

面向用户需求的自适应学习系统 个性化学习路径推荐研究*

赵学孔,岑 磊

(广西教育学院 教育技术与信息管理中心,广西 南宁 530023)

摘 要:面向用户需求构建个性化学习环境是当前 E-learning 领域研究的热点。自适应学习系统(Adaptive Learning System, ALS)是 E-learning 个性化学习支持服务的解决方案。针对 ALS 推荐学习资源的精准性与有效性问题,文章尝试性从用户学习路径的视角出发,在对学习者与领域知识建模的基础上通过关联规则挖掘技术动态匹配与重组学习资源,进而实现 ALS 个性化学习路径推荐机制。仿真实验结果表明,利用本推荐机制在一定程度上能有效推荐学习资源,进而较好地满足当前用户个性化学习需求。

关键词:自适应学习系统;个性化学习路径;学习者模型;领域知识模型;关联规则

中图分类号:G434

文献标志码:A

文章编号:1673-8454(2016)21-0028-04

当前,数字化学习(E-learning)席卷远程教育领域,成为网络信息时代盛行的一种重要学习方式。E-learning 打破了传统面授式教育模式的常态化,突破学习的时空限制,为学习者“随时随地”学习提供了可能。然而,调查显示,当前许多 E-learning 支持平台的实际应用效果并不理想,其中最为突出的问题是平台忽视了“以学习者为中心”的现代教学理念,不能根据用户的个性化需求准确提供学习资源,进而导致在线学习效果不明显。^[1]正因如此,关于 E-learning 环境下的个性化学习理论与实践研究受到众多学者关注,构建支持用户个性化学习需求的 E-learning 系统成为当前迫切而重要的研究主题。

一、ALS 及其研究现状

ALS,即自适应学习系统,亦称适应性学习系统,是在建构主义“以学习者为中心”的现代教育模式引领下提出的一种针对当前学习者的个体特征差异(如年龄、专业背景、兴趣偏好、认知水平等)而动态提供其个性化学习支持服务的系统,其最早由国外以智能教学系统和适应性超媒体系统的术语提出,近年已成为 E-learning 远程教育领域研究的热点。^{[2][3]}个性化推荐机制是 ALS 的核心部件,其主要功能是对学习资源的有效匹配与重组,进而满足当前用户的个性化学习需求。

目前,关于 ALS 的研究尚处于探索时期。国外介入

该领域研究较早,典型的代表主要有:Brusilovsky 等人首次提出了适应性学习系统,并认为可以从课程序列化与适应性导航技术实现系统的适应性效果;^[4]Tang 等人采用聚类分析与协同过滤方法将用户访问页面序列和内容进行筛选与分类并推荐给用户,进而构建了 ALS 系统原型;^[5]美国匹兹堡大学 Weber G 等人通过个性化导航策略实现了 ALS 适应机制,并开发了 ELM-ART、Knowledge Sea 系统原型;^[6]Castro 等人阐述了数据挖掘技术在网络学习过程中的重要作用,为基于数据挖掘的 E-learning 个性化学习研究奠定了基础。^[7]国内该领域研究起步较晚,典型的代表有:华南师范大学陈品德教授从内容呈现和导航支持两方面考虑适应性,设计了 A-Tutor 原型系统;^[8]中国台湾淡江大学利用 Agent 技术研发了分布式智能学习系统 MMU,该系统具有一些简单的智能交互功能。^[9]

纵观上述研究,国内外提出的许多 ALS 系统仍处于原型实验阶段,其适应性及个性化推荐机制还需要不断探索。因此,本研究拟尝试性地从用户学习路径的视角出发,在对学习者与领域知识建模的基础上,通过关联规则挖掘技术动态匹配与重组个性化学习路径,进而实现 ALS 推荐机制,以期满足当前用户个性化学习需求,同时为本领域相关研究提供参考借鉴。

* 基金项目:2015 年度广西教育科学“十二五”规划教育信息化专项课题“基于混合式培训模式的广西中小学教师信息技术应用能力提升工程培训资源建设与应用研究”(2015ZXY22)。

二、ALS 个性化学习路径推荐的解决方案

1.学习者建模

学习者是 ALS 的主要参与者与体验者,也是个性化资源获取的主体,因此 ALS 的设计首先应重点考虑学习者的个性化需求特性。为了更清晰地表征学习者对象在系统中的属性,我们需要将其实例化,即对学习者的属性建模。可以说,学习者模型是 ALS 实现的基础,其主要借助用户建模块件或第三方代理软件实时收集并处理学习者个性化信息来实现。^[3]本研究鉴于 IMS LIP(Learner Information Package)标准,采用四元组的形式从基本特征、学习风格、认知水平和学习记录四个维度来表征学习者模型,其方法如下:

$LearnerModel = \langle BaseInformation, LearningStyle, CognitiveLevel, AccessRecords \rangle$ 。

其中,BaseInformation 用于表示学习者一些基本的静态信息,例如昵称、姓名、性别、年龄、专业背景、个人简介等。LearningStyle 表示学习者的学习风格,其可借鉴 Felder 学习风格模型构建,包含值域定义为:{"直觉型-感知型", "视觉型-言语型", "活跃型-反思型", "全局型-序列型"}, 该值域可通过 ALS 系统设定或完成 Felder 学习风格量表(ILSs)的形式获得。CognitiveLevel 表示学习者当前所达到的认知水平,可以从"初级"、"中级"、"高级"三个层次表征,其主要以学习者的单元测试成绩为参考依据由系统自动评定。AccessRecords 表示学习者在整个学习过程中的访问记录,包含访问者编号、访问时间、访问地址以及访问内容描述等基本信息,AccessRecords 的表示方法为 $AccessRecords(R_i) = \langle LearnerId, AccessTime, AccessAdress, ContentInfo \rangle$ 。

2.领域知识建模

领域知识泛指专业领域内所有经验、理论、方法论的知识单元集群,而在计算机世界中我们将其界定为:针对某特定领域需要,采用某种(或若干种)表示方法将知识实体化与结构化,使其能在计算机存储、系统组织和管理方面具有易操作等特性的知识集群。^[10]ALS 中领域知识是对学习资源的结构化,其为学习者个性化学习提供数据来源。领域知识模型要求知识体系具有良好的结构关系,以便系统推荐资源路径时做出准确的判断。通常情况下,领域知识可用课程、知识单元和知识点(或知识项)三种粒度表征,知识之间的关系包括前驱后继关系、并列或包含关系以及相关关系三种类型,而每个知识单元或知识点都应包含难度、风格和学习任务属性。根据它们之间的逻辑关系,我们给出了领域知识模型的一般结构,如图 1 所示。

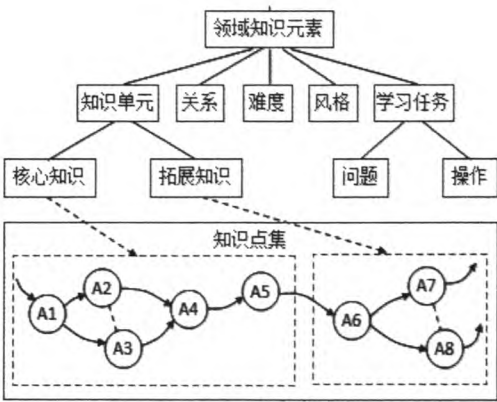


图 1 领域知识模型图

根据以上分析,我们将领域知识的结构模型表征为: $KObject = \{Kid, Kname, Klevel, Kstyle, Kcontent, KOR\}$ 。其中,Kid 表示知识点的唯一标识,Klevel 表示知识点难度水平,Kstyle 表示知识点的偏向风格,Kname 表示知识点名称,Kcontent 表示知识点内容信息,KOR 表示知识点所属关系集合。基于上述三种关系类型,本研究中领域知识对象间的关系模型 KOR 可用如下表达式表示:

$KOR(a,b) = \langle Kaid, Kbid, Ktype, Kweight \rangle$ 。

其中,Ktype 表示关系类型(Ktype {"前驱", "后继", "并列", "包含", "相关"}),Kweight 关系的权重值(Kweight [0,1],该值越高代表知识间的相关性越大)。例如,某领域知识 a 与 b 的关系记为 $KOR(a,b) = \langle Kaid, Kbid, \text{"并列"}, 0.5 \rangle$,表示知识 a 与知识 b 之间是并列关系,其关系权重为 0.5。一般而言,领域知识点间的关系类型及关系权重值由创建学习资源的系统管理员(或任课教师)设定。

3.关联规则定义及其推荐方法

关联规则是数据挖掘领域研究的一个范畴,其最早由 Agrawal 等人提出,主要用于从数据集中发现频繁项并找出项集间的关联关系。从本质上讲,关联规则挖掘是在事务数据集合 D 中发现满足用户给定的最小支持度 min_support 和最小置信度 min_conf 的频繁项集并挖掘其关联关系。^[11]为了更清晰地反映 ALS 基于关联规则挖掘的推荐过程与方法,在此我们设定用户访问记录集(即日志事务集合)结构如表 1 所示。

表 1 用户访问记录数据库中知识项集合

用户编号	访问知识项路径集
1	K1, K2, K3
2	K1, K3, K4, K5
3	K1, K3, K5

(1)产生频繁项集

频繁项集是关联规则挖掘的第一环节,需要利用 AprioriAll 算法将表 1 中知识项集中频繁项找出。在此,设定最小支持度为 0.6,则最小支持度计数为 $0.6 \times \text{len}(\text{users}) = 1.8$,频繁项集产生过程:通过第一轮扫描得到候选集 $C1(\text{Item}, \text{Support}) = \{ \langle K1, 3 \rangle, \langle K2, 1 \rangle, \langle K3, 3 \rangle, \langle K4, 1 \rangle, \langle K5, 2 \rangle \}$,从 $C1$ 中剔除 Support 小于 1.8 的项,即获得频繁项集 $L1(\text{Item}, \text{Support}) = \{ \langle K1, 3 \rangle, \langle K3, 3 \rangle, \langle K5, 2 \rangle \}$;按同样的方法进行第二轮扫描, $L2(\text{Item}, \text{Support}) = \{ \langle K1, K3 \rangle, 3 \rangle, \langle K1, K5 \rangle, 2 \rangle, \langle K3, K5 \rangle, 2 \rangle \}$;同理,进行第三轮扫描最终获得 $L3(\text{Item}, \text{Support}) = \{ \langle K1, K3, K5 \rangle, 2 \rangle \}$ 。

(2)产生路径关联规则

通过上述频繁项集产生过程,用户访问记录集合产生的知识项集 $I = \{K1, K3, K5\}$, 设定最小置信度 min_conf 为 0.8,那么得到候选关联规则置信度如表 2 所示。

表 2 候选关联规则置信度表

关联规则	置信度
$\{K1, K3\} \Rightarrow \{K5\}$	$2/3 = 66.7\% < 0.8$
$\{K1, K5\} \Rightarrow \{K3\}$	$2/2 = 100\% > 0.8$
$\{K3, K5\} \Rightarrow \{K1\}$	$2/2 = 100\% > 0.8$
$\{K1\} \Rightarrow \{K3, K5\}$	$2/3 = 66.7\% < 0.8$
$\{K3\} \Rightarrow \{K1, K5\}$	$2/3 = 66.7\% < 0.8$
$\{K5\} \Rightarrow \{K1, K3\}$	$2/2 = 100\% > 0.8$

由表 2 可知,当最小置信度为 0.8 时得到三条强关联规则,即: $\{K1, K5\} \Rightarrow \{K3\}$, $\{K3, K5\} \Rightarrow \{K1\}$, $\{K5\} \Rightarrow \{K1, K3\}$ 。由此得到当前用户的学习路径存在三种可能: $KP_a = \{K1, K5, K3\}$, $KP_b = \{K3, K5, K1\}$ 或 $KP_c = \{K5, K1, K3\}$ 。

(3)推荐路径预处理

推荐路径预处理是对学习路径的优化处理,该过程主要根据领域知识的关系模型 KOR 对强关联规则路径进行匹配,以选择最优学习路径。例如,设定本例中 $K1$ 、 $K3$ 和 $K5$ 之间存在如下关系: $KOR(1,3) = \{ \langle K1, K3 \rangle, \text{"前驱"}, 0.8 \}$ 、 $KOR(1,5) = \{ \langle K1, K5 \rangle, \text{"前驱"}, 0.9 \}$ 和 $KOR(3,5) = \{ \langle K3, K5 \rangle, \text{"后继"}, 0.6 \}$,那么可推理为当前用户最优学习路径。此时,得到的最优学习路径需要进一步与领域知识模型 Kobject 进行匹配与隐射处理,将其按照生成的路径规则转换为资源集合提供给学习者。

三、仿真实验及其结果分析

为了检测本研究中 ALS 个性化学习路径的推荐效果,我们利用 VC 工具与 C 语言开发了 ALS 仿真运行环境。实验初始化数据由系统按照预先定义的权重参数随机自动生成,且设定系统每次随机生成 30 个知识项集,

当最小支持度和最小置信度分别设置为 0.6 和 0.8 时,其运行效果如图 2 所示。



图 2 ALS 仿真系统推荐路径运行效果

实验中,我们首先固定最小支持度和最小置信度阈值分别为 0.8 和 0.6,经过 10 轮实验后从知识项平均访问频次与系统推荐频次两个维度对 ALS 推荐效果进行的分析,结果发现满足最小支持度时知识项平均访问轨迹与系统推荐路径轨迹趋势基本相似,说明系统推荐路径基本有效。然后,我们尝试性以 0.05 递增幅度调整最小支持度,再次经过 10 轮试验后从最小支持度 Minsup 与推荐知识项个数 Kcount 的分布关系进行分析(见图 3),结果显示系统推荐知识项数量会随着 Minsup 的增加而减少,进一步说明系统推荐路径的精确性会随着 Minsup 的增加而提高。

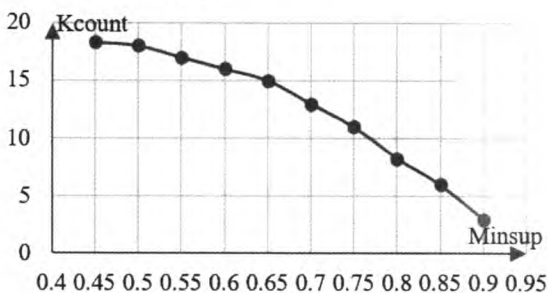


图 3 Minsup 与 Kcount 关系分布图

四、结束语

基于 Web 的 ALS 是未来远程学习的一种有效途径,是个性化学习环境建设的趋势,目前仍有很大的探究空间。ALS 主要是通过个性化推荐机制对学习内容进行有效筛选与重组来实现的,而学习者模型、领域知识模型以及关联规则挖掘技术是 ALS 个性化推荐机制形成的有效保障,对改进系统的推荐质量、提高学习者学习效率起着关键性作用。当然,由于诸多局限性因素,本研究仍存在不足之处,例如,ALS 推荐路径的优

我国翻转课堂研究现状分析

——基于 2011-2016 年期刊论文内容分析

王莹,梁春贤

(广西师范学院,广西 南宁 530023)

摘 要:本文运用内容分析法,从文献量、研究力量分布、研究内容、系统开发的技术类型、应用的领域和应用的学科对其的相关学术论文进行客观、系统、量化地分析。揭示相关文献中隐性内容的事实本质和对预测事物的发展趋势。

关键词:翻转课堂;研究;现状;分析

中图分类号:G434

文献标志码:A

文章编号:1673-8454(2016)21-0031-04

一、研究背景

随着技术的发展,一种更加符合人类认知规律的教学模式——翻转课堂应运而生,翻转课堂归功于 2007 年左右美国科罗拉多州落基山林地公园高中的两位化学老师,将他们的课程变为课前在家听老师的视频讲解,课堂上在老师的指导下完成作业。约 3 年之后,“可汗学院”的兴起使得翻转课堂的暴风迅速刮向全球。

翻转课堂教学模式采用“先教后学”,充分体现了以学习者为中心的教学理念。所以笔者统计、分析与其有关的研究文献,找到翻转课堂的研究现状。

二、研究对象和方法

1. 研究方法

运用内容分析法,从文献量、研究力量分布、研究内容、系统开发的技术类型、应用的领域和应用的学科对其的相关学术论文进行客观、系统、量化地分析。揭示文献中隐性内容的事实本质和对预测事物的发展趋势。

数据和结果的统计、图表均由 Office 办公软件 Word2013 软件处理、生成。

2. 研究对象

研究对象来自中国知网(CNKI)文献检测系统的中

化处理、推荐机制的效率问题等,这也是本研究下一步的趋向。

参考文献:

[1]刘丽萍,魏书敏,赵新云.个性化网络学习支持系统的研究[J].中国教育信息化,2010(23):47-51.

[2]牟连佳.网络化学习系统的适应性研究[J].电化教育研究,2009(5):48-53.

[3]赵学孔,徐晓东,龙世荣.B/S 模式下自适应学习系统个性化推荐服务研究[J].中国远程教育,2015(10):71-80.

[4]Brusilovsky,P.(2001)Adaptive hypermedia.User Modeling and User Adapted Interaction,Ten Year Anniversary Issue(Aifred Kobsa,ed.)11(1/2):87-110.

[5]TangC.,Yin H.,LiT.,LauR.,LiQ.,&Kilis D.: Personalized courseware construction based on web data mining[C].In Proceedings of the first international conference on web information systems engineering,2000:204-211.

[6]Weber G,Brusilovsky P.ELM-ART: an adaptive versatile system for Web-based instruction [J].International Journal of Artificial Intelligence in Education,2001:351-384.

[7]CastroF.,VellidoA.,NebotA.,MugicaF.:Applying Data Mining Techniques to E-learning Problems[J].Studies in Computational Intelligence.2007(62):183-221.

[8]陈品德,李克东.适应性教育超媒体系统——模型、方法与技术[J].现代教育技术,2002(1):11-16.

[9]莫赞,冯珊,唐超.智能教学系统的发展与前瞻[J].计算机工程与应用,2002(6):6-7.

[10]李卫.领域知识的获取[D].北京:北京邮电大学,2008.

[11]Agarwal S. Data Mining: Data Mining Concepts and Techniques.International Conference on Machine Intelligence and Research Advancement.IEEE,2013:203-207.

(编辑:王天鹏)