



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115239401 A

(43) 申请公布日 2022. 10. 25

(21) 申请号 202110435505.0

(22) 申请日 2021.04.22

(71) 申请人 京东科技控股股份有限公司

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C座2层221室

(72) 发明人 祝天刚 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 王辉 阚梓瑄

(51) Int. Cl.

G06Q 30/06 (2012.01)

G06F 40/289 (2020.01)

G06F 40/30 (2020.01)

G06N 3/04 (2006.01)

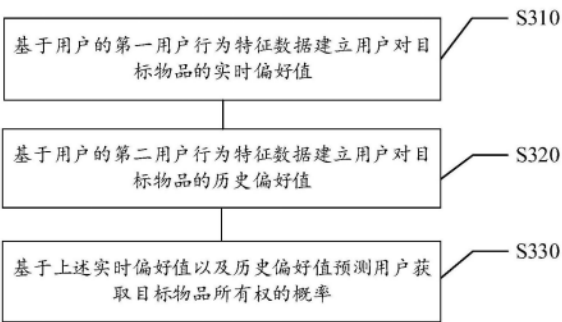
权利要求书2页 说明书12页 附图4页

(54) 发明名称

用户行为预测方法及装置、存储介质及电子设备

(57) 摘要

本公开提供一种用户行为预测方法及装置、电子设备、计算机可读存储介质,涉及计算机技术领域。所述用户行为预测方法包括:基于用户的第一用户行为特征数据建立用户对目标物品的实时偏好值;基于所述用户的第二用户行为特征数据建立所述用户对目标物品的历史偏好值;基于所述实时偏好值以及所述历史偏好值预测所述用户获取所述目标物品所有权的概率。本公开在进行用户行为预测时,在考虑到用户历史偏好值的同时很好地兼顾了用户的实时偏好值,从而可以得到更准确的用户行为预测结果。



1. 一种用户行为预测方法,其特征在于,包括:

基于用户的第一用户行为特征数据建立所述用户对目标物品的实时偏好值;

基于所述用户的第二用户行为特征数据建立所述用户对所述目标物品的历史偏好值;

基于所述实时偏好值以及所述历史偏好值预测所述用户获取所述目标物品所有权的概率。

2. 根据权利要求1所述的用户行为预测方法,其特征在于,所述基于用户的第一用户行为特征数据建立所述用户对目标物品的实时偏好值,包括:

获取所述第一用户行为特征数据,所述第一用户行为特征数据为所述用户与客服关于所述目标物品的对话文本数据;

对所述对话文本数据进行预处理,将处理后的所述对话文本数据输入预训练的预测模型,得到所述实时偏好值;所述预处理包括过滤、分词以及去除低频词及停用词。

3. 根据权利要求1所述的用户行为预测方法,其特征在于,所述基于所述用户的第二用户行为特征数据建立所述用户对所述目标物品的历史偏好值,包括:

获取所述第二用户行为特征数据,所述第二用户行为特征数据包括所述用户的咨询数据及意向达成行为数据、所述目标物品及所述目标物品所属的物品供应方的属性信息、所述用户对所述目标物品的历史操作信息、以及所述用户的用户画像数据;

对所述用户的咨询数据及意向达成行为数据、所述目标物品及所述目标物品所属的物品供应方的属性信息进行分桶处理,得到处理后的第一特征向量;

对所述用户对所述目标物品的历史操作信息、以及所述用户的用户画像数据进行离散编码,得到编码后的第二特征向量;

将所述第一特征向量及所述第二特征向量输入预训练的预测模型,得到所述历史偏好值。

4. 根据权利要求2或3所述的用户行为预测方法,其特征在于,所述基于所述实时偏好值以及所述历史偏好值预测所述用户获取所述目标物品所有权的概率,包括:

将所述实时偏好值和所述历史偏好值输入所述预设线性模型,并进行激活函数处理,得到获取所述目标物品所有权的概率。

5. 根据权利要求2或3所述的用户行为预测方法,其特征在于,所述预训练的预测模型为广度&深度模型,其中,所述广度模型用于处理所述第二特征向量,所述深度模型用于处理所述对话文本数据及所述第一特征向量。

6. 根据权利要求5所述的用户行为预测方法,其特征在于,所述将处理后的所述对话文本数据输入预训练的预测模型,得到所述实时偏好值,包括:

将所述对话文本数据转化为对应的文本数据编号,将所述文本数据编号输入至所述广度&深度模型的深度模型,经所述深度模型输出所述实时偏好值;

其中,所述深度模型为文本卷积神经网络模型。

7. 根据权利要求5所述的用户行为预测方法,其特征在于,所述将所述第一特征向量及所述第二特征向量输入预训练的预测模型,得到所述历史偏好值,包括:

将所述第一特征向量输入所述广度&深度模型的所述深度模型,经所述深度模型输出所述第一特征向量对应的所述历史偏好值;

将所述第二特征向量输入所述广度&深度模型的所述广度模型,经所述广度模型输出

所述第一特征向量对应的所述历史偏好值。

8. 根据权利要求5所述的用户行为预测方法,其特征不在于,训练得到所述广度&深度模型的方法包括:

获取训练数据,所述训练数据包括所述第一用户行为特征数据以及所述第二用户行为特征数据;

对所述第一用户行为特征数据进行特征提取及特征处理,得到文本特征;

对所述第二用户行为特征数据进行特征提取及特征处理,得到广度特征及深度特征;

基于所述文本特征及所述深度特征训练得到所述广度&深度模型中的所述深度模型,基于所述广度特征训练得到所述广度&深度模型中的所述广度模型。

9. 一种用户行为预测装置,其特征不在于,包括:

实时偏好值建立模块,用于基于用户的第一用户行为特征数据建立所述用户对目标物品的实时偏好值;

历史偏好值建立模块,用于基于所述用户的第二用户行为特征数据建立所述用户对所述目标物品的历史偏好值;

用户行为预测模块,用于基于所述实时偏好值以及所述历史偏好值预测所述用户获取所述目标物品所有权的概率。

10. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征不在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1-8任一项所述的方法。

11. 一种电子设备,其特征不在于,包括:

处理器;

存储器,用于存储所述处理器的可执行指令;

其中,所述处理器配置为经由执行所述可执行指令来执行权利要求1-8任一项所述的方法。

用户行为预测方法及装置、存储介质及电子设备

技术领域

[0001] 本公开涉及计算机技术领域,具体而言,涉及一种用户行为预测方法、用户行为预测装置、电子设备以及计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 通过对用户行为进行预测,可以依据预测的结果实现合理的用户行为引导,进而可以实现高效服务,提高用户体验的满意度。例如,在电商场景中,通过预测用户购买某件商品的概率,可以准确地对用户进行提醒,引导下单等营销导购行为。

[0003] 现有技术中,仅仅是基于用户的用户画像及历史行为实现对用户行为的预测,只考虑到了用户对于目标物品的历史偏好,而没有考虑的用户对应目标物品当前的实时偏好,从而可以会出现预测不准确等问题。

[0004] 因此,为了解决上述问题,需要提供一种用户行为预测方法,可以实现在考虑到用户历史偏好值的同时很好地兼顾了用户的实时偏好值,从而可以得到更准确的用户行为预测结果。

[0005] 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

[0006] 本公开实施例的目的在于提供一种用户行为预测方法、用户行为预测装置、电子设备以及计算机可读存储介质,从而在一定程度上解决了现有技术中因为没有考虑用户对目标物品的实时偏好而导致的用户行为预测结果不准确的问题。

[0007] 根据本公开的第一方面,提供一种用户行为预测方法,包括:

[0008] 基于用户的第一用户行为特征数据建立所述用户对目标物品的实时偏好值;

[0009] 基于所述用户的第二用户行为特征数据建立所述用户对所述目标物品的历史偏好值;

[0010] 基于所述实时偏好值以及所述历史偏好值预测所述用户获取所述目标物品所有权的概率。

[0011] 在本公开的一种示例性实施例中,所述基于用户的第一用户行为特征数据建立所述用户对目标物品的实时偏好值,包括:

[0012] 获取所述第一用户行为特征数据,所述第一用户行为特征数据为所述用户与客服关于所述目标物品的对话文本数据;

[0013] 对所述对话文本数据进行预处理,将处理后的所述对话文本数据输入预训练的预测模型,得到所述实时偏好值;所述预处理包括过滤、分词以及去除低频词及停用词。

[0014] 在本公开的一种示例性实施例中,所述基于所述用户的第二用户行为特征数据建立所述用户对所述目标物品的历史偏好值,包括:

[0015] 获取所述第二用户行为特征数据,所述第二用户行为特征数据包括所述用户的咨

询数据及意向达成行为数据、所述目标物品及所述目标物品所属的物品供应方的属性信息、所述用户对所述目标物品的历史操作信息、以及所述用户的用户画像数据；

[0016] 对所述用户的咨询数据及意向达成行为数据、所述目标物品及所述目标物品所属的物品供应方的属性信息进行分桶处理,得到处理后的第一特征向量；

[0017] 对所述用户对所述目标物品的历史操作信息、以及所述用户的用户画像数据进行离散编码,得到编码后的第二特征向量；

[0018] 将所述第一特征向量及所述第二特征向量输入预训练的预测模型,得到所述历史偏好值。

[0019] 在本公开的一种示例性实施例中,所述基于所述实时偏好值以及所述历史偏好值预测所述用户获取所述目标物品所有权的概率,包括：

[0020] 将所述实时偏好值和所述历史偏好值输入所述预设线性模型,并进行激活函数处理,得到获取所述目标物品所有权的概率。

[0021] 在本公开的一种示例性实施例中,所述预训练的预测模型为广度&深度模型,其中,所述广度模型用于处理所述第二特征向量,所述深度模型用于处理所述对话文本数据及所述第一特征向量。

[0022] 在本公开的一种示例性实施例中,所述将处理后的所述对话文本数据输入预训练的预测模型,得到所述实时偏好值,包括：

[0023] 将所述对话文本数据转化为对应的文本数据编号,将所述文本数据编号输入至所述广度&深度模型的深度模型,经所述深度模型输出所述实时偏好值；

[0024] 其中,所述深度模型为文本卷积神经网络。

[0025] 在本公开的一种示例性实施例中,所述将所述第一特征向量及所述第二特征向量输入预训练的预测模型,得到所述历史偏好值,包括：

[0026] 将所述第一特征向量输入所述广度&深度模型的所述深度模型,经所述深度模型输出所述第一特征向量对应的所述历史偏好值；

[0027] 将所述第二特征向量输入所述广度&深度模型的所述广度模型,经所述广度模型输出所述第一特征向量对应的所述历史偏好值。

[0028] 在本公开的一种示例性实施例中,训练得到所述广度&深度模型的方法包括：

[0029] 获取训练数据,所述训练数据包括所述第一用户行为特征数据以及所述第二用户行为特征数据；

[0030] 对所述第一用户行为特征数据进行特征提取及特征处理,得到文本特征；

[0031] 对所述第二用户行为特征数据进行特征提取及特征处理,得到广度特征及深度特征；

[0032] 基于所述文本特征及所述深度特征训练得到所述广度&深度模型中的所述深度模型,基于所述广度特征训练得到所述广度&深度模型中的所述广度模型。

[0033] 根据本公开的第二方面,提供一种用户行为预测装置,包括：

[0034] 实时偏好值建立模块,用于基于用户的第一用户行为特征数据建立所述用户对目标物品的实时偏好值；

[0035] 历史偏好值建立模块,用于基于所述用户的第二用户行为特征数据建立所述用户对所述目标物品的历史偏好值；

[0036] 用户行为预测模块,用于基于所述实时偏好值以及所述历史偏好值预测所述用户获取所述目标物品所有权的概率。

[0037] 根据本公开的第三方面,提供一种电子设备,包括:处理器;以及存储器,用于存储所述处理器的可执行指令;其中,所述处理器配置为经由执行所述可执行指令来执行上述任意一项所述的方法。

[0038] 根据本公开的第四方面,提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述任意一项所述的方法。

[0039] 本公开示例性实施例可以具有以下部分或全部有益效果:

[0040] 在本公开示例实施方式所提供的用户行为预测方法中,基于用户的第一用户行为特征数据建立用户对目标物品的实时偏好值;基于用户的第二用户行为特征数据建立用户对目标物品的历史偏好值;基于上述实时偏好值以及历史偏好值预测用户获取目标物品所有权的概率。一方面,本示例实施方式通过第一用户行为特征数据建立了用户对目标物品的实时偏好值,从而在对用户行为进行预测的时候,可以充分考虑到用户对于目标物品当前的实时偏好情况,进而更加准确地预测用户获取目标物品所有权的概率。另一方面,通过将用户对目标物品的实时偏好和历史偏好很好地融合起来,对用户获取目标物品所有权的概率进行预测,从而可以基于预测结果实现用户行为引导,提高业务效率,优化用户体验。

[0041] 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

[0042] 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。

[0043] 图1示出了可以应用本公开实施例的一种用户行为预测方法及装置的示例性系统架构的示意图;

[0044] 图2示出了适于用来实现本公开实施例的电子设备的计算机系统的结构示意图;

[0045] 图3示意性示出了根据本公开的一个实施例的用户行为预测方法的流程示意图;

[0046] 图4示意性示出了根据本公开的一个实施例的用户行为预测方法中训练广度&深度模型的流程示意图;

[0047] 图5示意性示出了根据本公开的一个实施例的用户行为预测方法训练得到的广度&深度模型的结构示意图;

[0048] 图6示意性示出了根据本公开的一个具体应用场景的用户行为预测方法的流程示意图;

[0049] 图7示意性示出了根据本公开的一个具体应用场景的文本卷积神经网络的网络结构示意图;

[0050] 图8示意性示出了根据本公开的一个实施例的用户行为预测装置的框图。

具体实施方式

[0051] 现在将参考附图更全面地描述示例实施方式。然而，示例实施方式能够以多种形式实施，且不应被理解为限于在此阐述的范例；相反，提供这些实施方式使得本公开将更加全面和完整，并将示例实施方式的构思全面地传达给本领域的技术人员。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所述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技术方案以避免喧宾夺主而使得本公开的各方面变得模糊。

[0052] 此外，附图仅为本公开的示意性图解，并非一定是按比例绘制。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/或处理器装置和/或微控制器装置中实现这些功能实体。

[0053] 图1示出了可以应用本公开实施例的一种用户行为预测方法及装置的示例性应用环境的系统架构的示意图。

[0054] 如图1所示，系统架构100可以包括终端设备101、102、103中的一个或多个，网络104和服务器105。网络104用以在终端设备101、102、103和服务器105之间提供通信链路的介质。网络104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。终端设备101、102、103可以是具有拍摄或图像传输功能的电子设备，包括但不限于台式计算机、便携式计算机、智能手机和平板电脑等等。应该理解，图1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、网络和服务器的数目。比如服务器105可以是多个服务器组成的服务器集群等。

[0055] 本公开实施例所提供的用户行为预测方法可以由终端设备101、102、103执行，相应的，用户行为预测装置也可以设置于终端设备101、102、103中。本公开实施例所提供的用户行为预测方法也可以由终端设备101、102、103与服务器105共同执行，相应地，用户行为预测装置可以设置于终端设备101、102、103与服务器105中。此外，本公开实施例所提供的用户行为预测方法还可以由服务器105执行，相应的，用户行为预测装置可以设置于服务器105中，本示例性实施例中对此不做特殊限定。

[0056] 例如，在本示例实施方式中，上述用户行为预测方法可以由终端设备101、102、103与服务器105共同执行。首先，可以通过终端设备获取用户的第一用户行为特征数据以及第二用户行为特征数据并传输至服务器。服务器基于接收到的第一用户行为特征数据及第二用户行为特征数据建立用户对目标物品的实时偏好值及历史偏好值，并根据实时偏好值以及历史偏好值预测用户获取目标物品所有权的概率。

[0057] 图2示出了适于用来实现本公开实施例的电子设备的计算机系统的结构示意图。

[0058] 需要说明的是，图2示出的电子设备的计算机系统200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。

[0059] 如图2所示，计算机系统200包括中央处理单元(CPU) 201，其可以根据存储在只读存储器(ROM) 202中的程序或者从存储部分208加载到随机访问存储器(RAM) 203中的程序而

执行各种适当的动作和处理。在RAM 203中,还存储有系统操作所需的各种程序和数据。CPU 201、ROM 202以及RAM 203通过总线204彼此相连。输入/输出(I/O)接口205也连接至总线204。

[0060] 以下部件连接至I/O接口205:包括键盘、鼠标等的输入部分206;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207;包括硬盘等的存储部分208;以及包括诸如LAN卡、调制解调器等网络接口卡的通信部分209。通信部分209经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器210也根据需要连接至I/O接口205。可拆卸介质211,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210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208。

[0061] 通过对用户行为进行预测,可以依据预测的结果实现合理的用户行为引导,进而可以实现高效服务,提高用户体验的满意度。例如,在电商场景中,通过预测用户购买某件商品的概率,可以准确地对用户进行提醒,引导下单等营销导购行为。

[0062] 现有技术中,通常使用用户的用户画像、历史行为、购物车、关注列表信息,商品的历史销量,店铺的历史咨询量、历史销量等信息,作为特征输入到购买行为预测模型中,来得到用户的购买概率。

[0063] 但上述方法只考虑了用户对商品的历史偏好,没有考虑到用户对当前商品的实时偏好,可能对用户当前的购买行为作出误判,错失商机。

[0064] 为了解决这种情况,本示例实施方式提出了一种技术方案,可以在一定程度上解决因为没有考虑用户对目标物品的实时偏好而导致的用户行为预测结果不准确的问题。以下对本公开实施例的技术方案进行详细阐述:

[0065] 本示例实施方式首先提供了一种用户行为预测方法。参考图3所示,该用户行为预测方法具体包括以下步骤:

[0066] 步骤S310:基于用户的第一用户行为特征数据建立用户对目标物品的实时偏好值;

[0067] 步骤S320:基于用户的第二用户行为特征数据建立用户对目标物品的历史偏好值;

[0068] 步骤S330:基于上述实时偏好值以及历史偏好值预测用户获取目标物品所有权的概率。

[0069] 在本公开示例实施方式所提供的用户行为预测方法中,一方面,通过第一用户行为特征数据建立了用户对目标物品的实时偏好值,从而在对用户行为进行预测的时候,可以充分考虑到用户对于目标物品当前的实时偏好情况,进而更加准确地预测用户获取目标物品所有权的概率。另一方面,通过将用户对目标物品的实时偏好和历史偏好很好地融合起来,对用户获取目标物品所有权的概率进行预测,从而可以基于预测结果实现用户行为引导,提高业务效率,优化用户体验。

[0070] 下面,在另一实施例中,对上述步骤进行更加详细的说明。

[0071] 在步骤S310中,基于用户的第一用户行为特征数据建立用户对目标物品的实时偏好值。

[0072] 本示例实施方式所提供的用户行为预测方法可以通过融合用户对目标物品的实时偏好值及历史偏好值更加准确地预测用户获取目标物品所有权的概率。例如,在电商场

景中,可以通过用户对于某一商品的实时偏好及历史偏好确定该用户下单该商品的概率。需要说明的是,上述场景只是一种示例性的说明,本示例实施方式的保护范畴并不以此为限。

[0073] 其中,在本示例实施方式中,上述目标物品为所有权可以发生转让或变更的物品。例如,该目标物品可以为商品,其所有权可以通过购买行为发生变更。此外,目标物品也可以为其他物品,或通过其他方式,如赠予等方式变更所有权,本示例实施方式对此不作特殊限定。

[0074] 上述实时偏好值用于表示用户当前对于目标物品的偏好程度。例如,在电商场景中,该实时偏好值可以为用户当前购买商品的意愿程度。该实时偏好值可以通过用户的当前行为特征建立,举例而言,可以为表示概率的向量。需要说明的是,上述场景只是一种示例性的说明,本示例实施方式的保护范畴并不以此为限。

[0075] 上述第一用户行为特征数据即为用于建立上述实时偏好值的用户行为,该第一用户行为特征数据通常为用户的实时行为。以电商场景为例,该第一用户行为特征数据可以为用户与客服针对目标物品(当前商品)的对话内容,该对话内容中包含有用户对于当前商品的实时偏好程度。需要说明的是,上述场景只是一种示例性的说明,本示例实施方式的保护范畴并不以此为限。例如,上述第一用户行为特征数据也可以为其他反映用户实时偏好的行为数据。

[0076] 在本示例实施方式中,在获取上述第一用户行为特征数据后,可以基于第一用户行为特征数据建立上述实时偏好值。以第一用户行为特征数据为上述用户与客户针对目标物品(当前商品)的对话内容为例,该建立实时偏好值的过程可以如下:获取用户与客服关于当前商品目标物品的对话文本数据;对获取到的对话文本数据进行预处理,将处理后的对话文本数据输入预训练的预测模型,得到实时偏好值。

[0077] 其中,上述对于对话文本数据的预处理过程主要包括分词、去除低频词以及停用词等处理。上述分词处理指的是将上述对话文本数据中的词划分出来,以更好地理解该对话文本数据以及对其进行后续处理。上述去除低频词及停用词则是为了减少后续建立实时偏好值的干扰。

[0078] 优选地,在上述过程中,上述预训练的预测模型可以为广度&深度模型(Wide&Deep模型),其中,广度模型可以用于处理如下两类数据:(1)根据业务先验知识或特征工程等方法,可以判断与模型强线性相关的特征数据,该类特征数据对模型性能具有本质性的贡献,不同通过深度模型进行泛化;(2)非常稀疏的one-hot特征。而深度模型则用于处理不符合广度模型条件的特征数据。

[0079] 具体地,例如,可以通过上述Wide&Deep模型中的深度模型(Deep模型)对上述对话文本数据进行处理。具体地,该Deep模型可以为文本卷积神经网络模型(TextCNN),上述对话文本数据在经过预处理环节后,将对话文本数据转化为对应的文本数据编号,也即将对话文本数据分词后的每个词语对应于一个词ID,将词ID输入TextCNN网络模型,通过该网络模型得到一个输出向量,该输出向量即为上述实时偏好值,用于表示用户当前对于目标物品的喜好程度。

[0080] 需要说明的是,上述场景只是一种示例性的说明,本示例实施方式的保护范畴并不以此为限。

[0081] 在步骤S320中,基于用户的第二用户行为特征数据建立用户对目标物品的历史偏好值。

[0082] 在本示例实施方式中,上述历史偏好值用于表示过去某段时间内用户对于上述目标物品的偏好程度。该历史偏好值可以基于用户的历史行为特征建立,举例而言,可以为表示概率的向量。需要说明的是,上述场景只是一种示例性的说明,本示例实施方式的保护范畴并不以此为限。

[0083] 上述第二用户行为特征数据即为用于建立上述历史偏好值的用户历史行为特征。该第二用户行为特征数据可以包括用户的咨询数据及意向达成行为数据、目标物品及目标物品所属的物品供应方的属性信息、用户对目标物品的历史操作信息、以及用户的用户画像数据。需要说明的是,上述第二用户行为特征数据也可以为其他可以表征用户对目标物品历史偏好的历史行为数据,本示例实施方式对此不做特殊限定。

[0084] 以上述电商场景为例,在一具体实施例中,上述第二用户行为特征数据可以包含以下几类特征数据:

[0085] (1)在最近3、7、14、30天(过去某段时间)中,用户到当前商品(目标物品)所在的店铺进行商品咨询的数量以及用户进行商品咨询的总数量(用户的咨询数据),用户在当前商品(目标物品)所在的店铺中下单的数量以及用户下单的总数量(用户的意向达成行为数据)。其中,上述过去的时间段及时间间隔可以依据需求设置;

[0086] (2)在最近3、7、14、30天(过去某段时间)中,当前商品以及当前店铺的被咨询量以及销量(目标物品及目标物品所属的物品供应方的属性信息)。其中,上述过去的时间段及时间间隔可以依据需求设置;

[0087] (3)当前商品是否存在于用户的购物车中,是否存在于用户的商品关注列表中(用户对目标物品的历史操作信息);

[0088] (4)用户画像数据,如用户性别、年龄、是否有车、是否有孩子、会员等级等。

[0089] 需要说明的是,上述场景只是一种示例性的说明,本示例实施方式的保护范畴并不以此为限。

[0090] 在本示例实施方式中,在获取上述第二用户行为特征数据后,可以基于获取到的第二用户行为特征数据建立上述历史偏好值。在建立该历史偏好值前,需要对获取到的第二用户行为特征数据进行对应的特征处理过程,依据数据类型不同可以进行不同的处理过程。该处理过程可以实现如下:对用户的咨询数据及意向达成行为数据、目标物品及目标物品所属的物品供应方的属性信息进行分桶处理,得到处理后的第一特征向量;对用户的目标物品的历史操作信息、以及用户的用户画像数据进行离散编码,得到编码后的第二特征向量。在上述得到第一特征向量及第二特征向量后,通过将得到的第一特征向量及第二特征向量输入上述预训练的预测模型,便可以得到上述历史偏好值。

[0091] 以上述电商场景,以及预训练的预测模型为上述Wide&Deep模型为例,根据广度模型(Wide模型)以及深度模型(Deep模型)所处理的数据特点,上述用户到当前商品所在的店铺进行商品咨询的数量以及用户进行商品咨询的总数量、用户在当前商品所在的店铺中下单的数量以及用户下单的总数量、以及当前商品以及当前店铺的被咨询量以及销量应对应于上述的分桶处理,得到多个第一特征向量。上述当前商品是否存在于用户的购物车中,是否存在于用户的商品关注列表中,以及用户画像数据应对应于上述离散编码处理,得到多

个第二特征向量。之后,将得到的多个第一特征向量输入至Deep模型,得到第一特征向量对应的历史偏好值,将得到的多个第二特征向量输入至Wide模型,得到第二特征向量对应的历史偏好值。

[0092] 其中,以当前商品的销量为例,上述分桶处理过程的具体实现过程可以如下:假设当前商品在最近3、7、14、30天中被下单的数量分别为[10,95,204,396],设置bucket_boundries=[20,50,100,150](分桶处理的边界划分),则最终得到的特征为[0,1,2,2]。

[0093] 以当前商品是否存在于用户的购物车中的特征数据为例,上述离散编码的具体实现可以如下:对当前商品是否存在于购物车中的数据进行One-hot编码处理。若当前商品在购物车中,则编码为[1,0];若当前商品不在购物车中,则编码为[0,1]。同理,对当前商品是否存在于关注列表中,用户画像数据,用同样的方法进行One-hot编码处理。

[0094] 需要说明的是,上述场景只是一种示例性的说明,本示例实施方式的保护范畴并不以此为限。

[0095] 在步骤S330中,基于上述实时偏好值以及历史偏好值预测用户获取目标物品所有权的概率。

[0096] 在本示例实施方式中,在得到上述实时偏好值以及历史偏好值后,需要融合实时偏好值及历史偏好值预测用户获取目标物品所有权的概率,以提高用户行为预测的准确度。

[0097] 其中,上述预测用户获取目标物品所有权的概率的过程可以实现如下:通过预设线性模型连接实时偏好值和所述历史偏好值,并进行激活函数处理,得到获取目标物品所有权的概率。以上述电商场景,以及预训练的预测模型为上述Wide&Deep模型为例,该过程可以为,将Wide模型和Deep模型通过预设线性模型连接起来,并通过sigmoid函数(激活函数)处理,输出用户对当前商品的下单概率,也即用户对当前商品的购买倾向(获取当前商品所有权的概率)。需要说明的是,上述场景只是一种示例性的说明,本示例实施方式对此不做特殊限定。

[0098] 本示例实施方式所提供的用户行为预测方法还可以通过预训练得到上述Wide&Deep模型,该模型训练过程,如图4所示,可以包括如下步骤:

[0099] 在步骤S410中,获取训练数据。

[0100] 在该步骤中,获取用于训练模型的训练数据,也即对用户行为数据进行特征提取,该特征提取可以得到多个用于模型训练的上述第一用户行为特征数据以及第二用户行为特征数据。

[0101] 在步骤S420中,对训练数据进行特征处理。

[0102] 在该步骤中,对上述第一用户行为特征数据进行特征提取及特征处理,得到文本特征;对第二用户行为特征数据进行特征提取及特征处理,得到广度特征及深度特征。对第一用户行为特征数据及第二用户行为特征数据的特征处理过程已在步骤S310及步骤S320的对应部分进行了详细的说明,故在此不再赘述。

[0103] 在步骤S430中,进行模型训练。

[0104] 在该步骤中,基于文本特征及深度特征训练得到广度&深度模型中的深度模型,基于广度特征训练得到广度&深度模型中的广度模型。上述训练得到广度&深度模型可以如图5所示,其公式如下:

[0105]
$$P(Y=1|x) = \sigma(w_{wide}^T[x, \phi(x)] + w_{deep}^T \alpha^{(t_f)} + b)$$

[0106] 其中, $w_{wide}^T[x, \phi(x)]$ 表示模型的广度特征, $w_{deep}^T \alpha^{(t_f)}$ 表示模型的深度特征, b 为修正值。

[0107] 下面, 以图6和图7所示的具体应用场景为例, 对本示例实施方式所提出的用户行为预测方法进行完整的说明, 该具体应用场景的应用领域为电商领域, 具体为预测用户对目标商品的下单概率。如图6所示, 该具体应用场景可以包括以下步骤:

[0108] 在步骤S610中, 对用户行为进行特征提取。

[0109] 在该步骤中, 对用户行为进行特征提取, 获取用户行为特征数据, 具体地, 该提取过程包括:

[0110] (1) 获取用户与客服针对目标商品的对话内容, 过滤掉其中的无用信息, 如欢迎语、3个字以下的句子、系统话术等内容;

[0111] (2) 分别获取用户在最近3、7、14、30天中, 到目标商品所在的店铺进行商品咨询的数量、咨询的总数量, 到目标商品所在的店铺下单的数量、下单的总数量;

[0112] (3) 分别获取目标商品以及目标商品所在的店铺在最近3、7、14、30天中被咨询量及销量;

[0113] (4) 获取目标商品是否存在于用户的购物车中, 是否存在于用户的商品关注列表中;

[0114] (5) 获取用户画像数据, 如用户性别、年龄、是否有车、有孩子、会员等级等。

[0115] 其中, 上述特征(1)对应于上文中的第一用户行为特征, 特征(2)至特征(4)对应于上文中的第二用户行为特征。

[0116] 在步骤S620中, 进行特征处理。

[0117] 在该步骤中, 对步骤S610中提取到的特征进行处理。

[0118] 具体地, 对于上述步骤S610中的特征(1)的特征处理过程实现如下: 对上述对话内容进行分词、去除低频词以及停用词等预处理, 并将分词后的每个词语对应于一个词ID。

[0119] 对于上述步骤S610中的特征(2)及特征(3)则进行分桶处理。具体地, 以目标商品的销量为例, 上述分桶处理过程的具体实现过程可以如下: 假设当前商品在最近3、7、14、30天中被下单的数量分别为[10, 95, 204, 396], 设置bucket_boundries=[20, 50, 100, 150] (分桶处理的边界划分), 则最终得到的特征为[0, 1, 2, 2], 特征(2)及特征(3)中包含的特征数据的特征处理过程与对目标商品的销量的处理相同, 故在此不再赘述。

[0120] 对于上述步骤S610中的特征(4)及特征(5)则进行离散编码, 具体地, 以目标商品是否存在于用户的购物车中的特征数据为例, 上述离散编码的具体实现可以如下: 对目标商品是否存在于购物车中的数据进行One-hot编码处理。若当前商品在购物车中, 则编码为[1, 0]; 若当前商品不在购物车中, 则编码为[0, 1]。同理, 对特征(4)及特征(5)中的其他特征, 如当前商品是否存在于关注列表中, 用户画像数据, 用同样的方法进行One-hot编码处理, 在此不再赘述。

[0121] 在步骤S630中, 输出下单概率。

[0122] 在该步骤中, 通过预先训练好的Wide&Deep模型输出下单概率, 该Wide&Deep模型中的一个Deep模型为文本卷积神经网络, 该文本卷积神经网络的网络结构如图7所示。

[0123] 具体地,将上述特征(1)的对话内容分词后转化得到的各个词ID输入上述文本卷积神经网络,通过该网络模型得到一个输出向量,该输出向量即为实时偏好值,用于表示用户当前对于目标物品的喜好程度;将上述经特征处理后的上述特征(2)及特征(3)输入至Wide&Deep模型中的另一Deep模型,将上述经特征处理后的上述特征(4)及特征(5)输入至Wide&Deep模型中的Wide模型;将上述三者用过线性模型连接起来,通过sigmoid函数,输出下单概率,即用户对当前商品的购买倾向。

[0124] 应当注意,尽管在附图中以特定顺序描述了本公开中方法的各个步骤,但是,这并非要求或者暗示必须按照该特定顺序来执行这些步骤,或是必须执行全部所示的步骤才能实现期望的结果。附加的或备选的,可以省略某些步骤,将多个步骤合并为一个步骤执行,以及/或者将一个步骤分解为多个步骤执行等。

[0125] 进一步的,本示例实施方式中,还提供了一种用户行为预测装置,参考图8所示,该用户行为预测装置800可以包括实时偏好值建立模块810、历史偏好值建立模块820和用户行为预测模块830。其中:

[0126] 实时偏好值建立模块810可以用于基于用户的第一用户行为特征数据建立用户对目标物品的实时偏好值;

[0127] 历史偏好值建立模块820可以用于基于用户的第二用户行为特征数据建立用户对目标物品的历史偏好值;

[0128] 用户行为预测模块830可以用于基于实时偏好值以及历史偏好值预测所述用户获取目标物品所有权的概率。

[0129] 在本示例实施方式中,上述实时偏好值建立模块通过执行以下方法实现基于用户的第一用户行为特征数据建立用户对目标物品的实时偏好值:

[0130] 获取第一用户行为特征数据,第一用户行为特征数据为用户与客服关于目标物品的对话文本数据;

[0131] 对对话文本数据进行预处理,将处理后的对话文本数据输入预训练的预测模型,得到实时偏好值;预处理包括过滤、分词以及去除低频词及停用词。

[0132] 在本示例实施方式中,上述历史偏好值建立模块通过执行以下方法实现基于用户的第二用户行为特征数据建立用户对目标物品的历史偏好值:

[0133] 获取第二用户行为特征数据,第二用户行为特征数据包括用户的咨询数据及意向达成行为数据、目标物品及目标物品所属的物品供应方的属性信息、用户对目标物品的历史操作信息、以及用户的用户画像数据;对用户的咨询数据及意向达成行为数据、目标物品及目标物品所属的物品供应方的属性信息进行分桶处理,得到处理后的第一特征向量;对用户的历史操作信息、以及用户的用户画像数据进行离散编码,得到编码后的第二特征向量;

[0134] 将第一特征向量及第二特征向量输入预训练的预测模型,得到历史偏好值。

[0135] 在本示例实施方式中,上述用户行为预测模块通过执行以下方法实现基于实时偏好值以及历史偏好值预测用户获取目标物品所有权的概率:通过预设线性模型连接实时偏好值和历史偏好值,并进行激活函数处理,得到获取目标物品所有权的概率。

[0136] 其中,在本示例实施方式中,以预训练的预测模型为广度&深度模型为例,上述将处理后的对话文本数据输入预训练的预测模型,得到实时偏好值,包括:

[0137] 将对话文本数据转化为对应的文本数据编号,将文本数据编号输入至广度&深度模型的深度模型,经深度模型输出实时偏好值;其中,深度模型为文本卷积神经网络。

[0138] 上述将第一特征向量及第二特征向量输入预训练的预测模型,得到历史偏好值,包括:

[0139] 将第一特征向量输入广度&深度模型的深度模型,经深度模型输出第一特征向量对应的历史偏好值;

[0140] 将第二特征向量输入广度&深度模型的广度模型,经广度模型输出第一特征向量对应的历史偏好值。

[0141] 在本示例实施方式中,上述用户行为预测装置还可以包括模型训练模块,用于训练预测模型,以该预测模型为广度&深度模型为例,该模型训练模块可以通过执行以下方法实现模型训练:

[0142] 获取训练数据,训练数据包括第一用户行为特征数据以及第二用户行为特征数据;

[0143] 对第一用户行为特征数据进行特征提取及特征处理,得到文本特征;

[0144] 对第二用户行为特征数据进行特征提取及特征处理,得到广度特征及深度特征;

[0145] 基于文本特征及深度特征训练得到广度&深度模型中的深度模型,基于广度特征训练得到广度&深度模型中的广度模型。

[0146] 上述用户行为预测装置中各模块或单元的具体细节已经在对应的用户行为预测方法中进行了详细的描述,因此此处不再赘述。

[0147] 应当注意,尽管在上文详细描述中提及了用于动作执行的设备的若干模块或者单元,但是这种划分并非强制性的。实际上,根据本公开的实施方式,上文描述的两个或更多模块或者单元的特征和功能可以在一个模块或者单元中具体化。反之,上文描述的一个模块或者单元的特征和功能可以进一步划分为由多个模块或者单元来具体化。

[0148] 作为另一方面,本申请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,而未装配入该电子设备中。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电子设备执行时,使得该电子设备实现如下述实施例中所述的方法。

[0149] 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。

[0150] 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。

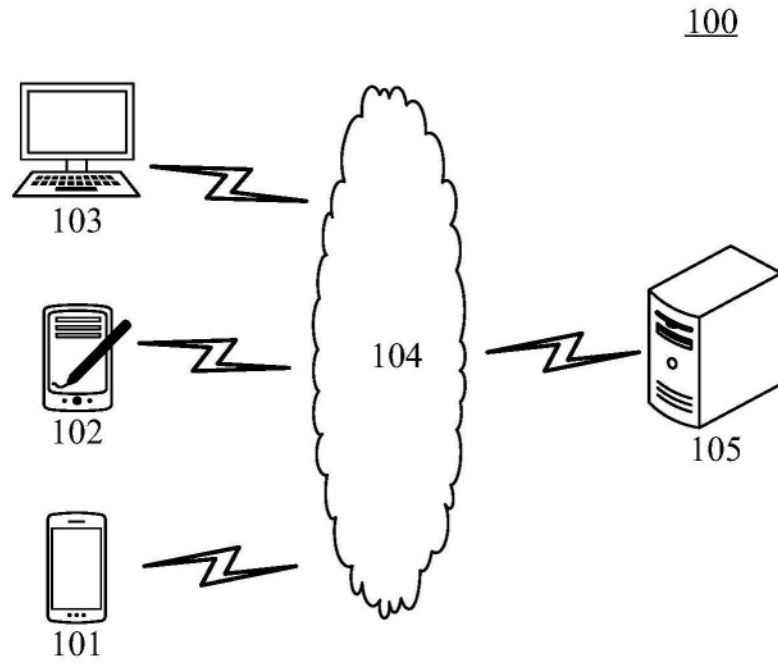


图1

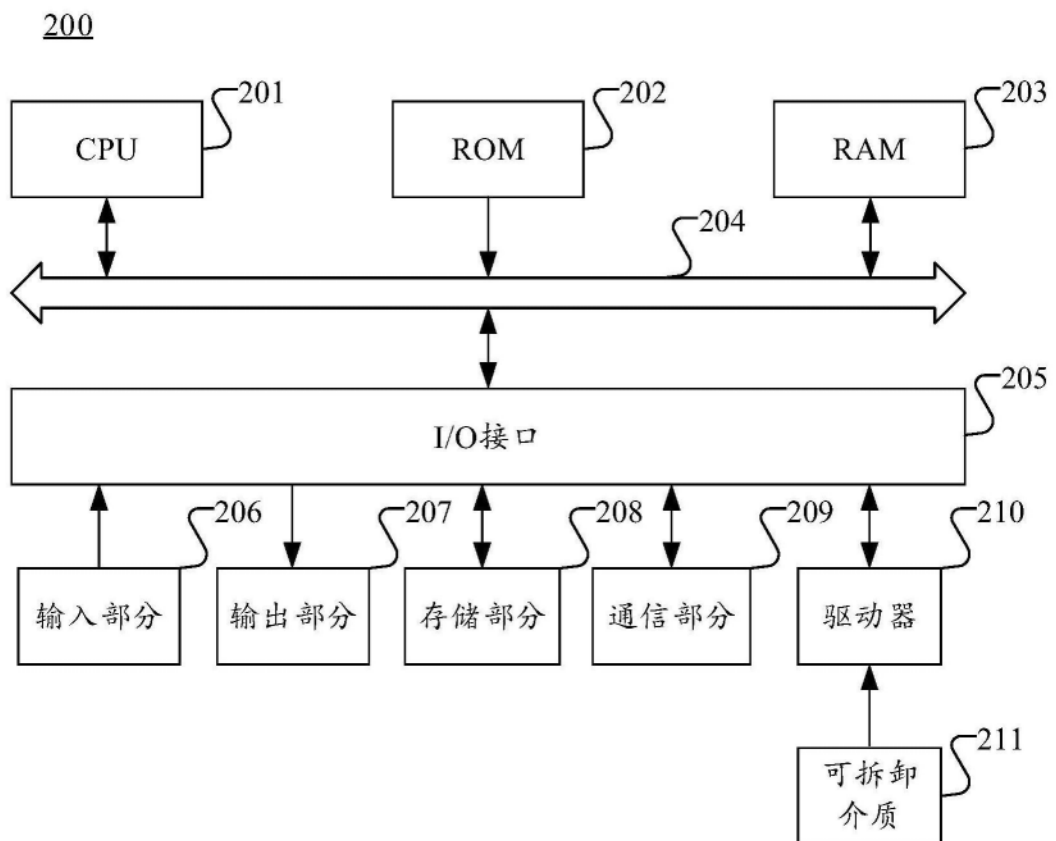


图2

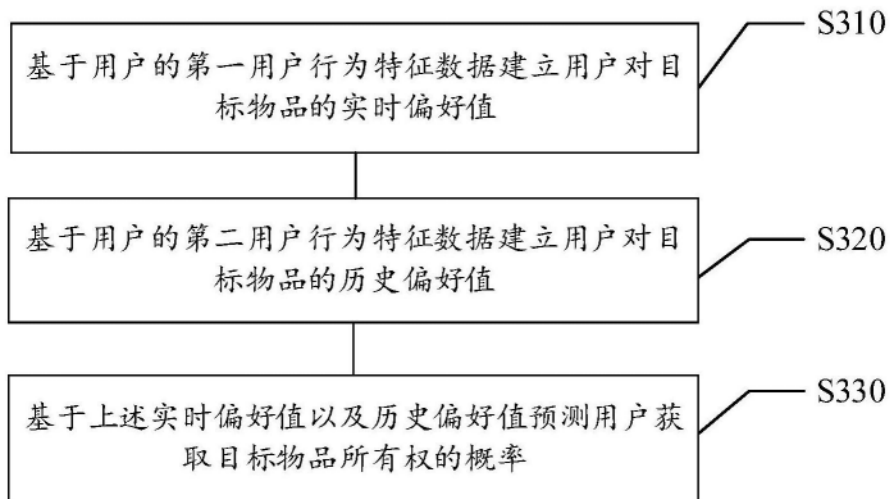


图3

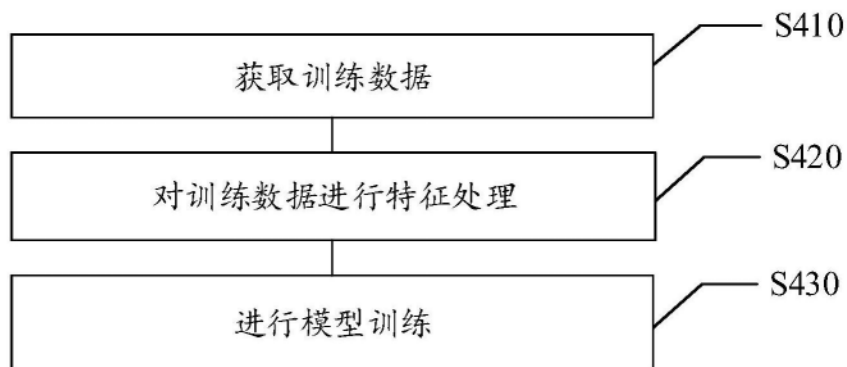


图4

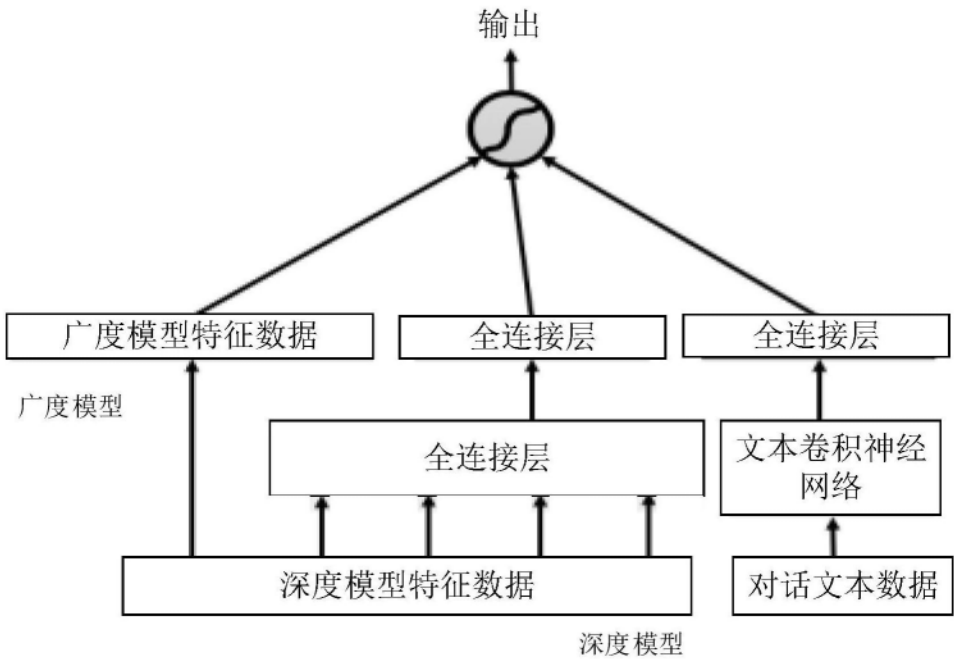


图5



图6

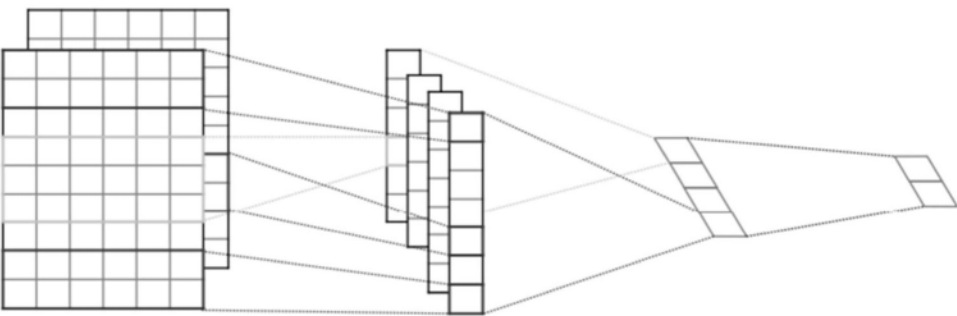


图7

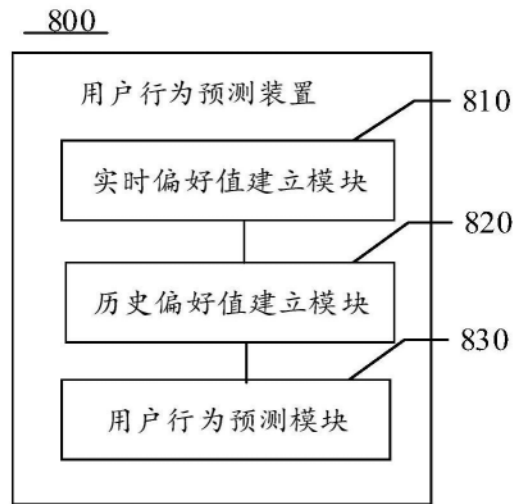


图8