(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 119180288 A
(43)申请公布日 2024.12.24

(21)申请号 202411213221.7

(22)申请日 2024.08.30

(71)申请人 北京理工大学
地址 100081 北京市海淀区中关村南大街5号

(72)发明人 薛文皓 秦志达 张颢耀 杨诗晓 杜恩俊 田兴博 李爽 黄天羽

(74)专利代理机构 北京理工大学专利中心 11120
专利代理师 刘芳

(51)Int.Cl.
G06F 40/35(2020.01)
G06N 3/0442(2023.01)
G06N 3/084(2023.01)

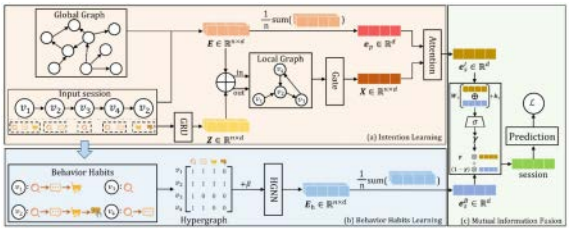
权利要求书3页 说明书10页 附图1页

(54)发明名称

一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法及系统

(57)摘要

本发明属于推荐系统技术领域,提供一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法,该方法具体过程为:会话意图特征获取:构造一个全局项目转换图来提取项目之间的语义连接,聚合项目行为序列,并通过门控机制将语义连接与行为序列融合,以捕获细粒度的用户意图,基于所述用户意图获取细粒度行为操作的会话意图特征;会话行为习惯特征获取:将会话项目指定为超图中的超边,并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点,构造行为习惯超图,基于所述行为习惯超图学习用户级行为习惯特征;会话特征融合:将所述会话意图特征与行为习惯特征进行融合以学习用户真实的意图表示,并通过该表示来预测用户可能感兴趣的项目。



CN 119180288 A

1.一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法,其特征在于,具体过程为:

会话意图特征获取:构造一个全局项目转换图来提取项目之间的语义连接,利用门控循环单元聚合项目行为序列,并通过门控机制将语义连接与行为序列融合,以捕获细粒度的用户意图,进一步基于所述用户意图获取细粒度行为操作的会话意图特征;

会话行为习惯特征获取:将会话项目指定为超图中的超边,并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点,构造行为习惯超图,基于所述行为习惯超图学习用户级行为习惯特征;

会话特征融合:将所述会话意图特征与行为习惯特征进行融合以学习用户真实的意图表示,并通过该表示来预测用户可能感兴趣的项目。

2.根据权利要求1所述行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法,其特征在于,所述会话意图特征获取的具体过程为:

1.1针对会话中的项目,基于项目之间语义连接,进行全局项目转换图构建,得到全局高阶邻域信息的项目表示$\mathbf{E}_{\mathrm{g}}^{(\mathrm{L_g})}$;

1.2基于所述全局高阶邻域信息的项目表示$\mathbf{E}_{\mathrm{g}}^{(\mathrm{L_g})}$,聚合项目的行为序列,学习会话最终意图的宏观项目表示X,实现细粒度用户意图的捕获;

1.3根据所述会话最终意图的宏观项目表示X,生成包含会话中项目顺序信息、全局级邻域关系和项目内的细粒度行为操作的会话意图$\boldsymbol{e}_s^I$。

3.根据权利要求2所述行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法,其特征在于,所述步骤1.1的具体过程为:

首先,基于会话项目之间语义连接,寻找会话中每一项目v_i的后续邻居集合$\mathcal{N}(v_i)$,构造全局项目转换图G;根据所述全局项目转换图G,生成归一化邻接矩阵A^g;

其次,基于所述归一化邻接矩阵A^g,利用图卷积层对项目进行全局编码,在L_g层传播后,得到了集成了全局高阶邻域信息的项目表示$\boldsymbol{E}_g^{(\mathrm{L}g)}$。

4.根据权利要求3所述行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法,其特征在于,所述步骤1.2的具体过程为:

首先,针对会话中每一项目v_i对应的行为序列h_i送入门控循环单元(GRU)学习,将最后一个行为的隐藏状态作为项目v_i的行为时间特征z_i,进而得到所有项目的行为时间特征$Z=[z_1,z_2,\cdots,z_n]$;

其次,从所述全局高阶邻域信息的项目表示$\boldsymbol{E}_g^{(\mathrm{L}g)}$采样项目嵌入表示E,连接所述时间特征Z,实现行为时间特征与目标表示的聚合;

再次,将聚合的信息分别送入两个邻接矩阵A_{in}和A_{out}中进行传播,得到两个视图的高阶融合I_{in},I_{out}

最后,针对所述两个视图的高阶融合I_{in},I_{out},通过使用门控机制对项目嵌入和行为意图信息进行过滤和更新,得到了会话中最终的宏观项目表示X。

5.根据权利要求4所述行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法,其特征在于,所述步

骤1.3的具体过程为：

构建了会话的意图原型e_p；

$$\boldsymbol{e}_p = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{e}_i \tag{8}$$

其中，e_i表示初始化的i_{tem}；

基于所述会话意图原型，利用门控注意层，将会话意图原型传递到项目表示中，如下所示：

$$\alpha_i = \frac{(\boldsymbol{W}_q\boldsymbol{x}_i)^T\boldsymbol{W}_k\boldsymbol{e}_p}{\sqrt{d}}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_i = (1-\alpha_i)\boldsymbol{x}_i + \alpha_i\boldsymbol{e}_p \tag{9}$$

其中，α_i为会话中宏观项目v_i的注意力权重，而$\boldsymbol{W}_q, \boldsymbol{W}_k \in \mathbb{R}^{d\times d}$为可学习参数，d为嵌入向量的维度，$x_i$为X的元素；

使用最后一个宏观项目v_i的表示作为会话的总体意图表示：

$$\boldsymbol{e}_s^I = \hat{\boldsymbol{x}}_n \tag{10}$$

其中，$\boldsymbol{e}_s^I \in \mathbb{R}^d$表示会话的意图表示，它集成了会话中项目的顺序信息、全局级邻域关系和项目内的细粒度行为操作。

6.根据权利要求2所述行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法，其特征在于，所述会话行为习惯特征获取的具体过程为：

2.1将会话项目指定为超图中的超边，并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点，为每一会话构建一个行为习惯超图G^h，且构造超图时添加了残差连接；

2.2针对所述行为习惯超图G^h，利用超图卷积的方法进行消息传递，将行为习惯集成到项目表示中，得到超图学习网络E_h；

2.3将所述超图学习网络进行平均池化处理，得到将行为习惯整合到项目中后融合的最终会话表示$\boldsymbol{e}_s^B$。

7.根据权利要求1所述行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法，其特征在于，所述会话特征融合为：采用门控注意层来带权重的实现相互信息融合。

8.根据权利要求7所述行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法，其特征在于，所述会话特征融合为：

$$\boldsymbol{\gamma} = \sigma(\boldsymbol{W}_s(\boldsymbol{e}_s^I \oplus \boldsymbol{e}_s^B) + \boldsymbol{b}_s)$$

$$\boldsymbol{e}_s = \boldsymbol{\gamma}\otimes\boldsymbol{e}_s^I + (\boldsymbol{1}-\boldsymbol{\gamma})\boldsymbol{e}_s^B$$

其中，W_s和b_s为学习的参数，e_s为最终的会话表示，$\sigma(\cdot)$表示sigmoid函数，$\otimes$表示元素级乘法运算符。

9.根据权利要求1所述行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法，其特征在于，还包括优化与预测：

对会话表示和项目嵌入进行L2正则化,公式如下:

$$\hat{\boldsymbol{e}}_s = L_2Norm(\boldsymbol{e}_s)$$

$$\hat{\boldsymbol{E}}_g = L_2Norm(\boldsymbol{E}_g) \quad (15)$$

其中,E_g是初始化的全局项目嵌入;

计算了最终的预测结果,并采用交叉熵损失作为模型训练的优化器:

$$\hat{y}_i = \mathrm{softmax}(\hat{\boldsymbol{e}}_s^T \hat{\boldsymbol{E}}_g)$$

$$\mathcal{L} = -\sum_{i=1}^{N} y_i \log(\hat{y}_i) \quad (16)$$

其中,$\hat{y}_i$和y_i分别表示v_i项被预测的概率和真实值,$\mathcal{L}$表示模型的损失函数。

10.一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐系统,其特征在于,包括意图学习模块、行为习惯学习模块及特征融合模块;

意图学习模块,用于构造一个全局项目转换图来提取项目之间的语义连接,聚合项目行为序列,并通过门控机制将语义连接与行为序列融合,以捕获细粒度的用户意图,并基于所述用户意图进一步获取细粒度行为操作的会话意图特征;

行为习惯学习模块,将会话项目指定为超图中的超边,并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点,构造行为习惯超图,基于所述行为习惯超图学习用户级行为习惯特征;

特征融合,用于将所述会话意图特征与行为习惯特征进行融合以学习用户真实的意图表示,并通过该表示来预测用户可能感兴趣的项目。

一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于推荐系统技术领域,本发明涉及一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法及系统。

背景技术

[0002] 基于会话的推荐算法旨在对匿名的、具有时序性的会话进行下一个项目的预测。由于近年来对用户隐私保护的日益完善,基于会话的推荐系统已逐渐成为一个热门的研究领域。传统的方法利用马尔可夫链来编码会话。但是,这些方法只能根据前一项来预测后一项,这导致了对会话的整体序列信息的利用不足。为了解决这个问题,一些方法利用递归神经网络(RNN)来建模会话并捕获序列中的时间关系。近年来,由于图神经网络(GNN)在捕获结构特征方面的优势,许多方法将GNN引入到特征学习过程中,取得了良好的效果。

[0003] 然而,上述方法只考虑了项目之间的宏观的联系,而没有利用用户与项目之间复杂的行为信息,不能捕获细粒度的用户偏好。例如,在购物场景中,与用户只浏览过的产品相比,用户显然对那些与他们已经添加到购物车或已经购买的产品更相关的产品更感兴趣。因此,考虑行为信息能够更好地捕捉到用户的意图。最近,一些方法将多行为信息引入到会话推荐中。TGT设计了时间图Transformer,通过探索行为之间的演化相关性来捕获动态的用户-项目交互模式。MBHT设计了一个多尺度Transformer来学习序列的行为顺序模式,并利用超图来学习交叉行为依赖关系。EMBSR设计了多图来聚合序列中的微操作,并利用扩展的注意力机制来学习二元的行为模式。

[0004] 尽管现有的方法在聚合行为信息的序列表示和挖掘行为依赖性之间的关系方面取得了良好的成就,但仍有一些问题需要解决:

[0005] 第一,无法学习用户级别的行为习惯。目前基于多行为的会话推荐方法仅限于在行为或项目级别上学习行为依赖性,而忽视了用户级别的复杂行为依赖。行为级的依赖学习方法只建模单一行为,难以处理复杂的多行为场景。项目级方法虽然能够捕获交叉行为依赖关系,但通常只能学习二元的行为依赖或在连续时间戳下的连续行为,无法突破时间的限制。这种限制意味着他们无法捕捉到用户对物品的全部行为习惯。现有的方法没有充分挖掘用户级的依赖关系,而这对于准确地反映用户的意图至关重要。

[0006] 第二,在基于会话的推荐系统中,预测目标行为下的项目这一任务是不合理的。目前的基于多行为的会话推荐系统方法通常定义一个目标行为,并将其他行为视为辅助行为,专注于预测该目标行为下的下一个项目。然而,在现实中,用户在执行目标行为之前经常会进行辅助行为。这种方法可能会导致系统推荐用户已经交互过的项目,而不是新的项目,这与推荐系统的目的相矛盾,并可能会降低用户体验。

发明内容

[0007] 有鉴于此,本发明提供一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法及系统,通过融合会话意图特征和会话行为习惯特征,以学习用户真实的意图表示,可以准确预测用

户感兴趣的项目。

[0008] 实现本发明的技术方案如下：

[0009] 一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法，具体过程为：

[0010] 会话意图特征获取：构造一个全局项目转换图来提取项目之间的语义连接，利用门控循环单元(GRU)聚合项目行为序列，并通过门控机制将语义连接与行为序列融合，以捕获细粒度的用户意图，进一步基于所述用户意图获取细粒度行为操作的会话意图特征；

[0011] 会话行为习惯特征获取：将会话项目指定为超图中的超边，并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点，构造行为习惯超图，基于所述行为习惯超图学习用户级行为习惯特征；

[0012] 会话特征融合：将所述会话意图特征与行为习惯特征进行融合以学习用户真实的意图表示，并通过该表示来预测用户可能感兴趣的项目。

[0013] 进一步地，本发明所述会话意图特征获取的具体过程为：

[0014] 1.1针对会话中的项目，基于项目之间语义连接，进行全局项目转换图构建，得到全局高阶邻域信息的项目表示$\mathbf{E}_{\mathrm{g}}^{(\mathrm{L_g})}$；

[0015] 1.2基于所述全局高阶邻域信息的项目表示$\mathbf{E}_{\mathrm{g}}^{(\mathrm{L_g})}$，聚合项目的行为序列，学习会话最终意图的宏观项目表示X，实现细粒度用户意图的捕获；

[0016] 1.3根据所述会话最终意图的宏观项目表示X，生成包含会话中项目顺序信息、全局级邻域关系和项目内的细粒度行为操作的会话意图$\boldsymbol{e}_s^l$。

[0017] 进一步地，本发明所述步骤1.1的具体过程为：

[0018] 首先，基于会话项目之间语义连接，寻找会话中每一项目v_i的后续邻居集合$\mathcal{N}(v_i)$，构造全局项目转换图G；根据所述全局项目转换图G，生成归一化邻接矩阵A^g；

[0019] 其次，基于所述归一化邻接矩阵A^g，利用图卷积层对项目进行全局编码，在L_g层传播后，得到了集成了全局高阶邻域信息的项目表示$\boldsymbol{E}_g^{(\mathrm{L}g)}$。

[0020] 进一步地，本发明所述步骤1.2的具体过程为：

[0021] 首先，针对会话中每一项目v_i对应的行为序列h_i送入门控循环单元(GRU)学习，将最后一个行为的隐藏状态作为项目v_i的行为时间特征z_i，进而得到所有项目的行为时间特征$Z=[z_1,z_2,\cdots,z_n]$；

[0022] 其次，从所述全局高阶邻域信息的项目表示$\boldsymbol{E}_g^{(\mathrm{L}g)}$采样项目嵌入表示E，连接所述时间特征Z，实现行为时间特征与目标表示的聚合；

[0023] 再次，将聚合的信息分别送入两个邻接矩阵A_{in}和A_{out}中进行传播，得到两个视图的高阶融合I_{in}，I_{out}

[0024] 最后，针对所述两个视图的高阶融合I_{in}，I_{out}，通过使用门控机制对项目嵌入和行为意图信息进行过滤和更新，得到了会话中最终的宏观项目表示X。

[0025] 进一步地，本发明所述步骤1.3的具体过程为：

[0026] 构建了会话的意图原型e_p；

[0027] $$\boldsymbol{e}_p = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{e}_i \quad (8)$$

[0028] 其中,e_i表示初始化的item;

[0029] 基于所述会话意图原型,利用门控注意层,将会话意图原型传递到项目表示中,如下所示:

[0030] $$\alpha_i = \frac{(\boldsymbol{W}_q\boldsymbol{x}_i)^T\boldsymbol{W}_k\boldsymbol{e}_p}{\sqrt{d}}$$

[0031] $$\hat{\boldsymbol{x}}_i = (1-\alpha_i)\boldsymbol{x}_i + \alpha_i\boldsymbol{e}_p \quad (9)$$

[0032] 其中,α_i为会话中宏观项目v_i的注意力权重,而$\boldsymbol{W}_q, \boldsymbol{W}_k \in \mathbb{R}^{d\times d}$为可学习参数,d为嵌入向量的维度,$x_i$为X的元素;

[0033] 使用最后一个宏观项目v_i的表示作为会话的总体意图表示:

[0034] $$\boldsymbol{e}_s^I = \hat{\boldsymbol{x}}_n \quad (10)$$

[0035] 其中,$\boldsymbol{e}_s^I \in \mathbb{R}^d$表示会话的意图表示,它集成了会话中项目的顺序信息、全局级邻域关系和项目内的细粒度行为操作。

[0036] 进一步地,本发明所述会话行为习惯特征获取的具体过程为:

[0037] 2.1将会话项目指定为超图中的超边,并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点,为每一会话构建一个行为习惯超图G^h,且构造超图时添加了残差连接;

[0038] 2.2针对所述行为习惯超图G^h,利用超图卷积的方法进行消息传递,将行为习惯集成到项目表示中,得到超图学习网络E_h;

[0039] 2.3将所述超图学习网络进行平均池化处理,得到将行为习惯整合到项目中后融合的最终会话表示$\boldsymbol{e}_s^B$。

[0040] 进一步地,本发明所述会话信息融合为:采用门控注意层来带权重的实现相互信息融合。

[0041] 进一步地,本发明所述会话信息融合为:

[0042] $$\boldsymbol{\gamma} = \sigma(\boldsymbol{W}_s(\boldsymbol{e}_s^I \oplus \boldsymbol{e}_s^B) + \boldsymbol{b}_s)$$

[0043] $$\boldsymbol{e}_s = \boldsymbol{\gamma}\otimes\boldsymbol{e}_s^I + (\boldsymbol{1}-\boldsymbol{\gamma})\boldsymbol{e}_s^B$$

[0044] 其中,W_s和b_s为学习的参数,e_s为最终的会话表示,σ(·)表示sigmoid函数,⊗表示元素级乘法运算符。

[0045] 进一步地,本发明还包括优化与预测:

[0046] 对会话表示和项目嵌入进行L2正则化,公式如下:

[0047] $$\hat{\boldsymbol{e}}_s = L_2Norm(\boldsymbol{e}_s)$$

[0048] $$\hat{\boldsymbol{E}}_g = L_2Norm(\boldsymbol{E}_g) \quad (15)$$

[0049] 其中,E_g是初始化的全局项目嵌入;

[0050] 计算了最终的预测结果,并采用交叉熵损失作为模型训练的优化器:

[0051] $$\hat{y}_i = \mathrm{softmax}(\hat{\boldsymbol{e}}_s^T \hat{\boldsymbol{E}}_g)$$

[0052] $$\mathcal{L} = -\sum_{i=1}^{N} y_i \log(\hat{y}_i) \qquad (16)$$

[0053] 其中,$\hat{y}_i$和y_i分别表示v_i项被预测的概率和真实值,$\mathcal{L}$表示模型的损失函数。

[0054] 另一方面,本申请实施例一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐系统,包括意图学习模块、行为习惯学习模块及特征融合模块;

[0055] 意图学习模块,用于构造一个全局项目转换图来提取项目之间的语义连接,聚合项目行为序列,并通过门控机制将语义连接与行为序列融合,以捕获细粒度的用户意图,并基于所述用户意图进一步获取细粒度行为操作的会话意图特征;

[0056] 行为习惯学习模块,将会话项目指定为超图中的超边,并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点,构造行为习惯超图,基于所述行为习惯超图学习用户级行为习惯特征;

[0057] 特征融合,用于将所述会话意图特征与行为习惯特征进行融合以学习用户真实的意图表示,并通过该表示来预测用户可能感兴趣的项目。

[0058] 有益效果

[0059] 第一,相比于现有技术在行为和项目层面上学习行为依赖,本发明通过构建超图来学习用户级的行为依赖关系来获取会话中的行为习惯。这样所捕获到的信息更加全面、具有可解释性,更能反映用户的意图。

[0060] 第二,本发明旨在发现用户可能感兴趣的项目,而不是简单地预测可能在目标行为下交互的项目。本发明构建了一个全局图来搜索整个语义空间,结合行为信息,学习复杂的用户行为习惯,以便更准确地捕捉用户的意图,同时具有更好的推荐新的物品给用户的能力。

附图说明

[0061] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,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它的附图。

[0062] 图1为本发明一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐框架示意图。

具体实施方式

[0063] 下面结合附图对本发明实施例进行详细描述。

[0064] 需说明的是,在不冲突的情况下,以下实施例及实施例中的特征可以相互组合;并且,基于本公开中的实施例,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,都属于本公开保护的范围。

[0065] 需要说明的是,下文描述在所附权利要求书的范围内的实施例的各种方面。应显而易见,本文中所描述的方面可体现于广泛多种形式中,且本文中所描述的任何特定结构

及/或功能仅为说明性的。基于本公开,所属领域的技术人员应了解,本文中所描述的一个方面可与任何其它方面独立地实施,且可以各种方式组合这些方面中的两者或两者以上。举例来说,可使用本文中所阐述的任何数目个方面来实施设备及/或实践方法。另外,可使用除了本文中所阐述的方面中的一或多者之外的其它结构及/或功能性实施此设备及/或实践此方法。

[0066] 本发明的设计思想为:如图1所示,首先,学习项目级别的语义信息以及行为顺序模式,得到行为感知融合语义的意图表示,具体为:设计了一个全局有向图来提取项目空间中的语义关系(邻居关系),并利用GRU来捕获每个宏观项目的行为顺序关系(即行为时间特征),以获得行为感知融合语义的意图表示;其次,对于输入会话,构建了一个超图来捕获会话中的行为习惯,并通过超图神经网络更新项目表示,以增强用户意图。最后,融合了这两种类型的互信息,得到了最终的会话表示形式。

[0067] 如图1所示,一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐方法,具体过程为:下述步骤中第一步与第二步为并列关系,不存在实施的先后顺序,本实施例为了便于理解,将会话意图特征获取记为第一步,将会话行为习惯特征获取记为第二步。

[0068] 第一步,会话意图特征获取

[0069] 构造一个全局项目转换图来提取项目之间的语义连接,聚合项目行为序列,并通过门控机制将语义连接与行为序列融合,以捕获细粒度的用户意图,进一步获取细粒度行为操作的会话意图特征;该步骤的具体过程为:

[0070] 1.1针对会话中的项目,基于项目之间语义连接,进行全局项目转换图构建,得到了集成了全局高阶邻域信息的项目表示$\mathbf{E}_{\mathbf{g}}^{(\mathbf{L_g})}$。

[0071] 目前,大多数多行为推荐方法只对当前会话中的项目进行编码,忽略了全局复杂的高阶项目转换关系,而这样的高阶关系有利于学习会话中的项目嵌入。为利用这种信息,本申请构造了一个全局项目交互图来聚合全局级的邻域信息。

[0072] 定义项目集合为$\mathcal{V}$,项目的个数为N。如果在会话集$\mathcal{S}$中存在$v_i, v_j \in \mathcal{V}$且满足$v_i \rightarrow v_j$,这意味着用户在与项目v_i交互后与项目v_j交互,项目v_i与项目v_j之间存在语义连接。将v_j定义为v_i的后继邻居,从而可以获得所有项目的后继邻居集合$\mathcal{N}(v_i)$。因此构造的全局图可以表示为$\mathbf{G} = \{\mathcal{V},\ \mathcal{E}\}$,其中$\mathcal{E} = \{(v_i,\ v_j)|v_i \in \mathcal{V},\ v_j \in \mathcal{N}(v_i)\}$表示全局的交互边集。$\mathcal{N}(v_i)$是项目$v_i$的后续邻居集合。根据G,生成一个归一化邻接矩阵$\mathbf{A}^g \in \mathbb{R}^{N\times N}$,如下:

[0073] $$a_{ij}^{g} = \frac{g_{ij}}{\sum_{k=1}^{N} g_{ik}} \quad (1)$$

[0074] 其中,a_{ij}^{g}和g_{ij}分别表示A^g和G中的元素。

[0075] 设计了一个简化的图卷积层来对项目进行全局编码,公式如下:

[0076] $$\boldsymbol{E}_{g}^{(l+1)} = \boldsymbol{D}^{-1}\mathbf{A}^{g}\boldsymbol{E}_{g}^{(l)}\mathbf{W}^{(l)} \quad (2)$$

[0077] 式中,$\boldsymbol{E}_{g}^{(l)} \in \mathbb{R}^{N\times d}$和$\mathbf{W}^{(l)} \in \mathbb{R}^{d\times d}$分别表示第l层的项目嵌入和参数矩阵,d表

示嵌入维度大小，$\boldsymbol{D} \in \mathbb{R}^{N \times N}$为度矩阵。在$L_g$层传播后，得到了集成了全局高阶邻域信息的项目表示$\boldsymbol{E}_g^{(L_g)}$。

[0078] 1.2基于所述全局高阶邻域信息的项目表示$\mathbf{E}_{\mathbf{g}}^{(\mathbf{L_g})}$，聚合项目的行为序列，学习会话最终意图的宏观项目表示X，实现细粒度用户意图的捕获；

[0079] 对于原始会话$\mathbf{s} = [v_1^{b_{1,1}}, v_1^{b_{1,2}}, v_2^{b_{2,1}}, \cdots, v_n^{b_{n,m}}]$，可以得到重构的会话$s=[v_1, v_2, \cdots, v_n]$和行为序列$H=[h_1, h_2, \cdots, h_n]$，其中$h_i=[b_{i,1}, b_{i,2}, \cdots, b_{i,l}]$表示宏观项目$v_i$的行为序列。在获得聚合全局邻域信息的项嵌入表示后，设计了一个宏观项目表示生成器来捕获会话中每个宏观项目的个性化特征。

[0080] 为了提取宏观项目v_i的行为序列特征，将其对应的行为序列h_i送入门控神经单元(GRU)中进行学习，公式如下：

[0081] $$\boldsymbol{z}_{i,j} = GRU\left(\boldsymbol{e}_{i,j}^{b}, \boldsymbol{z}_{i,j-1}, \Phi_{GRU}\right) \quad (3)$$

[0082] 其中，$\boldsymbol{z}_{i,j} \in \mathbb{R}^d$和$\boldsymbol{e}_{i,j}^{b} \in \mathbb{R}^d$分别表示行为$b_{i,j}$的隐藏状态和嵌入表示，$\Phi_{GRU}$为GRU的所有参数。经过GRU处理后，$h_i$中最后一个行为的隐藏状态$z_{i,l}$包含了整个行为序列的聚合信息。因此，将其看作是宏观项目v_i的行为特征z_i.这样，可以得到会话中所有宏观项目的行为时间特征$\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{n \times d}$：

[0083] $Z=[z_1, z_2, \ldots, z_n]$ (4)

[0084] 虽然会话是匿名的，但从结构和时序的角度学习他们的项目和行为仍然可以捕捉到每个会话的独特偏好。为了实现个性化的推荐，对于每个会话，构造了邻接矩阵$\boldsymbol{A}_{in}, \boldsymbol{A}_{out} \in \mathbb{R}^{n \times n}$，分别包含宏观项目序列按时间顺序的入度和出度，其中n是包含了宏观项目的会话的长度。同时，将项目嵌入与行为特征进行聚合，并通过这两个邻接矩阵传播信息，以捕获会话的偏好特征：

[0085] $$\mathbf{P} = \mathbf{E} \oplus \mathbf{Z} \quad (5)$$

[0086] 其中，$\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{n \times 2d}$是将宏观项目的行为时间特征与项目表示聚合后的表示，$\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{n \times d}$是根据会话中所有的宏观项目从$\boldsymbol{E}_g^{(L_g)}$采样到的项目嵌入表示，$\oplus$是连接操作。然后，将聚合的信息分别送入两个邻接矩阵A_{in}和A_{out}中进行传播，得到两个视图的高阶融合表示：

[0087] $I_{in}=A_{in}W_{in}P+b_{in}$

[0088] $I_{out}=A_{out}W_{out}P+b_{out}$ (6)

[0089] 其中，$\boldsymbol{W}_{in}, \boldsymbol{W}_{out} \in \mathbb{R}^{2d \times d}$和$\boldsymbol{b}_{in}, \boldsymbol{b}_{out} \in \mathbb{R}^{n \times d}$是可学习的参数，$\boldsymbol{I}_{in}$，$\boldsymbol{I}_{out} \in \mathbb{R}^{n \times d}$表示宏观项目在两个视图的高阶融合表示。在局部邻域传播之后，提取了用户在其行为中隐藏的项的意图表示。然而，所提取的信息可能包含噪声。为了提高模型的性能和泛化能力，引入了一种门控机制来去除一些不重要的信息，实现了多个信息的聚合。计算公式如下：

[0090] $$\mathbf{I} = \boldsymbol{I}_{in} \oplus \boldsymbol{I}_{out}$$

[0091] $U=\sigma(W_{zi}I+W_{zh}E)$

[0092] $R=\sigma(W_{ri}I+W_{rh}E)$

[0093] $$\boldsymbol{E}' = \tanh(\boldsymbol{W}_{ni}\mathbf{I} + \boldsymbol{W}_{nh}(\mathbf{R} \otimes \mathbf{E}))$$

[0094] $$\mathbf{X} = (\mathbf{1} - \mathbf{U}) \otimes \mathbf{E} + \mathbf{U} \otimes \boldsymbol{E}' \quad (7)$$

[0095] 其中，$\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{2n \times d}$ 表示结合了两个视图的融合意图表示。$\boldsymbol{W}_{zi}, \boldsymbol{W}_{ri}, \boldsymbol{W}_{ni} \in \mathbb{R}^{2d \times d}$、$\boldsymbol{W}_{zh}, \boldsymbol{W}_{rh}, \boldsymbol{W}_{nh} \in \mathbb{R}^{d \times d}$都是可训练的参数。σ(•)表示sigmoid函数，⊗表示元素级乘法运算符。U表示更新门，控制信息更新的大小，而R是控制需要保留多少信息的重置门。通过使用门控机制对项目嵌入和行为意图信息进行过滤和更新，得到了会话中最终的宏观项目表示$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times d}$。

[0096] 1.3根据所述会话最终意图的宏观项目表示X，生成包含会话中项目顺序信息、全局级邻域关系和项目内的细粒度行为操作的会话意图$\boldsymbol{e}_s^I$。

[0097] 在步骤1.2中将获得会话中每个宏观项目的行为感知语义表示，并可以在此基础上学习整个会话的意图。一般来说，用户在一个会话中总是由一种类型的意图所驱动。然而，在一个会话内的项目的意图可能是不同的，所以不可避免地会有噪音。为了更准确地捕捉会话的意图表示，利用注意力门控机制来确定会话中每个项目的权重。

[0098] 首先，构建了会话的意图原型。为了聚合会话中的所有项目信息，采用了一个平均池化操作：

[0099] $$\boldsymbol{e}_p = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{e}_i \quad (8)$$

[0100] 其中，$\boldsymbol{e}_p \in \mathbb{R}^d$是会话的意图原型，$e_i$是初始化的item。然后，设计了一个门控注意层，将会话意图原型传递到项目表示中，如下所示：

[0101] $$\alpha_i = \frac{(\boldsymbol{W}_q \boldsymbol{x}_i)^T \boldsymbol{W}_k \boldsymbol{e}_p}{\sqrt{d}}$$

[0102] $$\hat{\boldsymbol{x}}_i = (1 - \alpha_i)\boldsymbol{x}_i + \alpha_i \boldsymbol{e}_p \quad (9)$$

[0103] 其中，α_i为会话中宏观项目v_i的注意力权重，而$\boldsymbol{W}_q, \boldsymbol{W}_k \in \mathbb{R}^{d \times d}$为可学习参数。这样得到了最终的融合项表示。由于注意力机制的信息传输机制，会话中的最后一个项目包含了来自之前所有项目的信息。因此，使用最后一个宏观项目v_i的表示作为会话的总体意图表示：

[0104] $$\boldsymbol{e}_s^I = \hat{\boldsymbol{x}}_n \quad (10)$$

[0105] 其中，$\boldsymbol{e}_s^I \in \mathbb{R}^d$表示会话的意图表示，它集成了会话中项目的顺序信息、全局级邻域关系和项目内的细粒度行为操作。

[0106] 第二步，会话行为习惯获取

[0107] 将会话项目指定为超图中的超边,并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点,构造习惯超图,基于所述习惯超图学习用户级行为习惯特征。本步骤的具体过程为:

[0108] 本步骤的目的是捕获一个会话中每个项目的完整行为过程,以捕获用户级别的行为习惯,并基于这些信息指导项目表示学习,以实现用户意图的增强。在步骤1.2中,虽然使用GRU来学习与宏观项目对应的行为意图,但学习到的信息仍然局限于会话中的顺序模式,不能捕获用户的整个行为习惯。例如,用户首先单击、浏览并将项目v_1添加到购物车中,然后发现可能感兴趣的项目v_2和v_3,并分别浏览它们,然后他购买了v_1。这样,该用户对应的宏观项目序列为[v_1,v_2,v_3,v_1]。步骤1.2意图学习模块只能分别在两个时间位置上学习v_1的不同行为,不能学到v_1的一个完整的行为习惯。因此在本步骤中,学习用户级的行为习惯以实现意图的增强。

[0109] 由于超图允许一个超边连接两个以上的顶点,因此与一般的图结构相比,它们可以表示更复杂的关系。而对于行为习惯,单个项目可能对应于多种类型的行为,这使得超图结构非常适合于捕获行为习惯。具体过程为:

[0110] 2.1为每个会话构建一个行为习惯超图,以捕获其中的所有项目行为习惯,将会话项目指定为超图中的超边,并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点。对于所构造的超图$\boldsymbol{G}^{\mathrm{h}}=\{\mathcal{V}^h,\mathcal{E}^h\}$,其中$\mathcal{V}^h$表示行为空间中的行为类型集合,$\varepsilon^h$表示会话中的宏观项目集合。与超图对应的相关矩阵Q中的元素定义如下:

[0111] $$q_{ij}=\left|b_j^i\right|+\beta \tag{11}$$

[0112] 其中,$\left|b_j^i\right|$表示会话中对项目v_i执行的行为数量,β是残差连接操作,以防止梯度爆炸。不同的用户生成的行为习惯超图也不完全相同,因此可以从中提取出个人用户的行为偏好。

[0113] 2.2在获得会话的行为习惯超图后,利用超图卷积方法进行消息传递,将行为习惯集成到项目表示中。设计了超图学习网络如下:

[0114] $$\boldsymbol{E}_h=\boldsymbol{D}_v^{-1}Q\boldsymbol{D}_e^{-1}Q^T\widehat{\boldsymbol{E}} \tag{12}$$

[0115] 其中,$\widehat{\boldsymbol{E}}\in\mathbb{R}^{n\times d}$表示在会话中初始化的宏观项目嵌入,$D_v$和$D_e$分别是顶点维和边缘维归一化的度矩阵,经过超图卷积处理后,得到了集成行为习惯信息的项嵌入表示E_h。

[0116] 2.3采用平均池化的方法来计算会话表示:

[0117] $$\boldsymbol{e}_s^B=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{e}_i^h \tag{13}$$

[0118] 其中,$\boldsymbol{e}_s^B\in\mathbb{R}^d$是指将行为习惯整合到项目中后融合的最终会话表示,$\boldsymbol{e}_i^h$为$E_h$的元素。

[0119] 第三步,互信息融合

[0120] 将所述会话意图特征与行为习惯特征进行融合以学习用户真实的意图表示,并通过该表示来预测用户可能感兴趣的项目。该步骤的具体过程为:

[0121] 在框架中,从两个角度来编码会话信息,即会话意图和行为习惯。为了生成最终的会话表示,设计了一个门控注意层来带权重的实现互信息融合。具体实施过程如下:

[0122] $$\boldsymbol{\gamma} = \sigma(\boldsymbol{W}_s(\boldsymbol{e}_s^I \oplus \boldsymbol{e}_s^B) + \boldsymbol{b}_s)$$

[0123] $$\boldsymbol{e}_s = \boldsymbol{\gamma} \otimes \boldsymbol{e}_s^I + (\mathbf{1} - \boldsymbol{\gamma})\boldsymbol{e}_s^B \qquad (14)$$

[0124] 其中,$\boldsymbol{W}_s \in \mathbb{R}^{2d \times d}$和$\boldsymbol{b}_s \in \mathbb{R}^d$都是可学习的参数,而$e_s$是最终的会话表示。通过这种方式,成功地在会话中集成了用户的意图和行为习惯之间的互信息,可以利用这个特征向量进行推荐预测。

[0125] 第四步,模型优化和预测

[0126] 为了使预测过程更加稳定,分别对会话表示和项目嵌入进行L2正则化,公式如下:

[0127] $$\hat{\boldsymbol{e}}_s = L_2 Norm(\boldsymbol{e}_s)$$

[0128] $$\widehat{\boldsymbol{E}}_g = L_2 Norm(\boldsymbol{E}_g) \qquad (15)$$

[0129] 其中,$\boldsymbol{E}_g \in \mathbb{R}^{2d \times d}$是初始化的全局项目嵌入,随后,计算了最终的预测结果,并采用交叉熵损失作为模型训练的优化器:

[0130] $$\hat{y}_i = \mathrm{softmax}(\hat{\boldsymbol{e}}_s^T \widehat{\boldsymbol{E}}_g)$$

[0131] $$\mathcal{L} = -\sum_{i=1}^{N} y_i \log(\hat{y}_i) \qquad (16)$$

[0132] 其中,$\hat{y}_i$和y_i分别表示v_i项被预测的概率和真实值。

[0133] 本申请实施例一种行为习惯增强意图的基于会话的推荐系统,包括:意图学习模块、行为习惯学习模块及特征融合模块;

[0134] 意图学习模块,用于构造一个全局项目转换图来提取项目之间的语义连接,聚合项目行为序列,并通过门控机制将语义连接与行为序列融合,以捕获细粒度的用户意图,并基于所述用户意图进一步获取细粒度行为操作的会话意图特征;

[0135] 行为习惯学习模块,用于将会话项目指定为超图中的超边,并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行为指定为该超边所连接的顶点,构造习惯超图,基于所述习惯超图学习用户级行为习惯特征;

[0136] 特征融合,用于将所述会话意图特征与行为习惯特征进行融合以学习用户真实的意图表示,并通过该表示来预测用户可能感兴趣的项目。

[0137] 本实施例专注于实现用户可能感兴趣的下一个项目的推荐,设计了一个针对全局语义融合行为的意图学习模块。该模块可以有效地整合全局项目转换关系和内部行为时序信息,进一步学习项目之间的行为感知语义关系。在技术上,我们构造了一个全局项目交互图来提取项目之间的语义连接。然后,聚合宏观项下的行为序列,并通过门控机制将语义连接与行为信息融合,以捕获细粒度的用户意图。同时,捕获会话中包含在宏观项目序列中的粗粒度意图表示,用细粒度意图进行聚合,并学习用户的最终意图表示。

[0138] 本实施例利用超图来捕获用户的行为习惯,并在用户级别上学习行为依赖关系;具体地,将宏观项目指定为超图中的超边,并将包含在会话中发生的所有与项目相关的行

为构造为该超边所连接的顶点。这种技术能够从会话中提取用户的行为习惯,超越时间和数量的限制,从而增强用户的意图,减少行为序列中的噪声。同时,为了抵消梯度爆炸和过度平滑的挑战,在构造超图时添加了残差连接。

[0139] 本实施例中利用注意力门控机制,将上述两个模块中学到的会话表示自适应的进行融合,以学习用户真实的意图表示,并通过该表示来预测用户可能感兴趣的项目。

[0140] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到的变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

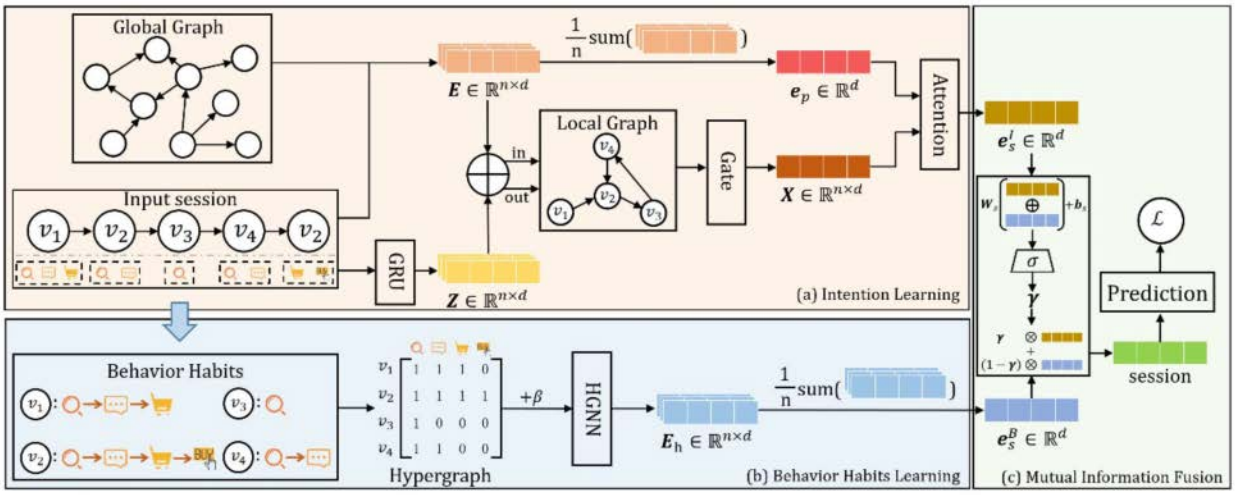

Global Graph
Input session
GRU
Local Graph
in
out
Gate
Attention
Prediction
session
(a) Intention Learning
Behavior Habits
Hypergraph
HGNN
(b) Behavior Habits Learning
(c) Mutual Information Fusion

图1