

说明书摘要

本申请适用于计算机技术领域，提供了一种物品推荐方法、装置及终端设备，该方法包括：获取用户与存在联系的物品之间的第一连边的第一分数值和
5 所述用户与不存在联系的物品之间第二连边的第二分数值；基于所述第一分数值和所述第二分数值，计算所述第二分数值的召回信噪比；基于所述召回信噪比推荐所述物品。本申请通过召回信噪比推荐物品可以将冷门且符合用户需求的“弱连接”物品推荐给用户，提高推荐准确率和系统的商品推荐覆盖率。

权 利 要 求 书

1. 一种物品推荐方法，其特征在于，包括：

获取用户与第一物品之间的第一连边的第一分数值，以及所述用户与第二物品之间的第二连边的第二分数值，其中，所述第一物品为与所述用户存在关联关系的物品，所述第二物品为与所述用户不存在关联关系的物品；

基于所述第一分数值和所述第二分数值，计算各个所述第二分数值的召回信噪比；

基于所述召回信噪比推荐所述物品。

2. 如权利要求 1 所述的物品推荐方法，其特征在于，在所述获取用户与存在联系的物品之间的第一连边的第一分数值和所述用户与不存在联系的物品之间第二连边的第二分数值之前，所述方法还包括：

获取所述用户与所述物品的数据关系；

基于所述数据关系，获得所述第一连边和所述第二连边；

基于预设推荐算法，分别计算所述第一分数值和所述第二分数值。

3. 如权利要求 1 所述的物品推荐方法，其特征在于，所述基于所述第一分数值和所述第二分数值，计算各个所述第二分数值的召回信噪比，包括：

根据所述第一分数值、所述第二分数值和每个分组的分布范围，得到所述每个分组的分数值集；

基于所述分数值集，计算所述每个分组中所述第一连边的第一概率分布和所述第二连边的第二概率分布；

基于所述第一概率分布和所述第二概率分布，计算所述每个分组中所述第二分数值的召回信噪比。

4. 如权利要求 3 所述的物品推荐方法，其特征在于，所述根据所述第一分数值、所述第二分数值和每个分组的分布范围，得到所述每个分组的分数值集，包括：

获取所述第一分数值和所述第二分数值的数值范围；

基于所述数值范围和所述预设组数，计算所述每个分组的分布范围；

基于所述分布范围将所述第一分数值和所述第二分数值进行分组，得到所述分数值集。

- 5 5. 如权利要求 3 所述的物品推荐方法，其特征在于，所述基于所述分数值集，计算所述每个分组中所述第一分数值的第一概率分布和所述第二分数值的第二概率分布，包括：

基于所述分数值集，获得所述每个分组中所述第一连边的第一个数和所述每个分组中所述第二连边的第二个数；

- 10 基于所述第一个数和所述第一连边的总数，计算所述第一概率分布；
基于所述第二个数和所述第二连边的总数，计算所述第二概率分布。

6. 如权利要求 3 所述的物品推荐方法，其特征在于，所述基于所述第一概率分布和所述第二概率分布，计算所述每个分组中所述第二分数值的召回信噪比，包括：

- 15 对于每个分组，将该分组中的所述第一概率分布和所述第二概率分布的商作为所述分组中所述第二分数值的召回信噪比。

7. 如权利要求 3 至 6 任一项所述的物品推荐方法，其特征在于，所述基于所述召回信噪比推荐所述物品，包括：

- 20 用所述召回信噪比替换所述分组中的所述第二分数值，获得所述第二连边的目标分数值；

基于所述目标分数值的大小，推荐与所述第二连边对应的所述物品。

8. 一种物品推荐装置，其特征在于，包括：

- 25 数据获取模块，用于获取用户与第一物品之间的第一连边的第一分数值，以及所述用户与第二物品之间的第二连边的第二分数值，其中，所述第一物品为与所述用户存在关联关系的物品，所述第二物品为与所述用户不存在关联关系的物品；

计算模块，用于基于所述第一分数值和所述第二分数值，计算各个所述第二分数值的召回信噪比；

物品推荐模块，用于基于所述召回信噪比推荐所述物品。

9. 一种终端设备，包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述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如权利要求 1 至 7 任一项所述的物品推荐方法。

10. 一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，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 7 任一项所述的物品推荐方法。

一种物品推荐方法、装置及终端设备

技术领域

5 本申请属于计算机技术领域，尤其涉及一种物品推荐方法、装置及终端设备。

背景技术

随着大数据的不断发展，电子商务数据（例如 Amazon、Alibaba、Netflix、
10 eBay 等用户交易数据）、在线社交网络数据（例如 Twitter、Facebook、LinkedIn
等社交关系数据）、金融数据等呈现爆发式增长，如何从大量的数据中挖掘出对
用户有用的信息，做出最符合用户喜好的推荐就显得极为重要。在链路预测研
究领域，给用户推荐具体的物品，等价于预测用户-物品之间的连边。在物品种
类繁多的商务推荐领域，如何将满足用户兴趣且冷门但质量好的物品推荐给用
15 户成为近年主要研究方向。

传统的推荐算法是根据用户的历史行为记录，通过计算将预测分数高的物
品推荐给用户，即传统的推荐算法是将分数高且符合用户需求的“强连接”的
物品推荐给用户，但是传统的推荐算法中分数低且符合用户需求，也就是冷门
且符合用户需求的“弱连接”物品往往不被推荐，造成物品推荐种类较少。

20 发明内容

本申请实施例提供了一种物品推荐方法、装置及终端设备，可以解决“弱
连接”物品不被推荐的问题。

第一方面，本申请实施例提供了一种物品推荐方法，包括：

25 获取用户与第一物品之间的第一连边的第一分数值，以及所述用户与第二
物品之间的第二连边的第二分数值，其中，所述第一物品为与所述用户存在关

联关系的物品，所述第二物品为与所述用户不存在关联关系的物品；

基于所述第一分数值和所述第二分数值，计算各个所述第二分数值的召回信噪比；

基于所述召回信噪比推荐所述物品。

5 第二方面，本申请实施例提供了一种物品推荐装置，包括：

数据获取模块，用于获取用户与第一物品之间的第一连边的第一分数值，以及所述用户与第二物品之间的第二连边的第二分数值，其中，所述第一物品为与所述用户存在关联关系的物品，所述第二物品为与所述用户不存在关联关系的物品；

10 计算模块，用于基于所述第一分数值和所述第二分数值，计算各个所述第二分数值的召回信噪比；

物品推荐模块，用于基于所述召回信噪比推荐所述物品。

第三方面，本申请实施例提供了一种终端设备，包括：存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序，其特征在于，
15 所述处理器执行所述计算机程序时实现上述第一方面中任一项所述的物品推荐方法。

第四方面，本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，其特征在于，所述计算机程序被处理器执行时实现上述第一方面中任一项所述的物品推荐方法。

20 第五方面，本申请实施例提供了一种计算机程序产品，当计算机程序产品在终端设备上运行时，使得终端设备执行上述第一方面中任一项所述的物品推荐方法。

可以理解的是，上述第二方面至第五方面的有益效果可以参见上述第一方面中的相关描述，在此不再赘述。

25 本申请实施例与现有技术相比存在的有益效果是：本申请实施例，获取用户与存在关联关系的物品之间的第一连边的第一分数值，以及用户与不存在关

联关系的物品之间的第二连边的第二分数值，根据各个第一连边的第一分数值和各个第二连边的第二分数值计算各个第二分数值的召回信噪比，并基于各个物品的召回信噪比向用户推荐物品，能够将冷门且符合用户需求的“弱连接”物品推荐给用户，从而提高推荐准确率和系统的商品推荐覆盖率。

5

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案，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。

图 1 是本申请一实施例提供的物品推荐方法的应用场景示意图；

10 图 2 是本申请一实施例提供的物品推荐方法的流程示意图；

图 3 是本申请一实施例提供的物品与用户的关系示意图；

图 4 是本申请一实施例提供的图 2 中步骤 102 的实现方法的流程示意图；

图 5 是本申请一实施例提供的图 2 中步骤 103 的实现方法的流程示意图；

图 6 是本申请另一实施例提供的物品推荐方法的流程示意图；

15 图 7 是本申请一实施例提供的本申请方法与传统推荐方法计算的分数值的对比图；

图 8 是本申请一实施例提供的本申请方法和传统的推荐方法得出的召回率的对比图；

20 图 9 是本申请一实施例提供的传统推荐算法与本申请预测分数的均值的对比图；

图 10 是本申请一实施例提供的传统推荐算法与本申请中 ARHR 指标的对比图；

图 11 是本申请一实施例提供的物品推荐装置的结构示意图；

图 12 是本申请一实施例提供的终端设备的结构示意图；

25 图 13 是本申请一实施例提供的计算机的部分结构的框图。

具体实施方式

应当理解，当在本申请说明书和所附权利要求书中使用时，术语“包括”指示所描述特征、整体、步骤、操作、元素和/或组件的存在，但并不排除一个或多个其它特征、整体、步骤、操作、元素、组件和/或其集合的存在或添加。

5 另外，在本申请说明书和所附权利要求书的描述中，术语“第一”、“第二”、“第三”等仅用于区分描述，而不能理解为指示或暗示相对重要性。

在推荐领域中，链路预测通常用观测到的数据预测未来链接或者复杂网络中一些潜在的关系。存在一种可能的假设：用户对未消费物品的预测喜好分数越高则用户在未来消费该物品的概率越大。目前，传统的推荐算法包括：基于
10 协同滤波的模型，基于矩阵分解的模型，基于内容的模型，以及基于深度学习的推荐模型等等。传统的推荐算法首先赋予每条用户-物品之间的连边一个分数值，将分数值高的连边被预测成可能存在的边，可以优先将分数值高的连边对应的物品推荐给用户。

传统的推荐算法倾向于优先推荐预测分数值高的物品，也就是用户-物品之
15 间的“强连接”，忽略了预测分数低但事实上符合用户兴趣的物品，即用户-物品之间的“弱连接”。研究表明，在单一类型的两个端点之间存在很多相互作用很弱的远程边，称为“弱连接”，弱连接的两个端点之间的相互作用很弱，两个端点之间的相似度通常较低，但是，他们在路由选择、病毒传播和信息传播等应用领域发挥的作用很大，因此，对弱连接的物品进行挖掘是目前研究的方向。

20 本申请通过详细分析复杂网络的拓扑连接模式，发现了真实网络中的一些违反直觉的现象：一些分数极低的用户-物品之间的连边比分数高的连边能更好地连接。通过分析这一有趣的现象，本申请提出了一个适用于物品推荐系统的用户-物品弱连接检测框架。这个框架在精准地给用户推荐物品的前提下，兼顾挖掘二部网络中的“弱连接”，把用户-物品的二部网络中暂时冷门但质量好的
25 物品推荐给系统中的用户，从而提高推荐准确率和系统的商品推荐覆盖率。本申请方法能够充分发掘各种不同的传统推荐方法的潜能，尤其是对网络中低分

的用户-物品连边的预测。

按照网络中连边出现的先后顺序，将网络中的边分成 90% 的训练集和 10% 的测试集。对于一个特定的推荐方法，计算所有用户-物品连边的分数值 s_{ui} 。

$p_r(s)$ 表示随机选择一个存在的边的分数值为 s 的概率分布， $p_n(s)$ 表示随机选择一个不存在的边的分数值为 s 的概率分布，假设测试集和训练集有相同的概率分布，则对于系统中的每一个用户 u 召回率定义为：

$$\text{Recall}_{\text{rec}}(u) = \frac{|L^P(u)| \cdot \int_{c(u)}^{s_{\max}} p_r(s) ds}{|L^P|} = \gamma(u) \cdot \frac{\int_{c(u)}^{s_{\max}} p_r(s) ds}{\int_{c(u)}^{s_{\max}} p_n(s) ds},$$

其中 $\gamma(u) = \frac{N \cdot |L^P(u)|}{|L^P| \cdot (m - |L^T(u)|)}$ ， $L^P(u)$ 和 $L^T(u)$ 是用户 u 分别在测试集和训练集中的连边集合， s_{\max} 是分数列表中最大的分数值， N 为每个用户的推荐列表长度，

$c(u)$ 是一个可调的参数，且 $(m - |L^T(u)|) \cdot \int_{c(u)}^{s_{\max}} p_n(s) ds = N$ 。

如果在 $s > c(u)$ ， $p_r(s) \ll p_n(s)$ 的条件下，召回率 $\text{Recall}(u)$ 就会趋于 0，相反， $p_r(s) \gg p_n(s)$ 时召回率就会很高。

基于上述情况，如果直接用原始的分数值 s 来进行推荐会使推荐不准确且召回率降低，所以本申请提出了用“召回信噪比”先对原始的分数值进行修改，再进行物品推荐的方法。

图 1 为本申请实施例提供的物品推荐方法的应用场景示意图，上述物品推荐方法可以用于对物品进行推荐。其中，终端设备 20 用于获取数据存储装置 10 中的用户与物品之间的关系，通过终端设备 20 对用户与物品之间的关系进行分析计算，最终将物品推荐给用户。终端设备 20 可以是电脑、手机等。数据存储装置可以是电脑、手机等。

以下结合图 1 对本申请实施例的物品推荐方法进行详细说明。

图 2 示出了本申请提供的物品推荐方法的示意性流程图，参照图 2，对该物品推荐方法的详述如下：

S101，获取用户与第一物品之间的第一连边的第一分数值，以及所述用户与第二物品之间的第二连边的第二分数值，其中，所述第一物品为与所述用户

存在关联关系的物品，所述第二物品为与所述用户不存在关联关系的物品。

在本实施例中，如果用户与物品之间存在联系，例如，用户购买过该商品，则记作用户与该物品之间存在连边，为了便于理解和撰写将该物品记为第一物品，将存在的连边记为第一连边，所有的存在连边均为第一连边，一个存在的连边为一个第一连边。如果用户与物品之间不存在联系，例如，用户未购买过该商品，则记作用户与该物品之间不存在连边，为了便于理解和撰写将该物品记为第二物品，将不存在的连边记为第二连边，所有不存在的连边均为第二连边，一个部存在的连边为一个第二连边。

作为举例，如图3所示，在本实施例中，用户包括A、B和C，物品包括a、b、c和d。

第一连边包括：用户A与物品a之间的连边；用户A与物品c之间的连边；用户B与物品b之间的连边；用户B与物品d之间的连边；用户C与物品c之间的连边；用户C与物品d之间的连边。

第二连边包括：用户A与物品b之间的连边；用户A与物品d之间的连边；用户B与物品a之间的连边；用户B与物品c之间的连边；用户C与物品a之间的连边；用户C与物品b之间的连边。

在本实施例中，第一分数值和第二分数值可以从电脑或数据库中直接获得，也可以从计算模型中获得，一个第一连边对应一个第一分数值，一个第二连边对应一个第二分数值。

具体的，第一分数值和第二分数值可以通过推荐算法计算得到，推荐算法包括：基于协同滤波的模型，基于矩阵分解的模型，基于内容的模型，以及基于深度学习的推荐模型等等。将用户和物品，以及用户与物品之间的关系输入推荐算法中，可以直接得到第一分数值和第二分数值。

S102，基于所述第一分数值和所述第二分数值，计算各个所述第二分数值的召回信噪比。

在本实施例中，在存在相同的第一分数值和第二分数值时召回信噪比的计

算包括：

计算第一分数值的第一概率分布和第二分数值的第二概率分布；

计算相同数值的第一分数值和第二分数值对应的第一概率分布和第二概率分布的商；

5 将上述计算的商作为上述相同数值的第一分数值和第二分数值的召回信噪比。

上述计算召回信噪比的方法是理想状态下的计算方法，也就是存在有相同的第一分数值和第二分数值的情况，在实际应用中，理想情况几乎是不存在的，所以，需要将上述方法进行改进，利用数据分箱的方法进行计算，具体的改进
10 后的方法如下。

如图 4 所示，在一种可能的实现方式中，步骤 S102 的实现过程可以包括：
S1021，根据所述第一分数值、所述第二分数值和每个分组的分布范围，得到所述每个分组的分数值集。

在本实施例中，每个分组包括一个分布范围，根据上述分布范围将第一分
15 数值和第二分数值划分到不同的分组中，一个分组得到一个分数值集。

具体地，S1021 中可以根据各个分组的分布范围将各个第一分数值划分到对应的分组中，根据各个分组的分布范围将各个第二分数值划分到对应的分组中，从而得到各个分组对应的分数值集。

作为举例，第一分数值包括：0.1、0.2 和 0.7；第二分数值包括：0.5、0.8、
20 0.6 和 0.3；第一分组的分布范围为 $[0.1, 0.4)$ ，第二分组的分布范围为 $[0.4, 0.6)$ ，第三分组的分布范围为 $[0.6, 0.9]$ 。则位于第一分组中的第一分数值为 0.1 和 0.2，位于第一分组中的第二分数值为 0.3；位于第二分组中的第一分数值不存在，位于第二分组中的第二分数值为 0.5；位于第三分组中的第一分数值为 0.7，位于第三分组中的第二分数值为 0.6 和 0.8；所以第一分组的分数值集为
25 $\{0.1, 0.2, 0.3\}$ ；第二分组的分数值集为 $\{0.5\}$ ；第三分组的分数值集为 $\{0.6, 0.7, 0.8\}$ 。

在一种可能的实现方式中，步骤 S1021 的实现过程可以包括：

S10211，获取所述第一分数值和所述第二分数值的数值范围。

在本实施例中，查找第一分数值和第二分数值中的最小值和最大值，最小值和最大值为数值范围的两端。

5 作为举例，第一分数值包括：0.1、0.2 和 0.7；第二分数值包括：0.5、0.8、0.6 和 0.3，则数值范围为 0.1-0.8。

S10212，基于所述数值范围和所述预设组数，计算所述每个分组的分布范围。

在本实施例中，每个分组的分布范围是根据第一分数值、第二分数值的分布范围以及预设组数计算得到的。

10 作为举例，预设组数为 2，第一分数值包括：0.1、0.2 和 0.7；第二分数值包括：0.5、0.9、0.6 和 0.3，则数值范围为 0.1-0.9。

则每个分组的分布范围 L 为：

$$L = \frac{N_{\max} - N_{\min}}{M}$$

15 其中， L 为分布范围， M 为预设组数， N_{\max} 为数值范围的最大值， N_{\min} 为数值范围的最小值。

其中，在 $L=0.4$ 时，第一分组的分布范围为 $[0.1, 0.5)$ ，第二分组的分布范围为 $[0.5, 0.9]$ 。

20 需要说明的是，如果每个分组的分布范围已经预先存储或预先设置，则不用再进行计算。

S10213，基于所述分布范围将所述第一分数值和所述第二分数值进行分组，得到所述分数值集。

25 作为举例，预设组数为 2，第一分数值包括：0.1、0.2 和 0.7；第二分数值包括：0.5、0.9、0.6 和 0.3，数值范围为 0.1-0.9，第一分组的分布范围为 $[0.1, 0.5)$ ，第二分组的分布范围为 $[0.5, 0.9]$ 。

其中，根据上述第一分组的分布范围 $[0.1, 0.5)$ 以及第二分组的分布范围

[0.5, 0.9], 可以确定第一分组中的第一分数值集为{0.1、0.2、0.3}, 第二分组中的第二分数值集为{0.5、0.6、0.7、0.9}。

S1022, 基于所述分数值集, 计算所述每个分组中所述第一连边的第一概率分布和所述第二连边的第二概率分布。

5 在本实施例中, 第一概率分布指的是在一个分数值集中第一连边在全部的第一连边中所占的比例, 第二概率分布指的是在一个分数值集中第二连边在全部的第二连边中所占的比例。

在一种可能的实现方式中, 步骤 S1022 的实现过程可以包括:

10 S10221, 基于所述分数值集, 获得所述每个分组中所述第一连边的第一个数和所述每个分组中所述第二连边的第二个数。

15 在本实施例中, 分数值集是由第一分数值和第二分数值组成的, 从各个分数值集中可以得到第一分数值的个数, 也就是第一连边的个数, 为了方便区分将第一分数值的个数记为第一个数; 从各个分数值集中可以得到第二分数值的个数, 也就是第二连边的个数, 为了便于区分将第二分数值的个数记为第二个数。

作为举例, 预设组数为 2, 第一分数值包括: 0.1、0.2 和 0.7; 第二分数值包括: 0.5、0.9、0.6 和 0.3, 确定的数值范围为 0.1-0.9, 则第一分组的分布范围可以为[0.1, 0.5), 第二分组的分布范围可以为[0.5, 0.9]。

20 第一分组中的第一分数值集为{0.1、0.2、0.3}, 第二分组中的第二分数值集为{0.5、0.6、0.7、0.9}, 则第一分数值集中第一连边的第一个数为 2, 第二个数为 1; 第二分数值集中第一个数为 1, 第二个数为 3。

S10222, 基于所述第一个数和所述用户与所述物品之间的所述第一连边的总数, 计算所述第一概率分布。

25 在本实施例中, 第一连边的总数可以通过第一连边的个数或第一分数值的个数获得。

作为举例, 第一概率分布 F_{n1} 可以为:

$$F_{n1} = \frac{D_{n1}}{Z_1}$$

其中， F_{n1} 为在第 n 个分组中第一连边的第一概率分布， z_1 为第一连边的总数， D_{n1} 为在第 n 个分组中第一连边的第一个数。

5 S10223，基于所述第二个数和所述用户与所述物品之间的所述第二连边的总数，计算所述第二概率分布。

作为举例，第二概率分布 F_{n2} 可以为：

$$F_{n2} = \frac{D_{n2}}{Z_2}$$

其中， F_{n2} 为在第 n 个分组中第二连边的第二概率分布， z_2 为第二连边的总数， D_{n2} 为在第 n 个分组中第二连边的第二个数。

10 作为举例，第一分组中的第一分数值集为{0.1、0.2、0.3}，第二分组中的第二分数值集为{0.5、0.6、0.7、0.9}，则第一分数值集中第一连边的第一个数为 2，第二个数为 1；第二分数值集中第一个数为 1，第二个数为 3。因此，第一连边的总数为 3，第二连边的总数为 4。

15 根据前述的第一概率分布和第二概率分布的计算公式可得，第一分组中第一概率分布为 $\frac{2}{3}=0.7$ ，第一分组中第二概率分布为 $\frac{1}{4}=0.3$ ，第二分组中第一概率分布为 $\frac{1}{3}=0.3$ ，第二分组中第二概率分布为 $\frac{3}{4}=0.8$ 。

S1023，基于所述第一概率分布和所述第二概率分布，计算所述每个分组中所述第二分数值的召回信噪比。

在一种可能的实现方式中，步骤 S1023 的实现过程可以包括：

20 将所述第一概率分布和与对应的分组的所述第二概率分布的商作为所述分组中所述第二分数值的召回信噪比。

具体的，召回信噪比 RNR_n 可以为：

$$RNR_n = \frac{F_{n1}}{F_{n2}}$$

其中, RNR_n 为第 n 个分组中物品的召回信噪比, F_{n1} 为在第 n 个分组中第一连边的第一概率分布, F_{n2} 为在第 n 个分组中第二连边的第二概率分布。

作为举例, 预设组数为 2, 第一分数值包括: 0.1、0.2 和 0.7; 第二分数值包括: 0.5、0.9、0.6 和 0.3。数值范围为 0.1-0.9。则第一分组的分布范围为[0.1, 0.5), 第二分组的分布范围为[0.5, 0.9]。第一分组中的第一分数值集为{0.1、0.2、0.3}, 第二分组中的第二分数值集为{0.5、0.6、0.7、0.9}, 则第一分数值集中第一连边的第一个数为 2, 第二个数为 1; 第二分数值集中第一个数为 1, 第二个数为 3。第一连边的总数为 3, 第二连边的总数为 4。

则第一分组中第一概率分布为 $\frac{2}{3}=0.7$; 第一分组中第二概率分布为 $\frac{1}{4}=0.3$;

第二分组中第一概率分布为 $\frac{1}{3}=0.3$; 第二分组中第二概率分布为 $\frac{3}{4}=0.8$ 。

第一分组中的物品的召回信噪比为 $RNR_1 = \frac{0.7}{0.3} = 2.3$; 第二分组中的物品的召回信噪比为 $RNR_2 = \frac{0.3}{0.8} = 0.4$ 。

S103, 基于所述召回信噪比推荐所述物品。

在本实施例中, 向用户推荐的物品一般为用户没有使用或购买过的, 用户购买过的物品则是不需要推荐的, 所以可以用召回信噪比替换第二分数值, 根据召回信噪比的大小, 推荐召回信噪比较大的数值对应的物品。

需要说明的是, 在计算召回信噪比时, 如果分母为零, 则召回信噪比为零。

如图 5 所示, 在一种可能的实现方式中, 步骤 S103 的实现过程可以包括:

S1031, 用所述召回信噪比替换所述分组中的所述第二分数值, 获得所述第二连边的目标分数值;

S1032, 基于所述目标分数值的大小, 推荐与所述第二连边对应的所述物品。

在本实施例中, 一个跟组对应一个召回信噪比, 将该分组中所有的第二分数值均用召回信噪比替换, 得到该分组中第二连边的目标分数值, 将目标分数值大的第二连边对应的物品推荐给用户。

本申请实施例与现有技术相比存在的有益效果是：本申请通过获取用户与有联系的物品的第一连边的第一分数值和用户与没有联系的物品的第二连边的第二分数值，根据第一分数值和第二分数值计算物品的召回信噪比，最后通过召回信噪比推荐物品，本申请通过召回信噪比推荐物品可以将冷门且符合用户需求的“弱连接”物品推荐给用户，提高推荐准确率和系统的商品推荐覆盖率。

在一种可能的实现方式中，在步骤 S101 之前，上述物品推荐方法还可以包括：

S201，获取所述用户与所述物品的数据关系。

具体的，用户与物品之间的数据关系可以从数据库、电脑或手机中获得，用户与物品之间的关系可以用二部网络图、用户与物品关系表格等表示。

S202，基于所述数据关系，获得所述第一连边和所述第二连边；

S203，基于预设推荐算法，分别计算所述第一分数值和所述第二分数值。

在本实施例中，推荐算法包括：基于协同滤波的模型，基于矩阵分解的模型，基于内容的模型，以及基于深度学习的推荐模型等等。

图 6 为本申请实施例提供的物品推荐方法，在本实施例中，假设一个二部网络图中有 4 个用户，5 个物品，存在的连边（第一连边）有 8 条，不存在的连边（第二连边）有 $4*5-8=12$ 条，预设组数为 5。参见图 6，上述物品推荐方法可以包括：

S301，计算存在的第一连边的第一分数值和不存在的第二连边的第二分数值。

第一连边的第一分数值分别为：0.1，0.2，0.3，0.4，0.5，0.6，0.7，0.7。

第二连边的第二分数值分别为：0.0，0.1，0.1，0.2，0.2，0.2，0.7，0.8，0.9，1.0，1.0，1.0。

S302，确定每个分组（也就是每个箱子）的分布范围。

第一分数值和第二分数值的数值范围为 [0.0,1.0] 则分布范围为 $(1.0-0.0)/5=0.2$ 。因此，这 5 个分组的分布范围分别为：第 1 个分组的分布范

围为[0.0, 0.2), 第 2 个分组的分布范围为[0.2, 0.4), 第 3 个分组的分布范围为[0.4, 0.6), 第 4 个分组的分布范围为[0.6, 0.8), 第 5 个分组的数据区间为[0.8, 1.0]。

S303, 确定每个分组中第一连边的个数和第二连边的个数。

第一个分组中第一连边的个数为 1 条, 第二连边的个数为 3 条;

5 第二个分组中第一连边的个数为 2 条, 第二连边的个数为 3 条;

第三个分组中第一连边的个数为 2 条, 第二连边的个数为 0 条;

第四个分组中第一连边的个数为 3 条, 第二连边的个数为 1 条;

第五个分组中第一连边的个数为 0 条, 第二连边的个数为 5 条、

10 S304, 计算每个分组中第一连边的第一概率分布和第二连边的第二概率分布。

计算第一概率分布 F_{n1} : 5 个分组中第一概率分布分别为: 第 1 个分组是 $1/8=0.125$, 第 2 个分组是 $2/8=0.25$, 第 3 个分组是 $2/8=0.25$, 第 4 个分组是 $3/8=0.375$, 第 5 个分组是 $0/8=0.0$ 。

15 计算第一概率分布 F_{n2} : 5 个分组中第二概率分布分别为: 第 1 个分组是 $3/12=0.25$, 第 2 个分组是 $3/12=0.25$, 第 3 个分组是 $0/12=0.0$, 第 4 个分组是 $1/12=0.0833$, 第 5 个分组是 $5/12=0.4167$ 。

S305, 利用 $RNR_n = \frac{F_{n1}}{F_{n2}}$ 计算每个分组的召回信噪比。

5 个分组中的 F_{n1} 依次为: 0.125、0.25、0.25、0.375、0.0; F_{n2} 依次为: 0.25, 0.25, 0.0, 0.0833, 0.4167。

20 5 个分组对应的 RNR 分别为, 第 1 个分组为 $0.125/0.25=0.5$, 第 2 个分组为 $0.25/0.25=1.0$, 第 3 个分组为 $0.25/0.0=0.0$ (分母为 0 则直接取 0), 第 4 个分组为 $0.375/0.0833=0.4502$, 第 5 个分组为 $0.0/0.4167=0.0$ 。

S306, 用召回信噪比替换第二分数值。

25 5 个分组中的召回信噪比分别为: 第 1 个分组为 0.5, 第 2 个分组为 1.0, 第 3 个分组为 0.0, 第 4 个分组为 0.4502, 第 5 个分组为 0.0。

第二分数值分别为 0.0, 0.1, 0.1, 0.2, 0.2, 0.2, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 1.0, 1.0。

第 1 个分组中第二连边有 3 条第二分数值分别为 0.0, 0.1, 0.1, 第二分数值均调整为 0.5。

5 第 2 个分组中第二连边有 3 条第二分数值分别为 0.2, 0.2, 0.2, 第二分数值均调整为 1.0。

第 3 个分组中没有第二连边。

第 4 个分组中第二连边有 1 条第二分数值为 0.7, 第二分数值调整为 0.4502。

10 第 5 个分组中第二连边有 5 条第二分数值分别为 0.8, 0.9, 1.0, 1.0, 1.0, 第二分数值均调整为 0.0。

S307, 基于调整后的第二分数值推荐物品。

调整后的第二分数值中最大的值在第 2 个分组中的 3 个, 如果推荐列表长度为 3, 可以推荐第 2 个分组中第二连边对应的物品。

15 如果推荐列表长度为 5, 可以推荐第 2 个分组中第二连边对应的物品, 还可以推荐第 1 个分组中第二连边对应的物品中的两个。

应理解, 上述实施例各步骤的序号的大小并不意味着执行顺序的先后, 各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定, 而不应对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

以下通过模拟实验对上述物品推荐方法进行进一步说明。

20 在实际系统中对本申请实施例进行数据模拟与测试, 并取得了可观的效果。其中, 选择了四个真实的二部网络数据集: ML100K、Delicious、Lastfm 和 Wikibooks。实验中我们将网络结构都看成是无权无向的。网络的结构属性包括网络用户规模(#users)、物品规模(#items)、存在边的数量(#links)、网络的密度(#density), 如下表 1 所示。

25 此外, 我们选取了 7 个不同的基线算法, 评估了在利用本申请中召回信噪比进行分数调整前后, 这 7 个基线算法在这四个数据集上的表现。这 7 个算法

的简要描述如下所示：

(1)、ItemCF (Item-based Collaborative Filtering, 基于物品的协同过滤)：基于物品的协同过滤模型首先为用户购买的每一个物品计算出一组相似的物品，然后根据相似性推荐前 N 个物品给用户。

5 (2)、UserCF (User-based Collaborative Filtering, 基于用户的协同过滤)：基于用户的协同过滤模型首先识别相似用户的集合，然后根据用户之间的相似性的大小来确定推荐的物品序列。

(3)、PureSVD (Pure Singular Value Decomposition, 朴素奇异值分解法)：朴素奇异值分解法是一种矩阵分解模型，它利用用户-物品矩阵的主奇异向量表
10 示用户和物品之间的隐特征，并且通过衡量特征的相似性推荐物品。

(4)、FISM (Factored Item Smilarity Model, 基于因子分解的物品相似性模型)：基于因子分解的物品相似性模型，它通过在隐空间中学习物品之间的相似性进行物品的推荐。

(5)、MultiDAE (Mutil Distribution Auto Encoder, 多分布自编码器)：它使
15 用多项式似然估计来描述数据分布，并分析变分自编码器 (VAE) 以建立更好的目标函数，从而达到更高的推荐精度。

(6)、APR (Adversarial Personalized Ranking, 对抗性个性化排名)：对抗性个性化排名，是一种将对抗性训练引入经典贝叶斯个性化评分中推荐模型，它大大提高了推荐绩效的稳健性和推荐精度。

20 (7)、JCA (Joint Collaborative Autoencoder, 联合协同自动编码器)：联合协同自动编码器模型，旨在同时学习用户和物品之间的相关性，从而实现推荐系统的高可靠性。

表 1

Dataset	#users	#items	#links	density
ML100K	943	1682	100000	6.30%
Wikibooks	28113	2884	67613	0.08%

Lastfm	2100	18744	71064	0.18%
Delicious	1867	69227	104799	0.08%

图 7 的上图是在 Delicious 数据集中，基于 FISM 算法画出了网络中存在的
第一连边和不存在的第二连边的分数值分布情况。图 7 下图是通过 RNR 计算得
到的原始转换函数曲线，以及经过一维高斯滤波(Gaussian Filter)函数对原始曲
线滤波后的曲线。从图 7 上图可知，由于网络的稀疏性等特征，大部分连边的
5 分数值都很低。由于真实二部网络中多数用户消费过的物品数量有限，某些潜
在的符合用户兴趣但分数低的物品通常不会被推荐给相应的用户。如图 7 下图
所示，图中显示高分数值的对应的 RNR 值很低，特别地有 $RNR(1) \approx 0$ 。有些分
数值低的边对应 RNR 却比较高（箭头标注处），这意味着一个有特殊分数值的
未知的第二连边很可能是一个未来存在或者可能存在的连边。然而对于一个分
10 数值高的边，对应的 RNR 值比较低，这意味着一些尤其低的分数值的连边比高
分数值的边更容易被预测为可能存在的连边，说明了真实网络中的反常现象。

图 8 显示的是本申请方法和传统的推荐方法得出的召回率(recall)的对比。
在不同的推荐列表长度 N 下，把 7 种传统推荐方法和本发明提出的方法进行了
量化对比。除了 Delicious 数据集中的 MutiDAE 和 APR 方法稍有下降之外，本
15 申请与传统方法相比明显地提高了召回率。由于数据集中连边的规模受到限制，
所以这些方法也会存在一定的波动性。因此，虽然根据理论分析本申请会提高
召回率，但是召回率也会因为一些其他因素而降低。然而大多数情况下召回率
还是有很大的提高的。由图 8 可以看到，本申请方法相对于传统方法确实有一
定的改善，所求出的召回率有一定的提高。

20 本文的发明关键的技术是通过检测二部网络中的用户-物品弱连接提高预
测精度。下图 9 展示了四个数据集在上述 7 种算法下，所有用户的推荐列表的
原始预测分数的均值的对比结果。可以看到，本文的发明通过 RNR 转换函数，
增强那些低分但连接概率大的弱连接，以达到挖掘了网络中的弱连接的目的。
图 9 表明了在同一数据集下，本申请的原始预测分数的均值基本上都低于相应
25 的传统方法。这充分地说明了本发明适用于多数数据集和传统算法。

在 Top-N 推荐系统中，用户通常更关注个性化推荐列表靠前的物品。本申请的另外一个优势是：在 Top-N 推荐列表有限的情况下，通过增强用户-物品的弱连接，使得低分但符合用户兴趣的物品尽量排在用户的个性化推荐列表的前面。我们利用 ARHR(average reciprocal hit-rank，平均反击中率)评估指标去对比了本申请方法和上述 7 种传统方法在四个数据集上的表现。ARHR 指标充分考虑了推荐准确度和推荐排名，能有效地评估不同算法在同一推荐列表长度 N 下的推荐排名。如下图 10 所示，与 7 种原方法对比，本申请的方法倾向于检测弱连接，把真正符合用户口味的物品排在推荐列表前面。

本申请物品推荐方法通过挖掘二部网络中的用户-物品的“弱连接”，把用户-物品二部网络中暂时冷门但质量好的物品推荐给系统中的用户，从而提高系统的物品推荐覆盖率。如表 2 所示，展示了 RNR 方法前、后推荐商品覆盖率的对比。

表 2

Dataset	ML100K	Delicious	Lastfm	Wikibooks
ItemCF	19.06%	74.30%	36.78%	29.83%
RNR-ItemCF	19.55%	78.34%	38.37%	38.55%
UserCF	16.19%	66.54%	9.75%	11.97%
RNR-UserCF	16.25%	71.04%	10.70%	12.45%
PureSVD	27.98%	74.48%	19.89%	3.36%
RNR-PureSVD	27.31%	75.20%	20.40%	3.47%
FISM	3.60%	0.18%	0.16%	0.92%
RNR-FISM	3.60%	0.41%	1.53%	0.97%
MultiDAE	3.79%	2.34%	0.98%	0.70%
RNR-MultiDAE	3.85%	2.36%	1.11%	0.76%
APR	3.85%	1.26%	0.79%	0.38%
RNR-APR	3.91%	1.17%	0.79%	0.38%
JCA	4.46%	1.56%	1.12%	0.65%
RNR-JCA	4.34%	1.47%	1.09%	0.71%

对应于上文实施例所述的物品推荐方法，图 11 示出了本申请实施例提供的物品推荐装置的结构框图，为了便于说明，仅示出了与本申请实施例相关的部分。

参照图 11，该装置 100 可以包括：数据获取模块 110、计算模块 120 和物品推荐模块 130。

其中，数据获取模块 110，用于获取用户与第一物品之间的第一连边的第一分数值，以及所述用户与第二物品之间的第二连边的第二分数值，其中，所述第一物品为与所述用户存在关联关系的物品，所述第二物品为与所述用户不存在关联关系的物品；

计算模块 120，用于基于所述第一分数值和所述第二分数值，计算各个所述第二分数值的召回信噪比；

物品推荐模块 130，用于基于所述召回信噪比推荐所述物品。

在一种可能的实现方式中，与数据获取模块 110 相连的还包括：

网络图获取模块，用于获取所述用户与所述物品的二部网络图；

连边获取模块，用于基于所述二部网络图，获得所述第一连边和所述第二连边；

分值计算模块，用于基于预设推荐算法，分别计算所述第一分数值和所述第二分数值。

在一种可能的实现方式中，计算模块 120 具体可以包括：

分组单元，用于根据所述第一分数值、所述第二分数值和每个分组的分布范围，得到所述每个分组的分数值集；

第一计算单元，用于基于所述分数值集，计算所述每个分组中所述第一连边的第一概率分布和所述第二连边的第二概率分布；

第二计算单元，用于基于所述第一概率分布和所述第二概率分布，计算所述每个分组中所述第二分数值的召回信噪比。

在一种可能的实现方式中，分组单元具体可以用于：

获取所述第一分数值和所述第二分数值的数值范围；

基于所述数值范围和所述预设组数，得到所述每个分组的分布范围；

基于所述分布范围将所述第一分数值和所述第二分数值进行分组，得到所

述分数值集。

在一种可能的实现方式中，第一计算单元具体可以用于：

基于所述分数值集，获得所述每个分组中所述第一连边的第一个数和所述每个分组中所述第二连边的第二个数；

5 基于所述第一个数和所述用户与所述物品之间的所述第一连边的总数，计算所述第一概率分布；

基于所述第二个数和所述用户与所述物品之间的所述第二连边的总数，计算所述第二概率分布。

在一种可能的实现方式中，第二计算单元具体可以用于：

10 对于每个分组，将该分组中的所述第一概率分布和所述第二概率分布的商作为所述分组中所述第二分数值的召回信噪比。

在一种可能的实现方式中，物品推荐模块 130 具体可以用于：

用所述召回信噪比替换所述分组中的所述第二分数值，获得所述第二连边的目标分数值；

15 基于所述目标分数值的大小，推荐与所述第二连边对应的所述物品。

需要说明的是，上述装置/单元之间的信息交互、执行过程等内容，由于与本申请方法实施例基于同一构思，其具体功能及带来的技术效果，具体可参见方法实施例部分，此处不再赘述。

本申请实施例还提供了一种终端设备，参见图 12，该终端设 200 可以包括：

20 至少一个处理器 210、存储器 220 以及存储在所述存储器 220 中并可在所述至少一个处理器 210 上运行的计算机程序，所述处理器 210 执行所述计算机程序时实现上述任意各个方法实施例中的步骤，例如图 2 所示实施例中的步骤 S101 至步骤 S103。或者，处理器 210 执行所述计算机程序时实现上述各装置实施例中各模块/单元的功能，例如图 11 所示模块 110 至 130 的功能。

25 示例性的，计算机程序可以被分割成一个或多个模块/单元，一个或者多个模块/单元被存储在存储器 220 中，并由处理器 210 执行，以完成本申请。所述

一个或多个模块/单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序段，该程序段用于描述计算机程序在终端设备 200 中的执行过程。

本领域技术人员可以理解，图 12 仅仅是终端设备的示例，并不构成对终端设备的限定，可以包括比图示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者不同的部件，例如输入输出设备、网络接入设备、总线等。

处理器 210 可以是中央处理单元(Central Processing Unit, CPU)，还可以是其他通用处理器、数字信号处理器 (Digital Signal Processor, DSP)、专用集成电路 (Application Specific Integrated Circuit, ASIC)、现成可编程门阵列 (Field-Programmable Gate Array, FPGA) 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

存储器 220 可以是终端设备的内部存储单元，也可以是终端设备的外部存储设备，例如插接式硬盘，智能存储卡 (Smart Media Card, SMC)，安全数字 (Secure Digital, SD) 卡，闪存卡 (Flash Card) 等。所述存储器 220 用于存储所述计算机程序以及终端设备所需的其他程序和数据。所述存储器 220 还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

总线可以是工业标准体系结构 (Industry Standard Architecture, ISA) 总线、外部设备互连 (Peripheral Component, PCI) 总线或扩展工业标准体系结构 (Extended Industry Standard Architecture, EISA) 总线等。总线可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示，本申请附图中的总线并限定仅有一根总线或一种类型的总线。

本申请实施例提供的物品推荐方法可以应用于计算机、平板电脑、笔记本电脑、上网本、个人数字助理(personal digital assistant, PDA)等终端设备上，本申请实施例对终端设备的具体类型不作任何限制。

以所述终端设备为计算机为例。图 13 示出的是与本申请实施例提供的计算机的部分结构的框图。参考图 13，计算机包括：通信电路 310、存储器 320、

输入单元 330、显示单元 340、音频电路 330、无线保真（wireless fidelity, WiFi）模块 360、处理器 370 以及电源 380 等部件。

下面结合图 13 对计算机的各个构成部件进行具体的介绍：

通信电路 310 可用于收发信息或通话过程中，信号的接收和发送，特别地，
5 将图像采集设备发送的图像样本接收后，给处理器 370 处理；另外，将图像采集指令发送给图像采集设备。通常，通信电路包括但不限于天线、至少一个放大器、收发信机、耦合器、低噪声放大器（Low Noise Amplifier, LNA）、双工器等。此外，通信电路 310 还可以通过无线通信与网络和其他设备通信。上述无线通信可以使用任一通信标准或协议，包括但不限于全球移动通讯系统
10 （Global System of Mobile communication, GSM）、通用分组无线服务（General Packet Radio Service, GPRS）、码分多址（Code Division Multiple Access, CDMA）、宽带码分多址（Wideband Code Division Multiple Access, WCDMA）、长期演进（Long Term Evolution, LTE）、电子邮件、短消息服务（Short Messaging Service, SMS）等。

15 存储器 320 可用于存储软件程序以及模块，处理器 370 通过运行存储在存储器 320 的软件程序以及模块，从而执行计算机的各种功能应用以及数据处理。存储器 320 可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序（比如声音播放功能、图像播放功能等）等；存储数据区可存储根据计算机的使用所创建的数据（比如音频数据、电话
20 本等）等。此外，存储器 320 可以包括高速随机存取存储器，还可以包括非易失性存储器，例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他易失性固态存储器件。

输入单元 330 可用于接收输入的数字或字符信息，以及产生与计算机的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。具体地，输入单元 330 可包括触控面
25 板 331 以及其他输入设备 332。触控面板 331，也称为触摸屏，可收集用户在其上或附近的触摸操作（比如用户使用手指、触笔等任何适合的物体或附件在触

控面板 331 上或在触控面板 331 附近的操作), 并根据预先设定的程式驱动相应的连接装置。可选的, 触控面板 331 可包括触摸检测装置和触摸控制器两个部分。其中, 触摸检测装置检测用户的触摸方位, 并检测触摸操作带来的信号, 将信号传送给触摸控制器; 触摸控制器从触摸检测装置上接收触摸信息, 并将它转换成触点坐标, 再送给处理器 370, 并能接收处理器 370 发来的命令并加以执行。此外, 可以采用电阻式、电容式、红外线以及表面声波等多种类型实现触控面板 331。除了触控面板 331, 输入单元 330 还可以包括其他输入设备 332。具体地, 其他输入设备 332 可以包括但不限于物理键盘、功能键(比如音量控制按键、开关按键等)、轨迹球、鼠标、操作杆等中的一种或多种。

显示单元 340 可用于显示由用户输入的信息或提供给用户的信息以及计算机的各种菜单。显示单元 340 可包括显示面板 341, 可选的, 可以采用液晶显示器(Liquid Crystal Display, LCD)、有机发光二极管(Organic Light-Emitting Diode, OLED)等形式来配置显示面板 341。进一步的, 触控面板 331 可覆盖显示面板 341, 当触控面板 331 检测到在其上或附近的触摸操作后, 传送给处理器 370 以确定触摸事件的类型, 随后处理器 370 根据触摸事件的类型在显示面板 341 上提供相应的视觉输出。虽然在图 13 中, 触控面板 331 与显示面板 341 是作为两个独立的部件来实现计算机的输入和输入功能, 但是在某些实施例中, 可以将触控面板 331 与显示面板 341 集成而实现计算机的输入和输出功能。

音频电路 330 可提供用户与计算机之间的音频接口。音频电路 330 可将接收到的音频数据转换后的电信号, 传输到扬声器由扬声器转换为声音信号输出; 另一方面, 传声器将收集的声音信号转换为电信号, 由音频电路 330 接收后转换为音频数据, 再将音频数据输出处理器 370 处理后, 经通信电路 310 以发送给比如另一计算机, 或者将音频数据输出至存储器 320 以便进一步处理。

WiFi 属于短距离无线传输技术, 计算机通过 WiFi 模块 360 可以帮助用户收发电子邮件、浏览网页和访问流式媒体等, 它为用户提供了无线的宽带互联网访问。虽然图 13 示出了 WiFi 模块 360, 但是可以理解的是, 其并不属于计

算机的必须构成，完全可以根据需要在不改变发明的本质的范围内而省略。

处理器 370 是计算机的控制中心，利用各种接口和线路连接整个计算机的各个部分，通过运行或执行存储在存储器 320 内的软件程序和/或模块，以及调用存储在存储器 320 内的数据，执行计算机的各种功能和处理数据，从而对计算机进行整体监控。可选的，处理器 370 可包括一个或多个处理单元；优选的，处理器 370 可集成应用处理器和调制解调处理器，其中，应用处理器主要处理操作系统、用户界面和应用程序等，调制解调处理器主要处理无线通信。可以理解的是，上述调制解调处理器也可以不集成到处理器 370 中。

计算机还包括给各个部件供电的电源 380（比如电池），优选的，电源 380 可以通过电源管理系统与处理器 370 逻辑相连，从而通过电源管理系统实现管理充电、放电、以及功耗管理等功能。

本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现可实现上述物品推荐方法各个实施例中的步骤。

本申请实施例提供了一种计算机程序产品，当计算机程序产品在移动终端上运行时，使得移动终端执行时实现可实现上述物品推荐方法各个实施例中的步骤。

所述集成的单元如果以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，本申请实现上述实施例方法中的全部或部分流程，可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中，该计算机程序在被处理器执行时，可实现上述各个方法实施例的步骤。其中，所述计算机程序包括计算机程序代码，所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质至少可以包括：能够将计算机程序代码携带到拍照装置/终端设备的任何实体或装置、记录介质、计算机存储器、只读存储器（ROM，Read-Only Memory）、随机存取存储

器（RAM, Random Access Memory）、电载波信号、电信信号以及软件分发介质。例如 U 盘、移动硬盘、磁碟或者光盘等。在某些司法管辖区，根据立法和专利实践，计算机可读介质不可以是电载波信号和电信信号。

深圳大学 徐蒙致

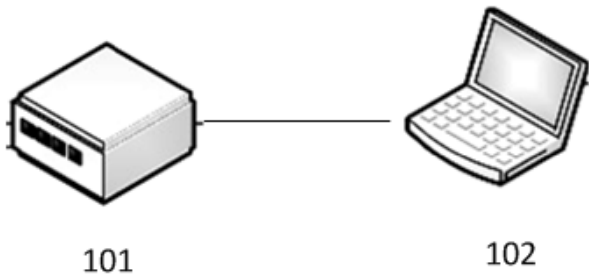


图 1

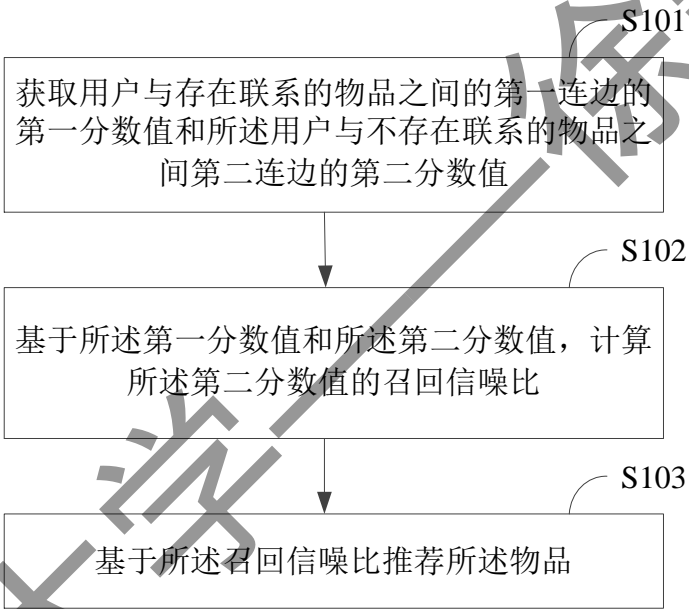


图 2

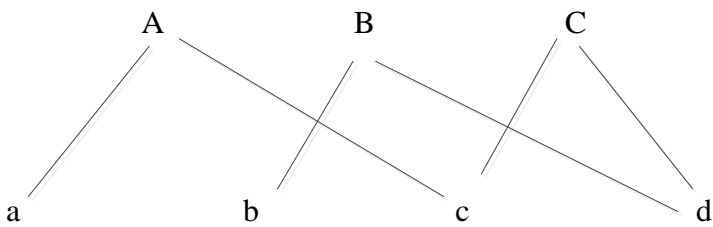


图 3

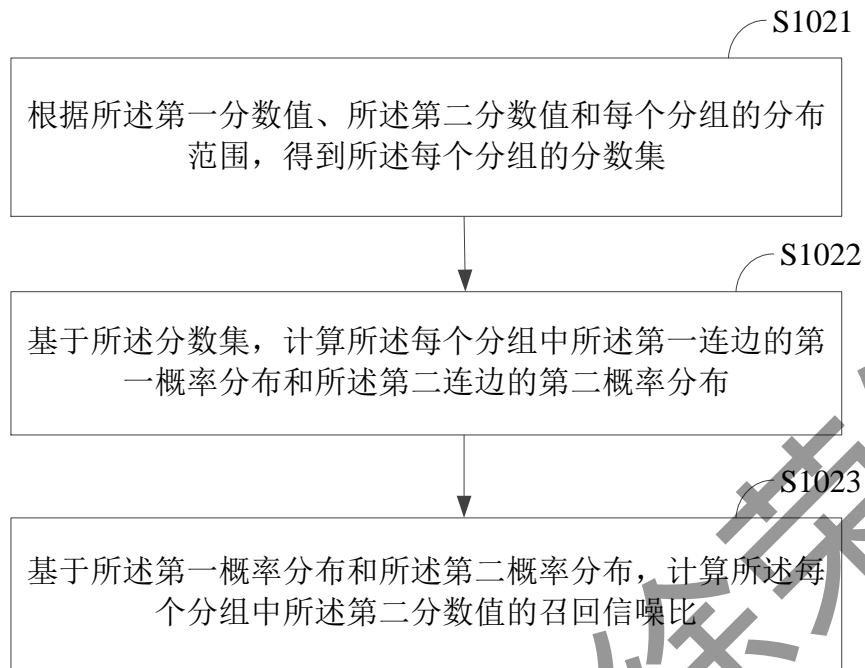


图 4

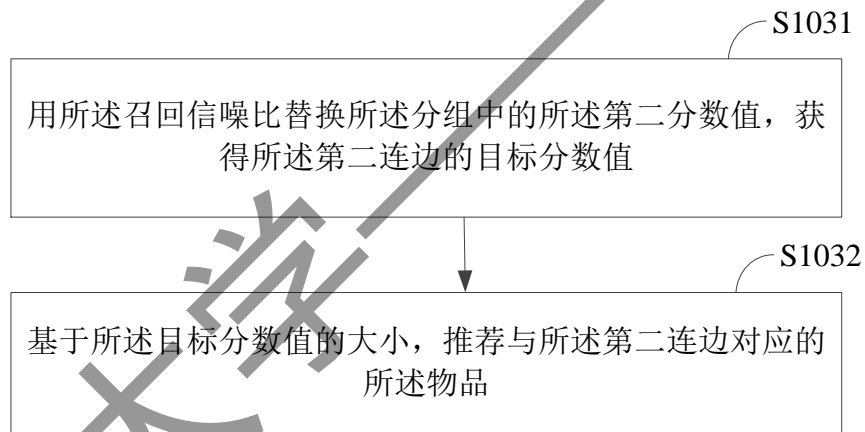


图 5

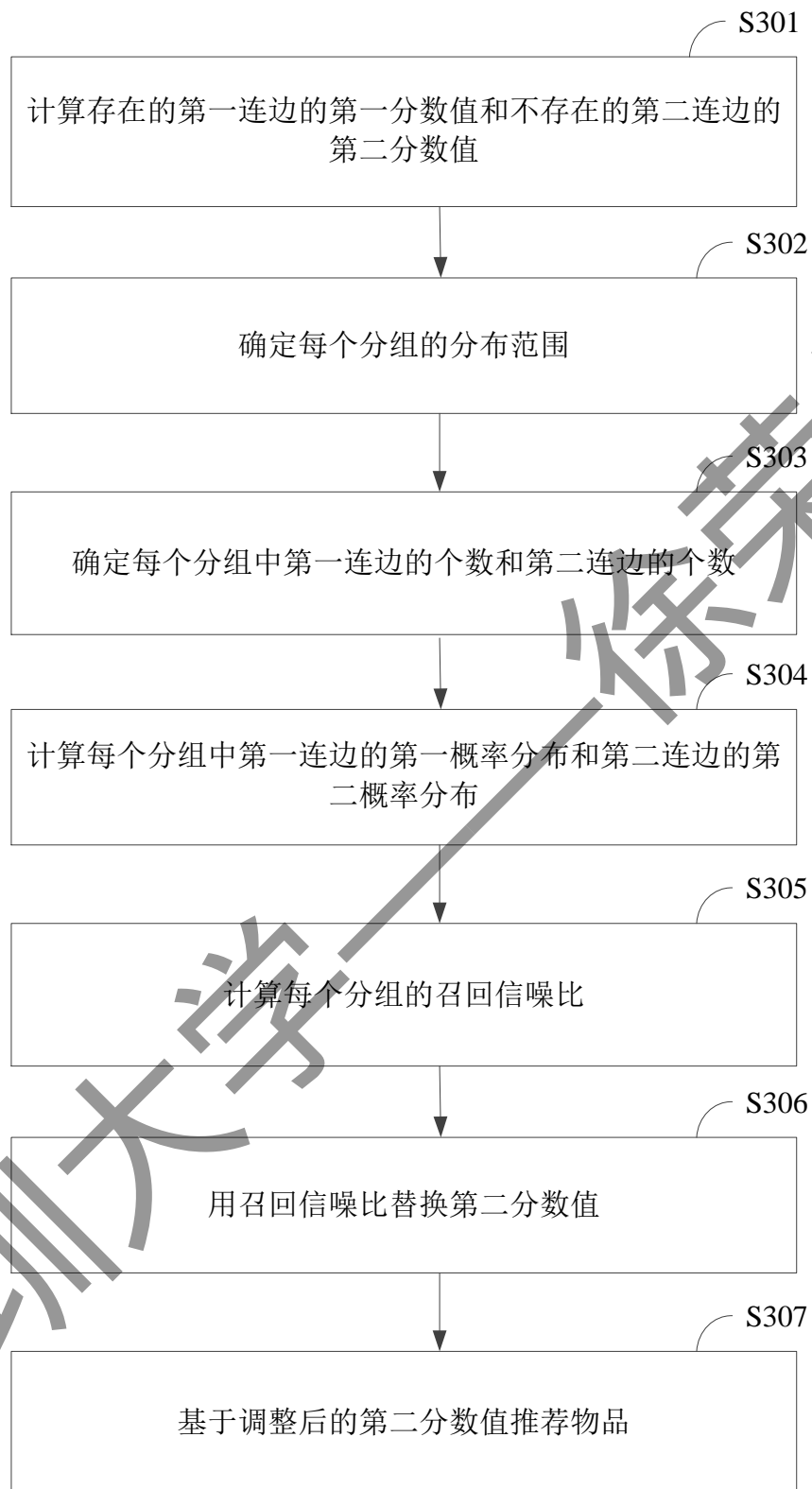


图 6

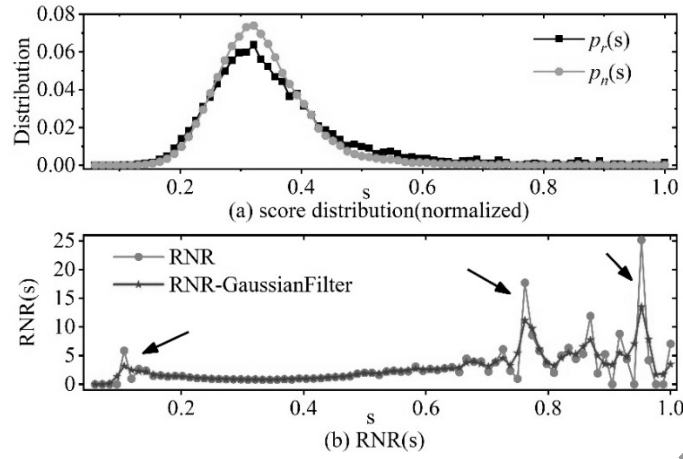


图 7

Methods	ML100K										Delicious									
	params	5	10	15	20	25	30	40	50	incre	params	5	10	15	20	25	30	40	50	incre
ItemCF	30	—	0.029	0.051	0.072	0.093	0.112	0.131	0.164	0.190	100	—	0.115	0.177	0.211	0.236	0.255	0.261	0.268	0.280
RNR-ItemCF			0.030	0.053	0.074	0.094	0.114	0.134	0.166	0.196			0.131	0.190	0.224	0.240	0.249	0.255	0.270	0.289
UserCF	30	—	0.034	0.061	0.085	0.108	0.128	0.147	0.174	0.203	100	—	0.130	0.180	0.212	0.236	0.262	0.275	0.290	0.300
RNR-UserCF			0.036	0.066	0.086	0.109	0.131	0.147	0.178	0.206			0.149	0.200	0.230	0.250	0.268	0.277	0.292	0.305
PureSVD	50	10	0.030	0.057	0.079	0.097	0.114	0.130	0.157	0.186	50	10	0.153	0.215	0.230	0.242	0.246	0.252	0.265	0.277
RNR-PureSVD			0.033	0.057	0.080	0.098	0.114	0.132	0.161	0.188			0.162	0.221	0.234	0.247	0.255	0.265	0.277	0.286
FISM	96	0.50	0.021	0.040	0.057	0.073	0.090	0.107	0.135	0.162	128	0.50	0.007	0.010	0.015	0.016	0.022	0.027	0.035	0.041
RNR-FISM			0.024	0.045	0.062	0.077	0.095	0.112	0.140	0.167			0.013	0.016	0.025	0.029	0.034	0.041	0.049	0.057
MultiDAE	0.005	200	0.031	0.059	0.079	0.099	0.122	0.141	0.172	0.200	0.005	200	0.176	0.217	0.244	0.259	0.268	0.278	0.287	0.296
RNR-MultiDAE			0.031	0.058	0.082	0.100	0.125	0.142	0.175	0.205			0.173	0.217	0.238	0.249	0.263	0.272	0.277	0.280
APR	64	0.001	0.032	0.060	0.084	0.105	0.123	0.139	0.172	0.203	64	0.001	0.082	0.107	0.135	0.150	0.161	0.165	0.186	0.193
RNR-APR			0.034	0.060	0.084	0.106	0.124	0.139	0.169	0.200			0.076	0.095	0.109	0.131	0.141	0.147	0.158	0.162
JCA	0.001	160	0.033	0.056	0.079	0.098	0.115	0.132	0.161	0.186	0.001	160	0.101	0.131	0.149	0.158	0.168	0.173	0.190	0.204
RNR-JCA			0.034	0.057	0.081	0.101	0.115	0.131	0.161	0.183			0.095	0.129	0.150	0.158	0.174	0.183	0.202	0.213

Methods	Lastfm										Wikibooks									
	params	5	10	15	20	25	30	40	50	incre	params	5	10	15	20	25	30	40	50	incre
ItemCF	40	—	0.022	0.032	0.043	0.053	0.062	0.073	0.087	0.101	40	—	0.066	0.100	0.114	0.141	0.167	0.188	0.203	0.226
RNR-ItemCF			0.023	0.035	0.045	0.056	0.065	0.073	0.090	0.102			0.069	0.107	0.144	0.199	0.253	0.276	0.331	0.354
UserCF	40	—	0.023	0.036	0.048	0.060	0.069	0.079	0.094	0.108	40	—	0.095	0.123	0.149	0.180	0.200	0.220	0.264	0.330
RNR-UserCF			0.024	0.038	0.051	0.062	0.071	0.081	0.095	0.110			0.095	0.128	0.162	0.198	0.228	0.260	0.304	0.363
PureSVD	200	10	0.018	0.030	0.039	0.046	0.052	0.057	0.070	0.080	10	50	0.056	0.090	0.118	0.145	0.175	0.197	0.238	0.274
RNR-PureSVD			0.020	0.032	0.040	0.047	0.054	0.059	0.072	0.082			0.058	0.095	0.120	0.153	0.179	0.204	0.253	0.304
FISM	128	0.50	0.001	0.001	0.002	0.002	0.002	0.003	0.004	0.005	128	0.50	0.090	0.108	0.116	0.121	0.125	0.188	0.203	0.211
RNR-FISM			0.016	0.025	0.032	0.037	0.041	0.046	0.053	0.062			0.096	0.114	0.133	0.175	0.190	0.204	0.212	0.321
MultiDAE	0.005	200	0.019	0.035	0.048	0.059	0.073	0.080	0.098	0.114	0.005	200	0.099	0.125	0.155	0.186	0.221	0.237	0.276	0.302
RNR-MultiDAE			0.021	0.036	0.048	0.061	0.070	0.083	0.101	0.115			0.096	0.133	0.165	0.199	0.231	0.255	0.304	0.349
APR	64	0.001	0.020	0.036	0.049	0.061	0.069	0.080	0.098	0.115	128	0.001	0.093	0.114	0.122	0.129	0.161	0.188	0.215	0.239
RNR-APR			0.019	0.037	0.049	0.061	0.071	0.081	0.098	0.115			0.096	0.115	0.124	0.136	0.169	0.194	0.224	0.256
JCA	0.001	160	0.018	0.027	0.034	0.041	0.050	0.057	0.069	0.079	0.001	160	0.066	0.091	0.125	0.146	0.166	0.185	0.206	0.230
RNR-JCA			0.017	0.026	0.034	0.043	0.053	0.059	0.070	0.080			0.072	0.103	0.141	0.165	0.186	0.214	0.271	0.327

图 8

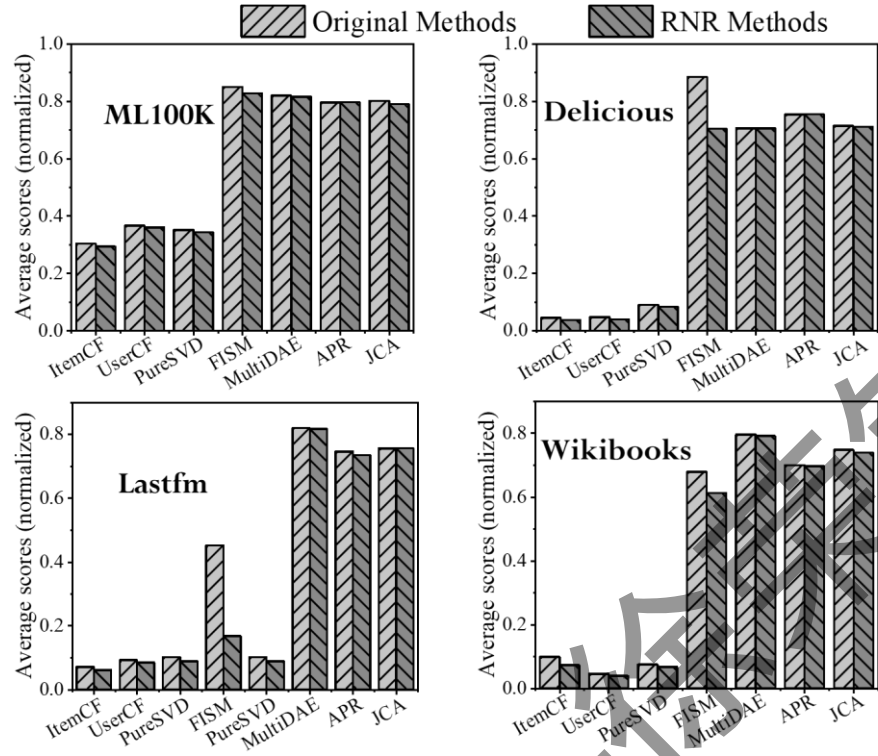


图 9

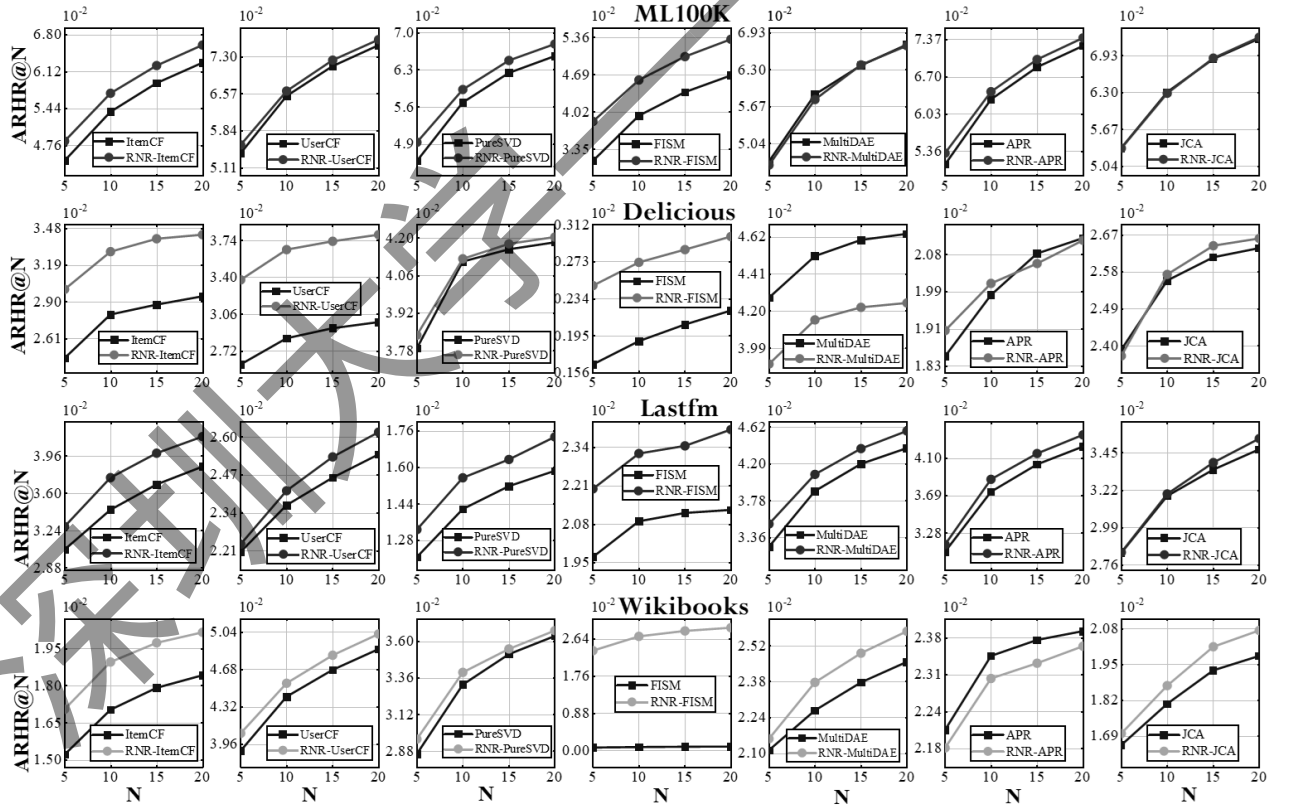


图 10

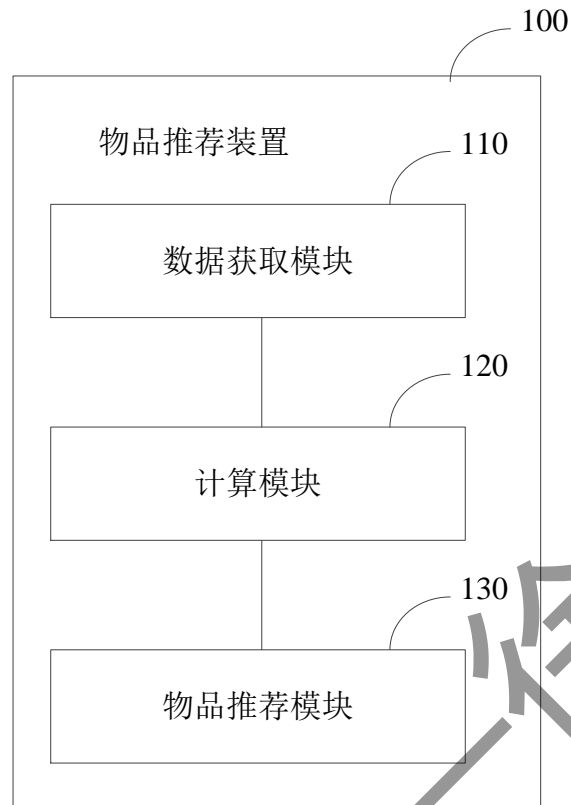


图 11

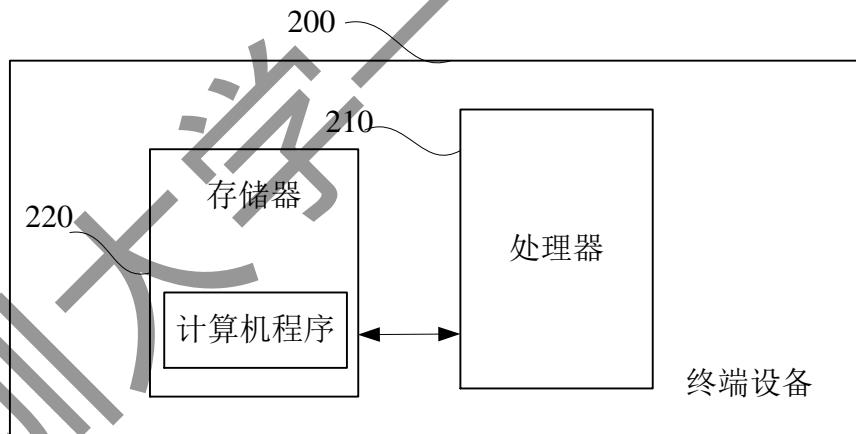


图 12

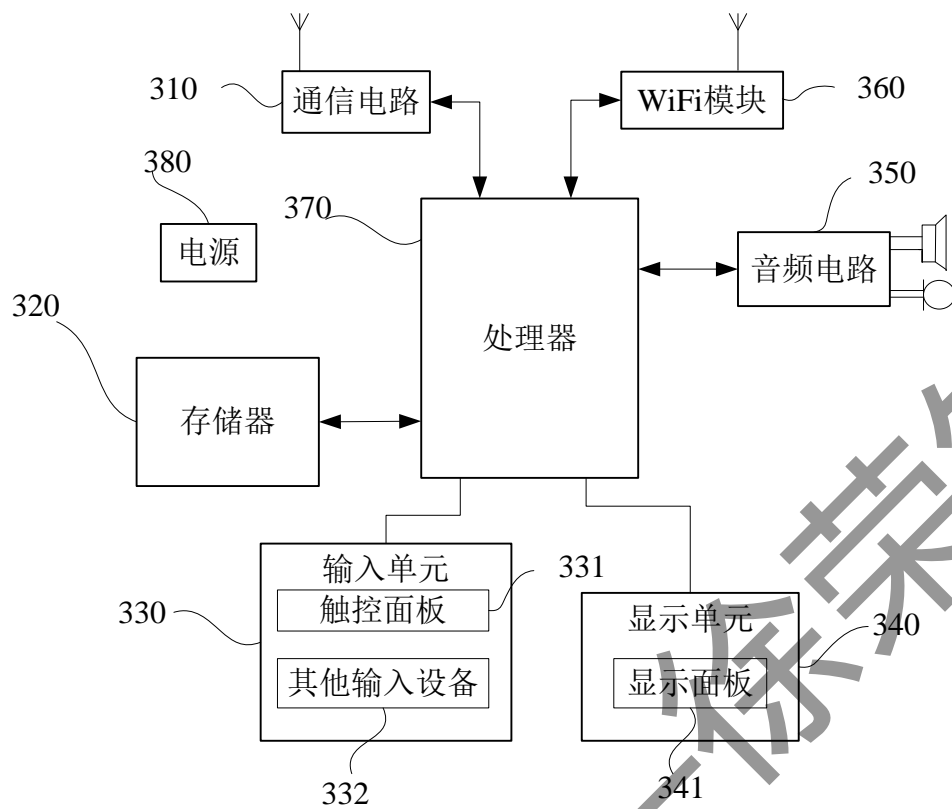


图 13