

# 数字学习资源的个性化推荐效果提升研究

——以学习元平台资源推荐设计为例

杨丽娜<sup>1,2</sup>

(1. 北京师范大学 教育技术学院, 北京 100875; 2. 天津外国语大学 国际传媒学院, 天津 300204)

**摘要:** 数字学习时代, 海量的学习资源不但没有促进学习效率的提升, 反而加剧了资源获取的负担。该文针对数字学习资源过载现状, 借鉴个性化推荐策略, 就数字学习资源的服务效果提升进行研究。该文以北京师范大学在学习资源平台—学习元平台资源推荐设计为例, 分别阐述了个体学习者与群体学习者的数字学习资源服务策略, 并从推荐算法的角度阐述了学习资源个性化推荐效果提升策略。

**关键词:** 数字化学习资源; 个性化推荐; 效果提升

【中图分类号】G40-057 【文献标识码】A 【论文编号】1009—8097(2014)06—0084—08 【DOI】10.3969/j.issn.1009-8097.2014.06.013

## 一 问题的提出

学习资源是开展数字化学习的基础, 随着数字化学习研究与实践的不断深入, 具有个性化、智能化与适应性特征的学习资源已经成为当前数字化学习研究的主要议题。数字化学习虽然丰富了人们的学习方式与学习体验, 但海量的学习资源并没有让人们走出“资源需求的饥渴”, 反而加剧了资源获取的负担, 真正的资源需求被淹没在大量的无序资源之中。针对当前学习资源海量增长与学习效率提升二者之间的矛盾, 很多学者分别从不同的视角开展了数字化学习资源的个性化推荐研究, 以期降低资源获取成本, 提升资源使用效率。如, 采用 Web 日志挖掘的方式开展学习资源的推荐<sup>[1]</sup>; 基于协同过滤技术的数字学习资源推荐<sup>[2]</sup>; 基于用户模型的本体学习资源推荐<sup>[3]</sup>; 基于学习者特征的资源推荐<sup>[4]</sup>; 基于语义网的个性化资源推荐<sup>[5]</sup>。这些学者的研究为提升学习资源服务的个性化与智能化提供了理念和操作层面的参考。但这些研究的一个共同特点是: 学习资源的推荐策略都是去情境化的, 虽然有些研究开展了较为严谨的实证效果检验, 但所使用的数据集并不是来自真实应用情境, 而是一些普适性的、仅用于研究的数据集合, 这种去情境的推荐研究在一定程度上很难说明推荐应用的真实效果。

目前, 现有学习资源的个性化推荐研究仅仅是解决了资源推荐的有无问题, 有关学习资源推送效果提升的相关研究还并不多见。随着学习资源数量的不断膨胀与个性化需求的不断涌现, 学习资源的个性化推荐效果提升将成为提高网络学习效率的重要议题。本文以北京师范大学余胜泉教授团队设计研发的学习元平台及其资源推荐为例, 就数字学习资源个性化推送效果提升的相关策略与实施过程进行阐述, 以期对数字学习资源的个性化服务研究提供参考框架。

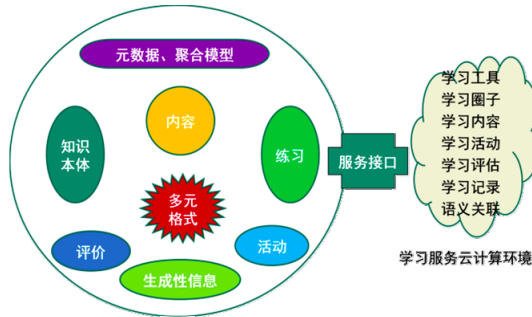
## 二 学习元平台资源个性化推荐的基本策略

### 1 学习元的资源组织模型

随着数字化学习资源建设的不断发展, 学习资源的组织与共享也呈现出了新的发展趋势, 主要表现在学习过程信息的分享、学习资源的智能化推送以及学习过程的社会性参与等方面。为了满足泛在学习与非正式学习对学习资源生成与进化、智能与适应等多方面的需求, 余胜泉教授于 2009

年首次提出了适合泛在学习与非正式学习环境的一种新型学习资源组织方式，即学习元。

学习元是具有可重用特性、支持学习过程信息采集和学习认知网络共享，可实现自我进化发展的微型化、智能化的数字化学习资源<sup>[6][7]</sup>。学习元是对学习对象的进一步发展，是针对现有学习技术在非正式学习支持不足、资源智能性缺乏、学习过程中的生成性信息无法共享、学习内容无法进化等缺陷，提出的一种新型学习资源组织方式，将学习内容结构与学习内容本身在部署上进行分离<sup>[8]</sup>，学习元的资源结构模型<sup>[9]</sup>如图 1 所示。



学习元是结构化的数字学习资源，是一种动态的逻辑结构，包括元数据、聚合模型、内容、活动、评价、生成性信息、多元格式等，通过各种服务接口与外部的环境进行互动，有关学习元研究的更多资源请参见学习元平台（<http://lcell.bnu.edu.cn>）。目前，该平台主要为国家教育体制改革试点项目“面向农村的教育开放学院”与“基础教育跨越式”课题提供知识分享、协作交流、教师培训、网络教研等服务。该平台在几年的实际运行过程中，建设了大量的数字学习资源，包括学习元、知识群、知识云与学习社区等类型。学习元是平台上颗粒度最小的学习资源，具有生成性、微型化特点，可以是一门课程的某个单元知识点等；知识群是相同主题或相似主题学习元的聚合；知识云是通过标签、语义属性及语义关联性等策略，将学习元和知识群聚合成更大的知识网；学习社区是相同或者相似偏好用户共同探究与学习，实现学习元、知识群与知识云以及学习活动与学习工具无缝连接与交互的空间。这些资源在一定程度上满足了学习者多样化和个性化的资源需求，也丰富了学习者的学习体验。

随着学习元平台资源种类和数量的激增，学习资源的使用效率不升反降，多数使用者反馈资源获取效率低下。信息过载是导致资源使用效率下降的主要因素，这种现象在一定程度上降低了学习者使用资源的效率与个性化体验。虽然，学习元平台已经采取了一些个性化的资源服务策略，但个性化服务的效果还需要做进一步的提升研究，这也是学习元研究团队针对学习资源个性化服务研究的下一个主攻方向。

## 2 学习元平台已采用的个性化资源推荐策略

从学习资源服务的个性化视角来看，目前，学习元平台主要采取了 TOP-N、关键词、最新资源推送、基于关联规则推荐以及好友推荐的五种推荐策略。

TOP-N 推送策略是将点击率高的资源向用户进行推送，这种推荐策略仅是满足了一部分人的学习偏好，个性化和智能化的程度并不高；关键词资源推送策略只能在一定程度上覆盖个体学习者的部分偏好，因为关键词仅适合表达学习个体较为明确的学习需求，而对于那些模糊的、潜在的学习偏好来说，关键词方式却很难表达出学习个体的深层偏好；最新资源推送策略也仅考虑了

时间维度,只是提升了新资源被访问的概率,但不一定能够覆盖大多数人的学习偏好。

依据学习元与知识群、资源标签及其标签之间的语义相关性,学习元平台充分采用了基于关联规则开展数字学习资源的个性化推送,主要体现在时间关联与空间关联上。如,当在学习某一学习元时,会把引用该学习元的知识群在同一页面进行呈现,既体现了主题相关性,也体现了资源呈现的空间关联性;好友推荐策略是学习元个性化服务的主要策略之一,基于兴趣或研究领域的相似性或相关性,学习元用户可以将平台上其他用户加为好友,构建用户个体层面的好友网络,形成一个微型的社会认知网络,从而实现群体之间的资源推送,但是,这种推荐策略的效果受好友用户资源甄别能力、推荐动力的影响。TOP-N、关键词与最新资源推送策略解决了学习资源的共性推荐问题,对于进入该平台的新用户来说,这是获取资源的较为有效的途径。

在学习元平台现有推送策略中,还没有对用户进行细化的分类管理,也没有开展基于用户分类策略将学习资源进行分类推送。随着平台资源数量和用户数量的不断膨胀,如不开展学习资源与用户管理的细化研究,会在一定程度上降低用户的资源使用体验,进而降低了用户对平台的黏性及其在平台上的活跃度。针对这一现状,笔者所在学习元研究团队从提升学习资源使用的个性化、智能化与有用性的角度出发,为学习元平台个性化资源推荐效果的提升研究提供实践思路,也使个性化推荐策略的研究与应用实践植根在具体的应用情境中。

### 三 学习元平台资源个性化推荐效果提升研究

个性化资源推荐的关键体现在两个方面:(1)准确识别用户的偏好模式,建立用户偏好模型,这是开展个性化推荐的基础;(2)选择有效的推荐算法并实施推荐。因此,本文将分别从用户管理与推荐算法设计的角度,就学习元推荐的个性化与智能化水平的提升开展研究。

#### 1 面向个体学习者的用户管理策略

根据用户使用学习元平台的经验与活跃程度,将学习元用户分为新、老两类用户。老用户是指平台使用经验丰富、信息行为活跃的用户;新用户是指平台使用经验不足,信息行为不活跃的用户。由于新老用户平台使用经验与活跃程度不同,如果采用用户偏好平均化的方法进行资源推送必然会降低推荐的准确性。因为,资源推荐的准确与否在一定程度上取决于对用户历史行为的挖掘。老用户的平台使用经验丰富、信息行为活跃,因此,能够较为准确的识别和分析出老用户的偏好模式。但对于新用户来说,由于平台使用历史信息有限,很难在短时间内直观、准确地识别出新用户的偏好模式。因此,针对新、老用户就需要采取不同的资源推荐策略,从而更准确地满足不同用户的资源需求,这也是学习元平台资源推荐的现实需求。

在学习元平台中,为了对新、老用户实施不同的推荐策略,需要确定新老用户的识别策略。本文根据用户的平台活跃度来识别新、老用户。平台活跃度主要是根据用户的信息行为种类与强度进行量化评估。本研究并没有考察时间维度,这是因为,用户偏好的识别是基于其历史行为,是由行为的强度和数量进行评估的,时间并不是影响和评判其偏好的决定性因素。在本研究中,即使一个用户很早就注册,但却是非活跃用户,那么也将其视为新用户;一个用户虽然注册时间不长,但却是平台的活跃用户,也会将其视为老用户。

通过采取平台在线调查与焦点小组讨论的方式,本文通过抽样统计的反馈数据得知,绝大多数抽样用户认为评价学习元、下载学习元并参与活动等行为能更好地体现用户的活跃程度。根据用户对学习元使用行为的在线调查反馈,新、老用户的识别量化方案见表1所示。

如果用户发生表 1 所述行为，并且每类行为都达到系统规定的阈值，那么该用户就可以视为老用户。新老用户之分取决于用户在该平台上的活跃度与贡献度，用户活跃度可由下式计算。

表 1 用户活跃程度指标量化方案

行为类别	行为频次	行为权重
评价学习元	$f_1$	$w_1$
下载学习元资源	$f_2$	$w_2$
参与学习元活动	$f_3$	$w_3$
分享推荐学习元	$f_4$	$w_4$
学习元协同编辑	$f_5$	$w_5$

$$D_i = \sum_{j=1}^n f_j * w_j \quad w_j = \frac{f_j}{\sum_i f_i}$$

其中， $D_i$  表示用户  $i$  在平台上的活跃度， $f_j$  表示行为  $j$  的发生频率， $w_j$  表示行为  $j$  的权重。

根据用户的活跃度判别新、老用户，需要设置一个活跃度阈值，没有达到这个阈值的用户都视为新用户，超过阈值的用户均视为老用户，这样有关新老用户的判别问题就转化为用户活跃度的判别问题。用户活跃度计算通过量化处理可以较为容易的实现新老用户判别的操作。

## 2 面向群体学习者的用户管理策略

### (1) 学习元群体用户的划分

从建构主义的视角来看，学习元平台不仅满足个体学习者在知识建构过程中的个性化资源需求，同时也支持社会化的群体知识建构，并为相关或相似用户群体提供知识建构所需的资源与环境。在学习元平台的资源推荐设计中，不仅设计面向个体学习者的资源推荐，同时也设计面向群体用户的资源推荐，这是学习元平台开展个性化资源服务的一个重要特色。

现有学习元平台上存在着三类群体用户：第一类是知识群中所聚合的学习元创建者集合；第二类是学习社区中聚合的群体用户；第三类是潜在的、基于相似偏好聚合在一起用户群体，这也是学习元平台重点挖掘并开展个性化资源服务的一类群体用户。

在这三类群体用户中，我们将第一类与第二类称为显式群体用户。针对这两类用户群体，即知识群中相关学习元创建者集合和学习社区中的用户集合，本研究将基于上述用户活跃度量化计算方法，识别出每类用户群体中的“意见领袖”或“活跃用户”，将其关注或创建的学习元进行群内用户的推送。

针对第三类用户群体，即潜在的、基于相似偏好聚合在一起的潜在用户群体，这是本研究关注的重点。由于学习元平台支持资源的协同编辑与社会认知网络的建立，因此，潜在的、具有相似或相关偏好的用户群体是存在的，如何将其识别出来，并能够形式化的表征群体用户的偏好，是实现这类群体用户资源推荐的关键。在本研究中，将基于学习元平台的用户历史信息行为数据来识别和量化计算潜在的相似用户群。由于学习元平台目前已经积累了大量的用户行为数据，通过分析这些用户行为数据，可以将那些具有相似或相关资源偏好的潜在用户群体挖掘出来，进而实现潜在用户的聚合，从而实现“人”的资源推送与认知网络的推送。

### (2) 潜在用户群体的识别方法

计算潜在的相似用户群体需要两个步骤：(1) 构建用户—资源偏好矩阵；(2) 计算相似用户集。潜在相似用户的计算是基于这样一种假设：对某一学习元评价相似或相近的用户，就认为是

相似用户群体。但由于学习元平台显性的用户评价数据不多，因此，需要将用户对学习元的行为进行量化，然后判别其对学习元的喜好，进而构建用户—资源偏好矩阵。为提高用户信息行为权重设计的准确性与实用性，笔者所在实验室通过采用访谈与问卷调查的方式来确定用户各种学习元行为的重要程度及其权重，这种做法在一定程度上较好地体现了用户的真实偏好模式。针对任一学习元而言，可用于计算相似用户群的行为种类与量化方法如表 2 所示。根据表 2 的用户行为量化策略，用户对某一学习元的偏好程度就可以根据下式进行计算：

表 2 学习元用户偏好行为与量化

学习元行为	行为量化	权重分配
学习元显式评分	保留真实评分( $r_1$ )	0.1( $w_1$ )
学习元文字评价	1+显式评分 ( $r_2$ )	0.15( $w_2$ )
收藏学习元	1( $r_3$ )	0.1( $w_3$ )
下载学习元中的资源	2( $r_4$ )	0.15( $w_4$ )
参与学习元中的活动	3( $r_5$ )	0.15( $w_5$ )
分享推荐学习元	2( $r_6$ )	0.15( $w_6$ )
申请协作学习元	2( $r_7$ )	0.1( $w_7$ )
加入学习元	1( $r_8$ )	0.1( $w_8$ )

其中， $r_{ij}$  表示用户  $i$  对学习元  $j$  的喜好程度，基于表 2 的行为量化方法， $r_{ij}$  值越大，说明用户  $i$  对学习元  $j$  的偏好程度就越高，这个计算出来的数值就隐性的代表用户对学习元的评分数据，基于此，构造出来的用户偏好矩阵如下所示：

$$M_R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1i} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2i} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ r_{u1} & r_{u2} & \dots & r_{ui} & \dots & r_{un} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & r_{pi} & \dots & r_{pn} \end{pmatrix}$$

其中， $m$  表示用户针对学习元的信息行为数量，在本研究中  $m = 8$ ， $n$  表示学习元的数量， $p$  表示学习元平台的用户数量。同时，用户所有相关信息行为的权重之和为 1，即：

$$\sum_{k=1}^m w_k = 1$$

基于学习元用户行为量化策略与用户偏好矩阵，本研究将采用相关相似性策略实现相似用户群。相关相似性计算方法的优点在于能够提升相似性计算的准确性，因为在该公式中，是采用用户-评分矩阵中，两两用户共同评分过的项目进行计算。

$$Sim_{u,v} = \frac{\sum_{i \in I(u) \cap I(v)} (r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{i \in I(u)} (r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \times \sqrt{\sum_{i \in I(v)} (r_{vi} - \bar{r}_v)^2}}$$

将学习者  $u$  和学习者  $v$  各自感兴趣的分类分别用  $I(u)$  和  $I(v)$  表示， $\bar{r}_u$  和  $\bar{r}_v$  分别表示学习者  $u$  和学习者  $v$  对所有分类资源的平均兴趣度， $I(u) \cap I(v)$  表示学习者  $u$  和学习者  $v$  共同感兴趣的

资源类别集合。利用这个计算公式就可以计算出目标用户的邻居用户群，采用 TOP-N 的方式进行选取，进而生成潜在的相似或相近用户群体。

### 3 学习元平台个性化资源推荐算法选择

#### (1) 面向个体学习者的资源推荐策略

学习元平台需要解决新、老用户的资源推荐问题，因此，需要分别采用不同的推荐策略开展两类用户的资源推荐服务。在个性化资源推荐策略中，应用最为成功与经典的推荐算法就是协同过滤推荐算法，但由于该推荐算法需要大量的用户评分数据，因此，对于新用户和新资源来说，在没有任何评分的情况下是很难对新资源和新用户进行资源推荐的。因此，在学习元平台上，针对新用户来说，学习元平台将分别采用平台已有的推荐策略，同时配合采用基于内容的资源推荐算法，该算法不需要用户的评分数据，仅需要抽取用户偏好集数据，并建立学习元资源匹配库就可以完成面向新用户的资源推荐。但由于基于内容的推荐仅仅是解决了文本类学习资源的推荐，而对于图片、视频、工具和活动等类型的资源来说，内容推荐策略就无能为力了，因此，在该平台上又整合了协同过滤推荐算法，用于向学习者推送新异学习资源。

协同过滤推荐算法需要平台用户的评分（评分的高低表明用户对该资源喜好程度的不同），针对学习元用户评分与评论不够活跃的现状（不评分或不评论不代表用户对学习元不感兴趣，更多时候是因为动力不足或激励不够或仅是单纯的信息消费），本文将学习元用户的一些信息行为进行量化后转化为用户的评分（本质而言是一种隐性兴趣模式挖掘），这样就可以弥补协同过滤推荐策略的评分稀疏问题。

针对学习元平台资源的推荐研究，若采用协同过滤推荐策略，可以量化的行为种类及其计算方法参见上述有关潜在群体用户计算策略中提到的方法。

协同过滤推荐算法常用目标用户（或目标项目）最近邻的评分加权总和来计算目标用户对目标资源的预测评分，预测评分方法如下公式所示：

$$P_{u,i} = \bar{r}_u + \frac{\sum Sim_{u,v} \times (r_{v,i} - \bar{r}_v)}{\sum |Sim_{u,v}|}$$

#### (2) 面向群体用户的资源推荐策略

根据上述群体用户的划分方法，本文主要开展针对知识群用户、学习社区用户与基于协同过滤算法聚合在一起的潜在群体用户开展学习资源的个性化推荐研究。

基于知识群聚合在一起的用户群体分两类：第一类是构成该知识群的相关或相似学习元创建者的集合，这类用户群体往往具有相似或相关的资源需求与偏好；第二类是知识群访问用户基于潜在的偏好和兴趣聚合在一起的用户集合。在向这两类用户群体进行资源推荐时分两个层次进行：一是，知识群层面的推荐，即采用经典的协同过滤，结合内容推荐算法，向知识群用户（包括第一类与第二类用户群体）推荐相似或相关知识群资源，实现“大颗粒”学习资源的推荐；二是，学习元层面的推荐，即通过分析、挖掘知识群中学习元标签，通过标签聚合策略向知识群用户推荐相关或相似学习元，实现“小颗粒”学习资源的推荐。

基于学习社区聚合在一起的用户群体往往是基于某一特定研究主题或相关兴趣的用户集合，面向这类用户群体开展资源推荐主要是采取“意见领袖”推荐策略，通过利用本文提出的平台用户活跃度计算方法计算出某一学习社区的“意见领袖”，将其关注、编辑、参与和分享的资源向社区其他用户进行推荐，这一策略主要是基于网络环境下“意见领袖”的权威作用与导向作用。

基于协同过滤推荐算法计算出的潜在用户群体往往是分散在平台上仅能通过用户行为挖掘聚合在一起的用户集合,面向这类用户开展资源推荐主要采取两种策略:一是,通过采用相似用户计算方法生成邻居用户集合,然后,根据用户平台活跃度计算方法计算出邻居用户中的“意见领袖”,将其关注、收藏、编辑与共享的资源向邻居用户群体的其他用户进行推荐;二是,采取“邻居用户”互助的推荐方式,即,将用户相似度在前 TOP-N 的用户所偏好的资源向该用户群体进行推荐。向潜在用户群体进行资源推荐的关键在于设计好相似度的筛选阈值。

#### 四 应用案例

在学习元平台已有个性化推荐策略的基础上,基于文中提出的用户分层、分类管理思想,并结合不同用户类别的个性化推荐算法的选择与应用,学习元平台目前已经初步具有学习资源服务的个性化与智能化特点。主要体现在学习元平台的个人空间中,每个注册用户进入平台后,首先就会进入到自己的个人空间,在个人空间中,平台会针对每个用户的行为历史为其推送与其偏好相近的学习元、知识群与学习社区,所推荐的资源包括系统推荐与好友推荐。其中,系统推荐资源是关键,主要采取 TOP-N、最新推荐、关键词推荐,以及协同过滤推荐策略。其中,关键词推荐策略允许用户动态更新描述资源需求的关键词,并根据关键词来选择推荐资源的呈现顺序,包括符合度优先、创建时间优先,以及热度优先。这种推荐策略在面向个体用户层面的资源服务更具灵活性与个性化,从个体用户层面(包括新用户与老用户)来说,系统推荐的资源包括学习元、知识群与学习社区。

从群体用户层面来说,学习元平台通过系统提醒的方式,将知识群中的“意见领袖”、学习社区中的“活跃用户”所关注和创作的资源以广播的方式向这两类用户进行传播与扩散,只要进入个人空间或相关知识群或学习社区的用户均可以收到系统推送信息,进而实现面向群体用户的学习资源进化与再创造。

好友推荐资源是作为系统推荐资源的有益补充,尤其是对平台的老用户来说,好友推荐资源具有重要价值,这是因为,老用户由于平台使用时间长,经验丰富,能够较为准确的评估出与自己兴趣或偏好相近的用户,进而将其加为好友,建立自己的好友网络,从而实现好友网络内部的资源分享。

#### 五 总结

目前,国内多数数字化学习平台都非常重视学习资源的个性化与智能化服务研究,但就当前应用现状来说,多数学习平台仅仅是解决了学习资源推荐服务的有无问题,并没有对学习资源推荐效果的提升进行深入研究。提升学习资源服务的个性化与智能化最终目的是为了提高学习者的资源使用效率,提升学习者的学习品质,改善学习者的学习体验。提升学习资源服务的个性化与智能化水平,关键是要将个性化推荐策略整合到真实的应用情境中,准确识别真实情境中的用户偏好与需求。本文以学习元平台为例,从一个微观的应用层面,就学习元平台上资源推荐效果的提升进行了尝试性的研究,针对这一研究的实际效果还需要在实践中做进一步的检验与修正。

感谢余胜泉教授对此文的指导,同时也感谢北京师范大学教育技术学院陈敏博士在本文撰写过程中所提出的建设性建议与意见。

## 参考文献

- [1]樊丽.基于 Web 日志挖掘的学习资源个性化推荐方法研究[D].长春:吉林大学,2012,5.
- [2]孙歆,王永固,邱飞岳.基于协同过滤技术的在线学习资源个性化推荐系统研究[J].中国远程教育,2012,(8):78-82.
- [3]姜强,赵蔚,杜欣,梁明.基于用户模型的个性化本体学习资源推荐研究[J].中国电化教育,2010,(5):106-111.
- [4]王志梅,杨帆.基于相似学习者发现的资源推荐系统[J].浙江大学学报(工学版),2006,(10):1688-1692.
- [5]刘志勇,刘磊,刘萍萍等.一种基于语义网的个性化学习资源推荐算法[J].吉林大学学报(工学版),2009,(9):391-395.
- [6][8]余胜泉,杨现民,程罡.泛在学习环境中的学习资源设计与共享——“学习元”的理念与结构[J].开放教育研究,2009,(1):47-53.
- [7][9]余胜泉,陈敏.泛在学习资源建设的特征与趋势——以学习元资源模型为例[J].现代远程教育研究,2011,(6):14-22.

### Research for Promoting the Effect of Personalized Recommendation on Digital Learning Resources

——Taking the Design of Resources Recommendation of Learning Cell Platform for Example

YANG Li-na<sup>1,2</sup>

(1. School of Education Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. School of Communication, Tianjin Foreign Studies University, Tianjin 300204, China)

**Abstract:** At the digital learning age, huge amounts of learning resources don't promote the learning efficiency, but be a burden of gathering resources. Due to the status of learning resources overload, this paper carries out the research for upgrading the service effect of digital learning resources based on personalized recommendation strategy. This paper takes the Learning Cell platform in Beijing Normal University for example, expounds the management strategies about individual learner and group learner for personalized learning resource service, meanwhile, analyzes the strategies on how to promote the effect of digital learning resource service from the perspective of recommendation algorithm.

**Keywords:** digital learning resources; personalized recommendation; effect promoting

\*基金项目：本文受教育部人文社会科学青年基金项目（13YJCZH225）和中国博士后科学基金（2013M530540）项目资助。

作者简介：杨丽娜，副教授，博士，研究方向为个性化学习服务，智能推荐，邮箱为 Yang\_lina@163.com。

收稿日期：2014年2月21日

编辑：小西