

基于情景感知的用户兴趣推荐模型

李建军 侯 跃 杨 玉

(哈尔滨商业大学计算机与信息工程学院 哈尔滨 150028)

摘 要 随着电子商务和互联网的发展与普及,面向用户的个性化推荐越来越被重视,传统的用户兴趣模型只考虑到用户本身对项目的行为,忽略了用户当时所处情景。因此文中提出了基于情景感知的用户兴趣模型,将用户的浏览行为与情景因素相结合,从两个方面深度挖掘了用户对项目的兴趣,明确了用户对项目的关注度,从而准确地为用户进行聚类,并根据用户聚类的结果对目标用户进行推荐。实验结果表明,该推荐模型的准确率高于其他传统推荐算法的准确率,本模型能更好地挖掘用户兴趣,适应用户的兴趣变化,并且能够更好地解决用户面临的众多信息无从挑选的问题,提高了用户的满意度。因此,需要从多个角度挖掘用户隐藏的信息,能够更好地为用户提供个性化的推荐。

关键词 用户聚类,情景感知,个性化推荐,用户兴趣

中图法分类号 TP301 **文献标识码** A

User Interest Recommendation Model Based on Context Awareness

LI Jian-jun HOU Yue YANG Yu

(School of Computer and Information Engineering, Harbin University of Commerce, Harbin 150028, China)

Abstract With the development and popularization of electronic commerce and Internet, the user-oriented personalized recommendation is getting more and more attention, the traditional user interest models only consider the user's own behavior towards the project, while ignoring the user's scene at that time. Aiming at this problem, this paper proposed a user interest model based on scene perception, combined the user's browsing behavior with the situational factors, deeply mined user interest in the project from two aspects, cleared user awareness of the project, thus accurate clustered for users, and target users based on user clustering results were recommended. Experimental results show that the accuracy of this model recommendation is higher than that of other traditional recommendation algorithms. It can better mine users' interests, adapt to the changes of users' interests, better solve the problem that users have no way to choose a lot of information, and improve users' satisfaction. Therefore, it is necessary to excavate the hidden information of users from multiple perspectives so as to better provide personalized recommendations for users.

Keywords User clustering, Context awareness, Personalized recommendation, User interest

1 引言

越来越多的人使用能够定位的移动设备,如智能手机或平板电脑。这些设备安装的应用程序可以通过业主提出不同的活动,来帮助他们在周边地区进行导航,比如到哪家餐馆吃饭、到哪个购物中心购物,或者参观博物馆,以了解业主的偏好和概况。这些应用程序也被称为众人使用的推荐系统。通常用户面对着数以百万计的选择项而无法做出决定。更确切地说,一个人很容易从有限的选项中做出决定。但是,当有大量可用的备选方案时,选择就变得更具挑战性和复杂性。近年来,推荐系统已经被广泛应用于互联网的不同领域,如电影、音乐、图片、休闲指南、新闻,社会联系或科学引用等。在许多情况下,推荐系统不仅可以分析用户的偏好,还考虑了他们的周围情景因素。事实上,智能手机和移动设备的出现使访问移动信息成为了现实。

陈续阳^[1]将用户所处环境中的情境因素引入了推荐系统,进而挖掘用户与所处情境以及所需推荐信息之间的关联,为用户推荐符合其情境状态的信息资源。周朴雄等^[2]对个性化情景的内涵又进行了扩展,即:个性化情景是指影响待推荐用户即时信息需求的最大的 K 个情景要素。对于移动环境下用户的推荐,情境不可或缺,然而在不同的环境,须考虑的情境因素也不同,各种情境因素所占权重也各不相同。基于情境感知的推荐还处于探索阶段,大多数学者在研究将情境感知与个性化推荐结合时都赋予了情境因素相同的权重,忽略了用户在不同的情境环境下所偏好项目的不同,以及情境因素在推荐过程中所起的不同的作用。曾子明等^[3]利用情境条件熵来对读者的情境信息进行计算,对在读者选择资源时具有不同影响程度的情境属性进行了权重计算,然后结合基于用户的协同过滤进行推荐,使传统的协同过滤策略具有情境感知的能力,通过对不同影响力的情境属性进行权重分析

本文受国家社科基金项目(16BJY125),黑龙江省新型智库研究项目(18ZK015),黑龙江省哲学社会科学研究规划项目(17GLE298,16EDE16),哈尔滨商业大学校级课题(18XN065)资助。

李建军(1973—),男,博士,副教授,主要研究方向为电子商务与商务智能,E-mail:517718768@qq.com(通信作者);侯 跃(1994—),女,硕士,主要研究方向为商务智能,E-mail:675224600@qq.com;杨 玉(1974—),女,硕士,副教授,主要研究方向为电子商务与商务智能。

以提高推荐的准确度,为读者在不同的情境因素下提供更个性化的推荐服务。

依据 Dey^[4]的定义或者在同一领域中经过实验验证情景因子,大量的情景感知推荐系统使用了预定义的用户情景,例如,社交网络。基于 GPS 的轨迹移动是移动推荐系统设计中 被利用得最多的信息来源。现研究阶段对活动和情感因素的 关注较少。这种不均衡的分类是社交网络功能丰富的结果, 这促使推荐系统研究者利用基于 web 的应用程序来增强协 同过滤结果。社交网络工具提供了用户个人信息来评价项目 的新方法,例如用户可以通过喜欢,不喜欢,评论等方式。推 荐系统从用户的社交社区中提取团体信息,如朋友的意见或 社会影响。综合以上问题,本文将通过用户行为来体现用户 的兴趣偏好、社交关系以及地理位置,获知用户的相似度,有 效解决用户冷启动的问题,为用户提供精准化的推荐服务。

2 推荐系统及情景感知相关理论

2.1 推荐系统相关基础

基于内容的推荐方法是最早被使用的推荐算法,其思想 简单:根据用户过去喜欢的物品,为用户推荐与其过去喜欢的 物品相似的物品。其关键就在于对物品相似性的度量,这才 是算法运用过程中的核心。CB 最早主要是应用在信息检索 系统当中,因此很多关于信息检索及信息过滤的方法都能用 于 CB。

协同过滤原理是依据目标用户的相似用户偏好来推荐目 标用户未知的并且很大程度上感兴趣的产品或服务,所基于 的假设是如果两个用户兴趣类似,那么很有可能存在当前用 户会喜欢另一个用户所喜欢的内容的情境。协同过滤算法 的优势在于不受被推荐的物品的具体内容的限制、与社会网 络的紧密结合以及推荐的准确性^[5]。

推荐系统一方面要处理海量的用户、物品的数据,一方面 要实时响应线上用户的请求,迅速地生成结果并返回。在这 里存在一个矛盾,即离线数据挖掘(如常见的 Hadoop 系统) 虽然擅长处理大量数据,但运算周期长(小时级或天级)、实时 推荐能力差,而在线系统由于要迅速(例如几十毫秒)计算出 推荐结果,因此无法承担过于消耗资源的算法。

2.2 情景感知相关理论

Adomavicius 等^[6]通过扩展传统的二维模型(用户×项 目),提出了评级函数:用户×项目×情景→评级函数,研究了 基于多维、轮廓和聚合层次结构的推荐系统中推荐情境信息 的重要性。因此,推荐系统的目标不再基于用户的个人资料 或偏好来推荐相关项目,而是在“合适的”地点,考虑到人物的 的情绪状态、当前的活动和过去的行为,在“合适的”地点提供 “正确”的推荐给“特别”人。

情景感知的方法可以分为 3 类:1)在计算排序的推荐之 前并入情境信息的预过滤方法;2)在生成建议时忽略情景信 息的过滤后方法,然后调整获得的推荐列表或者过滤不相关 的推荐列表;3)在多维推荐功能中直接使用情景信息的情景 建模方法。情景感知推荐系统(CARS)的主要挑战是支持异 构设备捕获和建模用户的意图、目标和所处位置的情景信息, 以便在正确的时间预测未来的目标。一般来说,为了达到这 一目标,情景感知的推荐系统要通过 4 个主要操作步骤:1)情 景信息收集;2)情景建模;3)情景结合;4)决策。

3 基于情景感知的用户兴趣模型

推荐系统中使用的情景信息分为 6 个组(见图 1),包括 位置、社会信息、时间、活动、情绪和多维信息。本文分析并 确定了每个推荐系统使用的情景信息的粒度:低级数据(时间、 GPS 坐标、年龄等)或高级数据(位置、情绪、活动等)。为了 对情景信息进行建模,本文对 3 组主要模型进行了研究。1)大多数研究文献都使用了通用模型,Ebesu 等^[7]提出基于 元组的(属性-值)模型易于管理,但忽略了属性与值之间的关 系;Mao 等^[8]给出的图形模型可表示情景信息之间的关系, 舍弃了图节点之间的层次关系;Braunhofer 等^[9]给出的逻辑 模型表示使用模糊逻辑等推理技术来处理不确定数据; Oliveira 等^[10]给出的基于本体的模型表达了概念之间的语义 关系,简化了从低级数据到隐式高级情景数据的识别过程,以 便深度研究。2)Abdrabbah 等^[11]采用了基于域名的模型,该 模型主要是基于社交网络收集的社交数据和基于位置的,这 些模型基于 GPS 信号或手机 ID 定义用户的位置和轨迹。3)Yao^[12]将两种不同的模型整合起来,生成了一个表示情景 的混合模型。

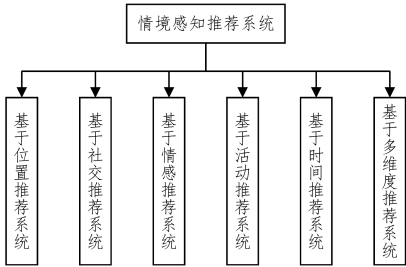


图 1 情景感知推荐系统的分类框架

3.1 基于用户兴趣关系的模型

本文假设电子商务网站包含了 a 个用户 $U = \{u_i, i = 1, 2, \dots, a\}$ 和 b 个项目 $S = \{s_j, j = 1, 2, \dots, b\}$ 。将用户对项目的 浏览转换成向量并形成矩阵,用户-项目矩阵 $\mathbf{M}$ 表示如下:

$$\mathbf{M} = \begin{Bmatrix} us_{1,1} & us_{1,2} & \cdots \\ us_{2,1} & us_{2,2} & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ us_{a,1} & us_{a,2} & \cdots \end{Bmatrix}$$

(1)

其中, $us_{a,b}$ 表示用户 u_a 与项目 s_b 之间的关系,若存在浏览行 为即标记为 1,反之则标记为 0。用户对项目的兴趣度不仅凭 借着浏览行为,还涉及浏览时间和浏览次数。进而将浏览时 间和浏览次数作为参考因素来计算用户对项目的兴趣度,将 用户的兴趣度值定义为 $[0, 1]$ 之间的变量,以便于量化处理, 将最终计算出的兴趣度也作为权重引入到用户-项目浏览矩 阵中。其中,0 表示用户对该项目完全没有兴趣,1 表示用户 对该项目完全感兴趣。

当用户 u_i 在电子商务网站中获取某项目信息 s_j 时,表明 用户 u_i 对此内容产生了浏览行为,有初步感兴趣的倾向,浏览 同一类型项目次数越多,用户 u_i 对该项目兴趣度越高。假设 在一段单位时间 T_1 内,用户 u_i 会获取各种类型的项目信息, 其中同一类型的项目信息 s_j 获取 N 次,则其兴趣度因子为:

$$I_1 = \frac{N_{s_j}}{\sum_{s_j \in S} N_{s_j}}, j = 1, 2, \dots, b$$

(2)

当用户 u_i 浏览项目信息 s_j ,且关注到自己感兴趣的信息

时,浏览时间在一定程度上明显较长。但是浏览时间的长短并不能明确表明用户的偏好,如在页面的停留时间上,并不能保证用户 u_i 正在浏览该信息,可能由于各种原因在使用中离开,中断了使用,或者忘记关闭页面,导致了在某项目信息上关注时间过长,但也不能排除用户的个人习惯,如用户 u_i 习惯在浏览信息时,搜索查询具体信息,在时间的问题上不可避免会过长,或者某项目信息内容过长,也会导致浏览时间长。因此,如果浏览时间过短,小于规定的阈值时,则说明用户 u_i 对该页面缺乏兴趣,而浏览时间长会与用户的浏览习惯和项目信息量多少有关。对于用户 u_i 来说,浏览信息的速度越快,表示用户 u_i 对该内容感兴趣的程度越低,用户 u_i 对项目信息的兴趣度因子为:

$$I_2 = \frac{v_{s_j}^1 + v_{s_j}^2 + \dots + v_{s_j}^n}{\sum_{s_j \in S} v_{s_j}} \tag{3}$$

其中, v_{s_j} 表示在单位项目信息容量 c_{s_j} 的情况下,用户 u_i 浏览信息所需的时间,用户 u_i 浏览信息的次数为 n ,并且每次浏览的时间都不相同, $v_{s_j}^1$ 表示用户第一次浏览该项目信息 s_j 的速度:

$$v_{s_j} = t_{s_j} / c_{s_j} \tag{4}$$

兴趣度因子 I_1 和 I_2 都表现了用户对项目信息的兴趣程度, I_1 和 I_2 任意一个因子的增大都会导致用户对项目信息的兴趣度增加,则用户 u_i 对项目信息 s_j 的兴趣度因子为:

$$I_{u_i} = \beta I_1 + (1 - \beta) I_2 \tag{5}$$

其中, β 为权重参数,用来衡量浏览次数和浏览速度对项目信息兴趣度的影响程度。用户在一段时间 T_1 内浏览项目信息持续时间越长,用户对该项目信息兴趣度越强,则权重参数为:

$$\beta = \begin{cases} \frac{t_n - t_1}{T_1}, & n > 1 \\ \frac{1}{T_1}, & n = 1 \end{cases} \tag{6}$$

其中, $t_n - t_1$ 为用户浏览信息时间的持续时间段, T_1 为一个季度,即 90 天,在 T_1 内从用户第一次浏览某一项目信息开始,记录当天为第 t_1 天,到用户最后一次浏览该项目信息结束,记录当天为第 t_n 天,持续时间越长, β 越大,则浏览次数对用户兴趣度的影响程度越大。

一般用户对某种事物的兴趣分为两种情况:一种是静态兴趣,变化周期时间长,具有一定的稳定性;一种是动态兴趣,变化会出现波动,兴趣度会随之发生变化。结合现实生活的特性,若某用户对某项目具有长期兴趣稳定的态势,并且准备实施时,就会在合适的单位时间 T_1 内,频繁地查询相关信息,因此在推荐系统中,可以不考虑稳定兴趣的情况,通过动态兴趣就可以表现出用户的偏好。

3.2 基于社交关系的模型

从博客、维基百科、社交标签、文件共享、在线社区、企业社交网络和标签应用程序中提取用户的社会信息,包括个人兴趣、显性(朋友)和隐性(相似用户)社会关系、标签和社交说明。Zhu 等^[13]通过整合社交网络数据,使推荐系统包含了大量的用户个人信息。因此,隐私和信任问题成为保护信息的关键问题。事实上,许多文献都分析了社交网络中的用户行为,从中提取了可信任的用户,并且从他们的推荐中受益。第一类方法中,Tang 等^[14]使用了基于关系的方法,考虑到真正的朋友更值得信赖,而不是更信任推荐的来源。Xia 等^[15]的

研究很大程度上依赖于人们相信与他们偏好相似的人的假设。第三类研究中,Tatar 等^[16]引入了“熟悉的陌生人”概念,基于兴趣相似度、地理邻域、时间会议等多种因素,定义了人们之间新的信任等级。第二类研究中,Guille 等^[17]基于遵循领导者的方法,挖掘了整个用户社交网络,以产生最有影响力的人,可以改变他们对推荐的想法。为了满足所有用户的需要,一些研究已经确定了需要特殊推理的特殊类型用户。从这个角度来看,Xu 等^[18]已经确定了 3 种类型的“特殊用户”:1) 最近进入系统并且活动记录非常低的“冷启动”用户;2) 具有不同于其他用户独特行为的“灰羊”用户;3) 在当前情景中没有任何行为的用户。对于前两种类型的用户,Xu 等^[18]已经定义了基于共同的情境感知行为的相似性。然而,对于第三种类型,他们已经定义了一组用户之间的共同情境感知兴趣相似度。

在移动社交网络中,用户与用户之间会发生交互行为,即相互分享信息等行为。用户之间的社交关系由用户之间交互的次数和交互的持续时间来决定的,在一段单位时间内,用户之间交互次数越频繁,持续时间越长,社交关系越稳定。然而每个用户的社交关系不同,也就导致社交关系对每个用户的影响程度也不同,这会影响用户对某项目信息的关注度。如用户对某项目从未关注过,经过另一位好友用户分享,被分享的用户很有可能对此信息进行浏览并感兴趣。由上述可知,用户社交因子为:

$$G_{u_i} = \begin{cases} \frac{\sum_{u_i \in U} g_{u_i}}{\sum_{u_i \in U} g_{u_i}} \times \frac{l_m - l_{i1}}{L_i}, & n > 1 \\ \frac{g_{u_i}}{\sum_{u_i \in U} g_{u_i}} \times \frac{1}{L_i}, & n = 1 \end{cases} \tag{7}$$

其中, g_{u_i} 表示用户 u_i 将项目信息分享给其他用户的次数以及被分享的次数; $\sum_{u_i \in U} g_{u_i}$ 表示系统内总分享次数及被分享次数, $l_m - l_{i1}$ 表示用户 u_i 与其他用户交互项目信息的持续时间, L_i 表示系统内用户 u_i 使用的持续时间。

可知,用户的社交因子越大,表示接收并分享的信息越多,关注的广度越深,由于社交圈内的用户都是好友,兴趣相近的概率大,对项目的兴趣度有很大的影响。

3.3 基于位置关系的模型

Garg 等^[19]提出基于位置系统使用不同的普遍手段来估计用户的位置:如最知名的设备 GPS(全球定位系统),提供了全球覆盖和良好的精度,但只能在户外应用;还有室内设备,例如可以在办公室定位员工的活动徽章或 GSM(全球移动通信系统)。Ren 等^[20]从已经使用的语义标签中提取 POIs 的流行度来最大程度地估计用户与 POI 之间的相对距离。这项研究基于 POIs 不能以相同的频率访问的事实,例如,人们每天都去咖啡店,但很少去日本餐馆。Lian 等^[21]提出在实践中使用用户当前位置与项目之间的地理距离来推荐并不易。在其他方面,POIs 可以有不同的影响距离。如用户通常喜欢附近的超市,而大多数人在游览项目时都没有任何偏好。因此,POI 推荐系统在选择用于识别 POI 是否表示良好推荐的距离阈值(δ 千里)时,必须区分其类别的 POI。

地理位置在推荐系统中是非常重要的部分,尤其是在旅游推荐系统中,根据旅游具有异地性的特点,本文将引入地理位置这一参数,从而实现精准化、个性化的推荐。Lin^[22]介

绍了一种基于位置服务和社交网络站点的移动存储器 (TM)。它采用 Facebook 的签到服务,让旅行者轻松地收集旅行信息,然后将收集的信息上载到 TM 应用程序。通过这个应用程序,旅行者可以选择、组织和分享他们的旅行信息。Memon 等^[23]提出依据用户的时间和喜好选择新的旅游景点,根据用户过去在一个城市的经历,得到旅游用户的偏好,并推荐另一个城市。Sun 等^[24]采用空间聚类方法识别主要旅游地标,并对这些地标进行排序,且利用机器学习的方法,根据相关参数(例如用户数量和兴趣点的数量),计算道路的受欢迎程度。

随着移动通信技术的发展与智能移动设备的普及应用,用户的地理位置随着时间的变化而变化,对人类的社会行为进行分析可以得出:用户大部分时间只会在某些区域范围内活动。每个用户都活动于不同的区域,而其在每个区域的时间和次数都会不同。在一段单位时间 T_1 内,用户 u_i 在某一地区活动的时间越长,次数越多,说明用户 u_i 对某一地区的隶属度越强(一般以市级为单位)。用户 u_i 对其活动范围 $H_{u_{ij}}$ 的隶属度为:

$$H_{u_{ij}} = \frac{t(h_{u_{ij}}) \times e^{c(h_{u_{ij}})}}{\sum t(h_{u_{ij}}) \times e^{c(h_{u_{ij}})}}$$

(8)

其中, $t(h_{u_{ij}})$ 表示用户 u_i 在其某一活动区域 $H_{u_{ij}}$ 内的时间; $c(h_{u_{ij}})$ 表示用户 u_i 在其某一活动区域 $H_{u_{ij}}$ 内的次数。 $\sum t(h_{u_{ij}})$ 表示用户在所有活动过的区域的时间。

本模型结合用户兴趣和用户实时情景的感知分析,能够完整地表达用户的兴趣爱好、准确地表示用户当前的兴趣爱好。基于用户兴趣的模型通过用户的行为来直接表达用户的兴趣,得出兴趣度因子,基于情景信息的模型主要通过两个方面进行研究:1)用户的社交关系,得到用户社交因子;2)用户的地理位置,得到用户隶属度。结合用户兴趣及情景特征,采用加权平均的方法计算其在模型中的权重:

$$\omega_{\text{total}} = \alpha \times I_{u_{ij}} + (1 - \alpha) \times (G_{u_i} + H_{u_{ij}})$$

(9)

将得出来的总权重值代入到用户与项目的矩阵中,得到基于情景感知的用户-项目矩阵。根据欧几里得距离公式计算用户之间的距离。将结果按升序排列,距离越大,用户之间的相似度越低,并选出前 k 个用户构成目标用户的相似用户集合 $Y_u = \{y_{u_1}, y_{u_2}, \dots, y_{u_n}\}$,此客户群为目标用户的相似用户。将相似用户关注的所有项目,按照关注量从高到低排列,推荐前 n 个目标用户未关注的项目给目标用户。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据与环境

本文获取的数据主要是用户浏览信息,这些数据是本文所有研究工作的基础,数据量的大小对本文研究工作有比较重要的影响,挖掘的深度越大,区域越广,能够挖掘的用户的历史数据就越多,相对而言推荐效果就会越好。本节应用的数据来源主要是途牛网,通过 Python 爬虫从网站中抓取用户信息,该数据集既包括了数值型属性也包括了字符型属性,需要对字符型属性进行数值化处理,用式子来表示不同的类目名称以方便计算处理,主要抓取的数据集中的字段分别为:用户 ID、用户浏览信息、用户点击流数据等。本文随机选取 368 个用户对 113 种旅游产品的 3879 个有效访问记录,时间跨度为 1 年,将数据按照 8 : 2 的比例分为两类:训练集和测试集,

并多次实验求平均值。
实验环境: Windows10 系统, Intel (R) Core (TM) i7-6500U CPU @2.50GHz;8GB 内存;250GB 硬盘;Windows10 64 位操作系统。实验算法使用 C 语言编程实现并测试。

4.2 评价指标

准确率和召回率是 TOP-N 推荐的重要评价指标,本课题中 *Precision* 为推荐给目标用户的所有产品中用户喜欢的产品数占有所有推荐产品的比率;*Recall* 为推荐给目标用户的所有产品中用户喜欢的产品数与推荐系统中用户喜欢的所有产品数的比率, F 是准确率和召回率的调和平均值;*MAE*(平均绝对误差)和 *RMSE*(均方根误差)均可作为评价指标度量个体推荐结果的精确度。

$$Precision = \frac{\text{目标用户喜欢推荐的项目数}}{\text{推荐给目标用户的项目数}}$$
$$= \frac{\sum_{u \in U} |R(u, N) \cap C(u)|}{\sum_{u \in U} |R(u, N)|}$$

(10)

$$Recall = \frac{\text{目标用户喜欢推荐的项目数}}{\text{用户喜欢的所有项目数}}$$
$$= \frac{\sum_{u \in U} |R(u, N) \cap C(u)|}{\sum_{u \in U} |C(u)|}$$

(11)

$$F = \frac{2PR}{P+R}$$

(12)

其中, $R(u, N)$ 表示给用户 U 推荐 N 个项目, $C(u)$ 表示用户喜欢的所有项目数。

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |p_i - q_i|}{N}$$

(13)

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N |p_i - q_i|}}{N}$$

(14)

MAE 和 *RMSE* 的值越小,推荐的准确率越高。

4.3 实验过程与结果分析

本节设计了 2 组实验,实验 1 为在基于情景感知的用户兴趣模型中,推荐不同数目的项目和兴趣权重值对推荐准确率的影响,权重取值为 0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9。实验结果如图 2 所示。

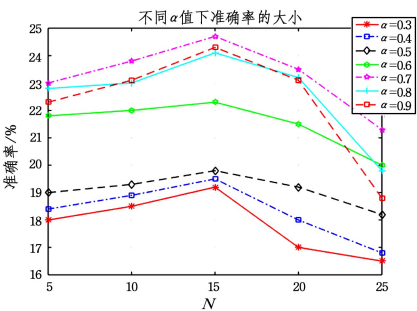


图 2 推荐个数相同时,不同权重取值的准确率比较

表 1 不同兴趣权重值、推荐个数对推荐准确率的影响

P	αN						
	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
5	0.180	0.184	0.190	0.218	0.230	0.228	0.223
10	0.185	0.189	0.193	0.220	0.238	0.230	0.231
15	0.192	0.195	0.198	0.223	0.247	0.241	0.243
20	0.170	0.180	0.192	0.215	0.235	0.232	0.231
25	0.165	0.168	0.182	0.200	0.213	0.198	0.188

从图 2 中可以看出,当 α 为 0.7 时,该模型的推荐效果最

好,且当推荐个数为 15 时,推荐准确率最高。此外 α 取值不同,推荐的准确率也不同,这说明对于不同的用户来说,用户的兴趣变化速度和变化规律也不同,都会对推荐质量产生一定的影响。

将本文提出的基于情景感知的用户兴趣推荐模型(CAUI)与基于用户的协同过滤(UCF)、基于项目的协同过滤(ICF)、基于 SVD 的协同过滤(SVD-CF)和基于内容的推荐算法(CB)在准确率和召回率上进行对比实验,实验结果如图 2 和图 3 所示。

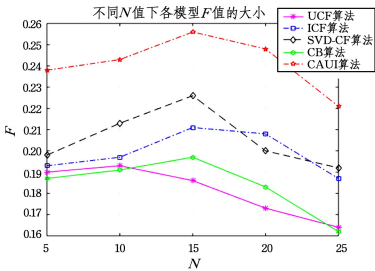


图 3 推荐个数相同时,不同推荐算法的 F 比较

表 2 不同推荐算法、推荐个数对推荐效果的影响

N	算法				
	UCF	ICF	SVD-CF	CB	CAUI
5	0.191	0.193	0.198	0.187	0.238
10	0.193	0.197	0.213	0.191	0.243
15	0.186	0.211	0.226	0.197	0.256
20	0.173	0.208	0.200	0.183	0.248
25	0.164	0.187	0.192	0.162	0.221

由图 3 所示的实验结果可以看出:随着推荐个数的增加,各算法的推荐准确率和召回率都呈现先上升后下降的趋势。当推荐个数为 15 时,推荐的准确率和召回率最大。此外基于用户的协同过滤推荐算法(UCF)和基于内容的推荐算法(CB)的准确率和召回率相对较低,原因在于本文采用的数据集稀疏度比较高,对于新加入的用户无注册信息,导致用户兴趣计算不准确,因此推荐的效果较差。而本文提出的基于情景感知的用户兴趣推荐模型(CAUI)的准确率和召回率高于其他 4 种算法,推荐效果较好。

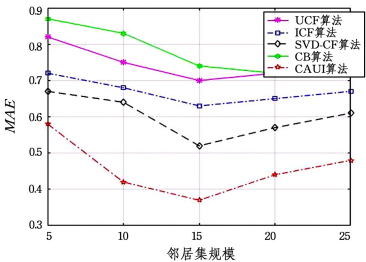


图 4 MAE 对比图

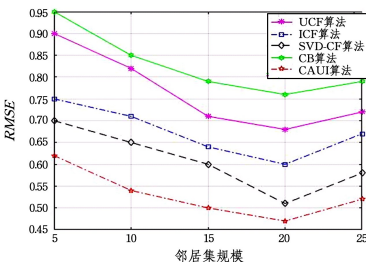


图 5 RMSE 对比图

由图 4 和图 5 可知,在 N 取值越来越大时,本文算法的

MAE 值和 RMSE 值比传统推荐算法和其他推荐算法都低,这说明本文算法由于在简单的用户-商品二元关系基础上,引入了情境因子,充分考虑到用户-情境、商品-情境的因素,因此获得了更高质量的推荐。

实验结果表明,本课题提出的推荐模型能更好地根据用户的兴趣偏好进行推荐,适应用户的兴趣变化,提高推荐的准确度。

结束语 本文提出了一种基于情景感知的用户兴趣推荐模型,根据用户的浏览行为可得出用户的兴趣偏好,能够适应用户的兴趣变化,提高推荐质量。在抓取数据的过程中发现,平台用户与产品数量较少,且现有的推荐系统无法及时发现用户的兴趣变化,从而导致系统推荐的资源在很大程度上偏离了用户的需求,而本文算法需要通过矩阵计算出用户之间的相似度,更好地解决推荐系统的冷启动问题,精准地向用户推荐偏好产品。

参 考 文 献

[1] 陈续阳. 基于情境感知的用户个性化推荐方法研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2016.

[2] 周朴雄, 薛玮玮, 赵龙文. 基于个性化情境的 Multi-Agent 信息推荐研究[J]. 情报杂志, 2015, 34(5): 180-184.

[3] 曾子明, 陈贝贝. 移动环境下基于情境感知的个性化阅读推荐研究[J]. 情报理论与实践, 2015, 38(12): 31-36.

[4] DEY A K. Providing architectural support for building context-aware applications[D]. Atlanta Batanical: Georgia Institute of Technology, 2000.

[5] 刘红霞. 基于协同过滤技术的推荐系统综述[J]. 信息安全与技术, 2016, 7(3): 24-26.

[6] ADOMAVICIUS G, SANKARANARAYANAN R, SEN S, et al. Incorporating contextual information in recommender systems using a multidimensional approach[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2005, 23(1): 103-145.

[7] EBESU T, FANG Y. Neural Citation Network for Context-Aware Citation Recommendation[C] // 40th International ACM SIGIR Conference. ACM, 2017.

[8] MAO M, LU J, ZHANG G, et al. Multirelational Social Recommendations via Multigraph Ranking[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(12): 4049-4061.

[9] BRAUNHOFER M, RICCI F, BÉATRICE L, et al. A Context-Aware Model for Proactive Recommender Systems in the Tourism Domain[C] // International Conference on Human-computer Interaction with Mobile Devices & Services Adjunct. ACM, 2015.

[10] OLIVEIRA T, THOMAS M A, ESPADANAL M. Assessing the determinants of cloud computing adoption: An analysis of the manufacturing and services sectors[J]. Information & Management, 2014, 51(5): 497-510.

[11] ABDRAHMAN S B, AYACHI R, AMOR N B. Social Activities Recommendation System for Students in Smart Campus[J]. Smart Innaration, Systems and Technologies, 2017, 76(5): 461-470.

[12] YAO C B. Constructing a User-Friendly and Smart Ubiquitous Personalized Learning Environment by Using a Context-Aware Mechanism[J]. IEEE Transactions on Learning Technologies, 2017, 10(1): 104-114.