一种产品推荐方法、装置、计算机存储介质及系统

相关申请的交叉引用

本申请要求在 2020 年 11 月 30 日提交中国专利局、申请号为 202011381065.7、申请名称为“一种产品推荐方法、装置、计算机存储介质及系统”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请涉及计算机技术领域，尤其涉及一种产品推荐方法、装置、计算机存储介质及系统。

背景技术

随着互联网和信息技术发展，数据信息已从匮乏时代转变到大数据时代，无论是数据生成者还是数据消费者都对数据背后蕴藏的信息产生了极大需求，生产者需要根据数据能够过滤出信息之间的相关性，消费者需要针对生产者推送个性化信息或建议。在此背景下，推荐系统的产生满足了双方需求，该系统能够根据这些数据帮助用户过滤或推荐出有用信息，帮助用户提高处理数据效率，产品推荐系统已在电商平台得到了成功的应用。但是相关技术中的推荐方法仍然存在很多弊端，并不能准确的为用户推荐感兴趣的产品。

发明内容

本申请提供了一种产品推荐方法、装置、计算机存储介质及系统，能够分析用户所偏爱产品的变化趋势，为目标用户提供更准确的推荐产品。

本申请实施例的技术方案是这样实现的:

第一方面，本申请实施例提供了一种产品推荐方法，该方法包括:

确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；其中，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势;

基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合;

在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合;

在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。

第二方面，本申请提供了一种产品推荐装置，该产品推荐装置包括获取单元、筛选单元、集合单元和推荐单元；其中，

所述获取单元，配置为确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；其中，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，

所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势；

所述筛选单元，配置为基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合；

所述集合单元，配置为在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合；

所述推荐单元，配置为在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。

第三方面，本申请提供了一种产品推荐装置，该产品推荐装置包括存储器和处理器；其中，

所述存储器，用于存储能够在所述处理器上运行的计算机程序；

所述处理器，用于在运行所述计算机程序时，执行如第一方面所述方法的步骤。

第四方面，本申请提供了一种计算机存储介质，该计算机存储介质存储有产品推荐程序，该产品推荐程序被至少一个处理器执行时实现如第一方面所述方法的步骤。

第五方面，本申请提供一种产品推荐系统，该产品推荐系统至少包括如第二方面或第三方面所述的产品推荐装置。

本申请实施例提供了一种产品推荐方法、装置、计算机存储介质及系统，该方法包括：确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；其中，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势；基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合；在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合；在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。这样，通过目标产品势期望值和目标梯度值能够分析目标用户所偏爱产品的变化趋势，从而获取到与目标用户具有相似性的相似用户集合，能够根据相似用户集合为目标用户提供推荐产品；另外，由于所提供的推荐产品是根据用户偏爱产品的变化趋势得到的，因此推荐给用户的推荐产品更加符合用户偏好，准确度更高。

附图说明

图 1 为本申请实施例提供的一种产品推荐方法的流程示意图；

图 2 为本申请实施例提供的另一种产品推荐方法的流程示意图

图 3 为本申请实施例提供的又一种产品推荐方法的流程示意图；

图 4 为本申请实施例提供的一种产品推荐装置的组成结构示意图；

图 5 为本申请实施例提供的一种产品推荐装置的具体硬件结构示意图；

图 6 为本申请实施例提供的一种产品推荐系统的组成结构示意图。

具体实施方式

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。

随着互联网和信息技术发展，数据信息已从匮乏时代转变到大数据时代，无论是数据生成者还是数据消费者都对数据背后蕴藏的信息产生了极大需求，生产者需要根据数据过滤出信息之间的相关性，进而向消费者提供合理的建立。在此背景下，推荐系统的产生满足了双方需求，该系统能够根据这些数据帮助用户过滤或推荐出有用信息，帮助用户提高处理数据效率，推荐系统已在电商平台得到了成功的应用。

目前常用的推荐系统：基于流行度的算法、基于协同过滤算法、基于内容算法以及基于模型算法。基于流行度算法是最简单的推荐算法，按照数据的热度排序推荐给用户，比如热点新闻，常用分享量、评论量等作为参考指标；基于协同过滤算法（Collaborative Filtering，CF）是比较常用的算法，包含基于用户协同过滤算法(User-based CF)和基于物品协同过滤算法(Item-based CF)；基于内容算法是建立在信息内容之上，对内容进行特征提取，根据用户所感兴趣内容进行推荐；基于模型算法采用离线训练在线推荐，常用模型包括决策树、神经网络、贝叶斯分类等模型。

基于协同过滤算法的两种算法思路基本差不多，不同在于所选参考内容的不同：基于用户协同算法主要是搜寻与用户类型对应的用户集，根据集合中用户喜爱及目标用户未发现或搜寻到的信息推荐给用户；而基于物品协同过滤算法主要是在用户历史物品的基础上，根据物品相似度进行推荐，相似度在一定程度上能够反应信息之间的关系做到正确的理论结果。然而，在这些算法中并未考虑用户或者物品相似度变化趋势，在一定阶段导致系统在推荐时无法做到准确定位，比如存在用户 1 和用户 2 在某一阶段相似度比较高，但是两者的变化趋势呈现出负相关态势，但此时系统仍然认为两者相同，导致推荐信息或物品存在一定程度上的误差；相反，系统中存在用户 1 和用户 3 此时并未表现出相似性，但两者的变化趋势呈现出正相关态势，实际中两者所感兴趣的信息或物品相同，但系统却给出不同推荐结果。

本申请实施例提供了一种产品推荐方法，该方法的基本思想是：确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；其中，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势；基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合；在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合；在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。这样，通过目标产品势期望值和目标梯度值能够分析目标用户所偏爱产品的变化趋势，从而获取到与目标用户具有相似性的相似用户集合，能够根据相似用户集合为目标用户提供推荐产品；另外，由于所提供的推荐产品是根据用户偏爱产品的变化趋势得到

的，因此推荐给用户的推荐产品更加符合用户偏好，准确度更高。

下面将结合附图对本申请各实施例进行详细说明。

在本申请的一实施例中，参见图 1，其示出了本申请实施例提供的一种产品推荐方法的流程示意图，如图 1 所示，该方法可以包括:

S101: 确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值。

需要说明的是，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势。

需要说明的是，本申请实施例所提供的产品推荐方法提出两个新的概念，即产品势期望值和梯度值。具体地，产品势期望值可以理解为用户对于多个产品的综合喜爱程度，而梯度值可以理解为用户对其中一个产品的喜爱程度的变化趋势，即多个产品中每个产品都会对应一个产品势梯度。

在这里，多个产品可以理解为每一个用户对应的个性化产品集合，个性化产品集合可以是该用户浏览过的所有产品、购买过的所有产品或者收藏过的所有产品，甚至可以是系统中的所有产品。另外，每个用户对应的产品集合是不同的。

也就是说，如果产品势期望值越大，证明用户对于多个产品的感兴趣程度越高；而梯度值越大，证明用户对该梯度值对应的产品的喜爱程度明显上升。

需要说明的是，产品势期望值可以从不同产品的比重、用户浏览次数、用户感兴趣指数、同类产品浏览次数等角度进行具体计算，只要能够衡量用户对于多个产品的感兴趣程度即可。

还需要说明的是，在一种具体的实施方式种，目标梯度值可以通过以下公式进行计算: 目标梯度值=（产品势期望值的变化量）/（目标产品的喜爱程度的变化量），其中，所述目标产品的喜爱程度可以利用惩罚因子来表征。也就是说，目标梯度值需要根据变化前产品势期望值和变化后产品势期望值进行计算。在此，对于目标梯度值而言，目标产品势期望值相当于“变化后产品势期望值”。例如，对于目标用户 A，根据时间点的不同，其产品势期望值分别为 E_1……E_{n-1}、E_n，则目标产品势期望值为 E_n，而目标梯度值 T_n 是表征的是从 E_{n-1} 到 E_n 过程中，目标用户对于目标产品的喜爱程度的变化趋势。

需要说明的是，在不同的时间，每一个用户对应的产品群中的每个产品都会对应梯度值。在本申请实施例中，以目标产品为基准，所采用的目标梯度值是指目标产品所对应的梯度值，而目标产品可以是预设产品，也可以是目标用户最近一次操作过的产品，例如用户点击过的产品、收藏过的产品或浏览过的产品等等。

还需要说明的是，为了方便计算产品势期望值，针对每一个用户都统一建立参考系，可以利用新用户（无任何历史信息）作为所有用户的参考系，新用户可以是虚拟的用户，也可以任意一个真实用户，只要确保新用户无任何历史信息即可。这样，每一个用户的初始产品势期望值都是相同的。之后，在用户进行操作后，可以根据参考系和用户新增的历史信息计算用户对应的产品势期望值。

产品势期望值可以根据不同产品所占的权重和目标用户对不同产品的喜爱程度进行计算。因此，在本申请的另一实施例中，参见图 2，其示出了本申请实施例提供的另一种产品推荐方法的流程示意图，如图 2 所示，所述确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值，可以包括:

S201: 在识别到所述目标用户对所述目标产品执行浏览操作之后，获取所述目标用户的历史浏览数据。

需要说明的是，在识别到目标用户对目标产品执行浏览操作之后，获取目标用户的历史浏览数据，历史浏览数据用于指示目标用户对多个产品的浏览数据。

还需要说明的是，目标产品可以通过预设产品的形式被设定的，也可以是根据浏览操作确定的。也就是说，可以提前设定预设产品，只有在目标用户对设定的预设产品进行浏览时，才会触发获取历史浏览数据的操作，此时预设产品也就成了为目标产品；除此之外，也可以根据目标用户的每一次浏览操作触发获取历史浏览数据的操作，这样目标用户的每个浏览操作都会对应一个目标产品，并且触发获取历史浏览数据的操作。

S202: 根据所述历史浏览数据确定所述目标用户对应的浏览产品集合，并获取所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子。

需要说明的是，所述浏览产品集合包括有所述目标产品，所述目标惩罚因子用于表征用户对产品的喜爱程度。

根据所述历史浏览数据，获取目标用户所浏览过的产品集合，即浏览产品集合(相当于前述的产品池)。同时，根据目标用户对于每一个产品的浏览操作，确定所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子。另外，对于每一产品来说，目标用户的操作都会导致其惩罚因子在变化，所以目标惩罚因子代表的是根据所获取的历史浏览数据计算到的惩罚因子。

具体地，惩罚因子可以根据用户对产品的浏览次数进行计算。因此，在一些实施例中，所述确定所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子，可以包括:

根据所述历史浏览数据，统计所述浏览产品集合中每一产品对应的浏览频次，以及统计所述浏览产品集合对应的总浏览频次;

计算每一产品对应的浏览频次与所述总浏览频次的比值，将计算得到的比值确定为每一产品的目标惩罚因子。

需要说明的是，从目标用户的历史浏览数据中，以目标用户浏览过的所有产品（即浏览产品集合）为对象，统计每一产品对应的浏览频次，以及所有产品对应的总浏览频次。当目标用户对于某一产品的浏览频次较多，可以认为目标用户对该产品的喜爱程度越大。所以，根据每一产品对应的浏览频次可以计算得到每一产品的目标惩罚因子。

示例性的，惩罚因子可以表示用户浏览该产品的频率占用该用户浏览所有产品频率的占用比。假定用户浏览产品 A 的频率为 number，而用户浏览该浏览产品集合中所有产品的频率为 sum，则用户对该浏览产品的惩罚因子为 number/sum。也就是说，惩罚因子越高，说明用户越喜欢这个产品。

S203：基于所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子，计算所述目标产品势期望值；

需要说明的是，根据每一产品的目标惩罚因子，可以计算目标产品势期望值。

还需要说明的是，对于目标用户而言，其历史浏览数据中的每一产品可能数量繁多且来自于不同的类别，这导致整个处理过程的计算量过大。所以，可以将产品势期望值细化到具体的产品类别，以减少处理量。因此，在一些实施例中，所述基于所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子，计算所述目标产品势期望值，可以包括：

获取所述浏览产品集合中每一产品的权重值；

根据所述浏览产品集合中每一产品的权重值和所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子，利用第二计算模型得到所述目标产品势期望值。

还需要说明的是，产品的权重值可以理解为该产品占所有产品的比例。具体地，根据每一产品的权重值和目标惩罚因子，通过第一计算模型计算目标产品期望值。

示例性的，第二计算模型可以如式（1）所示：

$$UP=\sum_{i\in R} Item_i * C_i \qquad (1)$$

其中，UP 为产品期望值；$Item_i$ 表示产品 i 占该类别权重或比例；C_i 表示产品 i 的惩罚因子，且 $\sum_{i\in R} C_i=1$；R 为浏览产品集合。

还需要说明的是，为了方便用户购物，一般都会将产品按照类别进行分类，比如服装、数码产品、美妆等。在此基础上，可以从历史浏览数据中挑选出与目标产品属于同一类别的多个产品，从而构成浏览产品集合。这样，既降低了处理时的计算量，而且一个类别中产品的数据也相对完整了反映了用户的兴趣特征。因此，将所有产品按照多个预设类别进行分类，以目标产品对应的类别为目标预设类别，根据历史浏览数据筛选出目标用户浏览过的且与目标产品属于同一类别的产品构成浏览产品集合。

示例性的，预设类别有服装和数码产品，目标用户浏览了女装 A、手机 B、男装 C 和电脑 D，如果目标产品是男装 C，则浏览产品集合中包括女装 A 和男装 C；如果目标产品是电脑 D，则浏览产品集合中包括手机 B 和电脑 D。

需要说明的是，对于浏览产品集合中的每一产品，确定每一产品占同类别产品的比例，即权重值。也就是说，每一产品的权重值用于指示所述每一产品占同类别产品的比例。

示例性的，假定目标预设类别为服装，服装类别下总计有 10000 件产品（包括重复的产品，比如两个商家都经营产品 A，那么产品 A 视作 2 件产品），浏览产品集合为{女装 A，男装 C}，其中，有两家不同的商家都经营产品 A，则女装 A 的权重值为 1/5000，只有一家商家经营男装 C，则男装 C 的权重值为 1/10000。

这样，通过历史浏览数据和目标产品，能够计算得到目标产品势期望值。

S204: 基于所述目标产品势期望值和第一计算模型，得到所述目标梯度值。

需要说明的是，在得到目标产品势期望值之后，可以根据目标产品势期望值来计算目标梯度值。

在本申请实施例中，梯度值是根据产品势期望值的变化量进行计算的，因此需要两个不同的产品势期望值才能够计算出梯度值。因此，在一些实施例中，所述基于所述目标产品势期望值和第一计算模型，得到所述目标梯度值，可以包括:

获取所述目标用户的浏览前产品势期望值，对所述目标产品势期望值和所述浏览前产品势期望值执行减法运算，得到产品势期望差值;

获取所述目标产品对应的目标惩罚因子和浏览前惩罚因子，对所述目标惩罚因子和所述浏览前惩罚因子执行减法运算，得到惩罚因子差值;

计算所述产品势期望值与所述惩罚因子差值的比值，得到所述目标用户的目标梯度值。

需要说明的是，浏览前产品势期望值是指在对所述目标产品执行浏览操作之前目标用户在目标预设类别对应的产品势期望值。浏览前惩罚因子是指在对所述目标产品执行浏览操作之前目标用户相对于目标产品的惩罚因子。另外，如果在对所述目标产品执行浏览操作之前，目标用户并没有浏览过目标产品，那么可以认为目标产品的浏览前惩罚因子为 0。

计算目标梯度值的具体步骤如下:

（1）利用目标产品势期望值减去浏览前产品势期望值，得到产品势期望差值;

（2）利用目标惩罚因子减去浏览前惩罚因子，得到惩罚因子差值;

（3）根据所述产品势期望值和所述惩罚因子差值，通过第二计算模型计算所述目标用户的目标梯度值。

也就是说，第一计算模型如式（2）所示，

$$g = \left|\mathrm{UP}' - UP\right| / (C'_i - C_i) \qquad (2)$$

其中，UP' 为目标产品势期望值，UP 为浏览前产品势期望值，C'_i 为产品 i 的目标惩罚因子，C_i 为产品 i 的浏览前惩罚因子。

这样，针对目标用户对目标产品的浏览操作，能够计算出目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值，以便根据目标产品势期望值和目标梯度值筛选出与目标用户相似的用户群体，从而确定为目标用户推荐的产品。

本申请实施例提供了一种产品推荐方法，通过本实施例对前述实施例的具体实现进行了详细阐述，从中可以看出，通过目标产品势期望值和目标梯度值能够分析目标用户所偏爱产品的变化趋势，从而获取到与目标用户具有相似性的相似用户集合，根据相似用户集合为目标用户提供更准确的推荐产品。

S102: 基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合;

需要说明的是，目标产品势期望值和目标梯度值能够反映出目标用户在喜爱产品方面的一些特征，具体的，当存在预设类别分类时，目标产品势期望值能够反应出目标用户对于预设类别下产品的整体喜爱度，而目标梯度值则反映

出了目标用户最近浏览的产品对于产品势期望值的影响程度。

因此，根据目标产品势期望值和目标梯度值，能够筛选出与目标用户相似的相似用户集合，通俗的说，目标用户和相似用户集合中用户都变现出对某一类型的产品表现出相同的偏爱程度，因此这个用户群体之间具有相似性。

进一步地，在一些实施例中，所述基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合，可以包括:

根据所述目标产品势期望值和第一预设置信区间，确定相似产品势期望范围;

基于所述相似产品势期望范围，确定多个第一用户；其中，所述第一用户的产品势期望值位于所述相似产品势期望范围之内;

基于所述目标梯度值和第二预设置信区间，确定相似梯度值范围;

基于所述相似梯度值范围，从所述多个第一用户中确定多个第二用户，并将所述多个第二用户确定为所述相似用户集合；其中，所述第二用户相对于所述目标产品的梯度值位于所述相似梯度值范围之内。

需要说明的是，根据目标产品势期望值的等势线和预设置信区间，确定相似产品势期望范围。示例性的，预设置信区间可以理解为浮动百分比，假定目标产品势期望值为 100，预设置信区间为 5%，则相似产品势期望范围为 95-105。所有产品势期望值位于该相似产品势期望范围中的用户都是第一用户。

还需要说明的是，对于每个用户而言，随着时间的变化，都对应着不同的产品势期望值，而且针对同一个用户针对每一个预设类别也都会有一个产品势期望值。在这里，预设筛选规则可以理解为从每个用户最新的、与目标预设类别对应的产品势期望值进行筛选。也就是说，第一用户最近与目标用户对于目标预设类别的产品势期望值相似。

在多个第一用户中，选取针对目标产品的梯度值与目标梯度值相似的多个第二用户。具体过程为与确定第一用户的过程类似，即先确定每个第一用户相对于目标产品的梯度值，如果该其中一个第一用户对于目标产品的梯度值与目标梯度值的差值在可接受的范围（即第二预设置信区间）内，则可以将该第一用户确定为第二用户。

还需要说明的是，对于确定出的多个第一用户来说，并不一定具有已存储的针对目标产品的梯度值。那么可以根据第一用户对应的历史数据，以目标产品为对象，根据第一用户最近的两个产品势期望值计算出该第一用户针对目标产品的梯度值，从而与目标梯度值进行比较，进行筛选。

当前，也可以对于每一用户，都根据实时操作实时记录有针对每一个产品的梯度值，只是这样的计算量较大。

这样，根据目标产品势期望值和目标梯度值，能够筛选出与目标用户具有一定相似性的相似用户集合。

S103: 在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合;

需要说明的是，所述相似用户势梯度值集合中包括所述相似用户集合中每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值。

需要说明的是，对于相似用户集合中的每一个用户，获取其对应于多个待推荐产品的多个梯度值。这里，待推荐产品可以是预设的，也可以是相似用户集合中的用户最近浏览过、收藏过或者购买过的。

示例性的，目标产品是女装 A，由于用户 X 和用户 Y 对应于服装类别下的产品势期望值与目标期望值相似，以及用户 X 和用户 Y 对应于女装 A 的梯度值与目标梯度值相似，因此将用户 X 和用户 Y 确定为相似用户集合。然后获取分别获取用户 X 和用户 Y 对多种浏览过的产品（即待推荐产品）的梯度值，例如用户 X 针对女装 B 的梯度值、用户 Y 针对食物 E 的梯度值、用户 X 针对手机 F 的梯度值、用户 Y 针对手机 F 的梯度值……等。

在这里，为了减少后续处理量，可以设定一些规则，只将符合规则的梯度值筛选出来，例如只挑选正值的梯度值（梯度值为正，说明该产品对于产品势期望值有积极影响，而梯度值为负，说明该产品对于产品势期望值有负面影响）。

S104：在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。

需要说明的是，由于梯度值能够指示用户对产品喜爱程度的变化趋势；因此根据梯度值，能够确定出相似用户集合中的用户最近偏爱的产品。由于相似用户集合与目标用户具有一定的相似性，所以可以将相似用户最近偏爱的产品作为推荐产品向目标用户进行推荐。

因此，根据相似用户梯度值集合确定至少一个推荐梯度值，然后将推荐梯度值对应的产品向目标用户进行推荐，这样，能够根据目标用户最近浏览产品的变化性来确定推荐产品，提高用户体验。

进一步地，在一些实施例中，所述在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，可以包括：

对所述相似用户梯度值集合中多个梯度值进行排序操作；

根据排序结果，确定所述至少一个推荐梯度值。

需要说明的是，相似用户梯度值的大小代表了用户对产品的偏爱程度，因此对所述相似用户梯度值集合中多个梯度值进行排序操作，选取前 N 个梯度值确定为推荐梯度值。

示例性的，当通过式（2）来计算梯度值时，可以看出，梯度值的正负代表了用户对该产品的关注度上升或者下降，而梯度值绝对值的大小代表了该产品对产品势期望值的影响更小或者更大。在这里，梯度值的绝对值越小，该产品对产品势期望值的影响越大。

所以，在排序后的多个梯度值中，选择正值且绝对值最小的 N 个梯度值确定为了推荐梯度值，将推荐梯度值对应的产品确定为推荐产品。在此基础上，也可以在构成梯度值集合时，只挑选那些正值的梯度值，这样直接选取最小的 N 个梯度值即可，可以减少后续的处理难度。

相关技术中，协同过滤算法是当前产品推荐方法中较好的选择，但是基于协同过滤算法主要是通过计算用户或物品之间的相似度，认为相似度较高用户或物品具有强关系，因此在推荐信息或物品时，优先推荐与当前用户或物品具有较高相似度的信息，这种可能导致在某一时间段具有相同相似度用户或者物

品在未来信息数据中受到推荐系统影响而强制趋向一致化。

基于协同过滤算法大体分为两个部分：计算相似度、根据相似度推荐给用户；尽管目前有各种计算方式来表征相似度，以及提出各种优化方式，但根据相似度进行系统计算无法改变单一性指标问题，面对复杂及庞大信息数据有一定局限性，同时随着信息样本空间逐渐增大时间复杂度也相对较高。

针对这些缺点，本申请实施例所提供的产品推荐方法的主要内容有：

（1）因根据相似度单一维度无法适应实际变化趋势进行系统推荐，导致系统推荐个性化受限，在此基础上提出产品势和梯度概念，提高系统推荐维度从而增强系统推荐能力；

（2）因样本空间导致时间复杂度较高问题，提高算法处理性能以适应日趋庞大的样本空间，在降维基础上提出了基于类别维度进行计算产品势及梯度。

综上所述，本申请实施例提出了一种基于产品势的推荐方法，其关键点如下：

（1）将之前相似度转变为产品势期望值和梯度值，是以往场景从未考虑和涉及；

（2）将之前单一性度量参数转变为多维参数度量，即将势能和梯度相结合引入到推荐系统中的概念，这是之前没有提及点。

本申请实施例提出了一种基于产品势的推荐方法与基于协同过滤算法相比，有以下技术优点：

（1）协同过滤算法分别采用了用户协同过滤算法、物品协同过滤算法，在执行过程分别根据用户、产品之间相似性特征，认为相似用户或产品之间具有强关联关系，这种在一定程度可以做到很好的应用效果，但是均采用了单一参数衡量用户以及产品之间的相似度，没有考虑相似度之间的动态变化以及变化趋势等问题，导致用户及产品之间在某区域段之后系统效率变低。本申请提案鉴于单一参数的缺点，为降低系统复杂度提出了产品势能和梯度多维参数；

（2）协同过滤算法仍然采用常规概念，一些优化也是在此基础之上进行改进，并未从根本上提出新概念。本申请提案引入物理学势能概念，提出产品势概念，同时基于此概念提出了梯度以表征产品势的变化趋势，提高系统效率；

本申请实施例提供了一种产品推荐方法，通过确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；其中，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势；基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合；在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合；在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。这样，通过目标产品势期望值和目标梯度值能够分析目标用户所偏爱产品的变化趋势，从而获取到与目标用户具有相似性的相似用户集合，能够根据相似用户集合为目标用户提供推荐产品；另外，由于所提供的推荐产品是根据用户偏爱产品的变化趋势得到的，因此推荐给用户的推荐产品更加符合用户偏好，准确度更高。

在本申请的又一实施例中，参见图 3，其示出了本申请实施例提供的又一种产品推荐方法的流程示意图。如图 3 所示，该方法可以包括：

S301：选择产品势的参考系，依据参考系和历史信息完成用户所在各类别产品势。

需要说明的是，本申请实施例的前置条件为：对信息初步完成简单分类，如电商网站男装、女装、数据产品及电脑办公等。另外，产品势相当于前述的产品势期望值，产品势梯度相当于前述的梯度值。

需要说明的是，系统将新用户（即无任何历史信息）作为所有用户产品势的参考系，该新用户可以指系统中某个具体用户体，也可以指系统中虚拟用户体，只需该用户满足无任何历史信息即可；参考系选定之后，将根据参考系计算用户产品势，计算公式如式（3）所示：

$$UP=\sum_{i\in \text{historyData}} Item_i * C_i \qquad (3)$$

其中，$Item_i$表示产品 i 占该类别权重或比例，C_i表示产品 i 的惩罚因子，histotyData 表示用户的历史浏览数据。

需要说明的是，C_i表示用户偏向程度，且$\sum_{i\in historyData} C_i = 1$，在初始条件下默认为 1/i，即表示用户对该产品没有惩罚，惩罚因子越低表示用户对该产品越不感兴趣。随着用户历史数据不断更新，各产品惩罚因子也会动态变化，比如当用户浏览某一产品的频率大于其他产品时，该产品惩罚因子将增加，相对其他产品的惩罚因子将随之降低。根据公式（3）可知，此时新用户中浏览产品集合（即 Item）为空，故新用户产品势为零。

还需要说明的是，C_i的取值原则可以根据实际使用场景进行确定。在一种可行的方式中，C_i的取值可以为用户浏览该产品频率占浏览所有产品的占用比，如式（4）所示，

$$C_i=\text{number(i)/sum} \qquad (4)$$

其中，number(i)表示用户浏览产品 i 的频次，sum 表示用户浏览所有产品的频次。

S302：当目标用户新增历史信息时，则动态更新目标用户所在类别的产品势和产品势梯度。

当目标用户完成产品势初始化之后，若目标用户新增历史数据，则根据公式（1）进行计算目标用户新增历史数据之后产品势（计算产品势的维度以某一类别为范围，降低计算时间），计算某一产品的产品势梯度，计算公式如式（5）下：

$$g=\left|\sum_{i\in \text{historyData}'} Item'_i C'_i-\sum_{i\in \text{historyData}} Item_i C_i\right| /(C'_i-C_i) \qquad (5)$$

需要说明的是，根据式（3）计算某一具体产品对于该用户整体产品势的影响梯度，此时如果该用户浏览这一产品的频率下降，g 为负值，说明目标用户对这一产品不感兴趣；而如果该用户浏览这一产品的频率上升，则 g 为正值，

说明用户对这一产品感兴趣。

另外，如果用户对该产品的惩罚因子变动越剧烈，则$(C'_i - C_i)$绝对值越大，此时 g 的绝对值越小。因此，g 值的绝对值越小，说明该产品对于产品势的影响程度（可以是正影响程度，也可以是负影响程度）越大；g 值的绝对值越大，说明该产品对于产品势的影响程度（可以是正影响程度，也可以是负影响程度）越小。

S303：根据目标用户当前所在等势线以及置信区间，归纳出目标用户所在置信区间以及相同产品势梯度的相似用户群体。

需要说明的是，根据目标用户在本类别的产品势确定所在的等势线和置信区间，确定一个产品势范围，即如果其他用户的产品势落入该产品势范围，则将其挑选出来。在挑选出来的用户中，二次筛选出与目标用户具有相同产品势梯度的多个用户，此时得到的多个用户即为相似用户群体。对于相似用户群体，可以认为该群体与目标用户对某种产品有相同的偏爱程度，因此认为相似用户群体与当前用户具有某种相似度，可以将相似用户群体里面大家比较感兴趣的产品作为推荐产品推送给当前用户。

S304：对于相似用户群体，计算每个用户在对应各个类别上具体梯度，并按梯度进行排序，获取前 N 个产品推送给当前用户。

需要说明的是，对于相似用户群体中的每个用户来说，其对应于浏览过的产品都会存在产品势梯度，所以每个用户都对应多个产品的产品势梯度。对于相似用户群体中每一个用户，筛选其对应的产品势梯度为正的多个产品（即该用户感兴趣度上升的产品），并将相似用户群体中每一用户筛选出的多个产品的产品势梯度进行综合排序，取产品势梯度最小的 N 个产品作为目标用户的推荐产品。

综上所述，本申请实施例详细给出了产品推荐方法的实施过程，为了更好的呈现产品推荐方法的算法思路，以下给出实现产品推荐方法的伪代码：

```
CFItemPotential
Begin
initUserItemPotential(historyData)
If add history data for catagory
    potential = updateUserItemPotential
    gradient = calculateUserItemGradient
End
users = findUserInConfidenceInterval(potential, gradient)
usersItemGradient = calculateConfidenceIntervalUsersItemGradient(users)
userItems = sort(usersItemGradient)
return userItems(0..N)
End
```

本申请实施例提供了一种产品推荐方法，通过目标产品势期望值和目标梯度值能够分析目标用户所偏爱产品的变化趋势，从而获取到与目标用户具有相似性的相似用户集合，能够根据相似用户集合为目标用户提供推荐产品；另外，由于所提供的推荐产品是根据用户偏爱产品的变化趋势得到的，因此推荐给用

户的推荐产品更加符合用户偏好，准确度更高。

本申请的再一实施例中，参见图 4，其示出了本申请实施例提供的一种产品推荐装置 40 的组成结构示意图，如图 4 所示，产品推荐装置 40 包括获取单元 401、筛选单元 402、集合单元 403 和推荐单元 404；其中，

获取单元 401，配置为确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；其中，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势；

筛选单元 402，配置为基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合；

集合单元 403，配置为在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合；

推荐单元 404，配置为在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。

在一些实施例中，获取单元 401，具体配置为在识别到所述目标用户对所述目标产品执行浏览操作之后，获取所述目标用户的历史浏览数据；根据所述历史浏览数据确定所述目标用户对应的浏览产品集合，并获取所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子；其中，所述浏览产品集合包括有所述目标产品，所述目标惩罚因子用于表征用户对产品的喜爱程度；基于所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子，计算所述目标产品势期望值；基于所述目标产品势期望值和第一计算模型，得到所述目标梯度值。

在一些实施例中，获取单元 401，还配置为获取所述浏览产品集合中每一产品的权重值；根据所述浏览产品集合中每一产品的权重值和所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子，利用第二计算模型得到所述目标产品势期望值。

在一些实施例中，获取单元 401，还配置为根据所述历史浏览数据，统计所述浏览产品集合中每一产品对应的浏览频次，以及统计所述浏览产品集合对应的总浏览频次；计算每一产品对应的浏览频次与所述总浏览频次的比值，将计算得到的比值确定为每一产品的目标惩罚因子。

在一些实施例中，获取单元 401，还配置为获取所述目标用户的浏览前产品势期望值，对所述目标产品势期望值和所述浏览前产品势期望值执行减法运算，得到产品势期望差值；获取所述目标产品对应的目标惩罚因子和浏览前惩罚因子，对所述目标惩罚因子和所述浏览前惩罚因子执行减法运算，得到惩罚因子差值；计算所述产品势期望值与所述惩罚因子差值的比值，得到所述目标用户的目标梯度值。

在一些实施例中，筛选单元 402，具体配置为根据所述目标产品势期望值和第一预设置信区间，确定相似产品势期望范围；基于所述相似产品势期望范围，确定多个第一用户；其中，所述第一用户的产品势期望值位于所述相似产品势期望范围之内；基于所述目标梯度值和第二预设置信区间，确定相似梯度值范围；基于所述相似梯度值范围，从所述多个第一用户中确定多个第二用户，并将所述多个第二用户确定为所述相似用户集合；其中，所述第二用户相对于

所述目标产品的梯度值位于所述相似梯度值范围之内。

在一些实施例中，推荐单元 404，还配置为对所述相似用户梯度值集合中多个梯度值进行排序操作；根据排序结果，确定所述至少一个推荐梯度值。

可以理解地，在本实施例中，“单元”可以是部分电路、部分处理器、部分程序或软件等等，当然也可以是模块，还可以是非模块化的。而且在本实施例中的各组成部分可以集成在一个处理单元中，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单元中。上述集成的单元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。

所述集成的单元如果以软件功能模块的形式实现并非作为独立的产品进行销售或使用时，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，本实施例的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，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，或者网络设备等）或 processor（处理器）执行本实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U 盘、移动硬盘、只读存储器（Read Only Memory，ROM）、随机存取存储器（Random Access Memory，RAM）、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

因此，本实施例提供了一种计算机存储介质，该计算机存储介质存储有产品推荐程序，所述产品推荐程序被至少一个处理器执行时实现前述实施例中任一项所述的方法的步骤。

基于上述的一种产品推荐装置 40 的组成以及计算机存储介质，参见图 5，其示出了本申请实施例提供的一种产品推荐装置 40 的具体硬件结构示例，如图 5 所示，所述产品推荐装置 40 可以包括：通信接口 501、存储器 502 和处理器 503；各个组件通过总线设备 504 耦合在一起。可理解，总线设备 504 用于实现这些组件之间的连接通信。总线设备 504 除包括数据总线之外，还包括电源总线、控制总线和状态信号总线。但是为了清楚说明起见，在图 5 中将各种总线都标为总线设备 504。其中，通信接口 501，用于在与其他外部网元之间进行收发信息过程中，信号的接收和发送；

存储器 502，用于存储能够在处理器 503 上运行的计算机程序；

处理器 503，用于在运行所述计算机程序时，执行：

确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；其中，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势；

基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合；

在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合；

在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。

可以理解，本申请实施例中的存储器 502 可以是易失性存储器或非易失性存储器，或可包括易失性和非易失性存储器两者。其中，非易失性存储器可以

是只读存储器（Read-Only Memory，ROM）、可编程只读存储器（Programmable ROM，PROM）、可擦除可编程只读存储器（Erasable PROM，EPROM）、电可擦除可编程只读存储器（Electrically EPROM，EEPROM）或闪存。易失性存储器可以是随机存取存储器（Random Access Memory，RAM），其用作外部高速缓存。通过示例性但不是限制性说明，许多形式的 RAM 可用，例如静态随机存取存储器（Static RAM，SRAM）、动态随机存取存储器（Dynamic RAM，DRAM）、同步动态随机存取存储器（Synchronous DRAM，SDRAM）、双倍数据速率同步动态随机存取存储器（Double Data Rate SDRAM，DDRSDRAM）、增强型同步动态随机存取存储器（Enhanced SDRAM，ESDRAM）、同步链动态随机存取存储器（Synchronous link DRAM，SLDRAM）和直接内存总线随机存取存储器（Direct Rambus RAM，DRRAM）。本申请描述的设备和方法的存储器 502 旨在包括但不限于这些和任意其它适合类型的存储器。

而处理器 503 可能是一种集成电路芯片，具有信号的处理能力。在实现过程中，上述方法的各步骤可以通过处理器 503 中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器 503 可以是通用处理器、数字信号处理器（Digital Signal Processor，DSP）、专用集成电路（APPlication Specific Integrated Circuit，ASIC）、现场可编程门阵列（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。可以实现或者执行本申请实施例中的公开的各方法、步骤及逻辑框图。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。结合本申请实施例所公开的方法的步骤可以直接体现为硬件译码处理器执行完成，或者用译码处理器中的硬件及软件模块组合执行完成。软件模块可以位于随机存储器，闪存、只读存储器，可编程只读存储器或者电可擦写可编程存储器、寄存器等本领域成熟的存储介质中。该存储介质位于存储器 502，处理器 503 读取存储器 502 中的信息，结合其硬件完成上述方法的步骤。

可以理解的是，本申请描述的这些实施例可以用硬件、软件、固件、中间件、微码或其组合来实现。对于硬件实现，处理单元可以实现在一个或多个专用集成电路（APPlication Specific Integrated Circuits，ASIC）、数字信号处理器（Digital Signal Processing，DSP）、数字信号处理设备（DSP Device，DSPD）、可编程逻辑设备（Programmable Logic Device，PLD）、现场可编程门阵列（Field-Programmable Gate Array，FPGA）、通用处理器、控制器、微控制器、微处理器、用于执行本申请所述功能的其它电子单元或其组合中。

对于软件实现，可通过执行本申请所述功能的模块（例如过程、函数等）来实现本申请所述的技术。软件代码可存储在存储器中并通过处理器执行。存储器可以在处理器中或在处理器外部实现。

可选地，作为另一个实施例，处理器 503 还配置为在运行所述计算机程序时，执行前述实施例中任一项所述的方法的步骤。

基于上述产品推荐装置 40 的组成以及硬件结构示意图，参见图 6，其示出了本申请实施例提供的一种产品推荐系统 60 的组成结构示意图。如图 6 所示，通过目标产品势期望值和目标梯度值能够分析目标用户所偏爱产品的变化趋

势，从而获取到与目标用户具有相似性的相似用户集合，能够根据相似用户集合为目标用户提供推荐产品；另外，由于所提供的推荐产品是根据用户偏爱产品的变化趋势得到的，因此推荐给用户的推荐产品更加符合用户偏好，准确度更高。

以上所述，仅为本申请的较佳实施例而已，并非用于限定本申请的保护范围。

需要说明的是，在本申请中，术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含，从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者装置不仅包括那些要素，而且还包括没有明确列出的其他要素，或者是还包括为这种过程、方法、物品或者装置所固有的要素。在没有更多限制的情况下，由语句“包括一个……”限定的要素，并不排除在包括该要素的过程、方法、物品或者装置中还存在另外的相同要素。

上述本申请实施例序号仅仅为了描述，不代表实施例的优劣。

本申请所提供的几个方法实施例中所揭露的方法，在不冲突的情况下可以任意组合，得到新的方法实施例。

本申请所提供的几个产品实施例中所揭露的特征，在不冲突的情况下可以任意组合，得到新的产品实施例。

本申请所提供的几个方法或设备实施例中所揭露的特征，在不冲突的情况下可以任意组合，得到新的方法实施例或设备实施例。

以上所述，仅为本申请的具体实施方式，但本申请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申请揭露的技术范围内，可轻易想到变化或替换，都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此，本申请的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

工业实用性

本申请实施例中，产品推荐方法包括：确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；基于目标产品势期望值和目标梯度值，确定相似用户集合；在相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用多个梯度值组成相似用户梯度值集合；在相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给目标用户。这样，通过目标产品势期望值和目标梯度值能够分析目标用户所偏爱产品的变化趋势，从而获取到与目标用户具有相似性的相似用户集合，根据相似用户集合为目标用户更准确地提供推荐产品。

权 利 要 求 书

1、一种产品推荐方法，所述方法包括:

确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；其中，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势;

基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合;

在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合;

在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。

2、根据权利要求 1 所述的产品推荐方法，其中，所述确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值，包括:

在识别到所述目标用户对所述目标产品执行浏览操作之后，获取所述目标用户的历史浏览数据;

根据所述历史浏览数据确定所述目标用户对应的浏览产品集合，并获取所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子；其中，所述浏览产品集合包括有所述目标产品，所述目标惩罚因子用于表征用户对产品的喜爱程度;

基于所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子，计算所述目标产品势期望值;

基于所述目标产品势期望值和第一计算模型，得到所述目标梯度值。

3、根据权利要求 2 所述的产品推荐方法，其中，所述基于所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子，计算所述目标产品势期望值，包括:

获取所述浏览产品集合中每一产品的权重值;

根据所述浏览产品集合中每一产品的权重值和所述浏览产品集合中每一产品的目标惩罚因子，利用第二计算模型得到所述目标产品势期望值。

4、根据权利要求 2 所述的产品推荐方法，其中，所述获取所述浏览产品集

合中每一产品的目标惩罚因子，包括:

根据所述历史浏览数据，统计所述浏览产品集合中每一产品对应的浏览频次，以及统计所述浏览产品集合对应的总浏览频次;

计算每一产品对应的浏览频次与所述总浏览频次的比值，将计算得到的比值确定为每一产品的目标惩罚因子。

5、根据权利要求 2 所述的产品推荐方法，其中，所述基于所述目标产品势期望值和第一计算模型，得到所述目标梯度值，包括:

获取所述目标用户的浏览前产品势期望值，对所述目标产品势期望值和所述浏览前产品势期望值执行减法运算，得到产品势期望差值;

获取所述目标产品对应的目标惩罚因子和浏览前惩罚因子，对所述目标惩罚因子和所述浏览前惩罚因子执行减法运算，得到惩罚因子差值;

计算所述产品势期望值与所述惩罚因子差值的比值，得到所述目标用户的目标梯度值。

6、根据权利要求 1 的产品推荐方法，其中，所述基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合，包括:

根据所述目标产品势期望值和第一预设置信区间，确定相似产品势期望范围;

基于所述相似产品势期望范围，确定多个第一用户；其中，所述第一用户的产品势期望值位于所述相似产品势期望范围之内;

基于所述目标梯度值和第二预设置信区间，确定相似梯度值范围;

基于所述相似梯度值范围，从所述多个第一用户中确定多个第二用户，并将所述多个第二用户确定为所述相似用户集合；其中，所述第二用户相对于所述目标产品的梯度值位于所述相似梯度值范围之内。

7、根据权利要求 1-6 任一项所述的产品推荐方法，其中，所述在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，包括:

对所述相似用户梯度值集合中多个梯度值进行排序操作;

根据排序结果，确定所述至少一个推荐梯度值。

8、一种产品推荐装置，所述产品推荐装置包括获取单元、筛选单元、集合单元和推荐单元；其中，

所述获取单元，配置为确定目标用户的目标产品势期望值和目标梯度值；其中，所述目标产品势期望值指示所述目标用户对于多个产品的喜爱综合值，所述目标梯度值表示所述目标用户对目标产品的喜爱程度的变化趋势；

所述筛选单元，配置为基于所述目标产品势期望值和所述目标梯度值，确定相似用户集合；

所述集合单元，配置为在所述相似用户集合中，获取每一用户对应于多个待推荐产品的多个梯度值，并利用所述多个梯度值组成相似用户梯度值集合；

所述推荐单元，配置为在所述相似用户梯度值集合中确定至少一个推荐梯度值，将所述至少一个推荐梯度值对应的至少一个待推荐产品推荐给所述目标用户。

9、一种产品推荐装置，所述产品推荐装置包括存储器和处理器；其中，

所述存储器，用于存储能够在所述处理器上运行的计算机程序；

所述处理器，用于在运行所述计算机程序时，执行如权利要求 1 至 7 任一项所述方法的步骤。

10、一种计算机存储介质，所述计算机存储介质存储有产品推荐程序，所述产品推荐程序被至少一个处理器执行时实现如权利要求 1 至 7 任一项所述方法的步骤。

11、一种产品推荐系统，所述产品推荐系统至少包括如权利要求 8 或 9 所述的产品推荐装置。