

泛在学习的内容个性化推荐模型设计*

——以“学习元”平台为例

陈 敏¹ 余胜泉¹ 杨现民¹ 黄 昆²

(1. 北京师范大学 现代教育技术研究所, 北京 100875; 2. 中国教育电视台技术中心, 北京 100021)

【摘要】 泛在学习资源海量化和快速获取个性化资源之间的矛盾对资源个性化推荐提出了要求。文章在当前个性化资源推荐的基础上, 结合泛在学习的需求, 以泛在学习资源——“学习元”为例, 提出了一种针对泛在学习的内容个性化推荐模型。该模型从用户兴趣、学习偏好和知识模型三个角度出发, 利用泛在学习资源的语义描述、KNS 网络、生成性信息和学习活动等方面的特性, 针对结构化泛在学习资源进行综合推荐。望对未来泛在学习资源推荐研究起借鉴作用。

【关键词】 泛在学习; 学习资源; 个性化推荐; 兴趣模型; 学习元

【中图分类号】 G40-057

【文献标识码】 A

【论文编号】 1009—8097 (2011) 06—0013—06

泛在学习是指任何人在任何时间、任何地点、基于任何计算设备获取任何所需学习资源, 享受无处不在在学习服务的学习过程。它具有个性化和即时性等重要特征。

要实现泛在学习的个性化, 一方面需要大量的学习资源以满足不同人的不同需求, 另一方面, 需为单个学习者提供满足其个性化需要的有限资源。既要满足泛在学习庞大的资源数量的要求, 又要让学习者在资源海洋中能快速找到适合自己的资源, 这是泛在学习资源建设中存在的一个矛盾, 也是一个急需解决的问题。

不仅泛在学习的个性化特点对泛在学习的内容个性化提出了要求, 泛在学习的即时性也需要个性化推荐的支持。资源数量越大, 学习者寻找适合自己的资源的时间就越多, 缺乏学习资源个性化推荐, 使得原本计划的一些短暂的、零碎的时间就不得不花费在搜索上, 导致“无时、无处不在”的学习变成“无时、无处不在”的“搜索”。因此, 为了真正实现泛在学习的“无时、无处不在”, 体现泛在学习的个性化特点, 对个性化学习资源的推荐进行研究是十分必要的。

一 个性化资源推荐研究现状分析

从 20 世纪 90 年代 Resnick 等^[1]首先将个性化推荐研究作为一个独立的概念提出至今, 个性化推荐已有了较大的发展。按推荐的资源对象分, 可将个性化推荐分为一般性资源推荐和学习资源推荐。

一般性资源推荐主要包括电子商品、门户网站资源、专业服务资讯、图书文献、新闻、音乐、网页等的推荐。推荐系统通过收集用户信息, 建立和更新用户兴趣模型或得到相似用户, 进而根据用户兴趣或相似用户兴趣向用户推荐可能感兴趣的资源。

学习资源的个性化推荐根据应用环境的不同主要分为基

础资源库的推荐、虚拟学习社区中的资源推荐、虚拟学习环境的资源推荐和学习系统中的资源推荐。前三者不针对某个学习过程, 只是从用户兴趣出发, 推荐用户可能感兴趣或需要的资源。如辽宁省基础教育网, 它通过基于内容和协作的信息过滤技术实现了个性化的资源推送服务^[2]。学习系统中的资源推荐主要从用户学习的角度, 如学习风格、认知水平、学习偏好模式等方面考虑, 向用户推荐与某个学习过程有关的资源。如从学习风格角度考虑的系统有采用蚁群算法和 Kolb 学习风格模型的 AACCS^[3]系统, 该系统能够依据学习者属性(如学习风格和学习对象), 将资源按照文本、视频、动画等类型和介绍性知识、专业性知识等层次, 为学习者提供个性化学习资源。同时考虑认知水平和学习风格的系统有东北师范大学的 SAELS 系统, 该系统引入本体, 对学习资源进行语义描述, 对学习风格、认知水平进行语义诊断, 使学习资源和教学策略根据用户模型动态呈现, 实现了资源共享、重用和个性化推荐^[4]。从学习偏好模式考虑的有文献^[5]中提出的根据用户学习偏好模式, 向用户推荐个性化学习资源。

从目前个性化资源推荐, 特别是学习资源个性化推荐的研究成果来看, 学习资源的个性化推荐已有了一定的发展, 但仍存在以下几方面不足:

1 忽视资源的语义关联信息

学习资源之间存在复杂的语义关联。当前的推荐仅仅做到了相似资源的推荐, 而忽略了存在其他语义关系如包含属于、相关、等价、上下位概念、因果、例子等的资源的推荐。当学习者学习某个资源时, 向学习者推荐与当前学习资源存在一定语义关联的资源而不仅仅是主题上相似的资源, 如当前资源的下位资源, 对学习者的学习来说是十分有意义的。

2 忽视学习的过程性信息

学习者在利用学习资源进行学习的过程中会产生很多生

成性信息，如对某段学习内容的批注、添加新的内容等等，这些生成性信息对资源推荐提供了新的信息。从学习者的角度，通过挖掘用户对资源的批注、评价、提问等可获得学习者学习偏好的信息，从而动态更新用户模型。从资源的角度，通过分析学习者对资源的评价、批注等获得有关该资源质量等方面的信息，从而有助于将质量高的资源推荐给学习者。目前的资源推荐忽略了过程性信息对推荐的重要作用。

3 忽视人际网络信息

在学习过程中，学习者不仅建立起与学习内容间的关系，通过交流、互动、协作，还能建立起人与人之间的关系，即形成人际网络。在交往中，他人的学习经验总是有或多或少的帮助，且在与他人的交互中还可以降低学习者的孤独感，因此，“人”也是学习资源的一个重要部分，它对学习起到的作用并不亚于学习内容。在当前的学习资源推荐中，虽然协同过滤推荐时也提及相似兴趣用户，但并没有对“人”这种特殊的学习资源进行推荐，且“人”作为一种学习资源，他们之间也不单单是相似关系，还存在诸如好友、协作、竞争等更加丰富的人际关系。

4 忽视学习流程的完整性

泛在学习虽然是一种短流程的学习，但它仍是一个完整的学习过程，需要学习内容、学习活动、评价、练习等各种学习资源。当前的学习资源推荐系统大部分都忽略了学习活动，仅对学习内容进行推荐，少部分在推荐学习内容时也推荐相应的学习活动，但学习活动的推荐主要是在当前已有的学习活动的基础上对学习活动序列进行推荐，而没有考虑学习活动的质量。泛在学习是一种短流程的学习，大部分用户不会像正式学习那样按既定序列依次参与所有的学习活动，往往只是在较短的时间内参与 1-2 个学习活动。因此，在泛在

学习中，学习活动的质量相对于学习活动序列显得更为重要。

5 学习兴趣与学习偏好模式相分离的推荐

当前学习资源推荐主要分为资源库中和学习系统中的资源推荐。前者从用户兴趣和需求的角向用户推送学习资源，后者主要从用户学习的角向用户推送符合其学习偏好模式的学习资源。泛在学习系统同时包括了以上两种情况，即：在用户刚进入系统时，系统相当于资源库，用户需从中寻找感兴趣的资源；当用户进行学习时，系统相当于学习系统，这时应推荐符合用户学习偏好的资源。故在泛在学习中进行资源推荐时，应同时考虑学习兴趣和学习偏好模式。

6 忽略已有知识的推荐

学习是一个知识的不断扩展和加深的过程。用户进行学习有两种结果，一是获得了新知识，扩展了知识面，即知识体系的横向发展，一是加深了对原有知识的认识，即知识体系的纵向发展。故从学习者已有知识出发，通过对学习者已有知识建模，向用户推荐与其已有知识结构紧密关联的学习资源将对用户学习的扩展和加深有很大帮助。

二 泛在学习资源对个性化推荐的支持

学习内容不仅仅是信息呈现，单纯的阅读也不是学习，学习是一个交互和深度思考的过程，学习内容不应仅仅是电子化的信息，而应该包括活动、知识之间的语义关系、人与知识交互形成的关系等等，这些可以为推理提供支持。

在实际的学习过程中，内容、活动、语义等学习扩展信息是应该聚合在一个信息模型中的。北京师范大学余胜泉教授提出的一种泛在学习环境下的新型学习资源信息模型——“学习元”。图 1 是学习元的资源信息模型：

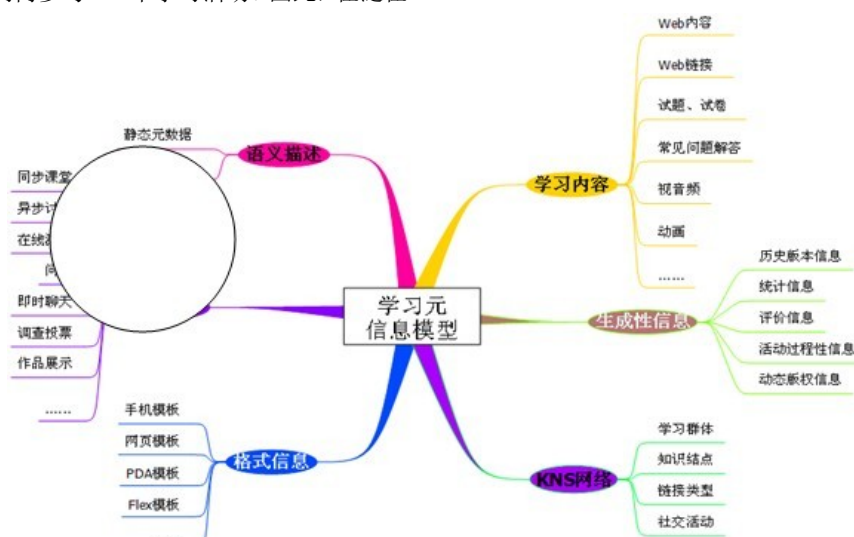


图 1 学习元资源信息模型^[6]

学习元是“具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、智能性的数字化学习资源。”^[7]它具有生成性、开放性、联通性、内聚性、

可进化发展、智能型、微型化和自跟踪等特点。学习元是一种结构性的资源，它由学习内容、语义描述、学习活动、格式信息、生成性信息和 KNS (Knowledge Network Service) 网

络这六部分构成。其中语义描述、KNS 网络和生成性信息、学习活动对学习资源的个性化推荐提供了重要的支持。

语义描述。语义描述是对学习元内部各要素及其整体结构进行的描述性信息，它采用静态元数据与语义本体相结合的方式，不仅保证了描述的一致性，而且还从语义层面对学习元的属性和关系进行描述。语义描述为学习元间自动建立语义关联提供了数据基础，从而能快速方便地获得具有各种关联的学习元。

KNS 网络。KNS 网络是学习元在进化过程中通过与其他学习元、学习者群体建立语义关联而产生的知识网络。在 KNS 网络中，学习元与学习元间存在某种语义关联，如相似、相关等，学习元与学习者间存在某种关系，如创建者、贡献者、协作者等，学习者与学习者间也具有某些关系，如好友、相似等。有了 KNS 的支持，不仅可以方便快速地获得资源与资源的关联，而且还能获得人与资源、人与人之间的关系，为得到存在某种语义关联的学习资源集合或学习者集合提供良好支持。

生成性信息。生成性信息是指学习元在使用过程中产生的各类信息，包括学习元的历史版本信息、统计信息、用户评价信息、各种学习活动的过程性信息等。通过分析挖掘生成性信息，可得到对推荐有帮助的信息，如为筛选推荐候选集提供重要依据等。

学习活动。学习元不仅具有学习内容、还具有与学习内容相对应的学习活动，学习者通过学习活动与学习内容深度交互。当系统向用户推荐学习元时，就同时将与当前学习内容有关的学习活动一并推送给用户，并从该学习活动相关联的其他学习资源处获取可以推荐的信息。

综上所述，在学习元资源信息模型，特别是语义描述、KNS 网络、生成性信息和学习活动的支持下，系统可以比较容易地建立起学习元与学习元、学习元与人、人与人之间的语义关联，从而形成紧密聚合的知识与知识、知识和人、人与人的认知网络，从这个聚合的认知网络中可以较为快速准确地找到具有某种语义关联的学习元集合和人际资源集合。由于学习元是一种结构化的资源，它附带与内容对应的学习活

动，当向用户推荐学习元时，也将对应的学习活动推荐给了用户，并可从该学习活动相关联的其他学习资源处获取可以推荐的信息。由于学习元具有基于本体的语义描述，故根据用户对学习元的操作，如学习、协作、订阅等，可很容易地得到用户感兴趣的知识本体，或从用户学习过的学习元所属的知识本体得知用户已获得哪些知识，又或根据用户学习过的学习元间的关系挖掘出用户的学习偏好模式，如有些学习者喜欢按学习进度学习等。

三 泛在学习的内容个性化推荐模型

泛在学习环境不是一个单纯的资源库或学习系统，而是具有情境感知能力的智能学习空间，任何人在任何时间地点随时可进入进行非正式学习，可以看作是资源库和学习系统通过语义技术、情感感知技术进行的综合。故泛在学习资源个性化推荐模型不能完全参照以往资源库或学习系统中的资源推荐模型，而应根据自身特点，综合两种推荐方式，设计适合的学习资源个性化推荐模型。本研究依托的泛在学习环境下的学习资源模型（学习元）与普通的学习资源相比，它聚合了人际网络、语义网络、学习等活动综合性的信息，能为解决当前学习资源推荐中存在的问题提供良好的支持。

本推荐模型在思路考虑整个学习流程，在技术上基于本体的综合性推荐模型，充分考虑了资源间的语义关联，利用过程性信息对资源推荐候选集进行筛选，从而保证推荐资源的质量。由于学习元是一种特殊的结构化资源，不仅包括学习内容，还包括学习活动、人际资源等，故向用户推荐个性化的学习元其实也就是将个性化的学习内容、学习活动和人际资源同时推荐给了用户，利于用户在学习所需知识的同时通过参与相应的活动进而加深对知识的了解，通过与相关用户的交互消除学习时的孤独感，吸取他人经验，促进社会性学习。此外，该模型考虑到泛在学习与其他学习的不同，将资源库中的资源推荐方式和学习系统中资源的推荐方式结合起来，从用户兴趣、已有知识和学习偏好三方面进行推荐。

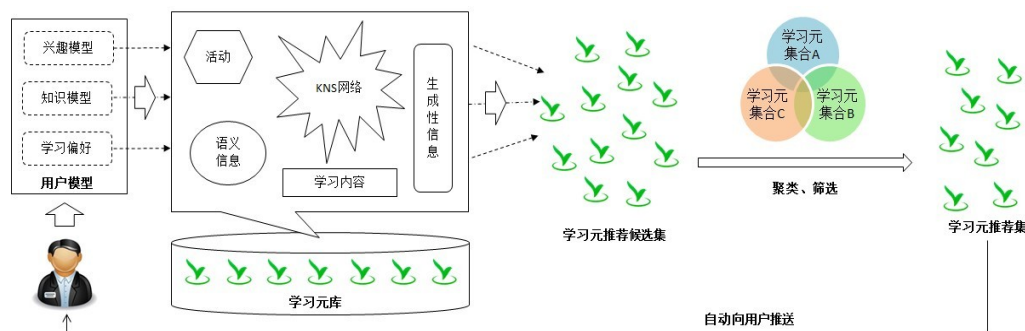


图 2 泛在学习的内容个性化推荐模型

该个性化推荐的整体思路是首先从用户兴趣、已有知识和学习偏好三个角度出发，从学习元库中获得对应的推荐结果。其次，利用综合聚类算法，将三方面推荐结果进行综合筛选，最终得到最符合用户需求的推荐结果。用户模型、学习元库和聚类算法是该模型中最重要的组成部分。

用户模型由兴趣模型、知识模型和学习偏好模式组成。兴趣模型主要描述了用户的兴趣特征。通过静态和动态方法收集用户兴趣信息，从本体库中抽取相应本体，作为兴趣本体，从而构成兴趣模型。知识模型描述了用户的知识信息。通过从用户已学过的知识网络中获得用户已学过的知识

本体及它们之间的语义关联，从而建立知识模型。学习偏好模式是指用户喜欢的学习进行方式，如按进度学习、按兴趣学习或按学习策略学习等等。通过挖掘用户学习轨迹，可得到学习偏好的相关信息，从而建立起学习偏好模式。

学习元库是整个推荐的重要基础，是由系统中所有学习元构成的。与一般的资源不同，学习元是一种结构化的学习资源，不仅包括学习内容，还包括语言信息、KNS 网络、学习活动和生成性信息等，它们可为推荐提供重要信息。利用语义信息和 KNS 网络，可以较为容易地得到具有某种语义关联的子网络，如相似学习元网络、人际网络等。利用生成性信息可筛选出高质量的资源。利用学习活动可得到与当前学习元相关联的其他资源，也可作为推荐候选集的一部分。学习元结构化信息不仅

能为推荐提供重要信息，而且作为被推荐的对象，用户获得的将不仅仅是学习内容，还包括学习活动和人际资源。

从兴趣出发，将得到符合用户兴趣的推荐结果；从知识出发，将得到与当前知识相关的推荐结果；从学习偏好出发，将得到符合用户学习方式的推荐结果。综合筛选算法的主要作用是从三种推荐结果中筛选得到最符合用户需求的质量相对较高的推荐结果。

1 基于用户兴趣的推荐

借鉴内容过滤和协调过滤组合推荐的思想，基于兴趣的学习元推荐由两部分组成：基于当前用户兴趣模型的推荐和基于相似兴趣用户群体兴趣模型的推荐。如下图 3 是基于用户兴趣的推荐过程：

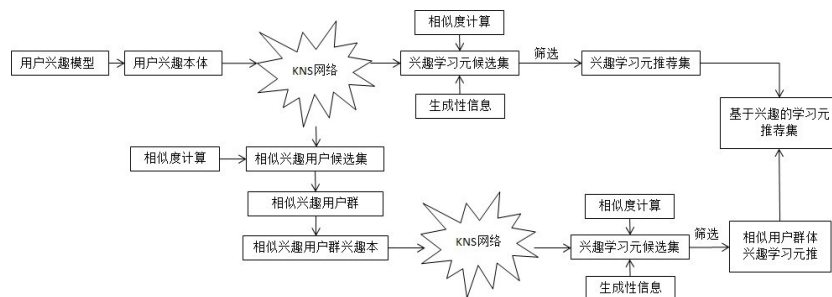


图 3 基于用户兴趣的推荐过程

基于当前用户兴趣模型的推荐：根据当前用户自身的兴趣模型，可得到用户兴趣本体，以本体为桥梁，在 KNS 网络中寻找语义特征描述层面上与用户兴趣本体存在相似或相同关系的学习元，形成兴趣学习元候选集。将候选集中的学习元本体向量与用户兴趣本体向量进行相似度计算，同时综合考虑学习元的生成性信息（如用户对其的评论、批注）等，从而筛选出高质量的学习元，作为兴趣学习元推荐集的一个子集。

基于相似用户群兴趣模型的推荐：根据当前用户自身的兴趣模型，基于用户本体库，在 KNS 网络中寻找兴趣本体向量相似的用户，构成相似兴趣用户候选集。将候选集中的用户兴趣向量与当前用户兴趣向量进行相似度计算，同时综合

考虑该用户的生成性信息，如参与活动数量、评论数量等，从而筛选出最佳的相似兴趣用户群。根据相似用户群中个人的兴趣本体得到相似用户群的兴趣本体。采用与基于当前用户兴趣推荐相同的方法得到相似用户群体感兴趣的学习元集合。

将上述两种方式得到的学习元集合组合起来作为基于兴趣的学习元推荐结果。

2 基于知识模型的推荐

向用户推荐与当前已有的知识体系相关的知识，有利于扩大和加深用户对知识的认识范围和程度，对用户的学习有很大帮助。因此，系统将依据用户的知识模型为用户推荐与已有知识相关的学习元，以加深知识学习的深度，扩展学习的广度。如下图 5 为基于用户知识模型的推荐过程：

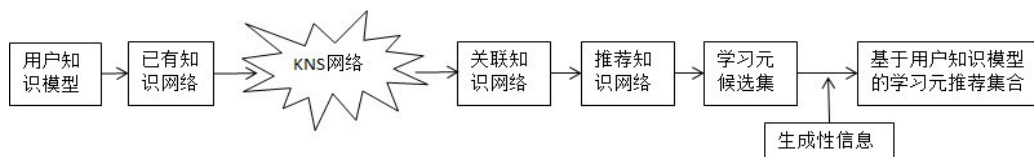


图 5 基于用户知识模型的推荐

从用户的知识模型中可得到用户已有的知识网络，当用户进入系统时，系统根据用户已有的知识网络，从 KNS 网络寻找与用户知识网络具有语义关联的用户未学过的知识子网络，即关联知识网络。根据关联的程度，从关联知识网络中得到与用户知识网络关联性强的知识，构成推荐知识网络。利用学习元的生成性信息，如评价情况、得分、批注的数量，版本更迭情况等对学习元质量进行判断，从而得到质量较高

的学习元集合作为学习元推荐集合。

3 基于学习偏好的推荐

学习偏好是指用户在学习过程中倾向的学习方式，如兴趣导向、进度导向、学习策略导向等。根据用户的学习偏好，当用户正在进行学习时，系统将能个性化地向用户推荐相关学习元。

如下图 6 为基于学习偏好的推荐：

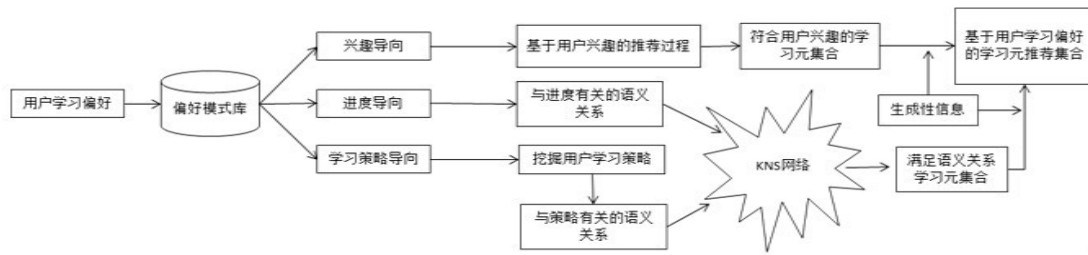


图6 基于学习偏好的推荐

在推荐时，系统将用户学习偏好与偏好模式库预设好的偏好模式进行匹配，从而根据用户的学习偏好得到相应的学习元集合，再利用学习元的生成性信息对学习元集合进行筛选，最后得到基于用户学习偏好的学习元推荐集合。

系统中预设的学习偏好模式将借鉴文献[8]中提到的三种模式：基于学习兴趣、基于学习进度和基于学习策略。兴趣导向的学习者在选择和学习资源时是非线性和跳跃式的，按照自身兴趣选择和学习内容，当系统判断用户为兴趣导向型，则推荐过程将与基于兴趣的推荐类似。学习进度导向型的学习者一般喜欢循序渐进的学习方式，当系统判断用户为进度导向型，则将在KNS网络中寻找为当前学习内容存在某些语义关联的学习元，构成集合，而这种语义关联是与学习进度相关的。利用生成性信息对得到的学习元集合进行筛选，从

而得到最终的推荐集合。学习策略导向的学习者学习具有明确的目的性和针对性，能灵活地选择和运用资源并建立起它们之间的联系，在需要时为自己所用，当系统判断用户为策略导向型时，首先根据用户的学习访问路径挖掘用户的学习策略，从而得到与策略有关的一些语义关系，再从KNS网络中寻找与当前学习元存在这些语义关联的学习元，构成集合，再利用生成性信息进行筛选，得到最终的推荐集合。

4 聚类和筛选

通过以上三种推荐方式将分别得到三个学习元推荐集合，那么如何从这三个集合中筛选出与学习者需求最密切的学习元集合呢？我们将进行两步工作，第一步是对三个集合的并集中的所有学习元进行聚类操作，第二步将筛选出与学习者联系最为紧密的学习元集合。如下图7为聚类筛选过程：

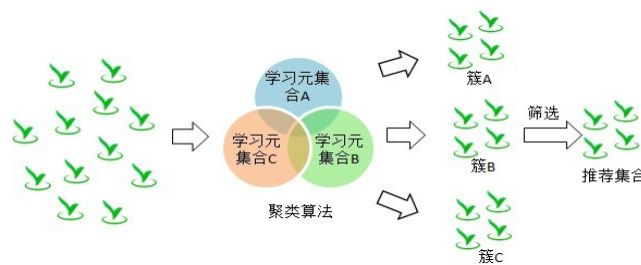


图7 学习元集合的聚类、筛选

(1) 聚类

由于学习元在KNS网络中通过各种关联与其他学习元产生链接，在聚类时我们不仅要考虑学习元内容上的相似程度，还需要考虑学习元在链接结构方面的相似程度，故本研究借鉴文献[9]中提到的基于属性-链接的HyPursuit聚类算法思想，其基本思想是利用相似性度量函数

$S_{ij}^{hybird} = F(S_{ij}^{terms}, S_{ij}^{links})$ 来衡量学习元在内容和链接结构

两方面的相似程度。其中 S_{ij}^{terms} 代表两个学习元在内容上的相似

程度， S_{ij}^{links} 代表两个学习元在链接结构上的相似程度。通过

对 S_{ij}^{terms} 和 S_{ij}^{links} 的计算，取其中值较大的那个作为两个学习元的相似度，这个相似度即作为两个学习元间的距离。系

彼此之间距离最短的学习元归为一簇。

1) 内容相似度 S_{ij}^{terms} 的计算。在学习元内容相似度的计算方面，采用余弦相似性的方法来计算两个学习元的特征本体向量的相似度，这个相似度就作为学习元内容的相似度。

2) 链接结构相似度 S_{ij}^{links} 的计算。借鉴HyPursuit算法

的公式 $S_{ij}^{links} = W_s \times S_{ij}^{sp1} + W_c \times S_{ij}^{com}$ ，来对链接结构的相

似度进行计算。其中 S_{ij}^{sp1} 表示两个学习元之间的最短路径的长度； S_{ij}^{com} 与两个学习元的共同节点数有关，共同节点数越

多，说明两学习元越相似， $S_{ij}^{com} = \sum_{x \in common} 1/2 (sp_{ix}^1 = sp_{jx}^1)$ ，

其中 spl_{ix}^j 代表从学习元 i 到学习元 x 不经过学习元 j 的最短路径长度, $common$ 表示两个学习元共同节点的集合。

(2) 筛选

通过聚类,学习元集合被分为几个学习元簇,簇中的学习元在内容和链接结构上都具有极强的相似性。我们需要从若干个学习元簇中筛选出最符合用户需求的,即与用户联系最为紧密的簇作为推荐集合推送给用户。筛选的核心思路是通过计算各个学习元簇与用户的最短距离,将与用户距离最近的簇作为推荐簇。学习元簇与用户距离的计算方法是:1) 计算簇中所有学习元在 KNS 网络中与用户的最短路径长度;2) 计算簇中所有学习元与用户的最短路径长度的平均值,这个平均值被看做这个簇与用户的最短距离。

四 总结与展望

泛在学习的内容个性化推荐对泛在学习的泛在性、个性化和内容适应性方面起到十分重要的作用。本文结合泛在学习环境下学习资源的特点,以“学习元”为例,尝试对泛在学习的内容个性化推荐模型进行了设计。该模型充分利用结构化学习资源——“学习元”的语义描述、KNS 网络、生成性信息和学习活动等特性,综合考虑学习过程的完整性、注意利用生成性信息、运用本体技术、关注资源的语义关联、从用户兴趣、学习偏好和知识模型三个角度对学习元进行综合推荐。虽然该模型能解决当前学习资源推荐中存在的一些问题,但一切都还在研究和探索当中,还有许多现实和细节

的问题需要解决和改进。下一步首先将对用户模型的建立与更新进行深入设计,之后根据该模型对泛在学习内容个性化推荐进行实验、修正和开发。

致谢:本课题的研究受中国教育电视台“新媒体学习超市建设”项目资助,特向该项目组的所有成员表示衷心的感谢。

参考文献

- [1] Resnick P, et al. GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of NetNews[A]. Proceedings of CSCW 94[C]. Chape Hill, NC, 1994:175-186.
- [2] 荆永君,李兆君,李昕. 基础教育资源网中个性化资源推荐服务研究[J]. 中国电化教育,2009,(8):102-105.
- [3] Yao Jung Yang, Chuni Wu. An attribute-based ant colony system for adaptive learning object recommendation[J]. Expert Systems with Applications, 2009,(36): 3034-3047.
- [4] 姜强,赵蔚,杜欣等. 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.
- [5] 杨丽娜,刘科成,颜志军. 面向虚拟学习社区的学习资源个性化推荐研究[J]. 电化教育研究,2010,(4).
- [6] 杨现民,余胜泉. 泛在学习环境下的学习资源信息模型构建[J]. 中国电化教育,2010,(9):72-78.
- [7][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,2009,15(1):47-53.
- [9] 王立敏,高学东,武森. 基于属性—链接的聚类算法综述[J]. 计算机应用研究,2008,25(6):1622-1629.

The Personalized Recommendation Model Design of Content in the Ubiquitous Learning

——Taking “Learning Cell” for Example

CHEN Min¹ YU Sheng-quan¹ YANG Xian-min¹ HUANG Kun-lun²

(1. Modern Educational Technology Institute, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. Technology Center of China Educational TV, Beijing 100021, China)

Abstract: The contradiction between massive resources and quickly access personalized resources in the ubiquitous learning requests for the personalized resources recommendation. This essay, taking “Learning Cell” as an example, designs a kind of personalized recommendation model for content in the ubiquitous learning, which bases on the current research on personalized resources recommendation and integrates the characteristics of ubiquitous learning. From the three perspectives of user interests, preferences and knowledge model, the model, utilizing the characteristics of ubiquitous learning resources such as semantic descriptions, KNS network, generate information, learning activities and so on, recommend learning content, learning activities and interpersonal resources comprehensively. Hope that this essay will provide a reference for the research on ubiquitous learning resources recommendation in the future.

Keywords: ubiquitous learning; learning resources; personalized recommendation; interest model; learning cell

*基金来源: 本文系国家自然科学基金项目“泛在学习的资源组织模型及其关键技术研究”(项目批准号: 61073100)和“中央高校基本科研业务费专项资金”资助(supported by “the Fundamental Research Funds for the Central Universities”)北京师范大学重点课题“泛在学习环境中的学习资源设计与共享研究”(课题编号: 2009SD-9)研究成果之一。

收稿日期: 2011年3月4日

编辑: 宋树