

doi: 10.16104/j.issn.1673-1891.2026.01.013

应用改进图神经网络的虚拟仿真实验资源动态推荐方法

童绪军, 陈 涛

(安徽第二医学院公共基础学院, 安徽 合肥 230601)

摘要:针对目标资源需求节点过多,造成学习者与虚拟仿真实验资源适配度较低,推荐效果不佳的问题,提出了基于改进图神经网络的动态推荐方法。构建实验资源多维度特征关联图,改进图神经网络结构以实现目标资源需求节点信息在关联图中的传递;利用Sigmoid激活函数从该关联图中提取虚拟仿真实验资源的特征信息;在此基础上构建基于改进图神经网络的动态推荐结构,生成初始低维嵌入向量,构造交互行为传播的1阶协同信号,及时更新嵌入向量,并计算任意学习者与实验资源之间的适配度,将此适配度作为推荐依据。为验证方法有效性,选取4类典型学习者(编号为1、2、3、4)进行测试,实验结果表明,该方法为学习者1、2、3、4分别推荐适配度最高为40%、80%、60%、80%的资源,这与预设的实验适配度指标一致,且耗时仅为4s,显示出最佳的推荐效果。

关键词:改进图神经网络;虚拟仿真实验资源;动态推荐;多维度特征关联图;Sigmoid激活

中图分类号:TP183 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-1891(2026)01-0115-06

Dynamic Recommendation Method for Virtual Simulation Experiment Resources Based on Improved Graph Neural Networks

TONG Xujun, CHEN Tao

(Public Basic College, Anhui Institute of Medicine, Hefei 230601, Anhui, China)

Abstract: A dynamic recommendation method based on an improved graph neural network is proposed to address the problem of excessive target resource demand nodes, which result in low adaptability between learners and virtual simulation experiment resources, and poor recommendation performance. A multidimensional feature association graph of experiment resources is constructed and modify the graph neural network architecture is modified to facilitate the propagation of information regarding target resource demand nodes within the association graph. The Sigmoid activation function is used to extract feature information of virtual simulation experiment resources from this association graph. Based on this, a dynamic recommendation architecture based on the improved graph neural network is constructed to generate initial low-dimensional embedding vectors, construct first-order collaborative signals propagated through interaction behavior, update the embedding vectors in real time, and calculate the compatibility between any learner and an experiment resource, using this compatibility as the basis for recommendations. To validate the effectiveness of the method, four typical learners (numbered 1, 2, 3 and 4) were selected for testing. The experimental results show that this method recommends resources with the highest adaptation rates of 40%, 80%, 60%, and 80% for learners 1, 2, 3 and 4, respectively, which is consistent with the experimental indicators, and takes only 4 seconds to obtain the best recommendation effect.

Keywords: improved graph neural network; virtual simulation experiment resources; dynamic recommendation; multi dimensional feature correlation map; Sigmoid activation function

收稿日期: 2025-06-21

基金项目: 安徽省质量工程项目(2022jyxm790、2022kcsz150、2022xfzjd012)。

第一作者简介: 童绪军(1979—), 男, 安徽肥东人, 高级实验师, 硕士, 主要研究方向为数据挖掘。E-mail: kijazgj@163.com。

0 引言

在教育信息化 2.0 与智慧教育转型背景下,充分利用基于智能算法的个性化推荐技术体系,聚焦虚拟仿真实验教学资源动态推荐系统的构建与优化,实现学习者需求与实验资源供给的精准适配与双向互动,已成为提升实验教学中心数字化建设质量、推动教育模式创新的核心路径与必然选择^[1]。然而,传统虚拟仿真实验资源推荐方法往往依赖高密度、长周期的交互行为数据积累(如重复实验操作、多轮资源筛选)才能形成有效推荐模型,导致学习者需投入大量时间成本进行资源试错探索,不仅加剧了认知负荷,还降低了实验学习效率与知识转化率^[2]。为此,亟须探索面向虚拟仿真实验教学场景的轻量化、低交互依赖型资源推荐方法,以破解传统模式下的效率瓶颈。

杨中金等^[3]提出了基于关系融合的推荐方法,引入用户-资源交互图与资源知识图谱,融合交互、相似及知识特征构建动态推荐,用于虚拟仿真实验资源动态推荐。该方法可能面临计算复杂度高、实时性差、用户兴趣动态捕捉不够精准等问题。高榕等^[4]提出了基于全局图扩散和时空感知的推荐方法,从全局视角构建资源协同图,在此基础上设计解缠绕网络,用以建模会话资源转换与时序模式;然后融合全局与局部表征,借助自监督任务进行增强;最后通过注意力网络实现资源的准确推荐。该方法可能对虚拟仿真实验资源特性挖掘不足,难以保证动态推荐的时效性与准确性。赵冬冬等^[5]提出了基于负数据库的推荐方法,将资源图数据结构特征转化为负数据库编码,基于此设计扰动图生成法,以捕捉资源潜在关联,为动态推荐提供依据。该方法在编码转换过程中可能丢失部分资源关键信息,影响推荐准确性。陈海红等^[6]提出了基于多模态知识图谱的推荐方法,构建多模态知识图谱,使用注意力卷积神经网络及人工标注抽取各平台

资源语义标签,融合后用计算机科学算法计算资源相似度,依此构建候选跨平台资源推荐列表。但多模态信息融合复杂,可能丢失关键特征,在资源动态更新时难以保证推荐效率。

针对上述研究的不足,本文提出了改进图神经网络的动态推荐方法。通过构建针对虚拟仿真实验操作的会话图,引入图卷积层,该方法能够更有效地捕捉实验环节中的局部上下文信息,如实验步骤间的关联性和实验数据的特征变化;同时,结合虚拟仿真实验项目的全局特征以更好地捕捉会话整体特征,利用注意力机制自适应地关注对实验学习有关键作用的特征。通过线性融合这些实验局部特征和全局特征,用于虚拟仿真实验资源的动态推荐。

1 基于多维度特征关联的虚拟仿真实验资源提取

传统虚拟仿真实验资源提取方法在实际提取资源过程中,会导致大量相关实验资源的缺失。如果此时采用传统方法直接进行实验资源提取,那么将无法获取到这些资源或者遗漏掉某些资源在其他关联文档中的对应信息。针对这一问题,本文提出基于多维度特征关联的实验资源提取方法。该方法从关联资料中提取出更多的相关实验资源,增加更多相关实验资源节点参与到实验资源图的信息交互过程中,使得实验资源图可以包含更多的信息量。

基于多维度特征关联的虚拟仿真实验资源提取方法获得在相关文档中所出现的候选资源节点与目标资源需求节点,再用提取出的节点构建实验资源图。然而,在实际构建实验资源图的过程中,由于不是每个目标资源需求节点都能与候选资源实体节点相连,导致目标资源需求节点不能参与到最终的图卷积网络中,使得实验资源图中缺乏包含资源需求的关键信息。对于不能与候选资源实体节点相连的目标资源需求节点,提取出该目标资源需求节点所在关联文档中的所有相关资源实体,经

过筛选后作为目标资源需求节点的关联资源实体参与实验资源图的构建^[7-8]。通过加入新的节点类型使得目标资源需求节点与候选资源节点间接相连,从而使目标资源需求节点中的信息在实验资源图中进行信息传递,最终得到的实验资源多维度特征关联图。

虚拟仿真实验资源图中边的定义如下:出现在同一关联文档中的实验资源节点相连;出现在不同文档中,属于同一类实验资源的节点相连。

任意 2 个节点之间的信息传递使用 Sigmoid 激活,公式^[9]如式(1)所示。

$$r_i^{j+1} = \sigma \left(\sum_{i \in N} \frac{1}{z} \omega_i^j r_i^j \right) \quad (1)$$

式中: $\sigma(\cdot)$ 为激活函数, z 为实验步骤关联操作链的步骤间依赖对数, ω_i^j 为第 j 个节点在第 i 隐藏层时的资源知识点传递强度权重, r_i^j 为第 j 个节点在第 i 隐藏层时的实验操作轨迹向量。

基于此,得到的学习者节点或虚拟仿真实验资源节点信息 a ,如式(2)所示。

$$a = \omega^T d_k r_i^{j+1} + b \quad (2)$$

式中: ω^T 为将原始信息向量整合的权重, b 为偏置项, d_k 为 k 个原始信息向量。

获取实验资源的文本描述、实验目标、实验步骤、涉及的知识点等信息,能够准确提取实验资源的内容特征,这有助于推荐系统理解实验资源的主题和内容,从而更好地与学习者的需求进行匹配。

2 基于改进图神经网络的虚拟仿真实验资源动态推荐

改进图神经网络能够直接建模用户-资源之间的复杂交互关系,在虚拟仿真实验资源推荐中,用户可能通过多种方式与资源交互^[10]。基于此,构建的动态推荐结构,如图 1 所示。

图 1 中的输入层,作用是对式(2)获得的学习者-虚拟仿真实验资源二分图中的实体节点 a 进行编码,生成其初始低维嵌入向量 $c(x)$,公式^[11]如式

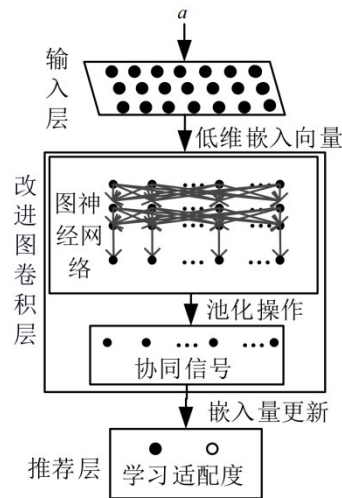


图 1 虚拟仿真实验资源动态推荐结构

(3)所示。

$$c(x) = s[a, f(x)] \quad (3)$$

式中: $f(x)$ 为将学习者或实验资源的原始信息映射为低维嵌入向量的编码函数, $s[\cdot]$ 为编码函数中待学习的参数。

在虚拟仿真实验资源动态推荐中,信号强度系数是量化学习者与实验资源交互行为重要性的关键参数 $\beta_{u,\lambda}$,计算公式^[12]如式(4)所示。

$$\beta_{u,\lambda} = \frac{1}{\sqrt{|\gamma_u| \times |\gamma_\lambda|}} \quad (4)$$

式中: γ_u 、 γ_λ 分别为学习者 u 和虚拟仿真实验资源 λ 的节点度。

以学习者 u 对虚拟仿真实验资源 a 的一次交互行为为例,如完成实验操作、提交实验报告或对实验进行评分反馈,该行为反映了学习者对实验资源的偏好程度与学习效果评估。联立式(3)和式(4),将此次交互行为传播的初始低维嵌入向量 $c(x)$ 和关键参数 $\beta_{u,\lambda}$ 构造为 1 阶协同信号 $q_{u,\lambda}$,如式(5)所示。

$$q_{u,\lambda} = s[c(x), \beta_{u,\lambda}, f(x)] \quad (5)$$

当虚拟仿真实验资源获得学习者的交互反馈时,表明该实验资源的属性与学习者的知识背景、学习目标或偏好存在一定程度的匹配。因此,可以利用式(5)计算出的学习者的协同信号 $q_{u,\lambda}$ 对实验资源实体的嵌入向量 $c(x)$ 进行更新,公式如式(6)所示。

$$c_a^{\text{update}}(x) = g[c(x), q_{u,a}, W] \quad (6)$$

式中： $c_a^{\text{update}}(x)$ 为虚拟仿真实验资源节点 a 经更新后的嵌入向量； $g[\cdot]$ 为最大池化聚合函数； $W[\cdot]$ 为根据重要性关键参数将初始低维嵌入向量组合起来形成的二维矩阵，其公式如式(7)所示。

$$W = \begin{bmatrix} c_1\beta_{1,a} & c_1\beta_{2,a} & \cdots & c_1\beta_{u,a} \\ c_2\beta_{1,a} & c_2\beta_{2,a} & \cdots & c_2\beta_{u,a} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ c_n\beta_{1,a} & c_n\beta_{2,a} & \cdots & c_n\beta_{u,a} \end{bmatrix} \quad (7)$$

基于图卷积网络的虚拟仿真实验资源推荐模型堆叠了 m 个图卷积层，通过迭代方式逐层精化学习者节点与实验资源节点的嵌入。依次更新学习者节点嵌入向量和实验资源嵌入向量。这种方式通过多层图卷积操作，有效地实现了高阶协同信号的逐层传播与聚合^[13-14]。

在推荐层主要计算任意学习者与实验资源之间的适配度 $\vartheta_{u,a}$ ，公式^[15]如式(8)所示。

$$\vartheta_{u,a} = S(o_u^m, o_a^m) \quad (8)$$

式中： $S(\cdot)$ 为线性交互类函数， o_u^m 为学习者节点， o_a^m 为虚拟仿真实验资源节点。

适配度归一化后的数值范围通常为 $[0, 1]$ ，设置一个阈值 μ ，若 $\vartheta_{u,a} \geq \mu$ ，则将实验资源 a 推荐给学习者 u ；若 $\vartheta_{u,a} < \mu$ ，则不推荐该资源。

3 实验验证

选择来自某化学实验室的虚拟仿真实验资源数据集，本数据集配置了具有代表性的虚拟仿真实验资源，即油气水分离虚拟仿真实验。数据集模拟了油气水混合物在分离装置中分离过程涉及的 8 种资源，包括：重力沉降分离、离心分离、聚结分离、电脱水分离、吸附分离、膜分离、混合式分离和海上平台油气水分离。学习者可以通过该实验了解油气水分离的基本原理、设备结构及操作参数对分离效果的影响，掌握油气水分离的关键技术和操作要点。学习者共 20 名；每种资源类型平均关联 10 条交互记录，故总交互记录约 80 条。实验资源特征维

度为 4。其中，文本描述特征为平均长度 50 词；实验目标特征为每个资源有 3 个具体目标；实验步骤特征：每个资源涉及 5 个操作步骤；知识点特征：每个资源关联 2 个知识点。数据集划分为训练集和测试集，划分比例为 8:2。不同学习者的化学知识水平和实验操作能力存在差异，基于该背景进行实验对比分析。

采用 1612A 多功能数据采集器，负责测量和记录虚拟仿真实验资源数据，通过以太网通信方式，能够更好地满足现场的通信需求，该装置的相关参数如表 1 所示。

表 1 1612A 多功能数据采集器参数

主要参数	参量
供电要求	220 V
功耗	≤2 W
工作温度	-25 °C~+65 °C
内存容量	32 GB
湿度	5% ~ 85%
输入阻抗	>1 MΩ
工作频率	900 Hz/1 800 Hz

该装置实际运行结构如图 2 所示。



图 2 1612A 多功能数据采集器实际运行结构

该采集器连接简便，能够为现场测试和实验室测试人员提供高性能的测试解决方案。

将适配度作为实验指标，如图 3 所示。

由图 3 可知，学习者 1 与离心分离、聚结分离、吸附分离和混合式分离资源的适配度最高，均为 40%；与海上平台油气水分离资源的适配度最低，为 0。学习者 2 与吸附分离资源的适配度最高，为

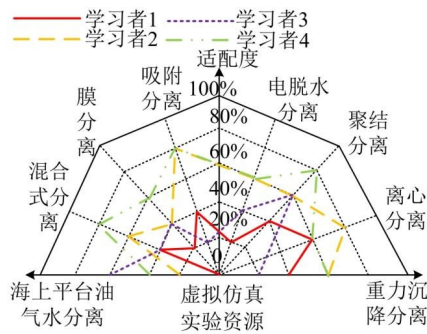


图3 适配度实验指标

80%;与海上平台油气水分离资源的适配度最低,为20%。学习者3与聚结分离资源的适配度最高,为60%;与重力沉降分离资源的适配度最低,为40%。学习者4与聚结分离、吸附分离和混合式分离资源的适配度最高,均为80%;与海上平台油气水分离资源的适配度最低,为40%。由此可知,适配度高

的即为学习者最佳推荐结果。

使用基于关系融合的推荐方法、基于全局图扩散和时空感知的推荐方法、基于负数据库的推荐方法、基于多模态知识图谱的推荐方法和应用改进图神经网络的推荐方法,对比分析资源适配度。其中基于关系融合的推荐方法的参数设置如下:嵌入维度设定为64维,防止图结构信息丢失;交互特征权重设为0.5;相似特征权重为0.3;知识特征权重为0.2。基于全局图扩散和时空感知的推荐方法参数设置如下:时空卷积核尺寸为3步;空间卷积核尺寸为2类资源;自监督任务掩码率为0.4。基于负数据库的推荐方法参数设置如下:扰动采样率设为0.6;负数据库编码长度为32位。基于多模态知识图谱的推荐方法参数设置如下:注意力头数为4头;相似度计算阈值设为0.7。对比结果如图4所示。

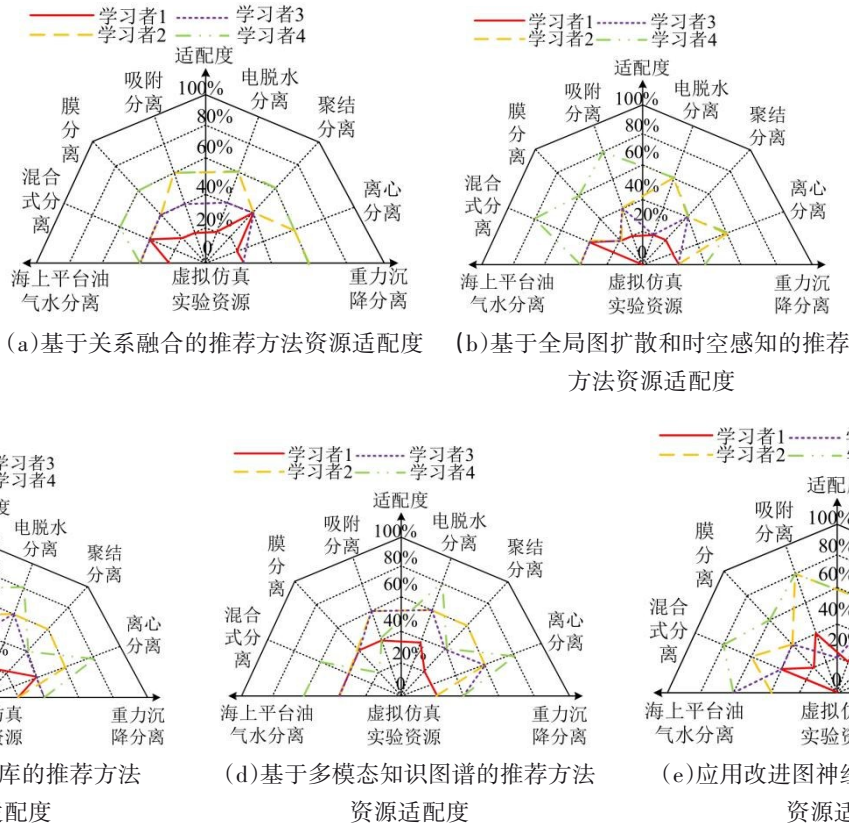


图4 不同方法资源适配度对比结果

由图4可知,只有使用应用改进图神经网络的推荐方法,为学习者1推荐适配度最高为40%的离心分离、聚结分离、吸附分离和混合式分离资源,为

学习者2推荐适配度最高为80%的吸附分离资源,为学习者3推荐适配度最高为60%的聚结分离资源,为学习者4推荐适配度最高为80%的聚结分离、

吸附分离和混合式分离资源,与实验指标一致。

使用不同方法对比分析动态推荐耗时,如图 5 所示。

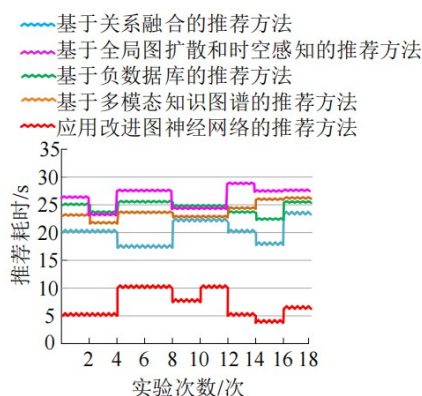


图 5 不同方法动态推荐耗时对比分析

4 结束语

本文针对虚拟仿真实验资源推荐中存在的稀

疏性、冷启动及高时效性需求挑战,提出了一种创新的动态推荐方法。构建融合多维度特征的关联图,有效整合稀疏目标节点信息,设计注意力增强图卷积网络,精准提取资源特征并传播高阶信号。采用基于一阶协同信号和池化操作的轻量化动态嵌入更新机制,实现低交互依赖下的实时精准推荐。实验结果表明,该方法推荐效果与实验指标一致,且平均响应时间仅需 4 s,能够为学习者精准推荐合适的学习资源。然而实验验证仅基于单一化学领域数据集,未充分验证方法在跨学科、大规模节点场景下的普适性与扩展性,对资源的动态更新能力具有局限性,适用于包括学习者知识水平与实验操作能力在内的虚拟仿真实验教学资源设计场景。未来研究可扩展该方法至更多学科的实验资源验证,研究更精细的动态资源更新感知与融合方法。

参考文献:

- [1] 林雄超,王彩红,任艳娇.虚拟仿真在复杂化工专业实验教学中的探索与实践——以CO中温-低温串联催化转化仿真实验为例[J].应用化学,2025,42(1):124-132.
- [2] 钱文杰,李安.基于虚拟仿真实验的法学教育模式创新研究[J].中国大学教学,2024(8):30-35.
- [3] 杨中金,彭敦陆,宋祎昕.GNRF:基于关系融合的图神经网络推荐系统[J].小型微型计算机系统,2024,45(8):1895-1900.
- [4] 高榕,周浩,邵雄凯,等.基于全局图扩散和时空感知的解缠绕会话推荐方法[J].计算机应用研究,2023,40(11):3294-3302.
- [5] 赵冬冬,徐虎,彭思芸,等.基于负数据库的隐私保护图神经网络推荐系统[J].软件学报,2024,35(8):3698-3720.
- [6] 陈海红,申广忠.基于多模态知识图谱的跨平台信息推荐仿真[J].计算机仿真,2024,41(10):463-467.
- [7] 杨长春,张毅,刘昊,等.基于全局增强图神经网络的会话推荐方法[J].计算机工程与设计,2024,45(10):3089-3095.
- [8] 顾嘉静,杨丹,聂铁铮,等.基于多视图融合跨层对比学习的推荐算法[J].计算机工程,2024,50(1):120-128.
- [9] 袁佳伟,赵进.基于图神经网络的OMCI模型相似性计算[J].计算机工程与科学,2024,46(9):1576-1586.
- [10] 陈瑶,熊棋,郭一娜.面向会话推荐的注意力图神经网络[J].小型微型计算机系统,2023,44(2):307-312.
- [11] 李建国,马文杰,程俊伟,等.基于图注意力网络的多行为推荐算法[J].华南师范大学学报:自然科学版,2023,55(4):72-80.
- [12] 钱忠胜,赵畅,俞情媛,等.结合注意力CNN与GNN的信息融合推荐方法[J].软件学报,2023,34(5):2317-2336.
- [13] 杨东昇,王桂玲,郑鑫.一种基于层次超图注意力神经网络的服务推荐算法[J].计算机科学,2024,51(11):103-111.
- [14] 潘润超,虞启山,熊泓霏,等.基于深度图神经网络的协同推荐算法[J].计算机应用,2023,43(9):2741-2746.
- [15] 刘小平,郑企雨,朱相丽.图神经网络在材料化学中的应用研究[J].化学通报,2024,87(11):1309-1318.

责任编辑:蒋召雪