



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110737778 A

(43)申请公布日 2020.01.31

(21)申请号 201910831234.3

G06N 3/08(2006.01)

(22)申请日 2019.09.04

G06Q 50/18(2012.01)

(71)申请人 北京邮电大学

地址 100876 北京市海淀区西土城路10号  
北京邮电大学新科研楼627室

(72)发明人 欧中洪 刘科孟 吴金盛 谭言信  
宋美娜 宋俊德

(74)专利代理机构 北京清亦华知识产权代理事  
务所(普通合伙) 11201

代理人 王艳斌

(51)Int.Cl.

G06F 16/36(2019.01)

G06F 16/9535(2019.01)

G06F 40/295(2020.01)

G06N 3/04(2006.01)

权利要求书1页 说明书6页 附图3页

## (54)发明名称

基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法

## (57)摘要

本发明公开了一种基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,包括以下步骤:爬取专利资源库构建知识图谱;通过图卷积网络和注意力机制的混合模型挖掘知识图谱,得到用户和专利的内容特征表示向量;通过Transformer模型挖掘用户信息,得到用户历史偏好的序列特征向量;将内容特征表示向量和序列特征向量级联结合,输入Transformer模型的Softmax层进行计算,得到多个候选专利被推荐的概率值;对多个概率值进行Top-k排序,得到Top-k个专利作为目标用户的推荐结果。该方法采用知识图谱丰富特征表示,采用Transformer挖掘行为序列特征,提高推荐结果的精准性和可解释性。



1. 一种基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,其特征在于,包括以下步骤:

爬取专利资源库得到专利信息和用户信息,并根据所述专利信息和所述用户信息构建知识图谱;

通过图卷积网络和注意力机制的混合模型挖掘所述知识图谱,得到用户和专利的内容特征表示向量;

通过Transformer模型挖掘所述用户信息,得到用户历史偏好的序列特征向量;

将所述内容特征表示向量和所述序列特征向量级联结合,输入所述Transformer模型的Softmax层进行计算,得到多个候选专利被推荐的概率值;

对所述多个候选专利被推荐的概率值进行Top-k排序,得到Top-k个专利作为目标用户的推荐结果。

2. 根据权利要求1所述的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,其特征在于,所述知识图谱包括专利领域知识图谱和用户-访问-专利三元组。

3. 根据权利要求2所述的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,其特征在于,所述通过图卷积网络和注意力机制的混合模型挖掘所述知识图谱,得到用户和专利的内容特征表示向量,包括:

通过图卷积网络分别提取所述专利领域知识图谱中的用户属性、专利属性和用户与专利之间的关联实体信息;

根据所述用户属性、专利属性和用户与专利之间的关联实体信息模拟由外向内的信息传播路径;

通过所述注意力机制对所述用户-访问-专利三元组进行处理,获得所述信息传播路径的对应权重,进而得到所述内容特征表示向量。

4. 根据权利要求3所述的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,其特征在于,所述内容特征表示向量包括用户内容特征向量和候选专利内容特征向量。

5. 根据权利要求1所述的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,其特征在于,所述通过Transformer模型挖掘所述用户信息,得到用户历史偏好的序列特征向量,包括:

提取所述用户信息中的用户行为记录;

采用所述Transformer模型对所述用户行为记录进行建模,挖掘出所述序列特征向量。

## 基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及专利推荐技术领域,特别涉及一种基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法。

### 背景技术

[0002] 随着我国科技事业的蓬勃发展,各项科技资源、成果呈现出极速增长的态势。专利作为科技成果的主要呈现形式之一,2018年我国发明专利申请量高达154.2万件,其中授权发明专利43.2万件。而伴随专利资源库的飞速扩张,如何从海量专利资源中获取与自身兴趣、需求匹配的专利资源已成为科技成果转化中的一个重要问题。专利推荐算法作为专利资源信息过滤的重要手段之一,是解决专利信息过载的一种有效方法,目前主要的专利推荐算法有:

[0003] (1) 基于内容的专利推荐方法。该方法是专利推荐的基础方法之一,其核心思想是为用户推荐与其过去感兴趣专利相似的专利。通过获取专利和用户的元数据(包含属性、特征、历史兴趣等),进而基于元数据将专利、用户实现特征表示,根据特征表示,计算专利特征和用户历史偏好的相似度,相似度高则证明专利与用户历史偏好匹配,最终将高相似度的专利作为推荐结果返回。

[0004] (2) 基于协同过滤的专利推荐方法。该方法基于已有用户对已有专利的历史行为,实现对当前用户的专利推荐。该方法主要分为三个小类:基于用户的协同过滤,主要思想是历史专利访问记录相似的用户也是相似的,从而计算用户间的相似度,为用户推荐与其相似的用户感兴趣的专利;基于物品的协同过滤,主要思想是专利的访问用户记录相似的专利也是相似的,从而计算专利间的相似度,为用户推荐与其历史访问专利相似的专利;基于模型的协同过滤,其典型算法是矩阵分解,通过对用户-专利交互评分矩阵的分解,再相乘实现矩阵补全,为用户推荐用户评分高的专利。

[0005] (3) 基于深度神经网络的专利推荐方法。该方法通过对用户和专利的特征表示得到对应的编码向量,基于用户和专利的编码向量作为深度神经网络的输入,是否推荐作为深度神经网络的输出结果,采用监督学习的方式对网络进行训练,最终基于训练的神经网络实现对用户-专利对的推荐结果预测。

[0006] 如上述,目前针对专利的推荐方法主要有:1) 基于内容的专利推荐方法;2) 基于(用户/物品/模型)协同过滤的专利推荐方法;3) 基于深度神经网络的专利推荐方法。

[0007] 方法(1)基础、易于理解,对于不过高要求推荐相关性的简单推荐而言易于实现,但是对专利、用户需收集的信息要求高,对于绝大部分普通用户而言,其用户属性信息大多是缺失的,从而导致推荐的专利结果不够精准,而且具有严重的用户冷启动问题。方法(2)依赖的是用户-专利的历史交互评分矩阵,通过用户或专利相似度等得到未知的用户-专利交互评分实现推荐,避免了用户、专利的信息获取和特征提取,但也忽略了对用户、专利本身特征的考虑,对用户偏好的预测存在偏差,同时,用户的评分行为难以获取,存在严重的数据稀疏和冷启动问题。方法(3)采用了当下流行的深度神经网络算法,能更好地实现对用

户、专利到是否被推荐这一结果的映射,但却缺乏对用户之间的相关性、专利之间的相关性的考虑,同时深度神经网络作为典型的“黑盒”计算模型,其推荐结果缺乏很好的可解释性,用户难以对最终推荐结果予以肯定。

[0008] 另外,上述目前主流的三类专利推荐方法还存在一个共同问题,即忽略了对用户历史交互行为序列的考虑,用户历史行为序列反映的是用户偏好的重点和变化,对于不同用户的精准专利推荐实现具有重要的作用。

[0009] 基于此,亟待解决相关技术中缺乏用户、专利信息导致的用户、专利特征表示差,最终影响推荐结果的精准性问题,以及缺乏信息导致的冷启动问题;有推荐结果的产生路径,推荐结果可解释性差的问题;忽略用户历史行为序列特征,对用户偏好特征抽取不准确导致推荐结果精准性不足的问题。

## 发明内容

[0010] 本发明旨在至少在一定程度上解决相关技术中的技术问题之一。

[0011] 为此,本发明的目的在于提出一种基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,该方法提高推荐结果的精准性和可解释性。

[0012] 为达到上述目的,本发明提出了基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,包括以下步骤:爬取专利资源库得到专利信息和用户信息,根据所述专利信息和用户信息构建知识图谱;通过图卷积网络和注意力机制的混合模型挖掘所述知识图谱,得到用户和专利的内容特征表示向量;通过Transformer模型挖掘所述用户信息,得到用户历史偏好的序列特征向量;将所述内容特征表示向量和所述序列特征向量级联结合,输入所述Transformer模型的Softmax层进行计算,得到多个候选专利被推荐的概率值;对所述多个候选专利被推荐的概率值进行Top-k排序,得到Top-k个专利作为目标用户的推荐结果。

[0013] 本发明实施例的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,采用图卷积神经网络和注意力机制,丰富了用户、专利的特征表示,提高推荐结果的可解释性;基于Transformer模型充分获取用户历史行为的序列特征,分析用户兴趣偏好,最终实现专利的精准推荐。

[0014] 另外,根据本发明上述实施例的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法还可以具有以下附加的技术特征:

[0015] 在本发明的一个实施例中,所述知识图谱包括专利领域知识图谱和用户-访问-专利三元组。

[0016] 在本发明的一个实施例中,所述通过图卷积网络和注意力机制的混合模型挖掘所述知识图谱,得到用户和专利的内容特征表示向量,包括:通过图卷积网络分别提取所述专利领域知识图谱中的用户属性、专利属性和用户与专利之间的关联实体信息;根据所述用户属性、专利属性和用户与专利之间的关联实体信息模拟由外向内的信息传播路径;通过所述注意力机制对所述用户-访问-专利三元组进行处理,获得所述信息传播路径的对应权重,进而得到所述内容特征表示向量。在本发明的一个实施例中,所述内容特征表示向量包括用户内容特征向量和候选专利内容特征向量。

[0017] 在本发明的一个实施例中,所述通过Transformer模型挖掘所述用户信息,得到用户历史偏好的序列特征向量,包括:

- [0018] 提取所述用户信息中的用户行为记录；
- [0019] 采用所述Transformer模型对所述用户行为记录进行建模，挖掘出所述序列特征向量。
- [0020] 本发明附加的方面和优点将在下面的描述中部分给出，部分将从下面的描述中变得明显，或通过本发明的实践了解到。

## 附图说明

- [0021] 本发明上述的和/或附加的方面和优点从下面结合附图对实施例的描述中将变得明显和容易理解，其中：
- [0022] 图1为根据本发明实施例的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法流程图；
- [0023] 图2为根据本发明实施例的构建知识图谱示意图；
- [0024] 图3为根据本发明实施例的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法处理流程图；
- [0025] 图4为根据本发明实施例的步骤S102中挖掘内容特征表示向量的示意图；
- [0026] 图5为根据本发明实施例的步骤S103中挖掘用户的历史偏好特征的示意图；
- [0027] 图6为根据本发明实施例的步骤S104的计算流程图。

## 具体实施方式

[0028] 下面详细描述本发明的实施例，所述实施例的示例在附图中示出，其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的，旨在用于解释本发明，而不能理解为对本发明的限制。

[0029] 当前针对专利推荐的主要方案，大多是基于用户历史行为的协同过滤推荐或是基于用户、专利自身元数据的相似度匹配的推荐，基于深度神经网络的推荐方法也可以认为是用户、专利相似度匹配的一种方式。这方式未能考虑外部知识的引入，存在辅助信息缺失、特征表示差、历史行为数据稀疏、冷启动及推荐结果难解释等问题；同时用户历史行为序列特征的忽略导致用户偏好挖掘存在偏差。为解决这些问题，本发明实施例提出了一种基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法，构建知识图谱丰富特征表示，采用Transformer挖掘行为序列特征，提高推荐结果的精准性和可解释性。具体如下：

[0030] 下面参照附图描述根据本发明实施例提出的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法。

- [0031] 图1是本发明一个实施例的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法流程图。
- [0032] 如图1所示，该基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法包括以下步骤：
- [0033] 在步骤S101中，爬取专利资源库得到专利信息 and 用户信息，根据专利信息和用户信息构建知识图谱。
- [0034] 在本发明的一个实施例中，知识图谱包括专利领域知识图谱和用户-访问-专利三元组。
- [0035] 具体地，如图2和3所示，考虑到专利数据规模和用户行为统一性表示的问题，本发明实施例通过知识图谱构件模块构建知识图谱，知识图谱构建包括了专利领域知识图谱构建和“用户-访问-专利”三元组构建两个部分。

[0036] 由于现有开源知识图谱面向领域广、数据量庞大的特点,并不适用于专利领域,本发明实施例设计构建了专利领域的知识图谱,从专利资源库中爬取专利及其元数据,基于此抽象得到本体层,选择IPC分类号、专利类型、主题、发明人等13类关系构造专利知识图谱的三元组关系,实现对专利这一特定领域的知识图谱构建。

[0037] 在推荐任务中,用户行为是最终推荐结果的重要产生依据,本发明实施例设计将用户行为以“用户-访问-专利”三元组的方式加以表示,并统一存储到专利知识图谱中,丰富了用户、专利的特征信息和关联关系等辅助信息。

[0038] 在步骤S102中,通过图卷积网络和注意力机制的混合模型挖掘知识图谱,得到用户和专利的内容特征表示向量。

[0039] 进一步地,在本发明的一个实施例中,步骤S102包括:

[0040] 通过图卷积网络分别提取所述专利领域知识图谱中的用户属性、专利属性和用户与专利之间的关联实体信息;

[0041] 根据所述用户属性、专利属性和用户与专利之间的关联实体信息模拟由外向内的信息传播路径;

[0042] 通过所述注意力机制对所述用户-访问-专利三元组进行处理,获得所述信息传播路径的对应权重,进而得到所述内容特征表示向量。

[0043] 具体而言,如图3和4所示,映射向量可以实现将高维度特征嵌入到一个低维度向量空间中,且保持有各向量间的结构特征、内容特征和关系特征。本发明实施例采用映射向量的思想,结合专利知识图谱所包含的辅助信息,实现用户、专利的内容特征挖掘与表示。

[0044] 本发明实施例采用图卷积网络(GCN)和注意力机制(Attention)的混合模型进行用户、专利的内容特征表示。图卷积网络是目前主流的处理图数据结构并提取图结构特征的模型,注意力机制是实现自适应权重分配的模型。整个模型的核心是根据输入的用户和专利,在专利知识图谱上获取其属性和关联实体信息,模拟由外向内的信息传播过程,丰富用户和专利的特征表示。同时,不同三元组的关联实体与关联关系对中心节点的重要程度是不同的,中心节点的特征表示向量是其关联实体和关联关系的加权平均和,采用注意力机制可以在网络训练过程中根据结果反向传播自适应地改变其对应的权重,最终得到用户和专利的内容特征表示向量。

[0045] 其中,内容特征表示向量包括用户内容特征向量和候选专利内容特征向量。

[0046] 在步骤S103中,通过Transformer模型挖掘用户信息,得到用户历史偏好的序列特征向量。

[0047] 进一步地,在本发明的一个实施例中,步骤S103包括:

[0048] 提取所述用户信息中的用户行为记录;

[0049] 采用所述Transformer模型对所述用户行为记录进行建模,挖掘出所述序列特征向量。

[0050] 具体地,如图3和5所示,用户的历史行为记录序列包含用户丰富的偏好特征信息,序列特征表示模块可以根据用户的历史行为记录序列充分挖掘用户的历史偏好特征,提高专利推荐预测的准确性。

[0051] 本发明实施例采用目前流行的Transformer模型对用户历史行为序列进行建模,挖掘其序列特征,也即用户的历史偏好特征。该模型中多层编码器、解码器结构及多头自注

注意力机制能有效地挖掘用户历史行为序列不同位置的重要性,本发明实施例中去掉Transformer模型最后的线性层和Softmax层,直接采用解码得到的特征向量作为序列特征向量表示用户历史偏好。

[0052] 在步骤S104中,将内容特征表示向量和序列特征向量级联结合,输入Transformer模型的Softmax层进行计算,得到多个候选专利被推荐的概率值。

[0053] 也就是说,步骤S104根据得到的用户内容特征向量、候选专利内容特征向量和用户偏好特征向量(即序列特征向量),计算最终的推荐结果。

[0054] 具体地,如图3和6所示,本发明实施例通过推荐计算模块将用户内容特征向量、候选专利内容特征向量和用户偏好特征向量以级联的方式结合,作为全连接层的输入,最终通过Softmax层计算得到候选专利被推荐的概率值,作为推荐结果返回。

[0055] 在步骤S105中,对多个候选专利被推荐的概率值进行Top-k排序,得到Top-k个专利作为目标用户的推荐结果。

[0056] 可以理解的是,如图3所示,考虑到专利推荐任务不是单一结果推荐,推荐结果排序模块基于单一推荐结果概率实现对多个专利推荐概率的Top-k排序计算,最终返回Top-k个专利作为目标用户的推荐结果。

[0057] 综上,本发明实施例与最接近的相关技术相比,本发明实施例具有以下优势:

[0058] (1) 相关技术中采用深度神经网络的模型完成相应的专利推荐任务,没有充分考虑用户、专利的内容特征,用户的序列特征等辅助信息,这限制了深度学习神经网络的学习效果,导致推荐结果精度有限。

[0059] 而本发明实施例构建了专利知识图谱,引入了除用户行为外的外部信息,采用Transformer模型挖掘用户的序列特征信息,丰富了神经网络可以学习的信息和特征,能有效地提高专利推荐结果的精准性。

[0060] (2) 相关技术中没有考虑专利推荐结果的可解释性和置信度,深度学习神经网络的缺点之一就是计算过程难以解释,这导致了在推荐任务中推荐结果产生的难解释问题,影响用户直观体验。

[0061] 而本发明实施例利用知识图谱的优势,基于注意力机制实现自适应的权重分配,可以依据神经网络的权重值来判断知识图谱不同路径对最终推荐结果的重要程度,以及用户不同时刻历史行为对最终推荐结果的重要程度,达到专利推荐结果可解释的效果,提高推荐置信度。

[0062] 根据本发明实施例提出的基于知识图谱和Transformer的专利推荐方法,采用图卷积神经网络和注意力机制,丰富了用户、专利的特征表示,提高推荐结果的可解释性;基于Transformer模型充分获取用户历史行为的序列特征,分析用户兴趣偏好,最终实现专利的精准推荐。

[0063] 在本说明书的描述中,参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不必针对的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。此外,在不相互矛盾的情况下,本领域的技术人员可以将本说明书中描述的不同实施例或示例以及不同实施例或示例的特征进行结

合和组合。

[0064] 此外,术语“第一”、“第二”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。在本发明的描述中,“多个”的含义是至少两个,例如两个,三个等,除非另有明确具体的限定。

[0065] 流程图中或在此以其他方式描述的任何过程或方法描述可以被理解为,表示包括一个或更多个用于实现定制逻辑功能或过程的步骤的可执行指令的代码的模块、片段或部分,并且本发明的优选实施方式的范围包括另外的实现,其中可以不按所示出或讨论的顺序,包括根据所涉及的功能按基本同时的方式或按相反的顺序,来执行功能,这应被本发明的实施例所属技术领域的技术人员所理解。

[0066] 在流程图中表示或在此以其他方式描述的逻辑和/或步骤,例如,可以被认为是用于实现逻辑功能的可执行指令的定序列表,可以具体实现在任何计算机可读介质中,以供指令执行系统、装置或设备(如基于计算机的系统、包括处理器的系统或其他可以从指令执行系统、装置或设备取指令并执行指令的系统)使用,或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用。就本说明书而言,“计算机可读介质”可以是任何可以包含、存储、通信、传播或传输程序以供指令执行系统、装置或设备或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用的装置。计算机可读介质的更具体的示例(非穷尽性列表)包括以下:具有一个或多个布线的电连接部(电子装置),便携式计算机盘盒(磁装置),随机存取存储器(RAM),只读存储器(ROM),可擦除可编程只读存储器(EPROM或闪速存储器),光纤装置,以及便携式光盘只读存储器(CDROM)。另外,计算机可读介质甚至可以是可在其上打印所述程序的纸或其他合适的介质,因为可以例如通过对纸或其他介质进行光学扫描,接着进行编辑、解译或必要时以其他合适方式进行处理来以电子方式获得所述程序,然后将其存储在计算机存储器中。

[0067] 应当理解,本发明的各部分可以用硬件、软件、固件或它们的组合来实现。在上述实施方式中,多个步骤或方法可以用存储在存储器中且由合适的指令执行系统执行的软件或固件来实现。如,如果用硬件来实现和在另一实施方式中一样,可用本领域公知的下列技术中的任一项或它们的组合来实现:具有用于对数据信号实现逻辑功能的逻辑门电路的离散逻辑电路,具有合适的组合逻辑门电路的专用集成电路,可编程门阵列(PGA),现场可编程门阵列(FPGA)等。

[0068] 本技术领域的普通技术人员可以理解实现上述实施例方法携带的全部或部分步骤是可以通程序来指令相关的硬件完成,所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中,该程序在执行时,包括方法实施例的步骤之一或其组合。

[0069] 此外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理模块中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个模块中。上述集成的模块既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能模块的形式实现。所述集成的模块如果以软件功能模块的形式实现并作为独立的产品销售或使用时,也可以存储在一个计算机可读存储介质中。

[0070] 上述提到的存储介质可以是只读存储器,磁盘或光盘等。尽管上面已经示出和描述了本发明的实施例,可以理解的是,上述实施例是示例性的,不能理解为对本发明的限制,本领域的普通技术人员在本发明的范围内可以对上述实施例进行变化、修改、替换和变型。



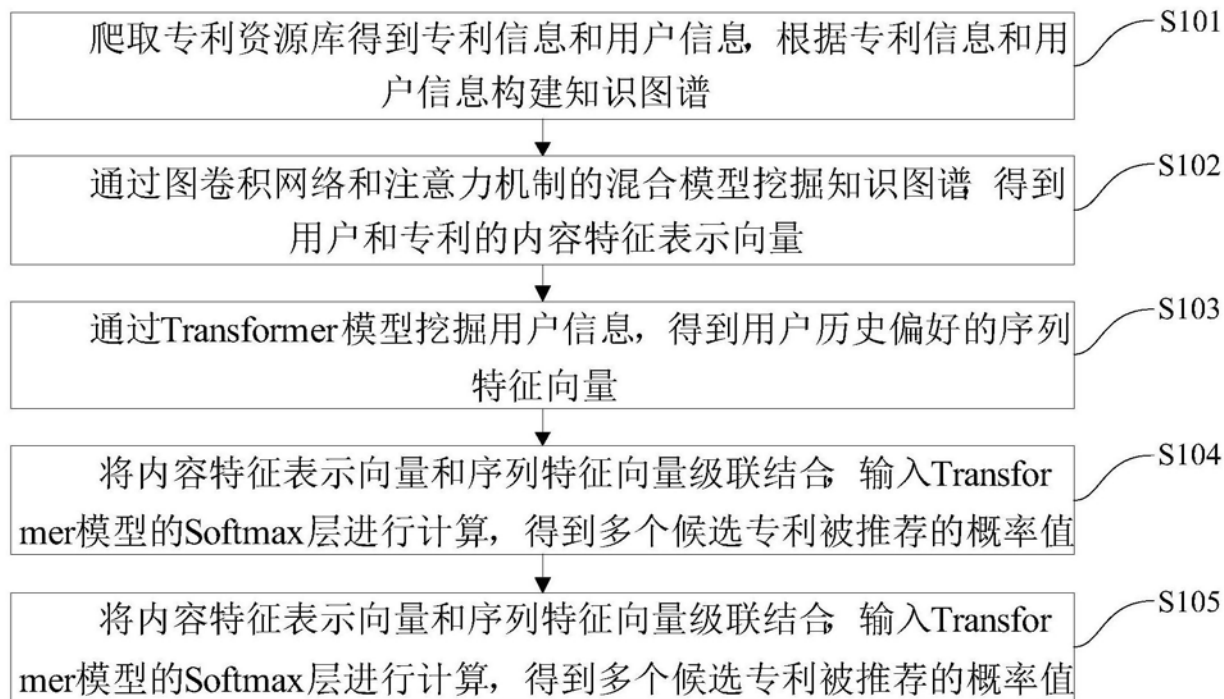


图1

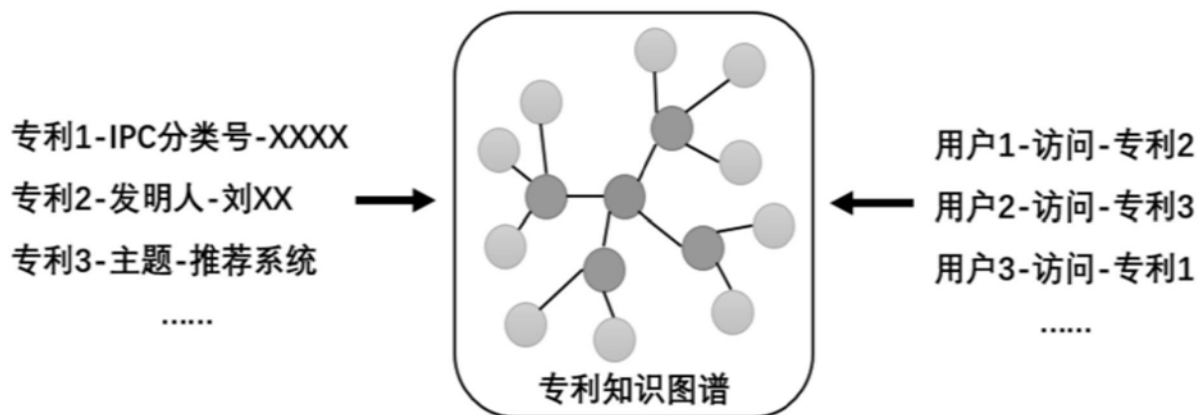


图2

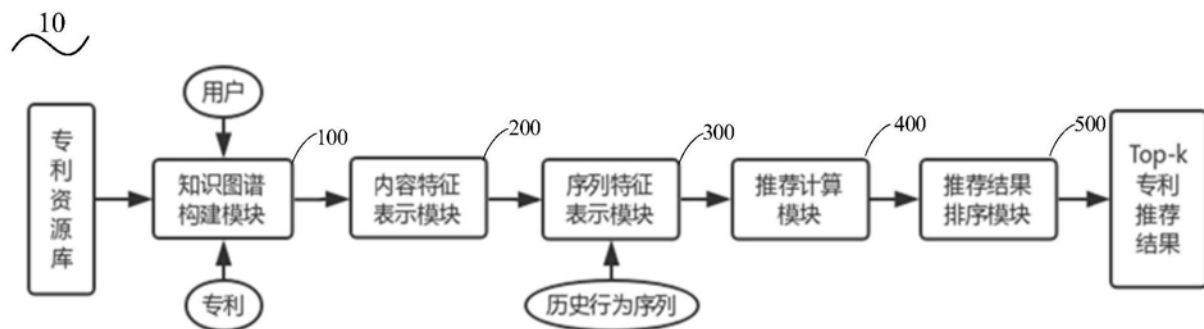


图3

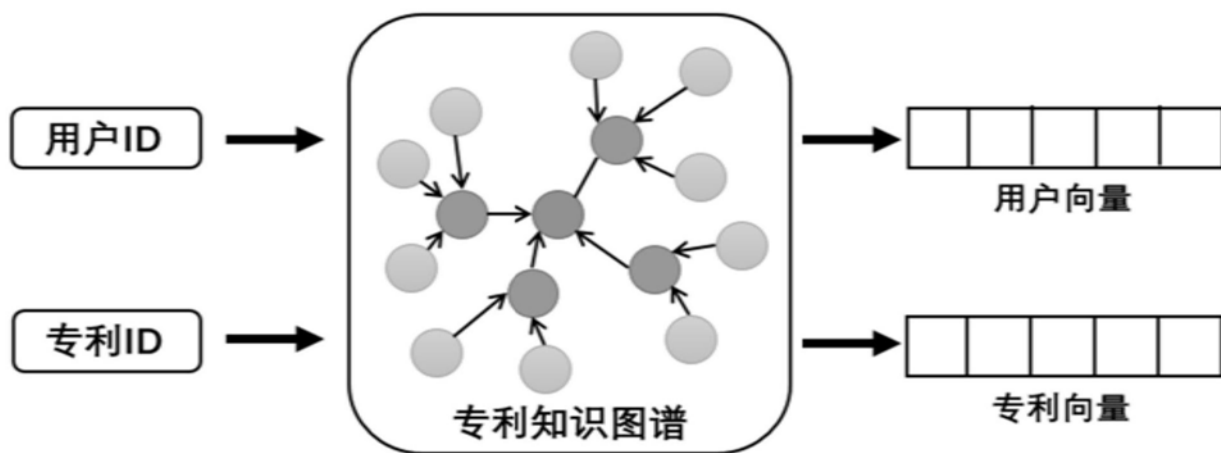


图4

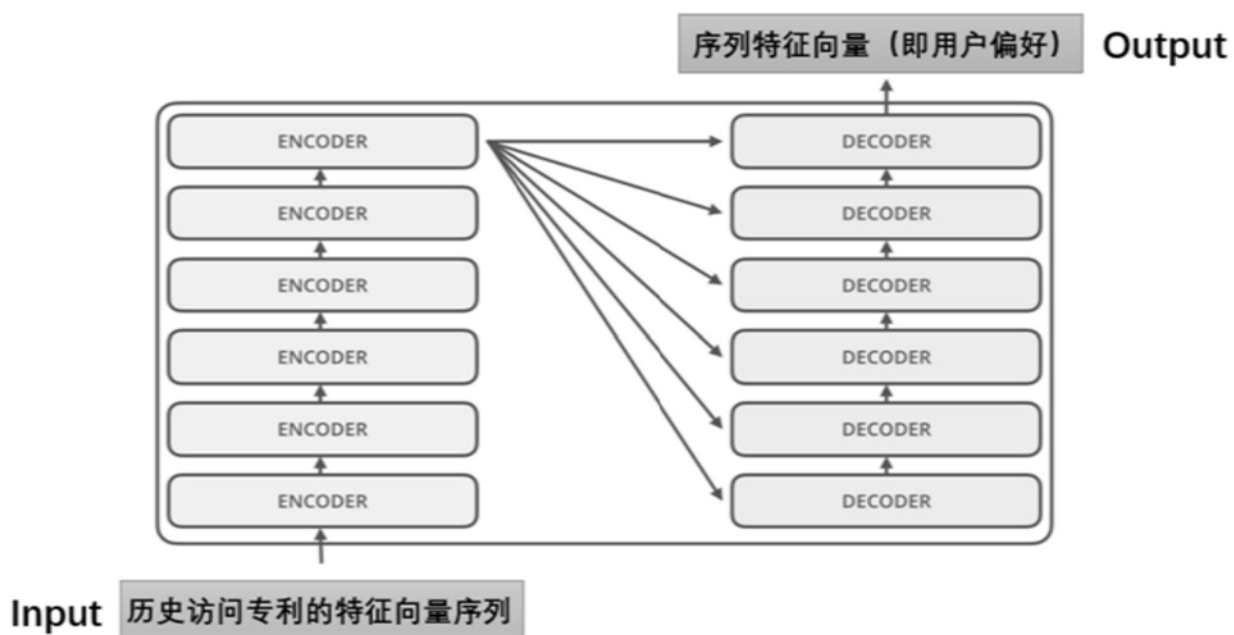


图5

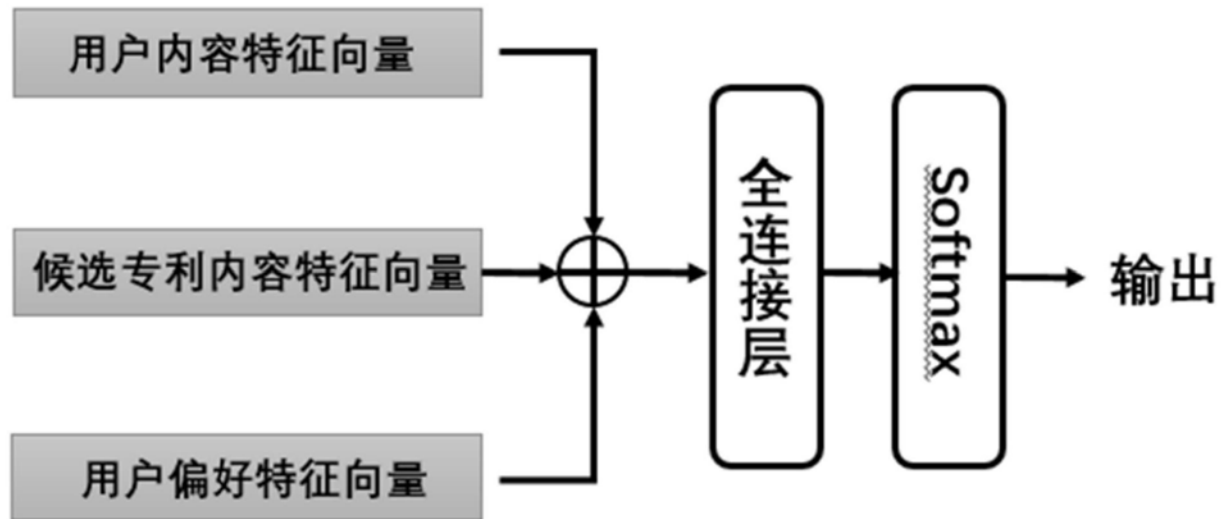


图6