



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111061946 B

(45) 授权公告日 2023. 06. 30

(21) 申请号 201911121900.0

G06F 18/2113 (2023.01)

(22) 申请日 2019.11.15

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 106919641 A, 2017.07.04

申请公布号 CN 111061946 A

WO 2017181612 A1, 2017.10.26

WO 2017101317 A1, 2017.06.22

(43) 申请公布日 2020.04.24

CN 109241431 A, 2019.01.18

(73) 专利权人 汉海信息技术(上海)有限公司

张海华. 基于大数据和机器学习的大学生选课推荐模型研究. 信息系统工程. 2019, (04), 全文.

地址 200000 上海市长宁区安化路492号4幢2楼C201室

(72) 发明人 程晓娜 范将科 程兵

审查员 李锦川

(74) 专利代理机构 北京润泽恒知识产权代理有限公司 11319

专利代理师 任亚娟

(51) Int. Cl.

G06F 16/9535 (2019.01)

G06F 18/22 (2023.01)

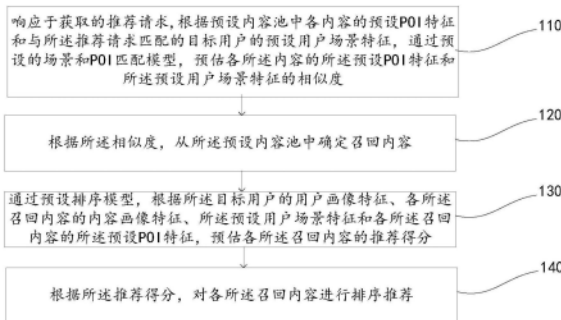
权利要求书3页 说明书10页 附图3页

(54) 发明名称

场景化内容推荐方法、装置、电子设备及存储介质

(57) 摘要

本申请公开了一种场景化内容推荐方法,属于计算机技术领域,有助于提升推荐结果与用户需求的匹配度。所述方法包括:响应于获取的推荐请求,根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的预设POI特征和预设用户场景特征的相似度;场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的;根据所述相似度,从预设内容池中确定召回内容;通过预设排序模型,根据目标用户的用户画像特征、各召回内容的内容画像特征、所述用户场景特征和各召回内容的预设POI特征,预估各召回内容的推荐得分;根据推荐得分,对各召回内容进行排序推荐。



1. 一种场景化内容推荐方法,其特征在于,包括:

响应于获取的推荐请求,根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度;其中,所述场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的;

根据所述相似度,从所述预设内容池中确定召回内容;

通过预设排序模型,根据所述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、所述预设用户场景特征和各所述召回内容的所述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分;

根据所述推荐得分,对各所述召回内容进行排序推荐;

所述场景和POI匹配模型包括:场景特征向量化子网络和POI特征向量化子网络;其中,所述场景特征向量化子网络用于对所述预设用户场景特征进行非线性变换,输出所述预设用户场景特征的场景特征向量表达,所述POI特征向量化子网络用于对所述预设POI特征进行非线性变换,输出所述预设POI特征的POI特征向量表达;

所述通过预设排序模型,根据所述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、所述预设用户场景特征和各所述召回内容的所述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分的步骤,包括:

获取所述场景和POI匹配模型中,所述场景特征向量化子网络输出的所述预设用户场景特征的场景特征向量表达和所述POI特征向量化子网络输出的所述预设POI特征的POI特征向量表达;

对于每个所述召回内容,将所述目标用户的用户画像特征、所述召回内容的内容画像特征、所述场景特征向量表达和所述POI特征向量表达输入至预设排序模型,预估所述召回内容的推荐得分。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述场景和POI匹配模型包括:场景特征向量化子网络、POI特征向量化子网络和匹配层网络,所述根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度的步骤,包括:

对于预设内容池中每个内容,分别执行以下操作:

通过所述场景特征向量化子网络对与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征进行非线性变换,输出所述预设用户场景特征的场景特征向量表达;以及,通过所述POI特征向量化子网络对该内容的预设POI特征进行非线性变换,输出该内容的所述预设POI特征的POI特征向量表达;

通过所述匹配层网络计算所述场景特征向量表达和所述POI特征向量表达的欧氏距离,作为所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,基于用户主动行为产生的历史数据训练所述场景和POI匹配模型的步骤,包括:

获取用户主动行为产生的历史数据;

根据每条所述历史数据,分别确定所述历史数据关联的所述预设用户场景特征和所述

预设POI特征和点击率标签,生成一条训练样本;

将所述预设用户场景特征和所述预设POI特征作为模型输入,以所述点击率标签作为模型的输出目标,以模型的输出与所述输出目标的损失值之和最小为训练目标,基于若干所述训练样本训练所述场景和POI匹配模型。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述场景和POI匹配模型包括:场景特征向量量子网络和POI特征向量量子网络,所述场景和POI匹配模型的损失函数根据所述场景特征向量量子网络输出的所述预设用户场景特征的场景特征向量表达和所述POI特征向量量子网络输出所述预设POI特征的POI特征向量表达计算所述损失值。

5. 一种场景化内容推荐装置,其特征在于,包括:

相似度预估模块,用于响应于获取的推荐请求,根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度;其中,所述场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的;

召回内容初筛模块,用于根据所述相似度,从所述预设内容池中确定召回内容;

筛选结果排序得分预估模块,用于通过预设排序模型,根据所述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、所述预设用户场景特征和各所述召回内容的所述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分;

排序推荐模块,用于根据所述推荐得分,对各所述召回内容进行排序推荐;

所述场景和POI匹配模型包括:场景特征向量量子网络和POI特征向量量子网络;其中,所述场景特征向量量子网络用于对所述预设用户场景特征进行非线性变换,输出所述预设用户场景特征的场景特征向量表达,所述POI特征向量量子网络用于对所述预设POI特征进行非线性变换,输出所述预设POI特征的POI特征向量表达;

所述筛选结果排序得分预估模块进一步用于:

获取所述场景和POI匹配模型中,所述场景特征向量量子网络输出的所述预设用户场景特征的场景特征向量表达和所述POI特征向量量子网络输出的所述预设POI特征的POI特征向量表达;以及,

对于每个所述召回内容,将所述目标用户的用户画像特征、所述召回内容的内容画像特征、所述场景特征向量表达和所述POI特征向量表达输入至预设排序模型,预估所述召回内容的推荐得分。

6. 根据权利要求5所述的装置,其特征在于,所述场景和POI匹配模型包括:场景特征向量量子网络、POI特征向量量子网络和匹配层网络,所述相似度预估模块,进一步包括:

场景特征向量表达确定子模块,用于通过所述场景特征向量量子网络对与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征进行非线性变换,输出所述预设用户场景特征的场景特征向量表达;

POI特征向量表达确定子模块,用于对于预设内容池中每个内容,通过所述POI特征向量量子网络对该内容的预设POI特征进行非线性变换,输出该内容的所述预设POI特征的POI特征向量表达;

相似度计算子模块,用于对于预设内容池中每个内容,通过所述匹配层网络计算所述场景特征向量表达和所述POI特征向量表达的欧氏距离,作为所述内容的所述预设POI特征

和所述预设用户场景特征的相似度。

7. 一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在所述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计算机程序时实现权利要求1至4任意一项所述的场景化内容推荐方法。

8. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该程序被处理器执行时实现权利要求1至4任意一项所述的场景化内容推荐方法的步骤。

场景化内容推荐方法、装置、电子设备及存储介质

技术领域

[0001] 本申请实施例涉及信息推荐技术领域,特别是涉及一种场景化内容推荐方法、装置、电子设备及计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 在电商推荐、咨询推荐等推荐场景中,基于用户的兴趣和场景信息进行对象推荐,是常用的推荐手段。通常,需要基于已有的用户历史行为数据,提取其中的用户特征和场景特征作为推荐排序模型的输入,训练推荐排序模型。之后,在具体推荐应用中,首先按照预设规则定义由不同时间、国家、城市等组成的“场景”,根据各种不同场景下用户消费内容的历史数据统计,筛选出用户在相应场景下点击率靠前的类型和相关内容,得到初步筛选的候选集;接下来,基于训练得到的推荐排序模型对候选集中的对象进行推荐排序。现有技术中的上述推荐排序方法至少存在冷启动问题。例如在新的场景下,用户若缺乏行为数据,则无法进行个性化的推荐;而对于新对象,由于其在相应场景下没有曝光过,缺乏点击数据,导致即便是很好的新对象也很难被推荐出来。

发明内容

[0003] 本申请实施例提供一种场景化内容推荐方法,有助于提升场景化内容推荐的精确度。

[0004] 为了解决上述问题,第一方面,本申请实施例提供了一种场景化内容推荐方法,包括:

[0005] 响应于获取的推荐请求,根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度;其中,所述场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的;

[0006] 根据所述相似度,从所述预设内容池中确定召回内容;

[0007] 通过预设排序模型,根据所述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、所述预设用户场景特征和各所述召回内容的所述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分;

[0008] 根据所述推荐得分,对各所述召回内容进行排序推荐。

[0009] 第二方面,本申请实施例提供了一种场景化内容推荐装置,包括:

[0010] 相似度预估模块,用于响应于获取的推荐请求,根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度;其中,所述场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的;

[0011] 召回内容初筛模块,用于根据所述相似度,从所述预设内容池中确定召回内容;

[0012] 筛选结果排序得分预估模块,用于通过预设排序模型,根据所述目标用户的用户

画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、所述预设用户场景特征和各所述召回内容的所述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分;

[0013] 排序推荐模块,用于根据所述推荐得分,对各所述召回内容进行排序推荐。

[0014] 第三方面,本申请实施例还公开了一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在所述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计算机程序时实现本申请实施例所述的场景化内容推荐方法。

[0015] 第四方面,本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时本申请实施例公开的场景化内容推荐方法的步骤。

[0016] 本申请实施例公开的场景化内容推荐方法,通过响应于获取的推荐请求,根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度;其中,所述场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的;根据所述相似度,从所述预设内容池中确定召回内容;通过预设排序模型,根据所述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、所述预设用户场景特征和各所述召回内容的所述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分;根据所述推荐得分,对各所述召回内容进行排序推荐,可以提升推荐结果与用户需求的匹配度。

附图说明

[0017] 为了更清楚地说明本申请实施例的技术方案,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申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0018] 图1是本申请实施例一的场景化内容推荐方法流程图;

[0019] 图2是本申请实施例一的场景化内容推荐方法采用的匹配模型结构示意图;

[0020] 图3是本申请实施例一的场景化内容推荐方法采用的推荐模型结构示意图;

[0021] 图4是本申请实施例二的场景化内容推荐装置结构示意图之一;

[0022] 图5是本申请实施例二的场景化内容推荐装置结构示意图之二。

具体实施方式

[0023] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请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申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,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,都属于本申请保护的范围。

[0024] POI,Point of Interest,兴趣点,本申请实施例中指店铺,例如用户感兴趣内容对应的实体店铺。本申请实施例中所述的场景化内容推荐方法尤其适用于内容推荐场景,例如,信息推荐。

[0025] 实施例一

[0026] 本申请实施例公开的一种场景化内容推荐方法,如图1所示,所述方法包括:步骤110至步骤140。

[0027] 步骤110, 响应于获取的推荐请求, 根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与前述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征, 通过预设的场景和POI匹配模型, 预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度。

[0028] 其中, 所述场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的。

[0029] 内容推荐包括两个阶段: 内容召回阶段、排序阶段。在内容召回阶段, 推荐系统按照预设的召回策略从内容池中召回与用户偏好和召回场景匹配的内容。在排序阶段, 按照预设的排序策略将召回的内容推荐给用户。其中, 排序策略可以为按照选自但不限于内容的作者、销量、内容排名策略、用户兴趣偏好、推荐场景中的一项或多项特征进行排序。

[0030] 本申请实施例中的内容池可以为根据其他条件(如搜索关键词)对内容物料进行初步召回之后得到的召回物料构成的内容的集合。

[0031] 内容推荐是推荐系统主动向用户推荐内容的操作, 即用户是被动消费而没有主动的搜索等行为, 系统全靠“猜测”用户兴趣点进行推荐。用户在不同的时间、地点场景下, 感兴趣的内容往往是变化多样的, 在内容推荐应用中, 由于不涉及交易, 用户在不同场景下的兴趣点变得更加丰富和难以捕捉。发明人针对在不同场景下无法获取用户对内容的兴趣点的问题, 提出了能够提升召回内容与用户需求匹配度的内容召回方案。引入搜索等外部数据源, 通过构造模型, 得到推荐场景和内容POI之间的关联信息, 基于关联信息进行内容召回。

[0032] 本申请具体实施时, 首先需要基于搜索等外部数据源训练场景和POI匹配模型。本申请的一些实施例中, 基于用户主动行为产生的历史数据训练所述场景和POI匹配模型, 包括: 获取用户主动行为产生的历史数据; 根据每条所述历史数据, 分别确定所述历史数据关联的所述预设用户场景特征和所述预设POI特征和点击率标签, 生成一条训练样本; 将所述预设用户场景特征和所述预设POI特征作为模型输入, 以所述点击率标签作为模型的输出目标, 以模型的输出与所述输出目标的损失值之和最小为训练目标, 基于若干所述训练样本训练所述场景和POI匹配模型。

[0033] 本申请的一些实施例中, 引入的外部数据源包括: 用户主动行为产生的历史数据, 包括: 用户的搜索行为、点击行为、购买行为、类目筛选行为的历史数据。例如: 用户输入搜索查询词后对搜索结果列表指定点击操作的行为生成的搜索点击记录数据、用户对对象列表的点击行为生成的浏览点击记录数据、用户的下单记录数据等, 这些数据能够明显反应用户的意图。

[0034] 另一方面, 除内容浏览页面外, 用户在应用中还有搜索、类目筛选等其他行为, 这些行为是用户主动触发, 更能体现用户的场景化意图, 并且, 这些行为数据反映了用户更加密集的需求, 具有更加丰富的用户信息。如某个内容在特定场景下可能没有历史数据, 但通常其对应的POI是具有搜索页面的历史数据的。因此, 还可以选择用户的品类筛选、搜索行为的历史数据作为外部数据源。

[0035] 本申请的一些实施例中, 通过上述历史数据中包括行为场景信息和POI信息训练模型, 学习对于普遍的用户而言, 场景信息和POI信息之间的关联。本申请的一些实施例中, 所述场景信息包括: 时间、季节、城市、商圈、地理位置、是否有WiFi等信息, POI信息包括: 所在城市、商圈、地理位置、商品类目等信息。

[0036] 本申请的一些实施例中, 基于模型输入的需要, 将上述信息进行编码, 作为场景特

征和POI特征,输入至模型进行数据处理。本申请的一些实施例中,可以对场景信息和POI信息中的稀疏信息(如场景信息中的是否有WiFi、POI信息中的所在城市)采用One-hot(独热)编码,然后以One-hot编码值作为特征值,而对于场景信息和POI信息中连续信息,直接将该信息值作为特征值。

[0037] 本申请的一些实施例中所述的预设用户场景特征包括但不限于以下特征:时间、季节、城市、商圈、地理位置、是否有WiFi;所述预设POI特征包括但不限于以下特征:所在城市、商圈、地理位置、商品类目。根据引入的外部数据源(即上述用户主动搜索行为产生的历史数据)获取每条数据对应的预设用户场景特征和预设POI特征的具体实施方式可以参见现有技术,本申请实施例中不再赘述。

[0038] 本申请的一些实施例中,可以根据每条用户主动行为产生的历史数据,生成一条训练样本,得到若干训练样本。所述训练样本可以表示为 $\{F1, F2\}, Lable$,其中,F1表示预设用户场景特征,由多个维度的用户场景特征拼接而成,F2表示预设POI特征,由多个维度的POI特征拼接而成, $\{F1, F2\}$ 为所述场景和POI匹配模型的输入;Lable为点击率标签,用于指示 $\{F1, F2\}$ 对应的历史数据是否为点击行为数据,Lable为模型的输出目标。

[0039] 接下来,构建场景和POI匹配模型。

[0040] 本申请实施例中所述的场景和POI匹配模型包括:场景特征向量化子网络、POI特征向量化子网络和匹配层网络;其中,所述场景特征向量化子网络用于对所述预设用户场景特征进行非线性变换,输出所述预设用户场景特征的场景特征向量表达,所述POI特征向量化子网络用于对所述预设POI特征进行非线性变换,输出所述预设POI特征的POI特征向量表达。所述场景和POI匹配模型的损失函数根据所述场景特征向量化子网络输出的所述预设用户场景特征的场景特征向量表达和所述POI特征向量化子网络输出所述预设POI特征的POI特征向量表达计算场景和POI匹配模型的损失值。

[0041] 本申请的一些实施例中,可以基于DSSM(Deep Semantic Similarity Model,深度语义匹配模型)构建场景和POI匹配模型。

[0042] DSSM模型基于深度神经网络的一项建模技术,通常被用于将具有成对关系的,不同类型的文本,通过深度神经网络学习,投射到一个共同的低维语义空间中,得到所述不同类型文本低维语义向量表达,并通过cosine距离来计算两个语义向量的距离,最终训练出语义相似度模型。本申请实施例中,基于DSSM结构构造双塔模型,根据对应的场景化信息和POI信息,以点击率预估为目标,得到场景信息和POI信息的向量化表达。

[0043] 本申请的一些实施例中的场景和POI匹配模型可以如图2所示,其中,场景特征向量化子网络210和POI特征向量化子网络220是双塔模型的两个子网络,分别包括输入层2101、2201和表示层2102、2202;匹配层网络230用于根据表示层2102、2202输入的向量表示的欧氏距离计算两个子网络的输入的相似度。

[0044] 然后,基于上述用户主动行为产生的历史数据构建的若干训练样本,训练场景和POI匹配模型。

[0045] 本申请的一些实施例中,仍以训练样本表示为 $\{F1, F2\}, Lable$ 举例,其中,F1表示预设用户场景特征,F2表示预设POI特征, $\{F1, F2\}$ 为所述场景和POI匹配模型的输入;Lable用于指示 $\{F1, F2\}$ 对应的历史数据是否为点击行为数据,Lable为模型的输出目标。所述预设用户场景特征F1为所述场景特征向量化子网络210的输入;所述预设POI特征F2为所

述POI特征向量化子网络220的输入。

[0046] 在模型训练过程中,场景特征向量化子网络210的输入层2101把输入的预设用户场景特征F1映射到一个向量空间,进行编码。之后,输入层2101把编码后得到的编码向量输入至场景特征向量化子网络210的表示层2102。所述表示层2102中包括多层神经网络,包含多个隐含层。通过表示层2102对输入层2101输出的编码向量进行多次非线性化,学习到特征之间的交互表达,最后得到预设用户场景特征F1的向量表达V1。

[0047] 同样的,POI特征向量化子网络220的输入层2201把输入的预设POI特征F2映射到一个向量空间,进行编码。之后,输入层2201把编码后得到的编码向量输入至POI特征向量化子网络220的表示层2202。所述表示层2202中包括多层神经网络,包含多个隐含层。通过表示层2202对输入层2201输出的编码向量进行多次非线性化,学习到特征之间的交互表达,最后得到预设POI特征F2的向量表达V2。

[0048] 之后,场景和POI匹配模型的匹配层网络230,计算场景特征向量化子网络210的表示层2102输出的向量表达V1、POI特征向量化子网络220的表示层2202输出的向量表达V2的欧氏距离,得到输入的预设用户场景特征F1和预设POI特征F2的相似度。

[0049] 所述场景和POI匹配模型的匹配层网络230进一步将相似度映射为点击率。所述所述场景和POI匹配模型的匹配层网络230的损失函数根据所述场景特征向量化子网络210和POI特征向量化子网络220输出的向量表达和相应的输出目标计算模型损失值。所述场景和POI匹配模型以点击率预估为目标,通过梯度下降法,更新所述场景和POI匹配模型的参数,所述场景特征向量化子网络210和POI特征向量化子网络220的编码的输入层和表示层的参数被同一个损失函数梯度更新,使得场景特征和POI特征的向量表达在包含各自特征的基础上,学习到相互之间的关联关系。

[0050] 具体应用过程中,所述根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度,包括:对于预设内容池中每个内容,分别执行以下操作:通过所述场景特征向量化子网络对与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征进行非线性变换,输出所述预设用户场景特征的场景特征向量表达;以及,通过所述POI特征向量化子网络对该内容的预设POI特征进行非线性变换,输出该内容的所述预设POI特征的POI特征向量表达;通过所述匹配层网络计算所述场景特征向量表达和所述POI特征向量表达的欧氏距离,作为所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度。

[0051] 对于当前推荐场景,响应于获取的推荐请求(例如,当应用客户端检测到目标用户触发显示内容浏览界面时,向推荐系统发送内容推荐请求),所述推荐请求中包括目标用户的标识和所述推荐请求匹配的预设用户场景信息,推荐系统根据所述推荐请求中携带的预设用户场景信息确定与所述推荐请求匹配的预设用户场景特征(如:时间、季节、城市、商圈、地理位置、是否有WiFi等特征)。然后,对于预设内容池中的每个内容,所述推荐系统根据所述内容的所述预设POI信息确定所述内容的预设POI特征(如:所在城市、商圈、地理位置、商品类目)。之后,对于每个内容,推荐系统将与所述推荐请求匹配的预设用户场景特征和该内容的预设POI特征输入至所述场景和POI匹配模型,通过所述场景和POI匹配模型预估所述内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的预设用户场景特征之间的相似度。其

中,与上述推荐请求匹配的预设用户场景特征输入至上述场景和POI匹配模型的场景特征向量化子网络210;所述内容的预设POI特征输入至上述场景和POI匹配模型的POI特征向量化子网络220。

[0052] 同时,场景特征向量化子网络210的表示层将输出所述与上述推荐请求匹配的预设用户场景特征的向量表示,POI特征向量化子网络220子网络将输出所述内容的预设POI特征的向量表示。

[0053] 按照此方法,推荐系统将得到内容池中每个内容的POI特征与上述推荐请求匹配的预设用户场景特征的相似度。也可以得到每个内容的预设POI特征的向量表示,和与上述推荐请求匹配的预设用户场景特征的向量表示。

[0054] 步骤120,根据上述相似度,从上述预设内容池中确定召回内容。

[0055] 内容的POI特征与上述推荐请求匹配的预设用户场景特征的相似度,反映了该内容与目标用户的当前场景信息的匹配程度,因此,根据相似度对内容池中的内容进行筛选,可以初步确定与目标用户的当前场景匹配的内容。例如,可以确定内容池中上述相似度最高的预设数量的内容作为召回内容。

[0056] 由于用户场景特征是每个维度特征单独编码再拼接的方式,这样,当出现新的场景组合时,新组合中的每个元素却是模型已知的,极大地缓解了新场景冷启动的问题。例如,在训练样本中,存在“周末-中山公园”,“工作日-陆家嘴”这样的时间维度和地理位置维度的场景组合,通过采用每个特征单独编码再拼接进模型的方式,模型可以分别学到“周末”、“工作日”、“中山公园”、“陆家嘴”的向量表达,当待预估场景为“工作日-中山公园”这一新场景组合时,相当于模型已经学习了这一新场景组合的向量表达,就缓解了场景冷启动问题。而对于新用户,相较于协同过滤等其他召回通路,可以通过用户所处的场景,召回相似场景下其他用户的兴趣内容,也缓解了用户冷启动问题。同样道理,内容冷启动的问题也通过连接POI的方式得到了缓解。

[0057] 步骤130,通过预设排序模型,根据上述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、上述预设用户场景特征和各所述召回内容的上述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分。

[0058] 如前所述,上述场景和POI匹配模型包括:场景特征向量化子网络和POI特征向量化子网络;其中,上述场景特征向量化子网络用于对上述预设用户场景特征进行非线性变换,输出上述预设用户场景特征的向量表达,上述POI特征向量化子网络用于对上述预设POI特征进行非线性变换,输出上述预设POI特征的POI特征向量表达。本申请的一些实施例中,上述通过预设排序模型,根据上述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、上述预设用户场景特征和各所述召回内容的上述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分,包括:获取上述场景和POI匹配模型中,上述场景特征向量化子网络输出的上述预设用户场景特征的向量表达和上述POI特征向量化子网络输出的上述预设POI特征的POI特征向量表达;对于每个所述召回内容,将上述目标用户的用户画像特征、上述召回内容的内容画像特征、上述场景特征向量表达和上述POI特征向量表达输入至预设排序模型,预估上述召回内容的推荐得分。

[0059] 在排序阶段,对于每个召回内容,本申请通过预先训练的排序模型,基于该召回内容的内容特征、目标用户的用户画像特征、当前次推荐的用户场景特征和该召回内容的POI

特征进行推荐得分预测,然后,根据预测得到的推荐得分对召回内容进行排序,按照排序结果将召回内容推荐给目标用户。其中,所述排序模型基于深度神经网络模型构建,并基于用户历史行为数据训练。本申请实施例中采用的排序模型结构如图3所示,包括编码层,若干隐层和一个输出层,输出层通过对最后一个隐层输出的隐层向量进行映射得到推荐得分。

[0060] 为了实现对用户的场景化个性化推荐,本申请一些实施例中,分别提取用户画像特征、内容特征和场景特征输入给模型,其中,内容特征进一步包括:内容画像特征和内容的POI特征。由于在内容数据源中,相于类目偏好、图片偏好等,用户的场景化偏好难以捕捉(例如,从一个用户的点击序列中,我们很容易看出用户喜欢美食、宠物,喜欢看风景图,却很难直接看出用户是否喜欢在某个时间段,或者某种天气下,看什么内容,因为这些影响因素是很综合的),容易导致整个模型难以学出场景特征对于内容点击率预估的影响,因此,我们转而使用所述场景和POI匹配模型生成的用户场景特征的向量表达作为场景特征,将用户场景特征的向量表达输入给模型。同时,在模型的输入中加入内容对应的POI特征向量表达以丰富内容输入的表达。

[0061] 其中,用户画像特征中用于表示包括:性别、年龄、类别偏好、实时行为序列等维度的用户自身信息,内容画像信息用于表示包括:作者、发布时间、一二级类目、内容形式等维度的内容自身信息。本申请的一些实施例中,可以对稀疏的用户自身信息(如性别)进行One-hot编码,生成相应维度的用户画像特征,对于用户自身信息中的连续数值信息,直接使用该数值作为相应维度的用户画像特征为。对于内容自身信息也做同样的编码处理,得到多个维度的内容画像特征的向量表达。之后,对于每个内容,将该内容的内容画像特征、该内容的POI特征向量表达、目标用户的用户画像特征、目标用户所处的用户场景特征的向量表达输入至所述排序模型,通过所述排序模型预测该内容的推荐得分。

[0062] 按照此方法,可以分别得到每个召回内容的推荐得分。

[0063] 相应的,该排序模型在训练过程中,对于每条用户历史行为数据(如:内容搜索数据),分别提取该条历史行为数据对应的用户画像特征、内容画像特征,并根据该数据对应的用户场景信息,通过场景和POI匹配模型确定该条历史行为数据的用户场景特征的向量表达和POI特征的向量表达,并以根据每条历史行为数据对应的用户画像特征、内容画像特征、用户场景特征的向量表达和POI特征的向量表达作为输入,训练排序模型。

[0064] 步骤140,根据所述推荐得分,对各所述召回内容进行排序推荐。

[0065] 在确定了每个召回内容的推荐得分之后,根据所述推荐得分对所述召回内容进行排序,根据排序结果对召回内容进行推荐展示。

[0066] 本申请实施例公开的场景化内容推荐方法,通过响应于获取的推荐请求,根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度;其中,所述场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的;根据所述相似度,从所述预设内容池中确定召回内容;通过预设排序模型,根据所述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、所述预设用户场景特征和各所述召回内容的所述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分;根据所述推荐得分,对各所述召回内容进行排序推荐,可以提升推荐结果与用户需求的匹配度。

[0067] 本申请实施例公开的场景化内容推荐方法,通过引入外部数据(即用户主动行为

产生的历史数据)训练场景和POI匹配模型,在内容召回阶段,通过融入当前次推荐的用户场景信息和内容的POI信息对召回内容进行筛选,可以提升召回内容与目标用户的当前需求的匹配度,提升内容推荐精度。另一方面,由于场景向量表达的数据源具有用户主动触发、场景化偏好明显的特点,而DSSM单个模型相较于排序模型训练成本较低,可以迭代多轮,且专注于场景特征的刻画和表达,其得到的向量表达相比于直接的场景特征,在排序阶段再一次引入场景信息的向量表达和内容的POI信息的向量表达,可以使排序模型更容易学到场景信息对于预估结果的影响,提升推荐性能。

[0068] 并且,在排序模型训练过程中,减小了训练场景特征和POI特征的编码网络的复杂度,提升了排序模型的训练效率。

[0069] 实施例二

[0070] 本申请实施例公开的一种场景化内容推荐装置,如图4所示,所述装置包括:

[0071] 相似度预估模块410,用于响应于获取的推荐请求,根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度;其中,所述场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的;

[0072] 召回内容初筛模块420,用于根据所述相似度,从所述预设内容池中确定召回内容;

[0073] 筛选结果排序得分预估模块430,用于通过预设排序模型,根据所述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、所述预设用户场景特征和各所述召回内容的所述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分;

[0074] 排序推荐模块440,用于根据所述推荐得分,对各所述召回内容进行排序推荐。

[0075] 本申请的一些实施例中,所述场景和POI匹配模型包括:场景特征向量化子网络和POI特征向量化子网络;其中,所述场景特征向量化子网络用于对所述预设用户场景特征进行非线性变换,输出所述预设用户场景特征的场景特征向量表达,所述POI特征向量化子网络用于对所述预设POI特征进行非线性变换,输出所述预设POI特征的POI特征向量表达;

[0076] 所述筛选结果排序得分预估模块430进一步用于:

[0077] 获取所述场景和POI匹配模型中,所述场景特征向量化子网络输出的所述预设用户场景特征的场景特征向量表达和所述POI特征向量化子网络输出的所述预设POI特征的POI特征向量表达;以及,

[0078] 对于每个所述召回内容,将所述目标用户的用户画像特征、所述召回内容的内容画像特征、所述场景特征向量表达和所述POI特征向量表达输入至预设排序模型,预估所述召回内容的推荐得分。

[0079] 本申请的一些实施例中,所述场景和POI匹配模型包括:场景特征向量化子网络、POI特征向量化子网络和匹配层网络,如图5所示,所述相似度预估模块410,进一步包括:

[0080] 场景特征向量表达确定子模块4101,用于通过所述场景特征向量化子网络对与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征进行非线性变换,输出所述预设用户场景特征的场景特征向量表达;

[0081] POI特征向量表达确定子模块4102,用于对于预设内容池中每个内容,通过所述POI特征向量化子网络对该内容的预设POI特征进行非线性变换,输出该内容的所述预设

POI特征的POI特征向量表达；

[0082] 相似度计算子模块4103,用于对于预设内容池中每个内容,通过所述匹配层网络计算所述场景特征向量表达和所述POI特征向量表达的欧氏距离,作为所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度。

[0083] 所述筛选结果排序得分预估模块430进一步用于:

[0084] 获取场景特征向量表达确定子模块4101输出的所述预设用户场景特征的场景特征向量表达和所述POI特征向量表达确定子模块4102输出的所述预设POI特征的POI特征向量表达;以及,

[0085] 对于每个所述召回内容,将所述目标用户的用户画像特征、所述召回内容的内容画像特征、所述场景特征向量表达和所述POI特征向量表达输入至预设排序模型,预估所述召回内容的推荐得分。

[0086] 本申请的一些实施例中,基于用户主动行为产生的历史数据训练所述场景和POI匹配模型的步骤,包括:

[0087] 获取用户主动行为产生的历史数据;

[0088] 根据每条所述历史数据,分别确定所述历史数据关联的所述预设用户场景特征和所述预设POI特征和点击率标签,生成一条训练样本;

[0089] 将所述预设用户场景特征和所述预设POI特征作为模型输入,以所述点击率标签作为模型的输出目标,以模型的输出与所述输出目标的损失值之和最小为训练目标,基于若干所述训练样本训练所述场景和POI匹配模型。

[0090] 本申请的一些实施例中,所述场景和POI匹配模型包括:场景特征向量化子网络和POI特征向量化子网络,所述场景和POI匹配模型的损失函数根据所述场景特征向量化子网络输出的所述预设用户场景特征的场景特征向量表达和所述POI特征向量化子网络输出所述预设POI特征的POI特征向量表达计算所述损失值。

[0091] 本申请实施例公开的场景化内容推荐装置,用于实现本申请实施例一中所述的场景化内容推荐方法,装置的各模块的具体实施方式不再赘述,可参见方法实施例相应步骤的具体实施方式。

[0092] 本申请实施例公开的场景化内容推荐装置,通过响应于获取的推荐请求,根据预设内容池中各内容的预设POI特征和与所述推荐请求匹配的目标用户的预设用户场景特征,通过预设的场景和POI匹配模型,预估各所述内容的所述预设POI特征和所述预设用户场景特征的相似度;其中,所述场景和POI匹配模型是基于用户主动行为产生的历史数据训练的;根据所述相似度,从所述预设内容池中确定召回内容;通过预设排序模型,根据所述目标用户的用户画像特征、各所述召回内容的内容画像特征、所述预设用户场景特征和各所述召回内容的所述预设POI特征,预估各所述召回内容的推荐得分;根据所述推荐得分,对各所述召回内容进行排序推荐,可以提升推荐结果与用户需求的匹配度。

[0093] 本申请实施例公开的场景化内容推荐装置,通过引入外部数据(即用户主动行为产生的历史数据)训练场景和POI匹配模型,在内容召回阶段,通过融入当前次推荐的用户场景信息和内容的POI信息对召回内容进行筛选,可以提升召回内容与目标用户的当前需求的匹配度,提升内容推荐精度。另一方面,由于场景向量表达的数据源具有用户主动触发、场景化偏好明显的特点,而DSSM单个模型相较于排序模型训练成本较低,可以迭代多

轮,且专注于场景特征的刻画和表达,其得到的向量表达相比于直接的场景特征,在排序阶段再一次引入场景信息的向量表达和内容的POI信息的向量表达,可以使排序模型更容易学到场景信息对于预估结果的影响,提升推荐性能。

[0094] 并且,在排序模型训练过程中,减小了训练场景特征和POI特征的编码网络的复杂度,提升了排序模型的训练效率。

[0095] 相应的,本申请还公开了一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在所述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计算机程序时实现如本申请实施例一所述的场景化内容推荐方法。所述电子设备可以为PC机、移动终端、个人数字助理、平板电脑等。

[0096] 本申请还公开了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如本申请实施例一所述的场景化内容推荐方法的步骤。

[0097] 本说明书中的各个实施例均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的部分互相参见即可。对于装置实施例而言,由于其与方法实施例基本相似,所以描述的比较简单,相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

[0098] 以上对本申请提供的一种场景化内容推荐方法及装置进行了详细介绍,本文中应用了具体个例对本申请的原理及实施方式进行了阐述,以上实施例的说明只是用于帮助理解本申请的方法及其核心思想;同时,对于本领域的一般技术人员,依据本申请的思想,在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处,综上所述,本说明书内容不应理解为对本申请的限制。

[0099] 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实现。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)执行各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

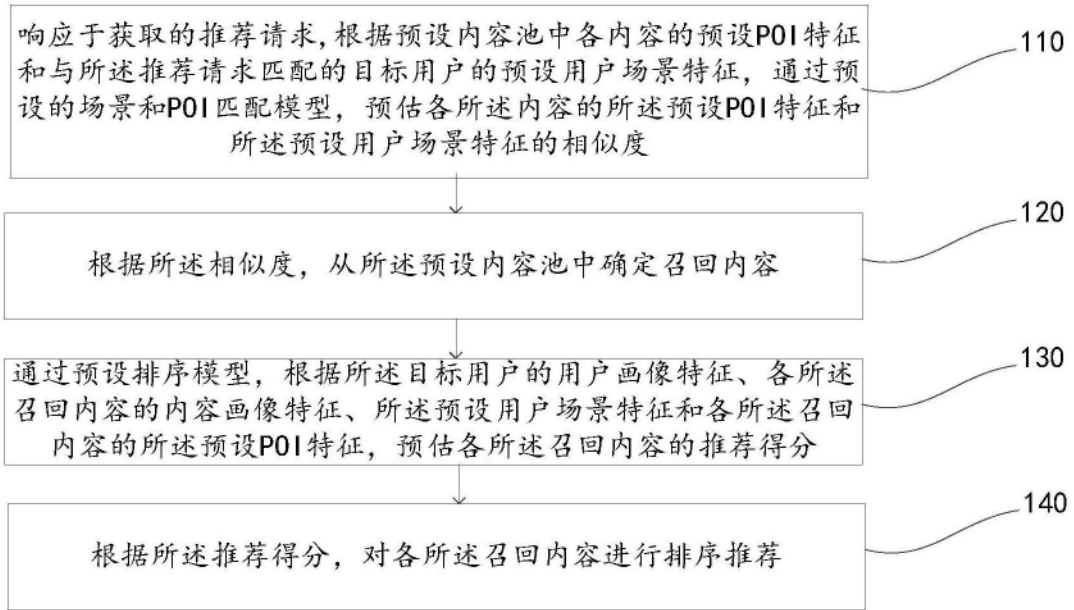


图1

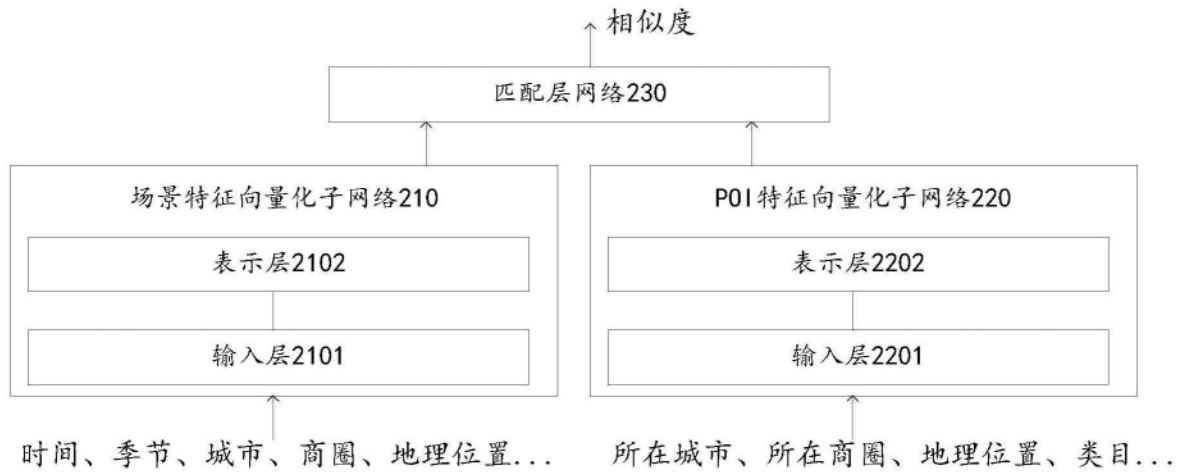


图2

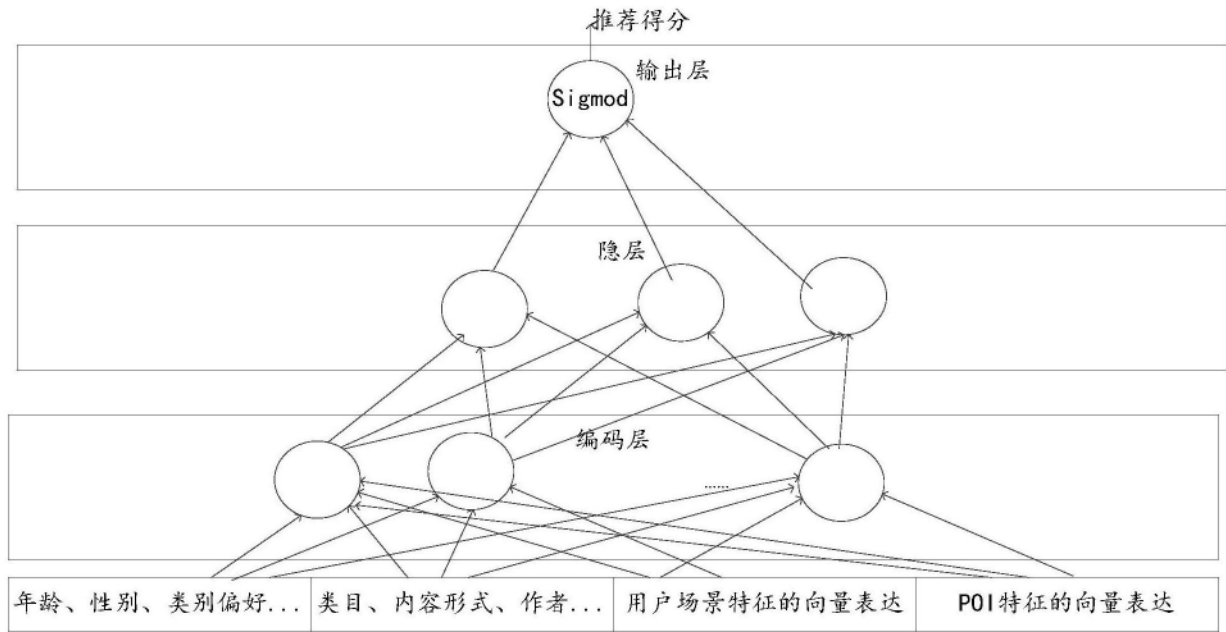


图3

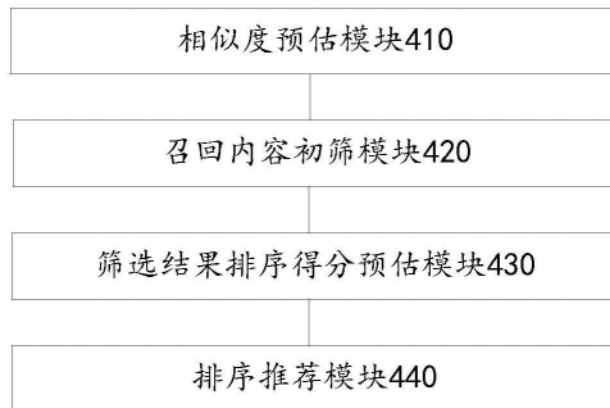


图4

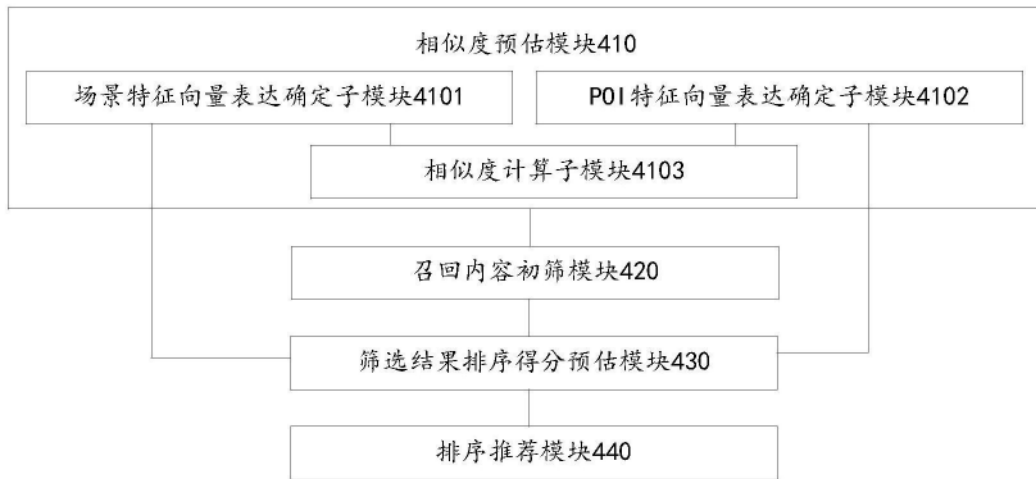


图5