



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116503125 A

(43) 申请公布日 2023. 07. 28

(21) 申请号 202310266379.X

(22) 申请日 2023.03.13

(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 北京路浩知识产权代理有限
公司 11002

专利代理师 王治东

(51) Int.Cl.

G06Q 30/0601 (2023.01)

G06F 16/9535 (2019.01)

G06F 16/9537 (2019.01)

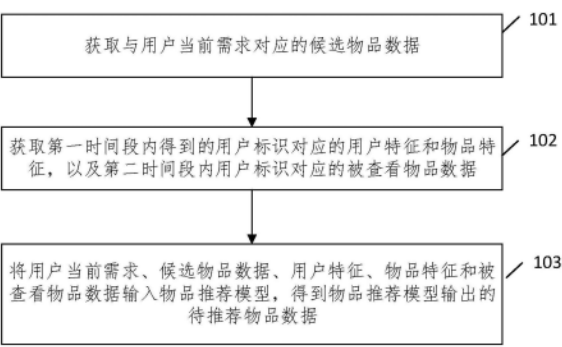
权利要求书3页 说明书13页 附图3页

(54) 发明名称

物品推荐方法、装置、设备及介质

(57) 摘要

本公开提供一种物品推荐方法、装置、设备及介质，方法包括：获取与用户当前需求对应的候选物品数据；获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征，以及第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据，其中，用户标识与用户当前需求相对应，第一时间段大于第二时间段；将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型，得到物品推荐模型输出的待推荐物品数据，其中，物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。本公开用以解决现有技术中物品推荐时精准度低的缺陷，实现提高物品推荐的精准度。



1. 一种物品推荐方法,其特征在于,包括:

获取与用户当前需求对应的候选物品数据;

获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及第二时间段内所述用户标识对应的被查看物品数据,其中,所述用户标识与所述用户当前需求相对应,所述第一时间段大于所述第二时间段;

将所述用户当前需求、所述候选物品数据、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据输入物品推荐模型,得到所述物品推荐模型输出的待推荐物品数据;

其中,所述物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。

2. 根据权利要求1所述的物品推荐方法,其特征在于,所述将所述用户当前需求、所述候选物品数据、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据输入物品推荐模型,得到所述物品推荐模型输出的待推荐物品数据,包括:

将所述用户当前需求、所述候选物品数据、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据输入物品推荐模型,基于所述用户当前需求、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据,确定所述候选物品数据的被查看概率,将所述被查看概率最高的N个所述候选物品数据确定为所述待推荐物品数据,其中,所述N为大于1或等于1的整数。

3. 根据权利要求2所述的物品推荐方法,其特征在于,所述候选物品数据包括:物品关键字;

所述基于所述用户当前需求、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据,确定所述候选物品数据的被查看概率,包括:

基于所述用户特征和所述物品特征,得到所述用户标识的第一兴趣表征向量;

基于所述被查看物品数据和所述候选物品数据,得到所述用户标识的第二兴趣表征向量;

基于所述用户当前需求和所述物品关键字,得到所述用户标识的当前兴趣表征向量;

融合所述第一兴趣表征向量、所述第二兴趣表征向量和所述当前兴趣表征向量,得到目标兴趣表征向量;

基于所述目标兴趣表征向量,预测所述候选物品数据的所述被查看概率。

4. 根据权利要求3所述的物品推荐方法,其特征在于,所述基于所述用户特征和所述物品特征,得到所述用户标识的第一兴趣表征向量,包括:

将所述用户特征输入第一向量表征网络,得到所述第一向量表征网络输出的用户特征向量;将所述物品特征输入第二向量表征网络,得到所述第二向量表征网络输出的物品特征向量;将所述用户特征向量和所述物品特征向量确定为所述第一兴趣表征向量;

其中,所述第一向量表征网络基于所述用户特征样本和用户特征向量样本训练得到,所述第二向量表征网络基于所述物品特征样本和物品特征向量样本训练得到;

所述基于所述被查看物品数据和所述候选物品数据,得到所述用户标识的第二兴趣表征向量,包括:

将所述被查看物品数据输入注意力网络,得到所述注意力网络输出的注意力特征向量;基于所述注意力特征向量和所述候选物品数据,得到所述第二兴趣表征向量;

其中,所述注意力网络基于所述被查看物品数据样本和注意力特征向量样本训练得

到;

所述基于所述用户当前需求和所述物品关键字,得到所述用户标识的当前兴趣表征向量,包括:

将所述用户当前需求输入语义表示网络,得到所述语义表示网络输出的第一语义表征向量;将所述物品关键字输入所述语义表示网络,得到所述语义表示网络输出的第二语义表征向量;基于所述第一语义表征向量和所述第二语义表征向量,得到所述当前兴趣表征向量;

其中,所述语义表示网络基于所述用户当前需求样本、所述物品关键字样本和语义表征向量样本训练得到。

5. 根据权利要求3所述的物品推荐方法,其特征在于,所述基于所述目标兴趣表征向量,预测所述候选物品数据的所述被查看概率,包括:

将所述目标兴趣表征向量输入分类网络,得到所述分类网络输出的所述被查看概率;

其中,所述分类网络基于目标兴趣表征向量样本和所述被查看概率样本训练得到。

6. 根据权利要求4所述的物品推荐方法,其特征在于,所述物品推荐模型的训练过程包括:

将所述用户当前需求样本、所述候选物品数据样本、所述用户特征样本、所述物品特征样本和所述被查看物品数据样本输入物品推荐模型,得到所述物品推荐模型输出的预测待推荐物品数据;

比对所述预测待推荐物品数据和预设的所述待推荐物品数据样本的一致性,得到第一比对结果;

基于所述第一比对结果,调整所述物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到第一预设次数的情况下,确定所述物品推荐模型训练完成。

7. 根据权利要求6所述的物品推荐方法,其特征在于,所述得到所述物品推荐模型输出的预测待推荐物品数据之后,还包括:

将所述被查看物品数据样本输入所述注意力网络,得到所述注意力网络输出的预测注意力特征向量,其中,所述被查看物品数据样本通过对所述被查看物品数据进行数据增广得到;

对比所述预测注意力特征向量和预设的注意力特征向量样本的一致性,得到第二比对结果;

所述基于所述第一比对结果,调整所述物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到第一预设次数的情况下,确定所述物品推荐模型训练完成,包括:

基于所述第一比对结果和所述第二比对结果,调整所述物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到所述第一预设次数的情况下,确定所述物品推荐模型训练完成。

8. 根据权利要求6所述的物品推荐方法,其特征在于,在训练所述物品推荐模型之前还包括:

将所述用户当前需求样本和物品关键字样本输入所述语义表示网络,从所述用户当前需求样本和所述物品关键字样本中,随机提取预设比例的目标样本,基于所述目标样本得到预测语义表征向量;

比对所述预测语义表征向量和预设的语义表征向量样本的一致性,得到第三比对结

果；

基于所述第三比对结果调整所述语义表示网络的模型参数，直至迭代次数达到第二预设次数的情况下，确定所述语义表示网络训练完成。

9. 一种物品推荐装置，其特征在于，包括：

第一获取模块，用于获取与用户当前需求对应的候选物品数据；

第二获取模块，用于获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征，以及第二时间段内所述用户标识对应的被查看物品数据，其中，所述用户标识与所述用户当前需求相对应，所述第一时间段大于所述第二时间段；

推荐模块，用于将所述用户当前需求、所述候选物品数据、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据输入物品推荐模型，得到所述物品推荐模型输出的待推荐物品数据；

其中，所述物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。

10. 一种电子设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，其特征在于，所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1至8任一项所述的物品推荐方法。

11. 一种非暂态计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，该计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至8任一项所述的物品推荐方法。

物品推荐方法、装置、设备及介质

技术领域

[0001] 本公开涉及计算机技术领域,尤其涉及一种物品推荐方法、装置、设备及介质。

背景技术

[0002] 现有技术中的物品推荐方式通常为:根据用户的历史查看数据以及用户特征来训练模型,使模型预测用户下一个最可能查看的物品。由于用户历史行为包含大量的冗余信息,该冗余信息存在一定的干扰性,另外用户的兴趣也可能发生变化,造成模型难以学习到高质量的用户兴趣表示,最终导致模型预测结果不够精准。

发明内容

[0003] 本公开提供一种物品推荐方法、装置、设备及介质,用以解决现有技术中物品推荐时精准度低的缺陷,实现提高物品推荐的精准度。

[0004] 本公开提供一种物品推荐方法,包括:

[0005] 获取与用户当前需求对应的候选物品数据;

[0006] 获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及第二时间段内所述用户标识对应的被查看物品数据,其中,所述用户标识与所述用户当前需求相对应,所述第一时间段大于所述第二时间段;

[0007] 将所述用户当前需求、所述候选物品数据、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据输入物品推荐模型,得到所述物品推荐模型输出的待推荐物品数据;

[0008] 其中,所述物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。

[0009] 根据本公开提供的一种物品推荐方法,所述将所述用户当前需求、所述候选物品数据、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据输入物品推荐模型,得到所述物品推荐模型输出的待推荐物品数据,包括:

[0010] 将所述用户当前需求、所述候选物品数据、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据输入物品推荐模型,基于所述用户当前需求、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据,确定所述候选物品数据的被查看概率,将所述被查看概率最高的N个所述候选物品数据确定为所述待推荐物品数据,其中,所述N为大于1或等于1的整数。

[0011] 根据本公开提供的一种物品推荐方法,所述候选物品数据包括:物品关键字;

[0012] 所述基于所述用户当前需求、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据,确定所述候选物品数据的被查看概率,包括:

[0013] 基于所述用户特征和所述物品特征,得到所述用户标识的第一兴趣表征向量;

[0014] 基于所述被查看物品数据和所述候选物品数据,得到所述用户标识的第二兴趣表征向量;

[0015] 基于所述用户当前需求和所述物品关键字,得到所述用户标识的当前兴趣表征向量;

[0016] 融合所述第一兴趣表征向量、所述第二兴趣表征向量和所述当前兴趣表征向量，得到目标兴趣表征向量；

[0017] 基于所述目标兴趣表征向量，预测所述候选物品数据的所述被查看概率。

[0018] 根据本公开提供的一种物品推荐方法，所述基于所述用户特征和所述物品特征，得到所述用户标识的第一兴趣表征向量，包括：

[0019] 将所述用户特征输入第一向量表征网络，得到所述第一向量表征网络输出的用户特征向量；将所述物品特征输入第二向量表征网络，得到所述第二向量表征网络输出的物品特征向量；将所述用户特征向量和所述物品特征向量确定为所述第一兴趣表征向量；

[0020] 其中，所述第一向量表征网络基于所述用户特征样本和用户特征向量样本训练得到，所述第二向量表征网络基于所述物品特征样本和物品特征向量样本训练得到；

[0021] 所述基于所述被查看物品数据和所述候选物品数据，得到所述用户标识的第二兴趣表征向量，包括：

[0022] 将所述被查看物品数据输入注意力网络，得到所述注意力网络输出的注意力特征向量；基于所述注意力特征向量和所述候选物品数据，得到所述第二兴趣表征向量；

[0023] 其中，所述注意力网络基于所述被查看物品数据样本和注意力特征向量样本训练得到；

[0024] 所述基于所述用户当前需求和所述物品关键字，得到所述用户标识的当前兴趣表征向量，包括：

[0025] 将所述用户当前需求输入语义表示网络，得到所述语义表示网络输出的第一语义表征向量；将所述物品关键字输入所述语义表示网络，得到所述语义表示网络输出的第二语义表征向量；基于所述第一语义表征向量和所述第二语义表征向量，得到所述当前兴趣表征向量；

[0026] 其中，所述语义表示网络基于所述用户当前需求样本、所述物品关键字样本和语义表征向量样本训练得到。

[0027] 根据本公开提供的一种物品推荐方法，所述基于所述目标兴趣表征向量，预测所述候选物品数据的所述被查看概率，包括：

[0028] 将所述目标兴趣表征向量输入分类网络，得到所述分类网络输出的所述被查看概率；

[0029] 其中，所述分类网络基于目标兴趣表征向量样本和所述被查看概率样本训练得到。

[0030] 根据本公开提供的一种物品推荐方法，所述物品推荐模型的训练过程包括：

[0031] 将所述用户当前需求样本、所述候选物品数据样本、所述用户特征样本、所述物品特征样本和所述被查看物品数据样本输入物品推荐模型，得到所述物品推荐模型输出的预测待推荐物品数据；

[0032] 比对所述预测待推荐物品数据和预设的所述待推荐物品数据样本的一致性，得到第一比对结果；

[0033] 基于所述第一比对结果，调整所述物品推荐模型的模型参数，直至迭代次数达到第一预设次数的情况下，确定所述物品推荐模型训练完成。

[0034] 根据本公开提供的一种物品推荐方法，所述得到所述物品推荐模型输出的预测待

推荐物品数据之后,还包括:

[0035] 将所述被查看物品数据样本输入所述注意力网络,得到所述注意力网络输出的预测注意力特征向量,其中,所述被查看物品数据样本通过对所述被查看物品数据进行数据增广得到;

[0036] 对比所述预测注意力特征向量和预设的注意力特征向量样本的一致性,得到第二比对结果;

[0037] 所述基于所述第一比对结果,调整所述物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到第一预设次数的情况下,确定所述物品推荐模型训练完成,包括:

[0038] 基于所述第一比对结果和所述第二比对结果,调整所述物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到所述第一预设次数的情况下,确定所述物品推荐模型训练完成。

[0039] 根据本公开提供的一种物品推荐方法,在训练所述物品推荐模型之前还包括:

[0040] 将所述用户当前需求样本和物品关键字样本输入所述语义表示网络,从所述用户当前需求样本和所述物品关键字样本中,随机提取预设比例的目标样本,基于所述目标样本得到预测语义表征向量;

[0041] 比对所述预测语义表征向量和预设的语义表征向量样本的一致性,得到第三比对结果;

[0042] 基于所述第三比对结果调整所述语义表示网络的模型参数,直至迭代次数达到第二预设次数的情况下,确定所述语义表示网络训练完成。本公开还提供一种物品推荐装置,包括:

[0043] 第一获取模块,用于获取与用户当前需求对应的候选物品数据;

[0044] 第二获取模块,用于获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及第二时间段内所述用户标识对应的被查看物品数据,其中,所述用户标识与所述用户当前需求相对应,所述第一时间段大于所述第二时间段;

[0045] 推荐模块,用于将所述用户当前需求、所述候选物品数据、所述用户特征、所述物品特征和所述被查看物品数据输入物品推荐模型,得到所述物品推荐模型输出的待推荐物品数据;

[0046] 其中,所述物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。

[0047] 本公开还提供一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现如上述任一种所述的物品推荐方法。

[0048] 本公开还提供一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现如上述任一种所述的物品推荐方法。

[0049] 本公开提供的物品推荐方法、装置、设备及介质,通过获取与用户当前需求对应的候选物品数据,可见,本公开获取用户当前的需求,即能够得到用户的实时兴趣;获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及获取第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据,其中,第一时间段大于第二时间段,即本公开能够得到用户的长期兴趣和短期兴趣;将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型,得到物品推荐模型输出的待推荐物品数据,可见,本公开结合用户实时兴

趣、短期兴趣和长期兴趣,预测待推荐物品数据,提高了物品推荐的精准度。

附图说明

[0050] 为了更清楚地说明本公开或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图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。

[0051] 图1是本公开提供的物品推荐方法的流程示意图;

[0052] 图2是本公开提供的物品推荐模型的结构示意图;

[0053] 图3是本公开提供的BERT模型的训练原理的示意图;

[0054] 图4是本公开提供的物品推荐装置的结构示意图;

[0055] 图5是本公开提供的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0056] 为使本公开实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本公开实施例中的附图,对本公开实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本公开实施例一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本公开实施例中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本公开实施例保护的范围。

[0057] 下面结合图1-图3描述本公开实施例的物品推荐方法。

[0058] 在电商对话系统中的物品推荐较为复杂,用户会和系统(客服)进行多轮对话,同时还会多次点击不同的物品。因此,在进行物品推荐时,需要理解用户在对话过程中产生的个性化偏好表述(实时兴趣或当前兴趣),还需要理解用户近期查看的物品数据(对应本公开的第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据)中隐藏的短期兴趣。

[0059] 其中,用户的实时兴趣和短期兴趣具有很强的关联性,例如,用户点击了黑色手机的连接,并向客户询问是否有其他颜色的手机;又例如,用户点击了3000元的手机,并向客户询问有没有更便宜的手机。可见,用户的短期兴趣是想购买一部手机,实时兴趣是对手机的颜色和价格的需求。

[0060] 在现有技术中,为了解决物品推荐问题,将物品推荐问题转化为一个二分类任务,使用机器学习模型(XGBoost/LR等),或深度学习模型(Transformer/LSTM/TextCNN等)对用户历史行为进行训练,训练完成后根据输出的分数对物品进行排序。由于现有技术的推荐模型,更侧重基于用户历史行为的建模,语义理解能力较差。

[0061] 另外,用户历史点击的物品序列存在长尾效应,数据分布不均衡导致模型训练过程中被热门物品主导。这种流行性偏差问题导致模型难以学习到高质量的用户兴趣表示,并且其中存在大量的冗余信息,可能引入干扰。

[0062] 基于上述问题,本发明实施例提供了一种物品推荐方法,该方法可以应用在智能终端,例如,手机、电脑、平板等,也可以应用在服务器中。下面,以该方法应用在服务器为例进行说明,但需要说明的是仅为举例说明,并不用于对本发明的保护范围进行限定。本发明实施例中的一些其他说明,也是举例说明,并不用于对本发明的保护范围进行限定,之后便

不再一一说明。如图1所示,该方法包括:

[0063] 步骤101,获取与用户当前需求对应的候选物品数据。

[0064] 具体的,用户当前需求包括:用户在与客服对话时产生的当前物品信息,以及用户与客服的沟通内容。

[0065] 具体的,在获取到用户当前需求之后,向商品库召回与用户当前需求对应的M个候选物品数据,其中,M为大于或等于1的整数,M大于或等于N。

[0066] 具体的,召回候选物品数据的触发条件是:用户通过对话系统与客户进行交流,产生用户当前需求,基于用户当前需求触发商品的召回。

[0067] 本公开在产生用户当前需求时,召回与用户当前需求对应的候选物品数据,保证最终的待推荐物品数据满足用户当前需求,提高用户的留存率。

[0068] 步骤102,获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据。

[0069] 其中,用户标识与用户当前需求相对应,第一时间段大于第二时间段。

[0070] 其中,第一时间段和第二时间段的设定用户根据自身的实际需要进行设定,本公开并不做具体限定,第一时间段表征长期兴趣对应的时间段,第二时间段表征短期兴趣对应的时间段。

[0071] 其中,用户标识为触发用户当前需求的用户对应的标识。

[0072] 具体的,第一时间段内用户标识对应的用户特征和物品特征,用于表征用户的第一时间段兴趣;第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据,用于表征用户的第二时间段兴趣。

[0073] 本公开在分析用户当前兴趣的同时,还分析用户的第一时间段兴趣和第二时间段行为,为精准的得到待推荐物品数据提供了有效的数据基础。

[0074] 步骤103,将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型,得到物品推荐模型输出的待推荐物品数据。

[0075] 其中,物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。

[0076] 一个具体实施例中,通过物品推荐模型得到待推荐物品数据的具体实现过程为:将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型,基于用户当前需求、用户特征、物品特征和被查看物品数据,确定候选物品数据的被查看概率,将被查看概率最高的N个候选物品数据确定为待推荐物品数据,其中,N为大于1或等于1的整数。

[0077] 本公开基于用户当前需求获取候选物品数据,保证了用户的当前兴趣,进而基于用户的当前兴趣、短期兴趣和长期兴趣,从M个候选物品数据中确定N个待推荐物品数据,解决了现有技术中的模型存在的流行性偏差问题,提高了物品推荐的精准性。

[0078] 一个具体实施例中,候选物品数据以序列的形式展示,例如,一个候选物品数据对应一个序列,M个候选物品数据为M维的序列。其中,每个候选物品数据均包括物品关键字,该物品关键字可以从候选物品数据的题目中得到。其中,候选物品数据可以定义为候选物品序列。

[0079] 进而,基于用户特征和物品特征,得到用户标识的第一兴趣表征向量;基于被查看

物品数据和候选物品数据,得到用户标识的第二兴趣表征向量;基于用户当前需求和物品关键字,得到用户标识的当前兴趣表征向量;融合第一兴趣表征向量、第二兴趣表征向量和当前兴趣表征向量,得到目标兴趣表征向量;基于目标兴趣表征向量,预测候选物品数据的被查看概率。

[0080] 一个具体实施例中,将用户特征输入第一向量表征网络,得到第一向量表征网络输出的用户特征向量;将物品特征输入第二向量表征网络,得到第二向量表征网络输出的物品特征向量;将用户特征向量和物品特征向量确定为第一兴趣表征向量。

[0081] 其中,第一向量表征网络基于用户特征样本和用户特征向量样本训练得到,第二向量表征网络基于物品特征样本和物品特征向量样本训练得到。

[0082] 具体的,第一向量表征网络和第二向量表征网络可以为神经网络,例如DNN。第一向量表征网络和第二向量表征网络的网络结构是一致的,但是网络参数不同。

[0083] 其中,DNN是一种多层无监督神经网络,将上一层的输出特征作为下一层的输入进行特征学习,通过逐层特征映射后,将现有的空间样本的特征映射到另一个特征空间,以此来学习现有输入更好的特征表达。

[0084] 本公开将得到的用户特征输入第一DNN网络,得到第一DNN网络输出的用户特征向量,以更好的得到用户特征的特征表达;将物品特征输入第二DNN网络,得到第二DNN网络输出的物品特征向量,以更好的得到物品特征的特征表达。

[0085] 一个具体实施例中,将被查看物品数据输入注意力网络,得到注意力网络输出的注意力特征向量;基于注意力特征向量和候选物品数据,得到第二兴趣表征向量。其中,注意力网络基于被查看物品数据样本和注意力特征向量样本训练得到。

[0086] 具体的,注意力网络可以为Transformer网络,Transformer网络包括编码组件(Encoder)和解码组件(Decoder)两部分。

[0087] 具体的,将注意力特征向量和候选物品数据输入目标注意力网络(target Attention),得到目标注意力网络输出的第二兴趣表征向量。

[0088] 其中,目标注意力网络基于注意力特征向量样本和候选物品数据样本训练得到。

[0089] 其中,目标注意力网络和Transformer网络在模型结构和模型参数均存在一定的不同。

[0090] 本公开将得到的被查看物品数据输入Transformer网络,来根据序列数据中词与词之间的关系,以学习上下文语义信息,并输出能够表征上下文语义信息的注意力特征向量,能够更好的理解用户的偏好。

[0091] 一个具体实施例中,将用户当前需求输入语义表示网络,得到语义表示网络输出的第一语义表征向量;将物品关键字输入语义表示网络,得到语义表示网络输出的第二语义表征向量;基于第一语义表征向量和第二语义表征向量,得到当前兴趣表征向量。

[0092] 其中,语义表示网络基于用户当前需求样本、物品关键字样本和语义表征向量样本训练得到。

[0093] 其中,语义表示网络可以为BERT网络,BERT网络是一个预训练的语义表征模型,能够生成深度的双向语言表征。

[0094] 本公开将得到的用户当前需求和物品关键字分别输入BERT网络,能够深度挖掘用户的当前兴趣。

[0095] 具体的,将得到的第一语义表征向量和第二语义表征向量,输入多头注意力网络(MultiHead Attention),得到多头注意力网络输出的当前兴趣表征向量。其中,多头注意力网络基于第一语义表征向量样本、第二语义表征向量样本和当前兴趣表征向量样本训练得到。

[0096] 一个具体实施例中,得到第一兴趣表征向量、第二兴趣表征向量和当前兴趣表征向量之后,确定各个参数的权重;基于确定的权重,将各个参数相加,得到目标兴趣表征向量。

[0097] 一个具体实施例中,将目标兴趣表征向量输入分类网络,得到分类网络输出的被查看概率。其中,分类网络基于目标兴趣表征向量样本和被查看概率样本训练得到。

[0098] 其中,分类网络包括二分类网络。

[0099] 本公开通过二分类网络确定候选物品数据与用户兴趣的相关度,以得到每个候选物品数据的被查看概率,进而根据被查看概率的大小,得到待推荐物品数据。

[0100] 一个具体实施例中,物品推荐模型的训练过程包括:将用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本和被查看物品数据样本输入物品推荐模型,得到物品推荐模型输出的预测待推荐物品数据;比对预测待推荐物品数据和预设的待推荐物品数据样本的一致性,得到第一比对结果;基于第一比对结果,调整物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到第一预设次数的情况下,确定物品推荐模型训练完成。

[0101] 具体的,基于第一比对结果,调整的是物品推荐模型中分类网络对应的模型参数。其中,可以将该调整任务定义为主训练任务。

[0102] 一个具体实施例中,在训练物品推荐模型时,将被查看物品数据样本输入注意力网络,得到注意力网络输出的预测注意力特征向量;对比预测注意力特征向量和预设的注意力特征向量样本的一致性,得到第二比对结果;基于第一比对结果和第二比对结果,调整物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到第一预设次数的情况下,确定物品推荐模型训练完成。

[0103] 其中,被查看物品数据样本通过对被查看物品数据进行数据增广得到。

[0104] 具体的,基于第二比对结果调整的是物品推荐模型中注意力网络对应的模型参数。其中,可以将该调整任务定义为辅助训练任务。

[0105] 下面,通过具体实例的方式将主训练任务和辅助训练任务的具体实现进行描述:

[0106] (1),进行主训练任务训练样本的构建。

[0107] 训练样本包括:用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本。

[0108] 其中,训练样本包括正样本和负样本,通过正负样本来增大模型的学习难度,以提高模型的识别精准度。

[0109] 具体的,正样本为线上日志中的用户点击数据,人工构建负样本,正负样本比例为1:50。例如针对某条“用户点击”数据,构建50个“用户未点击”数据。其中80%的负样本在同品类物品中按照销量随机选择,剩余20%为困难样本,仅选择标题和与当前正样本的字面相似度超出阈值的物品。

[0110] 其中,字面相似度的确定可以采用Jacard相似度算法、simhash相似度算法和cdssm相似度算法等。阈值可以设置为0.3-0.5之间的任意值。

[0111] (2),进行物品推荐模型的训练。

[0112] 如图2所示,物品推荐模型包括:第一兴趣模块201、第二兴趣模块202、当前兴趣模块203、融合模块204和预测模块205。

[0113] 第一兴趣模块201:

[0114] 第一兴趣模块201对应用户的第一兴趣(长期兴趣),第一兴趣是指用户和物品的静态特征,即,用户特征(例如,用户画像特征)和物品特征(物品属性特征)。

[0115] 将用户特征输入到第一DNN网络,输出用户特征向量 v_u ,维度为 $1*256$;将物品特征输入第二DNN网络,输出物品特征向量 v_i ,维度为 $1*256$ 。

[0116] 其中,用户的第一兴趣受全生命周期行为、用户画像影响,例如,用户近3/5/7天的客单价、用户常购买品类等,相对稳定不变,因此该部分特征不用和其他动态兴趣特征(第二兴趣(短期兴趣)和当前兴趣)计算交叉权重。

[0117] 第二兴趣模块202:

[0118] 第二兴趣是指用户近期查看的物品数据,即用户近期点击的物品序列。点击的物品序列的维度为 $1*t$, t 为序列长度,可以设置为50。将点击的物品序列输入到Transformer网络中提取上下文序列信息,即注意力特征向量 v_t , v_t 的维度为 $t*512$ 。候选商品数据被Embedding之后为 v_e ,维度为 $1*512$ 。将 v_t 和 v_e 输入目标注意力网络,得到第二兴趣表征向量 v_s ,维度为 $1*512$ 。

[0119] 当前兴趣模块203:

[0120] 当前兴趣是指用户进线接入客服场景后的偏好表述。将用户当前需求输入BERT网络进行编码;以及将物品关键字输入BERT网络进行编码,将两个编码结果输入多头注意力网络,得到当前兴趣表征向量 v_q ,维度为 $1*768$ 。

[0121] 融合模块204:

[0122] 将 v_s 和 v_q 送入动态门融合网络(Dynamic Gate Fusion),计算加权后的向量表示。其中,加权方式可使用加法注意力和乘法注意力等方法。获取权重 g ,得到权重 g 后和原始向量相乘,即, $g*v_q+(1-g)v_s$ 。

[0123] 本公开动态融合对话中的显式兴趣和用户查看的物品数据中的隐式兴趣,以更好确定用户的偏好。

[0124] 进而,拼接各向量,即, $v_u+v_i+g*v_q+(1-g)v_s$,维度为 $1*(256+256+512+768)=1*1792$ 。将拼接结果作为目标兴趣表征向量。

[0125] 预测模块205:

[0126] 将拼接结果输入分类网络,训练用户兴趣与候选物品之间的相关度,损失函数为交叉熵。

[0127] 主训练任务的损失函数见公式(1):

[0128] $L_{main} = (q_i, x_i) \quad (1)$

[0129] 其中, L_{main} 表示主训练任务的交叉熵, q_i 表示预测待推荐物品数据, x_i 表示预设的待推荐物品数据样本。

[0130] (3)在进行主训练任务的同时进行辅助训练任务,辅助训练任务训练样本的构建。

[0131] 基于被查看物品数据构建正负样本。

[0132] 将被查看物品数据输入到Transformer网络,得到注意力特征向量 z_i ,维度为 $1*$

512。输出参数可以设置为0.1-0.3中的任意一个数值。

[0133] 对被查看物品数据做数据增强操作,在输入到Transformer网络,可以得到新的注意力特征向量 z'_i ,维度为1*512。

[0134] 由于数据增强和输出参数引入的随机性, z_i 和 z'_i 会有小幅度的差别,该差别在本公开的接受范围内。

[0135] 具体的,数据增强操作包括:掩码操作、重排序操作、裁切操作、替换操作和插入操作等,用户在使用时根据实际情况选择任意的一种或几种均可。

[0136] 掩码操作:将被查看物品数据中的部分数据通过掩码替换,掩码替换比例可以为0.1-0.3中的任意一个数值,该构建方式可以避免被查看物品数据被局部信息主导。

[0137] 重排序操作:对部分连续的被查看物品数据做随机打乱,比例可设置为0.5-0.6中的任意一个数值。这种构建方式可以减少序列模型对点击顺序的依赖,因为用户的点击顺序存在较多冗余信息。

[0138] 裁切操作:在被查看物品数据中随机采样连续的被查看物品数据,比例可设置为0.5-0.7中的任意一个数值。这种构建方式可以提升序列模型的抗干扰能力,更关注用户第一行为(长期行为)。

[0139] 替换操作:将被查看物品数据中的部分题目用同商品详情页同品类的题目替换,替换比例可设置为0.1-0.3中的任意一个数值。这种构建方式可以提升序列模型的抗干扰能力,也可以提升部分长尾题目的向量表示。

[0140] 插入操作:在被查看物品数据中插入同商品详情页同品类的题目,插入比例可设置为0.1-0.3中的任意一个数值。这种构建方式的作用和替换操作相同。

[0141] 负样本为在进行训练过程中随机选择的其他的训练样本,其处理流程与正样本一致,可得到 z_j 和 z'_j , z_j 为负样本得到的注意力特征向量, z'_j 为对负样本进行增强操作后得到的注意力特征向量。

[0142] 具体的,辅助训练任务的优化目标是:使当前样本与正样本的相似度越高越好,与负样本的相似度越低越好。

[0143] 辅助训练任务的损失函数见公式(2):

$$[0144] \quad L_{self} = -\frac{1}{N} \sum_{i \in [N]} \frac{\exp(\frac{s(z_i, z'_i)}{\tau})}{\sum_{j \in [N]} \exp(\frac{s(z_j, z'_j)}{\tau})} \quad (2)$$

[0145] 其中,N为训练样本的数量, $s(z_i, z'_i)$ 表示 z_i 和 z'_i 之间的距离, $s(z_j, z'_j)$ 表示 z_j 和 z'_j 之间的距离, L_{self} 表示辅助训练任务的交叉熵, τ 为固定参数。

[0146] (4)整个模型的训练。

[0147] 将主训练任务的交叉熵和辅助训练任务的交叉熵相加,得到模型的整体交叉熵,即,为最终的优化目标,具体见公式(3):

$$[0148] \quad L = L_{main} + \alpha L_{self} \quad (3)$$

[0149] 其中, α 为自适应参数,调节主训练任务和辅助训练任务的权重,可以在0.1-0.3中确认任意一个数值。

[0150] 本公开经过主训练任务和辅助训练任务同时对物品推荐模型进行训练,保证了物品推荐模型能够很好的学习上下文语义的理解能力,以进行物品的精准推荐。并且,辅助训

练任务为自监督训练任务,用于优化长尾效应出现的问题,提高模型的抗干扰能力,提升了用户的第二兴趣的建模效果。

[0151] 一个具体实施例中,在训练物品推荐模型之前,将用户当前需求样本和物品关键字样本输入语义表示网络,从用户当前需求样本和物品关键字样本中,随机提取预设比例的目标样本,基于目标样本得到预测语义表征向量;比对预测语义表征向量和预设的语义表征向量样本的一致性,得到第三比对结果;基于第三比对结果调整语义表示网络的模型参数,直至迭代次数达到第二预设次数的情况下,确定语义表示网络训练完成。

[0152] 具体的,本公开需要预先训练BERT网络,在设置在物品推荐模型中。

[0153] 其中,BERT网络的具体训练过程为:

[0154] (1)进行BERT网络训练样本的构建。

[0155] 1.把用户和客服的对话进行处理,即把没通对话处理成“[坐席token][sep][客户token][sep][坐席token][sep][客户token]...”多轮对话格式;叠加“[坐席tag][客户tag][坐席tag][客户tag]...”。

[0156] 其中,token表示对话内容,sep表示分隔符,tag表示标签,以区分不同的说话人。

[0157] 其中,还可以添加位置向量,即每条对话内容中每个字或词在该条对话中的位置信息。

[0158] 2.将对话内容中的物品链接替换成物品关键字(物品标题),并在tag标签中添加物品的tag。例如,原始文本为https://item.***.com/100017981386.html,处理后的文本为“1.5匹云佳新能效变频冷暖自清洁壁挂式卧室空调挂机(KFR-35GW/NhGe3B珊瑚玉色)以旧换新”。

[0159] 通过上述操作可以增强对话内容与物品关键字之间的相关性学习。

[0160] (2)BERT网络的训练。

[0161] 将处理后的文本输入到BERT网络,随机选择输入文本的15%的词,用掩码代替,进而预测被掩码代替的词的语义表征。

[0162] 本公开的掩码是针对电商领域的用词,例如,品类词、属性词等。

[0163] 上述操作的目的是利用上下文来预测掩码的词,使得BERT具备双向语言模型的语义理解能力。

[0164] 如图3所示,用户输入信息为:推荐一个大1p的Mask有人吗,对应的物品关键字为:1.5匹云佳新能效Mask冷暖自清洁壁挂,将上述信息输入BERT网络,可以得到BERT网络输出的空调和变频字段。

[0165] 其中,图3中的Mask即被掩码代替的词。

[0166] 本公开通过预先训练BERT网络,来基于用户当前需求,进一步的得到用户当前兴趣,以提高用户的留存率。

[0167] 本公开提供的物品推荐方法,通过获取与用户当前需求对应的候选物品数据,可见,本公开获取用户当前的需求,即能够得到用户的实时兴趣;获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及获取第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据,即本公开能够得到用户的长期兴趣和短期兴趣;将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型,得到物品推荐模型输出的待推荐物品数据,可见,本公开结合用户实时兴趣、短期兴趣和长期兴趣,预测待推荐物品数据,提高

了物品推荐的精准度。

[0168] 下面对本公开实施例提供的物品推荐装置进行描述,下文描述的物品推荐装置与上文描述的物品推荐方法可相互对应参照,重复之处,不再赘述,如图4所示,该装置包括:

[0169] 第一获取模块401,用于获取与用户当前需求对应的候选物品数据;

[0170] 第二获取模块402,用于获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据,其中,用户标识与用户当前需求相对应,第一时间段大于第二时间段;

[0171] 推荐模块403,用于将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型,得到物品推荐模型输出的待推荐物品数据;

[0172] 其中,物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。

[0173] 一个具体实施例中,推荐模块403,具体用于将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型,基于用户当前需求、用户特征、物品特征和被查看物品数据,确定候选物品数据的被查看概率,将被查看概率最高的N个候选物品数据确定为待推荐物品数据,其中,N为大于1或等于1的整数。

[0174] 一个具体实施例中,候选物品数据包括:物品关键字;推荐模块403,具体用于基于用户特征和物品特征,得到用户标识的第一兴趣表征向量;基于被查看物品数据和候选物品数据,得到用户标识的第二兴趣表征向量;基于用户当前需求和物品关键字,得到用户标识的当前兴趣表征向量;融合第一兴趣表征向量、第二兴趣表征向量和当前兴趣表征向量,得到目标兴趣表征向量;基于目标兴趣表征向量,预测候选物品数据的被查看概率。

[0175] 一个具体实施例中,推荐模块403,具体用于将用户特征输入第一向量表征网络,得到第一向量表征网络输出的用户特征向量;将物品特征输入第二向量表征网络,得到第二向量表征网络输出的物品特征向量;将用户特征向量和物品特征向量确定为第一兴趣表征向量;其中,第一向量表征网络基于用户特征样本和用户特征向量样本训练得到,第二向量表征网络基于物品特征样本和物品特征向量样本训练得到;将被查看物品数据输入注意力网络,得到注意力网络输出的注意力特征向量;基于注意力特征向量和候选物品数据,得到第二兴趣表征向量;其中,注意力网络基于被查看物品数据样本和注意力特征向量样本训练得到;将用户当前需求输入语义表示网络,得到语义表示网络输出的第一语义表征向量;将物品关键字输入语义表示网络,得到语义表示网络输出的第二语义表征向量;基于第一语义表征向量和第二语义表征向量,得到当前兴趣表征向量;其中,语义表示网络基于用户当前需求样本、物品关键字样本和语义表征向量样本训练得到。

[0176] 一个具体实施例中,推荐模块403,具体用于将目标兴趣表征向量输入分类网络,得到分类网络输出的被查看概率;其中,分类网络基于目标兴趣表征向量样本和被查看概率样本训练得到。

[0177] 一个具体实施例中,该装置还包括训练模块,用于将用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本和被查看物品数据样本输入物品推荐模型,得到物品推荐模型输出的预测待推荐物品数据;比对预测待推荐物品数据和预设的待推荐物品数据样本的一致性,得到第一比对结果;基于第一比对结果,调整物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到第一预设次数的情况下,确定物品推荐模型训练完成。

[0178] 一个具体实施例中,训练模块,还用于将被查看物品数据样本输入注意力网络,得到注意力网络输出的预测注意力特征向量,其中,被查看物品数据样本通过对被查看物品数据进行数据增广得到;对比预测注意力特征向量和预设的注意力特征向量样本的一致性,得到第二比对结果;基于第一比对结果,调整物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到第一预设次数的情况下,确定物品推荐模型训练完成,包括:基于第一比对结果和第二比对结果,调整物品推荐模型的模型参数,直至迭代次数达到第一预设次数的情况下,确定物品推荐模型训练完成。

[0179] 一个具体实施例中,训练模块,还用于将用户当前需求样本和物品关键字样本输入语义表示网络,从用户当前需求样本和物品关键字样本中,随机提取预设比例的目标样本,基于目标样本得到预测语义表征向量;比对预测语义表征向量和预设的语义表征向量样本的一致性,得到第三比对结果;基于第三比对结果调整语义表示网络的模型参数,直至迭代次数达到第二预设次数的情况下,确定语义表示网络训练完成。

[0180] 图5示例了一种电子设备的实体结构示意图,如图5所示,该电子设备可以包括:处理器(processor)501、通信接口(Communications Interface)502、存储器(memory)503和通信总线504,其中,处理器501,通信接口502,存储器503通过通信总线504完成相互间的通信。处理器501可以调用存储器503中的逻辑指令,以执行物品推荐方法,该方法包括:获取与用户当前需求对应的候选物品数据;获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据,其中,用户标识与用户当前需求相对应,第一时间段大于第二时间段;将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型,得到物品推荐模型输出的待推荐物品数据,其中,物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。

[0181] 此外,上述的存储器503中的逻辑指令可以通过软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本公开实施例的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本公开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。

[0182] 另一方面,本公开还提供一种计算机程序产品,所述计算机程序产品包括存储在非暂态计算机可读存储介质上的计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,当所述程序指令被计算机执行时,计算机能够执行上述各方法所提供的物品推荐方法,该方法包括:获取与用户当前需求对应的候选物品数据;获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据,其中,用户标识与用户当前需求相对应,第一时间段大于第二时间段;将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型,得到物品推荐模型输出的待推荐物品数据,其中,物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。

[0183] 又一方面,本公开还提供一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现以执行上述各提供的物品推荐方法,该方法包括:获取与用户当前需求对应的候选物品数据;获取第一时间段内得到的用户标识对应的用户特征和物品特征,以及第二时间段内用户标识对应的被查看物品数据,其中,用户标识与用户当前需求相对应,第一时间段大于第二时间段;将用户当前需求、候选物品数据、用户特征、物品特征和被查看物品数据输入物品推荐模型,得到物品推荐模型输出的待推荐物品数据,其中,物品推荐模型通过用户当前需求样本、候选物品数据样本、用户特征样本、物品特征样本、被查看物品数据样本和待推荐物品数据样本训练得到。

[0184] 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0185] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件。基于这样的理解,上述技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中,如ROM/RAM、磁碟、光盘等,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

[0186] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本公开的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本公开进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本公开各实施例技术方案的精神和范围。

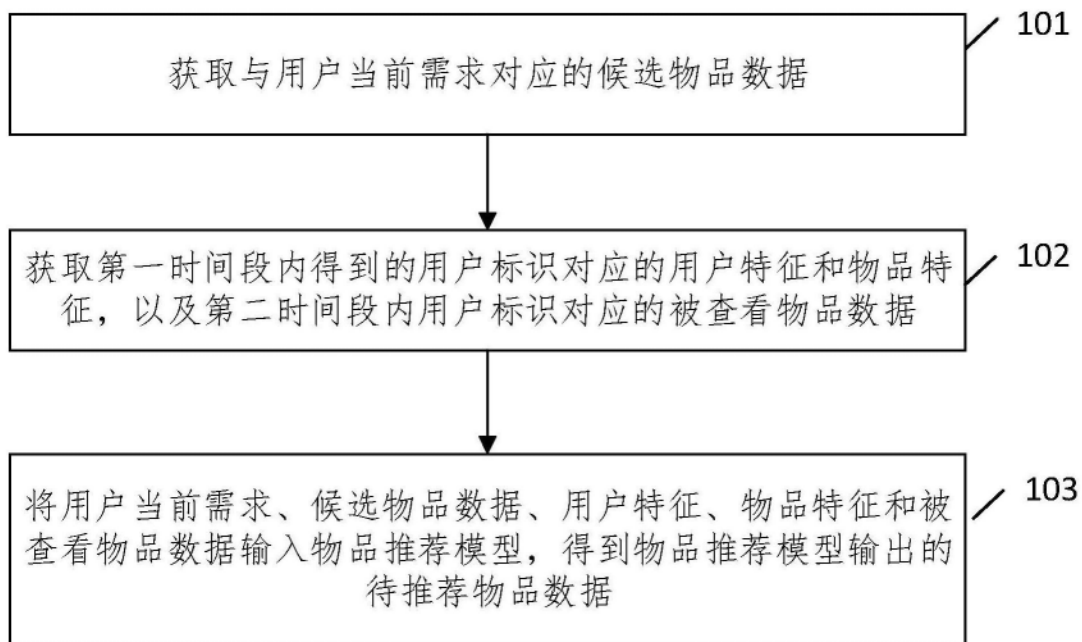


图1

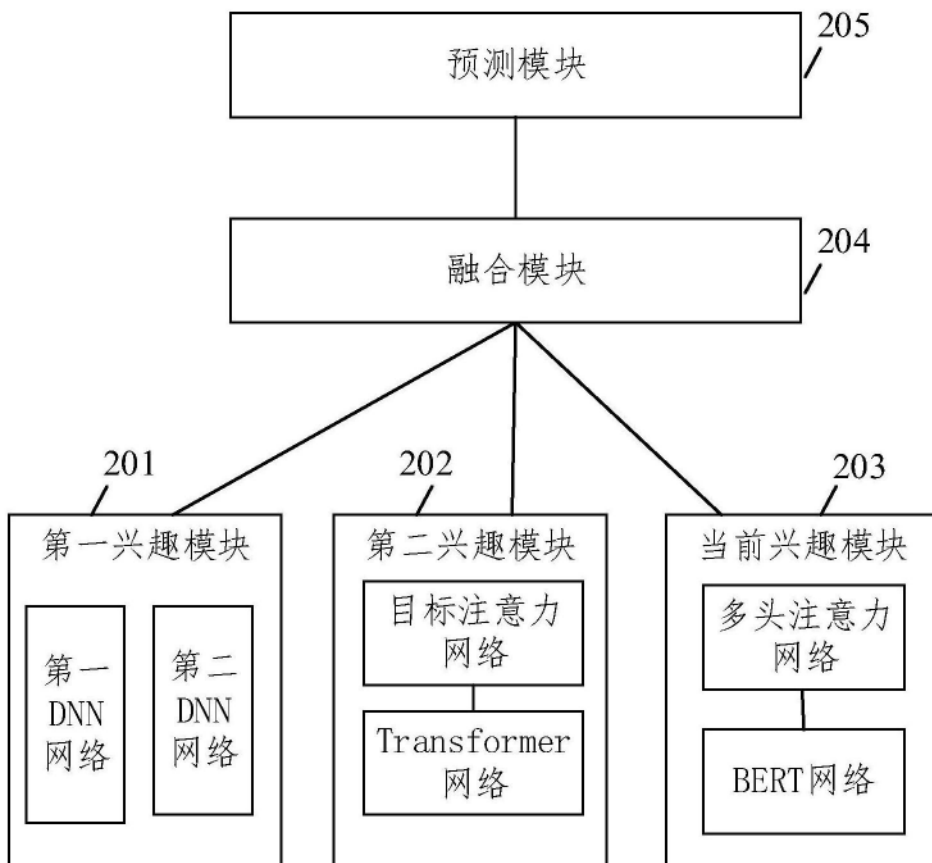


图2



图3



图4

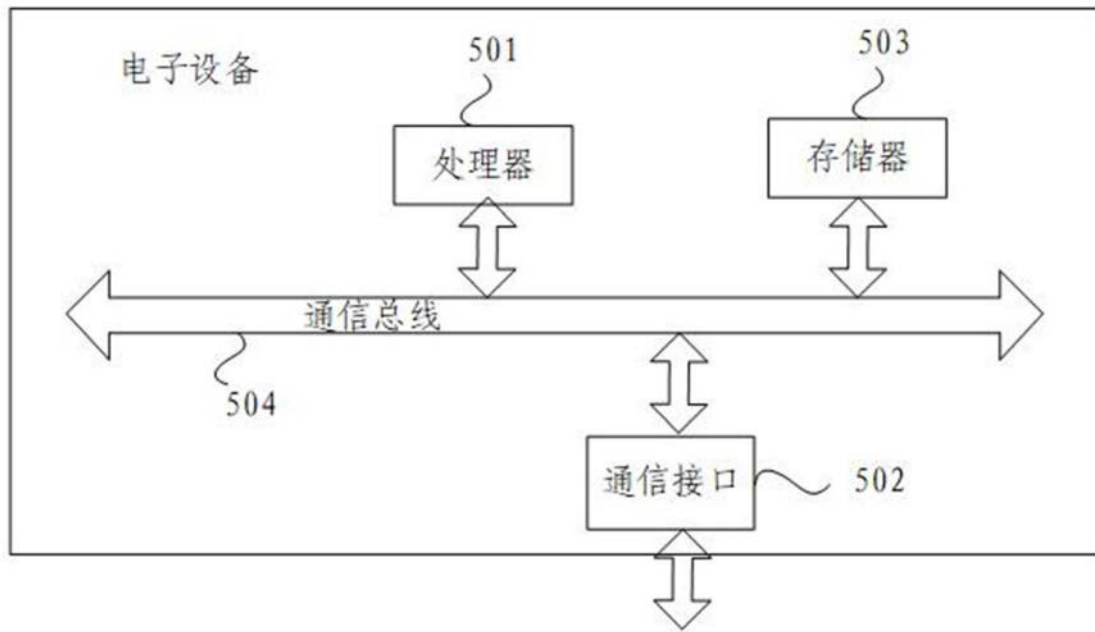


图5