

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2015.01.010

移动电子商务推荐系统输入研究^{*}

崔春生^{1, 2}

(1. 中国社会科学院数量经济与技术经济研究所 北京 100010; 2. 河南财经政法大学计算机与信息工程学院 郑州 450046)

摘要: 在描述移动电子商务推荐系统的基本特征基础上, 分析了显式评分输入和隐式浏览输入的差异, 认为移动互联网环境下隐式浏览输入是推荐输入的主流。进而通过用户兴趣提取、用户兴趣计算以及浏览时间确定等环节, 得到移动环境下用户对产品的兴趣度。该方法的提出一方面充实了移动推荐系统的理论研究成果, 另一方面也对推荐系统中隐式浏览输入的研究有一定的推动作用。

关键词: 移动电子商务, 推荐系统, 隐式浏览输入, 兴趣度

Research on Recommendation Input of Mobile E-commerce

CUI Chunsheng^{1 2}

(1. Institute of Quantitative & Technical Economics, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing, 100010;
2. School computer and information engineering, Henan university of economics and law, Zhengzhou, 450046)

Abstract: Based on describing the basic characteristics of the mobile e-commerce recommender systems, the differences of implicit navigation input and implicit navigation input is analyzed. The implicit navigation input is the mainstream Recommendation input in mobile Internet environment. Meanwhile, through user interest extraction, user interest calculation and browsing time determination, user interest level in the mobile environment is get. The proposed method will be benefit to the mobile recommender systems theory research. On the other hand, it will promote the implicit navigation research of recommendations.

Keywords: Mobile e-commerce, recommender systems, implicit navigation, user interest level

中图分类号: TP311

^{*} 基金项目: 本研究得到河南省教育厅人文社会科学研究项目“基于 vague 集的电子商务推荐输入对比研究”(编号: 2014-GH-047)资助。

作者简介: 崔春生, 男, 1974 年生, 博士, 河南财经政法大学计算机与信息工程学院副教授。研究方向: 移动推荐系统, E-mail: traition@126.com。

随着下一代网络技术的飞速发展,移动通信网络在与计算机网络逐渐融合的过程中,对互联网信息服务进行延伸,为用户提供了比传统通信业务更加丰富多彩(在内容、价格、功能特性、服务质量等方面)的移动互联网服务和信息内容。智能移动设备日益普及,信息资源的获取和推送可以发生在“任何时间、任何地点、以任何方式”,为用户提供无处不在的信息内容已经成为可能,智能移动设备也逐渐成为人们获取信息的主要平台之一。2014年7月21日,中国互联网络信息中心(CNNIC)在京发布的第34次《中国互联网络发展状况统计报告》显示,截至2014年6月,我国网民规模达6.32亿,其中,手机网民规模5.27亿,较2013年底增加2699万人,网民上网设备中,手机使用率达83.4%,首次超越80.9%的传统PC上网比例,手机作为第一大上网终端的地位更加巩固。2014年上半年,支付应用在整体层面及手机端都成为增长最快的应用。手机支付用户规模半年增长率达63.4%,移动网上支付与消费者生活的紧密结合催生了众多应用场景和数据服务功能,也带动了手机端商务应用的迅速发展。相比2013年底,手机购物、手机团购和手机旅行预订的用户规模增长率分别达到了42.0%、25.5%、和65.4%。然而,移动互联网服务和信息内容的日益增长将逐渐超出人们所能接受的范围,加之移动设备的界面显示、终端处理、输入/输出等能力有限,为移动用户带来沉重的“移动信息过载”问题^[1],导致移动网络资源利用率和用户体验受到严重影响,移动推荐系统^[2-3]应运而生。在网络经济环境下尤其大数据时代的到来,移动推荐系统可以帮助用户避免流失在海量的网站“大数据”海洋当中;并有利于电商实现网上销售量的不断攀升,促进网络产品交叉销售能力,提高客户的忠诚度和依赖感。推荐系统推荐功能的实现主要基于系统中采用的推荐方法,不同的推荐思

路可以获取不同的推荐效果,所以推荐算法的设计与实现推荐功能得以完成的重要环节。

1 研究综述

移动推荐系统分为推荐输入、推荐算法、推荐输出三个模块,推荐输入是指为了获得推荐,用户必须和系统之间进行通讯的信息,包括用户信息、产品信息等;推荐算法是利用输入数据形成推荐的过程;推荐输出是利用算法给出合理的推荐结果,包括输出形式、输出数量^[4]等。其中推荐方法是推荐系统的关键技术,很大程度上决定了推荐系统的质量和性能^[5];推荐输入决定着整个推荐系统的数据来源,进而也决定了系统的推荐质量;推荐输出则指推荐的直观表现。目前,主流的推荐算法包括基于内容的推荐、协同过滤推荐、基于知识推荐和组合推荐四种^[6],其中,内容推荐和协同过滤推荐由于思想成熟、算法简单而备受关注^[7-10]。协同过滤推荐(collaborative filtering recommendation)是推荐策略中最成功的策略,它于20世纪90年代开始研究并促进了整个推荐系统研究的繁荣。大量论文和研究都属于该类别。比如Grundy书籍推荐系统、Tapestry邮件处理系统,GroupLens、Ringo等推荐系统都属于该类推荐^[11]。基于内容推荐是指根据用户选择的产品,基于产品特征以及用户历史购买行为或者用户偏好评分等推荐其他类似属性的产品作为推荐。

无论是哪一种推荐系统,其推荐输入决定了整个系统的推荐质量,对于移动电子商务来说,推荐输入则会影响到情景敏感和个性化需求响应两大触发因素^[12]。移动推荐输入的方式主要包括^[13]:显式浏览输入^[14]、隐式浏览输入^[15]、关键词和产品属性输入、编辑推荐输入四种形式,其中隐式浏览输入、显式浏览输入是应用最为广泛的两种形式。

显式浏览输入是将用户的浏览行为作为系统的输入，这种形式中用户有目的的向系统提供自己的兴趣爱好，如对某产品的等级评价，用户的体验，用户的评分等。推荐系统根据用户的浏览行为向用户提供个性化的推荐服务。这种输入方式又可以包括评分输入和文本评价输入等。

用户评分输入是指将用户对产品评分作为推荐系统的输入，通常情况下推荐系统列出一些产品供用户评分。用户的评分可以是一个数值，数值大小表示用户对产品的喜好程度，如 movielens 中提供的 5 级评分制。更为简单的，可以是一个布尔值，用 0 代表不喜欢，用 1 代表喜欢。用户的评分使推荐系统可以为用户提供个性化的推荐服务。用户文本评价输入是指用户对已经浏览或熟悉的产品以文本的形式进行个人评价。但是这种方式的缺点在于推荐系统本身并不能判断文本评价的好坏，但其他用户浏览时，可以看到这些文本评价信息^[14]。

2 移动推荐输入的差异性对比

移动推荐系统具有移动性、位置性、分布性这三个特性。

从移动性角度来看，用户移动，设备移动和无线连接共同影响了用户的推荐输入。用户访问位置是不固定性使得用户显示浏览输入变得极其困难，但是获取的数据却具有长久性，直观反映了用户的偏好；相反，隐式浏览输入由于其获取方式的便捷性，并不受到这一因素的影响，但是数据的临时性特征比较明显，进而在大数据环境下给线下的数据分析、数据挖掘带来了新的挑战。移动设备可以跟随用户移动并可以连接到其他设备分享推荐。针对两种输入方式来说都同样存在着数据嫁接数据转移的问题，因而对两种推荐方式的影响并无大的差异。无线连接是指设备访问系统使用的无线技术，如 WiFi、UMTS、蓝牙

等。无线通讯技术是目前移动推荐领域最重要的技术发展，导致了移动设备的变革。无线通讯除了为实现标准网络服务提供便利，还能通过点对点 (Ad-hoc) 创造新的对等网络 (P2P) 应用场景。这种特性容易造成隐式浏览输入数据的丢失，但是对显示评分输入并无影响。

从位置性角度分析。移动电子商务的应用场景比较灵活，用户对推荐内容的位置往往具有明确要求。所以用户的隐式浏览输入就显得尤为重要，因为环境因素在用户的手机当中可以借助 GPS 定位获取，进而形成了用户隐式浏览输入和地理位置之间的匹配关系。这一点对于显示评分输入是无能为力的。

从分布性角度来看。移动推荐继承了主流推荐的信息处理方式。主流的信息处理方式是大规模矩阵计算或是规则挖掘，从而为用户提供准确的推荐。但是，移动场景下有很多离线的状况和缺失的通讯标准。移动推荐系统需要设计一种分布式的推荐方式——用户之间进行自治的数据交换，采用小规模算法完成推荐任务。因此，对于显示评分输入来说这种分布特性容易造成矩阵稀疏性增大，而显式评分矩阵的主要工作就在于降维、降低稀疏性，所以显式评分输入又显得力不从心。然而隐式浏览输入不存在稀疏性矩阵的问题，因此移动推荐系统和传统推荐系统是一致的。

表 1 两种推荐输入的对比情况

特性		显式	隐式
移动性	用户移动	优、劣	优、劣
	设备移动	劣	劣
	无线连接	优	劣
位置性		劣	优
分布性		劣	优

由此可见,在移动互联网条件下隐式浏览输入具有一定的优势。

隐式浏览输入是将用户访问 Web 站点的浏览行为作为推荐系统的输入,如用户对网站网页的点击情况等。用户的浏览行为与访问其他 Web 站点并无任何区别,但用户主观上并不知道推荐系统的存在。推荐系统通过这种方式收集信息的途径很多^[16],如:访问路径、序列模式、驻留时间、相关行为等。

1997年,Nichols^[17]给出了能够作为隐式反馈的13种用户行为类型列表,包括购买、访问、重复操作、查询、使用、打印或保存、引用、回复、标注、删除、研究或阅读、略读、关联等。1998年,Oard和Kim在Nichols所给出的13种反馈行为的基础上调查了隐式反馈技术在信息过滤系统中的应用情况,并将其归结为三种可观察到的隐式浏览行为类型:审查、保留和参考^[18]。

在隐式反馈下,系统根据用户浏览某页面所花费的时间与该用户的平均浏览时间的比值来确定用户兴趣度。文献^[19]认为浏览时间体现了用户对网页内容的关注程度,用户在浏览一个网页时花的时间越长,说明用户对这个网页的关注程度越大。因为如果用户对于打开的网页不感兴趣,他肯定会很快将其关闭,而如果用户对于打开的网页感兴趣或认为该网页内容对他是有用的,他肯定会用较长的时间浏览这个页面。综合来说,用户的浏览时间取决于用户关注程度、阅读速度、页面的信息量三个因素^[19]。

在移动互联网系统中,用户的消费过程通常分为五个阶段:认知需要—信息采集—方案评估—购买选择—购买结果(Engel et al.1995)。在这个模型的前期的推荐输入有大量因素影响了消费者最后的购买决定。

Moe利用一个B2C网站的点击流数据,使用聚类分析的方法认为电子商务系统中的用户分为5类,包括知识建立者,享乐主义浏览者,直接

购买者,搜索者和浅尝辄止者。浅尝辄止者大都只花费很短时间浏览少部分网站信息(大都包含主页),一个很大的可能是这些浏览者是由外部广告链接进入的,对电子商务不感兴趣然后马上离开。剩下四种类型的用户可以用表2描述^[20]。

表2 用户分类

	有针对性的搜索	探索性的搜索
立刻购买	直接购买者	享乐主义浏览者
将来购买	搜索者	知识建立者

直接购买者有明确的搜索目标,而且找到相关产品后立刻购买。搜索者也有明确的搜索目标,但收集信息的目的主要是为了将来的购买,例如,长期关注某产品,等待降价购买。享乐主义浏览者可能开始于随意的搜索,但一旦找到感兴趣的产品,就立刻购买。知识建立者也进行着探索性的搜索,但他们的主要目的是获得关于产品和市场的更多知识。例如,很多买家在淘宝上搜索某商品的价格,然后与实体店中商品价格进行对比或砍价。

3 移动隐式浏览输入的用户分类

隐式浏览输入带来了隐性兴趣度的提取问题,推荐系统中研究的重点为用户(产品)之间的相似性,协同过滤推荐考虑的是用户之间的相似性,内容推荐中关注的是产品之间的相似性。然而,网络中存在海量的用户和海量的产品,用户之间存在相似性的问题,产品之间也存在相似性问题,显然问题求解的复杂度很高。进而提出了一个研究课题,即如何在海量数据中进行用户(产品)归类划分,类内的元素间具有很强的推荐能力,可以通过相似性计算获得推荐结果,类间的元素不具有推荐能力,可以省去相似性计算,以此减少推荐系统的计算量、提高运算速度,满足推荐系统的实时性要求。

3.1 移动用户兴趣度的提取

推荐系统中, 基于海量的数据, 为了使聚类更加精确, 系统应当考虑用户对产品的实际喜好程度, 挖掘用户对产品的真实兴趣度, 以此作为聚类标准。因此, 推荐系统中用户聚类的基础是兴趣度, 用户聚类分析可以将具有相似兴趣爱好的用户分配到相同的簇中, 聚类产生之后, 根据簇中其他用户对某产品的偏好来预测目标用户对该产品的偏好, 从而实现对目标用户的推荐。例如, 同一聚类群的用户具有相似的访问习惯和购物兴趣, 可以依此对他们提供相似的个性化服务。同样, 推荐系统中产品聚类分析针对同一用户, 将用户兴趣爱好相近的产品网页分配到相同的簇中, 聚类产生之后, 根据簇中其他产品的特征向目标用户推荐产品。例如, 通过聚类发现若干个产品网页属于同一网页聚类, 当用户访问其中一网页时, 可推荐类中其他产品页面^[21]。

以上两类聚类问题是推荐系统输入环节中考虑的内容, 两种聚类分析分别探讨用户兴趣度和网页兴趣度, 从而实现用户聚类和产品聚类。考虑到两问题研究方法和研究思路的相似性, 同时网页兴趣度探讨的是对产品聚类, 而产品类别的划分一般来源于用户的生活及购买习惯, 业已形成一种规范, 因此本节仅探讨以用户兴趣度为基础的用户聚类分析。

人的兴趣包括主观的表述、客观的描述及基于背景知识和经验有可能发生的兴趣预期三类^[22]。具体到推荐系统中, 主观的兴趣表述可以理解为用户在兴趣调查表中主动的有意识的表达自己对商品信息的认同程度, 提供本人的兴趣倾向和偏好, 这种表述是相对固定, 属于显性兴趣度。这种兴趣度在推荐系统中一般借助用户的评价打分来获得。

用户的浏览行为反映了用户的实际需求, 浏览行为的不断变化表示原有兴趣的调整变化, 这

是用户兴趣的客观描述, 属于隐性兴趣度。隐性兴趣度一般借助用户的浏览记录库获得。

显性兴趣度和隐性兴趣度属于推荐事前行为, 统称为已有兴趣度。

在用户的未评分产品中, 用户未来的评分可通过分析产品的特性以及用户的兴趣规律进行预测, 这是根据已有资料对用户兴趣的合理预期, 属于预测兴趣度。推荐系统中通过用户所购产品的关联性和产品的特征分类关系, 建立用户的兴趣向量表达式以及产品的特征向量表达式, 从而预测用户对未评分产品的兴趣度。

文献 [22] 提出了结合显性兴趣度、隐性兴趣度和预测兴趣度的综合兴趣度的概念, 综合兴趣度能使用户间的相似性度量更为准确, 更完整地反映用户的兴趣倾向。

3.2 移动用户兴趣度的计算

定义用户兴趣度为用户的隐性评分, 用户的隐性评分包括显性评分、购买、收藏 (包括打印、放入购物车等)、点击次数、浏览时间等五个影响因素。其中, 显性评分是基于用户显性评分输入, 而购买、收藏 (包括打印、放入购物车等)、点击次数、浏览时间等是基于用户隐式浏览输入。显然, 五个因素间重要性等级为^[23]:

浏览 < 点击次数 < 收藏 < 购买 < 显性评分。

根据以上五个因素得到用户兴趣度评分值:

$$Int_{ui} = r_{ui} = \beta_1 R'_{ui} + \beta_2 \tilde{a}_{ui} + \beta_3 b_{ui} + \beta_4 d_{ui} + \beta_5 e_{ui} \dots \dots \dots (1)$$

式中:

Int_{ui} 表示用户 c_u 对产品 s_i 的兴趣度;

r_{ui} 表示用户 c_u 对产品 s_i 的隐性评分;

R'_{ui} 表示用户 c_u 对产品 s_i 显性评分的归一化结果;

$\tilde{a}_{ui} = \frac{1}{2}(\tilde{a}_{ui1} + \tilde{a}_{ui2})$ 是一个模糊数, 表示用

户 c_u 的购物情况;

$\tilde{a}_{ui1}$ 表示用户 c_u 购买产品 s_i 的数量在当次购物总量集中的隶属度;

$\tilde{a}_{ui2}$ 表示产品 s_i 的价值总额在用户 c_u 购物价值总额中的隶属度;

b_{ui} 表示用户 c_u 将产品 s_i 收藏 (或放入购物车) 情况,

$$b_{ui} = \begin{cases} 1, & \text{收藏等} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

d_{ui} 表示用户 c_u 点击产品 s_i 的次数占用户点击总数的比例;

e_{ui} 表示用户 c_u 浏览产品 s_i 的时间比例;

$\{\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5\}$ 是线性权重系数, 满足 $\sum_{i=1}^5 \beta_i = 1$, 该值确定的方法很多, 可通过经验来人为地确定, 比如说用户显性评分的重要性 β_1 一定要高于其他的权重值, 而相比之下的 β_5 值应该是最小的; 通过统计的方法, 利用线性回归来计算出 $\{\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5\}$ 的具体值; 采用专家打分的方式, 借助 AHP 方法获得; 采用信息熵的方法, 通过各因素的不确定程度度量各因素的权重; 也可以借助可拓评价方法得到。

可拓权重法是在给定待评对象集后, 根据待评对象关于各评价指标的取值来计算权重, 可有效避免主观因素的干扰, 能反映指标的真实信息^[9,12]。

定义指标的取值范围为 $U = \langle U_{\min}, U_{\max} \rangle$, 则可拓关联度为:

$$\theta_i = \begin{cases} \frac{u_i - U_{\min}}{U_{\max} - U_{\min}}, & u_i \leq \frac{U_{\max} + U_{\min}}{2} \\ \frac{U_{\max} - u_i}{U_{\max} - U_{\min}}, & u_i \geq \frac{U_{\max} + U_{\min}}{2} \end{cases} \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{则权重 } \beta_i = \frac{\theta_i}{\sum_{i=1}^5 \theta_i}, \text{ 且 } \sum_{i=1}^5 \beta_i = 1$$

3.3 兴趣度中用户浏览时间的确定

影响用户兴趣度的五个因素中, 除了显性评分外, 购买、收藏、点击次数等数据都很容易借助统计的方法得到, 而用户浏览时间的确定是一个需要分析的问题。五大因素中, 用户浏览时间在整个兴趣度的计算中权重较小, 重要性程度不高, 但它决定着不同用户对于同类产品的兴趣差别, 这一差别将会在相似性计算中放大, 进而影响产品的推荐结果。

影响浏览时间的因素除了时间长短以外, 还包括用户阅读速度及网页信息量等。为了得到合理的 e_{ui} 值, 做以下三点合理假设:

①用户可以按兴趣分类, 用户对其感兴趣的产品栏目进行点击浏览, 以详细了解这方面介绍;

②用户浏览行为包含了用户的兴趣信息, 用户在某个页面的停留时间越长, 说明其阅读的越仔细, 表示他对该产品更为关注;

③用户对未知产品的兴趣度等同于类内其他用户。

相对用户 c_u , 可以定义:

$$\rho_{li} = \frac{T_{li} - \alpha_{li}}{\gamma_{li} - \alpha_{li}}, (I = 1, 2, \dots, K, i = 1, 2, \dots, t), 0 \leq \rho_{li} \leq 1$$

\dots\dots\dots (3)

表示用户 c_u 浏览 S_I 类产品中的 s_i 产品花费的时间比例, 其中 K 表示系统中已有的产品分类总数, t 表示 S_I 类中产品的总数。

其中,

$$T_{li} = \begin{cases} \gamma_{li}, & T'_{ij} \in R, a_{ui} + b_{ui} \neq 0 \\ \alpha_{li}, T'_{li} \leq \alpha_{li} \\ T'_{li}, \alpha_{ij} \leq T'_{li} \leq \gamma_{li}, & \text{否则} \\ \gamma_{li}, T'_{li} \geq \gamma_{li} \end{cases} \quad \dots\dots\dots (4)$$

式中 T_{li}' 表示用户 c_u 浏览产品 s_i 的实际时间;

T_{li} 表示用户 c_u 浏览产品 s_i 的相对时间;

α_{li} 表示 S_I 类产品中的 s_i 产品网页最小浏览时间阈值;

γ_{li} 表示 S_I 类产品中 s_i 的产品网页最大浏览时间阈值。

不同产品 s_i 的 α_{li}, γ_{li} 会因为网页信息量、表现方式等不同而产生差异, 一般情况下 α_{li}, γ_{li} 需要通过统计数据获得。

若 $a_{ui} + b_{ui} \neq 0$, 可以认为用户 c_u 浏览时间饱和, 即 $\rho_{li} = 1$ 。

非饱和情况下, $T_{li}' \in [\alpha_{li}, \gamma_{li}]$ 为一般用户正常浏览时间, 用户对每一个产品的浏览时间需要满足这一条件。若低于 α_{li} 时, 认为用户没有阅读该页面, 则 $\rho_{li} = 0$, 一方面减少用户误操作的影响, 另一方面也避免用户为提高网页浏览量而恶意频繁点击; γ_{li} 表征普通人以正常速度浏览完该页面所需要的时间上限 (该数据可以借助历史数据通过统计分析得到), 超出部分, 不再计算, 避免用户由于处理其他事情耽搁所带来的影响, 此时 $\rho_{li} = 1$ 。

根据以上的定义可知, $e_{ui} = \rho_{li}$ 。

$$\text{则: } e_{ul} = \sum_{i=1}^t e_{ui} = \sum_{i=1}^t \rho_{li}$$

得到用户 c_u 对 S_I 类产品的兴趣度公式:

$$Int_{ul} = \beta_1 R_{ul} + \beta_2 a_{ul} + \beta_3 b_{ul} + \beta_4 d_{ul} + \beta_5 \sum_{i=1}^t \rho_{li} \quad \dots\dots\dots (5)$$

4 结论

课题考虑显性评分、购买、收藏 (包括打印、放入购物车等)、点击次数、浏览时间定义了移动用户的隐性评分, 并以此确定了用户对产品类的

兴趣度。在分析兴趣度度量中的难点——用户浏览时间的基础上, 确定每一个用户感兴趣的产品类集合、寻找共同对某类产品感兴趣的用户集合以及定义每一个用户的相似用户群三个环节完成了用户聚类分析。文中兴趣度的分析中重点考虑了浏览时间对兴趣度的影响, 其中不仅考虑用户的实际浏览行为和浏览心理, 还考虑到网页信息量的差异, 因而较好的模拟了用户的网上购物行为, 具有一定的参考价值。

参考文献

- [1] 邓晓懿. 移动电子商务个性化服务推荐方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2012.
- [2] Resnick P, Iakovou N, Sushak M E. GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews[C]. Chapel Hill, 1994.
- [3] Hill W, Stead L, Rosenstein M E. Recommending and evaluating choices in a virtual community of use[C]. New York: ACM Press, 1995.
- [4] 崔春生. 基于集团序方法的推荐系统输出[J]. 系统工程理论与实践. 2013, 31(7): 1845-1851.
- [5] 马辉民, 周凤林. 电子商务下的柔性推荐系统[J]. 武汉理工大学学报 (信息与管理工程版), 2007, 29(2): 119-123.
- [6] 许海玲, 吴潇, 李晓东, 阎保平. 互联网推荐系统比较研究[J]. 软件学报, 2009, 20(2): 350-362.
- [7] Marko B Y S. FAB: content-based collaborative recommendation[J]. Communication of the ACM, 1997, 40(3): 66-72.
- [8] Basu C, Hirsh H C W. Recommendation as classification: using social and content based information in recommendation[C]. Menlo Park: AAAI Press, 1998.
- [9] Claypool M, Gokhale A, Miranda T, et al. Combining content-based and collaborative filters in an online newspaper[C]. New York: ACM Press, 1999.

- [10] M P. A framework for collaborative , content-based , and demographic filtering[J]. Artificial Intelligence Rev. ,1999, 13(5/6): 393-408.
- [11] 王国霞,刘贺平. 个性化推荐系统综述 [J]. 计算机工程与应用,2012, 48(7): 66-76.
- [12] 周朴雄,陶梦莹. 移动网络环境下情景敏感的个性化信息推荐系统研究 [J]. 图书情报工作,2012, 56(19): 80-84121.
- [13] 崔春生. 基于泛函网络的电子商务组合推荐算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(4): 1039-1047.
- [14] 崔春生. 推荐系统中显式评分输入的用户聚类方法研究 [J]. 计算机应用研究,2011, 28(8): 2856-2868.
- [15] 崔春生. 基于隐式浏览输入的用户聚类分析 [J]. 计算机应用研究,2011, 28(8): 2862-2864.
- [16] 熊馨王,卫平,叶跃祥. 电子商务个性化产品推荐策略研究 [J]. 科技进步与对策, 2005, 22(7): 163-165.
- [17] Nichols D. Implicit rating and filtering[C]. Budapaest: ERCIM, 1997.
- [18] Kim J,oard Dw R K. Using implicit feedback for user modeling in internet and intranet searching[DB/CD]. 2002.
- [19] 谢祈鸿. 一种基于混合用户兴趣模型的个性化推荐系统 [D]. 重庆: 重庆大学, 2006.
- [20] 徐赟,张盼,丁婕. 只逛不买的电子商务用户分析——以淘宝网为例 [J]. 信息系统学报,2012(1): 27-32.
- [21] 何典,宋中山. 面向电子商务个性化服务的 Web 挖掘应用 [J]. 计算机与网络, 2005(3,4): 85-86.
- [22] 秦光洁,张颖. 基于综合兴趣度的协同过滤推荐算法 [J]. 计算机工程, 2009, 35(17): 81-83.
- [23] 崔春生. 电子商务隐式浏览输入中的用户聚类分析 [J]. 图书情报工作, 2011, 55(14): 130-134.