



适应性学习路径推荐算法及应用研究^{*}

赵呈领, 陈智慧, 黄志芳

(华中师范大学 教育信息技术学院, 湖北 武汉 430079)

摘要: 在适应性学习路径推荐中, 推荐算法起着至关重要的作用。本研究从算法性质的角度归类, 将学习路径推荐系统中的推荐算法归为三大类: 智能优化算法、数据挖掘算法以及基于知识的推荐算法。结合已开发的学习路径推荐系统, 本文从算法性能、学习路径推荐中考虑的因素及算法应用三方面进行比较与分析, 总结出上述推荐算法在学习路径推荐中的应用策略和应用中的优势及不足, 最后探讨了学习路径推荐的实践应用价值, 以期为适应性学习路径推荐领域的研究提供有价值的参考与借鉴。

关键词: 适应性学习; 学习路径; 推荐算法

中图分类号: G434

文献标识码: A

一、问题提出

随着网络技术和数据挖掘技术的发展, 智能教学系统中个性化学习路径的寻径已成为重要课题, 选择合适的学习对象并推荐给学习者是在线学习系统面临的一个挑战。目前, 在线学习面临的问题是: 信息过载导致学习者找不到适合自己的学习资源, 推荐的学习资源不能满足学习者的个性需求。推荐系统是信息过滤的重要手段, 是解决信息过载问题的非常有潜力的方法。因此, 适应性学习路径推荐被认为是解决在线学习中上述问题的有效手段。有关学习路径的研究较多, 然而对各种学习路径推荐算法进行比较分析的研究并不多。本文对学习路径推荐算法作了归纳和总结, 比较各种算法的优势及适用的范围, 同时结合已开发的学习路径推荐系统, 归纳出算法在学习路径推荐中考虑的因素和应用策略, 并探讨了学习路径推荐在实践应用中的价值。

二、适应性学习路径推荐相关研究概述

适应性学习是远程教育发展质的飞跃, 飞跃的直接促动因素是以计算机、远程通信及认知科学相结合的“知识媒体”的综合运用^[1]。适应性学习是一种数字化学习方式^[2], 是根据学习者的个性化特征选择相适应的学习内容和学习方法。SCORM标准中提出, 学习路径(Learning Path)是指学习活动的路线与序列^[3], 是学习者在一定的学习策略指导

下, 根据学习目标和学习内容对所需完成的学习活动的排序。适应性学习推荐系统是为具有不同认知水平、认知风格的学习者提供个性化的学习路径^[4], 是建立在信息检索和信息过滤技术基础上的个性化信息服务系统。学习路径推荐算法是实现个性化学习路径推荐的关键。有关学习路径推荐的研究中, Brusilovsky^[5]利用关联规则推荐学习对象, 开发的超媒体系统存在推荐不全面、不连续的问题。利用决策模型评估每种学习资源对目标学习者的适合度, 可以解决推荐不连续的问题^[6]。利用蚁群算法开发的基于学习风格的蚁群系统SACS^[7]和基于属性的扩展蚁群系统AACS^[8], 考虑了学习风格与学习内容特征的匹配, 却忽略了学习者能力与知识结构的适应性。Chen提出考虑学习者的能力能够促进个性化学习的效果, 并开发了基于项目反应理论的个性化Web操作系统PWIS^[9], 在推荐学习路径时考虑了课程内容难度、学习者能力和概念连续性问题。Ahmad^[10]等人利用基于神经网络的算法设计并开发了多代理在线学习系统, 该系统能够诊断学习者的学习情况, 推荐与之能力相当的学习材料。近年来学习路径推荐领域也应用了一些新的推荐算法, 如基于情境感知的推荐^[11]和Bayesian网络推理^[12]等。

三、学习路径推荐算法

推荐系统主要分为基于内容的推荐系统、协同

^{*} 本文系国家自然科学基金项目“面向Web信息的知识融合关键技术研究”(项目编号: 61272205)研究成果。

过滤推荐系统和基于知识的推荐。本文从实现推荐的具体算法角度思考,参照路径规划相关算法的分类,将学习路径推荐算法分为三大类:智能优化算法、数据挖掘算法和基于知识的推荐算法。

(一)智能优化算法

智能优化算法又称启发式算法,在求解问题时是让问题的解朝着一个更优的方向移动,没有固定的最佳解,具有全局优化性能、通用性强且适合于并行处理的特点。学习路径推荐领域用到的智能优化算法有遗传算法、蚁群算法和粒子群算法。

1. 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm)是一种随机搜索启发式算法^[13],特点是直接对结构对象进行操作,没有函数求导的限制,采用概率化寻优的方式并行搜索。遗传算法推荐学习路径的原理是,结构化编码学习路径中的染色体,根据适应度函数 $F(x)$ 计算适应度值,应用“自然选择”的思想从种群中依据概率随机选取,选择概率 $P=F(x)/\sum F(x)$,对优秀个体进行选择、交叉和变异操作,产生新一代的候选解群,从中挑选优秀个体重复遗传操作,直到满足某种收敛指标为止。

2. 蚁群算法

蚁群算法(Ant Colony Optimization)是一种基于种群寻找最短路径的启发式搜索算法^[14],算法通用性强,利用正反馈原理自适应的解决问题。个体运动过程中会在路径上留下信息素,其他个体会根据信息素浓度选择前进的路线。蚁群算法中路径转移概率公式和信息素的更新公式如公式(1)所示:

$$\text{转移概率公式: } P(i, j) = \frac{[\tau(i, j)]^\alpha \cdot [\eta(i, j)]^\beta}{\sum [\tau(i, j)]^\alpha \cdot [\eta(i, j)]^\beta} \quad (1)$$

信息素更新公式如公式(2)所示:

$$\tau(j) = (1 - \rho) \cdot \tau(j) + \rho \cdot \tau_0 \quad (2)$$

信息素 τ 表示某时刻节点 i 与节点间的信息量启发信息, η 表示节点转移的期望程度, α 、 β 是常数。 ρ ($0 < \rho < 1$)表示信息素挥发因子, τ_0 表示局部更新的常数,是信息素的初始值。

3. 粒子群算法

粒子群算法PSO(Particle Swarm Optimization)是模拟鸟群觅食的一种基于迭代的优化算法,在解决复杂的组合优化类问题方面具有优越性。算法基本思想是粒子通过与群体的信息交换,比较个体信息 pb 和全局极值 gb ,随时调整飞行方向和速度,相互引导使整体聚集至高质量解的区域。速度更新公式如公式(3)所示, w_0 是惯性权重, c_1 、 c_2 是加速常数,取值范围是(0,2), r_1 和 r_2 是随机数,控制粒子的

运动方向。

$$v' = w_0 \cdot v_i + c_1 \cdot r_1 (pb_i - x_i) + c_2 \cdot r_2 (gb_i - x_i) \quad (3)$$

(二)数据挖掘算法

数据挖掘算法主要应用在分类分析、聚类分析、关联分析、序列模式分析等方面,是基于大量的数据挖掘有用信息,创建模型,根据模型对数据的发展趋势进行预测。学习路径推荐中用到的数据挖掘算法包括人工神经网络、AprioriAll算法和Bayesian网络。

1. 人工神经网络

人工神经网络 ANN(Artificial Neural Network)是从数据中学习并对数据进行推断和处理的一种智能技术。算法根据行为数据建立人工神经网络模型预测学习行为,数据从输入层进入,经过隐藏层函数处理,最后从输出层输出推荐的路径。通过计算推荐路径和实际选择路径的差异,调节网络节点权值,修正模型。

行为处理函数如公式(4)所示:

$$O_{pj} = \{1 + \exp[-(\sum W_{ji} O_{pi} + \theta)]\}^{-1} \quad (4)$$

误差函数如公式(5)所示:

$$\varepsilon^2 \triangleq \sum_p \varepsilon_p^2 \triangleq \sum_p \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2 / 2 \quad (5)$$

公式中 O_{pj} 为模式 p 输入至网络节点 j 的输出, W_{ji} 为节点 i 到节点 j 的连接权值, ε^2 是误差的方差值。

2. AprioriAll算法

AprioriAll 算法源于IBM 研究中心Agrawal 等人设计的经典序列模式发现算法^[15]。算法的基本思想是根据关键字排序遍历数据库记录,测试每个子序列集的支持度和置信度,从而选出频繁项集。由于遍历数据库产生频繁项集,在计算的过程中会产生很大的空间开销。AprioriAll算法推荐学习路径需统计和分析群体学习行为数据,把学习者行为序列利用规则分解为各种长度的序列模式,计算各个子序列(知识点的学习顺序 $i \rightarrow j$)的支持度和置信度,依据频繁项序列进行推荐。

3. Bayesian网络

Bayesian网络是基于概率推理、发现数据中的潜在关系的方法。对给定的训练集数据,计算一组事件发生的概率和事件发生的条件概率,依据概率构建贝叶斯网络模型,预测类成员的对应关系。依据学生特征计算学生特征术语与学习资源术语间的相似度,然后利用Bayesian概率计算学生类型发生的概率、特征的概率以及学习资源的选择概率,进而从学习资源库中选择后验概率最大的个性化学习资源。

全概率公式如公式(6)所示:

$$p(Y) = \sum_{i=1}^n p(Y|X_i)p(X_i) \quad (6)$$

条件概率公式如公式(7)所示:

$$p(Y|X) = \frac{p(X,Y)}{p(X)} \tag{7}$$

(三)基于知识的推荐算法

基于知识的推荐与前面两类推荐算法不同,是针对特定领域采用统一的知识表示方式标注知识对象,能够解释需求和推荐的关系。

1. 基于语义本体的推理

基于语义本体(Ontology)推理的方法是一种基于推理规则的静态推理方法,用本体语言(如OWL)描述术语的含义和它们之间的关系,信息都被赋予明确的含义且能够被计算机所理解。基于本体语义的推理方法是在本体构建软件protégé中对提取出的实体或关键词进行语义描述,添加属性和结构化分类,定义语义概念范围和概念间的约束关系,形成具有语义本体知识模型,根据本体库中设定的推理规则进行语义匹配,利用Jena推理机实现推理过程并将推荐结果可视化的呈现出来。

2. 基于情境感知的推荐

情境感知技术是情境感知推荐系统CARS (Context-aware Recommender Systems)的研究重点,主要研究如何根据情境用户偏好模型,结合当前情境预测用户潜在偏好并产生推荐^[16]。在学习路径推荐领域,情境感知推荐是通过跟踪、分析学习者的行为偏好,建立多维评分效用模型。在推荐过程中利用线性加权或直接过滤的方法对情境信息进行过滤,推荐项目列表依据过滤后的概率重新排序,把评价高的资源推荐给学习者。在实际应用中,多数基于情境感知的推荐是在传统推荐算法的基础上用情境信息进行过滤,情境的形式化定义: $\forall C=(C_1,\cdots,C_n), i=1,\cdots,n$, 每个属性都有一组可选的值: $C_i=(C_{i1},C_{i2},\cdots,C_{is},\cdots,C_{ik}), s=1,\cdots,k$, 用户偏好程度计算公式如(8)所示:

$$r_{ij} = \sum_{k=1}^m r_k \cdot w_k \tag{8}$$

r_{ij} 表示用户*i*对学习对象*j*的偏爱程度, w_k 是权重, r_k 是用户的评分数据, 据此得到用户的偏好矩阵 R_R 。

四、学习路径推荐算法的比较与分析研究

每种推荐算法都存在各自的特点,有不同的数据处理方式和适用范围,推荐的效率也有不同。此部分将从算法本身的性能 and 在学习路径推荐应用中参数处理两个方面来进行比较分析,以期后续研究学习路径推荐的学者能够有针对性地进行研究。

(一)算法性能比较

算法性能方面,本文从参数设置、求解效率、空间开销、算法的鲁棒性和优势与不足几个维度进

行比较,如表1所示。算法鲁棒性均较好,蚁群算法、粒子群算法和AprioriAll三者搜索效率相对较低^[17]。算法的复杂度会影响算法的求解效率,空间开销也是影响算法质量的一个重要因素。相对而言,由于基于语义本体的推理只需要建立简单的规则,算法复杂度和空间开销均较小。智能优化算法在组合优化方面具有优势,遗传算法更擅长处理结构化的问题,蚁群算法依据概率选择方向使得算法在动态组合优化的问题上更具优势,粒子群算法是群体中相互交流信息,随时更改位置和速度,更适合处理连续优化问题。AprioriAll算法、人工神经网络和Bayesian网络算法是数据挖掘算法中的经典算法,是基于数据学习分析的方法,适合对大量数据进行分类、聚类、分析和预测。相对而言,AprioriAll算法是对数据序列进行处理,更适合稀疏数据集的处理,随着问题规模增大,空间开销呈指数增大。人工神经网络和Bayesian网络在复杂数据中更具优势,且准确性高。Bayesian网络是依据条件概率预测结果,特别在数据的因果关系分析问题上更有优势。基于情境感知的推荐算法获取情境信息是关键,利用情境信息对数据进行过滤,推荐结果更合理。基于语义本体的推荐算法用语义描述对象能够让计算机理解,人工标注知识本体并设置约束规则,依据规则推理出的结果容易产生不一致和不全面的问题^[18]。

表1 算法性能比较

比较维度 算法	重要参数	搜索效率	空间开销	鲁棒性	优势	不足
遗传算法	适应性函数,交叉概率,变异概率	中	中	强	结构化处理组合优化问题	编码存在表示的不准确性,易陷入局部最优
蚁群算法	启发信息,信息素	低	中	强	动态组合优化问题	搜索时间长,易陷入局部最优
粒子群算法	速度 <i>v</i> ,位置 <i>p</i>	低	大	强	处理连续优化问题	数据动态处理复杂
人工神经网络	误差公式,权重	中	中	强	分类、预测准确性好	数据处理函数复杂
AprioriAll算法	规则,支持度,置信度	低	大	中	适合稀疏数据集处理	随着规模的增大不便于管理
Bayesian网络推理	概率矩阵、权重公式	高	大	强	分类、聚类、因果关系分析,预测	数据建模困难,稀疏问题
语义本体	约束规则	高	小	强	语义描述知识,避免二义性	静态推理,处理复杂逻辑问题存在误差
情境感知	情境向量	中	大	强	情境过滤,推荐更准确	情境信息获取

(二) 学习路径推荐中考虑的因素比较

学习推荐系统是为不同的学习者量身定制不同的学习路径，推荐的路径需要高效并且适应性强。适应性的学习路径需要依据学习者自身的各种因素以及能够影响学习者学习的因素综合考虑，推荐的学习路径才会符合学习者需求。算法由于固定的公式或本身的局限性，不可能把所有影响因素都考虑周全。本文结合开发的学习路径推荐系统和相关算法研究，将算法在学习路径推荐应用中考虑的因素从三个方面做了统计归纳：学习者因素、学习对象和情境因素，如表2所示。

表2 学习路径推荐算法考虑到的因素

考虑因素 算法	学习者因素				学习对象			情境因素
	学习风格	行为偏好	认知水平	群体参考	学习对象难度	对象间的约束	媒体表现形式	环境设施
遗传算法	0	0	1	0	1	1	0	0
蚁群算法	1	0	0	1	1	1	1	0
粒子群算法	0	0	1	0	1	1	0	0
人工神经网络	0	1	1	1	0	1	0	0
AprioriAll算法	1	0	0	1	0	1	0	0
Bayesian网络	1	0	0	1	0	1	1	0
语义本体	0	0	0	0	1	1	0	0
情境感知	0	0	1	0	0	1	1	1

注：“1”表示算法考虑的因素；“0”表示未考虑的因素。

从表2可知，学习者因素中包括学习风格、行为偏好、认知水平和群体参考四个部分。行为偏好指学习者喜欢的学习方式，对不同学习内容偏向的活动序列，比如学习一个新实验，更偏向自己动手做、总结、然后讨论结果等。上述学习路径推荐算法中，只有人工神经网络算法考虑了学习者的行为偏好用于建立偏好模型，该算法考虑的因素较全面，采用多代理的思想处理数据，推荐的结果相对精确。遗传算法由于本身结构化的特点，在推荐学习路径时没能充分的考虑到学习风格、学习偏好等个性化因素，开发的在线学习系统PLS-ML^[19]和PELS^[20]是根据测试结果推荐与未掌握内容相关的学习资源。认知水平是指学习者对知识的掌握程度，是学习能力的体现，学习者能力是影响学习效果的一个重要因素。适应性学习路径推荐系统中推荐的学习内容难度应该与学习者的认知水平相适应。蚁群算法和语义本体推荐算法只是粗略了标记了内容的难度等级，没有充分考虑难度与学习者认知水平的适应性，开发的学习推荐系统没有真正体现适应性。群体参考是指在推荐时参考群体学习路

径或者评价等信息，蚁群算法直接利用相似学习者的学习路径进行推荐，AprioriAll算法^[21]也是根据群体中的学习序列采用频率进行推荐，导致路径趋于大众化，没有充分体现个性化路径。人工神经网络和Bayesian网络参考群体信息是为了建立学习偏好模型，根据学习偏好模型完成个性化的学习路径推荐。学习对象间的约束关系即知识点之间的逻辑关系，知识点是通过媒体资源来呈现的，不同的学习风格偏向的媒体的表现形式不同，不同知识点也有其最佳的表现形式，适应性的学习推荐就应该根据学习者个性需求推荐最佳的内容和资源。情境因素包括物理情境和逻辑情境，物理情境采集通过软件代理技术获得，逻辑情境通过推理可以得到^[22]。表2中仅情境感知推荐算法考虑了情境因素，利用情境信息过滤会使推荐结果更精确。

五、学习路径推荐算法应用研究

学习路径推荐算法是学习推荐系统的核心模块，诸多学者利用这些算法实现了推荐系统的搭建，此部分从学习路径推荐算法应用策略和实践应用价值两方面展开阐述。

(一)学习路径推荐算法应用策略

个性化推荐应具有领域适应性，不是所有的领域都适用学习路径推荐。此部分将学习路径推荐算法的应用策略归纳为三种：基于特征属性的推荐、基于学习模型的推荐和基于群体路径的推荐，如表3所示。介绍了算法应用中的关键操作和已开发学习路径推荐系统，简单概括了系统功能的优势。

表3 学习路径推荐算法应用

应用策略	推荐算法	应用中关键操作	开发的系统或模型	系统功能及优势
特征属性	遗传算法	计算课件间的关联程度；课件连续编号组合成一个染色体；根据课件难度、关联程度确定适应度函数；遗传操作	PELS PLS-ML	依据测试结果判断未掌握知识，推荐一组相关的学习内容，直到合格
	粒子群算法	用关键词标记与主题相关的属性；关联程度值作为影响速度的参数；关联程度值最大的作为全局最佳位置进行迭代	DQGS	动态组卷生成系统根据能力生成难度适应的试题
	蚁群算法	欧式距离识别相似学习风格；计算相似者采用的路径；计算学习者与学习对象属性匹配程度值作为信息素	SACS AACS	SACS推荐风格相似学习者的路径；AACS依据属性匹配推荐学习对象
	语义本体	构建概念分类；语义描述本体概念；设定属性及属性间的约束关系；建立推理规则	CLS	基于本体和概念图推荐地理知识，语义描述准确

续表3

学习模型推理	Bayesian网络	计算特征属性概率;学习者特征与媒体资源的对应关系;求解条件概率,建立Bayesian网络模型	BSTM BDTM	Bayesian静态推理模型 Bayesian动态模型
	人工神经网络	函数处理学习行为数据并加以权重;结构化描述学习者偏好;建立知识点与学习偏好之间神经网络模型	MAPLS	多代理模拟教师推荐Java语言学习路径,无须对活动规律做详细规定
	情境感知	形式化表征情境信息;构建情境数据模型;结合传统方法完成推荐	AULS	适应性泛在学习系统,利用移动设备根据情境推荐学习内容
序列频率	AprioriAll算法	统计数据建立行为序列;计算每个序列项的支持度和置信度;设定阈值建立分类	SPR	基于协同过滤的序列模式推荐系统

1. 特征属性匹配策略

特征属性的匹配策略是根据学习者特征属性或偏好,建立学习者与学习对象特征的关联,把相似属性的学习对象推荐给学习者。此种推荐策略要求目标项的特征容易提取且能够量化计算。由表3可知,利用特征属性匹配策略开发出的推荐系统个性化在线学习系统PELS、动态组卷生成系统DQGS^[23]和蚁群系统SACS、AACS均是依据某个特征或属性完成推荐的,其中PELS是根据错答知识点的关键词推荐与之相关的内容,DQGS是根据难度系数和知识点关键词与题库匹配动态组成试卷,SACS和AACS则分别是依据学习风格特征和学习对象属性匹配完成推荐。基于语义本体和概念图开发的CLS系统,也是根据本体中类的属性范围约束完成学习路径的推理。遗传算法、蚁群算法和粒子群算法都是仿生智能优化算法,有固定的公式和操作过程,在应用过程中只需要根据实际问题对相关参数进行适当的修改。应用遗传算法需解决的是候选解与染色体之间的映射关系、基因结构组合和群体大小等问题,适应性函数是影响解质量的关键因素。常采用二进制对问题进行编码,简单易行,种群大小范围在0-200内较好。对于简单问题,可用一组节点构成一个染色体,利用数学函数值作为适应性函数即可;对于复杂问题,可将染色体看成由几部分组成的一个体系结构,每个部分都是一个影响因素,适应性函数可采用这几个影响因素的线性权值组合。蚁群算法是依据概率转移公式逐步完成求解过程,概率由信息素和启发信息决定。应用蚁群算法时需知信息素是动态更新的,启发信息则相对稳定,如把学习者与学习对象的特征匹配值作为信息素,知识点关联程度作为启发信息。蚁群算法最大的特点是随时根据整体情况计算转移概率,因此处理动态组合问题有很大优势。粒子群算法的速度公

式参数较多,在应用过程中往往需要调节参数组合,如在算法运行的初始阶段需要较大的惯量权重w和速系数c1,使得算法能够有更大的全局探索能力,避免陷入局部最优,在后期收敛状态需要将w和c1适当减小,加快收敛获得优解。本体语义能够准确描述对象属性,本质上是靠属性的约束关系实现推理,常与概念图^[24]、领域建模^[25]相结合进行推荐。

2. 基于学习模型的推荐策略

建立学习偏好模型是以大量的历史数据作为依据,利用数据挖掘算法处理学习行为数据,挖掘数据的分类模式和规律,建立学习偏好模型,依据偏好模型预测学习者可能选择的学习对象从而实现推荐。此推荐策略无需确定的规则,需要对数据进行分类和概率计算。表3中利用人工神经网络算法开发的多代理学习推荐系统MAPLS模拟教师推荐Java课程学习路径,是用决策模型完成路径的抉择;人工神经网络算法是对行为特征发生的规律建立分类并加以权重,依据行为特征分类和权重建立学习者和学习行为活动间的决策模型,依据行为处理函数处理输入数据得到预测结果,利用误差函数计算预测结果与实际选择路径的偏差,反向调整模型中的节点权重。也有学者利用模糊逻辑“if-then”规则处理行为推理^[26]。Bayesian网络推理^[27]有所不同的是根据Bayesian概率公式求解事件发生的条件概率,建立学习者和学习资源间概率关联,根据概率关联网络建立Bayesian网络模型。基于情境感知的推荐要对情境信息建模,建立用户的偏好模型。过滤信息的策略主要分为三种:情境预过滤、情境后过滤和耦合多维情境信息的推荐。适应性泛在学习系统AULS^[28]采用的是情境预过滤、先获取情境信息过滤掉与情境不相关的内容,再依据推荐算法有针对性的推荐适合当前情境的信息。建立学习模型是一项比较难的工作,目前利用学习模型开发出并应用于实践的的学习路径推荐系统较少,诸多研究者都是从理论分析或者实验验证的基础上展开研究,可尝试借助数学建模软件构建学习模型。

3. 基于序列频率的推荐策略

基于序列频率的推荐是根据群体中路径序列的频率进行推荐,而不是路径节点的单点频率。AprioriAll算法是经典的序列挖掘算法,利用关联序列规则统计学习序列的频率,计算子序列的支持度和置信度,把路径按关联序列归类,依据支持度最大的序列完成推荐。基于协同过滤的序列模式推荐系统SPR^[29]在统计序列模式时,采用“精简策略”提高算法效率。精简策略是指在算法中加入判断,

如果子序列不是频繁项序列,那么其父序列一定不是频繁项序列。在处理频繁项序列时,也可采用Top-N思想综合考虑多个频繁项序列,避免推荐结果大众化。基于群体学习路径序列的推荐思想非常简单,需要对大量的行为序列进行统计分析才能够得到比较准确的关联序列路径,但随着问题规模的增大,算法的空间复杂度呈指数增长。

(二)学习路径推荐实践应用探讨

学习路径是将学习的资源、方法、程序、目标、评价、监控等有机整合在一起,把教学内容以不同的教学策略呈现给学生,实现个性化的学习。利用各种算法开发学习路径推荐系统在教育领域的作用和意义主要体现在下面几方面。

1. 合理配置资源,提高资源的使用效率

学习资源的合理配置、综合开发和有效使用是我国远程教育发展的重要内容。网络上的学习资源丰富,资源质量良莠不齐。适应性学习路径推荐就是对学习资源进行过滤和整合的过程,把网络上的优秀资源或开发的校本课程资源组织起来推荐给学习者学习,使学习者拥有对优秀资源更多的选择权和使用权,可以在任何时间选择资源进行学习。在宏观方面,适应性学习路径推荐能够聚合优秀资源,使资源得到合理的配置和有效整合,提高优秀资源的使用效率;微观方面,促进学习者提高学习效率,不用花费大量时间在海量的资源中寻觅就可以使用到优秀的学习资源。

2. 促进学习者的个性化学习,提高学习效率

个性化学习是远程教育模式提倡的模式之一,丰富的学习资源和多样化的学习模式是个性化学习追求的目标。适应性学习路径推荐系统资源丰富、交互性好,个性化的学习路径推荐使学习者的个性在学习过程中得以充分体现。适应性学习推荐可以根据学习者的学习行为记录和反馈信息,自动分析并挖掘出学习者的学习偏好和学习需求,及时调整学习内容和学习方案,向学习者推荐个性化学习路径和符认知水平的学习内容,给学习者指引学习方向,帮助学习者建立良好的知识体系,优化知识结构,避免知识迷航。适应性学习内容的动态组织和快速的反馈机制使学习者有针对性进行学习和复习,突破重难点知识,提高学习效果。同时,学习者可以自己选择学习目标,根据自己的知识结构选择学习内容并制定学习计划,提高了自主学习能力。适应性学习路径推荐系统中学习者之间可以交流讨论,协作共享,让学习者从不同角度去认识知识并丰富知识结构。

3. 提供学习分析的依据

《地平线报告》在2012版中将学习分析定义为:通过收集来自学生的大量数据进行分析,从而对其学术表现进行评价和预测,并发现潜在的问题。通过定义可知,学习分析是利用学习分析技术,对学习者的学习活动的有关数据进行分析,对学习者的学习结果进行评估并预测学习行为的过程。学习路径推荐系统能够跟踪学习者的学习进展,自动记录学习者的学习内容、学习时间、登陆次数、学习绩效等行为信息,通过对记录数据的分析,把分析结果反馈给教师,教师可以改进教学,及时调整教学策略,优化教学过程,从而提高教学效果。管理员根据数据分析结果,及时修订学习资源,删除学生不感兴趣的资源,优化学习空间,进一步实现支持服务。

六、总结

适应性学习路径推荐是解决信息超载和信息迷航的有效方法和手段,在很大程度上促进了信息时代个性化学习的发展。适应性学习路径推荐系统包括三大核心模块:学生模型、知识模型和学习路径推荐算法,其中推荐算法是连接学生模型和知识模型的桥梁,在适应性学习路径推荐系统中起着至关重要的作用,决定着适应性推荐的效率与效果。本文对学习路径相关领域的研究进展进行了归纳总结,对学习路径推荐算法从算法性能、学习路径推荐中考虑的因素和算法应用的优势与不足等方面进行了比较与分析,结合目前开发的比较典型的学习路径推荐系统,阐述算法在路径推荐中的应用策略和在实践应用中的价值。在后续的研究中,将对适应性学习路径推荐系统进行深入分析,优化算法构建适用于初中物理的适应性学习路径推荐系统。

参考文献:

- [1] 余胜泉.适应性学习——远程教育发展的趋势[J]. 开放教育研究,2000,(3):12-15.
- [2] 张家华,张剑平.适应性学习支持系统:现状、问题与趋势[J]. 现代教育技术,2009,(2):18-20.
- [3] 彭绍东.基于SCORM标准的“学习路径”设计[J]. 现代教育技术,2010,(8):114-119.
- [4] 黄伯平,赵蔚,余延冬.自适应学习系统参考模型比较分析研究[J]. 中国电化教育,2009,(8):97-101.
- [5] Brusilovsky P. Adaptive and intelligent technologies for web-based education[J]. KI, 1999,13(4): 19-25.
- [6] Karampiperis P, Sampson D. Adaptive learning resources sequencing in educational hypermedia systems[J]. Educational Technology & Society, 2005,8(4): 128-147.
- [7] Wang T I, Wang K T, Huang Y M. Using a style-based ant colony system for adaptive learning[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(4): 2449-2464.

- [8] Yang Y J, Wu C. An attribute-based ant colony system for adaptive learning object recommendation[J]. Expert Systems with Applications, 2009,36(2): 3034-3047.
- [9] Chen C M, Lee H M, Chen Y H. Personalized e-learning system using item response theory[J]. Computers & Education, 2005, 44(3): 237-255.
- [10] Baylari A, Montazer G A. Design a personalized e-learning system based on item response theory and artificial neural network approach[J]. Expert Systems with Applications, 2009,36(4): 8013-8021.
- [11] Carchiolo V, Longheu A, Malgeri M. Reliable peers and useful resources: Searching for the best personalised learning path in a trust- and recommendation-aware environment[J]. Information Sciences, 2010,180(10): 1893-1907.
- [12] Li B H, Li Z G. Improved algorithm based on mutual information for learning Bayesian network structures in the space of equivalence classes[J]. Multimedia Tools and Applications, 2012,60(1): 129-137.
- [13] 葛继科,邱玉辉,吴春明,蒲国林.遗传算法研究综述[J]. 计算机应用研究,2008,(10):2911-2916.
- [14] 程岩.在线学习中基于群体智能的学习路径推荐方法[J]. 系统管理学报,2011,(2):232-237.
- [15] 王新勇.自适应学习系统中序列挖掘算法研究[D].长春:东北师范大学,2008.
- [16] 冯鹏程.基于情境感知的个性化推荐算法的研究[D].上海:东华大学,2014.
- [17] 任磊.推荐系统关键技术研究[D].上海:华东师范大学,2012.
- [18] Chu K K, Lee C I, Tsai R S. Ontology technology to assist learners' navigation in the concept map learning system[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(9): 1293-1299.
- [19] Huang M J, Huang H S, Chen M Y. Constructing a personalized e-learning system based on genetic algorithm and case-based reasoning approach[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 33(3): 551-564.
- [20] Chen C M. Intelligent web-based learning system with personalized learning path guidance[J]. Computers & Education, 2008, 51(2): 787-814.
- [21] 姜强.自适应学习系统支持模型与实现机制研究[D].长春:东北师范大学,2012.
- [22] 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,(10):157-162.
- [23] Cheng S C, Lin Y T, Huang Y M. Dynamic question generation system for web-based testing using particle swarm optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(1): 616-624.
- [24] Chen C M. Ontology-based concept map for planning a personalized learning path[J]. British Journal of Educational Technology, 2009,40(6): 1028-1058.
- [25] 郑晓娟.基于领域本体的个性化推荐系统研究与应用[D].武汉:武汉理工大学,2009.
- [26] 朱建东,刘名卓,蒋丽丽.基于神经模糊方法的数字化学习路径的优化选择[J]. 情报杂志,2010, (8): 114-118.
- [27] Xu J, Wu S, Hong Y. Topic tracking with Bayesian belief network[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(9): 2164-2169.
- [28] Wang S L, Wu C Y. Application of context-aware and personalized recommendation to implement an adaptive ubiquitous learning system[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 8(9):831-838.
- [29] Salehi M, Kamalabadi I N, Ghouschi M B G. Personalized recommendation of learning material using sequential pattern mining and attribute based collaborative filtering[J]. Education and Information Technologies, 2014,19(4): 713-735.

作者简介:

赵呈领:教授,博士生导师,研究方向为教育技术学理论、方法与应用、信息技术与课程整合研究(zhcling@mail.ccnu.edu.cn)。

陈智慧:在读硕士,研究方向为教育信息资源设计与开发(chzhui@mails.ccun.edu.cn)。

黄志芳:在读博士,研究方向为教育技术学理论、方法与应用、数字化学习资源建设、适应性学习路径推荐等(huangzhifang1982@163.com)。

Recommendation Algorithm and Application of Adaptive Learning Path

Zhao Chengling, Chen Zhihui, Huang Zhifang

(School of Educational Information Technology, Central China Normal University, Wuhan Hubei 430079)

Abstract:In the adaptive learning path recommendation, the recommendation algorithm plays a vital role. From the perspective of the nature of algorithm, the recommendation algorithm in learning path recommendation system are grouped into three categories: swarm intelligence optimization algorithm, data mining algorithms and knowledge-based recommendation algorithm. Combined with the developed recommendation system, the paper compared and analyzed from three aspects including performance of the algorithm, the parameter settings in the learning path recommendation and the application. the paper summarized the application strategies of relevant algorithm in the learning path recommendation, as well as the strengths and weaknesses in the application, and discussed the practical application value of learning path recommendation to provide valuable information and reference for research in the field of adaptive learning path recommendation.

Keywords:Adaptive Learning; Learning Path; Recommendation Algorithm

收稿日期: 2015年4月27日

责任编辑: 赵兴龙