文章编号:2096-1472(2025)10-0067-05
DOI:10.19644/j.cnki.issn2096-1472.2025.010.014

基于知识图谱的个性化学习推荐系统深度学习优化方法研究

张泽宇[1]，张颖娇[2]，张宏俊[3,4]，叶 昊[2]

(1. 中国移动通信集团北京有限公司，北京 100032；
2. 南京邮电大学国家邮政局邮政行业技术研发中心(物联网技术)，江苏 南京 210003；
3. 南京邮电大学物联网学院，江苏 南京 210003；
4. 中国通信服务股份有限公司，北京 100073)

✉ 13605511234alex@gmail.com; 1223097109@njupt.edu.cn; 2021070702@njupt.edu.cn; 1221097407@njupt.edu.cn

摘 要:提出了一种融合知识图谱与深度学习的优化策略,以提升个性化学习推荐系统的推荐质量和用户体验,解决数据稀疏性与冷启动问题。通过构建涵盖学习者、教育资源及其关联关系的知识图谱,为系统提供语义信息和结构化知识支持,并利用余弦相似度匹配学习者属性与资源特征,精准满足需求。同时,结合深度神经网络捕捉偏好与资源特性间的非线性关联,进一步优化推荐性能。实验结果表明,该方法在预测准确性、推荐覆盖率和多样性上分别提升 11.8%、14.3%和 9.7%,并在用户满意度与知识掌握度等指标上表现出优势。

关键词:个性化学习推荐系统;知识图谱;深度学习;数据稀疏性优化;推荐算法优化
中图分类号:TP311.13 **文献标志码**:A

Research on Deep Learning Optimization Methods for Knowledge Graph-Based Personalized Learning Recommendation Systems

ZHANG Zeyu[1], ZHANG Yingjiao[2], ZHANG Hongjun[3,4], YE Hao[2]

(1. *China Mobile Group Beijing Co., Ltd., Beijing* 100032;
2. *Postal Industry Technology Research and Development Center of State Post Bureau of Nanjing University of Posts and Telecommunications(Internet of Things Technology), Nanjing* 210003, *China*;
3. *School of Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing* 210003, *China*;
4. *China Telecommunications Services Co., Ltd., Beijing* 100073, *China*)

✉ 13605511234alex@gmail.com; 1223097109@njupt.edu.cn; 2021070702@njupt.edu.cn; 1221097407@njupt.edu.cn

Abstract: This study proposes an optimization strategy integrating knowledge graphs and deep learning to enhance the recommendation quality and user experience of personalized learning recommendation systems, addressing data sparsity and cold start issues. By constructing a knowledge graph encompassing learners, educational resources, and their interrelationships, the system gains semantic information and structured knowledge support. Cosine similarity is employed to match learner attributes with resource features, thereby precisely meeting demands. Concurrently, deep neural networks capture nonlinear associations between preferences and resource characteristics to further optimize recommendation performance. Experimental results demonstrate that this method achieves improvements of 11.8%, 14.3%, and 9.7% in prediction accuracy, recommendation coverage, and diversity, respectively, while also exhibiting advantages in user satisfaction and knowledge mastery metrics.

Key words: personalized learning recommendation system; knowledge graph; deep learning; data sparsity optimization; recommendation algorithm optimization

0 引言(Introduction)

在数字化时代,在线学习已成为全球教育的重要组成部分,打破了传统教育的时空限制,提供了灵活且个性化的学习方式[1]。推荐系统在在线学习中尤为关键,通过分析学习材料

收稿日期:2025-02-08

和用户行为，为学习者提供个性化学习路径[2]，从而提升学习效果与体验[3]。传统方法如协同过滤[4-5]、基于内容的过滤[6]及混合推荐，在数据稀疏性和冷启动问题上仍存在局限性[7]。

近年来，知识图谱(Knowledge Graph，KG)的引入为推荐系统提供了新的优化路径。知识图谱通过构建实体及其关系网络，为推荐系统提供语义信息和结构化知识支持[8]，提升推荐质量与可解释性[9]。基于知识图谱的推荐方法包括嵌入方法[10]、路径方法及统一方法[11]，能够通过增强数据表示与连接模式优化推荐性能[12]。

本文提出了一种融合知识图谱与深度学习的推荐系统。通过知识图谱提供语义支持，结合余弦相似度匹配学习者属性与资源特征，生成精准推荐。本方法通过多维学习者特征优化推荐粒度，显著提升推荐相关性与可解释性。

1 相关工作(Related work)

随着在线教育的迅猛发展，推荐系统在这一领域的应用日益广泛[13]。推荐系统通过分析学习者的交互数据和学习材料的内容[14]，为学习者提供个性化的学习资源和路径，从而提高学习效果和用户体验[15]。

知识图谱已被整合到推荐系统中，作为监测用户偏好变化和提升推荐深度的辅助工具。这些系统在包括旅游网站、虚拟博物馆、生物医学平台、电子商务平台以及电影门户网站等多个领域得到了应用[16]。在这些研究中知识图谱在推荐系统中的流行应用方法包括基于嵌入的策略、面向连接的方法和基于传播的方法。

SHI 等[17]深入研究了基于知识图谱的推荐系统，介绍了SemRec，这是一个解释用户喜欢和不喜欢的历史项在基于知识图谱的推荐系统研究领域，近年来涌现出多种创新方法和模型。例如：SemRec 模型通过加权元路径将属性值整合到链接中，从而更精确地描述项目关系和用户相似性。这种方法能够有效捕捉用户对历史项目的喜好和不喜欢的模式，进而传播真实的用户偏好。

此外，MCRec 框架[18]通过生成显式元路径表示捕获用户-项目对的交互上下文。这种方法利用元路径的丰富语义信息，提高了推荐的准确性和可解释性。另一方面，递归知识图嵌入技术[19]则通过自动发现用户和项目之间的路由链接，无需依赖用户提供的元路径。这种方法通过循环神经网络对路径进行编码，进一步增强了推荐系统的灵活性和有效性。

在顺序推荐方面，一些研究者设计了利用用户不断变化的兴趣的推荐方法。例如：通过动态图网络来捕捉用户的实时兴趣变化，从而提供更符合用户当前需求的推荐[20]。此外，还有一种策略通过安排一系列关键的学术论文来帮助研究人员理解特定主题的演变。这种方法结合了内容和网络结构来获取文档表示，并用于评估论文的相似性。

在深度学习的应用方面，循环神经网络[21]及其变体(如长短期记忆网络[22]和门控循环单元[23])被广泛用于知识追踪模型，以预测学习者正确回答知识点的概率。此外，生成对抗网络[24]等模型也被用于生成更丰富的用户和项目特征，从而提高推荐的多样性和新颖性。

2 拟议方案(Proposed method)

2.1 知识图谱框架

本研究旨在构建一个结构化且相互关联的构建框架，用于捕捉在线学习过程中的各个方面，并最终实现个性化内容推荐。该图谱不仅作为教育环境中的一个关系可视化工具，还有效呈现了不同实体、属性和学习者之间的联系。图谱中的每个元素都对改进推荐过程并根据个体学习需求进行调整起着至关重要的作用。

学习者作为图谱中的一个重要节点，代表了不同个体在学习过程中所具有的特定属性与偏好。每个学习者都具有独特的特征，这些特征被称为上下文信号，主要包括先验知识水平、学习风格偏好和当前学习目标。这些信号对个性化推荐系统的实现至关重要，它们为学习者的学习背景提供了深刻的洞察，并帮助系统根据学习者的需求调整推荐内容，具体过程如图 1 所示。

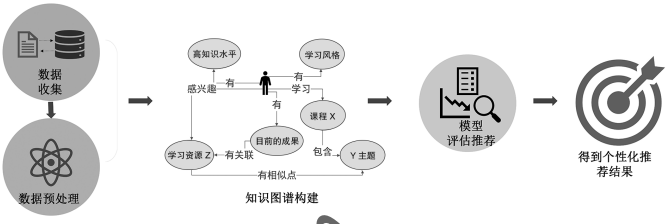

图 1 在线学习推荐系统具体过程

Fig. 1 The specific process of the online learning recommendation system

先验知识水平反映了学习者在某一学科或技能上的掌握程度，通常通过对学习者的熟练度进行分类来表示。设学习者 i 的先验知识水平为 PKL_i，其中，学习者水平分为初学者、中级学习者和进阶学习者。这些分类有助于确定推荐内容的难度。例如，初学者可能需要基础性的资源，而中级学习者则可以接受更具挑战性的内容。

学习风格偏好则依据 VARK 模型描述了学习者在学习过程中偏好的方式，分为视觉型、听觉型、阅读-写作型和动觉型。假设学习者 i 的学习风格为 LSP_i，表示视觉型学习者、听觉型学习者、读写学习者和动觉学习者。这些风格差异决定了推荐系统如何根据学习者的偏好调整内容形式。例如：对于视觉型学习者，推荐更多的图像和视频材料，而对于听觉型学习者，则优先推荐音频或播客形式的资源。

当前学习目标明确了学习者在当前学习阶段所要达成的具体目标。假设学习者 i 的当前学习目标为 CLG_i，则 CLG_i 可表示为一组目标集合。

学习目标的设定通常由教授在课程开始时与学生讨论后确定。该目标帮助系统在推荐过程中确保学习者所获取的内容与其实际需求相匹配。为了获取学习者的这些属性信息，本研究采用了初期调查和平台使用数据收集的方法。通过与实际用户行为的对比验证，能够确保这些信号的可靠性。此外，为了适应学习者偏好的变化，系统设有反馈机制，学习者可以随时声明其偏好变化，系统会根据反馈调整推荐策略。

知识图谱中的教育实体包括课程、主题和学习资源等元素，这些元素在图谱中作为节点进行表示，并对学习者的学习过程产生重要影响。课程节点代表了更广泛的学科领域，而主题节点则进一步细化为课程中的具体学习单元，学习资源节点则表示与特定主题相关的学习材料。

课程节点在图谱中扮演了至关重要的角色，代表了广泛的学科领域。设课程节点为 C_k，课程 C_k 包含的主题集合为 $T_{Ck}=\{T_{k1},T_{k2},\cdots,T_{kn}\}$，而每个主题 T_{ki} 也与具体的学习资源集合 R_{Tki} 相连接，其中，$R_{Tki}=\{R_{ki1},R_{ki2},\cdots,R_{kim}\}$。例如：Java 编程语言的课程可能包含如下主题："数据结构与算法概

述”“数组与链表”“栈与队列实现”以及“排序算法”等，每个主题进一步连接到相关的学习资源，如视频讲解、编程挑战和在线竞赛等。

主题节点则代表了课程中具体的学习单元，它们通常是更加细化的学习概念，并且每个主题都与相关的学习资源相连。假设主题 T_{ki} 与学习资源 R_{Tki} 之间的关系由 R_{Tki} 表示，则该主题下的学习资源可能包括特定的讲解视频、代码示例、互动练习等内容，帮助学习者更好地掌握该主题。

学习资源节点则是与特定主题相关的所有学习材料的集合。设某一主题 T_{ki} 的学习资源集合为 R_{ki}，则 R_{ki} 包括与该主题相关的所有学习资源。学习资源类型可以包括文章、视频、在线测评等形式，这些资源能够帮助学习者进一步理解并掌握该主题的知识内容。

知识图谱中的关系边用于表示节点之间的联系，它们定义了不同实体间的交互，并在个性化推荐过程中起到了关键作用。主要的关系类型包括学习者与课程的关系、课程与主题的关系、主题与学习资源的关系等。学习者 i 与课程 C_k 之间的关系表示学习者对该课程的兴趣或注册情况，表示为 R_{iC_k}。该边为图谱提供了学习者和课程之间的基本联系。课程 C_k 与主题 T_{ki} 之间的关系表示某一课程包含的具体学习主题。该关系帮助系统了解课程内容的细节，并据此为学习者推荐相关学习资源。主题与学习资源之间的关系表示该主题所关联的具体学习材料。通过该关系，系统能够根据学习者选择的主题推荐相关的学习资源。学习者与学习资源之间的关系表示学习者对特定学习资源的互动或使用。该关系帮助系统了解学习者已经接触的资源，并据此进行个性化推荐。上下文属性是个性化推荐系统中的关键要素，它们决定了推荐内容的准确性和适应性。具体来说，推荐系统会根据学习者的先验知识水平、学习风格偏好以及学习目标，动态调整推荐内容的复杂度和类型。例如：针对不同知识水平的学习者，系统可以调整推荐内容的难度，确保学习者始终处于最适合自己的学习状态。

假设 R_i 为学习者 i 推荐的内容集合，那么推荐内容的复杂度 C_i 可以通过以下公式表示：

$$C_i = f(PKL_i, LSP_i, CLG_i) \tag{1}$$

其中：$f()$ 表示学习者的知识水平、学习风格和学习目标共同决定的推荐内容。此外，系统还会根据学习者的学习风格进行内容的形式调整，学习风格与推荐内容的形式之间的映射可以用以下公式表示：

$$S_i = g(LSP_i) \tag{2}$$

其中：$g()$ 是学习风格偏好与推荐内容形式之间的映射函数。

2.2　个性化教育推荐

个性化推荐过程的起始点是知识图谱中的节点和边，这些节点和边捕捉了不同教育实体之间的密切关系网络。推荐方法利用知识图谱的结构来识别与学习者的兴趣和学习目标密切相关的教育材料。通过识别节点，系统能够智能地预测和推荐能够推动知识持续进展的信息。例如：假设有一位“学习者A”，其知识水平为中级且偏好视觉学习。图谱能够识别出与学习者 A 的熟练度和学习目标相匹配的“主题 Y”，这一关键步骤是通过学习者与教育实体之间的关系得以实现。

图谱中嵌入的复杂关系起到了个性化推荐的促进作用。主题与学习资源之间的互动关系，以及学习者与课程之间的关系，共同作用于推荐过程的顺畅进行。在学习者 A 与系统的交互过程中，图谱的洞察力会不断得到完善。根据学习者 A 的交互，系统能够动态调整推荐内容，以适应其不断变化的学习需求。

为了提高推荐的精准性，本研究采用了深度学习优化的方法，结合了知识图谱和余弦相似度来进行个性化推荐。通过深度学习模型，系统可以进一步学习并捕捉到复杂的非线性关系，克服传统方法在复杂上下文中的局限性。

首先，基于学习者及教育实体（如课程、主题、学习资源）的属性，将其表示为向量。每个向量的维度与一个上下文属性相对应，如先验知识水平、学习风格偏好和当前学习目标。假设学习者 i 的属性向量为 $\boldsymbol{v}_i$，其维度为 d，则学习者 i 的属性向量可以表示为

$$\boldsymbol{v}_i = (PKL_i, LSP_i, CLG_i) \tag{3}$$

类似地，教育实体（如课程、主题、学习资源）也可以通过属性向量 $\boldsymbol{v}_e$ 来表示，表示为

$$\boldsymbol{v}_e = (PKL_e, LSP_e, CLG_e) \tag{4}$$

然后，计算学习者向量和教育实体向量之间的余弦相似度，以确定学习者与教育实体之间的相似度。余弦相似度公式如下：

$$\text{Cosine Similarity} = \frac{\boldsymbol{v}_i \cdot \boldsymbol{v}_e}{\| \boldsymbol{v}_i \| \, \| \boldsymbol{v}_e \|} \tag{5}$$

其中：$\boldsymbol{v}_i \cdot \boldsymbol{v}_e$ 表示学习者向量和教育实体向量的点积，$\| \boldsymbol{v}_i \|$ 和 $\| \boldsymbol{v}_e \|$ 分别表示学习者向量和教育实体向量的模长。该公式计算了学习者和教育实体之间的相似度，值的范围为 $[-1, 1]$。1 表示完全相似，0 表示没有相似度，-1 表示完全不相似。

基于计算得到的余弦相似度分数，系统将教育实体进行排序，按相似度分数的降序排列。即，对于学习者 i 和教育实体集合 ε，所有教育实体 $e \in \varepsilon$ 的余弦相似度 $S_{i,e}$ 计算完成后，系统将推荐最相关的教育实体：

$$S_{i,e} = \frac{\boldsymbol{v}_i \cdot \boldsymbol{v}_e}{\| \boldsymbol{v}_i \| \, \| \boldsymbol{v}_e \|} \tag{6}$$

通过降序排列所有教育实体的相似度分数 $S_{i,e}$，系统会得到一个推荐列表，表示为

$$R_i = \text{Sort}(S_{i,e1}, S_{i,e2}, \cdots, S_{i,em}) \tag{7}$$

最后，系统根据排序结果将排名靠前的教育实体作为推荐结果展示给学习者。这些推荐结果能够根据学习者的兴趣、知识水平和学习目标，提供最相关的教育内容。推荐列表 R_i 即为最终推荐给学习者的教育材料。

$$R_i = \{e_1, e_2, \cdots, e_k\} \tag{8}$$

其中，$e_1, e_2, \cdots, e_k$ 是与学习者 i 的兴趣和需求最相关的前 k 个教育实体。

尽管余弦相似度在推荐系统中是一项重要的技术，它能够有效捕捉向量空间中的相似性，但其效果仍然受到所选属性和特征的影响。余弦相似度计算的是向量空间中的相似度，它可能无法充分捕捉学习者和教育实体之间的细微关系。例如：尽管余弦相似度能够识别出学习者与教育实体之间的相似性，但它可能忽略了上下文中的复杂因素，如学习者对某些主题的具体兴趣或对不同教学方式的偏好。

为了克服这些局限性，本研究引入了深度学习方法进行优化。采用深度神经网络（Deep Neural Network，DNN）模型对教育实体和学习者之间的关系进行建模。通过对大量历史数据的训练，模型能够自动学习和捕捉复杂的非线性关系。

假设使用一个深度神经网络模型，其输入为学习者的属性向量 $\boldsymbol{v}_i$ 和教育实体的属性向量 $\boldsymbol{v}_e$，输出为一个新的相似度评

分 S_{DNN}，表示学习者与教育实体之间的匹配度。模型可以表示为

$$S_{DNN}=f_\theta(\boldsymbol{v}_i,\boldsymbol{v}_e) \tag{9}$$

其中：f_θ 是深度神经网络的函数，θ 是网络的参数。该模型通过学习来自训练集的知识，在每一层中提取出更加抽象的特征，从而优化推荐系统的预测能力。

在加入深度学习模型后，推荐过程将进一步结合余弦相似度和上下文信号。在计算最终的推荐分数时，结合传统的余弦相似度和深度学习模型的输出，提出如下加权方案：

$$S'_{i,e}=\alpha\cdot S_{i,e}+\beta\cdot f_\theta(\boldsymbol{v}_i,\boldsymbol{v}_e) \tag{10}$$

其中：α 和 β 是权重系数，用于控制余弦相似度和深度学习模型输出的贡献。通过这种方式，系统能够在余弦相似度的基础上，进一步捕捉更复杂的非线性关系，从而提供更为个性化的推荐结果。结合深度学习的优化，使得推荐系统能够不断适应学习者的动态需求，进一步提升推荐的精准度和个性化水平。

3 实验(Experiment)

本实验的数据集包括 A 组和 B 组，A 组的平均年龄为 25 岁，B 组为 26 岁。A 组有 23 名女性和 27 名男性，B 组有 22 名女性和 28 名男性。两组的学习者均来自不同的背景和地理位置，并且具备一定的计算机相关任务背景。所有参与者都在同一学术年级，且成功完成了先前的编程课程，具备相似的计算机编程知识水平。此外，学习者报名参与 Java 编程课程的主要动机是希望获得优异的成绩。实验环境使用一个图数据库平台 Neo4j，作为推荐系统的数据库基础，利用其高效的图形结构处理能力来支撑基于知识图谱的推荐功能。Neo4j 作为 NoSQL 数据库，特别适合处理复杂的关系数据，能够有效支持实验中的个性化学习内容推荐。A 组使用了包含基于知识图谱的推荐系统的版本；B 组使用了功能相同但界面和推荐方式不同的系统版本。两者的区别在于提供教育内容推荐的方式：B 组仅依赖上下文信号来指导推荐。B 组所使用的系统为研究中的传统版本，基于该系统收集学习者属性列表以定制个性化推荐。具体来说，该系统评估学习者的先前知识水平、学习风格偏好以及当前学习目标。一旦收集到这些学习者属性，系统便使用一组预定义的标准来评估这些属性，并根据其重要性为每个属性分配权重。

本实验使用的问卷涵盖了 3 个主要评估维度，设置了 3 组问题：用户体验、推荐系统效果和学习影响。在用户体验方面，问卷包括两个问题：第一个问题评估学生对软件用户界面的评分；第二个问题则调查学生与软件互动后的学习体验感受。对于推荐系统效果，问卷通过 3 个问题进行评估：第一个问题询问教育材料是否与学生的现有知识水平相匹配；第二个问题评估教育材料是否符合学生的学习风格偏好；第三个问题则调查教育材料是否与学生的当前学习目标相一致。在学习影响方面，问卷设有 3 个问题：第一个问题评估学生是否认为软件有助于提升他们对 Java 编程的理解；第二个问题调查学生是否愿意在其他课程中使用该平台；最后一个问题则询问学生是否会推荐该软件给朋友。这些问题的设计旨在全面评估软件的用户体验、推荐系统的个性化推荐效果以及软件对学生学习的实际影响。

参与者对推荐系统的评价如图 2 所示。在用户体验方面，A 组参与者的结果表现出显著较高的评分(70%)，而 B 组则为较低的 20%。这一差异凸显了 A 组学生所经历的更积极体验，可能归因于所使用的基于知识图谱的推荐系统为学生提供了个性化和相关的学习内容推荐。此外，A 组约 87%的学生确认了推荐系统的有效性，而 B 组仅有约 35%的学生给予肯定。这一差异是预期中的，因为本文提出的推荐系统采用了基于知识图谱的路径方法，能够对学习活动推荐进行复杂推理，这与 B 组主要依赖上下文信号的方法存在明显区别。最后，在学习影响方面，A 组的反馈达到 76%，而 B 组的反馈仅为 11%。这一差异进一步凸显了基于知识图谱的推荐系统在教育过程中的深远影响。

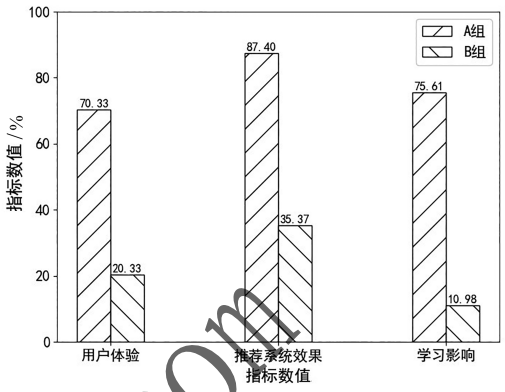

图 2 参与者对推荐系统的评价

Fig. 2 Participant's evaluation of the recommendation system

为了进一步探讨推荐系统对学习者的影响，使用了统计假设检验(t 检验)来对比创新系统(A 组使用)与传统系统(B 组使用)。分析结果如图 3 所示。

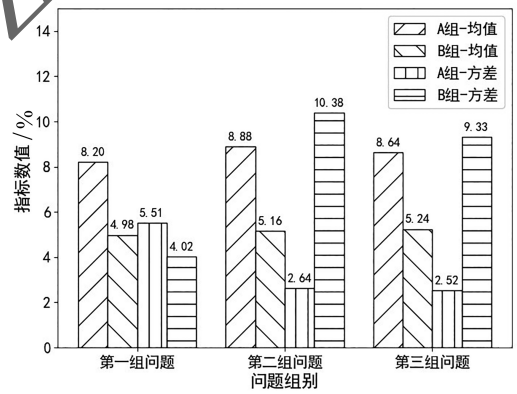

图 3 分析结果

Fig. 3 The results of the analysis

从结果来看，可以推断出在几组问题的均值之间存在统计学上的显著差异。具体来说，观察到 A 组所使用的软件在建议与学生知识水平匹配的教育内容方面显著优于 B 组所使用的传统系统(第一组问题：t-stat≈7.18，$p<0.05$)。此外，A 组和 B 组在学习风格匹配适宜性(第二组问题)上存在显著差异。A 组的均值为 8.88，方差为 2.64；而 B 组均值为 5.16，方差为 10.38，t-stat≈7.29。同样，A 组和 B 组在当前学习目标匹配度(第三组问题)上也存在显著差异。A 组均值为 8.64，方差为 2.52；而 B 组均值为 5.24，方差为 9.33。

基于知识图谱的推荐系统在在线学习领域尚未得到充分利用。将本文方法与以往在在线学习软件推荐系统中使用的系统进行对比，呈现出独特的优势。具体来说，本文的方法整合了用户属性、教育实体及其复杂关系。通过结合学习者的先前知识水平、学习风格偏好和当前学习目标等特征，本文的方

法能够充分挖掘个性化学习内容推荐的潜力。通过学习者属性和教育实体的结合,生成的图结构包含了广泛的个性化信息,确保推荐的内容不仅与学习者的知识水平相匹配,还能够考虑到其学习风格和当前的学习目标。这一学习者属性与教育实体的集成为个性化学习环境提供了新颖且深远的影响。

4 结论(Conclusion)

本文研究了基于知识图谱的个性化学习推荐系统,并提出了一种融合深度学习的优化策略。通过构建涵盖学习者属性、教育实体及其复杂关系的知识图谱模型,系统能够在动态学习场景下提供高相关性和高解释性的个性化推荐。实验结果验证了该方法在提升推荐效果、改善用户体验以及促进学习者知识掌握方面的显著优势。未来的研究可以进一步结合实时数据分析与更复杂的深度学习模型,以提升系统的适应性和拓展性,为在线教育平台提供更加智能化的支持。

参考文献(References)

[1] 罗莉霞.知识图谱驱动的"数据挖掘"在线课程建设及应用[J].信息系统工程,2024(12):119-122.

[2] 邱丹萍.基于深度学习的课程资源推荐技术研究[J].长江信息通信,2024,37(10):134-136.

[3] 周洋涛,褚华,朱非非,等.基于深度学习的个性化学习资源推荐综述[J].计算机科学,2024,51(10):17-32.

[4] 黄东,陈光,李海滨,等.Spark 个性化地点推荐系统[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2020,39(6):533-540.

[5] 余敦辉,成涛,袁旭.基于排序学习的软件众包任务推荐算法[J].计算机科学,2020,47(12):106-113.

[6] 刘鑫.内容过滤技术与挖掘算法的设计优化[J].电子技术,2024,53(5):42-43.

[7] LIANG K, LIU Y, ZHOU S H, et al. Knowledge graph contrastive learning based on relation-symmetrical structure [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2023, 36(1): 226-238.

[8] LIU Y, DING J T, FU Y J, et al. Urbankg: an urban knowledge graph system[J]. ACM transactions on intelligent systems and technology, 2023, 14(4): 1-25.

[9] 刘露,胡封晔,牛亮,等.异质网络中基于节点影响力的相似度度量方法[J].电子学报,2019,47(9):1929-1936.

[10] LIANG J M, XIAO Y, LI Y Y, et al. Life-long learning for reasoning-based semantic communication[C]// IEEE. 2022 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). New York: IEEE, 2022: 271-276.

[11] WU L T, LIN J R, LENG S, et al. Rule-based information extraction for mechanical-electrical-plumbing-specific semantic web [J]. Automation in construction, 2022, 135: 104108.

[12] GUNTHER F, RINALDI L, MARELLI M. Vector-space models of semantic representation from a cognitive perspective: A discussion of common misconceptions [J]. Perspectives on psychological science, 2019, 14 (6): 1006-1033.

[13] HIDANYAH A, SYAHRANI S. Internal quality assurance system of education in financing standards and assessment standards[J]. Indonesian journal of education (INJOE), 2022, 2(3): 291-300.

[14] SYAHARARUDDIN S, HANDY M R N, MUTIANI M, et al. The social capital of banjar community in the Implementation of Religious Rituals: a literature study [J]. The innovation of social studies journal, 2021, 3(1): 76-82.

[15] NURIADI N. The Effectiveness of Application of marketing strategies in private higher education[J]. AKADEMIK: jurnal mahasiswa humanis, 2021, 1(3): 104-113.

[16] 刘运通,孙晓莹,张展.融合语义的图神经网络饰品设计知识推荐[J].计算机工程与设计,2024,45(12):3812-3819.

[17] SHI C, ZHANG Z Q, JI Y G, et al. SemRec: a personalized semantic recommendation method based on weighted heterogeneous information networks[J]. World wide web, 2019, 22(1): 153-184.

[18] SU T T, XI W D, XING X X, et al. MCRec: Multi-channel gated gifts recommendation[C]// IEEE. 2023 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). New York: IEEE, 2023: 548-557.

[19] 孙水发,李小龙,李伟生,等.图神经网络应用于知识图谱推理的研究综述[J].计算机科学与探索,2023,17(1):27-52.

[20] HAN Y Z, HUANG G, SONG S J, et al. Dynamic neural networks: A survey[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2021, 44(11): 7436-7456.

[21] 高茂庭,徐彬源.基于循环神经网络的推荐算法[J].计算机工程,2019,45(8):198-202,209.

[22] 孙克雷,贺梦琪.时间感知 LSTM 和多通道注意力的多兴趣序列推荐[J].吉林师范大学学报(自然科学版),2024,45(2):107-115.

[23] 武玲梅,黄秀芳,张立强,等.基于注意力机制和用户行为序列的推荐模型研究[J].现代电子技术,2023,46(12):124-130.

[24] 陈继伟,汪海涛,姜瑛,等.基于生成对抗模型的序列推荐算法[J].中文信息学报,2022,36(7):143-153.

作者简介:

张泽宇(2000-),男(汉族),合肥,硕士生。研究领域:人工智能,推荐系统。

张颖娇(2000-),女(汉族),南通,硕士生。研究领域:网络安全,人工智能。

张宏俊(1985-),男(汉族),马鞍山,高级工程师,博士。研究领域:并行计算,人工智能。本文通信作者。

叶　昊(1999-),男(汉族),南京,助理工程师,硕士。研究领域:AI 安全测试。