



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107633100 A

(43)申请公布日 2018.01.26

(21)申请号 201710993839.3

(22)申请日 2017.10.23

(71)申请人 苏州大学

地址 215137 江苏省苏州市相城区济学路8号

(72)发明人 赵朋朋 龙岩 周晓方 许佳捷

(74)专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限公司 11227

代理人 罗满

(51) Int. Cl.

G06F 17/30(2006.01)

G06Q 50/00(2012.01)

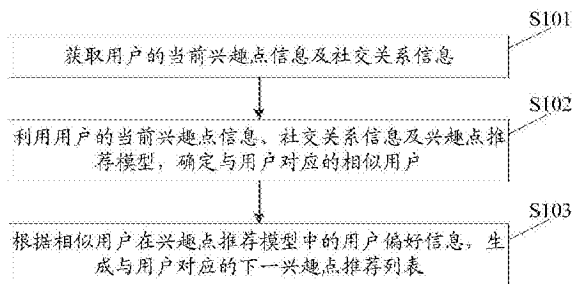
权利要求书2页 说明书8页 附图1页

(54)发明名称

一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法及装置

(57)摘要

本发明公开了一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法及系统,利用用户的当前兴趣点信息、社交关系信息及兴趣点推荐模型,确定与用户对应的相似用户;根据相似用户在兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与用户对应的下一兴趣点推荐列表,该兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型,由于嵌入模型经常用于处理稀疏数据和挖掘尚未被观察到的数据,所以社交嵌入可以解决稀疏的社交关系数据。也就是说,可使用社交嵌入模型来查找用户更相似的朋友,即使他们的社交关系图是稀疏或不可观察的,因此本方案利用该兴趣点推荐模型能更准确有效地计算用户关系,可以更好地进行下一个兴趣点推荐。



1. 一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法,其特征在于,包括:

获取用户的当前兴趣点信息及社交关系信息;

利用所述用户的当前兴趣点信息、社交关系信息及兴趣点推荐模型,确定与所述用户对应的相似用户;所述兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型;

根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

2. 根据权利要求1所述的兴趣点推荐方法,其特征在于,根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表,包括:

根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,计算每个相似用户的用户偏好信息中的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值;

利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

3. 根据权利要求2所述的兴趣点推荐方法,其特征在于,利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表,包括:

根据每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,将每个相似用户的推荐兴趣点从大至小进行排序,选取前N个推荐兴趣点,并根据所述前N个推荐兴趣点对应的相似用户信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表;其中,N为大于1的正整数。

4. 根据权利要求2所述的兴趣点推荐方法,其特征在于,利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表,包括:

从每个相似用户的推荐兴趣点中,选取度量值大于预定度量阈值的推荐兴趣点,并根据与所述度量值大于预定度量阈值的推荐兴趣点对应的相似用户,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

5. 根据权利要求1-4中任意一项所述的兴趣点推荐方法,其特征在于,根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,计算每个相似用户的用户偏好信息中的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值,包括:

确定所述相似用户的社交关系度量值 $O_s$ ;

确定推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的用户偏好度量值 $O_p$ ;

利用度量值确定规则,计算每个相似用户的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值 $O$ ;

所述度量值确定规则为: $O = \mu O_s \cdot O_p + (1 - \mu) O_p$ ;  $\mu$ 为社交关系信息及用户偏好信息的嵌入比例系数。

6. 根据权利要求5所述的兴趣点推荐方法,其特征在于,确定所述相似用户的社交关系度量值 $O_s$ ,包括:

利用社交关系度量值确定规则,以及相似用户与所述用户的一阶相似度 $O_1$ 和二阶相似度 $O_2$ ,计算社交关系度量值 $O_s$ ;

其中,所述社交关系度量值确定规则为: $O_s = \beta O_1 + (1 - \beta) O_2$ 。

7. 一种基于嵌入模型的兴趣点推荐系统,其特征在于,包括:  
获取模块,用于获取用户的当前兴趣点信息及社交关系信息;  
相似用户确定模块,用于利用所述用户的当前兴趣点信息、社交关系信息及兴趣点推荐模型,确定与所述用户对应的相似用户;所述兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型;  
推荐列表生成模块,用于根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。
8. 根据权利要求7所述的兴趣点推荐系统,其特征在于,所述推荐列表生成模块包括:  
度量值计算模块,用于根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,计算每个相似用户的用户偏好信息中的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值;  
下一兴趣点选取单元,用于利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。
9. 根据权利要求7或8所述的兴趣点推荐系统,其特征在于,所述度量值计算模块包括:  
社交关系度量值确定单元,用于确定所述相似用户的社交关系度量值 $O_s$ ;  
用户偏好度量值确定单元,用于确定推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的用户偏好度量值 $O_p$ ;  
度量值计算单元,用于利用度量值确定规则,计算每个相似用户的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值 $O$ ;所述度量值确定规则为: $O = \mu O_s + (1 - \mu) O_p$ ;  $\mu$ 为社交关系信息及用户偏好信息的嵌入比例系数。
10. 根据权利要求9所述的兴趣点推荐系统,其特征在于,  
所述社交关系度量值确定单元,利用社交关系度量值确定规则,以及相似用户与所述用户的一阶相似度 $O_1$ 和二阶相似度 $O_2$ ,计算社交关系度量值 $O_s$ ;其中,所述社交关系度量值确定规则为: $O_s = \beta O_1 + (1 - \beta) O_2$ 。

## 一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法及装置

### 技术领域

[0001] 本发明涉及兴趣点推荐方法,更具体地说,涉及一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法及装置。

### 背景技术

[0002] 随着基于位置的服务应用的日益普及,基于位置的社交网络如 Foursquare, FacebookPlaces, Gowalla和Yelp等吸引了大量用户在兴趣点签到,并分享他们与朋友一起访问这些兴趣点的经验。兴趣点推荐对于帮助用户探索周边生活环境,提高生活质量具有重要意义,并且吸引了大量研究兴趣的开发推荐技术。最近,通过开发和整合地理影响力,社交影响力,上下文因素,时间周期因素,及其它们的联合效应提出了很多推荐模式。

[0003] 一些研究人员提出了一般兴趣点推荐的自然延伸,即下一个兴趣点推荐。与传统的兴趣点推荐相比,下一个兴趣点推荐具有更多的挑战。除了用户的个人兴趣之外,下一个兴趣点推荐还考虑了用户签到的顺序信息。一方面,有些研究人员提出了基于马尔科夫链的推荐模型,以捕获下一个兴趣点推荐的兴趣点序列模式。另一方面,一些研究人员通过结合时间循环效应,社交关系影响力等提出了下一个兴趣点推荐的混合模型。然而,由于数据的稀疏性,马尔可夫基于链的模型和其他模型难以准确有效地估计访问用户下一个兴趣点的概率。最近,许多推荐者模型利用社交关系影响来提高推荐的准确度。但是,社交联系也很稀少,而且嘈杂。所以传统推荐方法的推荐精度将受到伤害。

[0004] 因此,如何提高下一兴趣点的推荐精度,是本领域技术人员需要解决的问题。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法及装置,以提高下一兴趣点的推荐精度,提高用户体验。

[0006] 为实现上述目的,本发明实施例提供了如下技术方案:

[0007] 一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法,包括:

[0008] 获取用户的当前兴趣点信息及社交关系信息;

[0009] 利用所述用户的当前兴趣点信息、社交关系信息及兴趣点推荐模型,确定与所述用户对应的相似用户;所述兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型;

[0010] 根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0011] 其中,根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表,包括:

[0012] 根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,计算每个相似用户的用户偏好信息中的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值;

[0013] 利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户

的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0014] 其中,利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表,包括:

[0015] 根据每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,将每个相似用户的推荐兴趣点从大至小进行排序,选取前N个推荐兴趣点,并根据所述前N个推荐兴趣点对应的相似用户信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0016] 其中,利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表,包括:

[0017] 从每个相似用户的推荐兴趣点中,选取度量值大于预定度量阈值的推荐兴趣点,并根据与所述度量值大于预定度量阈值的推荐兴趣点对应的相似用户,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0018] 其中,根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,计算每个相似用户的用户偏好信息中的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值,包括:

[0019] 确定所述相似用户的社交关系度量值 $O_s$ ;

[0020] 确定推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的用户偏好度量值 $O_p$ ;

[0021] 利用度量值确定规则,计算每个相似用户的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值 $O$ ;

[0022] 所述度量值确定规则为: $O = \mu O_s \cdot O_p + (1 - \mu) O_p$ ;  $\mu$ 为社交关系信息及用户偏好信息的嵌入比例系数。

[0023] 其中,确定所述相似用户的社交关系度量值 $O_s$ ,包括:

[0024] 利用社交关系度量值确定规则,以及相似用户与所述用户的一阶相似度 $O_1$ 和二阶相似度 $O_2$ ,计算社交关系度量值 $O_s$ ;

[0025] 其中,所述社交关系度量值确定规则为: $O_s = \beta O_1 + (1 - \beta) O_2$ 。

[0026] 一种基于嵌入模型的兴趣点推荐系统,包括:

[0027] 获取模块,用于获取用户的当前兴趣点信息及社交关系信息;

[0028] 相似用户确定模块,用于利用所述用户的当前兴趣点信息、社交关系信息及兴趣点推荐模型,确定与所述用户对应的相似用户;所述兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型;

[0029] 推荐列表生成模块,用于根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0030] 其中,所述推荐列表生成模块包括:

[0031] 度量值计算模块,用于根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,计算每个相似用户的用户偏好信息中的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值;

[0032] 下一兴趣点选取单元,用于利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0033] 其中,所述度量值计算模块包括:

[0034] 社交关系度量值确定单元,用于确定所述相似用户的社交关系度量值 $O_s$ ;

[0035] 用户偏好度量值确定单元,用于确定推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的用

户偏好度量值 $O_P$ ;

[0036] 度量值计算单元,用于利用度量值确定规则,计算每个相似用户的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值 $O$ ;所述度量值确定规则为: $O = \mu O_S + (1 - \mu) O_P$ ;  $\mu$ 为社交关系信息及用户偏好信息的嵌入比例系数。

[0037] 其中,所述社交关系度量值确定单元,利用社交关系度量值确定规则,以及相似用户与所述用户的一阶相似度 $O_1$ 和二阶相似度 $O_2$ ,计算社交关系度量值 $O_S$ ;其中,所述社交关系度量值确定规则为: $O_S = \beta O_1 + (1 - \beta) O_2$ 。

[0038] 通过以上方案可知,本发明实施例提供的一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法,包括:获取用户的当前兴趣点信息及社交关系信息;利用所述用户的当前兴趣点信息、社交关系信息及兴趣点推荐模型,确定与所述用户对应的相似用户;所述兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型;根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0039] 本方案中的兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型,由于嵌入模型经常用于处理稀疏数据和挖掘尚未被观察到的数据,所以社交嵌入可以解决稀疏的社交关系数据。也就是说,可使用社交嵌入模型来查找用户更相似的朋友,即使他们的社交关系图是稀疏或不可观察的。因此本方案利用该兴趣点推荐模型能更准确有效地计算用户关系,可以更好地进行下一个兴趣点推荐;本发明公开了一种基于嵌入模型的兴趣点推荐系统,同样能实现上述技术效果。

## 附图说明

[0040] 为了更清楚地说明本发明实施例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他的附图。

[0041] 图1为本发明实施例公开的一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法流程示意图;

[0042] 图2为本发明实施例公开的一种基于嵌入模型的兴趣点推荐系统结构示意图。

## 具体实施方式

[0043] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,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,都属于本发明保护的范围。

[0044] 本发明实施例公开了一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法及装置,以提高下一兴趣点的推荐精度,提高用户体验。

[0045] 参见图1,本发明实施例提供的一种基于嵌入模型的兴趣点推荐方法,包括:

[0046] S101、获取用户的当前兴趣点信息及社交关系信息;

[0047] 具体的,本实施例中的当前兴趣点信息包括用户的当前位置,以及当前位置的类型信息,该类型信息可以为饭店、公司、KTV或者商场等类型信息;本实施例中的社交关系信息包括用户与各朋友的社交关系。因此,向用户推荐下一个兴趣点时,可以获取用户的

当前的兴趣点信息及该用户的社交关系。

[0048] S102、利用所述用户的当前兴趣点信息、社交关系信息及兴趣点推荐模型,确定与所述用户对应的相似用户;所述兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型;

[0049] 在本实施例中提出一种新的嵌入模型,通过嵌入社交关系和用户偏好到模型中来进行下一个兴趣点推荐。具体来说,在现实社交关系图中,一些用户没有直接的联系,但他们的社交网络结构是相似的,在本实施例中称这种关系为隐性关系。但是,隐性关系被现有的方法忽略,因此在本方案的嵌入模型中,将每个用户映射到一个低维欧几里得潜在空间中作为空间中的一个对象,并使用度量嵌入算法来有效地计算社交关系。通过社交嵌入法,可在空间中发现隐含着社交关系。

[0050] 直观地说,两个对象之间的距离衡量了类似关系的强度。由于嵌入模型经常用于处理稀疏数据和挖掘尚未被观察到的数据,所以社交嵌入可以解决稀疏的社交关系数据。也就是说,使用社交嵌入模型来查找用户更相似的朋友,即使他们的社交关系图是稀疏或不可观察的;因此在本方案中,利用嵌入模型确定用户的相似用户后,并可更准确有效地计算用户关系,这可以更好地做下一个兴趣点推荐。

[0051] 假设在有M个用户 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_i, \dots, u_M\}$ ,和N个兴趣点 $L = \{l_1, l_2, l_3, \dots, l_N\}$ 。用户 $u_i$ 在时间t访问了兴趣点 $l_j$ ,假设社交关系集合为 $G = (U, E)$ ,其中U是用户的集合E表示用户之间边的集合。通常来说,如果用户 $u_i$ 有朋友 $u_j$ ,那么在这两个用户之间就有一条定值为1的边来表示他们之间的关系,基于他们在短时间 $\Delta T$ 内的顺序活动和他们的社交关系G,我们需要推荐 $u_i$ 可能感兴趣的下一个兴趣点,对于用户集合U和兴趣点集L, $l^c$ 是用户u的当前的兴趣点,下一个兴趣点推荐目标是推荐u感兴趣的下一个兴趣点列表,表示为 $S^{u, l^c}$ ,其公式定义为 $S^{u, l^c} = \{l \in L\}$ 。

[0052] S103、根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0053] 具体的,本实施例中对下一个兴趣点的推荐,可以理解为向用户推荐了接下来的行程;例如:用户的当前兴趣点为在位置一用餐,这时该用户的下一兴趣点,可以推荐用户去位置二的游戏厅,或者推荐用去位置三的购物商店;因此,在本方案中根据用户的社交关系及当前的兴趣点,可以多维度的为用户推荐下一个兴趣点,提高兴趣点推荐的精确度。

[0054] 基于上述实施例,根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表,包括:

[0055] 根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,计算每个相似用户的用户偏好信息中的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值;利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0056] 需要说明的是,本方案中利用兴趣点推荐模型计算用户在当前兴趣点与相似用户的推荐兴趣点的度量值,该度量值越大转移概率越低,因此在本方案中,可以利用预定选取规则,选取相似用户的推荐兴趣点,具体来说,本方案利用预定选取规则对下一兴趣

点的选取有如下两种方式：

[0057] 方式一：根据每个相似用户的推荐兴趣点的度量值，将每个相似用户的推荐兴趣点从大至小进行排序，选取前N个推荐兴趣点，并根据前N个推荐兴趣点对应的相似用户信息，生成与用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0058] 方式二：从每个相似用户的推荐兴趣点中，选取度量值大于预定度量阈值的推荐兴趣点，并根据与度量值大于预定度量阈值的推荐兴趣点所对应的相似用户，生成与用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0059] 可以理解的是，在方式一中，是将所有推荐兴趣点按照对应度量值从大到小的顺序进行排序，从中选取前N个推荐兴趣点生成推荐列表，在这种情况下，没有对度量值大小的要求，也就是说，无论推荐兴趣点的度量值是大还是小，都选取前N个推荐兴趣点生成推荐列表。而在方式二中，用户需要预先设定一个预定度量阈值，在生成推荐列表时，可以只根据超过该预定度量阈值的推荐兴趣点生成推荐列表，也就是说，若超过该预定度量阈值的推荐兴趣点多，则生成的推荐列表中的兴趣点也多，若没有超过该预定度量阈值的推荐兴趣点，则生成的推荐列表为空。

[0060] 基于上述任意实施例，在本实施例中，根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息，计算每个相似用户的用户偏好信息中的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值，包括：

[0061] 确定所述相似用户的社交关系度量值 $O_s$ ；确定所述相似用户的社交关系度量值 $O_s$ 包括：利用社交关系度量值确定规则，以及相似用户与所述用户的一阶相似度 $O_1$ 和二阶相似度 $O_2$ ，计算社交关系度量值 $O_s$ ；其中，所述社交关系度量值确定规则为： $O_s = \beta O_1 + (1 - \beta) O_2$ 。

[0062] 确定推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的用户偏好度量值 $O_p$ ；

[0063] 利用度量值确定规则，计算每个相似用户的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值 $O$ ；

[0064] 所述度量值确定规则为： $O = \mu O_s + (1 - \mu) O_p$ ； $\mu$ 为社交关系信息及用户偏好信息的嵌入比例系数。

[0065] 具体的，在现实世界的网络中，一阶相似性通常表示两个节点的相似度。例如，彼此之间是希望在社交网络中分享类似兴趣的朋友。然而，这种观察到的链接在真实世界的信息网络中只是一小部分。因此，我们用二阶相似性来补充一阶相似性并将其保存在网络结构中。在社交图中，一些用户没有直接的链接，但他们的社交网络结构是相似的，这就是说他们的二阶相似性很高，因此在本方案中，同时使用一阶相似性和二阶相似性进行社交关系的嵌入。

[0066] 需要说明的是，一阶接近度是指网络中顶点之间的局部成对邻近度。因此，我们将任何一对节点的联合概率定义为一阶接近度的模型。

$$[0067] \quad p_1(u_i, u_j) = \frac{1}{1 + \exp(-q_i^T \cdot q_j)}$$

[0068] 其中 $q_i$ 是顶点 $u_i$ 的嵌入向量， $q_j$ 是顶点 $u_j$ 的嵌入向量。上述方程在定义空间 $U * U$ 中一个分布 $p(\cdot, \cdot)$ ，他的经验概率可以定义为 $\hat{p}(i, j) = w_{ij} / W$ ，其中 $W = \sum_{(i, j) \in E} w_{ij}$ 。计算一阶相似度的方法就是最小化以下目标函数。



$$[0069] \quad O_1 = d(\hat{p}_1(\cdot | \cdot), p_1(\cdot | \cdot));$$

[0070] 其中 $d(\cdot, \cdot)$ 是两个分布之间的距离。通过省略一些常量并用KL距离替换 $d(\cdot, \cdot)$ ，我们可以有：

$$[0071] \quad O_1 = - \sum_{i,j \in E} w_{ij} \log p_1(U_i | U_j)$$

[0072] 在本方案中，可以通过最小化上述公式来计算出K维空间中的每个顶点。

[0073] 在二阶相似度中，假设类似的上下文节点倾向于具有相似的含义。这种假设保证可以更加可靠地衡量用户之间的关系，可以很好地解决社交链接的稀疏性。基于上述假设，我们定义顶点 $u_j$ 在生成顶点 $u_i$ 的条件概率如下。

$$[0074] \quad p_2(u_j | u_i) = \frac{\exp(q_j^T \cdot q_i)}{\sum_{k=1}^{|\mathcal{V}|} \exp(q_k^T \cdot q_i)}$$

[0075] 其中 $q_i$ 和 $q_j$ 分别是顶点 $U_i$ 和 $U_j$ 的嵌入向量。上述方程式定义了在所有顶点上条件分布 $p(\cdot | u_i)$ 。我们使条件分布 $p(\cdot | u_i)$ 接近于其经验分布 $\hat{p}(\cdot | u_i)$ ，用于保留边 $w_{ij}$ 的权重 $e_{ij}$ 。经验分布可以定义为 $\hat{p}(u_j | u_i) = w_{ij} / \text{deg}_i$ 。然后，我们最小化以下目标函数。

$$[0076] \quad O_2 = \sum_{i \in \mathcal{U}} \lambda_i d(\hat{p}_2(\cdot | u_i), p_2(\cdot | u_i))$$

[0077] 其中 $d(\cdot, \cdot)$ 是两个分布之间的距离， $\lambda_i$ 是社交网络中顶点 $u_i$ 的声望，声望可以通过 $\text{deg}_i = \sum_i w_{ij}$ 来度量。省略一些常量，目标函数方程可以通过KL距离来计算。

$$[0078] \quad O_2 = - \sum_{i,j \in E} w_{ij} \log p_2(\cdot | u_i)$$

[0079] 通过学习 $\{u_i\}_{i=1 \dots |\mathcal{U}|}$ 来最小化上述等式，我们能够将每个用户表示在K维空间中。

[0080] 需要说明的是，若在个性化嵌入模型中，两个相邻签入之间的时间间隔大于阈值 $\Delta T$ ，那么我们只考虑用户偏好。然后我们重新计算距离度量 $O_{u_i, l_c, l}$ ，如下所示：

$$[0081] \quad O_P = O_{u_i, l_c, l} = \begin{cases} O_{u_i, l}^U & \text{if } \Delta(l, l_c) > \Delta T \\ \alpha O_{u_i, l}^U + (1 - \alpha) O_{l_c, l}^S & \text{其他} \end{cases} \quad \text{其中 } \Delta(l, l_c) \text{ 是表示连续兴趣点 } (l \text{ 和 } l_c)。$$

[0082] 在社交嵌入模型中我们将一阶和二阶接近度线性组合在一起，以保持两个相似度以完成社交网络的嵌入。

$$[0083] \quad O_S = \beta O_1 + (1 - \beta) O_2$$

[0084] 其中， $\beta$ 的区间在 $[0, 1]$ 表示强度权重， $O_1$ 和 $O_2$ 分别是一阶相似度和二阶相似度。根据上述方程式，我们可以获得更好的结果来表示用户之间的距离。

[0085] 在上述两个嵌入模型中，通过使用Min-Max缩放来对 $O_S$ 和 $O_P$ 进行规范化，以避免过多参数的影响，这可能导致不准确的结果给定用户 $u$ 的当前位置 $l^c$ 和用户的社交关系网络，我们将距离度量 $O$ 定义如下

$$[0086] \quad O = \mu O_S + (1 - \mu) O_P$$

[0087] 其中 $[0, 1]$ 中的 $\mu$ 是控制个性化嵌入和社交嵌入比例的系数。在上述基础算法中主要假设,即距离越大,转移概率越低,我们可以为用户 $u$ 的下一个兴趣点推荐进行排名。

[0088] 需要说明的是,在本实施例中通过使用最大后验(MAP)贝叶斯个性化排名方法进行个性化嵌入,并最大化社交嵌入标准,在本实施例中所采用的兴趣点推荐模型,即SPRM模型如下。

$$[0089] \quad \Theta = \underset{\Theta}{\operatorname{argmax}} \prod_{u \in U} \prod_{l^c \in L} \prod_{l_i \in L} \prod_{l_j \in L} \prod_{(i,j) \in E} P(>_{u,l^c} | \Theta) P(G | \Theta) P(\Theta)$$

[0090] 其中个性化嵌入的主要参数是 $\Theta$ ,表示在各个空间中用户和兴趣点的位置,公式表示为: $\Theta = \{X_L^S, X_L^U, X_U^U, X_U^G\}$ 和 $P(>_{u,l^c} | \Theta)$ 。为社交嵌入表示为 $P(G | \Theta)$ 。

[0091] 通过使用逻辑函数计算上述两个概率,可以进一步估计两个概率如下。

$$[0092] \quad P(>_{u,l^c} | \Theta) = \sigma(O_{u,l^c,l_j} - O_{u,l^c,l_i})$$

$$[0093] \quad P(G | \Theta) = \sigma(O_s)$$

[0094] 那么,我们有了最终目标函数。 $\omega$ 是一个正则化参数。

$$[0095] \quad \begin{aligned} \Theta &= \underset{\Theta}{\operatorname{argmax}} \prod_{u \in U} \prod_{l^c \in L} \prod_{l_i \in L} \prod_{l_j \in L} \prod_{(i,j) \in E} P(>_{u,l^c} | \Theta) P(G | \Theta) P(\Theta) \\ &= \underset{\Theta}{\operatorname{argmax}} \sum_{u \in U} \sum_{l^c \in L} \sum_{l_i \in L} \sum_{l_j \in L} \sum_{(i,j) \in E} (\ln(\sigma(O_{u,l^c,l_j} - O_{u,l^c,l_i}))) \\ &\quad + \ln(\sigma(O_s)) - \omega \|\Theta\|^2 \end{aligned}$$

[0096] 确定该目标函数之后,通过这个目标函数我们将得到当前用户和各个兴趣点在不同空间中的位置,然后根据他们之间距离度量值的大小来得到用户访问各兴趣点概率的大小,最终根据当前用户对下一个兴趣点的访问概率得到一个兴趣点推荐列表。

[0097] 我们采用广泛使用的随机梯度下降(SGD)算法来优化方程式中的目标函数。根据之前的登记记录和社交图,我们可以构建训练元组。更新过程定义如下,其中 $\eta$ 是学习率。

$$[0098] \quad \Theta \leftarrow \Theta + \eta \frac{\partial}{\partial \Theta} (\ln(\sigma(O_{u,l^c,l_j} - O_{u,l^c,l_i})) + \ln(\sigma(O_s)) - \omega \|\Theta\|^2)$$

[0099] 可见,本方案中的兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型,由于嵌入模型经常用于处理稀疏数据和挖掘尚未被观察到的数据,所以社交嵌入可以解决稀疏的社交关系数据。也就是说,可使用社交嵌入模型来查找用户更相似的朋友,即使他们的社交关系图是稀疏或不可观察的。因此本方案利用该兴趣点推荐模型能更准确有效地计算用户关系,可以更好地进行下一个兴趣点推荐;本发明公开了一种基于嵌入模型的兴趣点推荐系统,同样能实现上述技术效果。

[0100] 下面对本发明实施例提供的兴趣点推荐系统进行介绍,下文描述的兴趣点推荐系统与上文描述的兴趣点推荐方法可以相互参照。

[0101] 参见图2,本发明实施例提供了一种基于嵌入模型的兴趣点推荐系统,包括:

[0102] 获取模块100,用于获取用户的当前兴趣点信息及社交关系信息;

[0103] 相似用户确定模块200,用于利用所述用户的当前兴趣点信息、社交关系信息及

兴趣点推荐模型,确定与所述用户对应的相似用户;所述兴趣点推荐模型为通过嵌入社交关系信息及用户偏好信息生成的嵌入模型;

[0104] 推荐列表生成模块300,用于根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0105] 基于上述实施例,所述推荐列表生成模块包括:

[0106] 度量值计算模块,用于根据所述相似用户在所述兴趣点推荐模型中的用户偏好信息,计算每个相似用户的用户偏好信息中的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值;

[0107] 下一兴趣点选取单元,用于利用每个相似用户的推荐兴趣点的度量值,选取满足预定选取规则的相似用户的推荐兴趣点,并生成与所述用户对应的下一兴趣点推荐列表。

[0108] 基于上述实施例,所述度量值计算模块包括:

[0109] 社交关系度量值确定单元,用于确定所述相似用户的社交关系度量值  $O_s$ ;

[0110] 用户偏好度量值确定单元,用于确定推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的用户偏好度量值  $O_p$ ;

[0111] 度量值计算单元,用于利用度量值确定规则,计算每个相似用户的推荐兴趣点与所述用户的当前兴趣点的度量值  $O$ ;所述度量值确定规则为:  $O = \mu O_s + (1 - \mu) O_p$ ;  $\mu$  为社交关系信息及用户偏好信息的嵌入比例系数。

[0112] 基于上述实施例,所述社交关系度量值确定单元,利用社交关系度量值确定规则,以及相似用户与所述用户的一阶相似度  $O_1$  和二阶相似度  $O_2$ ,计算社交关系度量值  $O_s$ ;其中,所述社交关系度量值确定规则为:  $O_s = \beta O_1 + (1 - \beta) O_2$ 。

[0113] 本说明书中各个实施例采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处,各个实施例之间相同相似部分互相参见即可。

[0114] 对所公开的实施例的上述说明,使本领域专业技术人员能够实现或使用本发明。对这些实施例的多种修改对本领域的专业技术人员来说将是显而易见的,本文中所定义的一般原理可以在不脱离本发明的精神或范围的情况下,在其它实施例中实现。因此,本发明将不会被限制于本文所示的这些实施例,而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。

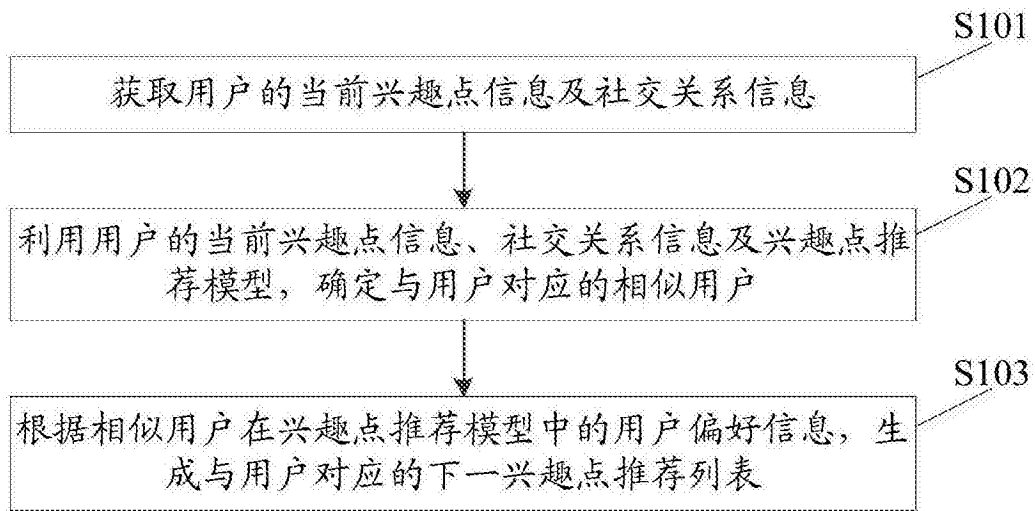


图1



图2