师 郝红玉 张春晓

(51)Int.Cl.
*G06F 18/214*(2023.01)
*G06F 18/22*(2023.01)
*G06F 18/24*(2023.01)
*G06F 40/35*(2020.01)

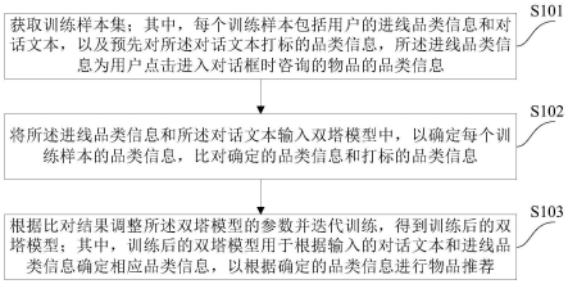
权利要求书2页 说明书11页 附图6页

(54)发明名称

一种数据处理方法和装置

(57)摘要

本发明公开了一种数据处理方法和装置，涉及计算机技术领域。该方法的一具体实施方式包括：获取训练样本集；将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中，以确定每个训练样本的品类信息，比对确定的品类信息和打标的品类信息；根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练，得到训练后的双塔模型。该实施方式针对对话场景的特点，在用户当前轮对话文本基础上增加历史对话文本，并引入用户进线品类信息，设计引入权重的品类预测双塔模型，保证双塔模型的快速收敛以及对上下文语义的理解能力，进而提升品类预测以及物品推荐精准度。




CN 116467589 A

1.一种数据处理方法,其特征在于,包括:

获取训练样本集;其中,每个训练样本包括用户的进线品类信息和对话文本,以及预先对所述对话文本打标的品类信息,所述进线品类信息为用户点击进入对话框时咨询的物品的品类信息;

将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中,以确定每个训练样本的品类信息,比对确定的品类信息和打标的品类信息;

根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练,得到训练后的双塔模型;其中,训练后的双塔模型用于根据输入的对话文本和进线品类信息确定相应品类信息,以根据确定的品类信息进行物品推荐。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中,以确定每个训练样本的品类信息,包括:

将所述对话文本输入预训练模型中进行编码处理,得到第一向量;以及将所述进线品类信息输入词嵌入模块中进行编码处理,得到第二向量;

拼接所述第一向量和所述第二向量,得到第三向量;以及将所述第一向量和所述第二向量输入门限加权模块中,得到所述对话文本和所述进线品类信息之间的权重向量;

对所述第三向量和所述权重向量做相乘处理,得到每个训练样本的目标向量,对所述目标向量做池化融合处理,得到每个训练样本的跨品类信息和各个等级的品类信息;其中,跨品类信息表示对话文本和进线品类信息之间的匹配度。

3.根据权利要求2所述的方法,其特征在于,在所述得到第一向量之后,所述方法还包括:将所述第一向量输入注意力机制模块中进行处理,得到第四向量。

4.根据权利要求2或3所述的方法,其特征在于,所述第一向量分两部分,第一部分包括多个向量,每个向量表示语义维度的单个等级品类的向量,第二部分为对话文本语义向量;

所述第二向量为进线品类维度的多个等级品类的向量。

5.根据权利要求1-3中任一项所述的方法,其特征在于,所述对话文本通过按照对话时间先后顺序,按序拼接用户在对话框中的当前轮对话文本、位于所述当前轮对话文本之前的第一预设数量轮的历史对话文本得到;

所述进线品类信息通过接收用户进入对话框时咨询的当前物品信息,从所述当前物品信息中获取各级品类信息,按照品类等级从高到低的顺序拼接各级品类信息得到。

6.根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练,包括:在比对结果为不一致的情况下,调整所述双塔模型中除所述预训练模型以外其他模块的参数。

7.根据权利要求2或6所述的方法,其特征在于,在将所述对话文本输入预训练模型中进行编码处理之前,所述方法还包括:

构建预训练样本集;其中,每个预训练样本包括物品数据以及物品品类信息集,品类信息集包括多个等级的品类参数;

将所述预训练样本集输入语言模型中进行预训练,得到训练后的预训练模型。

8.根据权利要求7所述的方法,其特征在于,所述将所述预训练样本集输入语言模型中进行预训练,包括:

对于单个物品数据,将所述单个物品数据中的每个词语转换为词向量形式,从中选择

预设百分比的词向量做掩码处理；

将经过掩码后的物品数据输入语言模型中，以预测位于每个掩码位置的词向量，响应于存在一个或多个掩码位置预测的词向量与被掩码的词向量不一致，调整所述语言模型的参数并迭代训练；以及

将经过掩码后的物品数据、每个物品数据和物品品类信息集的对应关系，输入所述语言模型中进行预训练。

9.根据权利要求7所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

将语言模型输出层的第二预设数量个分类位变量，按照品类等级从大到小的顺序，分别显示不同等级的品类信息。

10.一种数据处理装置，其特征在于，包括：

样本模块，用于获取训练样本集；其中，每个训练样本包括用户的进线品类信息和对话文本，以及预先对所述对话文本打标的品类信息，所述进线品类信息为用户点击进入对话框时咨询的物品的品类信息；

预测模块，用于将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中，以确定每个训练样本的品类信息，比对确定的品类信息和打标的品类信息；

迭代模块，用于根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练，得到训练后的双塔模型；其中，训练后的双塔模型用于根据输入的对话文本和进线品类信息确定相应品类信息，以根据确定的品类信息进行物品推荐。

11.一种电子设备，其特征在于，包括：

一个或多个处理器；

存储装置，用于存储一个或多个程序，

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器实现如权利要求1-9中任一所述的方法。

12.一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，所述程序被处理器执行时实现如权利要求1-9中任一所述的方法。

# 一种数据处理方法和装置

## 技术领域

[0001] 本发明涉及计算机技术领域，尤其涉及一种数据处理方法和装置。

## 背景技术

[0002] 品类预测应用十分普遍，以搜索场景为例，根据用户搜索文本判断用户所需品类意图，然后召回对应品类的物品进行展示。目前品类预测的主流方案是，将品类预测转化为一个多分类问题，分类类别总数为品类总数，使用机器学习模型或者深度学习模型等进行训练。

[0003] 但相比搜索场景，对话场景中的应用更为复杂，用户query对话文本大多是口语，语法不标准且上下文包含大量信息。若使用现有模型直接对用户query进行上千分类的训练学习，难以实现准确识别。同时对话场景下的上下文中包含了大量的语义信息，现有模型也未充分利用此类信息，也未对对话场景中的品类预测任务进行针对性优化。

## 发明内容

[0004] 有鉴于此，本发明实施例提供一种数据处理方法和装置，至少能够解决现有模型不适用于对话场景、且未充分利用对话上下文信息和用户进线品类信息的现象。

[0005] 为实现上述目的，根据本发明实施例的一个方面，提供了一种数据处理方法，包括：

[0006] 获取训练样本集；其中，每个训练样本包括用户的进线品类信息和对话文本，以及预先对所述对话文本打标的品类信息，所述进线品类信息为用户点击进入对话框时咨询的物品的品类信息；

[0007] 将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中，以确定每个训练样本的品类信息，比对确定的品类信息和打标的品类信息；

[0008] 根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练，得到训练后的双塔模型；其中，训练后的双塔模型用于根据输入的对话文本和进线品类信息确定相应品类信息，以根据确定的品类信息进行物品推荐。

[0009] 可选的，所述将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中，以确定每个训练样本的品类信息，包括：

[0010] 将所述对话文本输入预训练模型中进行编码处理，得到第一向量；以及将所述进线品类信息输入词嵌入模块中进行编码处理，得到第二向量；

[0011] 拼接所述第一向量和所述第二向量，得到第三向量；以及将所述第一向量和所述第二向量输入门限加权模块中，得到所述对话文本和所述进线品类信息之间的权重向量；

[0012] 对所述第三向量和所述权重向量做相乘处理，得到每个训练样本的目标向量，对所述目标向量做池化融合处理，得到每个训练样本的跨品类信息和各个等级的品类信息；其中，跨品类信息表示对话文本和进线品类信息之间的匹配度。

[0013] 可选的，在所述得到第一向量之后，所述方法还包括：将所述第一向量输入注意力

机制模块中进行处理，得到第四向量。

[0014] 可选的，所述第一向量分两部分，第一部分包括多个向量，每个向量表示语义维度的单个等级品类的向量，第二部分为对话文本语义向量；

[0015] 所述第二向量为进线品类维度的多个等级品类的向量。

[0016] 可选的，所述对话文本通过按照对话时间先后顺序，按序拼接用户在对话框中的当前轮对话文本、位于所述当前轮对话文本之前的第一预设数量轮的历史对话文本得到；

[0017] 所述进线品类信息通过接收用户进入对话框时咨询的当前物品信息，从所述当前物品信息中获取各级品类信息，按照品类等级从高到低的顺序拼接各级品类信息得到。

[0018] 可选的，所述根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练，包括：在比对结果为不一致的情况下，调整所述双塔模型中除所述预训练模型以外其他模块的参数。

[0019] 可选的，在将所述对话文本输入预训练模型中进行编码处理之前，所述方法还包括：

[0020] 构建预训练样本集；其中，每个预训练样本包括物品数据以及物品品类信息集，品类信息集包括多个等级的品类参数；

[0021] 将所述预训练样本集输入语言模型中进行预训练，得到训练后的预训练模型。

[0022] 可选的，所述将所述预训练样本集输入语言模型中进行预训练，包括：

[0023] 对于单个物品数据，将所述单个物品数据中的每个词语转换为词向量形式，从中选择预设百分比的词向量做掩码处理；

[0024] 将经过掩码后的物品数据输入语言模型中，以预测位于每个掩码位置的词向量，响应于存在一个或多个掩码位置预测的词向量与被掩码的词向量不一致，调整所述语言模型的参数并迭代训练；以及

[0025] 将经过掩码后的物品数据、每个物品数据和物品品类信息集的对应关系，输入所述语言模型中进行预训练。

[0026] 可选的，所述方法还包括：

[0027] 将语言模型输出层的第二预设数量个分类位变量，按照品类等级从大到小的顺序，分别显示不同等级的品类信息。

[0028] 为实现上述目的，根据本发明实施例的另一方面，提供了一种数据处理装置，包括：

[0029] 样本模块，用于获取训练样本集；其中，每个训练样本包括用户的进线品类信息和对话文本，以及预先对所述对话文本打标的品类信息，所述进线品类信息为用户点击进入对话框时咨询的物品的品类信息；

[0030] 预测模块，用于将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中，以确定每个训练样本的品类信息，比对确定的品类信息和打标的品类信息；

[0031] 迭代模块，用于根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练，得到训练后的双塔模型；其中，训练后的双塔模型用于根据输入的对话文本和进线品类信息确定相应品类信息，以根据确定的品类信息进行物品推荐。

[0032] 可选的，所述预测模块，用于：

[0033] 将所述对话文本输入预训练模型中进行编码处理，得到第一向量；以及将所述进线品类信息输入词嵌入模块中进行编码处理，得到第二向量；

[0034] 拼接所述第一向量和所述第二向量，得到第三向量；以及将所述第一向量和所述第二向量输入门限加权模块中，得到所述对话文本和所述进线品类信息之间的权重向量；

[0035] 对所述第三向量和所述权重向量做相乘处理，得到每个训练样本的目标向量，对所述目标向量做池化融合处理，得到每个训练样本的跨品类信息和各个等级的品类信息；其中，跨品类信息表示对话文本和进线品类信息之间的匹配度。

[0036] 可选的，所述预测模块，还用于：将所述第一向量输入注意力机制模块中进行处理，得到第四向量。

[0037] 可选的，所述第一向量分两部分，第一部分包括多个向量，每个向量表示语义维度的单个等级品类的向量，第二部分为对话文本语义向量；

[0038] 所述第二向量为进线品类维度的多个等级品类的向量。

[0039] 可选的，所述对话文本通过按照对话时间先后顺序，按序拼接用户在对话框中的当前轮对话文本、位于所述当前轮对话文本之前的第一预设数量轮的历史对话文本得到；

[0040] 所述进线品类信息通过接收用户进入对话框时咨询的当前物品信息，从所述当前物品信息中获取各级品类信息，按照品类等级从高到低的顺序拼接各级品类信息得到。

[0041] 可选的，所述迭代模块，用于：在比对结果为不一致的情况下，调整所述双塔模型中除所述预训练模型以外其他模块的参数。

[0042] 可选的，所述装置还包括预训练模块，用于：

[0043] 构建预训练样本集；其中，每个预训练样本包括物品数据以及物品品类信息集，品类信息集包括多个等级的品类参数；

[0044] 将所述预训练样本集输入语言模型中进行预训练，得到训练后的预训练模型。

[0045] 可选的，所述预训练模块，用于：

[0046] 对于单个物品数据，将所述单个物品数据中的每个词语转换为词向量形式，从中选择预设百分比的词向量做掩码处理；

[0047] 将经过掩码后的物品数据输入语言模型中，以预测位于每个掩码位置的词向量，响应于存在一个或多个掩码位置预测的词向量与被掩码的词向量不一致，调整所述语言模型的参数并迭代训练；以及

[0048] 将经过掩码后的物品数据、每个物品数据和物品品类信息集的对应关系，输入所述语言模型中进行预训练。

[0049] 可选的，所述预训练模块，还用于：

[0050] 将语言模型输出层的第二预设数量个分类位变量，按照品类等级从大到小的顺序，分别显示不同等级的品类信息。

[0051] 为实现上述目的，根据本发明实施例的再一方面，提供了一种数据处理电子设备。

[0052] 本发明实施例的电子设备包括：一个或多个处理器；存储装置，用于存储一个或多个程序，当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器实现上述任一所述的数据处理方法。

[0053] 为实现上述目的，根据本发明实施例的再一方面，提供了一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，所述程序被处理器执行时实现上述任一所述的数据处理方法。

[0054] 根据本发明所述提供的方案，上述发明中的一个实施例具有如下优点或有益效果：针对对话场景，在用户当前轮对话文本基础上增加历史对话文本，解决了现有仅考虑当

前轮对话文本导致模型的上下文语义理解能力较差的问题，以此更准确地理解用户所需品类；引入用户进线品类信息，同时构建多个辅助预测任务，既保证了双塔模型可以正确学习用户对话文本和进线品类信息之间的相关性，不被任何一方带跑偏，也保证了双塔模型的快速收敛。

[0055] 上述的非惯用的可选方式所具有的进一步效果将在下文中结合具体实施方式加以说明。

## 附图说明

[0056] 附图用于更好地理解本发明，不构成对本发明的不当限定。其中：

[0057] 图1是根据本发明实施例的一种数据处理方法的主要流程示意图；

[0058] 图2是现有电商对话场景中的品类预测示例；

[0059] 图3是品类预测双塔模型结构示意图；

[0060] 图4根据本发明实施例的一种可选的数据处理方法的流程示意图；

[0061] 图5是对BERT模型预训练的结构示意图；

[0062] 图6是根据本发明实施例的一种数据处理装置的主要模块示意图；

[0063] 图7是本发明实施例可以应用于其中的示例性系统架构图；

[0064] 图8是适于用来实现本发明实施例的移动设备或服务器的计算机系统的结构示意图。

## 具体实施方式

[0065] 以下结合附图对本发明的示范性实施例做出说明，其中包括本发明实施例的各种细节以助于理解，应当将它们认为仅仅是示范性的。因此，本领域普通技术人员应当认识到，可以对这里描述的实施例做出各种改变和修改，而不会背离本发明的范围和精神。同样，为了清楚和简明，以下的描述中省略了对公知功能和结构的描述。

[0066] 需要指出的是，需要说明的是，本发明的技术方案中，所涉及的用户个人信息的收集、使用、保存、共享和转移等处理，均符合相关法律法规的规定，且需要告知用户并获得用户的同意或授权，当适用时，对用户个人信息进行了去标识化和/或匿名化和/或加密的技术处理。

[0067] 参见图1，示出的是本发明实施例提供的一种数据处理方法的主要流程图，包括如下步骤：

[0068] S101：获取训练样本集；其中，每个训练样本包括用户的进线品类信息和对话文本，以及预先对所述对话文本打标的品类信息，所述进线品类信息为用户点击进入对话框时咨询的物品的品类信息；

[0069] S102：将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中，以确定每个训练样本的品类信息，比对确定的品类信息和打标的品类信息；

[0070] S103：根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练，得到训练后的双塔模型；其中，训练后的双塔模型用于根据输入的对话文本和进线品类信息确定相应品类信息，以根据确定的品类信息进行物品推荐。

[0071] 上述实施方式中，对于步骤S101，参见图2所示，为现有电商对话场景中的品类预

测示例，用户进线品类为“羽绒服”，用户query对话文本为“推荐白色内搭”，通过现有模型判断出用户所需品类为T恤，进而后续召回该品类的物品进行展示。但这种方式至少存在如下问题：

[0072] 1)由于仅考虑用户当前query，未考虑包含了大量语义信息的上下文，因而现有模型对上下文语义理解能力较差，且直接对用户query进行上千分类的训练学习方式，难以实现准确识别。

[0073] 2)未对对话场景的品类预测任务进行针对性优化。例如用户所需品类信息通常和进线品类信息存在一定的关联性，而现有模型没有利用此类信息，导致预测准确度低。

[0074] 针对现有技术存在的问题，本方案同样需要训练一个模型，且同样使用到用户进线品类信息和对话文本这两个特征，但相对现有技术仍有一定的区别：

[0075] 1)现有用户query对话文本为当前轮对话文本，如图2中的“推荐白色内搭”。本方案的用户query除了包含用户在对话框中的当前轮对话文本外，还包括位于当前轮对话文本之前的两轮(即第一预设数量，实际数量可调，优选前两轮)对话文本，并按照时间先后顺序进行拼接。如用户在输入“推荐白色内搭”之前还输入其他对话文本，如“想买一个羽绒服”、“深色的”，则拼接结果为“想买一个羽绒服”、“深色的”、“推荐白色内搭”。

[0076] 2)进线品类信息，为用户点击进入对话框时咨询的当前物品信息中的品类信息。同样以图2为例，“XXX男装休闲连帽羽绒服XXX”，用户点击商品访问链接进入商品详情页浏览后，若有购买意向时会点击“联系卖家”选项，以进入与卖家的对话框，此时对话框会自动将该商品访问链接发给卖家，以便卖家了解用户购买需求。

[0077] 但有时用户可能会在同一商家购买多个物品，由此对话框中存在用户咨询的多个商品信息，本方案针对这一情况，仅考虑用户进入对话框时咨询的当前物品信息或最新物品信息，比如用户昨日咨询过“睡衣”，今日又咨询该“睡衣”，则将今日咨询的“睡衣”作为当前物品信息；或者十分钟前咨询了一款运动鞋，刚刚咨询了一款运动衣，若在此过程中用户未离开对话框，则以进入对话框时的“运动鞋”作为当前物品信息，但若离开过，之后点击运动衣访问链接进入商品详情页后再咨询进入对话框，则将“运动衣”作为当前物品信息。

[0078] 因此以图2为例，会从咨询的“XXX男装休闲连帽羽绒服XXX”的商品信息中，获取其品类信息。每个商品包括多级品类，该品类预先通过系统或者人为设定，在此不做详细赘述。本方案以三个等级的品类为例进行说明，包括一级品类、二级品类、三级品类，按照品类等级从高到低的顺序拼接得到“一级品类|二级品类|三级品类”，如“家用电器|大家电|空调”。

[0079] 通过上述步骤，构建出训练样本集，每个训练样本包括用户的query和进线品类信息，通过在用户当前轮对话文本的基础上拼接前两轮对话文本，使得利用上下文信息帮助模型更好地理解用户意图；引用进线品类信息，以利用用户query和进线品类信息之间隐含的相关性，提升品类预测的准确性。

[0080] 训练样本除了包含上述信息外，还依赖人为分析对话文本，以确定用户真实意图，如图2所示“推荐白色内搭”，工作人员分析后确定跨品类为query和进线品类信息的匹配度、一级品类为衣服、二级品类为上衣、三级品类为T恤，这四个信息共同组成了打标的品类信息。

[0081] 对于步骤S102，本方案中的模型为双塔结构，模型训练过程分为两条支路，一侧输

入用户对话文本，另一侧输入用户进线品类信息：

[0082] 1、将用户query对话文本使用预训练模型进行encode编码，输出第一向量$V_q$，维度为768*$L_1$，此处768为随机初始化向量大小，表示768维向量，$L_1$表示向量长度。

[0083] 2、将用户进线品类信息输入embedding词嵌入模块中进行embedding编码处理，得到第二向量$V_c$，维度为768*$L_2$，$L_2$表示向量长度。

[0084] 3、拼接第一向量$V_q$和第二向量$V_c$，得到第三向量$V_i$，维度为768*($L_{1+}L_2$)

[0085] 4、将第一向量$V_q$和第二向量$V_c$传入门限加权gate模块，以通过gate模块计算每个训练样本中用户对话文本和用户进线品类信息之间的权重向量g，维度为1*($L_1$+$L_2$)。权重向量g也可视为是$g_1$和$g_2$的拼接，$g_1$为第一向量$V_q$的权重，维度为1*$L_1$，$g_2$为第二向量$V_c$的权重，维度为1*$L_2$。

[0086] 虽然进线品类信息可通过其他方式加入到模型中，例如将进线品类信息与用户query直接拼接。但此类处理方法相比本方案中引入gate的双塔输入方法，容易引入混淆，导致模型无法正确分辨用户query和进线信息之间的权重，容易被其中一方带跑偏，因而优选本方案将用户进线品类信息输入embedding词嵌入模块中的方式。

[0087] 5、将第三向量$V_i$和权重向量g相乘，得到$V_i$'，维度为768*($L_{1+}L_2$)，即单个训练样本的目标向量。

[0088] 6、每个训练样本的输出有四个label，即设计了四个训练任务：跨品类预测、三级品类预测、二级品类预测、一级品类预测。其中，跨品类预测任务可视为一个匹配任务，即更关注用户query和进线品类信息之间的匹配程度，label＝0/1；其余三个任务可视为三个有层级约束关系的分类任务，即更关注用户query的意图分类，label＝品类id。

[0089] 将步骤5得到的目标向量输入Multi-Head-Attention Pooling做池化融合处理，然后连接四个任务各自的全连接层，得到四个任务的预测结果。此处可以设置批量大小进行批量处理，比如一次性处理20个训练样本。

[0090] 除了上述操作外，对于步骤1得到的第一向量$V_q$，还可以输入Multi-Head-Attention注意力机制模块中进行处理，得到加权后的向量$V_q$'(即第四向量)，维度为768*$L_1$，整体模型结构参见图3所示。其中，利用注意力机制模块，使模型训练更关注三轮query中包含品类信息的query。

[0091] 另外，还可以对不同任务设置权重参数。多个loss联合训练，容易被权重大的loss带跑偏，造成负迁移问题，即一个任务指标上升，其他任务指标下降。因此在常规loss求和的基础上，加入了不同任务的权重参数，可以在训练过程中调整不同任务之间的权重。参见如下Loss计算公式：

[0092] $$L_k(\theta_k,\theta_s)=\frac{1}{\sum_i \delta_k^i}\sum_i \delta_k^i loss_k\left(\hat{y}_k^i(\theta_k,\theta_s),y_k^i\right)$$

[0093] $$\omega_k^{(t)}=\omega_{k,0}\times\gamma_k^t$$

[0094] 其中，$\omega_{k,0}$为初始权重，$\gamma_k^t$为更新率，t为epoch轮次。

[0095] 对于步骤S103，双塔模型可以预测每个训练样本的品类信息，比对该品类信息与原先人工打标的信息是否一致，根据前述描述，训练样本的品类信息包括四部分，分别为跨品类信息、三级品类信息、二级品类信息、一级品类信息，即比对这四部分的信息与标注的

四部分信息是否一致。

[0096] 若一致，则表示模型参数对该训练样本适用，继续使用其他训练样本训练模型，若不一致，则表示模型参数对该训练样本不适用，由于预训练模型在使用之前也需要经过迭代训练，因而无需更改预训练模型的参数，仅需调整双塔模型中除预训练模型外的其他模块的参数，如前述embedding词嵌入模块、门限加权gate模块、Multi-Head-Attention Pooling。

[0097] 训练得到的双塔模型，可以用于根据用户的query和进线品类信息预测其意图，进而根据意图进行物品推荐，如预测品类为“衣服|上衣|T恤”，则向用户推荐相应T恤。

[0098] 上述实施例所提供的方法，针对对话场景的特点，在当前轮对话文本基础上增加前两轮对话文本，并引入用户进线品类信息，设计引入权重的品类预测双塔模型，以自适应计算对话文本和进线品类信息之间的权重关系，保证双塔模型的快速收敛以及对上下文理解能力的提升，以此更准确地预测用户所需品类，提升物品推荐精准度。

[0099] 参见图4，示出了根据本发明实施例的一种可选的数据处理方法流程示意图，包括如下步骤：

[0100] S401：构建预训练样本集；其中，每个预训练样本包括物品数据以及物品品类信息集，品类信息集包括多个等级的品类参数；

[0101] S402：对于单个物品数据，将所述单个物品数据中的每个词语转换为词向量形式，从中选择预设百分比的词向量做掩码处理；

[0102] S403：将经过掩码后的物品数据输入语言模型中，以预测位于每个掩码位置的词向量，响应于存在一个或多个掩码位置预测的词向量与被掩码的词向量不一致，调整所述语言模型的参数并迭代训练；

[0103] S404：将经过掩码后的物品数据、每个物品数据和物品品类信息集的对应关系，输入所述语言模型中进行预训练；

[0104] S405：得到训练后的预训练模型。

[0105] 上述实施方式中，对于步骤S401，本方案包括预训练阶段和训练阶段，本实施方式描述预训练模型的训练过程，同样首先需要构建预训练样本集，预训练样本集包括多个物品的数据以及每个物品的品类信息集。物品数据可以是物品标题数据，也可以是物品详情页中记载的信息，或者两者的组合，当然也可以是其他能够包含物品主要核心内容的信息，以标题数据和详情页而言，由于标题数据相对于详情页具有简单、概括的优点，所以本方案优选使用标题数据。

[0106] 例如，物品100017981386的标题数据为“品牌名1.5匹新能效变频冷暖自清洁壁挂式卧室空调挂机、以旧换新”，品类信息为一级品类＝家用电器、二级品类＝大家电、三级品类＝空调，这三个等级的品类信息通常依赖人为设定。

[0107] 对于步骤S402～S405，预训练的做法一般是将大量低成本收集的训练样本放在一起，经过某种预训方法去学习其中的共性，然后将其中的共性移植到特定任务的模型中，再使用相关特定领域的少量标注数据进行微调，这样的话，模型只需要从共性出发，去学习该特定任务的特殊部分即可。预训练方式表现在模型参数上，可以理解为之前已经拿到一个合适的任务提前训练好了所有的模型参数(预训练)，不需要再从0开始训练所有参数了，但是针对目前任务有些参数可能不合适，只需要在当前参数的基础上稍加修改(微调)即可得

到比较好的效果,这样学习时间必然会大大减小。

[0108] 由此本方案也采用模型预训练方式,训练对象为BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)模型。BERT模型是一种双向Transformer的编码器,使用常分为两个阶段:1、预训练阶段,训练语言模型,输出词向量;2、微调阶段,在语言模型基础上进行微调训练,使其适用于下游分类、阅读理解等任务。

[0109] 训练BERT模型包括两个任务,这两个任务可以同时进行,也可以先后进行,其操作顺序本方案不做限制:

[0110] 1)MLM(Masked Language Model)任务,MLM为遮蔽语言模型,BERT预训练中的学习任务之一,通过随机选择输入文本中的部分字,使用[Mask]掩码代替,然后训练模型去正确预测被Mask的字。或称为NSP(Next Sentence Prediction)任务,NSP预测句子对关系,BERT预训练中的学习任务之一。输入两个句子,判断句子B是否是句子A的下一句,其中正样本从原始语料获得,负样本随机负采样。因而以将物品数据中的每个词语转换为词向量形式,之后从中随机选择15%的词语使用[Mask]掩码代替,将掩码后的物品数据作为输入文本输入到BERT模型中,以预测被掩码的词语。

[0111] 例如,标题数据为“新能效变频冷暖自清洁”,其部分词向量经掩码处理后变为“新能效词向量变频冷暖词向量Y词向量”,输入BERT模型后,对掩码位置预测得到“自清洁词向量”。

[0112] 2)作为预训练的另一个任务,为品类预测任务。将掩码后的物品数据、原物品数据和物品品类信息集之间的对应关系,一同输入到BERT模型中进行训练,以训练掩码后的物品数据和物品品类信息集之间的对应关系。

[0113] 通过上述预训练操作,使得BERT模型除了具备双向语言模型的语义理解能力外,还可以预测品类信息集、品类信息和对话上下文的对应关系,因而使用BERT模型最终预测的结果包括两部分,一部分由多个等级品类的向量组成,如一级品类向量、二级品类向量、三级品类向量,另一部分为文本语义向量,表示对话文本和品类信息的对应关系。

[0114] 具体参见图5所示,将BERT模型输出层的前三个cls(为classification,可以理解为用于下游的分类任务)位向量,分别预测一级品类、二级品类、三级品类。BERT模型后半部分输出为跨品类信息,如根据“品牌名1.5匹新能效变频冷暖自清洁壁挂式卧室空调挂机、以旧换新”预测跨品类信息为“变频”。

[0115] 同理,对于使用embedding词嵌入模块编码处理后得到的向量,包括三个等级品类的向量,由于处理对象为拼接品类,因而此处向量仅为一个。相应的,最终所得目标向量包括三部分,前半部分是语义维度的三个等级品类的三个向量,中间部分是文本语义向量,后半部分为进线品类维度的三个等级品类的一个向量。

[0116] 需要说明的是,实际操作中BERT模型虽可用常规深度学习模型替代,例如LSTM(Long Short-Term Memory,长短期记忆网络)、TextCNN。但此类模型相比BERT,没有针对电商对话场景做预训练,因此语义理解能力较差,影响类目预测效果。本方案针对性设计了预训练任务,更适用于电商对话场景下的类目预测。

[0117] 上述实施例所提供的方法,针对对话场景设计模型预训练流程,对物品数据作掩码处理并进行无监督预训练,提升预训练模块的上下文理解能力,将物品数据与相应品类的对应关系也作为输入进行训练,使得预训练模块可以正确学习两者的相关性。

[0118] 参见图6,示出了本发明实施例提供的一种数据处理装置600的主要模块示意图,包括:

[0119] 样本模块601,用于获取训练样本集;其中,每个训练样本包括用户的进线品类信息和对话文本,以及预先对所述对话文本打标的品类信息,所述进线品类信息为用户点击进入对话框时咨询的物品的品类信息;

[0120] 预测模块602,用于将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中,以确定每个训练样本的品类信息,比对确定的品类信息和打标的品类信息;

[0121] 迭代模块603,用于根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练,得到训练后的双塔模型;其中,训练后的双塔模型用于根据输入的对话文本和进线品类信息确定相应品类信息,以根据确定的品类信息进行物品推荐。

[0122] 本发明实施装置中,所述预测模块602,用于:

[0123] 将所述对话文本输入预训练模型中进行编码处理,得到第一向量;以及将所述进线品类信息输入词嵌入模块中进行编码处理,得到第二向量;

[0124] 拼接所述第一向量和所述第二向量,得到第三向量;以及将所述第一向量和所述第二向量输入门限加权模块中,得到所述对话文本和所述进线品类信息之间的权重向量;

[0125] 对所述第三向量和所述权重向量做相乘处理,得到每个训练样本的目标向量,对所述目标向量做池化融合处理,得到每个训练样本的跨品类信息和各个等级的品类信息;其中,跨品类信息表示对话文本和进线品类信息之间的匹配度。

[0126] 本发明实施装置中,所述预测模块602,还用于:将所述第一向量输入注意力机制模块中进行处理,得到第四向量。

[0127] 本发明实施装置中,所述第一向量分两部分,第一部分包括多个向量,每个向量表示语义维度的单个等级品类的向量,第二部分为对话文本语义向量;

[0128] 所述第二向量为进线品类维度的多个等级品类的向量。

[0129] 本发明实施装置中,所述对话文本通过按照对话时间先后顺序,按序拼接用户在对话框中的当前轮对话文本、位于所述当前轮对话文本之前的第一预设数量轮的历史对话文本得到;

[0130] 所述进线品类信息通过接收用户进入对话框时咨询的当前物品信息,从所述当前物品信息中获取各级品类信息,按照品类等级从高到低的顺序拼接各级品类信息得到。

[0131] 本发明实施装置中,所述迭代模块603,用于:在比对结果为不一致的情况下,调整所述双塔模型中除所述预训练模型以外其他模块的参数。

[0132] 本发明实施装置中,所述装置还包括预训练模块,用于:

[0133] 构建预训练样本集;其中,每个预训练样本包括物品数据以及物品品类信息集,品类信息集包括多个等级的品类参数;

[0134] 将所述预训练样本集输入语言模型中进行预训练,得到训练后的预训练模型。

[0135] 本发明实施装置中,所述预训练模块,用于:

[0136] 对于单个物品数据,将所述单个物品数据中的每个词语转换为词向量形式,从中选择预设百分比的词向量做掩码处理;

[0137] 将经过掩码后的物品数据输入语言模型中,以预测位于每个掩码位置的词向量,响应于存在一个或多个掩码位置预测的词向量与被掩码的词向量不一致,调整所述语言模

型的参数并迭代训练;以及

[0138] 将经过掩码后的物品数据、每个物品数据和物品品类信息集的对应关系,输入所述语言模型中进行预训练。

[0139] 本发明实施装置中,所述预训练模块,还用于:

[0140] 将语言模型输出层的第二预设数量个分类位变量,按照品类等级从大到小的顺序,分别显示不同等级的品类信息。

[0141] 另外,在本发明实施例中所述装置的具体实施内容,在上面所述方法中已经详细说明了,故在此重复内容不再说明。

[0142] 图7示出了可以应用本发明实施例的示例性系统架构700,包括终端设备701、702、703,网络704和服务器705(仅仅是示例)。

[0143] 终端设备701、702、703可以是具有显示屏并且支持网页浏览的各种电子设备,安装有各种通讯客户端应用,用户可以使用终端设备701、702、703通过网络704与服务器705交互,以接收或发送消息等。

[0144] 网络704用以在终端设备701、702、703和服务器705之间提供通信链路的介质。网络704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。

[0145] 服务器705可以是提供各种服务的服务器,需要说明的是,本发明实施例所提供的方法一般由服务器705执行,相应地,装置一般设置于服务器705中。

[0146] 应该理解,图7中的终端设备、网络和服务器的数目仅仅是示意性的。根据实现需要,可以具有任意数目的终端设备、网络和服务器。

[0147] 下面参考图8,其示出了适于用来实现本发明实施例的终端设备的计算机系统800的结构示意图。图8示出的终端设备仅仅是一个示例,不应对本发明实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0148] 如图8所示,计算机系统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。

[0149] 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、调制解调器等的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。

[0150] 特别地,根据本发明公开的实施例,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,本发明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,执行本发明的系统中限定的上述功能。

[0151] 需要说明的是，本发明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——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。在本发明中，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。而在本发明中，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。

[0152] 附图中的流程图和框图，图示了按照本发明各种实施例的系统、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。也要注意的是，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。

[0153] 描述于本发明实施例中所涉及到的模块可以通过软件的方式实现，也可以通过硬件的方式来实现。所描述的模块也可以设置在处理器中，例如，可以描述为：一种处理器包括样本模块、预测模块、迭代模块。其中，这些模块的名称在某种情况下并不构成对该模块本身的限定，例如，迭代模块还可以被描述为“迭代训练模块”。

[0154] 作为另一方面，本发明还提供了一种计算机可读介质，该计算机可读介质可以是上述实施例中描述的设备中所包含的；也可以是单独存在，而未装配入该设备中。上述计算机可读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设备执行时，使得该设备执行上述任一所述的数据处理方法。

[0155] 上述具体实施方式，并不构成对本发明保护范围的限制。本领域技术人员应该明白的是，取决于设计要求和其他因素，可以发生各种各样的修改、组合、子组合和替代。任何在本发明的精神和原则之内所作的修改、等同替换和改进等，均应包含在本发明保护范围之内。

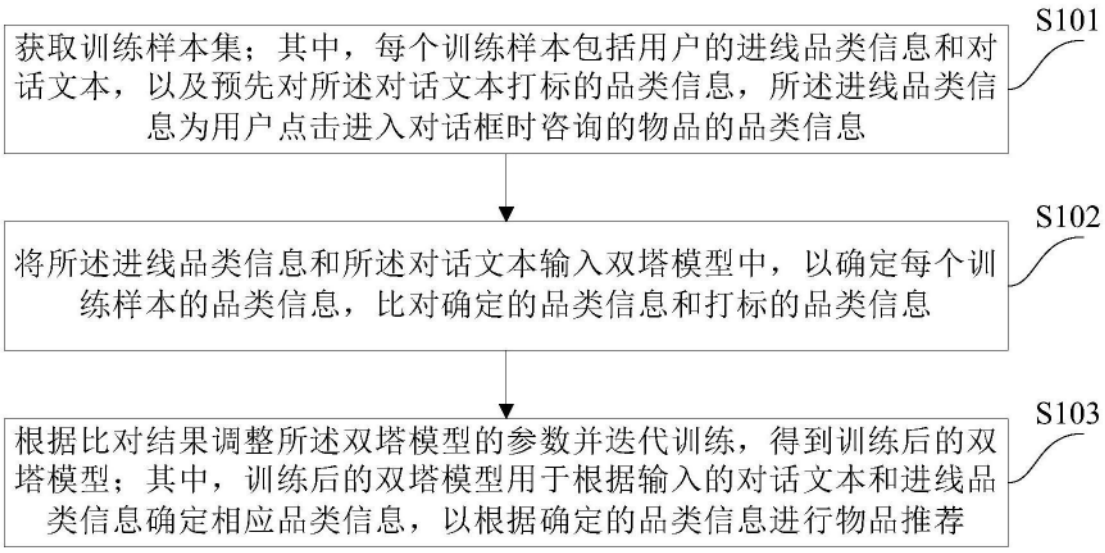

S101
获取训练样本集；其中，每个训练样本包括用户的进线品类信息和对话文本，以及预先对所述对话文本打标的品类信息，所述进线品类信息为用户点击进入对话框时咨询的物品的品类信息
S102
将所述进线品类信息和所述对话文本输入双塔模型中，以确定每个训练样本的品类信息，比对确定的品类信息和打标的品类信息
S103
根据比对结果调整所述双塔模型的参数并迭代训练，得到训练后的双塔模型；其中，训练后的双塔模型用于根据输入的对话文本和进线品类信息确定相应品类信息，以根据确定的品类信息进行物品推荐

图1

XXX官方旗舰店
进店
【XXX明星同款】XXX男装休闲连帽羽绒服XXXX
¥XXXXX
重新选择
已读
推荐白色内搭
根据您的要求，为您挑选了以下商品，推荐您看下
XXX男装休闲白色圆领短袖T恤XXX新款国潮系列印花潮流A 漂白色02 50/175/L
¥ XXXXX
详情
XXXXXXXXX圆领短袖T恤春夏新款简约冰感体恤休闲纯色上衣A 漂白色02 50/175/L
¥ XXXXX
详情
XXX男装黑色白色圆领短袖T恤logo时尚简约男女可穿XXX春夏新 A 白色22 50/175/L
¥ XXXXX
详情
查看更多 >
评价
转人工
我要催单
退换货
物流查询
售后
请输入您要咨询的问题

图2

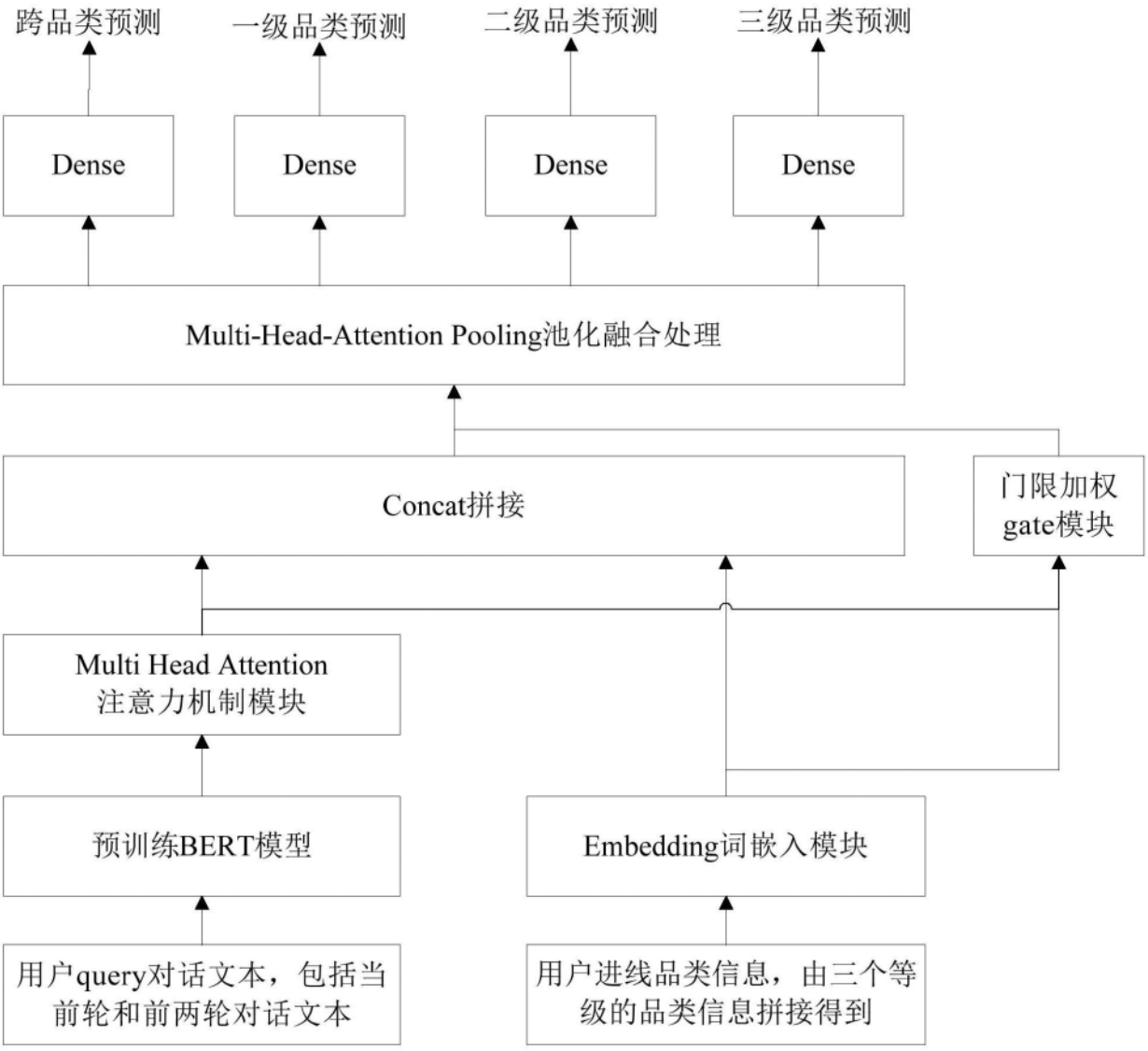

跨品类预测
一级品类预测
二级品类预测
三级品类预测
Dense
Dense
Dense
Dense
Multi-Head-Attention Pooling池化融合处理
Concat拼接
门限加权
gate模块
Multi Head Attention
注意力机制模块
预训练BERT模型
Embedding词嵌入模块
用户query对话文本，包括当前轮和前两轮对话文本
用户进线品类信息，由三个等级的品类信息拼接得到

图3

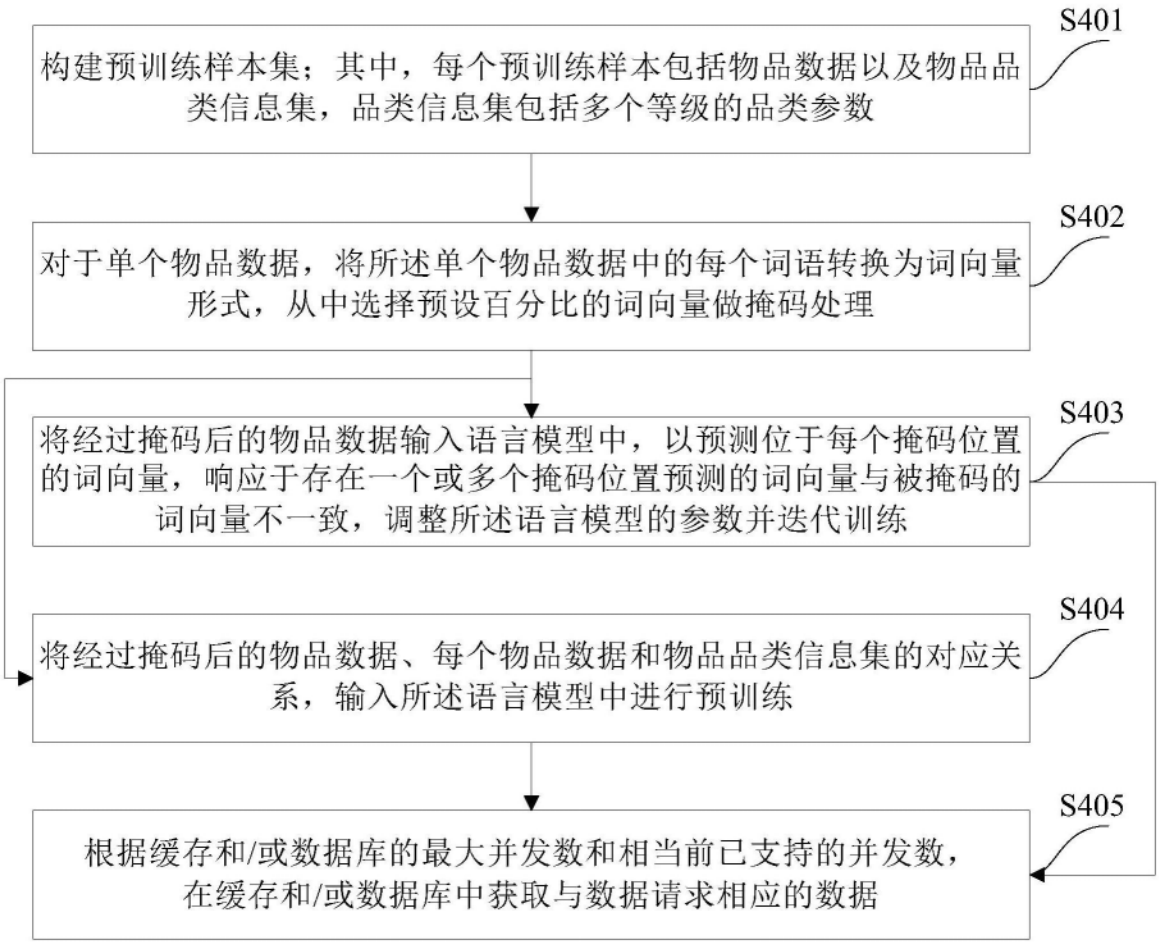

S401
构建预训练样本集；其中，每个预训练样本包括物品数据以及物品品类信息集，品类信息集包括多个等级的品类参数
S402
对于单个物品数据，将所述单个物品数据中的每个词语转换为词向量形式，从中选择预设百分比的词向量做掩码处理
S403
将经过掩码后的物品数据输入语言模型中，以预测位于每个掩码位置的词向量，响应于存在一个或多个掩码位置预测的词向量与被掩码的词向量不一致，调整所述语言模型的参数并迭代训练
S404
将经过掩码后的物品数据、每个物品数据和物品品类信息集的对应关系，输入所述语言模型中进行预训练
S405
根据缓存和/或数据库的最大并发数和相当前已支持的并发数，在缓存和/或数据库中获取与数据请求相应的数据

图4

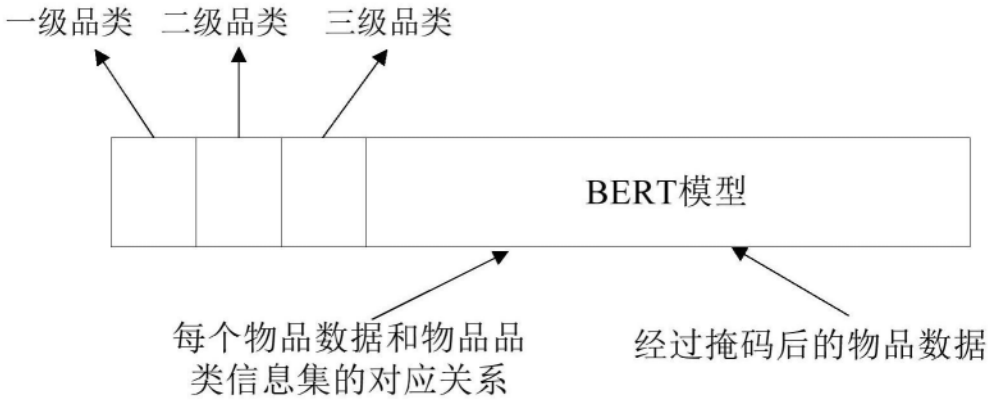

一级品类
二级品类
三级品类
BERT模型
每个物品数据和物品品类信息集的对应关系
经过掩码后的物品数据

图5

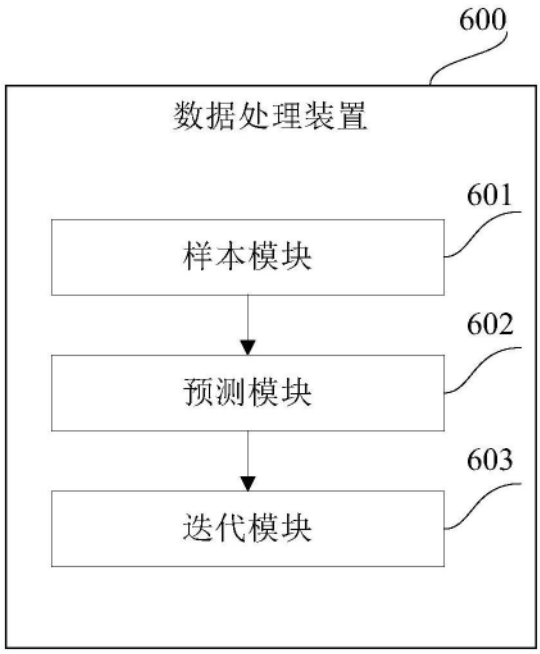



图6

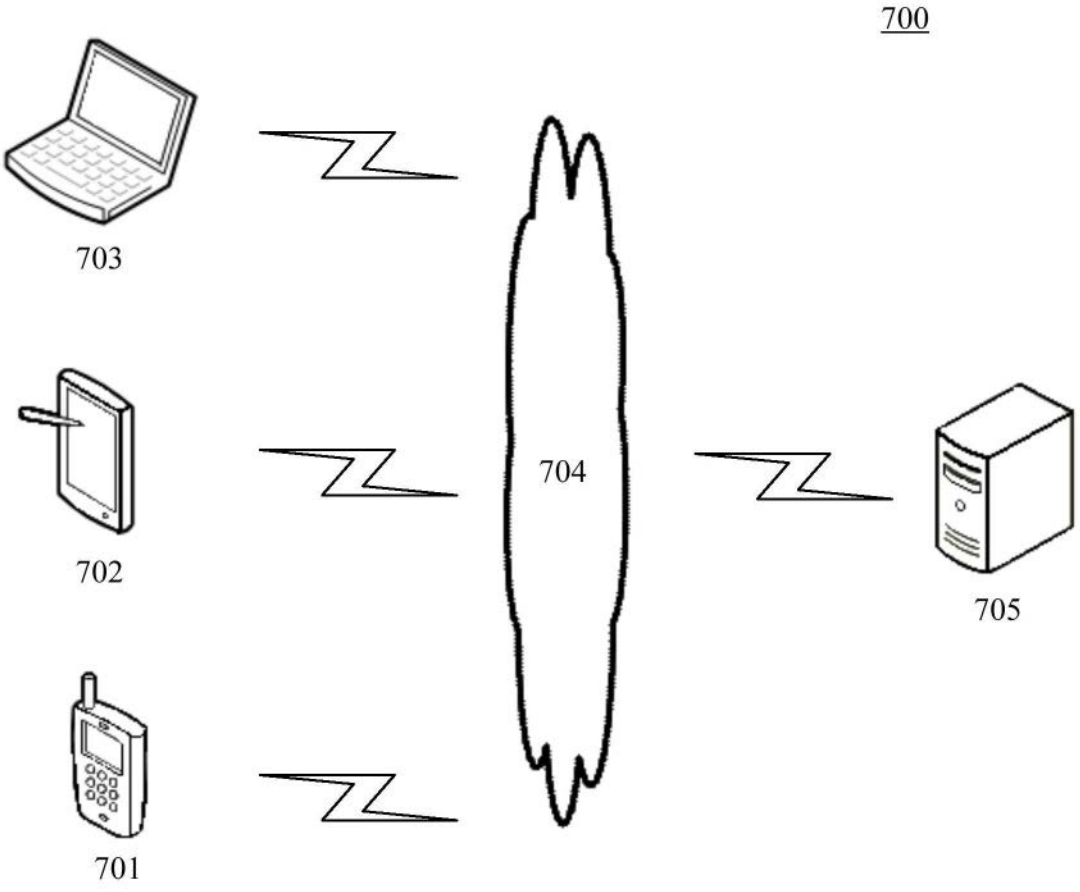



图7

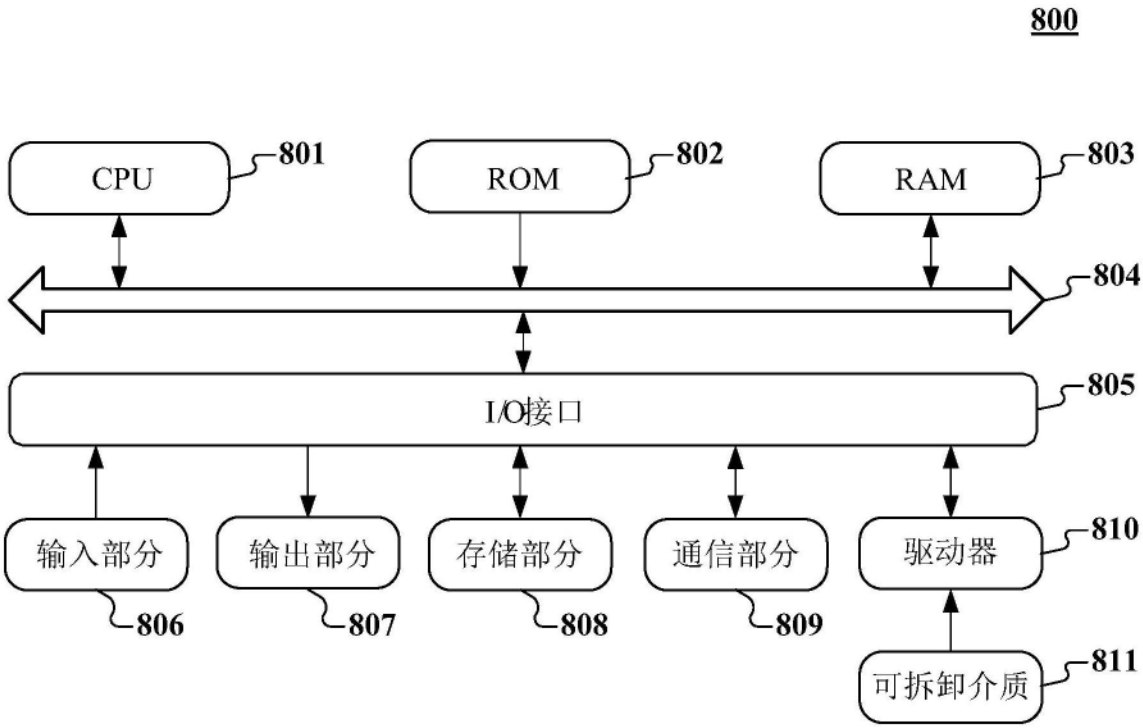

800
CPU
801
ROM
802
RAM
803
804
I/O接口
805
输入部分
806
输出部分
807
存储部分
808
通信部分
809
驱动器
810
可拆卸介质
811

图8