(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 116245592 A
(43)申请公布日 2023.06.09

(21)申请号 202211091720.4

(22)申请日 2022.09.07

(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 宋阳 陈蒙

(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)
G06N 3/09(2023.01)
G06F 40/30(2020.01)
G06F 16/35(2019.01)

权利要求书4页 说明书18页 附图6页

(54)发明名称

物品信息推荐方法、装置和电子设备

(57)摘要

本公开提供一种物品信息推荐方法、装置和电子设备，方法包括：获取多个待推荐物品信息；将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数；根据所述物品分数确定目标推荐物品信息；其中，所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到；所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络，所述初始推荐模型的自监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。实现通过推荐模型较好地理解用户在对话中提出的偏好和长尾物品的信息，进行精准推荐。

CN 116245592 A

1.一种物品信息推荐方法,其特征在于,包括:

获取多个待推荐物品信息;

将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型,输出物品分数;

根据所述物品分数确定目标推荐物品信息;

其中,所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到;

所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络,所述初始推荐模型的自监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。

2.根据权利要求1所述的物品信息推荐方法,其特征在于,所述初始推荐模型由双塔结构和二分类网络组成,所述双塔结构的左塔包括用户深度神经网络和预训练语言模型,所述双塔结构的右塔包括所述预训练语言模型和物品深度神经网络;

所述根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化,包括:

根据所述第一损失值和所述第二损失值,计算第三损失值;

在所述第三损失值未达到预设阈值时,调整所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型、所述物品深度神经网络和所述二分类网络的模型参数,并继续执行得到第一损失值和第二损失值的步骤;

在所述第三损失值达到预设阈值时,确定所述初始推荐模型为所述推荐模型。

3.根据权利要求2所述的物品信息推荐方法,其特征在于,所述初始推荐模型的第一损失值是通过如下步骤得到,包括:

构建主任务数据集,所述主任务数据集的主任务数据均具有主任务数据标签,所述主任务数据包括用户特征数据、用户查询数据、物品标题数据和物品特征数据;

将所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述物品标题数据和所述物品特征数据按照预设规则输入至所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络,并根据输出结果确定交互信息向量;

将所述交互信息向量输入所述二分类网络,输出分类结果;

根据所述分类结果和所述主任务数据标签计算第一损失值。

4.根据权利要求3所述的物品信息推荐方法,其特征在于,所述物品标题数据包括第一物品标题数据和第二物品标题数据,所述物品特征数据包括第一物品特征数据和第二物品特征数据;

所述构建主任务数据集的步骤,包括:

获取满足预设条件的第一主任务数据,并设置所述第一主任务数据的主任务数据标签为正样本,所述第一主任务数据包括所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述第一物品标题数据和所述第一物品特征数据;

根据所述第一主任务数据确定满足预设条件的第二主任务数据,并设置所述第二主任务数据的主任务数据标签为负样本,所述第二主任务数据包括所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述第二物品标题数据和所述第二物品特征数据;

根据所述第一主任务数据、所述第二主任务数据和对应的主任务数据标签生成所述主

任务数据集。

5.根据权利要求4所述的物品信息推荐方法，其特征在于，所述第二主任务数据包括常规样本数据和难样本数据；

所述根据所述第一主任务数据确定满足预设条件的第二主任务数据，并设置所述第二主任务数据的主任务数据标签为负样本的步骤，包括：

根据所述第一物品特征数据和所述第一物品标题数据确定第一物品种类；

确定与所述第一物品种类一致的物品对应的常规样本第二物品标题数据和常规样本第二物品特征数据；

根据所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述常规样本第二物品标题数据和所述常规样本第二物品特征数据生成所述主任务数据标签为负样本的常规样本数据；

确定与所述第一物品标题数据文字相似度达到预设阈值范围的难样本第二物品标题数据和对应的难样本第二物品特征数据；

根据所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述难样本第二物品标题数据和所述难样本第二物品特征数据生成所述主任务数据标签为负样本的难样本数据。

6.根据权利要求3所述的物品信息推荐方法，其特征在于，所述将所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述物品标题数据和所述物品特征数据按照预设规则输入至所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络，并根据输出结果确定交互信息向量的步骤，包括：

将所述用户查询数据和所述物品标题数据分别输入所述预训练语言模型，得到用户查询语义向量和物品标题语义向量；

将所述用户特征数据输入所述用户深度神经网络，得到用户特征向量，将所述物品特征数据输入所述物品深度神经网络，得到物品特征向量；

基于第一拼接原则，拼接所述用户特征向量和所述用户查询语义向量，得到所述左塔的用户向量，拼接所述物品标题语义向量和所述物品特征向量，得到所述右塔的物品向量；

基于第二拼接原则，拼接所述左塔的用户向量和所述右塔的物品向量，得到交互信息向量。

7.根据权利要求3所述的物品信息推荐方法，其特征在于，所述预训练语言模型是通过如下步骤获得，包括：

对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集；

将所述处理后的预训练数据集输入初始语言模型，输出预测语义向量，并根据所述预测语义向量和所述会话信息计算语言损失值；

在所述语言损失值未达到预设阈值时，根据所述语言损失值调整所述初始语言模型的参数，并返回重新执行所述对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集的步骤；

在所述初始语言损失值达到预设阈值时，确定所述初始语言模型为所述预训练语言模型。

8.根据权利要求1所述的物品信息推荐方法，其特征在于，所述基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值是通过如下步骤得到，包括：

在训练样本集合的多个训练样本中确定一个正样本和一个负样本，所述训练样本具有

样本标题数据和样本特征数据，所述负样本区别于所述正样本；

基于所述正样本的样本标题数据、所述负样本的样本标题数据和所述预训练语言模型，确定第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量；

根据所述第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量，计算标题损失值；

基于所述正样本的样本特征数据、所述负样本的样本特征数据和所述物品深度神经网络，确定第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量；

根据所述第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量，计算特征损失值；

根据所述标题损失值和所述特征损失值，确定所述自监督任务的第二损失值。

9.根据权利要求8所述的物品信息推荐方法，其特征在于，所述基于所述正样本的样本标题数据、所述负样本的样本标题数据和所述预训练语言模型，确定第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量的步骤，包括：

将所述正样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第一正样本标题向量；

调整所述预训练语言模型的第一参数，将所述正训练样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第二正样本标题向量；

将所述负样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第一负样本标题向量；

调整所述预训练语言模型的第一参数，将所述负样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第二负样本标题向量。

10.根据权利要求8所述的物品信息推荐方法，其特征在于，所述基于所述正样本的样本特征数据、所述负样本的样本特征数据和所述物品深度神经网络，确定第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量的步骤，包括：

根据所述训练样本的共现概率，确定所述正样本的样本特征数据的第一正样本特征和第二正样本特征；

将所述第一正样本特征和第二正样本特征分别输入所述物品深度神经网络，得到第一正样本特征向量和第二正样本特征向量；

根据所述训练样本的共现概率，确定所述负样本的样本特征数据的第一负样本特征和第二负样本特征；

将所述第一负样本特征和第二负样本特征分别输入所述物品深度神经网络，得到第一负样本特征向量和第二负样本特征向量。

11.一种物品信息推荐装置，其特征在于，包括：

获取单元，用于获取多个待推荐物品信息；

评分单元，用于将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数；

确定单元，用于根据所述物品分数确定目标推荐物品；

其中，所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到；

所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络，所述初始推荐模型的自

监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。

12.一种电子设备，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10任一项所述物品信息推荐方法的步骤。

13.一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10任一项所述物品信息推荐方法的步骤。

14.一种计算机程序产品，包括计算机程序，其特征在于，所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至10任一项所述物品信息推荐方法的步骤。

物品信息推荐方法、装置和电子设备

技术领域

[0001] 本公开涉及信息处理技术领域，尤其涉及一种物品信息推荐方法、装置和电子设备。

背景技术

[0002] 商品推荐在电商平台的应用十分广泛。商品推荐通常分为两个阶段，召回阶段根据用户特征和商品特征，从海量商品库里快速找回用户潜在感兴趣的物品；排序阶段融入更多特征，使用复杂模型，输出排序靠前的个性化推荐。

[0003] 目前的传统点击率预估模型，结构简单拟合能力较差，同时需要耗费大量人工进行特征提取；现有的深度点击率预估模型，更侧重基于用户历史行为、用户画像进行推荐，语义理解能力很差，难以理解对话中用户的表述。现有推荐模型在长尾商品中，数据分布不均衡导致模型训练过程中被热门商品主导，模型对稀疏的长尾商品理解不够充分。

[0004] 因此，解决点击率预估模型的上下文语义理解能力较差，以及对长尾商品理解较差的问题是当前亟待解决的问题。

发明内容

[0005] 本公开提供一种物品信息推荐方法、装置和电子设备，用以解决现有技术中解决点击率预估模型的上下文语义理解能力较差，以及对长尾商品理解较差的缺陷，实现通过推荐模型较好地理解用户在对话中提出的偏好和长尾物品的信息，进行精准推荐。

[0006] 本公开提供一种物品信息推荐方法，包括：

[0007] 获取多个待推荐物品信息；

[0008] 将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数；

[0009] 根据所述物品分数确定目标推荐物品信息；

[0010] 其中，所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到；

[0011] 所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络，所述初始推荐模型的自监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。

[0012] 根据本公开提供的一种物品信息推荐方法，所述初始推荐模型由双塔结构和二分类网络组成，所述双塔结构的左塔包括用户深度神经网络和预训练语言模型，所述双塔结构的右塔包括所述预训练语言模型和物品深度神经网络；

[0013] 所述根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化，包括：

[0014] 根据所述第一损失值和所述第二损失值，计算第三损失值；

[0015] 在所述第三损失值未达到预设阈值时，调整所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型、所述物品深度神经网络和所述二分类网络的模型参数，并继续执行得到第一损

失值和第二损失值的步骤；

[0016] 在所述第三损失值达到预设阈值时，确定所述初始推荐模型为所述推荐模型。

[0017] 根据本公开提供的一种物品信息推荐方法，所述初始推荐模型的第一损失值是通过如下步骤得到，包括：

[0018] 构建主任务数据集，所述主任务数据集的主任务数据均具有主任务数据标签，所述主任务数据包括用户特征数据、用户查询数据、物品标题数据和物品特征数据；

[0019] 将所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述物品标题数据和所述物品特征数据按照预设规则输入至所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络，并根据输出结果确定交互信息向量；

[0020] 将所述交互信息向量输入所述二分类网络，输出分类结果；

[0021] 根据所述分类结果和所述主任务数据标签计算第一损失值。

[0022] 根据本公开提供的一种物品信息推荐方法，所述物品标题数据包括第一物品标题数据和第二物品标题数据，所述物品特征数据包括第一物品特征数据和第二物品特征数据；

[0023] 所述构建主任务数据集的步骤，包括：

[0024] 获取满足预设条件的第一主任务数据，并设置所述第一主任务数据的主任务数据标签为正样本，所述第一主任务数据包括所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述第一物品标题数据和所述第一物品特征数据；

[0025] 根据所述第一主任务数据确定满足预设条件的第二主任务数据，并设置所述第二主任务数据的主任务数据标签为负样本，所述第二主任务数据包括所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述第二物品标题数据和所述第二物品特征数据；

[0026] 根据所述第一主任务数据、所述第二主任务数据和对应的主任务数据标签生成所述主任务数据集。

[0027] 根据本公开提供的一种物品信息推荐方法，所述第二主任务数据包括常规样本数据和难样本数据；

[0028] 所述根据所述第一主任务数据确定满足预设条件的第二主任务数据，并设置所述第二主任务数据的主任务数据标签为负样本的步骤，包括：

[0029] 根据所述第一物品特征数据和所述第一物品标题数据确定第一物品种类；

[0030] 确定与所述第一物品种类一致的物品对应的常规样本第二物品标题数据和常规样本第二物品特征数据；

[0031] 根据所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述常规样本第二物品标题数据和所述常规样本第二物品特征数据生成所述主任务数据标签为负样本的常规样本数据；

[0032] 确定与所述第一物品标题数据文字相似度达到预设阈值范围的难样本第二物品标题数据和对应的难样本第二物品特征数据；

[0033] 根据所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述难样本第二物品标题数据和所述难样本第二物品特征数据生成所述主任务数据标签为负样本的难样本数据。

[0034] 根据本公开提供的一种物品信息推荐方法，所述将所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述物品标题数据和所述物品特征数据按照预设规则输入至所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络，并根据输出结果确定交互信息向量

的步骤，包括：

[0035] 将所述用户查询数据和所述物品标题数据分别输入所述预训练语言模型，得到用户查询语义向量和物品标题语义向量；

[0036] 将所述用户特征数据输入所述用户深度神经网络，得到用户特征向量，将所述物品特征数据输入所述物品深度神经网络，得到物品特征向量；

[0037] 基于第一拼接原则，拼接所述用户特征向量和所述用户查询语义向量，得到所述左塔的用户向量，拼接所述物品标题语义向量和所述物品特征向量，得到所述右塔的物品向量；

[0038] 基于第二拼接原则，拼接所述左塔的用户向量和所述右塔的物品向量，得到交互信息向量。

[0039] 根据本公开提供的一种物品信息推荐方法，所述预训练语言模型是通过如下步骤获得，包括：

[0040] 对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集；

[0041] 将所述处理后的预训练数据集输入初始语言模型，输出预测语义向量，并根据所述预测语义向量和所述会话信息计算语言损失值；

[0042] 在所述语言损失值未达到预设阈值时，根据所述语言损失值调整所述初始语言模型的参数，并返回重新执行所述对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集的步骤；

[0043] 在所述初始语言损失值达到预设阈值时，确定所述初始语言模型为所述预训练语言模型。

[0044] 根据本公开提供的一种物品信息推荐方法，所述基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值是通过如下步骤得到，包括：

[0045] 在训练样本集合的多个训练样本中确定一个正样本和一个负样本，所述训练样本具有样本标题数据和样本特征数据，所述负样本区别于所述正样本；

[0046] 基于所述正样本的样本标题数据、所述负样本的样本标题数据和所述预训练语言模型，确定第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量；

[0047] 根据所述第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量，计算标题损失值；

[0048] 基于所述正样本的样本特征数据、所述负样本的样本特征数据和所述物品深度神经网络，确定第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量；

[0049] 根据所述第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量，计算特征损失值；

[0050] 根据所述标题损失值和所述特征损失值，确定所述自监督任务的第二损失值。

[0051] 根据本公开提供的一种物品信息推荐方法，所述基于所述正样本的样本标题数据、所述负样本的样本标题数据和所述预训练语言模型，确定第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量的步骤，包括：

[0052] 将所述正样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第一正样本标题向

量；

[0053] 调整所述预训练语言模型的第一参数，将所述正训练样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第二正样本标题向量；

[0054] 将所述负样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第一负样本标题向量；

[0055] 调整所述预训练语言模型的第一参数，将所述负样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第二负样本标题向量。

[0056] 根据本公开提供的一种物品信息推荐方法，所述基于所述正样本的样本特征数据、所述负样本的样本特征数据和所述物品深度神经网络，确定第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量的步骤，包括：

[0057] 根据所述训练样本的共现概率，确定所述正样本的样本特征数据的第一正样本特征和第二正样本特征；

[0058] 将所述第一正样本特征和第二正样本特征分别输入所述物品深度神经网络，得到第一正样本特征向量和第二正样本特征向量；

[0059] 根据所述训练样本的共现概率，确定所述负样本的样本特征数据的第一负样本特征和第二负样本特征；

[0060] 将所述第一负样本特征和第二负样本特征分别输入所述物品深度神经网络，得到第一负样本特征向量和第二负样本特征向量。

[0061] 本公开还提供一种物品信息推荐装置，包括：获取单元，用于获取多个待推荐物品信息；

[0062] 评分单元，用于将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数；

[0063] 确定单元，用于根据所述物品分数确定目标推荐物品；

[0064] 其中，所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到；

[0065] 所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络，所述初始推荐模型的自监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。

[0066] 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物品信息推荐方法的步骤。

[0067] 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物品信息推荐方法的步骤。

[0068] 本公开提供的物品信息推荐方法、装置和电子设备，通过初始模型的第一损失值和基于初始推荐模型包括的预训练语言模型和物品深度神经网络的自监督学习得到的第二损失值对初始推荐模型进行优化，得到推荐模型。将获取的用户信息和多个待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数，根据物品分数确定目标推荐物品信息。初始推荐模型结合自监督学习的结果对初始推荐模型进行优化，使得推荐模型的预训练语言模型可以较好地理解用户在对话中提出的偏好，使得推荐模型的物品深度神经网络可以综合地对短尾和

长尾物品信息进行识别，进而实现推荐模型精准推荐。

附图说明

[0069] 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。

[0070] 图1是现有技术中对话场景中物品推荐示例图；

[0071] 图2是本公开提供的物品信息推荐方法的流程示意图之；

[0072] 图3是本公开提供的初始推荐模型的结构示意图；

[0073] 图4是本公开提供的初始推荐模型优化的流程示意图；

[0074] 图5是本公开提供的计算初始推荐模型的第一损失值的流程示意图；

[0075] 图6是本公开提供的预训练语言模型训练的流程示意图；

[0076] 图7是本公开提供的预处理后的会话信息的示意图；

[0077] 图8是本公开提供的初始语言模型的训练示意图；

[0078] 图9是本公开提供的计算基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值的流程示意图；

[0079] 图10是本公开提供的物品信息推荐装置的结构示意图；

[0080] 图11是本公开提供的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0081] 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。

[0082] 商品推荐在电商平台的应用十分广泛。商品推荐通常分为两个阶段，召回阶段根据用户特征和商品特征，从海量商品库里快速找回一小部分用户潜在感兴趣的物品；排序阶段融入更多特征，使用复杂模型，输出排序靠前的个性化推荐，如图1所示，图1为对话场景中物品推荐示例图。

[0083] 目前的排序方案主要分为两种：

[0084] 1、传统点击率预估模型。

[0085] 将排序问题转化成一个0和1的二分类任务，手工提取用户、商品等特征后，使用LR、XGB等传统机器学习模型进行训练，根据输出分数进行排序。

[0086] 2、深度点击率预估模型。

[0087] 在传统点击率预估模型基础上，通过嵌入的方式将稀疏特征转化为低维稠密特征，通过多层全连接实现特征自动交叉组合，例如DIN(Deep Interest Network)模型。

[0088] 目前的方案中，传统CTR模型，结构简单拟合能力较差，同时需要耗费大量人工进行特征提取。现有深度CTR模型，侧重基于用户历史行为、用户画像进行推荐，语义理解能力

很差，对话场景中的用户的上下文中通常包含了丰富的偏好信息，现有模型难以理解用户多样化、口语话的表述。现有推荐模型在长尾商品中表现较差，数据分布不均衡导致模型训练过程中被热门商品主导，模型对稀疏的长尾商品理解不够充分，长尾商品的总量巨大，挖掘小众偏好显得尤为重要。

[0089] 因此，解决点击率预估模型的上下文语义理解能力较差，以及对长尾商品理解较差的问题是当前亟待解决的问题。

[0090] 为解决上述问题，本公开提出一种物品信息推荐方法，如图2，包括：

[0091] S21、获取多个待推荐物品信息。

[0092] 具体地，待推荐物品信息可以包括但不限于物品的标题和属性等信息，例如物品的名称、物品的形状和物品的颜色等一系列信息。

[0093] S22、将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数。

[0094] 具体地，用户信息可以包括但不限于对话中用户发送的内容和用于表示该用户身份或偏好的用户特征信息等。

[0095] S23、根据所述物品分数确定目标推荐物品信息。

[0096] 其中，所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到；

[0097] 所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络，所述初始推荐模型的自监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。

[0098] 具体地，预训练语言模型和物品深度神经网络可以为预选构建并且训练好的模型和网络。

[0099] 可以根据物品分数根据预设规则确定目标推荐物品信息，预设规则可以根据实际需要进行设定。一个示例中，召回阶段召回了20个商品，则将该组20个商品组成一个批次输入到推荐模型，得到20个商品的“用户是否点击”的概率分数作为物品分数，最后输出分数最高的前5个商品。

[0100] 本公开实施例中，通过初始模型的第一损失值和基于初始推荐模型包括的预训练语言模型和物品深度神经网络的自监督学习得到的第二损失值对初始推荐模型进行优化，得到推荐模型。将获取的用户信息和多个待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数，根据物品分数确定目标推荐物品信息。初始推荐模型结合自监督学习的结果对初始推荐模型进行优化，使得推荐模型的预训练语言模型可以较好地理解用户在对话中提出的偏好，使得推荐模型的物品深度神经网络可以综合地对短尾和长尾物品信息进行识别，进而实现推荐模型精准推荐。

[0101] 根据本公开提供的物品信息推荐方法，所述初始推荐模型由双塔结构和二分类网络组成，所述双塔结构的左塔包括用户深度神经网络和预训练语言模型，所述双塔结构的右塔包括所述预训练语言模型和物品深度神经网络。

[0102] 具体地，初始推荐模型如图3所示，初始推荐模型由双塔结构和二分类网络组成，双塔结构的左塔包括用户深度神经网络和预训练语言模型，右塔包括预训练语言模型和物品深度神经网络，左塔和右塔中的预训练语言模型为共享的同一个预训练语言模型。用户深度神经网络、物品深度神经网络和二分类网络可以为预先构建并训练好的网络。

[0103] 所述根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化，如图4所示，包括：

[0104] S41、根据所述第一损失值和所述第二损失值，计算第三损失值。

[0105] 具体地，可以设置第一损失值和第二损失值的权重比例，根据第一损失值、第二损失值和权重比例计算第三损失值，得到初始推荐模型的整体损失值，作为优化目标。可以通过如下公式(1)计算第三损失值：

[0106] $$L=L_{main}(\{U_i,I_i\})+\alpha L_{self}(\{I_i\}) \quad (1)$$

[0107] 其中，L表示第三损失值；L_{main}表示第一损失值，交叉熵损失；L_{self}表示第二损失值。U_i表示数据集中的第i个样本中的用户特征，I_i表示数据集中的第i个样本中的物品特征，α表示损失值的权重比例，优选的α取值范围可以为0.1-0.3。

[0108] S42、在所述第三损失值未达到预设阈值时，调整所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型、所述物品深度神经网络和所述二分类网络的模型参数，并继续执行得到第一损失值和第二损失值的步骤。

[0109] S43、在所述第三损失值达到预设阈值时，确定所述初始推荐模型为所述推荐模型。

[0110] 本公开实施例中，根据初始推荐模型的第一损失值和基于初始推荐模型的自监督任务的第二损失值，计算第三损失值，在第三损失值未达到预设阈值时调整初始推荐模型中的用户深度神经网络、预训练语言模型、物品深度神经网络和二分类网络的模型参数，继续执行得到第一损失值和第二损失值的步骤，重新计算第一损失值和第二损失值，在第三损失值达到预设阈值时，将初始推荐模型确定为推荐模型。通过参考第一损失值和第二损失值调整初始推荐模型中各个子模型和子网络的参数，使最终的推荐模型可以较好地理解用户在对话中提出的偏好，可以综合地对短尾和长尾物品信息进行识别，实现推荐模型精准推荐。

[0111] 根据本公开提供的物品信息推荐方法，如图5所示，所述初始推荐模型的第一损失值是通过如下步骤得到，包括：

[0112] S51、构建主任务数据集。

[0113] 所述主任务数据集的主任务数据均具有主任务数据标签，所述主任务数据包括用户特征数据、用户查询数据、物品标题数据和物品特征数据。

[0114] 具体地，主任务数据集由主任务数据构成，每个主任务数据具有主任务数据标签，一个示例中，主任务数据标签可以为“正样本”和“负样本”。每个主任务数据由用户特征数据、用户查询数据、物品标题数据和物品特征数据，共4项数据组成。用户特征数据可以包括但不限于表示该用户身份、用户偏好或用户具有的资产的信息。用户查询数据可以包括一个对话中用户发送的对话内容，可以包括但不限于文字和图片等内容。物品标题数据可以为一个物品的完整的标题名称或标题名称中的部分字段。物品特征数据可以包括但不限于表示该物品属性的数据，例如物品的颜色、形状、材质和重量等数据。

[0115] S52、将所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述物品标题数据和所述物品特征数据按照预设规则输入至所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络，并根据输出结果确定交互信息向量。

[0116] 具体地，一个优选的示例中，可以将用户特征数据输入至用户深度神经网络，将用

户查询数据输入预训练语言模型，将物品标题数据输入预训练语言模型，将物品特征数据输入物品深度神经网络。根据各个模型或网络的输出值，确定交互信息向量。

[0117] S53、将所述交互信息向量输入所述二分类网络，输出分类结果。

[0118] S54、根据所述分类结果和所述主任务数据标签计算第一损失值。

[0119] 本公开实施例中，构建主任务数据集，将主任务数据集中主任务数据的用户特征数据、用户查询数据、物品标题数据和物品特征数据按照预设规则输入至用户深度神经网络、预训练语言模型和物品深度神经网络模型，根据各输出结果确定交互信息向量，将交互信息向量输入二分类网络，输出分类结果，根据分类结果和主任务数据标签计算第一损失值，得到的第一损失值表示初始推荐模型对用户与物品之间相关度的识别能力，进而方便后续根据第一损失值优化初始推荐模型，使得到的推荐模型可以实现精准推荐。

[0120] 根据本公开提供的物品信息推荐方法，所述物品标题数据包括第一物品标题数据和第二物品标题数据，所述物品特征数据包括第一物品特征数据和第二物品特征数据；所述步骤S51，具体包括：

[0121] S511、获取满足预设条件的第一主任务数据，并设置所述第一主任务数据的主任务数据标签为正样本，所述第一主任务数据包括所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述第一物品标题数据和所述第一物品特征数据。

[0122] 具体地，可以根据预设条件获取第一主任务数据，一个示例中，预设条件为“用户点击”，可以根据线上日志中的用户点击的数据确定相关的用户特征数据、用户查询数据、第一物品标题数据和第一物品特征数据，并根据这些数据生成具有主任务数据标签为正样本的第一主任务数据。

[0123] S512、根据所述第一主任务数据确定满足预设条件的第二主任务数据，并设置所述第二主任务数据的主任务数据标签为负样本，所述第二主任务数据包括所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述第二物品标题数据和所述第二物品特征数据。

[0124] 具体地，一个示例中，可以针对1个“用户点击”数据，构建50个“用户未点击”数据。可以根据第一主任务数据确定满足预设条件的第二物品标题数据和第二物品特征数据。预设条件可以根据实际需要进行设定，一个示例中，预设条件可以为与第一物品标题数据表示的物品标题具有预设相似度，另一个示例中，预设条件也可以为与第一物品标题和第一物品特征数据对应的物品属于同一品类。

[0125] 根据用户特征数据、用户查询数据、第二物品标题数据和第二物品特征数据生成标签为负样本的第二主任务数据。

[0126] S513、根据所述第一主任务数据、所述第二主任务数据和对应的主任务数据标签生成所述主任务数据集。

[0127] 本公开实施例中，确定主任务标签为正样本的第一主任务数据后，根据第一主任务数据确定主任务标签为负样本的第二主任务数据，根据第一主任务数据和第二主任务数据生成主任务数据集，使主任务数据集中的主任务数据集均具有主任务标签，方便后续根据主任务标签计算第一损失值。

[0128] 根据本公开提供的物品信息推荐方法，所述第二主任务数据包括常规样本数据和难样本数据；步骤S512，包括：

[0129] S5121、根据所述第一物品特征数据和所述第一物品标题数据确定第一物品种类。

[0130] S5122、确定与所述第一物品种类一致的物品对应的常规样本第二物品标题数据和常规样本第二物品特征数据。

[0131] 具体地，可以根据主任务标签为正样本的第一物品特征数据和第一物品标题数据确定正样本的物品种类作为第一物品种类，在除第一主任务数据对应的物品的其他物品中，确定同为第一物品种类的物品的常规第二物品标题数据和常规第二物品特征数据。一个示例中，可以在属于第一物品中种类的其他物品中按照物品的销量进行排序，取排序靠前的物品对应的物品标题数据和物品特征数据作为常规第二物品标题数据和常规第二物品特征数据。

[0132] S5123、根据所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述常规样本第二物品标题数据和所述常规样本第二物品特征数据生成所述主任务数据标签为负样本的常规样本数据。

[0133] S5124、确定与所述第一物品标题数据文字相似度达到预设阈值范围的难样本第二物品标题数据和对应的难样本第二物品特征数据。

[0134] 具体地，可以计算一个物品的物品标题与第一物品标题数据对应的物品标题文字相似度，在文字相似度达到预设阈值范围时，将这一个物品的物品标题数据和物品特征数据作为难样本第二物品标题数据和难样本第二物品特征数据。

[0135] 一个示例中，文字相似度可以采用但不限于Jacard相似度、simhash相似度或cdssm相似度等。预设阈值范围可以根据实际需要进行设定，一个示例中，预设阈值范围可以设定为0.3-0.5。

[0136] S5125、根据所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述难样本第二物品标题数据和所述难样本第二物品特征数据生成所述主任务数据标签为负样本的难样本数据。

[0137] 本公开实施例中，第二主任务数据包括常规样本数据和难样本数据，在生成主任务数据集时，将需要构建的主任务数据标签为负样本的第二主任务数据分为常规样本数据和难样本数据，根据同一物品种类的其他物品对应的常规第二物品标题信息、常规第二物品特征信息、用户特征数据和用户查询数据生成方便模型学习的常规样本数据，根据与第一物品标题数据文字相似度达到预设阈值范围的物品对应的难样本第二物品标题数据、难样本第二物品特征数据、用户特征数据和用户查询数据生成可以提高学习难度的难样本数据。通过常规样本数据和难样本数据组成的第二主任务数据可以使得训练得到的初始推荐模型具有更加优秀的识别和分类能力。

[0138] 根据本公开提供的物品信息推荐方法，步骤S52包括：

[0139] S521、将所述用户查询数据和所述物品标题数据分别输入所述预训练语言模型，得到用户查询语义向量和物品标题语义向量。

[0140] 具体地，可以将用户查询数据输入预训练语言模型，预训练语言模型对用户查询数据进行编码，对编码结果做平均池化计算，得到用户查询语义向量；同理，将物品标题数据输入预训练语言模型，预训练语言模型对物品标题数据进行编码，对编码结果做平均池化计算，得到物品标题语义向量。

[0141] S522、将所述用户特征数据输入所述用户深度神经网络，得到用户特征向量，将所述物品特征数据输入所述物品深度神经网络，得到物品特征向量。

[0142] S523、基于第一拼接原则，拼接所述用户特征向量和所述用户查询语义向量，得到

所述左塔的用户向量，拼接所述物品标题语义向量和所述物品特征向量，得到所述右塔的物品向量。

[0143] 具体地，第一拼接原则可以根据实际需要进行设定，一个示例中，可以将用户特征向量和和用户查询语义向量首尾拼接，合并为左塔结构的用户向量，同理将物品特征标题语义向量和物品特征向量首尾拼接，合并为右塔结构的物品向量。

[0144] 一个示例中，将用户查询数据和物品标题数据分别输入预训练语言模型，得到用户查询语义向量Vq和物品标题语义向量Vt的维度均为1*768，将用户特征数据输入用户深度神经网络得到用户特征向量Vu的维度为1*512，将物品特征数据输入物品深度神经网络得到物品特征向量Vi的维度为1*512，则按照首尾拼接原则左塔结构的用户向量U的维度为用户特征向量Vu与用户查询语义向量维度Vq之和，为1*(768+512)＝1*1280。同理，按照首尾拼接原则右塔结构的物品向量P的维度为物品标题语义向量Vt与物品特征向量Vi的维度之和，为1*(768+512)＝1*1280。

[0145] S524、基于第二拼接原则，拼接所述左塔的用户向量和所述右塔的物品向量，得到交互信息向量。

[0146] 具体地，第二拼接原则可以根据实际需要进行设定。一个示例中，第二拼接原则可以为将用户向量U、物品向量P和两者向量差的绝对值|U-P|进行拼接，其中U、P和|U-P|的维度均为1280，得到的交互信息向量S的维度为1*(1280*3)＝1*3840。

[0147] 本公开实施例中，将用户查询数据和物品标题数据输入预训练语言模型，得到用户查询语义向量和物品标题语义向量，通过预训练语言模型识别查询的内容以及物品的标题数据。将用户特征数据输入用户深度神经网络，得到用户特征向量，将物品特征数据输入物品深度神经网络，得到物品特征向量，得到表示用户特征和物品特征的向量、根据第一拼接原则，获得表示用户综合信息的用户向量和表示物品综合信息的物品向量。根据第二拼接原则，对用户向量和物品向量进行拼接，得到综合表示用户和物品交互信息的交互信息向量。使得输入二分类网络的交互信息向量具有良好表达用户和物品交互的属性。

[0148] 根据本公开提供的物品信息推荐方法，如图6所示，所述预训练语言模型是通过如下步骤获得，包括：

[0149] S61、对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集。

[0150] 具体地，可以预先获取会话信息，对会话信息进行预处理，预处理包括但不限于生成指定格式、生成标签、链接转换、图片文本变换等。

[0151] 一个示例中，如图7所示，可以将图中的会话信息中的对话，处理成“[客服话术][sep][客户话术][sep][客服话术]…”的多轮对话格式的话术向量，[sep]表示分隔符；可以为话术叠加标签向量，区分不同说话的人，叠加位置向量，表征文本的相对位置。

[0152] 另一个示例中，增强对话内容和商品标题之间的文本相关性学习，同时减小预训练语言模型在应用时对物品信息理解的误差。预处理还包括将会话信息中对话涉及的物品链接替换为物品标题，并添加物品的标签向量。例如，原始文本为“https://item.123.com/1234.html”，处理后的文本为“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(型号A红色)以旧换新”。

[0153] S62、将所述处理后的预训练数据集输入初始语言模型，输出预测语义向量，并根

据所述预测语义向量和所述会话信息计算语言损失值。

[0154] 具体地，一个示例中，如图8所示，为使预训练语言模型可以利用对话上下文预测的文本，具有有双向语言模型的语义理解能力，初始语言模型可以为初始BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)模型，BERT为一种双向Transformer的编码器。将处理后的预训练数据集输入初始BERT模型，初始BERT模型对处理后的预训练数据集的随机选择输入文本15％的词，用[Mask]掩码代替，进行编码和平均池化，预测掩码替换的文本，输出预测语义向量，并根据预测语义向量和会话信息计算语言损失值。

[0155] S63、在所述语言损失值未达到预设阈值时，根据所述语言损失值调整所述初始语言模型的参数，并返回重新执行所述对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集的步骤。

[0156] S64、在所述初始语言损失值达到预设阈值时，确定所述初始语言模型为所述预训练语言模型。

[0157] 本公开实施例中，对获取的会话信息进行预处理，可以增强会话信息的文本的相关性学习，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集，将所述处理后的预训练数据集输入初始语言模型，输出预测语义向量，并根据所述预测语义向量和所述会话信息计算语言损失值，根据语言损失值调整初始语言模型，最终得到预训练语言模型，使预训练语言模型具有更好的语义理解能力。

[0158] 根据本公开提供的物品信息推荐方法，如图9所示，所述基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值是通过如下步骤得到，包括：

[0159] S91、在训练样本集合的多个训练样本中确定一个正样本和一个负样本，所述训练样本具有样本标题数据和样本特征数据，所述负样本区别于所述正样本。

[0160] 具体地，可以在预先获取的训练样本集合的多个训练样本中确定一个正样本和一个负样本。其中，每个训练样本均具有样本标题数据和样本特征数据。

[0161] S92、基于所述正样本的样本标题数据、所述负样本的样本标题数据和所述预训练语言模型，确定第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量。

[0162] 具体地，可以根据正样本的样本标题数据和预训练语言模型，得到第一正样本标题向量和第二正样本标题向量，根据负样本标题数据和预训练语言，得到第一负样本标题向量和第二负样本标题向量。

[0163] S93、根据所述第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量，计算标题损失值。

[0164] 具体地，一个示例中，可以通过如下公式(2)根据第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量，计算标题损失值。

[0165] $$L_{sel} = -\frac{1}{N}\sum_{i\in N} log \frac{\exp(sim(E_i,E_i')/\tau)}{\sum_{j\in N}\exp(sim(E_i,E_i',E_j,E_j')/\tau)} \qquad (2)$$

[0166] 其中，L_{selfl}表示标题损失值；N表示样本数量；sim函数表示相似度计算；τ表示平滑系数，优选的范围可以设定在(0.1<τ<0.5)；E_i表示第i个正样本的第一正样本标题向量，E'_i表示第i个正样本的第二正样本标题向量，E_j表示第j个负样本的第一负样本标题向量，E'_j

表示第j个负样本的第二负样本标题向量。

[0167] S94、基于所述正样本的样本特征数据、所述负样本的样本特征数据和所述物品深度神经网络，确定第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量。

[0168] 具体地，可以根据正样本的样本特征数据和物品深度神经网络，得到第一正样本特征向量和第二正样本特征向量，根据负样本特征数据和物品深度神经网络，得到第一负样本特征向量和第二负样本特征向量。

[0169] S95、根据所述第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量，计算特征损失值。

[0170] 具体地，一个示例中，可以通过如下公式(3)根据第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量，计算特征损失值。

[0171] $$L_{self2} = -\frac{1}{N}\sum_{i\in N} log \frac{\exp(sim(Z_i,Z_i')/\tau)}{\sum_{j\in N}\exp(sim(Z_i,Z_i',Z_j,Z_j')/\tau)} \quad (3)$$

[0172] 其中，L_{sel}表示特征损失值，N表示样本数量，sim函数表示相似度计算，τ表示平滑系数，优选的范围可以设定在(0.1<τ<0.5)；Z_i表示第i个正样本的第一正样本特征向量，Z'_i表示第i个正样本的第二正样本特征向量，Z_j表示第j个负样本的第一负样本特征向量，Z'_j表示第j个负样本的第二负样本特征向量。

[0173] S96、根据所述标题损失值和所述特征损失值，确定所述自监督任务的第二损失值。

[0174] 具体地，一个示例中，可以通过如下公式(4)根据所述标题损失值和所述特征损失值，确定所述自监督任务的第二损失值。

[0175] $L_{self}=L_{self1}+L_{self2}$ (4)

[0176] 其中，L_{self}表示自监督任务的第二损失值，L_{self}表示标题损失值，L_{self}表示特征损失值。

[0177] 本公开实施例中，通过正样本和负样本的样本标题数据，基于初始推荐模型内部的预训练语言模型，得到标题损失值；通过正样本和负样本的样本特征数据，基于初始推荐模型内部的物品深度神经网络，得到特征损失值，根据标题损失值和特征损失值确定自监督任务的第二损失值。通过标题数据和特征数据两个维度确定的第二损失值可以较好的表达自监督任务的学习结果。

[0178] 根据本公开提供的物品信息推荐方法，步骤S92包括：

[0179] S921、将所述正样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第一正样本标题向量。

[0180] S922、调整所述预训练语言模型的第一参数，将所述正训练样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第二正样本标题向量。

[0181] S923、将所述负样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第一负样本标题向量。

[0182] S924、调整所述预训练语言模型的第一参数，将所述负样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第二负样本标题向量。

[0183] 具体地，一个示例中，一个正样本为Xi，对应样本标题数据为Ti，预训练语言模型

为预训练BERT模型，第一参数为dropout参数。

[0184] 将正样本的样本标题数据Ti输入预训练BERT模型，预训练BERT对正样本的样本标题数据Ti进行编码和平均池化，得到第一正样本标题向量Ei。随后设置预训练BERT模型的dropout参数，一个较好的选择可以将dropout参数设置为0.1-0.3，再将正样本的样本标题数据Ti输入调整后的预训练BERT模型，得到Ei’，由于dropout参数引入了随机性，使得Ei和Ei’具有小幅差别。

[0185] 同理，将负样本的样本标题数据按照上述步骤进行处理，得到第一负样本标题向量Ej和第二负样本标题向量Ej’，其中，Ei、Ei’、Ej和Ej’的维度均为1*768。

[0186] 本公开实施例中，通过调整预训练语言模型的第一参数，将正样本的样本标题数据和负样本的样本标题数据依次输入至预训练语言模型，得到具有小幅差别的第一正样本标题向量和第一正样本标题向量，得到具有小幅差别第一负样本标题向量和第二负样本标题向量。后续根据第一正样本标题向量、第一正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量计算得到标题损失值具有较好的参考性。

[0187] 根据本公开提供的物品信息推荐方法，步骤S94包括：

[0188] S941、根据所述训练样本的共现概率，确定所述正样本的样本特征数据的第一正样本特征和第二正样本特征。

[0189] S942、将所述第一正样本特征和第二正样本特征分别输入所述物品深度神经网络，得到第一正样本特征向量和第二正样本特征向量。

[0190] S943、根据所述训练样本的共现概率，确定所述负样本的样本特征数据的第一负样本特征和第二负样本特征。

[0191] S944、将所述第一负样本特征和第二负样本特征分别输入所述物品深度神经网络，得到第一负样本特征向量和第二负样本特征向量。

[0192] 具体地，一个示例中，一个正样本为Xi，对应样本特征数据为Fi，Fi包括m个子特征。

[0193] 预先计算得到训练样本的子特征之间的共现概率，计算的方式可以采用但不限于互信息或皮尔逊相关系数等。在正样本对应的样本特征数据Fi中选择与Fi共现概率最高的m/2个子特征，作为第一正样本特征Yi，将剩余的m/2个子特征作为第二正样本特征Yi’。

[0194] 将第一正样本特征Yi输入物品深度神经网络进行编码，得到第一正样本特征向量Zi，将第二正样本特征Yi’输入物品深度神经网络进行编码，得到第二正样本特征向量Zi’。

[0195] 同理，将负样本对应的样本特征数据按照上述步骤进行处理，得到第一负样本特征向量Zj和第二负样本特征向量Zj’，其中，Zi、Zi’、Zj、Zi’的维度均为1*512。

[0196] 本公开实施例中，根据共现概率在正样本的样本特征数据中确定第一正样本特征和第二正样本特征，输入物品深度神经网络得到第一正样本特征向量和第二正样本特征向量，同理根据负样本的样本特征数据确定第一负样本特征向量、第二负样本特征向量。后续根据第一正样本特征向量、第一正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量计算得到特征损失值具有较好的参考性。

[0197] 下面对本公开实施例提供的物品信息推荐装置进行描述，下文描述的物品信息推荐装置与上文描述的物品信息推荐方法可相互对应参照。

[0198] 本公开还提供一种物品信息推荐装置，如图10所示，包括：

[0199] 获取单元101，用于获取多个待推荐物品信息；

[0200] 评分单元102，用于将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数；

[0201] 确定单元103，用于根据所述物品分数确定目标推荐物品；

[0202] 其中，所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到；

[0203] 所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络，所述初始推荐模型的自监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。

[0204] 本公开实施例中，通过初始模型的第一损失值和基于初始推荐模型包括的预训练语言模型和物品深度神经网络的自监督学习得到的第二损失值对初始推荐模型进行优化，得到推荐模型。将获取的用户信息和多个待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数，根据物品分数确定目标推荐物品信息。初始推荐模型结合自监督学习的结果对初始推荐模型进行优化，使得推荐模型的预训练语言模型可以较好地理解用户在对话中提出的偏好，使得推荐模型的物品深度神经网络可以综合地对短尾和长尾物品信息进行识别，进而实现推荐模型精准推荐。

[0205] 根据本公开提供的物品信息推荐装置，所述初始推荐模型由双塔结构和二分类网络组成，所述双塔结构的左塔包括用户深度神经网络和预训练语言模型，所述双塔结构的右塔包括所述预训练语言模型和物品深度神经网络；

[0206] 所述根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化，包括：

[0207] 根据所述第一损失值和所述第二损失值，计算第三损失值；

[0208] 在所述第三损失值未达到预设阈值时，调整所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型、所述物品深度神经网络和所述二分类网络的模型参数，并继续执行得到第一损失值和第二损失值的步骤；

[0209] 在所述第三损失值达到预设阈值时，确定所述初始推荐模型为所述推荐模型。

[0210] 根据本公开提供的物品信息推荐装置，所述初始推荐模型的第一损失值是通过如下步骤得到，包括：

[0211] 构建主任务数据集，所述主任务数据集的主任务数据均具有主任务数据标签，所述主任务数据包括用户特征数据、用户查询数据、物品标题数据和物品特征数据；

[0212] 将所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述物品标题数据和所述物品特征数据按照预设规则输入至所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络，并根据输出结果确定交互信息向量；

[0213] 将所述交互信息向量输入所述二分类网络，输出分类结果；

[0214] 根据所述分类结果和所述主任务数据标签计算第一损失值。

[0215] 根据本公开提供的物品信息推荐装置，所述物品标题数据包括第一物品标题数据和第二物品标题数据，所述物品特征数据包括第一物品特征数据和第二物品特征数据；

[0216] 所述构建主任务数据集的步骤，包括：

[0217] 获取满足预设条件的第一主任务数据，并设置所述第一主任务数据的主任务数据

标签为正样本，所述第一主任务数据包括所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述第一物品标题数据和所述第一物品特征数据；

[0218] 根据所述第一主任务数据确定满足预设条件的第二主任务数据，并设置所述第二主任务数据的主任务数据标签为负样本，所述第二主任务数据包括所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述第二物品标题数据和所述第二物品特征数据；

[0219] 根据所述第一主任务数据、所述第二主任务数据和对应的主任务数据标签生成所述主任务数据集。

[0220] 根据本公开提供的物品信息推荐装置，所述第二主任务数据包括常规样本数据和难样本数据；

[0221] 所述根据所述第一主任务数据确定满足预设条件的第二主任务数据，并设置所述第二主任务数据的主任务数据标签为负样本的步骤，包括：

[0222] 根据所述第一物品特征数据和所述第一物品标题数据确定第一物品种类；

[0223] 确定与所述第一物品种类一致的物品对应的常规样本第二物品标题数据和常规样本第二物品特征数据；

[0224] 根据所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述常规样本第二物品标题数据和所述常规样本第二物品特征数据生成所述主任务数据标签为负样本的常规样本数据；

[0225] 确定与所述第一物品标题数据文字相似度达到预设阈值范围的难样本第二物品标题数据和对应的难样本第二物品特征数据；

[0226] 根据所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述难样本第二物品标题数据和所述难样本第二物品特征数据生成所述主任务数据标签为负样本的难样本数据。

[0227] 根据本公开提供的物品信息推荐装置，所述将所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述物品标题数据和所述物品特征数据按照预设规则输入至所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络，并根据输出结果确定交互信息向量的步骤，包括：

[0228] 将所述用户查询数据和所述物品标题数据分别输入所述预训练语言模型，得到用户查询语义向量和物品标题语义向量；

[0229] 将所述用户特征数据输入所述用户深度神经网络，得到用户特征向量，将所述物品特征数据输入所述物品深度神经网络，得到物品特征向量；

[0230] 基于第一拼接原则，拼接所述用户特征向量和所述用户查询语义向量，得到所述左塔的用户向量，拼接所述物品标题语义向量和所述物品特征向量，得到所述右塔的物品向量；

[0231] 基于第二拼接原则，拼接所述左塔的用户向量和所述右塔的物品向量，得到交互信息向量。

[0232] 根据本公开提供的物品信息推荐装置，所述预训练语言模型是通过如下步骤获得，包括：

[0233] 对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集；

[0234] 将所述处理后的预训练数据集输入初始语言模型，输出预测语义向量，并根据所述预测语义向量和所述会话信息计算语言损失值；

[0235] 在所述语言损失值未达到预设阈值时，根据所述语言损失值调整所述初始语言模

型的参数，并返回重新执行所述对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集的步骤；

[0236] 在所述初始语言损失值达到预设阈值时，确定所述初始语言模型为所述预训练语言模型。

[0237] 根据本公开提供的物品信息推荐装置，所述基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值是通过如下步骤得到，包括：

[0238] 在训练样本集合的多个训练样本中确定一个正样本和一个负样本，所述训练样本具有样本标题数据和样本特征数据，所述负样本区别于所述正样本；

[0239] 基于所述正样本的样本标题数据、所述负样本的样本标题数据和所述预训练语言模型，确定第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量；

[0240] 根据所述第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量，计算标题损失值；

[0241] 基于所述正样本的样本特征数据、所述负样本的样本特征数据和所述物品深度神经网络，确定第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量；

[0242] 根据所述第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量，计算特征损失值；

[0243] 根据所述标题损失值和所述特征损失值，确定所述自监督任务的第二损失值。

[0244] 根据本公开提供的物品信息推荐装置，所述基于所述正样本的样本标题数据、所述负样本的样本标题数据和所述预训练语言模型，确定第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量的步骤，包括：

[0245] 将所述正样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第一正样本标题向量；

[0246] 调整所述预训练语言模型的第一参数，将所述正训练样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第二正样本标题向量；

[0247] 将所述负样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第一负样本标题向量；

[0248] 调整所述预训练语言模型的第一参数，将所述负样本的样本标题数据输入所述预训练语言模型，得到第二负样本标题向量。

[0249] 根据本公开提供的物品信息推荐装置，所述基于所述正样本的样本特征数据、所述负样本的样本特征数据和所述物品深度神经网络，确定第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量的步骤，包括：

[0250] 根据所述训练样本的共现概率，确定所述正样本的样本特征数据的第一正样本特征和第二正样本特征；

[0251] 将所述第一正样本特征和第二正样本特征分别输入所述物品深度神经网络，得到第一正样本特征向量和第二正样本特征向量；

[0252] 根据所述训练样本的共现概率，确定所述负样本的样本特征数据的第一负样本特征和第二负样本特征；

[0253] 将所述第一负样本特征和第二负样本特征分别输入所述物品深度神经网络，得到第一负样本特征向量和第二负样本特征向量。

[0254] 图11示例了一种电子设备的实体结构示意图，如图11所示，该电子设备可以包括：处理器(processor)1110、通信接口(Communications Interface)1120、存储器(memory)1130和通信总线1140，其中，处理器1110，通信接口1120，存储器1130通过通信总线1140完成相互间的通信。处理器1110可以调用存储器1130中的逻辑指令，以执行物品信息推荐方法，该方法包括：获取多个待推荐物品信息；将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数；根据所述物品分数确定目标推荐物品信息；其中，所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到；所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络，所述初始推荐模型的自监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。

[0255] 此外，上述的存储器1130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时，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。

[0256] 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信息推荐方法，该方法包括：获取多个待推荐物品信息；将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数；根据所述物品分数确定目标推荐物品信息；其中，所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到；所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络，所述初始推荐模型的自监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。

[0257] 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信息推荐方法，该方法包括：获取多个待推荐物品信息；将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数；根据所述物品分数确定目标推荐物品信息；其中，所述推荐模型是根据初始推荐模型的第一损失值和基于所述初始推荐模型的自监督任务的第二损失值对所述初始推荐模型进行优化得到；所述初始推荐模型包括预训练语言模型和物品深度神经网络，所述初始推荐模型的自监督任务包括通过训练样本集合对所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络进行自监督学习。

[0258] 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。

[0259] 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。

[0260] 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。

A
【 明星同款】 男装休闲连帽羽绒服202...
¥1159.00
客户
重新选择
已读
推荐白色内搭
客户
客服
根据您的要求，为您挑选了以下商品，推荐您看下
B
男装休闲白色圆领短袖T恤2021新款国潮系列印花潮流A 漂白色02 50/175/L
¥ 179.00
详情
C
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
¥ 139.00
详情
D
男装黑色白色圆领短袖T恤logo时尚简约男女可穿2021春夏新 A 白色22 50/175/L
¥ 219.00
详情
查看更多 >

图1

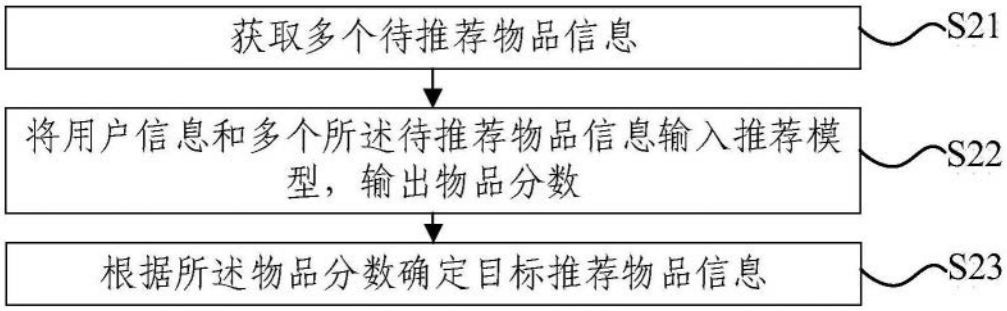
获取多个待推荐物品信息
S21
将用户信息和多个所述待推荐物品信息输入推荐模型，输出物品分数
S22
根据所述物品分数确定目标推荐物品信息
S23

图2

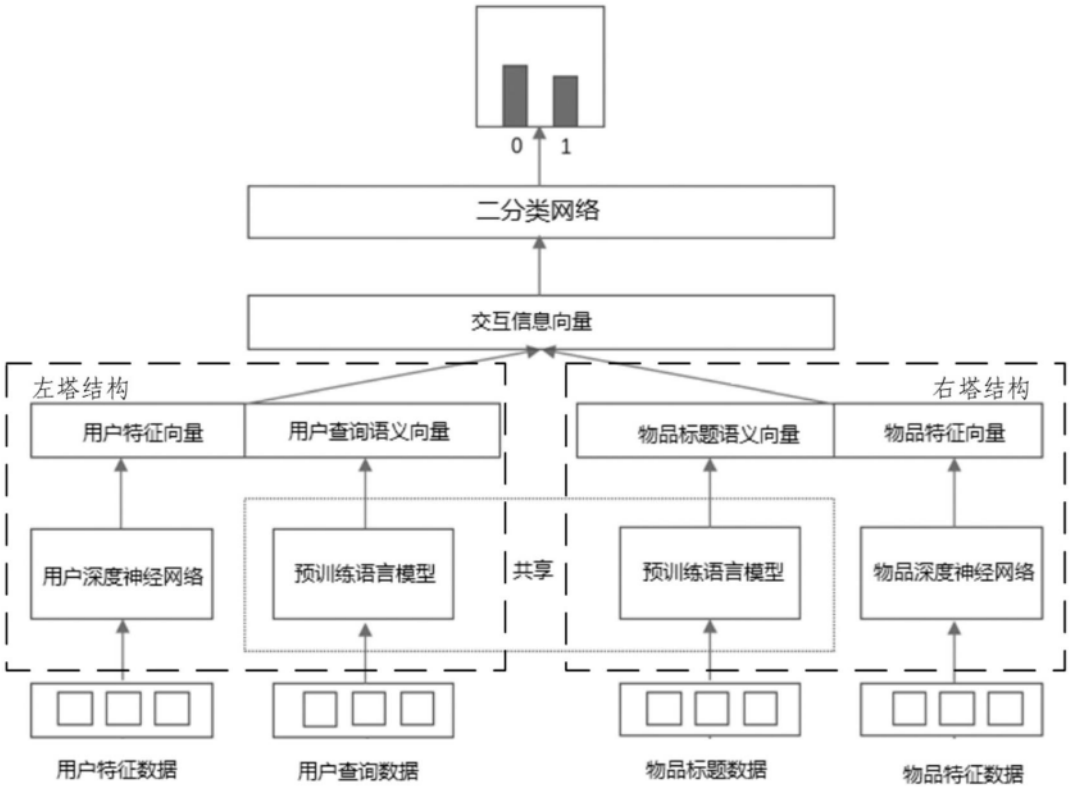
0
1
二分类网络
交互信息向量
左塔结构
右塔结构
用户特征向量
用户查询语义向量
物品标题语义向量
物品特征向量
用户深度神经网络
预训练语言模型
共享
预训练语言模型
物品深度神经网络
用户特征数据
用户查询数据
物品标题数据
物品特征数据

图3

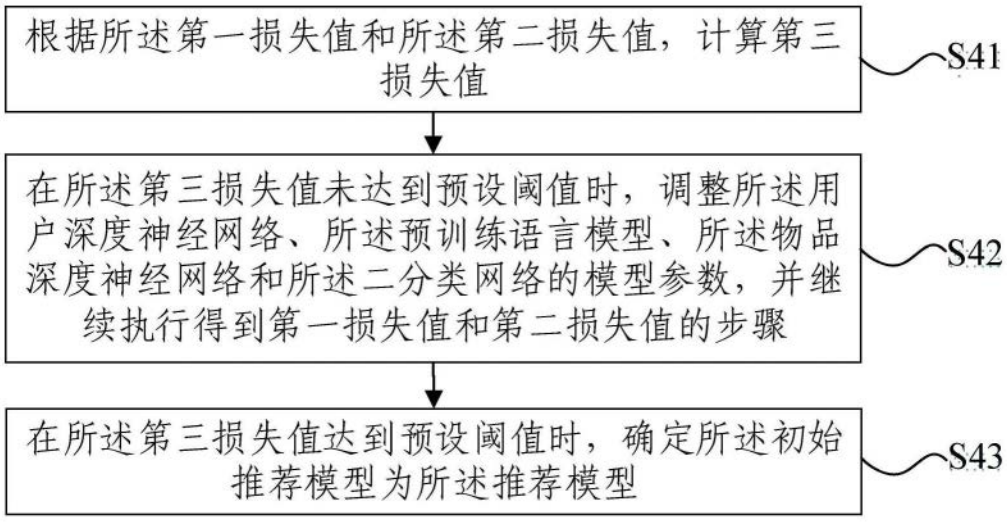
根据所述第一损失值和所述第二损失值，计算第三损失值
S41
在所述第三损失值未达到预设阈值时，调整所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型、所述物品深度神经网络和所述二分类网络的模型参数，并继续执行得到第一损失值和第二损失值的步骤
S42
在所述第三损失值达到预设阈值时，确定所述初始推荐模型为所述推荐模型
S43

图4

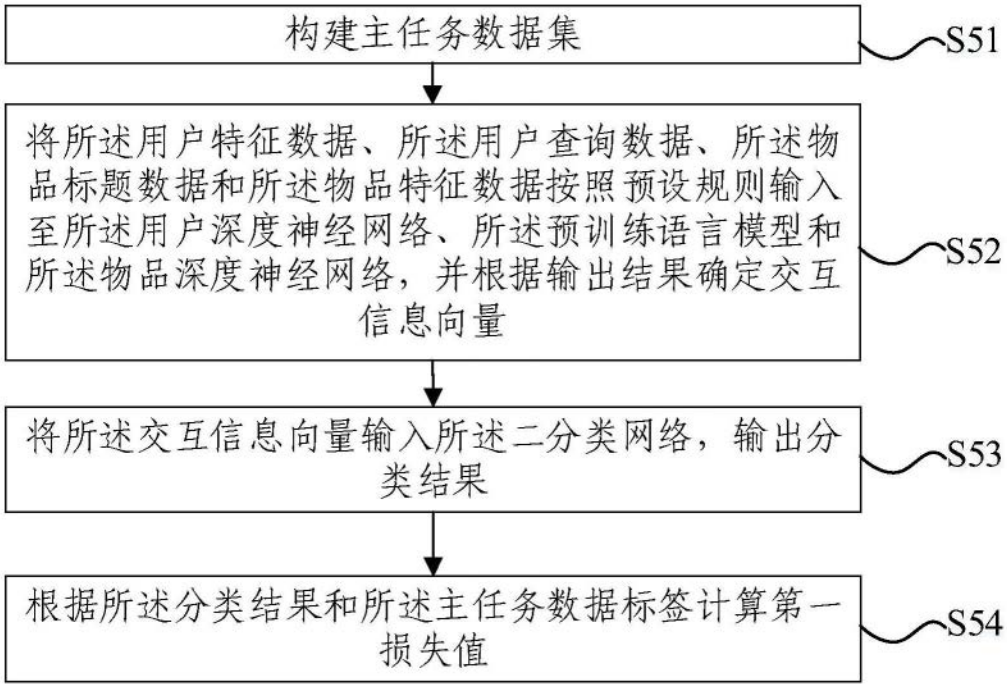
构建主任务数据集
S51
将所述用户特征数据、所述用户查询数据、所述物品标题数据和所述物品特征数据按照预设规则输入至所述用户深度神经网络、所述预训练语言模型和所述物品深度神经网络，并根据输出结果确定交互信息向量
S52
将所述交互信息向量输入所述二分类网络，输出分类结果
S53
根据所述分类结果和所述主任务数据标签计算第一损失值
S54

图5

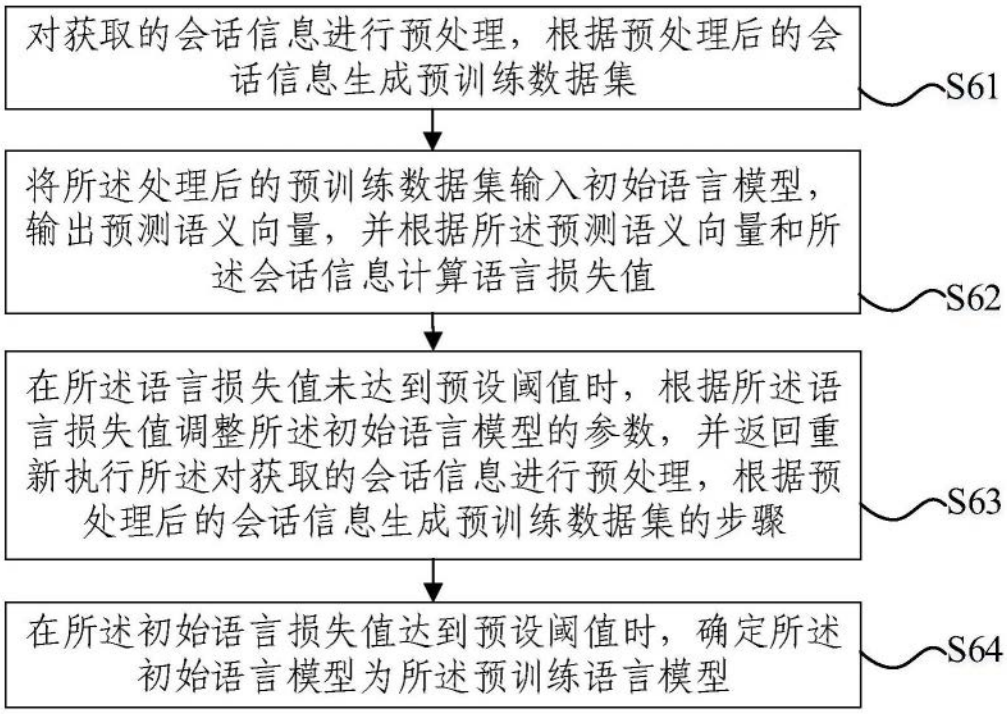
对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集
S61
将所述处理后的预训练数据集输入初始语言模型，输出预测语义向量，并根据所述预测语义向量和所述会话信息计算语言损失值
S62
在所述语言损失值未达到预设阈值时，根据所述语言损失值调整所述初始语言模型的参数，并返回重新执行所述对获取的会话信息进行预处理，根据预处理后的会话信息生成预训练数据集的步骤
S63
在所述初始语言损失值达到预设阈值时，确定所述初始语言模型为所述预训练语言模型
S64

图6

输入
您 要 咨询 什么 sep 没有 扣款 成功 sep 好的 您 稍等
话术向量
标签向量
位置向量
E您 E要 E咨询 E什么 Esep E没有 E扣款 E成功 Esep E好的 E您 E稍等
E客服 E客服 E客服 E客服 E客服 E客户 E客户 E客户 E客户 E客服 E客服 E客服
E0 E1 E2 E3 E4 E5 E6 E7 E8 E9 E10 E11

图7

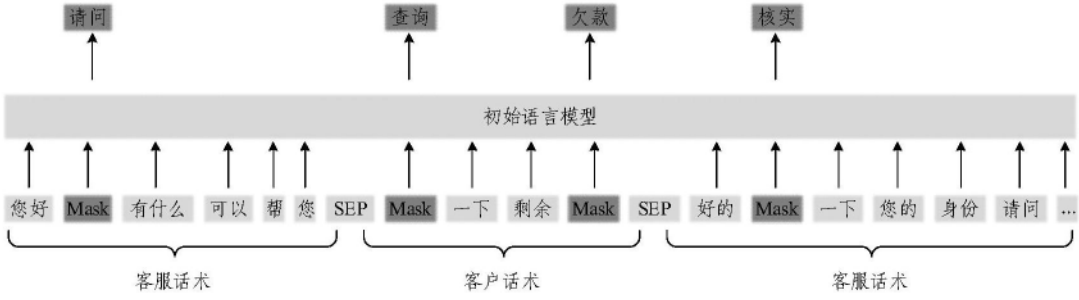
请问
查询
欠款
核实
初始语言模型
您好 Mask 有什么 可以 帮 您 SEP Mask 一下 剩余 Mask SEP 好的 Mask 一下 您的 身份 请问 ...
客服话术
客户话术
客服话术

图8

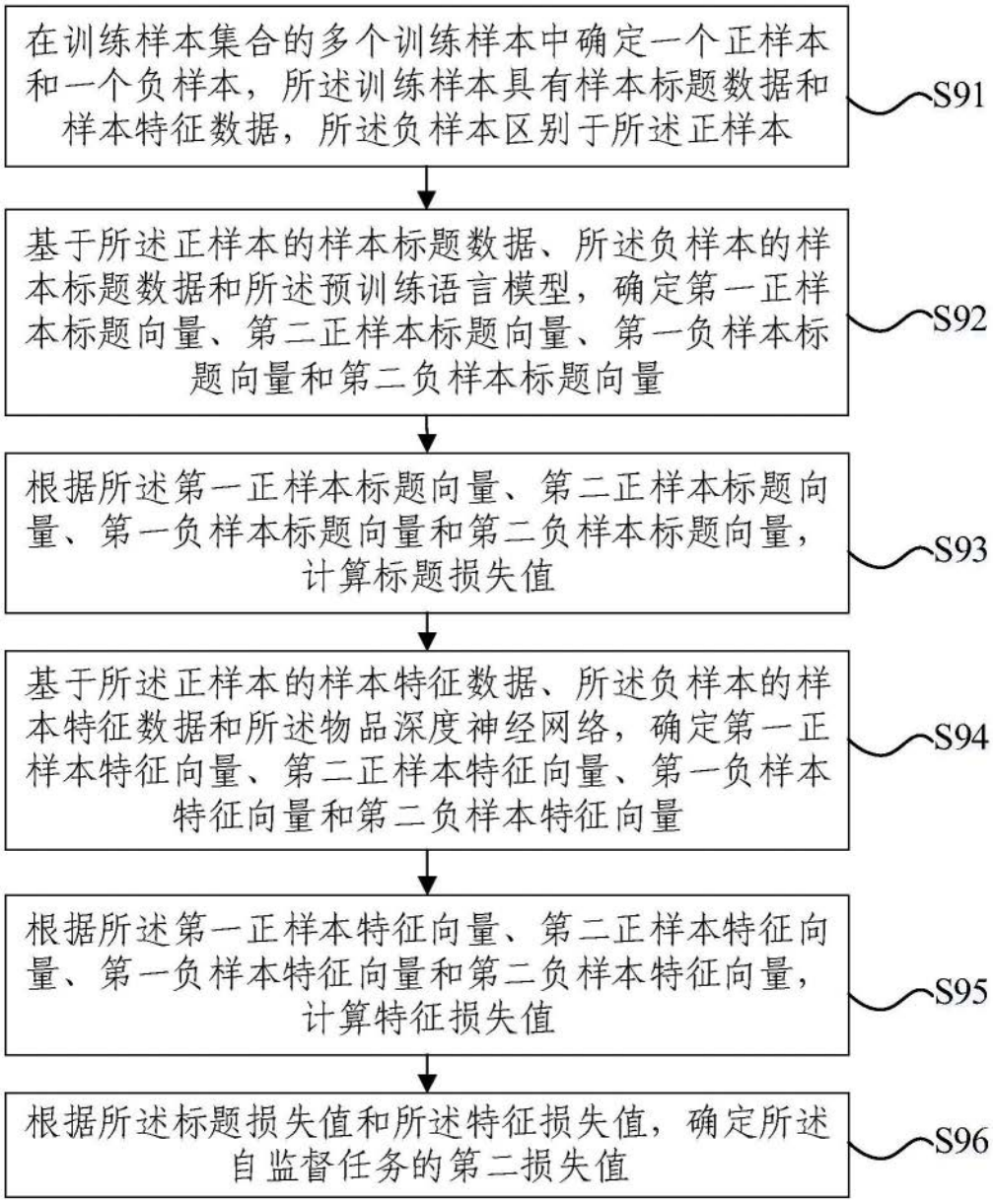
在训练样本集合的多个训练样本中确定一个正样本和一个负样本，所述训练样本具有样本标题数据和样本特征数据，所述负样本区别于所述正样本
S91
基于所述正样本的样本标题数据、所述负样本的样本标题数据和所述预训练语言模型，确定第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量
S92
根据所述第一正样本标题向量、第二正样本标题向量、第一负样本标题向量和第二负样本标题向量，计算标题损失值
S93
基于所述正样本的样本特征数据、所述负样本的样本特征数据和所述物品深度神经网络，确定第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量
S94
根据所述第一正样本特征向量、第二正样本特征向量、第一负样本特征向量和第二负样本特征向量，计算特征损失值
S95
根据所述标题损失值和所述特征损失值，确定所述自监督任务的第二损失值
S96

图9

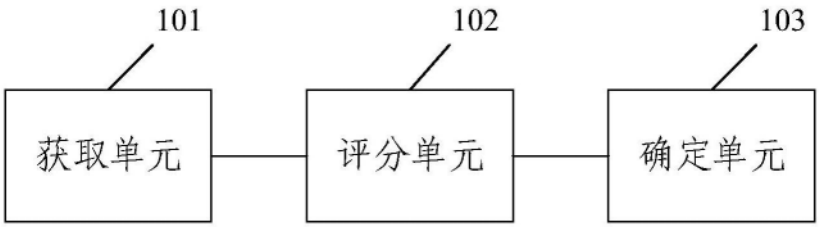
101
102
103
获取单元
评分单元
确定单元

图10

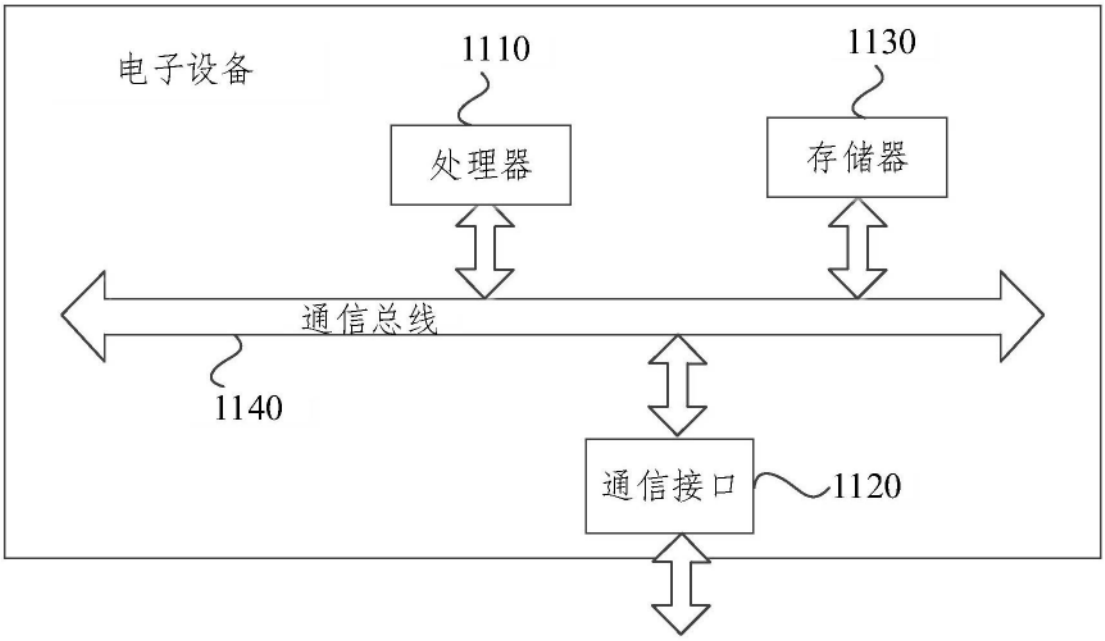

图11