

一种泛在学习平台中个性化内容推荐机制*

苏 雪

(武汉铁路职业技术学院, 湖北 武汉 430074)

摘 要: 提出一种泛在学习平台中个性化内容推荐机制, 以帮助学习者在泛在学习环境下获取个性化的学习内容. 该机制在综合个性化信息的基础上, 按内容相似度的顺序生成个性化的搜索结果, 使用学习历史信息、当前地理位置信息及输入查询信息等, 试图过滤掉不相关的搜索结果, 以达到泛在环境下学习内容获取效率.

关键词: 泛在学习平台; 信息过滤技术; 学习内容推荐

中图分类号: G40-057

文献标识码: A

文章编号: 1672-0318 (2012) 01-0008-07

随着移动互联网技术的蓬勃发展, 基于泛在学习理念的泛在学习方式成为可能. 目前国内外都在纷纷制定各自的 U 计划^[1], 其中也包括 U-Learning 学习环境的构建研究. U-Learning 是一种智能的学习环境. 学习者可以不分时间、地点地使用终端设备获取学习内容, 信息可以主动地以某种方式呈现给学习者. 在 E-Learning 这样的远程教学系统中, 为了有效管理这些不断增加的学习资源/对象库, 业界通常采用共享内容对象参考模型 SCROM^①这个事实标准来创建一个可重用、可共享、可操作的学习系统. 这种思路也可沿袭到 U-Learning 学习平台的构建方案中. 随着学习内容对象库的不断丰富, 为了提高学习者获取有效内容对象的效率, 在 SCROM 的内容聚合模型 CAM 中提供内容元数据来辅助用户搜索个性化的实现. 只是 U-Learning 学习平台更加强调开放性, 需要一个能满足公众检索的开放学习对象存储架构. 另外, 不像 E-Learning, 在 U-Learning 环境下, 学习者个人终端设备有限的显示屏幕很难显示所有用户所需的信息. 在这种情况下, 一个设计良好的内容推荐机制可以满足用户学习过程的有效性和灵活性的需求. 最近,

在 E-Learning 个性化内容推荐方面有许多基于个人配置档案的个性化搜索建议机制^[2-3]. 本文提出了一个 U-Learning 环境下个性化检索机制, 可以帮助用户过滤掉不相关的搜索结果, 并按照不同应用场景将搜索结果重组. 这个机制主要包括 2 个部分: 配置管理模块和搜索引擎模块. 配置管理模块负责收集学习者正在进行的学习活动的相关信息, 并同步到搜索引擎模块. 搜索引擎模块负责资源检索算法, 并呈现搜索结果.

1 相关建模标准及技术

1.1 教学资源建模

泛在学习环境中学习者可以随时随地学习, 但需要能在多种设备上获得不同形式的教学资源, 这就要求教学资源必须能够在多种设备上呈现学习情景并促使学习者产生学习行为, 获得学习效果. 但这样的资源和行为如何存储并针对不同设备产生, 这些资源和行为应该以怎样的技术模型和表现形式呈现等还需要深入研究, 如移动视频资源、虚拟现实资源、移动 3D 资源、感性体验资源等. 在资源技术标准上, 国际上已经有 LOM、IMS 和 SCORM 等标准. 其中 SCORM 已成为事实标准, 成为应用

收稿日期: 2011-10-17

*项目来源: 湖北省教育厅“十一五”规划课题(编号: 2008B216)

作者简介: 苏雪(1972-), 女, 甘肃武威人, 硕士, 讲师, 研究方向: 计算机应用.

① Advanced Distributed Learning(ADL), SCORM 2004 3rd Edition Overview[EB/OL]. <http://www.adlnet.org>, Jul, 2009.

最广泛的教学资源管理规范。

SCORM 是当前远程教学管理系统资源建设领域应用最广泛的学习技术标准，该标准通过设定严格的内容包装规范，把学习内容包装成统一的数据格式并且绑定足够的支持信息来实现包之间的信息交换以及学习内容包和 LMS 间的通信。SCORM 通过内容聚合模型 CAM 描述资源信息模型包含的核心要素。CAM 包括内容模型、内容包装、元数据、排序和导航 4 个组成部分。其中内容模型主要定义了一次学习体验的内容组件的命名，如微单元、可共享内容对象、内容结构、元数据等；内容包装定义了一次学习体验的固定动作（内容结构）以及如何在不同的环境中组合学习资源的活动（内容打包）；元数据描述 SCORM 各组成部分的说明和要求；排序和导航对内容对象（SCOs 或 Assets）的发送次序进行排列，而且能够允许 SCO 传递导航请求，为学习者提供导航控制能力。

1.2 学习者信息建模

各类信息的管理、维护和使用是网络教学管理系统的核心，对信息操作的基础就是各个管理对象的信息描述。在以学习者为中心的网络教育模式中学习者的信息是最重要的。学习者信息建模的目标之一就是建立一个基于 XML 标准的数据框架，把学习者信息数据从网络教学管理系统的底层框架中分离出来，实现管理系统和处理流程的一体化。学习者信息一般包括身份、地域等固定属性、学习培养计划、学习行为采集跟踪数据等可变属性和学习、成绩记录以及相关的教育、培训经历、专业技能以及安全认证码（用于控制对该信息的访问）等。

国外 PAPI 学习者建模标准将学习者信息分为六类：个人信息、关系信息、安全信息、偏好信息、绩效信息和档案信息，IMS LIP^①将学习者信息分为 11 类：身份信息、目标信息、QCL 信息、活动信息、兴趣信息、关系信息、能力信息、倾向信息、成绩单信息、从属关系信息和安全密码信息。我国教育信息化技术标准委员会

（CELTSC）参考上述两个国外标准制定的学习者模型规范（CELTSC-11）包括 8 类学习者信息，分别是：个人信息、学业信息、管理信息、关系信息、安全信息、偏好信息、绩效信息、作品集信息。

这些学习者建模标准是从通用的角度来描述的，在系统的学习者模型采用 LIM-IP 规范，重点包含以下 6 类信息，即：学习者一般信息（ID、姓名、性别等）；学习者偏好；学习者知识状态；错误知识记录；历史活动记录和绩效记录。

1.3 信息过滤技术

信息过滤技术被称为用户和数据之间的中间件，强调提供基于用户配置数据的长期定制服务。它采用过滤算法以剔除不必要的信息，并有效控制由信息过载而引起的问题。根据过滤算法的不同，信息过滤技术可以分为^[4]：协同过滤；基于内容的过滤；混合过滤以及最近兴起的基于用户—产品二部图网络结构的过滤。协同过滤是第一代被提出并得到广泛应用的过滤技术。也是本文个性化内容提取算法的基础。

协同过滤的核心思想可以分为 2 个部分：首先是利用用户的历史信息计算用户之间的相似性；然后利用与目标用户相似性较高的邻居对其他信息对象的评价来预测目标用户对特定信息对象的喜好程度。系统根据这一喜好程度来进行信息过滤。该过滤方案的优点是对推荐的信息对象没有特殊的要求，能处理音乐、电影等难以进行文本结构化表示的对象。但是随着用户数的增加，基于用户的过滤方法暴露出计算量过大的问题。

根据算法运行期间所用到的数据不同，协同过滤可以分为 2 类：基于内存的协同过滤和基于模型的协同过滤。基于内存的算法运行期间需要将整个用户数据库调入内存，它包括基于用户的协同过滤和基于项目的协同过滤。基于用户的协同过滤是个性化内容提取最早采用的一种方法之一^[5]，它基于这样一个假设：如果用户对一些项目的评分比较相似，则他们对其它项的评分也比较相似。系统根据用户对不同项目的评分来计算用户之间的相似性（余弦相似性、修正的余弦相似性、相关相似性等），

^① IMS Global Learning Consortium, IMS Learner Information Package Best Practice & Implementation Guide[[EB/OL]. <http://www.imsglobal.org/profiles>, March 2001.

取相似系数最大的前 N 个作为目标用户的邻居，并根据邻居用户对项目的评价产生推荐。整个算法分 3 个阶段^[6]：表示阶段、邻居形成阶段、推荐产生阶段。文献[7]提出了基于项目的协同过滤，并证明比基于用户的过滤效果好。首先计算目标项目与其他项目之间的相似性，根据用户已评分项目来预测用户对目标项目的评分，把评分最高的前 N 个项目作为推荐结果输出。上述 2 种算法并无本质上的区别，一个是计算用户间的相似性；另一个是计算项目间的相似性。一个对客户—项目评价矩阵的行向量进行操作；另一个对客户—项目评价矩阵的列向量进行操作。

基于模型的协同过滤算法首先构造一个用户评分的数据模型，运行期间将建立的模型调入内存。有两种基于模型的协同过滤方法：Bayesian 聚类技术和 Bayesian 网络技术^[8]。Bayesian 聚类技术的基本思想是将相同或相似偏好的用户分为一组，给定用户的分组，用户对各项目的偏好相互独立，用户所属类别和用户对各项目评分的联合概率分布通过贝叶斯公式来计算。LH Ungar 在此基础上进行了改进，比较用不同算法（E-M 算法、K-Means 算法、Gibbs 采样算法）来估计模型参数，得出结论 Gibbs 采样算法要优于其它两种算法并更有利于模型的扩展，但是计算量却很大^[9]。Bayesian 网络技术的基本思想是将网络中的节点代表项目，每个节点的状态代表其可能的得分，最终得出的模型是一棵决策树，每一个项目都由其父节点预测其得分。

信息过滤技术已经广泛应用于 LOR（Learning Object Repository）的查询管理中，以帮助用户快速获取相关的信息或推荐。本文在泛在环境下对 LOR 中的查询管理过程做了进一步优化。

2 系统框架及配置管理

2.1 系统框架

系统框架如图 1 所示。其中系统门户提供用户注册、鉴权功能，并作为用户与业务交互的界面。在远程学习中，个人配置数据可以作为搜索结果过滤的关键要素。有 2 个标准协助实现该目

标：一个是 IMS 建议的 LIP（Learner Information Packaging）；另一个是 IEEE 建议的 PAPI（Personal and Private Information）。很多系统采用 LIP 规范记录用户的学习历史和训练历史，帮助用户实现终身学习场景。本研究采用 IMS-LIP 建议，不过，LIM-LIP 中除了存储学习者的学习历史信息，我们还创建了另外 2 个数据库存储学习者的地理位置信息和配置相关信息。学习对象库 LOR、执行环境引擎 RTE、请求导航以及学习排序引擎为 SCORM 内容聚合模型核心组件，提供学习资源管理功能。配置管理模块和个性化搜索模块作为中间过程，负责为学习者提供个性内容检索相关的服务。

2.2 配置管理

图 2 描述了 PM 模块详细工作流程。用户使用便携设备通过互联网访问系统。在接入到系统之前，入口门户将检查存储在用户设备的个人配置信息，并请求相应的认证过程。一旦通过认证，后台系统

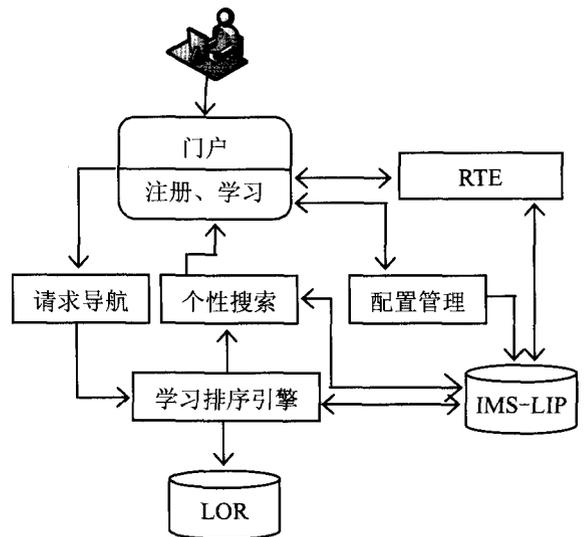


图 1 系统框架示意图

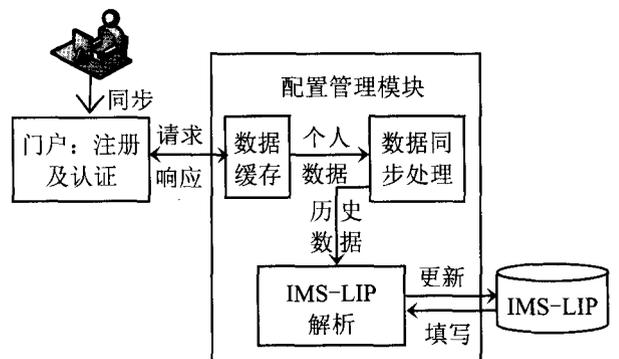


图 2 配置管理工作流示意图

和便携设备之间将建立一个连接，同时 PM 模块激活。PM 模块由 3 个主要组件组成：数据缓存调度；数据同步处理及 IMS-LIP 描述符解析。因为在泛在环境下，长期保持在线状态有些困难，因此需要充分利用用户设备的存储资源，记录学习相关的临时信息，并同步到后台数据库。在这种情况下，需要考虑大量的同步请求。数据缓存调度的请求调度算法如下：

DataCacheScheduler ()

1) 判断用户发出的请求

if (listener.wait>0) goto step 2

else listener.wait

2) 判断客户端设备的请求信息

reInfo=(deviceId.waitTime)

3) 初始化请求队列

rqtQ[i][j],[i][j]={0,1,2,...,N},i∈{waitTime}

4) 按 waitTime 将 rqtQ 排序，生成一个候选队列

cdtQ[m][n],[m][n]={0,1,2,...,N},m∈{排序 deviceId},n∈{排序 waitTime}

5) return cdtQ

首先数据缓存调度模块创建一个监听器 (listener.wait) 接收用户请求。当用户请求同步时，系统将汇总请求并从设备中获取信息。创建一个有系统分配的设备标识符 deviceId，其等待时间 waitTime 表示最后一次同步时间距离。同步过程将按照 cdtQueue 队列中设备等待时间由高到低顺序执行。只要 cdtQueue 不空，数据同步处理中的同步事件 sync.event 将触发。在 PM 模块中，数据同步处理模块负责执行同步处理，其同步过程如下：

DataSyncProcessor()

1) 判断同步事件是否触发

if(sync.event) goto step 2

else DataCacheScheduler()

2) 初始化同步候选集合

syncCdt=(deviceId,A,L),deviceId∈cdtQ}

3) 按照 deviceId 从设备接收配置信息

AdeviceId=(uid,upwd)

LdeviceId=(选择的 LIP 成员)

4) 初始化一致型检查器

cstCkr=(deviceId,A',L'),cstCkr.deviceId=syncCdt.

deviceId,A'且 L'在用户配置数据库中的已有记录中

5) for(m=0;m<cdtQ.getNum(m);m++)}

判断 SyncCdt 及数据库中数据一致性

6) return cdtQ

只要 sync.event 的值为 1，同步集合 sync.set=(A, L) 将初始化。A 因子包括基本的认证信息，标识和密码。L 因子表示学习过程记录。为了提高用户配置维护的性能，本研究只选了 4 个 LIP 子元素。L 可以描述成 L=(goal.staus, act.date, cmp.exref, aff.role)。在同步过程中，数据同步处理模块将初始化一个候选集合 (syncCdt.set) 存储 sync.set 中的数据。同时激活一个检查器 (sync.checker) 来协调 syncCdt.set 中的数据。PM 处理完的信息将传到 SW 模块继续处理。

2.3 个性化搜索

在泛在环境下，资源的格式越来越丰富。资源可以是一个 web 页面、视频、3D 虚拟对象等。当前基于 Web 的搜索机制中，提供了很多搜索规则，来帮助用户找到他需要的，如关键字、文件类型等。以 Google 为例，在用户输入个性查询后（关键字、文件类型），Google 将按照排名算法来呈列他的搜索结果。无论用户是在什么状态，同样的查询将返回同样的搜索结果。在这个时候，查询的结果似乎不是很有用。用户不得不花费大量的时间在过滤搜索结果，以满足他们不同的需求。

在远程教学中，教员可能使用了大量的互联网资源，如 Web 页面、胶片及多媒体文件来制作课件。这时，这些资源组合制作的课件会导致更多额外资源需求。这也就是为什么学习者可能需要花费大量的时间查找一些有用的课程学习补充材料，以帮助他们理解课件内容。如果这个学习过程中使用如 Google 类似的搜索机制，很显然会遇到 Google 搜索所面临的同样的问题。因此，有必要在这个学习资源搜索过程中采用个性化的搜索机制来增强搜索处理过程。

本文提出一种如图 3 所示的个性化搜索机制，通过应用集成混合信息来重组初始化搜索结果的方式来实现。混合信息对搜索结果的改变过程如下：

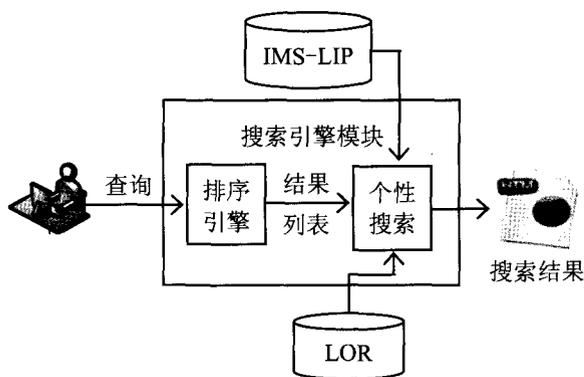


图 3 个性化搜索的工作流示意图

1) 查询信息: 学习者输入的查询是第一因子。通过查询信息, 学习者可以获取到相应的查询搜索结果。学习者可以使用不同的关键字搜索 LOR。由于学习对象是按照 SCORM 规范存储在 LOR 中, 所以在执行 LOM 规范约束的查询中, 我们可以定义几个搜索标准以帮助学习者制作查询。

正在进行的学习活动: 把正在进行的学习活动当作一个因子的原因是学习者可能需要额外的资源信息以加强理解。由于搜索过程与专有的学习活动有关, 有必要将那些结果排名, 以剔除那些与学习活动关联度较小的搜索结果。

2) 资源类型: 资源有不同的类型, 如文本文件、多媒体文件等。不同类型资源需要按学习活动和用户喜好进行排序。

3) 地理位置信息: 最后一个影响结果排名的因子是地理位置信息。我们可以根据学习者使用的便携设备查询学习者当前的地理位置。当从 PM 模块接收信息的时候, 个性化搜索模块可以使用这些信息给与学习者当前所处的位置有较高关联的查询结果以更高的排名权重。

在搜索模块中, 利用上面提到的信息针对学习者的不同生成个性化的搜索结果。不仅帮助学习者在 LOR 中查找相关的学习内容, 而且也给每个学习者一个更好地获取他们希望得到的学习内容的方式。在搜索过程中, 学习输入查询之后, 学习排序模块首先进行术语处理, 然后将请求发送到 IMS-LIP 作为学习者的学习历史配置数据。同时, 通过学习者使用的设备传来的学习者信息判断其当前的环境状况, 在个性化搜索模块

中, 系统将把这些信息集成到一个度量单元(关联度), 这个单元是一个 0 到 1 之间的数。也可以看作学习内容的一个权重。但这个权重不是固定的, 它是动态分配的。通过这个过程, 系统将给学习者返回一个最终的搜索结果。我们的目标不是原生内容推荐的提供, 这一部分由 SCROM 的内容聚合模块组件学习排序模块执行。而是重排原生搜索结果, 以适应学习者不同情况下的需求。

我们定义了一个系数来计算学习内容权重: 重排系数 RC。在重排系数的计算中, 我们通过使用下面的算法, 计算学习排序选择后的学习资源对象之间的相似性来计算分配给每个学习对象的权重:

SimilarityCall()

1) 初始化 LQm 及 LQn 的成员数组

$Em[rw][sx], En[ry][sz], rx, ry \in \{LOM \text{ 成员}\},$ 且 $sx, sz \in \{\text{对应分类成员}\}$

2) 初始化选择的成员数组

$SE, SE \in \{\text{标题, 语言, \dots, 典型学习时间}\}$

3) 对于 Em 的每个匹配成员, En{判断 rw 是否等于 ry}

if(sx 不在 SE 中)

$$Sim_{tmp} += \sum \frac{\overrightarrow{s_x s_z}}{\|s_x\| \|s_z\|}$$

else

$$Sim_{tmp} += \frac{SE'}{SE} \sum \frac{\overrightarrow{s_x s_z}}{\|s_x\| \|s_z\|}$$

return Sim_{tmp}

在获得初始结果后, 将进一步集成前面提到的各种搜索因子, 改变每个对象的缺省权重值。首先我们定义了 3 个相关的数据集合, 以满足要求:

1) 匹配表单 ML (Match List): 这个数据集用来计算附加信息的权重。这个集合中的项目影响缺省的搜索结果。这个集合包括学习者的位置、配置数据、当前时间、正在进行的任务、以及基于 LOM 的学习材料的元数据等等。

2) 应答表单 RL (Response List): 这个集合表示按学习者输入请求关键字查询结果。整个查询过

程都在后台数据库中执行。返回的表单看作是应答表单。

3) 匹配条目 MI (Match Item): 这个数据集负责比较 ML 和 RL, 并计算它们之间的关联度。例如, 如果在 RL 中有一个与 ML 相关的项目, 统计值就设为 Min。

按照前面的定义, 当学习者发送请求到数据库的时候, SW 将使用 RL 来查找相关的信息。我们利用 ML 计算 MI 中每个成员的值。重排系数 RC 计算公式如下:

$$RC = \beta \cdot \frac{SIM(R_i, R_j)}{|MI|} + (1 - \beta) \cdot \frac{1}{\sum |R_i|}$$

$\beta \in [0, 1]$ 。

在 RC 计算中, 按照不同的信息进行交叉匹配, 不同的参数导致不同的权重, β 阈值是用来获取原生查询和附加权重之间的最优平衡。

3 实验评估

为了验证本研究推荐的算法的有效性, 我们设计了一个应用场景: 在我们的系统中, 检索结果排序受用户配置数据和地理位置信息的影响, 实验时, 让同一用户在不同的地方 (武汉、上海) 进行相同的查询过程。

实验中, 我们使用 3 个主题查询: 第一个主题 (K1) 是“计算机网络”; 第二个主题 (K2) 是“数据结构”; 第三个主题 (K3) 是“程序设计”。过滤算法的评估一般用 2 个参数: 精准率和召回率。

精准率 = 检索到相关 LOs / 检索到的 Los

召回率 = 检索到相关 LOs / 相关 Los

表 1 是详细的评估结果。值得注意的是, 3 个主题查询的召回率都超过 90%, 精准率都超过了 80%。这表明本文建议的个性化内容提取方法是有效的。

表 1 评估结果

	K1	K2	K3
相关 LOs	1511	1247	1948
检索 LOs	1684	1348	2086
检索到相关 LOs	1372	1143	1804
精准率 (%)	81.47	84.79	86.48
召回率 (%)	90.80	91.66	92.61

在泛在学习环境下, 资源变得非常丰富。系统开发者提供的搜索服务只能够某种指定的排名方式呈列结果。它使得学习者花费大量的时间在呈现结果中寻找个性化学习资源。本文提出的重新排列算法, 在混合信息 (个人配置、当前的地理位置及正在进行的学习活动) 的基础上帮助学习者找到合适的学习资源, 为用户提供一个组织良好的针对用户个人数据库的学习平台。

参考文献:

- [1] 肖君, 朱晓晓, 陈村. 面向终身教育的 U-Learning 技术环境的构建及应用[J]. 开放教育研究, 2009 (06).
- [2] Ruiz-Iniesta A, Jimenez-Diaz G, Gomez-Albarran M. Recommendation in Repositories of Learning Objects: A Proactive Approach that Exploits Diversity and Navigation-by-Proposing[C]. Ninth International Conference on Advanced Learning Technologies, 2009: 543-545.
- [3] Wan X, Ninomiya T, Okamoto T. LRMDCR: A Learner's Role-Based Multi Dimensional Collaborative Recommendation for Group Learning Support[C]. Eighth International Conference on Advanced Learning Technologies, 2008: 603-605.
- [4] 刘建国, 周涛, 汪秉宏. 个性化推荐系统的研究进展[J]. 自然科学进展, 2009 (01).
- [5] Resnick P, Iacovou N. Grouplens: An open architecture for collaborative filtering of netnews[C]. In proceedings of CSCW, 1994: 175-186.
- [6] Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Analysis of recommendation algorithms for e-commerce[R]. Proceedings of the 2nd ACM Conference on Electronic Commerce, 2000: 158-167.
- [7] Breese J S, Heckerman D, Kadie C. Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering[C]. Proceedings of Fourteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann, 1998: 43-52.
- [8] Kuwata S, Ueda N. One-shot collaborative filtering[J]. Computational Intelligence and Data Mining, 2007.
- [9] Ungar L H, Foster D P. Clustering methods for collaborative filtering[C]. Proc Recommender Systems,

Papers from 1998 Workshop, Technical Report

WS-98-08, Menlo Park, 1998: 84-88.

An Individual Materials Recommendation System on U-Learning Platform

SU Xue

(Wuhan Railway Vocational College Of Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

Abstract: An individual materials recommendation system, as a resource discovery and search middleware, is proposed to assist learners in obtaining information in a ubiquitous environment. The system can produce search results adaptive to specific situations in order of similarity degree based on the mixed information. Irrelevant results are filtered out by using the past usage history, current geographical information and input query, so as to enhance the efficiency of information retrieval in a ubiquitous environment.

Key words: U-Learning; information filter technology; learning materials recommendation

我校教师在第十五届全国多媒体教育软件大奖赛中 喜获佳绩

2011年11月13日,北京传来喜信,经过激烈角逐,我校陈锐浩老师的《WCCS网络课程创作平台》和杜江老师的《电工专业技能课程》在第十五届全国多媒体教育软件大奖赛决赛中分别获得教育教学工具类软件系统和网络课程类的一等奖。《电工专业技能》课程是基于《WCCS网络课程创作平台》最新版本开发的课程,教育技术与信息中心提供了全面的技术支持,整合了工业中心电工专业的丰富资源,应用了平台的随机测试,教学过程自主化等新功能,开发了接近现实的仿真实训功能,课程内容丰富实用。

本届大奖赛共有2810件作品参赛,经过技术测试、网络评审、集中评审和现场决赛,我校除获2个一等奖外,还获得3个二等奖和2个三等奖。

(深职院 教育技术与信息中心)

作者: [苏雪](#)
作者单位: [武汉铁路职业技术学院, 湖北武汉, 430074](#)
刊名: [深圳职业技术学院学报](#)
英文刊名: [Journal of Shenzhen Polytechnic](#)
年, 卷(期): 2012, 11(1)

参考文献(9条)

1. [肖君;朱晓晓;陈村 面向终身教育的U-Learning技术环境的构建及应用](#) 2009(06)
2. [Ruiz-Iniesta A;Jimenez-Diaz G;Gomez-Albarran M Recommendation in Repositories of Learning Objects: A Proactive Approach that Exploits Diversity and Navigation-by-Proposing](#) 2009
3. [Wan X;Ninomiya T;Okamoto T LRMDCR: A Learner's Role-Based Multi Dimensional Collaborative Recommendation for Group Learning Support](#) 2008
4. [刘建国;周涛;汪秉宏 个性化推荐系统的研究进展\[期刊论文\]-自然科学进展](#) 2009(01)
5. [Resnick P;Iacovou N GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of news](#) 1994
6. [Sarwar B;Karypis G;Konstan J Analysis of recommendation algorithms for e-commerce](#) 2000
7. [Breese J S;Heckerrnan D;Kadie C Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering](#) 1998
8. [Kuwata S;Ueda N One-shot collaborative filtering](#) 2007
9. [Ungar L H;Foster D E Clustering methods for collaborative filtering](#) 1998

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_szyzjxyxb201201002.aspx