

情境化的泛在学习资源智能推荐研究

杨丽娜¹, 魏永红²

(1.天津外国语大学 国际传媒学院, 天津 300204;

2.天津科技大学 计算机科学与信息工程学院, 天津 300222)

[摘要] 情境感知是泛在学习的本质特征,为学习者提供情境化、个性化与差异化的资源服务已成为泛在学习领域一个新的研究议题。文章采用个性化推荐视角,研究了泛在学习情境的形式化表征,构建了情境化的学习资源推荐模型,阐述了情境化资源推荐的一般过程,并就情境化资源推荐的关键问题进行了分析。

[关键词] 学习情境; 泛在学习资源; 智能推荐

[中图分类号] G434 [文献标志码] A

[作者简介] 杨丽娜(1975—),女,内蒙兴安盟人。副教授,博士,主要从事个性化学习服务研究。E-mail:yang_lina@163.com。

一、问题的提出

普适计算技术的发展为学习的泛在化提供了坚实的技术支持,推动了泛在学习的研究。泛在学习是任何人在任何时间、任何地点、基于任何计算设备、获取任何所需学习资源、享受无处不在学习服务的过程。^[1]随着泛在学习资源的海量增长,学习资源的使用效率不升反降,尤其随着学习情境和学习需求的动态变化,学习者更难在海量的学习资源中准确获取目标资源。当前,泛在学习研究的最大挑战不再是构建泛在学习所需的各类技术环境,而是构建满足学习者进行有效学习的情境化、智能化学习服务环境,即能针对学习者的动态需求提供适应性和个性化的资源推送的学习环境。

个性化推荐是解决学习资源海量增长与学习者信息处理能力有限之间矛盾的有效措施之一,也是实现泛在学习个性化服务的有效机制。个性化推荐技术最早应用在电子商务领域,目前已广泛地应用在电信、金融与教育领域的资源推送服务中。但现有个性化资源推荐研究主要关注用户与资源的二维逻辑匹配,并没有充分考虑影响用户资源决策的上下文情境,而情境又是影响资源推荐效果的一个重要因素,

消费者的商品购买行为实证研究中已经证实了这一点。情境感知是泛在学习的本质特征,为实现泛在学习按需、适量的学习目标,需要构建具有情境感知、个性化和差异化的学习服务环境。本文将结合个性化推荐技术在信息资源差异化服务方面的优势,将泛在学习的情境感知特征整合到个性化的资源推荐技术中,研究情境化的泛在学习资源智能推荐模型,以期为泛在学习的个性化服务环境构建与资源推送服务提供理念与实践操作的初步解决方案。

二、相关文献综述

(一)国外研究现状

泛在学习资源个性化服务的关键是建立具有感知各类学习情境、适时向学习者推送情境化的资源服务。Birgit Bomsdorf提出了“数字化学习空间可塑性”的概念,用于表征不同使用情境与学习空间的适应情况。^[2]Ian o'Keefe等人的研究中提出了一个实时(Just-in-Time)并具有情境感知的个性化学习经验服务框架,该框架较为系统地描述了个性化学习经验适时生成的流程与技术。^[3]Zhiwen Yu和Yuichi Nakamura等学者在其研究中提出了基于本体技术的情境感知个性化网络学习推荐模型,但该研究中并没

基金项目:2013年教育部人文社会科学研究青年基金项目“耦合情境的泛在学习资源个性化推荐研究”(课题编号:13YJCZH225)

有对耦合情境的推荐效果进行实证检验。^[4]Zhiwen Yu 等人针对当前个性化推荐精度不高的现状,提出了具有情境感知的基于知识语义的泛在学习内容推荐框架,该研究利用资源之间的语义关联实施推荐,在一定程度上提升了推荐效果。^[5]在 Junzhou Luo 等人的研究中提出了面向泛在学习的情境感知资源推荐框架,该研究采用向量方法来表征学习者的学习情境,并通过设计个体偏好树的策略改进了传统协同过滤推荐中计算用户相似性的方法,从而改善资源推荐效果。^[6]

(二) 国内研究现状

相较国外情境化的个性化推荐研究,国内学者也开展了相关研究,但主要集中在移动商务与数字图书情报领域,数字化学习领域的研究还非常稀少。如胡慕海等针对移动商务特点与应用需求,提出了情境感知的用户偏好框架,包括用户情境的界定、整合情境的用户偏好建模等。^[7]胡慕海和蔡淑琴提出了松耦合情境的个性化推荐算法扩展方案,从技术层面提出了一个耦合情境个性化推荐的一般问题求解模式,但并没有提出该问题求解模式的适用领域。^[8]杨畅和李华在分析传统协同过滤推荐技术不足的基础上,提出了基于个性化情境和项目类别的资源推荐模型,并从算法的角度给出了基于情境和项目类别的资源推荐过程,并通过计算机仿真实验检验了该推荐算法的效果。^[9]李沛东从语用学的视角提出了基于语用情境的个性化资源推荐方案,该研究将语用学中的情境要素整合到协同过滤推荐算法中,设计并实现了一个基于语用情境的推荐系统原型,但还不能在实践中很好地满足学习者对资源的个性化需求。^[10]张琪和章颖华以科技文献的推送服务为研究对象,提出了情境感知的科技文献协同推荐方法,系统分析了情境、科技工作者和科技文献之间的关系,构建了情境感知的科技文献协同推荐模型。^[11]陈敏等的研究中以泛在学习资源——“学习元”为例,提出了一种针对泛在学习的内容个性化推荐模型。该模型从用户兴趣、学习偏好和知识模型等三个角度出发,利用泛在学习资源的语义描述、知识网络、生成性信息和学习活动等方面的特性,针对结构化的泛在学习资源进行综合推荐。^[12]

(三) 现有研究述评

纵观国内外学习资源的个性化推荐研究,可以看到,国外学者的研究中虽然整合了学习情境信息,但学习资源的推荐信息粒度较粗,并没有将用户置身的物理情境与逻辑情境进行区分,也没有开展情境化资源推荐效果的实证评估,仅做了感性经验方面的分析与判断。国内现有研究中并没有充分地将情境因素纳

入学习资源的推荐研究中,即使有一些相关研究,但研究领域和研究内容主要集中在移动商务、图书情报领域的服务产品与资源推荐算法上,很少涉及面向泛在学习情境的资源推荐研究,因此,现有研究对情境感知的资源推荐服务的指导并不充分。

个性化推荐技术是具有应用领域适应性的,因此,现有个性化推荐研究成果还不能直接移植到泛在学习情境中。为体现泛在学习的情境性,提升泛在学习资源服务的个性化水平,本文将以现有个性化推荐研究为基础,不仅考虑学习者与资源之间的逻辑相关性,同时也考虑资源与学习者之间的情境相关性,构建情境化的泛在学习资源推荐模型。

三、泛在学习情境的形式化表征

情境化的资源推荐就是要在泛在学习空间中建立起用户、资源与服务各种情境关联关系,打通用户与资源之间的通道,智能化地向用户推送情境相关的各类资源。用户的学习需求与偏好是随着情境的变化而动态变化的,因此,泛在学习资源的情境化推荐首先要解决的问题就是能够正确表征学习情境,这是研究情境化资源推荐的基础。

泛在学习情境构成要素众多,但对某一特定的学习任务或学习需求来说,只有一些关键情境要素影响着学习者潜在的学习偏好。文章以 Yang,S.J.H.对情境的定义为基础,将泛在学习情境划分为三类:学习者情境、资源情境与服务情境,并对这三类情境进行形式化表征,如图 1 所示。^[13]

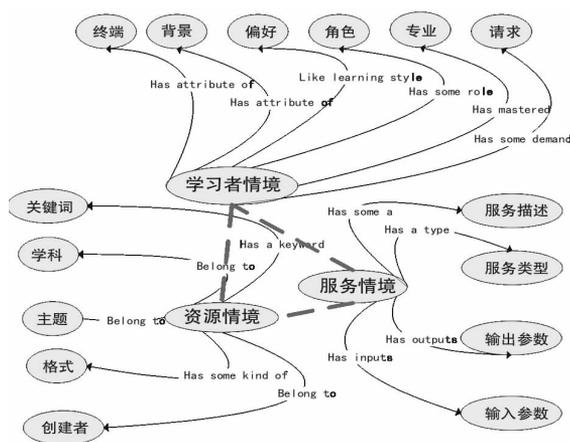


图 1 泛在学习情境的形式化表征

学习者情境、服务情境与资源情境在真实的应用环境中并不会截然分开,为了研究的方便与操作的可行性,文章将泛在学习情境进行了人为的逻辑分类。

文章采用多元组的集合形式来表征三类情境信息,其中学习者情境采用四元组进行形式化表征,如

下所示:

$$L_{Context} = \{S_{info}, S_{pref}, S_{cate}, S_{term}\}$$

S_{info} 表示学习者基本信息,也称学习者背景,包括学习者的年龄、职业与专业等基本信息; S_{pref} 表示学习者偏好,描述学习者对资源与服务的偏好,包括资源的类型、资源的格式与服务的方式等信息; S_{cate} 表示学习者类别,包括专业人士、学生、一线教师等类别信息; S_{term} 表示学习者使用的终端类型,包括 PDA、PC、iPad 与 iPhone 等。

服务情境采用四元组进行形式化表征,如下所示:

$$S_{Context} = \{S_{disc}, S_{type}, S_{input}, S_{output}\}$$

S_{disc} 表示服务需求的上下文信息,包括服务指向的时间、地点与时长等; S_{type} 表示学习者所需的服务类型,包括学习资源定制、学习活动提醒、学习资源更新与信息告知等; S_{input} 表示学习者服务请求输入,包括学习者显性的服务请求与基于隐性的需求行为结果等; S_{output} 表示服务内容输出,包括个性化呈现给学习者的各类资源与活动内容。

资源情境采用五元组进行形式化表征,如下所示:

$$R_{Context} = \{R_{keyw}, R_{disci}, R_{subj}, R_{form}, R_{crea}\}$$

R_{keyw} 表示资源的关键词,起到标签的标识作用; R_{disci} 表示资源所属学科,是对资源进行分类的一种维度; R_{subj} 表示资源所属主题,是分析学习者偏好的一个维度; R_{form} 表示资源的格式,资源格式是影响学习者偏好的一个重要维度,尤其在泛在学习环境中; R_{crea} 表示资源的创建者,资源创建者的不同身份、影响力与声誉度都是影响该资源是否被传播的重要因素。

四、情境化的泛在学习资源推荐模型

文章采用逻辑功能分层的设计思想对情境化的泛在学习资源推荐进行建模,模型共包含三层:分布式资源层、推荐逻辑层与推送服务层,如图 2 所示。该模型共包含七大模块,分别是情境感知模块、学习者情境管理模块、资源情境管理模块、服务情境管理模块、情境聚合模块、情境匹配与资源推荐引擎模块。

情境感知模块负责收集泛在学习环境中有关学习者、学习资源与各类服务的动态情境数据,完成情境的初步过滤与分类,并分别提交至学习者情境、资源情境与服务情境管理模块;学习者情境、资源情境与服务情境管理负责将收集到的三类情境信息进行形式化处理,并过滤掉冗余情境信息,为情境化的资源匹配提供支持。情境聚合模块负责跟踪学习情境与

学习需求的动态变化,适时对情境信息进行聚合与更新,建立资源推荐的情境基础;情境匹配模块负责建立某一特定情境与资源需求的匹配关系,包括用户与资源的逻辑关系匹配,以及用户与资源的情境关系匹配。

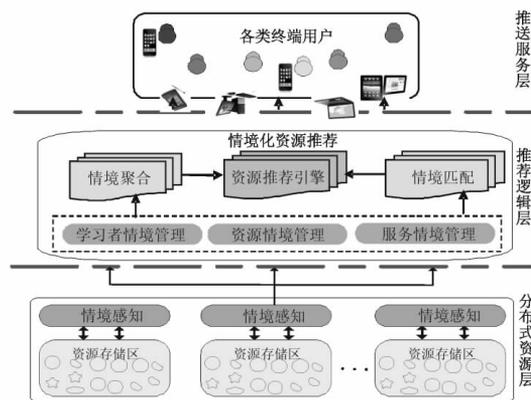


图 2 情境化的泛在学习资源推荐模型

资源推荐引擎是泛在学习资源推荐的核心功能,其核心任务是依据学习情境的动态变化生成学习者偏好模型,计算并向学习者推送高情境相关的学习资源与社会认知网络。从资源推荐算法来说,文章研究的资源推荐引擎主要是采用情境后过滤的推荐策略,该推荐策略以传统的协同过滤推荐算法为基础,将情境信息整合到资源的推荐过程中,该推荐策略的实现过程将在下文中进行阐述;从推荐的资源类别来看,文章重点研究一般意义上的学习资源与社会认知网络两类资源的推荐,即各类常规学习资源的个性化推荐,以及通过互动交流建立起来的社会认知网络资源的推荐,这类资源是影响学习者学习效果并拓展学习者学习圈子的一类重要资源。

资源推送服务层负责根据学习者的请求与动态情境信息选择最恰当的支持服务,包括学习资源的情境化推荐、学习资源的个性化定制,以及社会认知网络资源的推荐服务等,该模块是实现推荐服务的逻辑桥梁,直接面向持有不同终端的学习者。

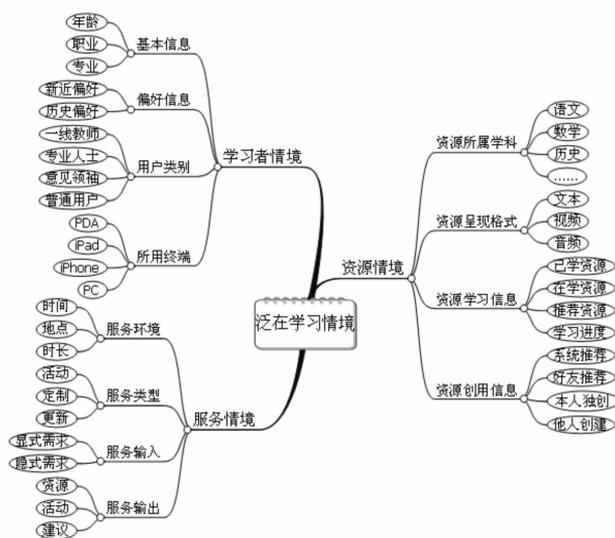
五、情境化资源推荐的一般应用过程

本文以北京师范大学余胜泉教授团队研发的泛在学习资源平台——学习元平台为例(<http://lcell.bnu.edu.cn>),就情境化的泛在学习资源智能推荐的一般过程进行说明。学习元是具有可重用特性、支持学习过程信息采集和学习认知网络共享,可实现自我进化发展的微型化、智能化与情境化,面向泛在学习与非正式学习形式的数字学习资源。为逐步提升学习元的个性化服务水平与用户使用体验,学习元研发团队分别从设

计与技术两个层面开展了相关研究与实践,不断优化和提升了学习元平台服务的个性化与智能化水平。

(一)学习元平台情境信息的聚合策略

学习元平台是一个面向真实教学情境并提供解决方案的实用平台。因此,情境化的学习资源推送服务是该平台应用的一个基本特点。为了正确捕捉用户真实情境中的资源需求,需要设计泛在学习情境聚合的基本策略。在学习元平台应用中,主要采取用户注册信息提取、用户行为日志挖掘、资源标签聚类、社会认知网络分析与学习路径追踪的方式进行上述三类情境信息的聚合,为个性化与智能化的资源推送服务提供真实应用情境信息。根据泛在学习情境的形式化表征,基于学习元平台的三类情境的形式化表征如图3所示。



1. 学习者情境信息的获取

在学习元平台上,学习者情境信息主要由学习者基本信息、学习偏好信息、学习者类别与学习者终端类型信息来描述。学习者基本信息包括年龄、职业、专业等,这类情境信息可以通过用户注册阶段完成收集。学习偏好信息包括两个层面:新近学习偏好与历史学习偏好,新近学习偏好的识别与学习主要是用于满足学习者最近变化的资源需求,主要通过学习元平台的个人空间的偏好更新功能与最近学习路径追踪的方式进行识别;用户的历史偏好识别是为了记录那些长久影响用户、相对稳定的资源需求,尤其体现在某一专业或某一职业领域中的一些学术性或专业性的资源偏好等,对于学习者的历史偏好模式识别主要是通过用户的行为日志挖掘来分析得出。学习者类别主要分为一线教师、专业人士、意见领袖、普通学习者

等几类,对学习者的分类是为了更好地实现面向特定人群的资源推送服务,这也是一类重要的用户情境信息。学习者使用终端的类型在一定程度上会影响到资源的推送策略与呈现策略,因此在文章中也将其视为一种重要的学习者情境信息。

2. 资源情境信息的获取

在学习元平台上,资源情境信息主要由资源所属学科、资源呈现格式、资源学习信息与资源创用信息进行描述。资源所属学科用于描述资源所属大类,便于向特定学科背景的用户群体进行资源推送;资源呈现格式主要面向个体用户层面的个性化需要的资源情境信息;资源学习信息用于描述与目标学习者相关的资源使用状态,包括已学资源、在学资源、推荐资源与资源学习进度,资源学习信息是开展情境化资源推荐的关键维度;资源创用信息用来描述资源的创建与使用状态。这些资源情境信息的获取主要是通过挖掘与分析用户显性与隐性的信息行为来获得。学习元平台有较为完善的资源情境信息描述,包括资源的学科分类、资源的呈现格式检索、资源学习状态信息,以及资源的创用状态等。这些资源情境信息是开展情境化资源推荐的基础与保障。

3. 服务情境信息的获取

在学习元平台上,服务情境信息主要由服务环境、服务类型、服务输入与服务输出进行描述。服务环境用于说明资源服务的上下文信息,服务类型用于说明学习者所接受的服务种类,包括资源的定制(如特定学习元与知识群的收藏等)、学习活动(如特定主题的讨论与练习等)与学习建议(如面向特定知识点的学习路径与学习进度等)的推送等信息;服务的输入用于描述学习者显性或隐性的服务需求,显性服务需求可以从学习者提交的服务关键词获取,而隐性的服务需求往往是通过对学生学习过程进行行为挖掘后获得,如对于一些隐性的服务需要可以通过平台提供的标签聚类功能分析。学习元平台在创建的过程中,用户可以指定标签,标签在一定程度上代表着用户的资源需求,也代表着某种服务的需求。

(二)学习元情境化推荐的基本策略

目前,情境化资源推荐策略主要包含三种(如图4所示)^[14](1)情境预过滤推荐策略。该推荐策略首先将聚合到的情境信息对传统的二维用户偏好数据进行情境过滤,将与应用情境不相关的评分数据全部过滤掉,剩下的情境化偏好数据就可以采用经典的协同过滤推荐算法进行资源的情境化推送。(2)情境后过滤推荐策略。该推荐策略首先基于传统的二维用户—

评分数据(偏好数据)矩阵生成资源推荐列表,然后采用聚合到的情境信息对这些推送资源进行情境化过滤,与当前情境无关的资源将被过滤掉,因而实现了情境化的资源推送。(3)耦合多维情境信息的推荐策略,是将真实应用情境信息整合到已有推荐算法中,然后通过降维的方式逐步完成情境化的资源推荐,最终都是生成情境化的资源推荐列表。

Umberto Panniello·Michele Gorgoglione 在其研究中采用实证方式验证了这三种情境化推荐策略的效果,都显著优于去情境推荐策略的效果。^[15]其中,耦合多维情境信息的推荐效果最佳,情境后过滤推荐效果次之。学习元平台十分重视用户体验,而平台的响应速度是影响用户体验的重要因素,耦合多维情境的推荐策略由于需要进行降维运算处理,因此在系统响应速度上有所欠缺,而情境后过滤策略虽然推荐效果不如多维情境推荐效果优化,但是响应用户需求较快,因此,文章将采用情境后过滤策略(图中阴影部分)开展情境化的学习资源推荐。

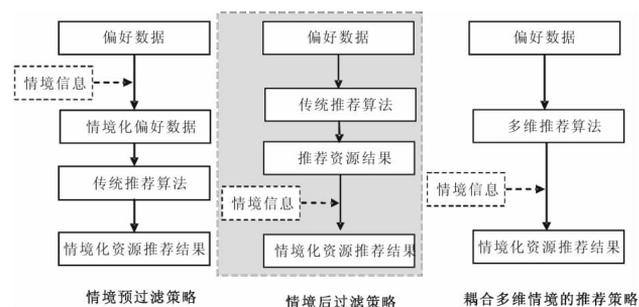


图4 情境化资源推荐的三种基本策略

个性化资源推荐的关键是构造用户偏好模型。学习元用户偏好模型生成策略主要是通过量化用户信息行为的方式来表达用户对资源的喜好程度,进而生成用户—资源评分矩阵。由于文章是采用情境后过滤策略进行学习资源的智能推荐,因此,首先需要构造去情境化的用户—资源偏好矩阵。学习元平台上用户显性评分数据稀少,因此更多时候是通过分析用户的隐性信息行为来确定用户对资源的偏好程度,文中主要对学习元平台上高频用户信息行为进行量化处理,进而表征学习者对资源的偏好程度,见表1。^[16]

表1 学习元平台高频用户行为量化

学习元行为	行为量化	权重分配
学习元显性评分	保留真实评分(r_1)	0.1(w_1)
收藏学习元	1(r_2)	0.1(w_2)
下载资源	2(r_3)	0.15(w_3)
推荐分享	2(r_4)	0.15(w_4)
加入学习	1(r_5)	0.1(w_5)

根据表1的用户行为量化策略,用户对某一学习元的偏好程度就可以根据下式进行计算:^[17]

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^m r_k * w_k$$

其中, r_{ij} 表示用户*i*对学习元*j*的喜好程度, r_{ij} 值越大,说明用户*i*对学习元*j*的偏好程度就越高,这个计算出来的数值就隐性地代表用户对学习元的评分数据,基于此,构造出来的用户偏好矩阵如图5所示^[18]。

其中, m 表示用户对学习元实施的信息行为数量,在文章中 $m=5$, n 表示学习元的数量, p 表示学习元平台的用户数量。

$$M_R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1i} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2i} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ r_{u1} & r_{u2} & \cdots & r_{ui} & \cdots & r_{un} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pi} & \cdots & r_{pn} \end{pmatrix}$$

图5 学习元用户偏好模型

通过采用用户显性和隐性信息行为相结合的方式量化用户对学习元的偏好程度,并构造用户—资源偏好矩阵,这是开展协同过滤资源推荐的关键与基础。以该偏好矩阵为基础,采用相关相似性计算方法就可以完成传统的协同过滤推荐的基本过程,并生成初步的资源推送列表作为备选。为了完成情境化的资源推送,以初步生成的资源推送列表为基础,采用文章提出的形式化聚合情境数据,基于情境后过滤推荐策略开展学习元资源的情境化推荐,生成符合当前情境需要的资源列表,并推荐给目标用户。

六、情境化资源推荐的关键问题辨析

(一)泛在学习情境要素识别与形式化表征

泛在学习情境构成要素众多,并且随着学习任务、学习需求与学习偏好的变化,学习情境会动态变化。但并不是所有学习情境要素均对学习者的资源选择产生决定性影响,因此在研究情境化的学习资源智能推荐中,需要识别并获取关键情境要素,并将其整合到资源推荐模型当中。因此,关键学习情境要素的识别是实现情境化资源推荐的关键,同时,关键学习情境的形式化表征方法也是影响资源推荐效果的主要方面。从学习情境形式化表征的技术实现来说,目前多数研究者均采用语义本体技术来形式化表征学习情境,通过构建情境本体来描述各类情境之间的逻辑

辑关系及其情境变化当中的关联性。

采用语义本体技术虽然可以较为理想地形式化表征学习情境,但是,目前有关本体的研究多数都是对通用本体的描述与构建,用于具体应用情境的特定本体的构建与研究并不充分,本体应用的操作性还不是很理想。因此,有关泛在学习情境的形式化表征方法与技术是影响情境化资源推荐效果的关键问题之一。

(二)情境化的用户偏好建模

个性化推荐具备个性化特征的关键在于用户偏好的识别与建模。用户偏好模式(UP:User Profile)是通过跟踪、分析用户行为而建立的对用户偏好的抽象和结构化描述。传统个性化推荐用户偏好建模多数采用用户—项目二维评分矩阵来形式化表征用户对资源的偏好模式,这种建模方法在一定程度上表征了用户的偏好,并在实际应用中产生了较好的推荐效果,如电子商务中的商品推荐。但这种偏好建模方法忽略了或隐藏了影响用户评分的情境要素,仅用数字分数代表了用户对资源的喜好,而忽视了隐藏在评分背后影响用户真实偏好的多种情境要素。因此,在开展情境化的学习资源推荐过程中,准确识别并创建情境化的用户偏好模型也是影响情境化资源推荐效果的关键问题之一。

(三)泛在学习资源的个性化推荐机制

推荐算法是整个推荐系统中最核心的部分,在很大程度上决定了推荐系统性能的优劣。当前并没有真正意义上的面向特定应用情境的智能推荐算法,多数推荐算法都是在传统经典推荐算法的基础上加以改进,改进后算法的实践效果往往都是某一特定应用环境,对其他应用情境的参考价值还需要进一步的检验

与验证。

个性化资源推荐的关键在于用户偏好数据的收集与处理,文章重点采用用户反馈机制(如用户对资源的评价与评分)作为实施个性化推荐服务的主要机制。用户反馈分为显性与隐性反馈两种方式,显性反馈机制主要集中在学习者的注册与个人信息更新阶段,这是实施个性化推荐的最直接数据依据。隐性反馈机制主要是通过分析学习者对资源与服务使用模式来实现,如通过赋予学习者对资源不同行为的权重来计算对资源的偏好程度(如浏览、转发、下载、打印、转载等行为),可以说,这种隐性反馈机制是实施个性化资源推荐的长效机制,但如何采用更加有效的方法来搜集学习者隐性的偏好模式也是关键问题之一。

七、总结

泛在学习已经不再是学术研究中的一个术语或概念了,随着普适计算技术和移动智能终端的不断发展与普及应用,泛在学习作为一种现实存在已经渗入我们工作学习的每个场所,解构着人们对学习内涵的传统理解。情境化、智能化与个性化是泛在学习的典型特征,这些特征都需要通过技术与资源服务来体现,只有打通技术环境、资源环境与服务环境的联接通道,切实考虑泛在学习过程中情境化、多样化的资源需求,并提供真实情境中的资源服务,才能促使有效泛在学习的发生。文章就是在这样的理念下开展了面向泛在学习的情境化资源推荐研究,仅对泛在学习情境的形式化表征、情境化的资源推荐模型与情境化的推荐策略进行了重点研究,这些研究还需要进一步在真实的应用环境中进行检验与完善,这也是研究者后续的研究重点。

[参考文献]

- [1] [5] Zhiwen Yu, Yuichi Nakamura, et al. Content Provisioning for Ubiquitous Learning[J]. IEEE Journals & Magazines, 2008, 7(4): 62~70.
- [2] Birgit Bomsdorf. Adaptation of Learning Spaces: Supporting Ubiquitous Learning in Higher Distance Education[J]. Mobile Computing and Ambient Intelligence, 2005, (12): 1~13.
- [3] Ian o'Keeffe, et al. Just-in-Time Generation of Pedagogically Sound, Context Sensitive Personalized Learning Experiences[J]. International J. on E-learning, 2006, 5(1): 113~127.
- [4] Zhiwen Yu, Yuichi Nakamura, et al. Ontology-Based Semantic Recommendation for Context-Aware E-Learning [A]. J. Indulska et al. (Eds.). UIC 2007, LNCS 4611[C]. 2007: 898~907.
- [6] Junzhou Luo, Fang Dong, Jiuxin Cao, Aibo Song. A Context-Aware Personalized Resource Recommendation for Pervasive Learning[J]. Cluster Comput., 2010, (13): 213~239.
- [7] 胡慕海, 蔡淑琴, 张宇. 面向个性化推荐的情境化用户偏好研究[J]. 情报杂志, 2010, 29(10): 157~163.
- [8] 胡慕海, 蔡淑琴. 松耦合情境的个性化推荐方法扩展研究[J]. 图书情报工作, 2010, (S2): 371~377.
- [9] 杨畅, 李华. 基于个性化情境和项目类别的资源推荐研究[J]. 计算机科学, 2011, 38(10A): 175~179.

- [10] 李沛东.基于语用情境的资源推荐研究及应用[D].重庆:重庆大学,2011.
- [11] 张琪,章颖华.情境感知的科技文献协同推荐方法研究[J].数字图书馆,2012,(2):10~18.
- [12] 陈敏,余胜泉,杨现民,黄昆.泛在学习的内容个性化推荐模型设计[J].现代教育技术,2011,(6):13~18.
- [13] Yang,S.J.H.Context Aware Ubiquitous Learning Environments for Peer-to-Peer Collaborative Learning[J]. Educational Technology & Society, 2006,9(1):188~201.
- [14] [15] Umberto Panniello·Michele Gorgoglione.Incorporating Context into Recommender Systems:An Empirical Comparison of Context-Based Approaches[J].ElectronCommerRes,2012,(12):1~30.
- [16] [17] [18] 杨丽娜.数字学习资源的个性化推荐效果提升研究——以学习元平台资源推荐为例[J].现代教育技术,2014,(6):84~91.

(上接第102页)

产权得到保障。

五、结 语

MOOC 是对高等教育的一种颠覆性的改变,它促进高等教育国际化的进程,将优秀教育资源辐射到教育贫乏地区,在很大程度上解决了我国师资欠缺、教育发展不平衡的问题。然而,我们也要清醒认识到 MOOC 对我国的高等教育带来很大冲击和挑战,在教

育技术储备、课程建设经验等诸多领域,我们还落后于欧美国家。我国高等教育界应当借机不断推进信息技术与高等教育的深度融合,加强创新人才培养,丰富社会服务模式,促进教育质量全面提高。同时要深化慕课的发展目标,推进终身学习公共服务体系建设。在构建学习型社会和建设人力资源强国进程中,充分发挥教育信息化支撑发展与引领创新的重要作用,实现国家教育信息化的梦想。

[参考文献]

- [1] 中共中央,国务院.国家中长期教育改革和发展规划纲要(2010—2020年)[Z].2010-07-29.
- [2] 王左利.MOOC:高等教育国际化加速 访教育部科技发展中心主任李志民[J].中国教育网络,2013,(4):19~20.
- [3] [7] McAuley,A., Stewart,B., Siemens,G. & Cormier,D.. The MOOC Model for Digital Practice [DB/OL]. [2013-04-16].http://www.e-learnspace.org/Articles/MOOC_Final.pdf.
- [4] Masters, Ken. A Brief to Understanding MOOCs[J].The Internet Journal of Medical Education 1,2011.
- [5] Richard Pérez—Pena.Top Universities Test the Online Appeal of Free [N]. The New York Times, July 17,2012.
- [6] [8] 王玉丰.从 MOOC 兴起看我国优质高教资源共建共享的困境与出路[J].焦作师范高等专科学校学报,2013,(3):55~59.
- [9] 翟雪松,林莉兰.翻转课堂的学习者满意度影响因素分析——基于大学英语教学的实证研究[J].中国电化教育,2014,(4):104~109,136.
- [10] 吴文峻,吕卫锋.大数据时代的大规模开放在线教育[J].计算机教育,2013,20:9~10,44.
- [11] 姜澎.C9 高校将共享在线开放课程[N].文汇报,2013-07-10(08).
- [12] 王颖,张金磊,张宝辉.大规模网络开放课程(MOOC)典型项目特征分析及启示[J].远程教育杂志,2013,(4):67~75.
- [13] 教育部.教育信息化十年发展规划(2011—2020年)[DB/OL].[2012-04-01].<http://www.moe.gov.cn/ewebeditor/uploadfile/2012/03/29/20120329140800968.doc>.
- [14] 王左利.MOOC:一场教育的风暴要来了吗[J].中国教育网络,2013,(4):11~15.
- [15] L.约翰逊,S.亚当斯贝克尔,M.卡明斯,V.埃斯特拉达,A.弗里曼,H.卢德盖特. Part I 新媒体联盟地平线报告(2013 高等教育版)[J].张铁道,殷丙山,殷蕾,白晓晶,译.北京广播电视大学学报,2013,(S1):5~29,80.