



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 118350904 B

(45) 授权公告日 2024.09.17

(21) 申请号 202410750730.7

G06F 16/9536 (2019.01)

(22) 申请日 2024.06.12

G06F 16/36 (2019.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 5/025 (2023.01)

申请公布号 CN 118350904 A

H04L 67/55 (2022.01)

H04L 67/306 (2022.01)

(43) 申请公布日 2024.07.16

(56) 对比文件

(73) 专利权人 青州市坦博尔服饰股份有限公司

CN 116402569 A, 2023.07.07

地址 262500 山东省潍坊市青州市昭德南

CN 114511353 A, 2022.05.17

路3588号

CN 107633430 A, 2018.01.26

(72) 发明人 王丽莉 王润邦 王润基 周洪涛

CN 118071400 A, 2024.05.24

(74) 专利代理机构 济南方宇专利代理事务所

审查员 张一欣

(普通合伙) 37251

专利代理师 王子扬

(51) Int. Cl.

G06Q 30/0601 (2023.01)

G06Q 30/0251 (2023.01)

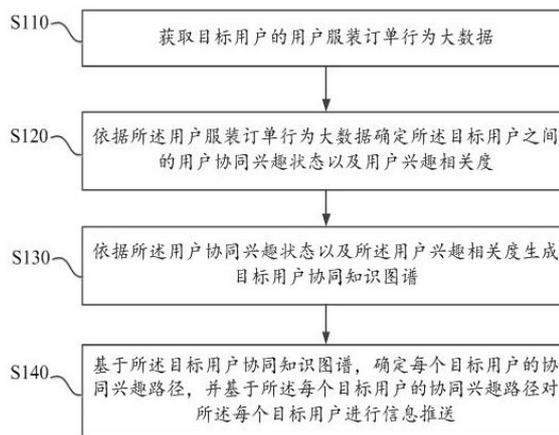
权利要求书3页 说明书16页 附图2页

(54) 发明名称

基于大数据的用户服装订单行为分析方法及系统

(57) 摘要

本申请提供一种基于大数据的用户服装订单行为分析方法及系统,通过获取目标用户的用户服装订单行为大数据,能够深入分析用户之间的协同兴趣状态和用户兴趣相关度,从而准确地识别出具有相似购买兴趣和行为的用户群体,即用户协同群组。进一步地,依据这些分析结果生成目标用户协同知识图谱,该目标用户协同知识图谱直观展示了用户之间的兴趣联系和协同关系,为深入了解用户行为提供了有力工具。基于目标用户协同知识图谱,能够精准地确定每个目标用户的协同兴趣路径,这意味着能够清晰地描绘出用户兴趣的传播和影响路径。通过利用这些协同兴趣路径,能够为用户提供高度个性化的信息推送服务,大大提高了信息推送的准确性和有效性。



1. 一种基于大数据的用户服装订单行为分析方法,其特征在于,所述方法包括:

获取目标用户的用户服装订单行为大数据;

依据所述用户服装订单行为大数据确定所述目标用户之间的用户协同兴趣状态以及用户兴趣相关度,所述用户协同兴趣状态反映多个目标用户是否组成用户协同群组,所述用户兴趣相关度反映组成所述用户协同群组的多个所述目标用户之间的兴趣相关度;

依据所述用户协同兴趣状态以及所述用户兴趣相关度生成目标用户协同知识图谱,所述目标用户协同知识图谱由知识成员以及所述知识成员之间的知识链路组成,其中,不同知识成员对应不同目标用户,且所述知识链路反映组成所述用户协同群组的多个所述目标用户之间的所述用户兴趣相关度;

基于所述目标用户协同知识图谱,确定每个目标用户的协同兴趣路径,并基于所述每个目标用户的协同兴趣路径对所述每个目标用户进行信息推送;

所述依据所述用户协同兴趣状态以及所述用户兴趣相关度生成目标用户协同知识图谱,包括:

依据所述用户协同兴趣状态,确定各个所述目标用户的协同群组数量,所述协同群组数量表示由所述目标用户组成的所述用户协同群组的数量;

依据所述协同群组数量,确定所述目标用户对应知识成员的知识成员特征,所述知识成员特征包括知识成员活跃度和知识成员影响力中的至少一种,其中,所述知识成员活跃度与所述协同群组数量为正向关联关系;

依据所述知识成员特征生成所述知识成员;

依据所述目标用户之间的所述用户兴趣相关度,确定所述目标用户对应知识成员之间的偏离度,所述偏离度与所述用户兴趣相关度为负向关联关系;

在依据所述偏离度完成知识成员位置优化时,在组成所述用户协同群组的所述目标用户对应的知识成员之间生成所述知识链路;

生成由所述知识成员和所述知识链路组成的所述目标用户协同知识图谱;

所述依据所述用户协同兴趣状态以及所述用户兴趣相关度生成目标用户协同知识图谱之后,所述方法包括:

基于对所述目标用户协同知识图谱中第一目标用户的强化表达指令,对所述目标用户协同知识图谱中的第一知识成员以及第二知识成员进行强化表达,所述第一知识成员为所述第一目标用户对应的知识成员,所述第二知识成员为第二目标用户对应的知识成员,所述第二目标用户与所述第一目标用户之间具有 k 级兴趣联系, k 为正整数;

对所述第一知识成员与所述第二知识成员之间的知识链路,以及所述第二知识成员之间的知识链路进行强化表达;

所述方法还包括:

基于对所述第一目标用户的选中指令,对所述第一知识成员以及所述第二知识成员以外的知识成员进行收缩优化;

其中,收缩条件下,所述第二知识成员中的目标知识成员与收缩知识成员连接,所述目标知识成员对应的所述第二目标用户与所述第一目标用户之间存在 k 级兴趣相关度,且所述收缩知识成员中表达与所述目标知识成员相连接且被收缩的知识成员的数量;

所述方法还包括:

基于对所述收缩知识成员的选中指令,呈现与所述目标知识成员存在一级兴趣相关度的第三知识成员;

所述方法还包括:

基于对所述目标用户协同知识图谱的过滤指令,获取过滤要求,所述过滤要求包括用户特征标签、门限用户兴趣相关度以及兴趣相关层级中的至少一种;

对所述目标用户协同知识图谱中不满足所述过滤要求的知识成员进行削弱表达;

所述方法还包括:

基于对所述目标用户协同知识图谱的冗余优化指令,依据所述冗余优化指令表征的冗余优化权重,确定所述目标用户协同知识图谱的优化参数量;

依据所述优化参数量优化所述知识成员和/或所述知识链路所生成的特征向量,其中,所述知识成员可展示的信息包括用户标志、用户名以及协同群组数目,所述知识链路可展示的信息包括用户兴趣相关度;

所述依据所述用户服装订单行为大数据确定所述目标用户之间的用户协同兴趣状态以及用户兴趣相关度,包括:

确定参考用户集合,所述参考用户集合由多个所述目标用户组成;

依据所述参考用户集合中各个所述目标用户的所述用户服装订单行为大数据,确定所述参考用户集合的协同特征数据;

在所述协同特征数据符合协同匹配要求时,确定所述参考用户集合中的多个所述目标用户组成所述用户协同群组;

依据所述协同特征数据确定所述用户协同群组的所述用户兴趣相关度;

其中,所述协同特征数据包括协同购买率提升矢量、协同浏览率提升矢量以及用户偏好匹配度,所述协同购买率提升矢量用于表征所述参考用户集合对购买率的影响情况,所述协同浏览率提升矢量用于表征所述参考用户集合对商品浏览率的影响,所述用户偏好匹配度用于表征至少两个所述目标用户之间是否存在相似的服装偏好;

所述方法包括:

在所述协同购买率提升矢量或所述协同浏览率提升矢量为负提升矢量时,确定不符合所述协同匹配要求;或,

在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征存在相似偏好,且所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量的显著提升矢量值大于门限值时,确定符合所述协同匹配要求;或,

在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征存在相似偏好,但所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量的显著提升矢量值小于门限值时,确定不符合所述协同匹配要求;或,

在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征不存在相似偏好,但所述协同购买率提升矢量的显著提升矢量值大于门限值时,确定符合所述协同匹配要求;或,

在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征不存在相似偏好,且所述协同购买率提升矢量的显著提升矢量值小于门限值时,确定不符合所述协同匹配要求;

所述依据所述协同特征数据确定所述用户协同群组的所述用户兴趣相关度,包括:

依据所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量,确定所述用户协同群组的所述用户兴趣相关度,所述用户兴趣相关度与所述协同购买率提升矢量为正向关联关系,所述用户兴趣相关度与所述协同浏览率提升矢量为正向关联关系;

所述基于所述目标用户协同知识图谱,确定每个目标用户的协同兴趣路径,并基于所述每个目标用户的协同兴趣路径对所述每个目标用户进行信息推送的步骤,包括:

对所述目标用户协同知识图谱中的每个知识成员进行活跃度分析,生成每个知识成员的活跃度,所述活跃度根据每个知识成员对应的目标用户在服装电商平台上的交互频率、订单数量、评价次数进行衡量;

选择活跃度满足预设条件的知识成员作为协同兴趣路径的起始知识成员,从所述起始知识成员出发,沿着知识链路进行拓展,初步识别出与目标用户相关联的协同兴趣路径,所述协同兴趣路径由多个相互关联的知识成员和知识链路组成,反映了目标用户之间的兴趣传递和影响关系;

基于目标用户之间的兴趣相关度、购买行为的相似度和用户评价的一致性对初步识别的协同兴趣路径进行权重赋值,并根据赋值后的权重对所述协同兴趣路径进行优化和剪枝;

在优化和剪枝后的协同兴趣路径中,识别出关键知识成员,并获取每个关键知识成员在协同兴趣路径中的位置特征,所述位置特征包括每个关键知识成员处于协同兴趣路径的具体位置以及每个关键知识成员与所述协同兴趣路径中其它知识成员的路径代价关系;

根据所述关键知识成员在所述协同兴趣路径中的用户行为和协同影响力,识别所述关键知识成员在协同兴趣路径中的角色特征,所述角色特征包括引领角色、传递角色和跟随角色中的一种;

根据所述每个关键知识成员在协同兴趣路径中的位置特征和角色特征,从所述每个关键知识成员与其它知识成员之间的协同行为数据中挖掘目标兴趣偏好数据,并根据所述目标兴趣偏好数据,生成与其它目标用户协同关联的个性化推送内容。

2. 一种基于大数据的用户服装订单行为分析系统,其特征在于,所述基于大数据的用户服装订单行为分析系统包括处理器和存储器,所述存储器和所述处理器连接,所述存储器用于存储程序、指令或代码,所述处理器用于执行所述存储器中的程序、指令或代码,以实现上述权利要求1所述的基于大数据的用户服装订单行为分析方法。

基于大数据的用户服装订单行为分析方法及系统

技术领域

[0001] 本申请涉及大数据技术领域,具体而言,涉及一种基于大数据的用户服装订单行为分析方法及系统。

背景技术

[0002] 随着互联网技术的飞速发展,电子商务领域的数据量呈现爆炸式增长,特别是在服装电商领域,用户产生的订单行为数据尤为丰富。这些数据不仅记录了用户的购买行为,还包含了用户的浏览历史、评价内容等多维度信息,为分析用户兴趣和行为模式提供了宝贵的数据资源。

[0003] 然而,面对海量的用户服装订单行为数据,如何有效地提取有价值的信息,分析用户之间的协同兴趣状态和用户兴趣相关度,进而为用户提供更加个性化的服务,成为了一个亟待解决的问题。传统相关技术往往难以应对大规模、复杂的数据集,且难以捕捉用户之间的深层次联系。此外,然而在相关技术,往往只关注用户个体的购买行为,忽视了用户之间的协同兴趣和影响。

发明内容

[0004] 鉴于上述提及的问题,结合本申请的第一方面,本申请实施例提供一种基于大数据的用户服装订单行为分析方法,所述方法包括:

[0005] 获取目标用户的用户服装订单行为大数据;

[0006] 依据所述用户服装订单行为大数据确定所述目标用户之间的用户协同兴趣状态以及用户兴趣相关度,所述用户协同兴趣状态反映多个目标用户是否组成用户协同群组,所述用户兴趣相关度反映组成所述用户协同群组的多个所述目标用户之间的兴趣相关度;

[0007] 依据所述用户协同兴趣状态以及所述用户兴趣相关度生成目标用户协同知识图谱,所述目标用户协同知识图谱由知识成员以及所述知识成员之间的知识链路组成,其中,不同知识成员对应不同目标用户,且所述知识链路反映组成所述用户协同群组的多个所述目标用户之间的所述用户兴趣相关度;

[0008] 基于所述目标用户协同知识图谱,确定每个目标用户的协同兴趣路径,并基于所述每个目标用户的协同兴趣路径对所述每个目标用户进行信息推送。

[0009] 在第一方面的一种可能的实施方式中,所述依据所述用户协同兴趣状态以及所述用户兴趣相关度生成目标用户协同知识图谱,包括:

[0010] 依据所述用户协同兴趣状态,确定各个所述目标用户的协同群组数量,所述协同群组数量表示由所述目标用户组成的所述用户协同群组的数量;

[0011] 依据所述协同群组数量,确定所述目标用户对应知识成员的知识成员特征,所述知识成员特征包括知识成员活跃度和知识成员影响力中的至少一种,其中,所述知识成员活跃度与所述协同群组数量为正向关联关系;

[0012] 依据所述知识成员特征生成所述知识成员;

[0013] 依据所述目标用户之间的所述用户兴趣相关度,确定所述目标用户对应知识成员之间的偏离度,所述偏离度与所述用户兴趣相关度为负向关联关系;

[0014] 在依据所述偏离度完成知识成员位置优化时,在组成所述用户协同群组的所述目标用户对应的知识成员之间生成所述知识链路;

[0015] 生成由所述知识成员和所述知识链路组成的所述目标用户协同知识图谱。

[0016] 在第一方面的一种可能的实施方式中,所述依据所述用户协同兴趣状态以及所述用户兴趣相关度生成目标用户协同知识图谱之后,所述方法包括:

[0017] 基于对所述目标用户协同知识图谱中第一目标用户的强化表达指令,对所述目标用户协同知识图谱中的第一知识成员以及第二知识成员进行强化表达,所述第一知识成员为所述第一目标用户对应的知识成员,所述第二知识成员为第二目标用户对应的知识成员,所述第二目标用户与所述第一目标用户之间具有k级兴趣联系,k为正整数;

[0018] 对所述第一知识成员与所述第二知识成员之间的知识链路,以及所述第二知识成员之间的知识链路进行强化表达。

[0019] 在第一方面的一种可能的实施方式中,所述方法还包括:

[0020] 基于对所述第一目标用户的选中指令,对所述第一知识成员以及所述第二知识成员以外的知识成员进行收缩优化;

[0021] 其中,收缩条件下,所述第二知识成员中的目标知识成员与收缩知识成员连接,所述目标知识成员对应的所述第二目标用户与所述第一目标用户之间存在k级兴趣相关度,且所述收缩知识成员中表达与所述目标知识成员相连接且被收缩的知识成员的数量;

[0022] 所述方法还包括:

[0023] 基于对所述收缩知识成员的选中指令,呈现与所述目标知识成员存在一级兴趣相关度的第三知识成员。

[0024] 在第一方面的一种可能的实施方式中,所述方法还包括:

[0025] 基于对所述目标用户协同知识图谱的过滤指令,获取过滤要求,所述过滤要求包括用户特征标签、门限用户兴趣相关度以及兴趣相关层级中的至少一种;

[0026] 对所述目标用户协同知识图谱中不满足所述过滤要求的知识成员进行削弱表达。

[0027] 在第一方面的一种可能的实施方式中,所述方法还包括:

[0028] 基于对所述目标用户协同知识图谱的冗余优化指令,依据所述冗余优化指令表征的冗余优化权重,确定所述目标用户协同知识图谱的优化参数量;

[0029] 依据所述优化参数量优化所述知识成员和/或所述知识链路所生成的特征向量,其中,所述知识成员可展示的信息包括用户标志、用户名以及协同群组数目,所述知识链路可展示的信息包括用户兴趣相关度。

[0030] 在第一方面的一种可能的实施方式中,所述依据所述用户服装订单行为大数据确定所述目标用户之间的用户协同兴趣状态以及用户兴趣相关度,包括:

[0031] 确定参考用户集合,所述参考用户集合由多个所述目标用户组成;

[0032] 依据所述参考用户集合中各个所述目标用户的所述用户服装订单行为大数据,确定所述参考用户集合的协同特征数据;

[0033] 在所述协同特征数据符合协同匹配要求时,确定所述参考用户集合中的多个所述目标用户组成所述用户协同群组;

[0034] 依据所述协同特征数据确定所述用户协同群组的所述用户兴趣相关度；

[0035] 在第一方面的一种可能的实施方式中,所述协同特征数据包括协同购买率提升矢量、协同浏览率提升矢量以及用户偏好匹配度,所述协同购买率提升矢量用于表征所述参考用户集合对购买率的影响情况,所述协同浏览率提升矢量用于表征所述参考用户集合对商品浏览率的影响,所述用户偏好匹配度用于表征至少两个所述目标用户之间是否存在相似的服装偏好；

[0036] 所述方法包括：

[0037] 在所述协同购买率提升矢量或所述协同浏览率提升矢量为负提升矢量时,确定不符合所述协同匹配要求；或,

[0038] 在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征存在相似偏好,且所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量的显著提升矢量值大于门限值时,确定符合所述协同匹配要求；或,

[0039] 在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征存在相似偏好,但所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量的显著提升矢量值小于门限值时,确定不符合所述协同匹配要求；或,

[0040] 在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征不存在相似偏好,但所述协同购买率提升矢量的显著提升矢量值大于门限值时,确定符合所述协同匹配要求；或,

[0041] 在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征不存在相似偏好,且所述协同购买率提升矢量的显著提升矢量值小于门限值时,确定不符合所述协同匹配要求。

[0042] 在第一方面的一种可能的实施方式中,所述依据所述协同特征数据确定所述用户协同群组的所述用户兴趣相关度,包括：

[0043] 依据所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量,确定所述用户协同群组的所述用户兴趣相关度,所述用户兴趣相关度与所述协同购买率提升矢量为正向关联关系,所述用户兴趣相关度与所述协同浏览率提升矢量为正向关联关系。

[0044] 在第一方面的一种可能的实施方式中,所述基于所述目标用户协同知识图谱,确定每个目标用户的协同兴趣路径,并基于所述每个目标用户的协同兴趣路径对所述每个目标用户进行信息推送的步骤,包括：

[0045] 对所述目标用户协同知识图谱中的每个知识成员进行活跃度分析,生成每个知识成员的活跃度,所述活跃度根据每个知识成员对应的目标用户在服装电商平台上的交互频率、订单数量、评价次数进行衡量；

[0046] 选择活跃度满足预设条件的知识成员作为协同兴趣路径的起始知识成员,从所述起始知识成员出发,沿着知识链路进行拓展,初步识别出与目标用户相关联的协同兴趣路径,所述协同兴趣路径由多个相互关联的知识成员和知识链路组成,反映了目标用户之间的兴趣传递和影响关系；

[0047] 基于目标用户之间的兴趣相关度、购买行为的相似度和用户评价的一致性对初步识别的协同兴趣路径进行权重赋值,并根据赋值后的权重对所述协同兴趣路径进行优化和剪枝；

[0048] 在优化和剪枝后的协同兴趣路径中,识别出关键知识成员,并获取每个关键知识成员在协同兴趣路径中的位置特征,所述位置特征包括每个关键知识成员处于协同兴趣路径的具体位置以及每个关键知识成员与所述协同兴趣路径中其它知识成员的路径代价关系;

[0049] 根据所述关键知识成员在所述协同兴趣路径中的用户行为和协同影响力,识别所述关键知识成员在协同兴趣路径中的角色特征,所述角色特征包括引领角色、传递角色和跟随角色中的一种;

[0050] 根据所述每个关键知识成员在协同兴趣路径中的位置特征和角色特征,从所述每个关键知识成员与其它知识成员之间的协同行为数据中挖掘目标兴趣偏好数据,并根据所述目标兴趣偏好数据,生成与其它目标用户协同关联的个性化推送内容。

[0051] 再一方面,本申请实施例还提供一种基于大数据的用户服装订单行为分析系统,包括处理器、机器可读存储介质,所述机器可读存储介质和所述处理器连接,所述机器可读存储介质用于存储程序、指令或代码,所述处理器用于执行所述机器可读存储介质中的程序、指令或代码,以实现上述的方法。

[0052] 基于以上方面,本申请实施例通过获取目标用户的用户服装订单行为大数据,能够深入分析用户之间的协同兴趣状态和用户兴趣相关度,从而准确地识别出具有相似购买兴趣和行为的用户群体,即用户协同群组。进一步地,依据这些分析结果生成目标用户协同知识图谱,该目标用户协同知识图谱直观展示了用户之间的兴趣联系和协同关系,为深入了解用户行为提供了有力工具。基于目标用户协同知识图谱,能够精准地确定每个目标用户的协同兴趣路径,这意味着能够清晰地描绘出用户兴趣的传播和影响路径。通过利用这些协同兴趣路径,能够为用户提供高度个性化的信息推送服务,如向用户推荐与其兴趣高度匹配的服装款式或潮流趋势。这种基于协同兴趣路径的推送方式,不仅大大提高了信息推送的准确性和有效性,还显著提升了用户体验和满意度。由此,通过生成目标用户协同知识图谱和确定协同兴趣路径,为服装电商平台提供了有力的数据支持,帮助平台实现更精准的用户画像和个性化的服务策略,从而提升了平台的竞争力和用户黏性。

附图说明

[0053] 图1是本申请实施例提供的基于大数据的用户服装订单行为分析方法的执行流程示意图。

[0054] 图2是本申请实施例提供的基于大数据的用户服装订单行为分析系统硬件架构示意图。

具体实施方式

[0055] 下面结合说明书附图对本申请进行具体说明,图1是本申请一种实施例提供的基于大数据的用户服装订单行为分析方法的流程示意图,下面对该基于大数据的用户服装订单行为分析方法进行详细介绍。

[0056] 步骤S110,获取目标用户的用户服装订单行为大数据。

[0057] 本实施例中,服务器首先连接到服装电商平台的数据库,从中提取目标用户在服装电商平台上的所有服装订单数据,这些服装订单数据包括但不限于用户浏览的服装品

类、添加到购物车的商品、下单购买的商品、订单金额、购买时间、收货地址等等。此外,还包括用户对商品的评价、退货记录以及与客服的交互记录,这些服装订单数据构成了用户服装订单行为大数据的基础,为后续分析用户兴趣和协同行为提供了丰富的信息源。

[0058] 例如,服务器从电商平台的数据库中,获取了用户A、B、C等在过去一年内的所有服装订单记录,这些服装订单记录显示,用户A经常购买休闲风格的服装,用户B偏好商务正装,而用户C则对时尚潮流的服装更感兴趣。

[0059] 步骤S120,依据所述用户服装订单行为大数据确定所述目标用户之间的用户协同兴趣状态以及用户兴趣相关度,所述用户协同兴趣状态反映多个目标用户是否组成用户协同群组,所述用户兴趣相关度反映组成所述用户协同群组的多个所述目标用户之间的兴趣相关度。

[0060] 详细地,所述用户协同兴趣状态指的是通过分析用户的服装订单行为数据,判断多个目标用户之间是否存在相似的兴趣和行为模式,从而确定他们是否形成了一个用户协同群组。所述用户兴趣相关度则用于量化这个协同群组中用户之间的兴趣相似程度。例如,在分析了用户A、B、C的服装订单行为数据后,服务器发现用户A和用户B在某些特定品类(如户外运动装备)上有相似的购买记录和评价内容,因此判断他们之间存在协同兴趣,并将他们归入一个用户协同群组。同时,服务器还根据他们的购买频率、购买金额、评价一致性等因素计算出他们之间的用户兴趣相关度,比如可以是一个介于0到1之间的数值,数值越高表示兴趣相关度越高。

[0061] 在这个例子中,用户A和用户B的兴趣相关度可能较高,因为他们经常购买相似的户外运动装备,并且评价内容也相似。而用户C虽然可能也对时尚潮流服装感兴趣,但由于与用户A、B的购买记录和评价内容差异较大,因此他们之间的兴趣相关度可能较低。

[0062] 也即,在本实施例中,服务器利用大数据分析技术,对用户服装订单行为大数据进行深入挖掘。通过比较不同用户的购买历史、浏览记录和评价内容,服务器能够识别出具有相似兴趣的用户群体,这些用户群体即为用户协同群组,其中的目标用户之间具有较高的兴趣相关度。

[0063] 例如,服务器分析识别到,尽管用户A和用户B在日常购买风格上有所不同,但他们在某些特定活动(如户外运动)时都会购买相同类型的服装。因此,服务器判断用户A和用户B在户外运动服装方面存在协同兴趣,并将他们归入一个用户协同群组。同时,根据他们的购买频率和金额,服务器计算出他们之间的用户兴趣相关度。

[0064] 步骤S130,依据所述用户协同兴趣状态以及所述用户兴趣相关度生成目标用户协同知识图谱,所述目标用户协同知识图谱由知识成员以及所述知识成员之间的知识链路组成,其中,不同知识成员对应不同目标用户,且所述知识链路反映组成所述用户协同群组的多个所述目标用户之间的所述用户兴趣相关度。

[0065] 本实施例中,基于上一步骤确定的用户协同兴趣状态和用户兴趣相关度,服务器开始构建目标用户协同知识图谱。在这个目标用户协同知识图谱中,每个知识成员代表一个目标用户,知识成员之间的知识链路则反映了用户之间的兴趣相关度。知识链路的粗细或颜色深浅可以用来表示兴趣相关度的强弱。

[0066] 例如,在目标用户协同知识图谱中,用户A、B和C被表示为三个知识成员。由于用户A和用户B在户外运动服装上有协同兴趣,他们之间形成了一条较粗的知识链路。而用户C与

其他两位用户的兴趣相关度较低,因此与用户A和用户B之间的知识链路相对较细。

[0067] 步骤S140,基于所述目标用户协同知识图谱,确定每个目标用户的协同兴趣路径,并基于所述每个目标用户的协同兴趣路径对所述每个目标用户进行信息推送。

[0068] 详细地,所述协同兴趣路径是基于目标用户协同知识图谱确定的,反映了用户之间兴趣传播和影响的具体路径,揭示了用户如何受到其他用户的影响,以及这种影响是如何在用户之间传递的。例如,假设用户A经常通过用户B了解到新的户外运动装备信息,并受到用户B的影响而购买相似的装备。那么,从用户B到用户A就形成了一条协同兴趣路径。服务器可以通过分析目标用户协同知识图谱中的知识成员和知识链路来确定这样的路径,并基于这些路径为每个用户定制个性化的信息推送策略。例如,当用户B浏览或购买新款户外运动装备时,服务器可以自动向用户A推送相关信息,以提高信息推送的准确性和用户满意度。

[0069] 也即,在本实施例中,服务器通过分析目标用户协同知识图谱中的知识成员和知识链路,确定每个目标用户的协同兴趣路径,这些协同兴趣路径揭示了用户之间兴趣的传播和影响关系。基于这些协同兴趣路径,服务器可以为每个用户定制个性化的信息推送策略。例如,服务器识别到,用户A经常通过用户B了解到新的户外运动服装款式。因此,当用户B浏览或购买新款户外运动服装时,服务器可以自动向用户A推送相关信息,这种基于协同兴趣路径的推送方式,大大提高了信息推送的准确性和用户满意度。

[0070] 基于以上步骤,本申请实施例通过获取目标用户的用户服装订单行为大数据,能够深入分析用户之间的协同兴趣状态和用户兴趣相关度,从而准确地识别出具有相似购买兴趣和行为的用户群体,即用户协同群组。进一步地,依据这些分析结果生成目标用户协同知识图谱,该目标用户协同知识图谱直观展示了用户之间的兴趣联系和协同关系,为深入了解用户行为提供了有力工具。基于目标用户协同知识图谱,能够精准地确定每个目标用户的协同兴趣路径,这意味着能够清晰地描绘出用户兴趣的传播和影响路径。通过利用这些协同兴趣路径,能够为用户提供高度个性化的信息推送服务,如向用户推荐与其兴趣高度匹配的服装款式或潮流趋势。这种基于协同兴趣路径的推送方式,不仅大大提高了信息推送的准确性和有效性,还显著提升了用户体验和满意度。由此,通过生成目标用户协同知识图谱和确定协同兴趣路径,为服装电商平台提供了有力的数据支持,帮助平台实现更精准的用户画像和个性化的服务策略,从而提升了平台的竞争力和用户黏性。

[0071] 在一种可能的实施方式中,步骤S130包括:

[0072] 步骤S131,依据所述用户协同兴趣状态,确定各个所述目标用户的协同群组数量,所述协同群组数量表示由所述目标用户组成的所述用户协同群组的数量。

[0073] 步骤S132,依据所述协同群组数量,确定所述目标用户对应知识成员的知识成员特征,所述知识成员特征包括知识成员活跃度和知识成员影响力中的至少一种,其中,所述知识成员活跃度与所述协同群组数量为正向关联关系。

[0074] 步骤S133,依据所述知识成员特征生成所述知识成员。

[0075] 步骤S134,依据所述目标用户之间的所述用户兴趣相关度,确定所述目标用户对知识成员之间的偏离度,所述偏离度与所述用户兴趣相关度为负向关联关系。

[0076] 步骤S135,在依据所述偏离度完成知识成员位置优化时,在组成所述用户协同群组的所述目标用户对应的知识成员之间生成所述知识链路。

[0077] 步骤S136,生成由所述知识成员和所述知识链路组成的所述目标用户协同知识图谱。

[0078] 本实施例中,服务器首先分析用户协同兴趣状态,这是基于之前步骤中从服装电商平台数据库中提取的用户服装订单行为大数据得出的,这些数据揭示了哪些用户之间存在相似的购物兴趣和行为。根据这些协同兴趣状态,服务器确定每个目标用户参与的协同群组数量。

[0079] 例如,假设服务器识别出用户A参与了3个不同的协同群组,这些群组分别围绕“户外运动装备”、“商务正装”和“时尚潮流服饰”形成。用户B参与了2个协同群组:“户外运动装备”和“时尚配饰”。而用户C只参与了1个协同群组:“时尚潮流服饰”。

[0080] 接下来,服务器根据每个目标用户参与的协同群组数量,来确定对应知识成员的特征,这些特征主要包括知识成员活跃度和知识成员影响力。如果用户参与的协同群组多,说明其在不同兴趣领域都有涉猎,因此其知识成员活跃度会相对较高。

[0081] 例如,由于用户A参与了3个协同群组,因此其知识成员活跃度被标记为“高”。用户B参与了2个群组,其活跃度被标记为“中”。而用户C只参与了1个群组,其活跃度被标记为“低”。

[0082] 基于上一步确定的知识成员特征,服务器开始生成知识成员。每个知识成员代表一个目标用户,并携带该用户的特征信息,如活跃度、影响力等。

[0083] 例如,服务器为用户A、B、C分别生成了三个知识成员,每个知识成员都包含了对应的活跃度标记和其他相关信息。

[0084] 服务器继续分析目标用户之间的用户兴趣相关度,这是通过比较他们在服装订单行为上的相似性来得出的。基于这个相关度,服务器计算出知识成员之间的偏离度。偏离度是一个反映知识成员之间兴趣差异的指标,与用户兴趣相关度呈负向关联。

[0085] 例如,用户A和用户B在“户外运动装备”群组中有较高的兴趣相关度,因此他们对应的知识成员之间的偏离度较低。而用户A和用户C虽然在“时尚潮流服饰”群组中有交集,但他们的整体兴趣相关度不如A和B高,因此他们对应的知识成员之间的偏离度相对较高。

[0086] 在确定了偏离度后,服务器开始优化知识成员的位置,该优化过程考虑到了偏离度以及协同群组内的紧密程度。优化完成后,服务器在组成协同群组的目标用户对应的知识成员之间生成知识链路,这些链路直观地展示了用户之间的兴趣联系。

[0087] 例如,在优化过程中,服务器可以调整知识成员的位置,使得具有更高兴趣相关度的知识成员在目标用户协同知识图谱中更靠近。例如,用户A和用户B对应的知识成员可能会被放置在相对较近的位置,并用较粗的知识链路连接,以反映他们之间的高兴趣相关度。

[0088] 最后,服务器生成了由知识成员和知识链路组成的目标用户协同知识图谱,该图谱直观地展示了目标用户之间的协同关系和兴趣联系。

[0089] 例如,最终生成的目标用户协同知识图谱中,用户A、B、C分别由三个知识成员表示,他们之间通过知识链路相连,这些知识链路的粗细和颜色可能因用户之间的兴趣相关度不同而有所差异,从而提供了一个直观的视图来理解用户之间的协同兴趣关系。

[0090] 在一种可能的实施方式中,所述步骤S130之后,所述方法包括:

[0091] 步骤A110,基于对所述目标用户协同知识图谱中第一目标用户的强化表达指令,对所述目标用户协同知识图谱中的第一知识成员以及第二知识成员进行强化表达,所述第

一知识成员为所述第一目标用户对应的知识成员,所述第二知识成员为第二目标用户对应的知识成员,所述第二目标用户与所述第一目标用户之间具有k级兴趣联系,k为正整数。

[0092] 步骤A120,对所述第一知识成员与所述第二知识成员之间的知识链路,以及所述第二知识成员之间的知识链路进行强化表达。

[0093] 本实施例中,服务器接收到一个强化表达指令,这个强化表达指令指定了要对目标用户协同知识图谱中的第一目标用户(假设为用户A)进行强化表达。根据这个强化表达指令,服务器首先识别出用户A对应的知识成员,即知识成员A。同时,服务器还会识别出与用户A具有k级兴趣联系的第二目标用户(假设为用户B)对应的知识成员,即知识成员B。

[0094] 在这个场景中,k级兴趣联系可以理解为用户A和用户B之间通过k个中间用户或k条兴趣链路相连。服务器可以通过分析目标用户协同知识图谱中的知识链路来确定这种联系。

[0095] 一旦识别出需要强化表达的知识成员,服务器就会开始执行强化表达的操作,这可以包括增加知识成员的视觉突出度(如改变颜色、大小或形状),或者在知识成员旁边添加额外的标注或信息,以强调其重要性或特殊性。

[0096] 在完成对知识成员A和B的强化表达之后,服务器可以继续执行对这两个知识成员之间的知识链路的强化表达,这意味着服务器可以特别突出显示连接知识成员A和B的知识链路,以强调他们之间的联系。

[0097] 此外,如果知识成员B还与其他知识成员(假设为用户C对应的知识成员C)之间存在知识链路,服务器也会对这些链路进行强化表达,这是为了展示用户B在用户协同群组中的更广泛联系,以及这些联系如何与用户A相关联。

[0098] 强化表达知识链路的方法可以包括使用更粗或更亮的线条来表示这些链路,或者在链路旁边添加额外的说明或标签,这样,当查看目标用户协同知识图谱时,用户可以更容易地注意到这些被强化的链路,从而更好地理解用户之间的协同兴趣和联系。

[0099] 由此,通过强化表达特定的知识成员和知识链路,来突出显示目标用户协同知识图谱中的关键用户和联系,从而帮助用户更直观地理解用户之间的协同关系和兴趣联系。

[0100] 在一种可能的实施方式中,所述方法还包括:基于对所述第一目标用户的选中指令,对所述第一知识成员以及所述第二知识成员以外的知识成员进行收缩优化。

[0101] 其中,收缩条件下,所述第二知识成员中的目标知识成员与收缩知识成员连接,所述目标知识成员对应的所述第二目标用户与所述第一目标用户之间存在k级兴趣相关度,且所述收缩知识成员中表达与所述目标知识成员相连接且被收缩的知识成员的数量。

[0102] 所述方法还包括:

[0103] 基于对所述收缩知识成员的选中指令,呈现与所述目标知识成员存在一级兴趣相关度的第三知识成员。

[0104] 本实施例中,服务器接收到了一个针对第一目标用户(例如,用户A)的选中指令,该选中指令可以是由用户通过界面操作发出的,表示用户想要更清晰地查看与用户A相关的协同关系。

[0105] 服务器在接收到这个选中指令后,会对目标用户协同知识图谱进行收缩优化。具体来说,服务器可以保持第一知识成员(代表用户A)和第二知识成员(与用户A具有直接兴趣联系的用户,比如用户B)不变,而对其他的知识成员进行收缩,这种收缩可能表现为将这

些知识成员在图谱上的展示简化,或者将它们聚集到一个收缩节点中,以减少图谱的复杂性,并突出显示与用户A直接相关的用户。

[0106] 例如,如果原始图谱中包含了与用户A兴趣相关度较低的用户C、D、E等对应的知识成员,那么在收缩优化后,这些知识成员可能会被简化为一个收缩节点,以节省空间并突出核心关系。

[0107] 在收缩优化过程中,服务器可以特别注意第二知识成员(即与用户A有直接兴趣联系的用户对应的知识成员)与收缩知识成员之间的连接关系。如果某个第二知识成员(比如代表用户B的知识成员)与收缩节点中的某个知识成员(比如代表用户C的知识成员)原本存在连接关系,那么这种连接关系在收缩后仍然需要被保留并展示出来。

[0108] 服务器可以通过数据分析来确定哪些连接关系是重要的,并在收缩图谱中明确展示这些关系,这样,用户就可以清晰地看到与用户A有直接兴趣联系的用户B,以及用户B与收缩节点中其他用户的关系。

[0109] 当用户想要进一步了解收缩节点中的某个用户(比如用户C)与用户A的直接兴趣联系用户(比如用户B)之间的关系时,可以通过界面操作选中收缩节点中代表用户C的知识成员。服务器在接收到这个选中指令后,会展开收缩节点,并呈现与用户C存在一级兴趣相关度的其他知识成员(这里称之为第三知识成员)。

[0110] 这些第三知识成员可以是与用户C有直接协同兴趣关系的其他用户对应的知识成员。服务器可以通过数据分析来确定这些关系,并在图谱中清晰地展示出来,这样,用户就可以直观地看到用户C与用户B之间的关系,以及他们之间的兴趣相关度。

[0111] 由此,通过收缩和展开知识图谱中的特定部分,帮助用户更清晰地理解和探索目标用户之间的协同兴趣和联系。

[0112] 在一种可能的实施方式中,所述方法还包括:

[0113] 步骤B110,基于对所述目标用户协同知识图谱的过滤指令,获取过滤要求,所述过滤要求包括用户特征标签、门限用户兴趣相关度以及兴趣相关层级中的至少一种。

[0114] 步骤B120,对所述目标用户协同知识图谱中不满足所述过滤要求的知识成员进行削弱表达。

[0115] 本实施例中,服务器接收一个针对目标用户协同知识图谱的过滤指令,该过滤指令可能来自于用户界面的操作,用户希望通过过滤来更精确地查看图谱中的特定信息。服务器在接收到过滤指令后,会解析并获取具体的过滤要求,这些过滤要求可以包括用户特征标签(如年龄、性别、地理位置等)、门限用户兴趣相关度(即用户之间兴趣相关度的最低标准)以及兴趣相关层级(表示用户之间兴趣相关性的深度或广度)中的至少一种。

[0116] 例如,用户可能想要查看年龄在25-35岁之间、与用户A的兴趣相关度高于0.8的用户群体。在这种情况下,服务器可以获取到这些具体的过滤要求。

[0117] 在获取了过滤要求后,服务器可以对目标用户协同知识图谱进行遍历,识别出那些不满足过滤要求的知识成员,这些知识成员可能代表的用户与用户A的兴趣相关度低于设定的门限值,或者它们的用户特征标签与指定的标签不匹配,或者它们不在用户设定的兴趣相关层级内。

[0118] 对于这些不满足过滤要求的知识成员,服务器可以进行削弱表达。削弱表达的方式可以是降低这些知识成员在图谱中的视觉突出度(如减小节点大小、淡化颜色等),或者

将它们从图谱中暂时隐藏起来,这样做的目的是使用户能够更清晰地看到满足过滤要求的知识成员和它们之间的关系,从而更容易地获取和分析所需的信息。

[0119] 例如,如果服务器发现用户B虽然与用户A有连接,但用户B的年龄超出了用户设定的范围,那么服务器就会削弱用户B在图谱中的表达,以使用户能够更专注于符合其过滤条件的其他用户。

[0120] 在一种可能的实施方式中,所述方法还包括:

[0121] 步骤C110,基于对所述目标用户协同知识图谱的冗余优化指令,依据所述冗余优化指令表征的冗余优化权重,确定所述目标用户协同知识图谱的优化参数量。

[0122] 步骤C120,依据所述优化参数量优化所述知识成员和/或所述知识链路所生成的特征向量,其中,所述知识成员可展示的信息包括用户标志、用户名以及协同群组数目,所述知识链路可展示的信息包括用户兴趣相关度。

[0123] 本实施例中,服务器可以接收到一个针对目标用户协同知识图谱的冗余优化指令,该冗余优化指令的目的是为了减少图谱中的冗余信息,提升图谱的效率和准确性。

[0124] 冗余优化指令中会包含一个冗余优化权重,这个冗余优化权重指示了服务器在优化过程中应该多大程度上减少冗余。服务器可以根据这个权重来确定具体的优化参数量,这些优化参数量可以包括需要删除或合并的冗余知识成员的数量、需要简化的知识链路的数量等。

[0125] 例如,如果冗余优化权重设置得较高,服务器可以确定需要删除更多的冗余知识成员和简化更多的知识链路,以达到更高的优化效果。

[0126] 在确定了优化参数量之后,服务器可以开始对知识成员和/或知识链路进行优化,该优化的过程可以包括删除冗余的知识成员、合并相似的知识成员、简化复杂的知识链路等。

[0127] 在优化的过程中,服务器可以重新计算和优化知识成员和知识链路所生成的特征向量。特征向量是表示知识成员或知识链路特性的一组数值,它包含了关于用户标志、用户名、协同群组数目(对于知识成员)以及用户兴趣相关度(对于知识链路)等信息。

[0128] 例如,对于知识成员,服务器可以根据优化参数量,删除或合并一些冗余的用户,并重新计算剩余用户的特征向量,以确保它们能够更准确地反映用户的特性。对于知识链路,服务器可以简化一些复杂的链路,并重新计算链路的特征向量,以更准确地表示用户之间的兴趣相关度。

[0129] 优化完成后,服务器可以更新目标用户协同知识图谱,使其更加简洁、高效,并能够更好地支持用户的分析和决策。

[0130] 在一种可能的实施方式中,步骤S120可以包括:

[0131] 步骤S121,确定参考用户集合,所述参考用户集合由多个所述目标用户组成。

[0132] 步骤S122,依据所述参考用户集合中各个所述目标用户的所述用户服装订单行为大数据,确定所述参考用户集合的协同特征数据。

[0133] 步骤S123,在所述协同特征数据符合协同匹配要求时,确定所述参考用户集合中的多个所述目标用户组成所述用户协同群组。

[0134] 步骤S124,依据所述协同特征数据确定所述用户协同群组的所述用户兴趣相关度。

[0135] 本实施例中,服务器首先会从海量的用户数据中筛选出一部分用户作为目标用户,这些目标用户通常是活跃用户,即有一定数量的服装订单行为数据的用户。接下来,服务器可以根据特定的条件或算法,比如用户的购买频率、购买品类等,从这些目标用户中进一步挑选出一组用户,形成一个参考用户集合。

[0136] 例如,服务器可以选择在过去一个月内至少购买过三次服装的用户,组成一个包含100名用户的参考用户集合。

[0137] 服务器接下来会分析这个参考用户集合中每个目标用户的服装订单行为大数据,这些数据可以包括用户的购买时间、购买品类、购买价格、购买频率等。通过对这些数据的深入分析和挖掘,服务器能够提取出这些用户的共同特征,即协同特征数据。

[0138] 比如,服务器发现这100名用户中有80名用户在最近一个月内都购买了冬季保暖外套,且大部分选择在晚上下单,这就是一个显著的协同特征。

[0139] 服务器可以预设一些协同匹配要求,比如协同特征数据需要达到一定的显著性水平,或者协同用户数量需要超过某个阈值等。当提取出的协同特征数据满足这些要求时,服务器可以判断这些用户之间存在协同兴趣状态。

[0140] 以之前的例子来说,如果服务器设定的协同匹配要求是至少有70%的用户具有相同的购买行为,那么80名用户购买冬季保暖外套这一协同特征就符合了协同匹配要求。

[0141] 一旦协同特征数据符合协同匹配要求,服务器就会将这些具有协同兴趣状态的目标用户组成一个用户协同群组。同时,服务器还会根据协同特征数据的显著性和一致性等因素,计算出这个用户协同群组的用户兴趣相关度。

[0142] 在上述例子中,那80名具有相同购买行为的用户就会被组成一个用户协同群组,而他们的用户兴趣相关度可能会根据具体的购买品类、购买时间等因素来计算,比如可以是一个介于0到1之间的数值,数值越高表示用户之间的兴趣相关度越大。

[0143] 这样,服务器就能够依据用户服装订单行为大数据,准确地确定出目标用户之间的协同兴趣状态以及用户兴趣相关度,为后续的个性化推荐、市场营销等提供有力的数据支持。

[0144] 在一种可能的实施方式中,所述协同特征数据包括协同购买率提升矢量、协同浏览率提升矢量以及用户偏好匹配度,所述协同购买率提升矢量用于表征所述参考用户集合对购买率的影响情况,所述协同浏览率提升矢量用于表征所述参考用户集合对商品浏览率的影响,所述用户偏好匹配度用于表征至少两个所述目标用户之间是否存在相似的服装偏好。

[0145] 所述方法包括:

[0146] 在所述协同购买率提升矢量或所述协同浏览率提升矢量为负提升矢量时,确定不符合所述协同匹配要求。或,

[0147] 在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征存在相似偏好,且所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量的显著提升矢量值大于门限值时,确定符合所述协同匹配要求。或,

[0148] 在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征存在相似偏好,但所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量的显著提升矢量值小于门限值时,确定不符合所述协同匹配要求。或,

[0149] 在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征不存在相似偏好,但所述协同购买率提升矢量的显著提升矢量值大于门限值时,确定符合所述协同匹配要求。或,

[0150] 在所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且所述用户偏好匹配度表征不存在相似偏好,且所述协同购买率提升矢量的显著提升矢量值小于门限值时,确定不符合所述协同匹配要求。

[0151] 本实施例中,所述方法涉及对协同特征数据的详细分析,以确定是否符合协同匹配要求,这些协同特征数据包括协同购买率提升矢量、协同浏览率提升矢量以及用户偏好匹配度。以下是对各种情况的详细场景举例说明:

[0152] 情况一:协同购买率提升矢量或协同浏览率提升矢量为负提升矢量

[0153] 服务器分析了一个由100名用户组成的参考用户集合。在观察期内,这个用户集合对某款新上市的连衣裙的协同购买率提升矢量为-5%,协同浏览率提升矢量为-3%,这意味着,与其他用户群体相比,这个用户集合在购买和浏览这款连衣裙的频率上都有所下降。

[0154] 由于协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量均为负提升矢量,服务器确定这个用户集合不符合协同匹配要求,这可以是因为这款连衣裙并不符合这个用户集合的普遍审美或需求。

[0155] 情况二:协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,且用户偏好匹配度表征存在相似偏好,且显著提升矢量值大于门限值

[0156] 服务器观察了另一个由200名热爱户外运动的用户组成的参考用户集合。在春季新款户外夹克上市时,这个用户集合的协同购买率提升矢量为15%,协同浏览率提升矢量为12%,且用户偏好匹配度显示这些用户普遍对户外运动装备有高度兴趣。

[0157] 由于协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量均为正向提升矢量,且用户偏好匹配度表征存在相似偏好,同时这些显著提升矢量值超过了服务器设定的门限值(例如10%),因此服务器确定这个用户集合符合协同匹配要求,这表明新款户外夹克非常符合这个用户集合的兴趣和需求。

[0158] 情况三:协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,但显著提升矢量值小于门限值

[0159] 对于一个由150名年轻女性用户组成的参考用户集合,服务器注意到某款新发布的时尚手提包的协同购买率提升矢量为5%,协同浏览率提升矢量为4%。尽管这些都是正向提升矢量,且用户偏好匹配度显示这些用户对时尚配饰有一定兴趣,但这些显著提升矢量值并未达到服务器的门限值(例如8%)。

[0160] 尽管用户集合对这款手提包表现出了一定的兴趣增加,但由于显著提升矢量值小于门限值,服务器确定这个用户集合不符合协同匹配要求,这可以是因为这款手提包的设计或价格并未完全抓住这个用户集合的普遍喜好。

[0161] 情况四和情况五:用户偏好匹配度表征不存在相似偏好时的判断

[0162] 这两种情况主要考虑的是,即使协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量为正向提升矢量,但如果用户之间不存在相似的服装偏好,那么协同匹配要求的判断将主要依赖于协同购买率提升矢量的显著提升矢量值是否大于门限值。

[0163] 场景举例(情况四):

[0164] 一个由不同年龄段和职业背景的用户组成的参考用户集合在购买某款多功能手表时表现出正向的协同购买率提升矢量(10%)和协同浏览率提升矢量(7%),但用户偏好匹配度显示他们之间并没有明显的相似服装或配饰偏好。然而,由于协同购买率提升矢量的显著提升矢量值超过了门限值(例如8%),服务器仍然确定这个用户集合符合协同匹配要求。

[0165] 场景举例(情况五):

[0166] 另一个多样化的用户集合在某款新款运动鞋上市时表现出正向但较小的协同购买率提升矢量(3%)和协同浏览率提升矢量(2%),且用户之间没有明显的相似偏好。由于协同购买率提升矢量的显著提升矢量值未达到门限值,服务器确定这个用户集合不符合协同匹配要求。

[0167] 在一种可能的实施方式中,步骤S124包括:依据所述协同购买率提升矢量和所述协同浏览率提升矢量,确定所述用户协同群组的所述用户兴趣相关度,所述用户兴趣相关度与所述协同购买率提升矢量为正向关联关系,所述用户兴趣相关度与所述协同浏览率提升矢量为正向关联关系。

[0168] 本实施例中,服务器首先会收集并整理协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量的数据,这些数据是通过分析用户服装订单行为大数据得出的,反映了用户协同群组在购买和浏览服装方面的整体趋势。

[0169] 例如,假设服务器已经通过前面的步骤确定了一个由100名用户组成的用户协同群组,该群组中的用户在过去的一个月内,对某类户外运动服装的购买率和浏览率都有显著提升。服务器收集到了这些用户在这段时间内的购买和浏览数据,并据此计算出了协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量。

[0170] 接下来,服务器可以根据协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量来计算用户协同群组的用户兴趣相关度。由于用户兴趣相关度与协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量均为正向关联关系,因此,当这两个矢量增加时,用户兴趣相关度也会随之增加。

[0171] 例如,服务器使用特定的算法(如加权求和、机器学习模型等)来结合协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量,以得出用户兴趣相关度。例如,如果协同购买率提升矢量为10%,协同浏览率提升矢量为8%,服务器可以给这两个矢量分配不同的权重(如购买行为更重要,因此权重更高),然后计算出一个综合的用户兴趣相关度。

[0172] 最后,服务器可以确定用户兴趣相关度的具体数值,这个数值将用于后续的推荐、广告投放等个性化服务。例如,经过计算,服务器得出该用户协同群组的用户兴趣相关度为0.85(假设用户兴趣相关度的取值范围为0到1,其中1表示兴趣完全相关),该数值表明,这个用户协同群组对户外运动服装有较高的兴趣,是后续个性化服务的重要参考。

[0173] 由此,通过收集协同特征数据、计算用户兴趣相关度并确定其具体数值,能够更准确地理解用户协同群组的兴趣偏好,从而提供更精准的个性化服务。

[0174] 在一个详细的说明中,所述用户协同兴趣状态是通过分析用户服装订单行为大数据来确定的,主要依据的是协同特征数据。这些协同特征数据包括协同购买率提升矢量、协同浏览率提升矢量以及用户偏好匹配度。

[0175] 协同购买率提升矢量:表示用户协同群组对购买率的影响。计算公式可以是:协同购买率提升矢量 = (协同群组内用户的平均购买率 - 总用户平均购买率) / 总用户平均

购买率 * 100%。

[0176] 协同浏览率提升矢量:表示用户协同群组对商品浏览率的影响。计算公式可以是:协同浏览率提升矢量 = (协同群组内用户的平均浏览率 - 总用户平均浏览率) / 总用户平均浏览率 * 100%。

[0177] 用户偏好匹配度:可以通过比较用户购买和浏览的服装品类、款式、颜色等来计算。具体算法可以是余弦相似度、皮尔逊相关系数等,用于量化用户之间的兴趣相似度。

[0178] 综合以上三个协同特征数据,可以基于上述例子的一系列规则来判断用户协同群组是否符合协同匹配要求,从而确定用户协同兴趣状态。例如,当符合协同匹配要求时,用户协同兴趣状态对应的状态值为1,当不符合协同匹配要求时,用户协同兴趣状态对应的状态值为0。

[0179] 所述用户兴趣相关度是用于量化用户协同群组内用户对特定服装品类或款式的兴趣程度,主要依据协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量来计算。

[0180] 一种可能的计算公式是:

[0181] 用户兴趣相关度 = $w_1 * \text{协同购买率提升矢量} + w_2 * \text{协同浏览率提升矢量}$

[0182] 其中, w_1 和 w_2 是权重系数,可以根据实际情况进行调整。例如,如果认为购买行为比浏览行为更能反映用户兴趣,可以设置 $w_1 > w_2$ 。

[0183] 这个公式将协同购买率提升矢量和协同浏览率提升矢量加权求和,得出一个综合的用户兴趣相关度指标。这个用户兴趣相关度的指标数值越高,表示用户协同群组对特定服装品类或款式的兴趣越浓厚。

[0184] 在一种可能的实施方式中,步骤S140包括:

[0185] 步骤S141,对所述目标用户协同知识图谱中的每个知识成员进行活跃度分析,生成每个知识成员的活跃度,所述活跃度根据每个知识成员对应的目标用户在服装电商平台上的交互频率、订单数量、评价次数进行衡量。

[0186] 本实施例中,服务器首先对目标用户协同知识图谱中的每个知识成员进行活跃度分析。活跃度是根据每个知识成员对应的目标用户在服装电商平台上的交互频率、订单数量、评价次数等指标进行衡量的。

[0187] 例如,假设知识成员A在过去一个月内交互频率高、订单数量多且评价次数频繁,那么服务器可以判断知识成员A的活跃度较高。相反,如果知识成员B在这些指标上表现平平,则其活跃度相对较低。

[0188] 步骤S142,选择活跃度满足预设条件的知识成员作为协同兴趣路径的起始知识成员,从所述起始知识成员出发,沿着知识链路进行拓展,初步识别出与目标用户相关联的协同兴趣路径,所述协同兴趣路径由多个相互关联的知识成员和知识链路组成,反映了目标用户之间的兴趣传递和影响关系。

[0189] 本实施例中,服务器选择活跃度满足预设条件的知识成员作为协同兴趣路径的起始知识成员。从起始知识成员出发,沿着知识链路进行拓展,初步识别出与目标用户相关联的协同兴趣路径。

[0190] 例如,以活跃度高的知识成员A为起始点,服务器发现A经常与知识成员C、D、E产生交互,形成了一条协同兴趣路径A-C-D-E,这条协同兴趣路径反映了目标用户之间的兴趣传递和影响关系。

[0191] 步骤S143,基于目标用户之间的兴趣相关度、购买行为的相似度和用户评价的一致性对初步识别的协同兴趣路径进行权重赋值,并根据赋值后的权重对所述协同兴趣路径进行优化和剪枝。

[0192] 本实施例中,服务器基于目标用户之间的兴趣相关度、购买行为的相似度和用户评价的一致性,对初步识别的协同兴趣路径进行权重赋值。根据赋值后的权重,对协同兴趣路径进行优化和剪枝。

[0193] 例如,在路径A-C-D-E中,如果C与A的兴趣相关度很高,购买行为相似,且用户评价一致,那么C将获得较高的权重。反之,如果E在这些方面的表现较差,其权重就会相对较低。根据权重,服务器可以对路径进行剪枝,比如去除权重较低的E,优化后的路径变为A-C-D。

[0194] 步骤S144,在优化和剪枝后的协同兴趣路径中,识别出关键知识成员,并获取每个关键知识成员在协同兴趣路径中的位置特征,所述位置特征包括每个关键知识成员处于协同兴趣路径的具体位置以及每个关键知识成员与所述协同兴趣路径中其它知识成员的路径代价关系。

[0195] 本实施例中,在优化和剪枝后的协同兴趣路径中,服务器识别出关键知识成员,并获取每个关键知识成员在协同兴趣路径中的位置特征。

[0196] 例如,在路径A-C-D中,C可以是一个关键知识成员,因为它连接了A和D,起到了桥梁的作用。C的位置特征包括它处于路径的中间位置,以及与A和D的路径代价关系(如距离、交互次数等)。

[0197] 步骤S145,根据所述关键知识成员在所述协同兴趣路径中的用户行为和协同影响力,识别所述关键知识成员在协同兴趣路径中的角色特征,所述角色特征包括引领角色、传递角色和跟随角色中的一种。

[0198] 本实施例中,服务器根据关键知识成员在协同兴趣路径中的用户行为和协同影响力,识别其在协同兴趣路径中的角色特征。

[0199] 例如,如果C经常引领新的购物趋势,并影响其他用户的购买决策,那么C可能扮演引领角色。如果C主要是传递信息,将A的影响扩散到D,那么它可能扮演传递角色。如果C主要是跟随A的购物趋势,那么它可能扮演跟随角色。

[0200] 步骤S146,根据所述每个关键知识成员在协同兴趣路径中的位置特征和角色特征,从所述每个关键知识成员与其它知识成员之间的协同行为数据中挖掘目标兴趣偏好数据,并根据所述目标兴趣偏好数据,生成与其它目标用户协同关联的个性化推送内容。

[0201] 最后,服务器根据每个关键知识成员在协同兴趣路径中的位置特征和角色特征,从其与其它知识成员之间的协同行为数据中挖掘目标兴趣偏好数据。根据这些数据,生成与其它目标用户协同关联的个性化推送内容。

[0202] 例如,如果C扮演引领角色,并且其位置特征表明它对D有重要影响,那么服务器可以向D推送与C相似的服装款式或潮流趋势,这样的推送内容既考虑了D的个人兴趣,又利用了C的引领作用,提高了推送的准确性和有效性。

[0203] 图2示出了本申请实施例提供的用于实现上述的基于大数据的用户服装订单行为分析方法的基于大数据的用户服装订单行为分析系统100的硬件结构意图,如图2所示,基于大数据的用户服装订单行为分析系统100可包括处理器110、机器可读存储介质120、总线130以及通信单元140。

[0204] 一种可能的设计中,基于大数据的用户服装订单行为分析系统100可以是单个服务器,也可以是服务器组。所述服务器组可以是集中式的,也可以是分布式的(例如,基于大数据的用户服装订单行为分析系统100可以是分布式的系统)。在一些实施例中,基于大数据的用户服装订单行为分析系统100可以是本地的,也可以是远程的。例如,基于大数据的用户服装订单行为分析系统100可以经由网络访问存储于机器可读存储介质120中的信息和/或数据。又例如,基于大数据的用户服装订单行为分析系统100可以直接连接到机器可读存储介质120以访问存储的信息和/或数据。在一些实施例中,基于大数据的用户服装订单行为分析系统100可以在基于大数据的用户服装订单行为分析系统上实施。仅作为示例,该基于大数据的用户服装订单行为分析系统可以包括私有云、公共云、混合云、社区云、分布云、内部云、多层云等或其任意组合。

[0205] 机器可读存储介质120可以存储数据和/或指令。在一些实施例中,机器可读存储介质120可以存储从外部终端获取的数据。在一些实施例中,机器可读存储介质120可以存储基于大数据的用户服装订单行为分析系统100用来执行或使用来完成本申请中描述的示例性方法的数据及/或指令。

[0206] 在具体实现过程中,一个或多个处理器110执行机器可读存储介质120存储的计算机可执行指令,使得处理器110可以执行如上方法实施例的基于大数据的用户服装订单行为分析方法,处理器110、机器可读存储介质120以及通信单元140通过总线130连接,处理器110可以用于控制通信单元140的收发动作。

[0207] 处理器110的具体实现过程可参见上述基于大数据的用户服装订单行为分析系统100执行的各个方法实施例,其实现原理和技术效果类似,本实施例此处不再赘述。

[0208] 此外,本申请实施例还提供一种可读存储介质,所述可读存储介质中预设有计算机可执行指令,当处理器执行所述计算机可执行指令时,实现如上基于大数据的用户服装订单行为分析方法。

[0209] 应当注意的是,为了简化本申请披露的表述,从而帮助对一个或以上发明实施例的理解,前文对本申请实施例的描述中,有时会将多种特征归并至一个实施例、附图或对其的描述中。

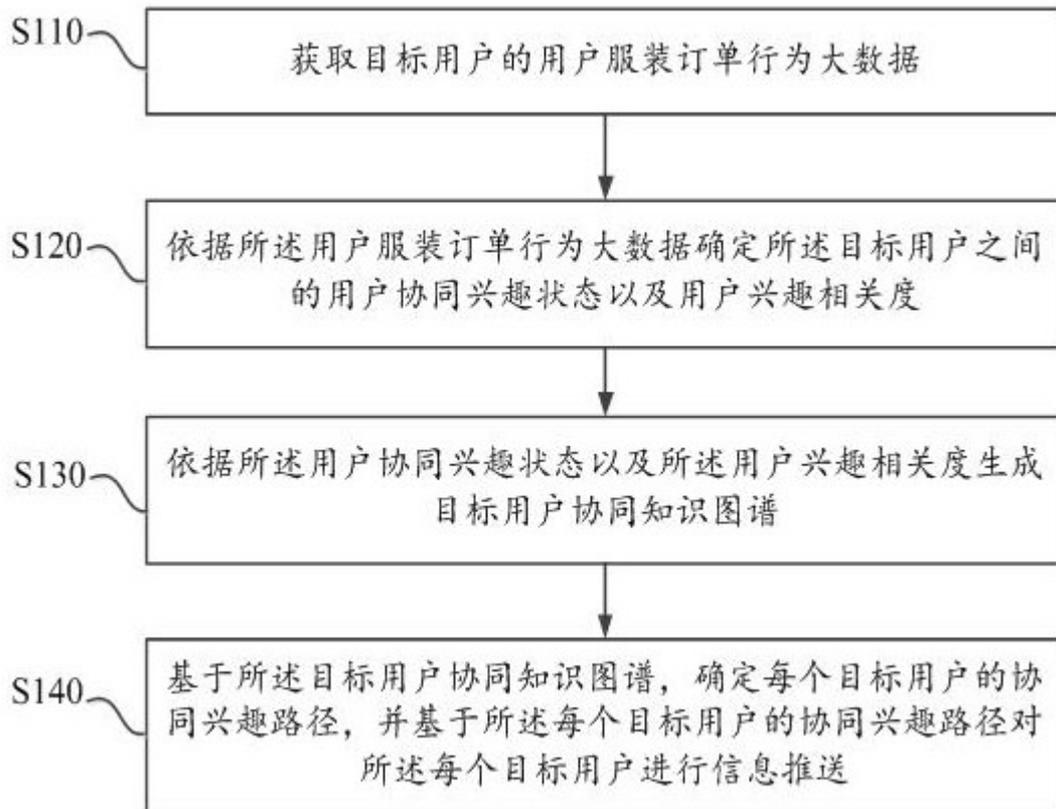


图 1

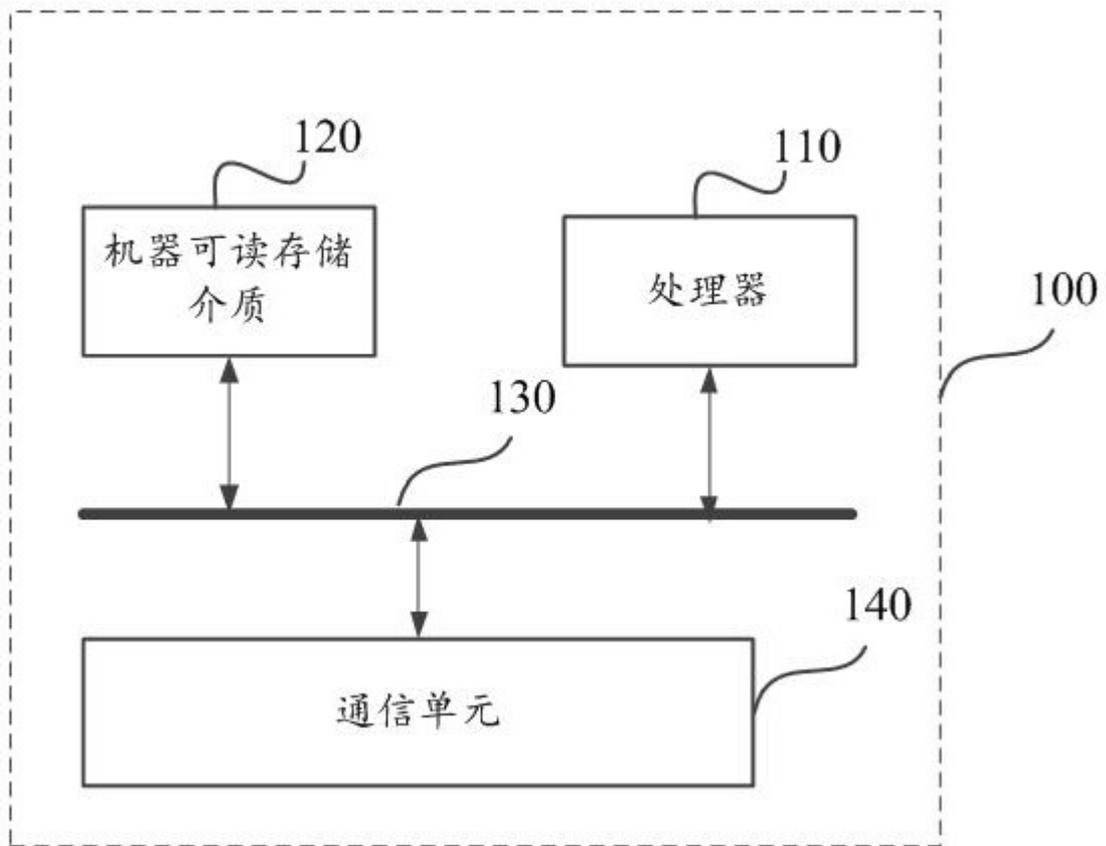


图 2