

融合学习者时序行为和认知水平的个性化学习资源推荐算法^①

林木辉

(福建师范大学 教育学院, 福州 350117)
通讯作者: 林木辉, E-mail: 21681369@qq.com

摘要: 个性化服务是构建智慧学习环境的内在要求和建设要点. 为学习环境中的主体(学习者)推送个性化学习资源可以提高学习资源的利用概率, 解决在线学习容易产生的迷航问题. 通过本体知识库的统一性语义建立学习者和学习资源内部结构特征, 设计出一个有效计算两者相关性的推荐算法. 算法中引入时间衰减函数来描述学习者学习时的时序特征, 导入计算学习者认知水平与学习资源难度的匹配算子以体现学习的循序渐进原则. 实验结果表明: 所构建的时间函数和匹配算子达到了预期目标, 更好地提升了所推荐学习资源的质量和适应性, 且算法的时间复杂度能满足实时计算要求.

关键词: 学习者特征; 学习资源; 个性化; 推荐算法; 本体知识库

引用格式: 林木辉. 融合学习者时序行为和认知水平的个性化学习资源推荐算法. 计算机系统应用, 2018, 27(10): 219-225. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6587.html>

Personalized Learning Resources Recommendation Algorithm Combining Learners' Time-Ordered Behaviors and Cognitive Level

LIN Mu-Hui

(College of Education, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China)

Abstract: Personalized service is the inherent requirement and key point in building an intelligent learning environment. The utilized probability of learning resources can be improved by pushing algorithm for main body (learner) of the learning environment, and then can solve the problem that learners easily lose when they are studying on-line. The internal structure characteristics of the learners and learning resources are established through the unity semantics based on knowledge ontology, then a recommendation algorithm which combines the time attenuation function and difficulty matching method is designed to effectively calculate the correlation between them. The time attenuation function expresses the time-ordered behaviors of the learners in order to reflect the knowledge migration feature, and the difficulty matching method matches with learners' cognitive level and resource's difficulty. Finally, experimental results show that the time attenuation function and difficulty matching method reach the expected target and can guarantee the quality of personalized learning resources recommendation better in their common effect.

Key words: characteristics of the learners; learning resources; personalized; recommendation algorithm; knowledge ontology

① 基金项目: 教育厅 A 类一般项目 (JA12086); 福建省科技厅自然科学基金 (2011J01343)

Foundation item: Class A General Project of Department of Education of Fujian Province (JA12086); Natural Foundation of Department of Science and Technology of Fujian Province (2011J01343)

收稿时间: 2018-03-15; 修改时间: 2018-04-03; 采用时间: 2018-04-08; csa 在线出版时间: 2018-09-28

“以教育信息化带动教育现代化”，是我国《教育信息化十年发展规划》的既定方针^[1]。作为落实方针举措之一的标志性工程“人人通”建设方案，祝智庭^[2]指出：保证“人人通”建设应用效果的前提是网络教与学环境的个性化应用。杨现民^[3]则强调：网络学习的过程就是学习者从个人出发联结任何可能的外部节点（知识、机构、人等），经过提取、重组、最终形成个性化学习网络的过程。《美国教育技术规划 2010》^[4]提出的技术赋能学习模型中，强调利用技术为学生构筑强大的、开放的和自适应的“连通小世界”，最大限度地促进知识信息的交流与共享。促进联通的个性化学习环境是构建智能学习环境的内在要求，需要探寻连结学习者和学习资源相关性算法促进两者之间有效联结，提高学习资源的利用概率，解决在线学习容易产生的迷航问题。

推荐算法已被广泛应用在电子商务^[5]、新闻^[6]、图书^[7]、音乐^[8]、电影^[9]等领域的个性化服务，其中 Goldberg 等在 1992 年首次提出的协同过滤算法^[10-14]是最为经典和成功的。针对教育领域的个性化推荐技术，也引起了国内外学者关注。Khribi 等^[15]研究了一种根据学习者导航历史、偏好以及教育内容计算推荐学习资源的自动系统；Milicevic 等^[16]则是基于学习者的学习风格和学习兴趣点改进协同推荐算法；李保强^[17]采用用户相似度和项目的混合协同过滤方法来向学习者推荐匹配其特征的个性化学习资源；姜强^[18]提出了一种能力导向的个性化学习路径生成及评测方案，重点研究了学习者个性特征、知识水平及个人能力应用情境；张杰^[19]提出了一种基于主题学习的学习伙伴推荐算法。以上研究有效地提高了信息系统的智能化和个性化。但针对学习认知领域的特殊性，仍存在以下不足：

(1) 采用的推荐方式主要基于用户和资源之间的二元关系。学习资源不是零散的个体，而是之间有一定相互关联的结构特性，推荐要考虑用户、资源、知识本体之间的三元关系，才能更好地提高推荐的准确率。

(2) 缺乏考虑学习者时序行为所反映的时间特性。学习是一个动态过程，学习者的学习对象在不断更新，其时序行为隐藏着学习者真正的学习兴趣点，需要给予关注和捕捉。

(3) 不符合循序渐进的认知规律。学习不只是兴趣问题，学习效果还要受学习者的认知水平限制，在向学

习者推荐学习资源时，既要满足其兴趣，也要兼顾推荐符合其认知水平的学习资源。

针对上述分析结论，本文提出融合学习者时序行为和认知水平的个性化学习资源推荐算法，旨在能够向学习者推荐当前需要且更能适应其认知水平的学习对象。

1 个性化学习系统架构及组成表示

教师和学生是个性化学习系统中两个主要角色，教师负责知识库的建设和管理，知识库的构建可运用基于本体的知识库方式^[20]，基本思路是：将知识库分为语义库和资源库两部分，语义库由本体概念表示知识点，用本体属性来描述知识点之间的联系，组成语义层；资源库由学习对象组成，元数据描述可参照 IEEE LOM 标准^[21]，学习对象所封装的学习资源（课件，作业，习题等）可通过 URI 来唯一标识和定位。教师的任务之一就是使用语义库中的概念标注学习资源，并注明该学习资源中概念所映射知识点的学习难度。

学生在线学习时，系统自动记录学生的学习行为，通过学习分析引擎分析学生的学习过程和所访问资源，建立学习者知识结构及相应的认知水平的特征模型。推荐引擎则依据建立的学习者特征和标注过的学习资源，按照推荐算法计算推荐值，采用倒排索引向学习者推荐个性化的 Top-n 学习资源。具体工作过程描述如图 1 所示。

1.1 符号定义

为了更直观准确表述算法思想，现将文中各个符号做如下定义：

- (1) s_i : 学习者 i ，表示唯一的标识为 i 的学习者；
- (2) S : 学习者集合， $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ ，表示 m 个学习者构成的集合；
- (3) o_j : 学习对象 j ，表示唯一的标识为 j 的学习对象；
- (4) O : 学习对象集合， $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ 表示 n 个学习对象构成的集合；
- (5) c_k : 概念 k ，表示唯一的标识为 k 的概念；
- (6) C : 概念集合， $C = \{c_1, c_2, \dots, c_p\}$ ，表示 p 个概念构成的集合；
- (7) $Con(o_j)$: 学习对象 o_j 标注的概念集合， $Con(o_j) = \{c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jt}\}$ ；表示学习对象 o_j 标注了 t 个标签，其中 $c_{jx} \in C$ ；

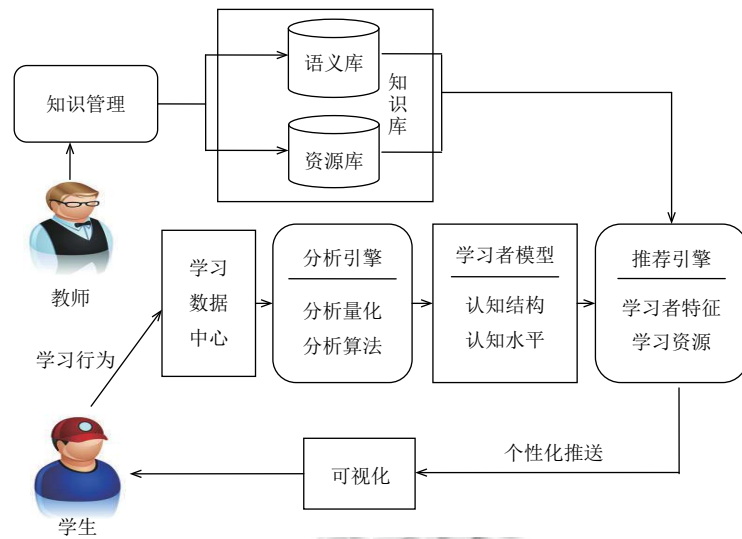


图1 个性化学习系统的一般架构

(8) $L(s_i)$: 学习者 s_i 学习过的学习对象集合, $L(s_i) = \{o_{i1}, o_{i2}, \dots, o_{iq}\}$, 表示学习者学过 q 个学习对象, 其中 $o_{ix} \in O$;

(9) $tim(s_i, c_x)$: 表示 s_i 学习概念 c_x 的最后时间点;

(10) $abi(s_i, c_x)$: 表示 s_i 学习概念 c_x 的认知水平; 可以将其划分成 6 个层级 {初学, 不及格, 及格, 中等, 良, 优}, 依次量化为离散值 {1, 2, 3, 4, 5, 6};

(11) $dif(o_j, c_y)$: 表示学习对象 o_j 所标注的概念 c_y 的学习难度; 可以将其划分成 6 个层级 {基础, 理解, 运用, 分析, 综合, 创新}, 依次量化为离散值 {1, 2, 3, 4, 5, 6}.

1.2 学习者特征模型的形式化表示

学习者特征模型的形式化是对学习者学习行为的抽象表示, 从图 1 所描述的个性化学习系统的一般架构可以看出: 它是系统的重要组成部分, 国内外不少学者对此展开过研究^[22,23], 是设计推荐引擎的基础. 本文从推荐算法的视角出发, 抽取学习者的认知结构和认知水平特征, 并关注与它们相关的两个方面:

(1) 学习者学习点的动态迁移. 学习是一种动态过程, 学习者不同时间段的学习内容会随着本身知识结构的变化处在迁移当中. 比如: 学习者如果已经掌握了一些基础知识点, 会进入后续阶段学习, 不会一直停留在某些知识点上. 显然, 系统要反映学习者这种兴趣点转移现象并加以捕捉. 为了表达兴趣点的时间性, 引入符号 $tim(s_i, c_x)$ 表示学生 s_i 学习概念 c_x 时的最后时间点, 作为时间衰减函数的变量.

(2) 学习的循序渐进特点. 根据最近发展区的认知

原则和因材施教的教育理念, 推荐学习资源应该尽量适应学习者的认知水平, 如果推荐过于简单或者太难的学习资源都难以表现个性化. 因此, 以知识点 (对应到本体中的概念) 为基本单位, 引入能力评估模型, 测算学习者对知识点掌握程度, 评价过程重点考虑 2 个因素: 用户答题的正确率和题目难度值, 并将评价结果量化成 {1, 2, 3, 4, 5, 6} 之间的离散值, 分别代表 {初学, 不及格, 及格, 中等, 良, 优} 6 个不同的认知层级, 用 $abi(s_i, c_x)$ 符号表示.

因此, 对于 $\forall s_i \in S$, 根据 s_i 学习行为所记录的学习对象集合 $L(s_i)$, 其特征表示为: $M(s_i) = \{< c_x, tim(s_i, c_x), abi(s_i, c_x) > | 1 \leq x \leq u, c_x \in C\}$

1.3 学习资源的标注

在本系统中学习资源会封装成学习对象, 主要工作内容是标注学习资源涉及到的知识点, 由教师进行管理. 标注了语义信息的学习资源增强了机器对它的了解, 有利于增强学习者与资源之间的联通性. 因此, 对于 $\forall o_j \in O$ 学习对象的语义特征可表示为:

$$V(o_j) = \{c_y, dif(o_j, c_y) | 1 \leq x \leq t, c_y \in Con(o_j)\} \quad (1)$$

2 融合学习者时序行为和认知水平的推荐算法

从图 1 所描述的个性化学习系统的一般架构可以看出: 推荐引擎是系统的核心, 学习资源推荐算法是设计推荐引擎的重要工作内容, 其目标是计算学习者和学习资源的相关性来产生推荐, 必须以学习者的特征表示和学习资源的标注为基础数据结构.

学习是一个动态变化的过程,对时间相当敏感,要充分考虑时间因素,比如:学习者对学习过且已掌握的知识点显然没有再学习的必要,如果继续推荐,不但不会引起学习者的兴趣,反而会造成干扰.因此,引入一个时间衰减函数来描述学习者这种学习兴趣点的变化.

认知理论强调:学习是一个循序渐进的过程,理想的教育是因材施教,因此,在设计学习资源推荐算法时必须考虑到学习资源的难度与学习者认知水平的匹配问题,才能体现个性化.首次在推荐算法中导入难度匹配算子以对所推荐学习资源的权重产生影响,反映不同认知水平学习者在获取学习资源之间的差异.

2.1 时间衰减函数

为了合理地运用时间衰减函数表达时序特征,应该让函数值随着学习活动发生时间产生波动,且时间越久远,函数值越小;反之,时间越近,函数值越大.因此,对学习者 s_i 学习知识点 c_x 的时间权重形式化表示为:

$$W_Time(s_i, c_x) = 1 / (1 + \mu DS \text{pan}(tim(s_i, c_{nearest}) - tim(s_i, c_x))) \quad (2)$$

式中, $tim(s_i, c_{nearest})$ 代表学习者 s_i 最后的学习时间点.

$DSpan$ 函数用于计算出学习者 s_i 学习知识点 c_x 时距离学习知识点 $c_{nearest}$ 的天数;

μ 是常量,代表时间衰减因子,用于调整衰减速度,比如: $1/7, 1/30$ 分别表达衰减速度是按星期衰减和按月衰减.

分析不难得出:衰减函数在最后学习发生时间的函数值达到最大值 1,表达了最近的学习点是最能表达学习者的兴趣点;函数值会随着时间变量的减小而逐渐增大,反映了时间越近的学习活动,相关学习对象应该得到更大的推荐机会,符合现实逻辑,具有合理性.

2.2 学习者认知水平与学习资源难度匹配算子

学习资源的难度与学习者认知水平越相当,其匹配值应该越大;反之,则应当减小.因此,学习者 s_i 兴趣的知识点 c_x 与标注 c_x 的学习资源 o_j 匹配度计算可形式化为:

$$Match(abi(s_i, c_x), dif(o_j, c_x)) = \frac{2abi(s_i, c_x) \cdot dif(o_j, c_x)}{abi(s_x, c_x)^2 + dif(o_j, c_x)^2} \quad (3)$$

对公式 (3) 分析不难得出:难度值与认知水平相等时,其值达到最大值 1;难度值与认知水平差异越大时,其值会越小.

2.3 学习者与学习资源的匹配度计算

设 $s_i \in S, o_j \in O, s_i$ 的特征 $M(s_i) = \{< c_x, tim(s_i, c_x), abi(s_i, c_x) > | 1 \leq x \leq u, c_x \in C\}$, o_j 的特征 $V(o_j) = \{c_y, dif(o_j, c_y) | 1 \leq x \leq t, c_y \in Con(o_j)\}$, 计算学习者 s_i 和学习资源 o_j 的匹配度 $Rec_Val(s_i, o_j)$ 为:

$$Rec_Val(s_i, o_j) = \sum_{\forall c_x \in M(s_i) \cap V(o_j)} \alpha W_Tim(s_i, c_x) \cdot \beta Match(abi(s_i, c_x), dif(o_j, c_x)) \quad (4)$$

式中, α, β 是调整因子,两者取值必须满足 $\alpha \cdot \beta = 1$;

公式 (4) 的含义是:学习者与学习资源的匹配度是由其相交的语义概念元素的累和;概念匹配值大小受时间因素和认知水平影响,学习资源难度与学习者认知水平越相近,且学习时间点越近,其匹配值越大,就越有可能得到被推荐给学习者的机会.

3 实验分析

为了验证所提出算法的有效性,以《C 语言程序设计》课程为主题,以 VS 2012+C#+Sql Server+XML 为开发环境,建立简化的但具备一般性的在线学习平台.受篇幅所限,这里只列举具有代表性的部分测试数据,为了更好地理解算法的计算过程,实验数据以表格形式展示.实验结果表明:该算法能根据学习者的特征,向学习者推荐个性化学习资源,较好地体现出自适应性.

3.1 算法实验过程描述

(1) 构建《C 语言程序设计》课程知识库

① 构建语义库

构建语义库时,以知识点名称表达概念,因为本推荐算法不涉及到知识点之间关系运算,故所有知识点是并列的集合,部分知识点如表 1.

表 1 《C 语言程序设计》知识点集合(部分)

知识点名称	知识点名称
数据类型	字符串
表达式	函数
输入输出函数	预处理命令
选择语句	指针
循环语句	结构体
数组	文件

② 标注资源库

资源库由学习对象组成,数据标准可参照 IEEE LOM 进行元数据描述,其封装的学习资源(课件,作业,习题等)可通过 URI 来唯一标识和定位,由于实验的核心是测试算法,这部分的工作重点是标注学习对象的语义和难度,语义标签就是学习对象所涉及到的知识点.其部分内容列举如表 2.

表 2 学习对象及其语义标注

文件名	类型	标注的语义
(1) 第 3 章数据类型	ppt	数据类型[1]
(2) 第 3 章数据类型习题 (1)	doc	数据类型[2]
(3) 第 3 章数据类型习题 (2)	doc	数据类型[3]
(4) 第 3 章数据类型习题 (3)	doc	数据类型[4]
(5) 第 3 章表达式 (1)	ppt	表达式[1]
(6) 第 3 章表达式 (2)	ppt	表达式[2]
(7) 第 3 章数据类型表达式习题 (1)	docx	数据类型[4],表达式[3]
(8) 第 4 章 顺序程序设计	pptx	输入输出函数[2]
(9) 第 4 章 顺序程序设计习题	docx	输入输出函数[3]
(10) 第 5 章 选择结构程序设计	ppt	选择语句[1]
(11) 第 5 章 选择结构程序设计 (2)	rmvb	选择语句[3]
(12) 第 6 章 循环控制习题与答案	doc	循环语句[3]
(13) 第 7 章 数组	ppt	数组[1]
(14) 第 7 章 数组	rmvb	数组[1]
(15) 第 7 章 数组习题与答案 (1)	docx	数组[3]
(16) 第 7 章 数组习题与答案 (2)	docx	数组[4],循环语句[3]
(17) 第 8 章 函数	pptx	函数[1]
(18) 第 8 章 函数习题与答案 (1)	docx	函数[2]
(19) 第 8 章 函数习题与答案 (2)	docx	数组[4],函数[4]
(20) 第 9 章 预处理命令	pptx	预处理命令[2]
(21) 第 10 章 指针	pptx	指针[1]
(22) 第 10 章 指针习题	docx	指针[2]
(23) 第 10 章 指针习题与答案 (2)	docx	数组[4],指针[3]
(24) 第 10 章 指针习题与答案 (3)	docx	函数[4],指针[3]

表注:“标注的语义”栏目[]内的值为学习资源中所标注知识点的难度.

二、学习者形式化特征

经过一段时间学习之后,分析引擎得到表 3 所示学习者特征向量.

三、匹配度计算

试验时,时间函数公式 (2) 的衰减因子采用按月即 $\mu = 1/30$ 速度衰减;时间因素和难度因素被认为同等重要,对公式 (4) 的权重取值: $\alpha=1, \beta=1$;以表 1、表 2 的知识库,表 3 的学习者特征向量为基础,计算两者的相关性,从而为每位学习者产生按值倒排索引方式的 Top-3 学习资源推荐,公式 (4) 的计算具体过程数据列举为表 4.

表 3 学习者形式化特征

学习者	形式化特征
S1	数据类型[2017-7-10,1],表达式[2017-7-20,1]
S2	表达式[2016-7-10,3],选择语句[2017-8-15,3],循环语句[2017-9-1,2]
S3	循环语句[2017-6-1,5],数组[2017-10-11,5]
S4	数组[2017-10-11,3],函数[2017-11-15,2]
S5	数组[2017-8-11,4],函数[2017-10-20,4],指针[2017-11-11,2]

表注:“形式化特征”栏目[]内的值为学习者学习该知识点的时间和认知水平.

从表 4 可以看出:

(1) 时间函数较好反映了学习的动态迁移特性.对于时间函数 $W_Time(s_i, c_x)$,学习者最后学习的知识点,为时效性最大值 1,显然标注为此知识点的学习资源被推送的可能性增大;而学习者学习知识点的时间距离越久,权值越小,比如: S2 学习“表达式”的时间点在 [2016-7-10],距离最后学习“循环语句”时间点[2017-9-1] 418 天,其权值只有 0.067,则标注为此知识点的学习资源被推送的可能性大大减少.

(2) 认知水平与难度匹配算子较好地体现出学习循序渐进的认知原则.对于匹配算子 $Match(abi(s_i, c_x), dif(o_j, c_x))$,学习资源的难度值与认知水平相等时,其值为最大值 1,显然该学习资源被推送的可能性增大;而难度值与认知水平差异越大时,其值就越小,比如: S4 学习“函数”的认知水平为 1,学习资源 (24)“函数”知识点难度值达到 4,其匹配度仅为 0.47,最后没有得到被推荐的机会.

(3) 推荐算法所产生的学习资源,符合学科教师的教学经验.以 S5 学习者为例:其形式化特征为 (数组 [2017-8-11,4], 函数[2017-10-20,4], 指针[2017-11-11,2]),说明该学习者最近正在学习“指针”,而对于“函数”和“数组”的认知水平已经达到中等水平,需要通过学习指针与数组关系、指针与函数关系来进一步提升对指针、数组、函数的理解.从表 4 可以看出,对 S5 最后推送的学习资源依次是 (24)、(23)、(22)(分别是: (24) 第 10 章 指针习题与答案 (3)(函数[4],指针 [3]), (23) 第 10 章 指针习题与答案 (2)(数组[4],指针 [3]), (22) 第 10 章 指针习题 (指针[2])),而没有优先推荐学习资源 (21)、(19)、(18)、(17)、(16)、(15)、(14)、(13)因为这些资源是学习者已经学习过、较为简单的学习资源,不符合学习者认知现状.

表4 公式(4)匹配度计算过程

学习者	W_Time(s_i, c_x)	Match($abi(s_i, c_x), dif(o_j, c_x)$)	Rec_Val(s_i, o_j)	Top-3
S1	数据类型[0.75]	数据类[(1):1,(2):0.8,(3):0.6,(4):0.47,(7):0.47]	(1):0.75,(2):0.6,	(5):0.95
	表达式[1]	表达式[(5):1,(6):0.8,(7):0.6]	(3):0.45,(4):0.35	(7):0.95
S2	表达式[0.067]	表达式[(5):0.6,(6):0.92,(7):1]	(5):1,(6):0.8,(7):0.95	(6):0.8
	选择语句[0.638]	选择语句[(10):0.6,(11):1]	(5):0.05,(6):0.06	(12):0.92
	循环语句[1]	循环语句[(12):0.92,(16):0.92]	(7):0.07,(10):0.38	(16):0.92
S3	循环语句[0.185]	循环语句[(12):0.88,(16):0.88]	(11):0.64,(12):0.92	(11):0.64
	数组[1]	数组[(13):0.38,(14):0.38,(15):0.88,(16):0.97,(19):0.97,(23):0.97]	(16):0.92	(16):1.13
			(12):0.16,(13):0.38	(19):0.97
S4	数组[0.462]	数组[(13):0.6,(14):0.6,(15):1,(16):0.96,(19):0.96,(23):0.96]	(14):0.38,(15):0.88	(23):0.97
	函数[1]	函数[(17):1,(18):0.8,(19):0.47,(24):0.47]	(16):1.13,(19):0.97	(17):1
			(23):0.97	(19):0.91
S5	数组[0.246]	数组[(13):0.47,(14):0.47,(15):0.96,(16):1,(19):1,(23):1]	(15):0.46,(16):0.44	(18):0.8
	函数[0.566]	函数[(17):0.47,(18):0.94,(19):1,(24):1]	(17):1,(18):0.8	(24):0.47
	指针[1]	指针[(21):0.8,(22):1,(23):0.92,(24):0.92]	(19):0.91,(23):0.44	(13):0.12,(14):0.12
		(24):0.47	(15):0.24,(16):0.24	
			(17):0.27,(18):0.53	(24):1.49
			(19):0.81,(21):0.8	(23):1.17
			(22):1,(23):1.17	(22):1
			(24):1.49	

表注: () 中的编号对应表2中的学习资源编号, []内的值为对应栏目内的计算值。

3.2 算法的时间复杂度分析

学习者的学习资源推荐是需要实时计算的,其时间复杂度不能过于复杂,这里采用事前估算方法评估所提出的推荐算法时间复杂度。假定个性化推荐系统中的学习者数为 s , 本体概念映射的知识点数为 m , 学习资源的数目为 n ; 深入分析公式(4)后不难得出,对于任一学习者其推荐计算的时间复杂度最坏情况下为 $(m \times n)$ 。但在实际情况下,由于学习者的学习内容是有限的,不妨设最大值为常量 C , 因此,所提出的推荐算法的实际时间复杂度为 $(C \times n)$ 。由此可见,算法具有较低的复杂度,具备实时计算性能。

4 总结与展望

本个性化学习资源推荐算法从学习者学习行为的时间性和认知水平存在差异视角出发,提出一种计算学习者特征和学习资源相关性算法。通过导入时间衰减函数反映学习者学习兴趣点动态迁移,应用难度匹配算子匹配认知水平和学习难度,实验证明,算法效果和性能良好,具备实践应用的可行性。未来,此推荐算法还可以充分利用知识点之间的关系,计算学习资源标签语义的相关性进行改进,以提高推荐算法的查全率。

参考文献

- 1 中华人民共和国教育部. 教育信息化十年发展规划(2011-2020). <http://www.moe.gov.cn/publicfiles/business/htmlfiles/moe/s3342/201203/133322.html>. [2012-03-13/2014-11-01].
- 2 祝智庭, 管玉琪. “网络学习空间人人通”建设框架. 中国电化教育, 2013, (10): 1-7. [doi: 10.3969/j.issn.1006-9860.2013.10.001]
- 3 毕家娟, 杨现民. 联通主义视角下的个人学习空间构建. 中国电化教育, 2014, (8): 48-54. [doi: 10.3969/j.issn.1006-9860.2014.08.010]
- 4 US Department of Education, Office of Educational Technology. Transforming American education: Learning powered by technology. <https://eric.ed.gov/?id=ED512681>. [2010-07-06].
- 5 Xu HS, Zhang RL, Lin CJ, et al. Construction of E-commerce recommendation system based on semantic annotation of ontology and user preference. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 2014, 12(3): 2028-2035.
- 6 艾鹏强. 基于时序行为和标签关系的个性化新闻推荐系统研究[硕士学位论文]. 天津: 天津理工大学, 2016.
- 7 郑祥云, 陈志刚, 黄瑞, 等. 基于主题模型的个性化图书推荐算法. 计算机应用, 2015, 35(9): 2569-2573.
- 8 欧阳嘉林. 基于图的个性化音乐推荐[硕士学位论文]. 杭

- 州: 浙江大学, 2013.
- 9 陈天昊, 帅建梅, 朱明. 一种基于协作过滤的电影推荐方法. 计算机工程, 2014, 40(1): 55–58, 62. [doi: [10.3969/j.issn.1000-3428.2014.01.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3428.2014.01.011)]
 - 10 Popescul A, Pennock DM, Lawrence S. Probabilistic models for unified collaborative and content-based recommendation in sparse-data environments. Proceedings of the 7th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Seattle, Washington. 2001. 437–444.
 - 11 Arora G, Kumar A, Devre GS, *et al.* Movie recommendation system based on users' similarity. International Journal of Computer Science and Mobile Computing, 2014, 3(4): 765–770.
 - 12 Ekstrand MD, Riedl JT, Konstan JA. Collaborative filtering recommender systems. Foundations and Trends in Human-Computer Interaction, 2011, 4(2): 81–173. [doi: [10.1561/1100000009](https://doi.org/10.1561/1100000009)]
 - 13 Linden G, Smith B, York J. Amazon. com recommendations: Item-to-Item collaborative filtering. IEEE Internet Computing, 2003, 7(1): 76–80. [doi: [10.1109/MIC.2003.1167344](https://doi.org/10.1109/MIC.2003.1167344)]
 - 14 Cai Y, Leung HF, Li Q, *et al.* Typicality-Based collaborative filtering recommendation. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(3): 766–779. [doi: [10.1109/TKDE.2013.7](https://doi.org/10.1109/TKDE.2013.7)]
 - 15 Khribi MK, Jemni M, Nasraoui O. Automatic recommendations for e-learning personalization based on web usage mining techniques and information retrieval. Journal of Educational Technology and Society, 2009, 12(4): 30–42.
 - 16 Klačnja-Milićević A, Vesin B, Ivanović M, *et al.* E-learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification. Computers & Education, 2011, 56(3): 885–899.
 - 17 李保强, 吴笛. 基于知识关联的学习资源混合协同过滤推荐研究. 电化教育研究, 2016, 37(6): 77–83.
 - 18 姜强, 赵蔚, 刘红霞, 等. 能力导向的个性化学习路径生成及评测. 现代远程教育研究, 2015, (6): 104–111. [doi: [10.3969/j.issn.1009-5195.2015.06.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-5195.2015.06.013)]
 - 19 张杰, 林木辉. 基于主题学习的学习伙伴推荐算法. 计算机系统应用, 2014, 23(8): 119–124. [doi: [10.3969/j.issn.1003-3254.2014.08.021](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3254.2014.08.021)]
 - 20 林木辉, 张杰, 包正委. 智能教学系统中基于本体的知识表示及推送研究. 福建师范大学学报(自然科学版), 2009, 25(1): 120–124.
 - 21 IEEE Learning Technology Standards Committee. Institute of Electrical and Electronics Engineers. <http://ieeeltsc.org>.
 - 22 高虎子, 周东岱. 自适应学习系统学习者学习风格模型的研究现状与展望. 电化教育研究, 2012, 33(2): 32–38.
 - 23 姜曾贺, 吴战杰. 网络环境下多维学习者特征分析模型的构建. 电化教育研究, 2005, (4): 71–73.