

# 个性化e-Learning协作学习推荐系统研究\*

□ 王 剑 陈 涛

## 【摘 要】

作为一种利用互联网技术实现快速学习的新方式,e-Learning成为帮助学习者实现终身学习的一种重要方式。推荐系统和协作学习作为e-Learning的两种重要形式,将二者结合起来进行考虑具有重要的现实意义。本文将推荐系统和协作学习相结合,针对学习者的个性化特征,考虑学习者不同的学习能力,以更好地配合学习者之间的协作学习。实验结果表明,所提出的系统可以实现个性化的课程推荐,能够满足学习者的个性化需求,增强协作学习能力;协作学习在加深学习效果方面要比个人单独学习更有优势。本研究的意义在于:一是在推荐系统和协作学习混合的环境中考虑了学习者能力这个因素,二是设计出了协作学习的评估和反馈体系。

【关键词】 学习者能力; e-Learning; 协作学习; 推荐系统

【中图分类号】 G434

【文献标识码】 A

【文章编号】 1009—458 x (2016)07—0044—09

DOI:10.13541/j.cnki.chinade.20160726.002

## 一、引言

随着以信息技术为代表的现代科学技术的快速发展,新工具和新方法正在改变着人们的生产方式、生活方式、思维方式以及学习方式。与此同时,网络技术的出现也带来了大量可以解决远程学习的新方法。e-Learning逐渐受到人们的关注,经过几十年的发展,e-Learning的应用范围逐步扩大,使得我们在日常生活中的学习和交流过程变得更加便捷(González-Gómez, Guardiola, Rodríguez, & Ionso, 2012)。

与传统学习相比,e-Learning是凭借信息技术和网络技术来解决信息分散问题和实现快速学习的一种全新方式(余兰, 2008)。e-Learning允许学习者通过网络在一个虚拟的学习环境中进行学习,使得学习者实现任何时间、任何地点的学习,进一步帮助人们实现终身学习的需要。但是,e-Learning的广泛应用也产生了海量的学习资源,如何快速地发现学习者所需的学习资源逐渐变成e-Learning快速发展的障碍。对于这个问题,传统的解决方案是利用搜索

引擎来查找学习者所需的相关资源。由于搜索引擎不能基于学习者的兴趣或者偏好来定位合适的学习资源,从而出现了e-Learning推荐系统,更好地帮助学习者找到所需的学习资源(Salehi & Kamalabadi, 2013)。

e-Learning推荐系统是将电子学习技术与智能推荐技术进行整合而产生的一种学习平台。它的基本思想是通过电子学习平台获取学习者的相关信息,然后对这些信息进行一定的整理分析,利用信息检索(Information Retrieval, IR)技术推荐各种各样满足学习者兴趣或偏好的信息,为学习者提供个性化的服务(Blanco-Fernández, et al., 2008)。e-Learning推荐系统可以通过分析学习者的浏览行为、兴趣或者偏好(Wang & Shao, 2004; Hsu, 2008; Salehi & Kamalabadi, 2012)来帮助选取合适的学习资源,极大地提高学习者的学习效率,加速学习过程,增强学习的热情。

e-Learning在其发展过程中出现的另一种重要的发展模式是协作学习(Collaborative Learning)。在信息化社会中,人们的学习方式往往趋向于集群化、交互化以及协作化。计算机支持的协作学习(Com-

\* 本文系国家自然科学基金项目“面向人与 Agent 混合的多团队协作仿真训练方法研究”(项目编号:71271094)阶段性成果。



puter Supported Collaborative Learning, CSCL)是指利用计算机技术和网络技术形成的、可以支持学习者进行协作学习的应用系统 (Cabrera-Lozoya, Cerdan, Cano, Garcia-Sanchez, & Lujan, 2012)。在CSCL中, 知识级别不同的学习者拥有平等的机会参与学习交互过程, 通过知识的分享和获取达到更好地完成学习任务的目的, 学习者可以完全控制自己的学习过程。此外, CSCL鼓励学习者在协作学习过程中交换各自的观点, 分享自己拥有的知识以及获取同伴分享的知识来更好地解决在学习中遇到的问题, 从而更顺利地完成任务 (Casamayor, Amandi, & Campo, 2009; 王晶, 李艳燕, 王迎, 等, 2007)。

虽然已有许多e-Learning的研究, 但还存在一些缺点或者不足之处。首先, 这些研究往往都只关注e-Learning的某一方面, 要么偏重于推荐系统的研究, 要么偏重于协作学习的研究, 几乎没有同时兼顾对于推荐系统和协作学习的研究; 其次, 在现有的个性化推荐系统中, 学习者往往缺乏实时的学习帮助, 不能在学习中收到同伴的帮助, 更好地学习所推荐的学习资源; 再次, 虽然已有很多利用学习者的浏览行为、兴趣或者偏好来推荐学习资源的研究, 但是往往忽视对于学习者能力这个重要因素的关注; 最后, 虽然已有对于协作学习评估的研究, 但是如何利用学习者在协作学习过程中产生的相应数据还未能得到更好的研究。鉴于以上分析, 本文尝试将课程推荐系统与学习者之间的协作学习相结合, 融入学习者能力这一个性化因素, 提出了一个个性化的e-Learning协作学习推荐系统, 推进该研究主题的深入发展。

## 二、文献综述

### (一) e-Learning 推荐系统

推荐系统是指通过分析使用者的历史行为, 在此基础上主动推荐给使用者一些能够满足其兴趣或者需要的信息。自上个世纪以来, 推荐系统的应用范围已扩散到许多领域, 包括商业、医药以及教育等。在商业领域中, 推荐系统通常是利用网络世界中存在的商业网站收集消费者的信息, 基于一定的统计分析之后提供给消费者一些产品信息和建议, 以帮助消费者购买合适的商品。而在教育领域中, 很多研究者主要是

利用e-Learning推荐系统推荐合适的学习资源, 为学习者提供相对应的个性化学习环境。

Chen等人 (Chen, Liu, & Chang, 2006) 提出了一个基于Web的个性化学习指导系统, 该系统采用贝叶斯估计方法分析学习者能力, 并通过修改的项目响应理论 (Item Response Theory) 将课程难度、学习者能力以及学习课程概念的连续性相结合, 为学习者产生个性化的课程序列。陶剑文和姚奇福 (2007) 提出了一个基于Web使用挖掘的集成多Agent和Web services的分布式个性化学习推荐系统。该系统采用最近最少使用策略的系统推荐算法, 通过对学习者的历史数据分析, 发现学习者的使用模式, 以此为学习者推荐符合其学习行为的课程。Li等人 (Li, Chang, Chu, & Tsai, 2012) 提出了一个可以自我调节的电子课程生产过程。该过程基于学习素材的难度和学习者的能力以及学习目标, 通过最大相似度估计方法分析学习者能力和学习目标, 并通过遗传算法和粒子群优化算法产生个性化的推荐素材给学习者。Salehi和Kamalabadi (2012) 提出了一个混合的、基于属性的电子学习素材推荐系统。该系统采用基于属性的多维度模型的素材推荐途径, 将基于内容的过滤、协同过滤以及一些混合的途径等推荐方法相结合, 可以自适应地依据学习者的偏好和逐渐改变的兴趣推荐合适的学习素材。其中, 基于内容的过滤被运用于学习者行为和特定素材的相似性的建立, 协同过滤被运用于学习者之间偏好的相似性的建立。Aher和Lobo (2013) 提出了一个基于历史数据的机器学习算法集合的课程推荐系统, 该系统采用集群算法和联合规则算法, 基于其他学习者的课程选择历史记录推荐合适的课程。其中, 联合规则算法被用于建立历史记录数据集合之间的关系, 集群算法被用于分类历史记录数据集合。

由此可见, e-Learning推荐系统已经得到很大的发展, 许多优秀的算法都被用于其中。但还存在一些不足。比如, 目前的e-Learning推荐系统不能很好地多样化地推荐学习资源, 缺乏有效的对于推荐质量进行评价的机制等。这些问题限制了e-Learning推荐系统的发展。因此, 如何充分利用各种新技术, 建立一个具有实用性的个性化e-Learning推荐系统还需要进一步研究和实践。而在上述方法中, 项目响应理论常被用于表示使用者的潜在心理特征是否可以

通过测试题反映出来以及测试题与使用者之间的互动关系,而最大相似度估计方法被广泛用于样本值的估计且易于实现。因此,本研究的课程推荐部分采用最大相似度估计方法来估计学习者能力,采用项目响应理论来推荐合适的课程。

## (二) 计算机支持的协作学习 (CSCL)

协作学习是指一项学习者可以采用互助合作的方式来最大限度地促进其学习的活动,同时也是一种学习者可以通过以团队的形式进行讨论和信息分享来达到彼此方便地交流和获取新知识这一目的的途径。计算机支持的协作学习(CSCL)可以充分利用计算机交流便捷的优势,实时地让学习者分享和讨论各自的观点,总结各自的学习经验,以此来帮助学习者更好地实现其学习目标。

在特定的e-Learning环境下,由于学习者在协作学习过程中会产生大量的交互或者存在学习者控制整个学习过程的问题,导致分析学习者的协作学习情况变得困难。目前,已经存在一些使用统计分析方法来解决这一问题的研究。例如,Talavera和Gaudio-so (2004)提出了一些交互统计指标来分析学习者的交互过程,但仅仅被用于证明使用集群技术对学习者的交互过程进行分类是可行的。Gómez-Sánchez等人(2009)提出了一个在e-Learning环境下分析学习者交互的框架,通过分析学习者的交互来帮助达到促进学习的目的,却并没有关注学习者是否协作。Anaya和Boticario (2011)采用机器学习技术来分析学习者在协作学习中的交互情况,通过给学习者提供一个协作学习过程以消除学习者之间消极的交互,并采用了一些领域独立的统计指标来分析学习者的交互情况,却没有考虑将交互情况实时反馈给学习者,以便更好地促进他们的学习。Anaya等人(2013)提出了一个使用影响图的协作学习环境下的推荐系统。通过采用影响图中包含的一些定量的统计指标来追踪和分析学习者的团队交互情况,并通过机器学习技术分析合理的统计指标以及推荐产生问题的环境。

协作学习的关键在于学习者之间的交互。仅仅简单地把学习者放在一个协作的环境中并不一定会产生很好的效果,我们需要更深入地了解学习者在协作学习过程中的各种活动。良好的协作学习依赖于良好的协作机制以及协作过程中的评价与反馈机制,加强协作过程中的评价与反馈,可以有效地促进学习者更好

地进行协作交互。虽然上述研究探讨了一些对于协作过程中交互的分析评价机制,但并没有将协作过程的分析评价机制和信息反馈机制进行深入的结合。鉴于此,本研究通过提供给学习者一个预先设计的协作学习活动,然后采用两类统计指标来分析学习者的协作学习情况,并采用两种专家制定的信息反馈规则将信息反馈机制和学习者能力相结合,把学习者的协作学习活动、对于协作学习过程的分析评价和信息反馈三者紧密地联系起来。

## 三、系统结构介绍

本研究提出的个性化e-Learning协作学习推荐系统主要分为课程推荐、协作学习和协作学习过程评估及反馈三大模块(如图1所示)。其中,课程推荐模块用于估计学习者能力以及推荐相应的学习课程;协作学习模块用于学习者协作学习活动的安排;协作学习过程评估及反馈模块用于对学习者的协作学习进行分析评估,根据给学习者评估结果提供相应的信息反馈。

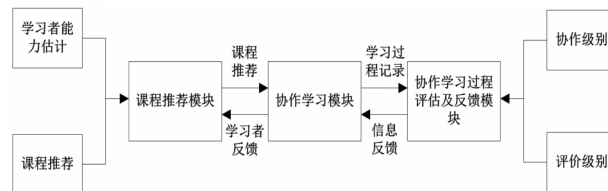


图1 个性化e-Learning协作学习推荐系统框架图

### (一) 课程推荐模块

一般情况下,项目响应理论被用来分析测试者的潜在心理特征(Chen, Lee, & Chen, 2005),本研究采用该理论来对学习者的能力进行建模。所用的项目响应理论的单参数模型如公式1所示:

$$P_j(\theta_k) = \frac{1}{1 + e^{-D(\theta_k - b_j)}}, \quad Q_j(\theta_k) = 1 - P_j(\theta_k) \quad (1)$$

其中, $P_j(\theta_k)$ 表示在低于学习者能力 $\theta_k$ 的级别下学习者可以完全理解第j门课程的可能性; $Q_j(\theta_k)$ 表示在低于学习者能力 $\theta_k$ 的级别下学习者不完全理解第j门课程的可能性; $b_j$ 表示第j门课程的困难级别; $D$ 为常数1.702。

课程推荐模块细分为学习者能力估计和课程推荐两部分(如图2所示)。其中,学习者能力估计部分运用最大相似度估计方法对学习者的能力进行评估,课程推荐部分运用信息函数策略来给学习者推荐合适的学习课程。



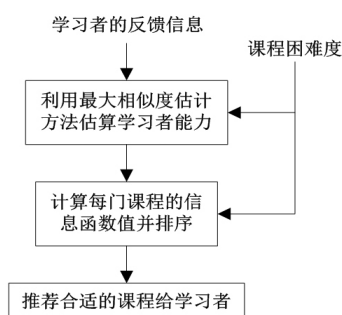


图2 课程推荐模块结构图

### 1. 学习者能力估计

在给学习者推荐学习课程之前, 基于学习者对于课程的理解度以及课程难度, 对学习者的能力进行估计。以往考虑学习者能力这一个性化因素时, 一般会采用最大相似度估计方法和贝叶斯估计方法来计算学习者的能力。由于最大相似度估计方法具有简单易懂的特性, 并且运算结果精度满足本研究的要求, 因此, 本研究采用该方法来估计学习者能力 (Garzón-Alvarado, Martinez, & Segre, 2011)。其相似函数如公式2所示:

$$L(u_1, u_2, \dots, u_n | \theta_k) = \prod_{j=1}^n P_j(\theta_k)^{u_j} Q_j(\theta_k)^{1-u_j} \quad (2)$$

其中,  $u_j$  表示第  $k$  个学习者对于第  $j$  门课程的理解度。当学习者可以完全理解这门课程时,  $u_j = 1$ ; 否则,  $u_j = 0$ 。

然后采用牛顿-拉夫森迭代法 (Chen & Chung, 2008) 计算上述相似函数的最大值以获取学习者的能力具体数值, 如公式3所示:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - g(\theta_t) / g'(\theta_t) \quad (3)$$

其中,

$$g(\theta_t) = D \sum_{j=1}^n (u_j - P_j(\theta_k)); \quad g'(\theta_t) = -D^2 \sum_{j=1}^n (P_j(\theta_k) Q_j(\theta_k))$$

其中, 学习者能力  $\theta_k$  被限制在 -2 到 2 这个范围内, -2 表示学习者拥有最差的能力, 0 表示学习者拥有中等的的能力, 2 表示学习者拥有最好的能力。当学习者可以完全理解一门课程的相关内容时, 该学习者能力将会提升; 否则, 该学习者能力将会下降。

### 2. 课程推荐

在对学习者能力进行估计之后, 本模块基于估计结果给学习者推荐合适的课程。通过信息函数策略计算出每门课程的信息函数值, 以此为学习者推荐合适的课程。课程的信息函数如公式4所示:

$$I_j(\theta) = \frac{(1.7)^2}{[e^{\frac{1.7(\theta - b_j)}{2}}][1 + e^{-1.7(\theta - b_j)}]^2} \quad (4)$$

其中,  $\theta$  表示被估计的学习者能力;  $b_j$  表示第  $j$  门课程的难度;  $I_j(\theta)$  表示第  $j$  门课程的信息函数值。在计算出每门课程的信息函数值后, 对所有的课程以降序方式进行排序, 给学习者推荐一定数量的课程。

### (二) 协作学习模块

根据 Johnson 等人 (2004) 提出的理论, 协作学习包含积极的相互依赖、个人责任、面对面的促进互动、社交技能和小组处理五个要素。好的协作学习依赖于好的协作学习机理和评估反馈机理, 因此, 本研究重新设计了学习者的协作学习流程 (如图3所示)。

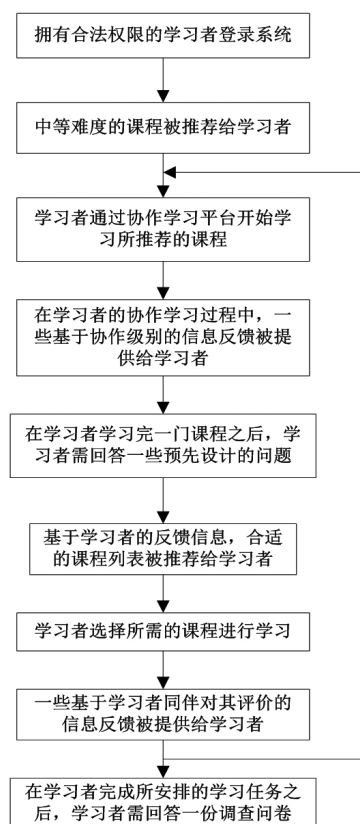


图3 学习者的协作学习流程

在开始学习之前, 每个学习者会被安排一项总的学习任务, 即参与 20 门左右的课程学习。鉴于每个学习者的能力有差异, 在学习者登录系统后, 学习者的学习过程将被分为两个阶段。在第一阶段学习中, 当学习者想要学习某一类课程时, 系统会推荐一门中等难度的课程, 学习完该课程后, 学习者需回答两个

预设的反馈问题，为第二阶段的学习做铺垫。

在第二阶段的学习中，基于第一阶段估计的学习者初始能力进行分组，在分组过程中指导专家也会参与其中。为每个小组提供一些交互工具。这些交互工具包括供学习者协作交互，更好地促进学习者之间的学习。如同步的即时工具、异步的论坛等。在学习者学习第二门课程时，系统会基于学习者的初始能力推荐合适的课程列表。学习者可以按照所推荐课程的排序来选择接下来要学习的课程。如果学习者学习过在所推荐的课程中排序第一的课程，该学习者就应该选择排序第二的课程，依此类推。学习者在课程学习的过程中，可以与同伴就某一问题进行讨论，也可以分享自己在学习中获得的经验，通过这种方式更好更快地掌握课程知识点。在学习者进行讨论分享的过程中，系统实时记录学习者的行为，追踪学习者的学习过程。如果某一学习者在一段时间内没有参与讨论分享，或者参与次数相对较少，并且其学习能力较强，系统会产生一个警告给该学习者，以此让该学习者多多参与讨论分享；而当某一学习者在一段时间内参与讨论分享次数相对较多，并且其学习能力较低，系统会给他提供一个奖励，以此来鼓励该学习者在后续的学习中更好地参与讨论分享。在学习者学完某一课程之后，需要回答一些预先设计的反馈问题，包括学习者对于所学课程困难度的认可程度、对于所学课程的理解度以及对于小组同伴协作情况的认可程度等。其中，对于所学课程的理解度被用于估计学习者能力以及后续学习课程的推荐；对于小组同伴协作情况的认可程度包括对于其同伴在协作学习中的协作次数和协作质量的综合认可，将被用于从另一个方面获取学习者在学习过程中的协作情况。

在学习下一门课程时，学习者同伴对其协作情况的认可程度会被反馈给该学习者。如果同伴对其协作情况的总体认可程度较低，系统会给该学习者提供一个警告；相反，系统会提供一个奖励。通过在协作学习过程中给学习者提供相应的警告或奖励来提高其协作学习质量。在完成总的学习任务之后，系统会给学习者提供一个在协作学习过程中所接收的奖励和警告加权总排名，对于表现较好的学习者给予一定的奖励，同时也给予表现较好的学习小组一定的奖励。此外，在学习过程中指导专家会对每个学习者和学习小组的协作情况进行评估，该评估结果也会计入最终的

排名中。

（三）协作学习过程评估及反馈模块

在协作学习过程中，学习者的协作学习情况被动态地进行评估和分析，并把相应的结果反馈给学习者。本研究采用两种指标来评估学习者的协作情况，即学习者在协作过程中产生的交互情况以及学习者同伴对其进行的评价情况（Zea, Sánchez, Gutiérrez, Cabrera, & Paderewski, 2009; Zhu, Chen, Chen, & Chern, 2011）。

1. 协作级别

本研究采用的第一个协作学习分析指标是协作级别，该指标与学习者的协作主动性密切相关。为了更好地表示协作级别，本研究引入两种辅助指标——询问级别和回答级别（如表1所示）。

表1 在学习者协作学习过程中的定量统计指标

指标	含义	公式
询问级别	学习者在协作学习中询问问题的频率	$Level\_ask = \frac{N_{ask}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (N_{ask_i} - n * \frac{N_{ask}}{n})^2}}$
回答级别	学习者在协作学习中回答问题的频率	$Level\_answer = \frac{N_{ans}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (N_{ans_i} - n * \frac{N_{ans}}{n})^2}}$
协作级别	学习者的协作主动性	$Collaboration\_level = \omega * Level\_ask + (1 - \omega) * Level\_answer$

- 注：1.  $n$ 表示学习者的数目；  
2.  $N_{ask}$ 表示学习者在协作学习中询问问题的次数；  
3.  $N_{ans}$ 表示学习者回答其他学习者所提问题的次数；  
4.  $\omega$ 表示一个0到1之间的可调因子。

为了更好地量化协作级别，并遵从标准的李克特五分量法，将协作级别分为五个等级（如表2所示）。在协作学习过程中，基于学习者的协作级别和学习者能力提供信息反馈，一方面可以在信息反馈机制中引入个性化因素；另一方面可以使学习者相互促进，共同提高学习质量。学习者能力被分为三个类别，即小于-1，在-1和1之间，大于1。表3展示了信息反馈专家建立的协作级别反馈规则。

表2 协作级别等级分类

协作级别公式计算值	等级	含义
小于0.5	-2	学习者拥有非常差的协作表现
在0.5和0.8之间	-1	学习者的协作情况较差
在0.8和1.2之间	0	学习者拥有中等的协作级别
在1.2和1.5之间	1	学习者的协作情况较好
大于1.5	2	学习者拥有非常好的协作表现



表3 协作级别反馈规则

学习者能力	协作级别	反馈规则
在-2与-1之间	2	系统或者指导者提供一个奖励给学习者
	1或者0	指导者根据情况决定是否应该提供给学习者一个奖励
	-1或者-2	系统不应该打扰学习者的协作学习
在-1与1之间	2	系统或者指导者提供一个奖励给学习者
	1	指导者根据情况决定是否应该提供给学习者一个奖励
	0	系统不应该打扰学习者的协作学习
	-1	指导者根据情况决定是否应该提供给学习者一个警告
	-2	系统或者指导者应该给予学习者一个警告, 以使其更多地参与协作交互
在1与2之间	2或者1	系统不应该打扰学习者的协作学习
	0或者-1	指导者根据情况决定是否应该提供给学习者一个警告
	-2	系统或者指导者应该给予学习者一个警告, 以使其更多地参与协作交互

## 2. 评估级别

由于协作学习是一个团队活动, 仅仅采用协作级别来分析学习者的协作学习情况是片面的。因此, 采用第二个协作学习分析指标, 即评估级别。该指标与学习者同伴的认可度紧密相关。通过同伴认可程度的评估 (包括对其协作学习次数和协作学习质量的综合认可), 获得学习者相应的评估级别, 可以从另一个方面更加全面地获取学习者在协作学习中的协作情况。在学习者学习完推荐的课程之后, 将被要求回答一些预先设计的反馈问题, 包括学习者对同伴的协作学习情况的评估。评估级别的计算式如公式5所示:

$$\text{Evaluation\_level} = \frac{(n-1) * V_{\text{eva}}}{\sum_{n=1} V_{\text{eva}}} \quad (5)$$

其中,  $n-1$  表示在协作学习中除了特定的学习者之外的学习者数;  $V_{\text{eva}}$  表示同伴对该学习者的评价。为了更好地量化评估级别, 并且遵从标准的李克特五分量法, 本研究将评估级别分为五个级别: -2 表示“非常低”, -1 表示“低”, 0 表示“中等”, 1 表示“高”, 2 表示“非常高”。在学习者开始学习一门新的推荐课程时, 评估级别的结果将被反馈给学习者, 学习者可以了解到同伴对其协作情况的认可程度, 以便学习者在接下来的学习中更好地融入其中。信息反馈专家制定的评估级别反馈规则如表4所示。

## 四、实验结果分析

为了验证所提出的个性化 e-Learning 协作学习

表4 评估级别反馈规则

评估级别	反馈规则
-2	系统或者指导者应该给予学习者一个警告, 以使其更多地参与协作交互
-1	指导者根据情况决定是否应该提供给学习者一个警告
0	系统不应该打扰学习者的协作学习
1	指导者根据情况决定是否应该提供给学习者一个奖励
2	系统或者指导者提供给学习者一个奖励

推荐系统的有效性, 本实验以主修预先设计课程的60名学习者作为研究对象。在这60名学习者中, 20名学习者作为控制组参与单独的个人学习, 以便测试课程推荐模块的有效性; 其余的学习者作为试验组参与协作学习, 以此来测试整个系统的有效性。

### (一) 学习者能力估计及课程推荐验证

基于学习者的反馈信息和所学课程困难度的学习者能力可以在学习者的学习过程中动态地被估计, 即当学习者可以完全理解一门课程时, 学习者能力将提升; 否则会降低。图4和图5展示了学习者能力的调节过程以及所推荐最优课程的困难级别与被评估的学习者能力之间的关系。从中可以看出, 学习者能力确实可以在学习者的学习过程中被动态地估计, 并且该系统可以推荐合适的学习课程。从中也可以看出, 协作学习的学习效果在某种程度上优于单独的个人学习。

表5展示了所有学习者在完成总的学习任务后最终的平均学习者能力。实验结果显示, 参与协作学习的学习者最终的平均学习者能力要高于参与单独的个人学习的学习者最终的平均学习者能力, 这表明协作学习在加强学习效果方面比单独的个人学习更有优势, 这是因为学习者可以在协作学习过程中进行讨论和分享, 有助于课程的学习。

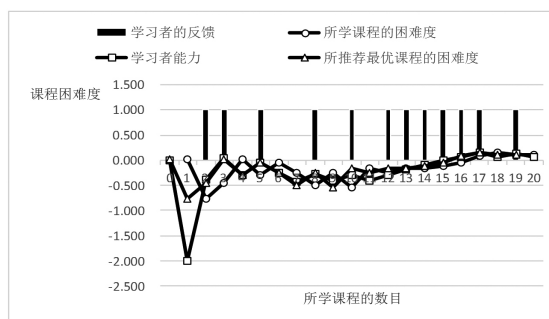


图4 在单独学习环境中学习者能力的调节过程以及所推荐最优课程的困难级别

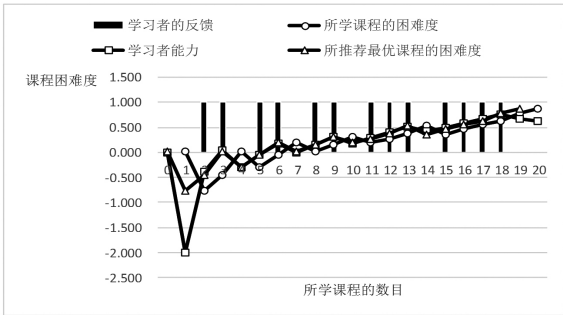


图5 在协作学习环境中学习者能力的调节过程以及所推荐最优课程的困难级别

表5 所有学习者的最终平均学习者能力

学习模式	比较项目		
	学习者数目	平均学习者能力	方差
单独的个人学习	20	0.518	0.0642
协作学习	40	0.719	0.0361

(二) 协作学习评估及反馈验证

在协作学习过程中，学习者可以实时地收到协作交互情况的信息反馈；同时，在开始学习一门新的推荐课程时，学习者也可以收到基于同伴对其评估的信息反馈。图6展示了所有学习者的协作学习评估情况。从中可以看出，学习者协作级别的取值主要集中在-1、0和1上，这表明大部分学习者比较积极地参与协作学习，同时也表明协作级别评估的有效性较好。学习者评估级别的取值则主要集中在-2和2上，表明评估级别的有效性不太理想，可能是由于这个指标很容易受到学习者主观感知的影响。此外，表6展示了所有参与协作学习的学习者在实验中接收到的信息反馈情况。从中可以看出学习者在协作学习过程中收到的警告数量稍多于奖励数量，这可能是由于部分学习者没有积极主动地参与协作学习。

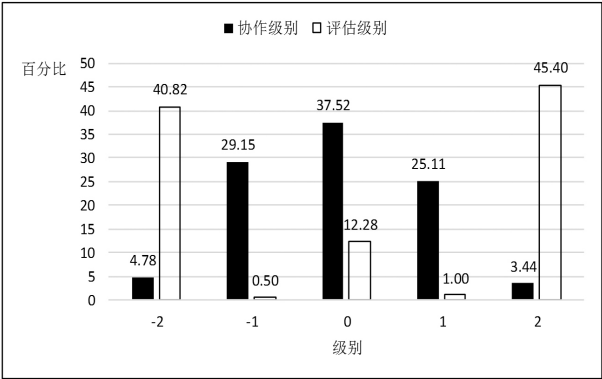


图6 学习者的协作学习评估情况

表6 协作学习过程中的信息反馈情况

反馈类型	指标类型	
	警告	奖励
协作级别	436 (54.8%)	360 (45.2%)
评估级别	362 (48.7%)	382 (52.3%)

(三) 学习者满意度调查

在实验中，当学习者完成总的学习任务之后，他们需要回答一份预先设计的调查问卷。表7显示了问卷调查的问题以及学习者的反馈结果（实际发放调查问卷60份，回收60份，有效回收率100%）。前两个问题是为了调查学习者对于该系统提供的课程推荐服务的满意度；后两个问题是为了调查学习者对于该系统提供的协作学习评估及反馈机制的满意度。实验结果表明，学习者对于该系统给予了较高的评价。

五、结论及未来研究展望

Johnson 等人（2004）表示，为了确保协作学习，必须对团队协作进行定期的分析处理。因此，我们提出了一个个性化 e-Learning 协作学习推荐系统。该系统不仅可以给学习者推荐合适的学习课程，还可以支持学习者的协作学习。本系统可以基于学习者对所学课程的反馈来动态地估计学习者能力，以此为基础给学习者推荐合适的学习课程。同时，该系统还提供了学习者协作交互的平台，学习者可以通过该平台讨论学习过程中遇到的问题以及分享学习经验，并通过评估学习者的协作学习情况提供一些信息反馈，以便学习者更好地参与协作学习。

实验结果显示：第一，所提出的系统确实可以实时动态地估计学习者能力，给学习者推荐合适的学习课程。这表明采用的项目响应理论以及最大相似度估计方法能较好地符合本研究的要求。第二，相对于单独的个人学习，协作学习确实可以很好地提高学习者的学习效率，极大地促进学习者的学习。这一结果表明，将协作学习和推荐系统相结合，再加入学习者能力这一个性化特征，确实可以提高学习者的学习效果。第三，学习者在协作学习过程中会比较积极地参与讨论分享，表明在协作学习评估中所采用的协作级别指标较为有效。但是，由于学习者同伴的评估比较容易受到主观感知的影响，从而导致在协作学习评估中所采用的评估级别指标的有效性没有达到预期效





表7 满意度问卷调查结果

问题1: 你认为在所提出的系统中, 课程推荐模块所推荐的课程感觉怎么样?					
学习者的选择	非常不合适	不合适	中等	合适	非常合适
	1 (1.7%)	8 (13.3%)	22 (36.7%)	20 (33.3%)	9 (15.0%)
问题2: 你认为在所提出的系统中, 课程推荐模块提供的个性化服务是否满足你的要求?					
学习者的选择	非常不满意	不满意	中等	满意	非常满意
	1 (1.7%)	7 (11.7%)	19 (31.7%)	22 (36.7%)	11 (18.2%)
问题3: 你是否满意所提出的系统在协作学习的过程中所提供的警告或者奖励频率?					
学习者的选择	非常不满意	不满意	中等	满意	非常满意
	1 (2.5%)	4 (10.0%)	18 (45.0%)	13 (32.5%)	4 (10.0%)
问题4: 你是否赞成所提出的系统在协作学习的过程中所提供的警告或者奖励机制?					
学习者的选择	非常不赞成	不赞成	中等	赞成	非常赞成
	2 (5.0%)	5 (12.5%)	15 (37.5%)	11 (27.5%)	7 (17.5.0%)

果。这也说明, 通过采用协作学习评估指标来动态地分析学习者的协作情况是可行的。第四, 所有参与协作学习的学习者收到的总体警告反馈数目要大于奖励反馈数目, 这可能是由于协作学习反馈机制对学习者的约束性不强, 从而导致少数学习者在接收到警告反馈后没有主动地参与讨论分享。第五, 学习者对于该系统给予了很高的评价, 表明学习者较肯定本研究将协作学习和推荐系统相结合的模式。

由于本研究仅采用了学习者能力这一个性化特性, 不能很好地体现个性化推荐, 因此, 在将来的研究中我们计划采用多个个性化特征来推荐学习课程, 从而更加全面地提高课程推荐部分的有效性。由于采用的评估级别指标容易受到人的主观感知的影响, 因此, 在将来的研究中将选取更加理想的评价指标来分析学习者的协作情况, 以便得到对于学习者协作情况更加合理的评估。此外, 由于采用的协作学习信息反馈机制不具有很强的约束性, 如何建立更完善的协作学习反馈机制, 从而可以更好地激励学习者活跃地参与协作学习也是将来要研究的问题之一。

#### [参考文献]

- 陶剑文, 姚奇福. 2007. 基于Web使用挖掘的个性化学习推荐系统[J]. 计算机应用(7): 1809-1812.
- 王晶, 李艳燕, 王迎, 等. 2007. 基于交互分析的协作学习过程研究——以“e-Learning 导论”在线课程分析为例[J]. 中国电化教育, 245: 44-48.
- 余兰. 2008. 中学生e-Learning现状、问题及对策研究[D]. 广西: 广西师范大学.
- Aher, S. B., & Lobo, L. M. R. J. (2013). Combination of machine learning algorithms for recommendation of courses in E-Learning System based on historical data. *Knowledge-Based Systems*, 51, 1-14.
- Anaya, A. R., & Boticario, J. G. (2011). Application of machine learning techniques to analyse student interactions and improve the collaboration process. *Expert Systems with Applications*, 38, 1171-1181.

Anaya, A. R., Luque, M., & García-Saiz, T. (2013).

Recommender System in Collaborative Learning Environment using an Influence Diagram. *Expert Systems with Applications*, 40, 7193-7202.

Blanco-Fernández, Y., Pazos-Arias, J. J., Gil-Solla, A., Ramos-Cabrera, M., López-Nores, M., García-Duque, J., Fernández-Vilas, A., Díaz-Redondo, R. P., & Bermejo-Munõz, J. (2008). A flexible semantic inference methodology to reason about user preferences in knowledge-based recommender systems. *Knowledge-Based Systems*, 21, 305-320.

Cabrera-Lozoya, A., Cerdan, F., Cano, M. D., Garcia-Sanchez, D., & Lujan, S. (2012). Unifying heterogeneous e-learning modalities in a single platform: CADI, a case study. *Computers & Education*, 58, 617-630.

Casamayor, A., Amandi, A., & Campo, M. (2009). Intelligent assistance for teachers in collaborative e-learning environments. *Computers & Education*, 53, 1147-1154.

Chen, C. M., & Chung, C. J. (2008). Personalized mobile English vocabulary learning system based on item response theory and learning memory cycle. *Computers & Education*, 51, 624-645.

Chen, C. M., Lee, H. M., & Chen, Y. H. (2005). Personalized e-learning system using Item Response theory. *Computers & Education*, 44, 237-255.

Chen, C. M., Liu, C. Y., & Chang, M. H. (2006). Personalized curriculum sequencing utilizing modified item response theory for web-based instruction. *Expert Systems with Applications*, 30, 378-396.

Garzón-Alvarado, D. A., Martínez, A. M. R., & Segrera, D. L. L. (2011). A model of cerebral cortex formation during fetal development using reaction-diffusion-convection equations with Turing space parameters. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 104, 489-497.

Gómez-Sánchez, E., Bote-Lorenzo, M. L., Jorrín-Abellán, I. M., Vega-Gorgojo, G., Asensio-Pérez, J. I., & Dimitriadis, Y. (2009). Conceptual framework for design, technological support and evaluation of collaborative learning. *International Journal of Engineering Education*, 25, 557-568.

González-Gómez, F., Guardiola, J., Rodríguez, Ó. M., & Alonso, M. Á. M. (2012). Gender differences in e-learning satisfaction. *Computers & Education*, 58, 283-290.

Hsu, M. H. (2008). A personalized English learning recommendation system for ESL students. *Expert Systems with Applications*, 34, 683-688.

Johnson, D. W., & Johnson, R. (2004). Cooperation and the use of technology. In D. Jonassen (Ed.). *Handbook of research on educational*

(下转第76页)



与教学点相互协同的教学辅导机制。专业承训院校按学期制定教学辅导计划,适时派出教员有重点地到学员比较集中的部队教学点进行教学辅导,以及对部队辅导教员进行业务培训。依托军综网办好“远程开放课堂”,定期为部队提供高质量的课程辅导和拓展学习。结合空军远程教学视频系统和空军学习网建设,完善远程学历教育信息化教学基础设施,积极开发应用优质学习资源,逐步推广慕课、微课和计算机辅助教学软件,建立数字图书馆和虚拟实践环境,搭建多元、开放、高效的远程教学服务大平台。

### 3. 健全教、学、管奖惩激励机制

实施奖优罚劣,既要激励教员和教学管理人员强化人才培养质量意识,也要激发学员自觉学习和精确学习的动力。建立教学检查机制,每年组织一次例行性教学检查,采取部队自检、空军抽检的方式,指导规范教学行为。考试期内实行远程视频监控考场和组织实地巡考检查相结合,严肃查处考试违纪行为,推动形成良好的学习风气。建立教员考评机制,围绕教学质量每学期开展教员考评工作,实行教学辅导质量“一票否决”制。建立学习激励机制,对于在部队教育训练和执行任务中取得优异成绩,反映其知识技能已达到现修专业某门课程教学要求的实行免修免考。定期开展奖学金、优秀学员、优秀毕业生等评选表彰

活动,并在士官晋升和评功评奖等方面优先考虑。

### 4. 建立总体工作质量评估机制

根据空军部队特点和士官学员实际,探索设计合理的远程学历教育整体情况评估指标,围绕教管人员配备、教学组织实施、学习资源建设、信息资料传输、教学条件建设、学习支持服务、办学效果等方面制定评估指标,合理确定指标权重,建立定性和定量相结合的评价指标体系,以评促建、以评促管、以评促改。每年组织实施考核评估工作,考核评估按照部队自评、战区空军初评、空军评价、部队整改建设四个阶段展开。评估结果作为评选先进、开设新专业和建设投入等重要依据,促进部队远程学历教育建设,不断提升办学水平。

收稿日期:2015-12-15

定稿日期:2016-04-26

作者简介:魏银海,副部长,副教授;王建新,士兵培训办公室主任;杨国珍,组织计划处副处长;苑久富,士兵培训办公室参谋。空军军事职业教育部(100843)。

责任编辑 邓幸涛

### (上接第51页)

communications and technology(pp. 785-812).

Li, J. W., Chang, Y. C., Chu, C. P., & Tsai, C. C. (2012). A self-adjusting e-course generation process for personalized learning. *Expert Systems with Applications*, 39, 3223-3232.

Salehi, M., & Kamalabadi, I. N. (2012). A Hybrid Attribute-based Recommendation system for E-learning Material Recommendation. *IERI Procedia*, 2, 565-570.

Salehi, M., & Kamalabadi, I. N. (2013). Hybrid recommendation approach for learning material based on sequential pattern of the accessed material and the learner's preference tree. *Knowledge-Based Systems*, 48, 57-69.

Talavera, L., & Gaudioso, E. (2004). Mining student data to characterize similar behavior groups in unstructured collaboration spaces. 16th European CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 17-23.

Wang, F. H., & Shao, H. M. (2004). Effective personalized recommendation based on time-framed navigation clustering and association mining. *Expert Systems with Applications*, 27, 365-377.

Zea, N. P., Sánchez, J. L. G., Gutiérrez, F. L., Cabrera, M. J., & Paderewski, P. (2009). Design of educational multiplayer videogames: A vision from collaborative learning. *Advances in Engineering Software*, 40, 1251-1260.

Zhu, Y. Q., Chen, L. Y., Chen, H. G., & Chern, C. C. (2011). How does Internet information seeking help academic performance? -The moderating and mediating roles of academic self-efficacy. *Computers & Education*, 57, 2476-2484.

收稿日期:2015-11-01

定稿日期:2016-02-24

作者简介:王剑,博士,副教授,硕士生导师;陈涛,在读硕士。华中科技大学自动化学院(430074)。

责任编辑 韩世梅

education into prisons. At a time when universities are moving increasingly online, very often access to the internet is restricted or disallowed in correctional environments. Four universities, all leading distance education providers in the countries in which they are based, are delivering higher education into prisons using technology to varying extents. This paper reports on regional differences in the provision of distance education into prisons, particularly using technology, in Australia, the United Kingdom, Turkey and Nigeria. In these four jurisdictions, there are significant differences in prisoner access to computer hardware, personal devices and to the internet. How these differences impact on the delivery of distance education is explored with an examination of various learning initiatives and lessons learned.

**Keywords:** correctional education; digital inclusion; digital divide; higher education; digital equity

## A review of mobile learning research in China (2006–2015)

Yueming Tang, Xiaoli Fu and Caili Bu

With rapid development of network communication technology and popularization of smart phones, mobile learning as a new way of learning has been top on the research agenda in the field of education. Using bibliometrics and the social network analysis software UCINET, this study set out to analyze journal publications collected in China National Knowledge Infrastructure (CNKI) database in the period of 2006 – 2015. The landscape of mobile learning research in China was portrayed in terms of article number, journal distribution, highly-productive author, highly-cited article, research theme, and hot research topic. Implications from the study were also discussed.

**Keywords:** mobile learning; bibliometrics; visualization analysis; content analysis

## Towards a personalized recommendation system for collaborative e-learning

Jian Wang and Tao Chen

Taking advantage of Internet technology to enable rapid learning, e-learning is a new way of learning which plays an important role in lifelong learning. Recommendation system and collaborative learning are two important aspects of e-learning. This study set out to develop a recommendation system for collaborative e-learning, taking into account learners' personalities and learning aptitude. Results from the experiment show that the proposed system enabled personalized course recommendation to meet individual learners' needs and enhance their collaborative learning. It is also found that collaborative e-learning was more effective than individual learning in terms of learning outcomes. The significance of the study is twofold: the inclusion of learning aptitude as a factor in designing the recommendation system for collaborative e-learning and the development of an evaluation and feedback system for collaborative e-learning.

**Keywords:** learning aptitude; e-learning; collaborative learning; recommendation system

(英文目录、摘要译者: 肖俊洪)