

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)06-0088-05

一种基于 HGNN 与多层感知机的网络职业教育推荐方法

张军霞¹, 陈程², 屈娜¹, 曹丹凤¹

(1. 陕西机电职业技术学院, 陕西 宝鸡 721001; 2. 宝鸡建安集团股份有限公司, 陕西 宝鸡 721001)

摘要: 随着网络职业教育的快速普及, 平台亟需为学习者提供精准的个性化推荐服务。然而, 传统推荐系统在处理海量、高维度且关系复杂的教育数据时存在明显不足。针对此问题, 提出了一种基于超图神经网络(hypergraph neural network, HGNN)与多层感知机(multilayer perceptron, MLP)相融合的网络职业教育推荐方法。该方法首先构建综合多种实体节点的异构图模型, 利用HGNN的高阶超边结构捕捉教育数据中的复杂关系; 随后, 引入多层感知机对提取的特征进行非线性强化学习, 以精准预测用户与学习资源的链接概率。基于真实教学平台数据的实验结果表明, 在推荐列表长度设为10项时, 本模型命中率达到最优; 随着训练的推进, 系统准确率由88%显著提升至96%, 整体性能超越了传统矩阵分解等方法。参数敏感性分析进一步验证了模型对关键参数响应的鲁棒性。本研究有效提升了推荐系统的准确性与稳定性, 为网络职业教育平台的个性化学习服务提供了新的优化方向与技术支持。

关键词: 职业教育推荐; 超图神经网络; 多层感知机; 个性化学习; 异构图模型; 推荐系统

中图分类号: TN710 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-7241(2026)06-0088-05

A recommendation method of network vocational education based on HGNN and multi-layer perceptron

Zhang Junxia¹, Chen Cheng², Qu Na¹, Cao Danfeng¹

(1. Shaanxi Institute of Mechatronic Technology, Baoji 721001, Shaanxi, China;

2. Baoji Construction and Installation Group Public Co., Ltd., Baoji 721001, Shaanxi, China)

Abstract: With the rapid popularization of online vocational education, platforms urgently need to provide learners with accurate personalized recommendation services. However, traditional recommendation systems have obvious shortcomings in processing massive, high-dimensional, and complex educational data. To address this issue, this study proposes a network vocational education recommendation method based on the fusion of Hypergraph Neural Network (HGNN) and Multilayer Perceptron (MLP). This method first constructs a heterogeneous graph model integrating multiple types of entity nodes, and uses the high-order hyperedge structure of HGNN to capture complex relationships in educational data. Subsequently, an MLP is introduced to conduct nonlinear reinforcement learning on the extracted features to accurately predict the link probability between users and learning resources. Experimental results based on real teaching platform data show that when the recommendation list length is set to 10 items, the model's hit rate reaches the optimal level. As training progresses, the system's accuracy significantly improves from 88% to 96%, surpassing traditional methods like matrix factorization. Parameter sensitivity analysis further verifies the robustness of the model's response to key parameters. This study effectively enhances the accuracy and stability of recommendation systems, providing a new optimization direction and technical support for personalized learning services in online vocational education.

Keywords: vocational education recommendation; hypergraph neural network; multilayer perceptron; personalized learning; heterogeneous graph model; recommendation system

在当今数字化时代, 职业教育作为培养专业技能和促进就业的重要途径, 正受到越来越多的重视^[1]。王谢中等^[2]提出一种基于异构图神经网络的半监督网站主题分类方法 HGNN-SWT, 利用异构图对网站文本和词语的稀疏关系进行建模, 通过处理图中的节点和边关系来提高分类性能, 可以用于提高网络职业教育推荐效率。Dahalan等^[3]提出, 游戏化和基于游戏的学习在职业教育中具有提

升学生学术表现、参与度和动机的潜力, 但需要进一步研究以确定最适合该领域的具体游戏化策略。然而, 面对海量的在线教育资源, 如何有效地为每个学习者推荐适合其需求和水平的课程和练习, 成为网络职业教育发展的关键问题^[4-5]。传统的职业教育推荐系统多采用基于内容的推荐或协同过滤技术, 这些方法在处理大规模和高维度数据时存在一定的局限性。例如, 基于内容的推荐系统往往

收稿日期: 2024-11-06; 录用日期: 2024-12-12

基金项目: 陕西省职业技术教育研究项目(ZJS202131)。

作者简介: 张军霞(1991—), 女, 硕士, 讲师, 研究方向: 职业技术教育等。

引用本文: 张军霞, 陈程, 屈娜, 等. 一种基于 HGNN 与多层感知机的网络职业教育推荐方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(6): 88-92. (Zhang Junxia, Chen Cheng, Qu Na, et al. A recommendation method of network vocational education based on HGNN and multi-layer perceptron[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(6): 88-92.)

忽略了用户之间的社交关系和群体行为,而协同过滤技术则难以解决冷启动问题,并且在处理稀疏数据集时效率不高。异构图神经网络(heterogeneous graph neural network, HGNN)通过系统地总结和分析现有的神经网络架构,可以有效地推进复杂网络分析性能,可以为网络职业教育推荐技术提供性能支撑。多层感知机(multilayer perceptron, MLP)具有较强的表征学习能力,可以自动学习输入数据的内在特征和模式,进而提取出教育数据之间的特征^[6-7]。在这样的基础上,研究提出了一种基于HGNN与MLP的网络职业教育推荐方法。该方法的创新点在于,融合HGNN与MLP构建了一个多节点类型的异构图模型,以捕捉教育数据中的复杂关系。该模型利用MLP强化特征的非线性学习,提升推荐系统的性能。同时,引入归一化技术和优化损失函数,有效防止梯度爆炸,增强模型稳定性。期望研究的开展,能为网络职业教育推荐系统的设计提供新的视角和方法,为个性化教育服务的发展贡献新的理论和实践指导。

1 职业教育推荐模型研究

1.1 超图神经网络的应用

在利用信息技术设计职业教育推荐系统时,需要对教育内容和学习者的数据进行综合考虑。教育内容和学习者的数据因涉及的方向和内容广,相互具有极其复杂的关系。HGNN提供了一种新的视角来理解和表示数据中的复杂关系,如图1所示。

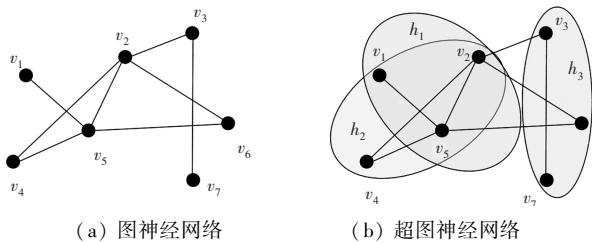


图1 图神经网络和超图神经网络

Fig. 1 Graph neural networks and hypergraph neural networks

图1(a)中,不同于传统图限制边仅连接两个节点, HGNN中的边可以连接多个节点,从而形成更为丰富的数据结构。图1(b)中,定义了一个顶点集合 V 和一个由顶点子集构成的超边集合 E 。例如,节点 v_1 在图 G_2 中与两个超边相连,表明其具有度数为2的特征^[8]。通过将课程、学生和教师作为节点,并将它们之间的多样关系建模为超边,可以构建一个综合的超图结构^[9]。在HGNN中,通过计算超图的关联矩阵 H 与其转置的乘积 HH^T 来获得一个新矩阵,这个矩阵能够反映节点间的连接强度^[10]。然而,直接使用 HH^T 可能会导致梯度爆炸问题,因此需要通过归一化操作来避免这一问题,具体如式(1)所示。

$$\bar{A} = D_v^{-\frac{1}{2}} H W D_e^{-1} H^T D_v^{-\frac{1}{2}} \quad (1)$$

式中, \bar{A} 表示超图的邻接矩阵; H 是超图的关联矩阵; D 是度矩阵,是一个对角矩阵,包含节点或超边的度; H^T 是

关联矩阵 H 的转置,其行表示超边,列表示顶点; W 是超边的权重矩阵,用于存储节点或超边的权重信息。计算出 \bar{A} 之后,代入GCN线性公式中,如式(2)所示。

$$g \times x = \sum_{k=0}^K \theta_k T_k(\bar{A}) x \quad (2)$$

式中, $x \in \mathbb{R}^N$,表示每个节点的标量; $\theta \in \mathbb{R}^K$,表示切比雪夫关系系树的向量; $T_k(\bar{A})$ 为以缩放后的拉普拉斯矩阵, \bar{A} 为变量的 k 阶切比雪夫多项式。令 $K = 1$,可得式(3)。

$$g \times x = (\theta_0 - \theta_1 D_v^{-\frac{1}{2}} H W D_e^{-1} H^T D_v^{-\frac{1}{2}}) x \quad (3)$$

式中, θ_0 与 θ_1 为切比雪夫多项式展开到一阶时的系数标,两者都是卷积核用于模型训练的参数。为了解决过度拟合的问题,研究引入一个单独的变量 θ ,如式(4)所示。

$$\begin{cases} \theta_1 = -\frac{1}{2}\theta \\ \theta_0 = \frac{1}{2}\theta D_v^{-\frac{1}{2}} H W D_e^{-1} H^T D_v^{-\frac{1}{2}} \end{cases} \quad (4)$$

之后可得HRNN的卷积运算,如式(5)所示。

$$g \times x = \theta D_v^{-\frac{1}{2}} H W D_e^{-1} H^T D_v^{-\frac{1}{2}} x \quad (5)$$

单层的HRNN需要考虑到矩阵的形式,因此,将 $X \in \mathbb{R}^{N \times C_1}$ 作为输入端,可得运算如式(6)所示。

$$Y = D_v^{-\frac{1}{2}} H W D_e^{-1} H^T D_v^{-\frac{1}{2}} X \Theta \quad (6)$$

式中, C_1 指经过超图卷积处理后得到的特征向量的维度, N 表示代表职业教育网络中的节点总数,这些节点包括学生、教师、课程等实体; $\Theta \in \mathbb{R}^{C_1 \times C_2}$ 表示能够进行调节的参数矩阵,经过超图卷积操作,生成的特征矩阵 Y 的大小为 $\mathbb{R}^{N \times C_2}$, C_2 表示经过超图卷积处理后得到的特征向量的维度,反映了每个节点在超图结构中的丰富属性和关系。

1.2 多层感知机模型构建优化

HGNN所产生的特征矩阵 Y 为MLP提供了输入,MLP能够进一步学习和细化这些特征,从而进行有效的模式识别和决策,产生合理的职业教育推荐内容。MLP是一种包含多个层次的人工神经网络,它由输入层、多个隐含层和输出层组成^[11]。研究构建优化MLP模型如图2所示。

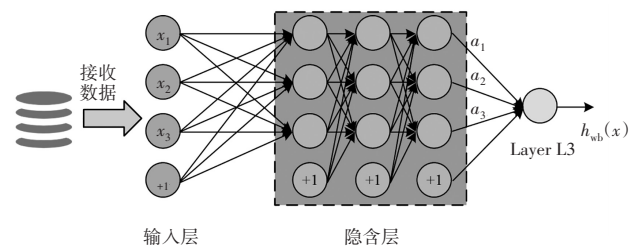


图2 优化MLP模型

Fig. 2 Optimized MLP model

研究采用了图神经网络技术,通过层次化的语义信息聚合,有效地获取了用户和试题的嵌入式表示 h_u 和 h_v 。研究通过引入MLP,优化用户与学习资源交互的学习过程,摒弃传统矩阵分解中使用的点积操作。在样本处理策

略上,研究创新性地将用户与试题的已建立联系视为正样本,而未建立联系的对则作为负样本,以此来丰富模型的训练数据^[12-13]。通过分析用户与试题的交互数据,研究在MLP的框架内对这些数据进行了综合处理,进而评估了用户与试题之间潜在联系的强度。输入向量 x_0 是通过将用户的嵌入表示与试题的嵌入表示进行拼接得到的,具体如式(7)所示。

$$x_0 = [h_u \oplus h_v] \quad (7)$$

式中, \oplus 表示嵌入式连接操作, h_u 为用户(如学生)的嵌入式表示向量; h_v 为试题(或项目)的嵌入式表示向量; x_0 经过第一层的输出可以用式(8)来表示。

$$x_1 = h(W_1 x_0 + b_1) \quad (8)$$

式中, W_1 是权重矩阵; b_1 表示偏移向量; $h(\cdot)$ 表示LeakyRelu激活函数。 x_0 经过第 r 层输出值如式(9)所示。

$$x_r = h(W_r x_{r-1} + b_r) \quad (9)$$

式中, W_r 为多层感知机第 r 层的权重矩阵。最终 h_u 和 h_v 之间的链接概率如式(10)所示。

$$\hat{p}h_u h_v = \sigma(x_r) \quad (10)$$

式中, $\hat{p}h_u h_v$ 代表用户和项目的链接概率, $\hat{p}h_u h_v \in (0, 1)$ 。模型训练采用了Sigmoid函数作为激活函数,以优化模型输出的非线性映射。正面样本由已建立联系的用户试题配对构成,而反面样本则来源于未连接的配对。为提升模型的泛化性,验证和测试集特意引入了随机选取的负样本。训练过程中,模型通过不断抽样负实例,并应用定

制的损失函数来调整权重,以此提升预测精度,如式(11)所示。

$$\text{loss} = - \sum_{(u,i) \in \infty} \log \sigma(h_u^T \cdot h_i) - \sum_{(u,i) \in \infty^-} \log \sigma(-h_u^T \cdot h_i) \quad (11)$$

式中, $\sigma(\cdot)$ 和式(9)中一样是sigmoid激活函数,用于将输出值非线性映射到(0,1)的概率区间; ∞ 代表正节点对的集合; ∞^- 是采样的负节点对集合。

1.3 推荐系统的架构设计

在线职业教育试题推荐系统的开发采用了前后端分离的方法,以提升开发效率并简化接口设计。前端使用HTML、CSS、Vue.js和Jeecgboot技术栈,实现页面设计和用户交互,其中Jeecgboot通过代码生成器简化开发流程^[14-15]。推荐模型采用Python和Pytorch框架,通过pymysql与MySQL数据库交互,存储业务数据和教育平台运行数据。系统网关利用Nginx实现接口转发和负载均衡,配置反向代理增强安全性。通信协议采用Https保障客户端与服务器间的安全通信,而内部网络则采用Http提高响应速度。基础服务设施包括ECS服务器、网络设备和多种操作系统。开发工具涵盖了IDEA、VSCode、PyCharm和AS,分别用于后端Java、前端、Python和安卓应用的开发。此外,系统整合了第三方服务,如短信服务、邮件服务和阿里云提供的云基础设施服务。为了简化部署和环境配置,采用Docker技术和Maven实现快速部署和自动化构建。职业教育推荐框架如图3所示。

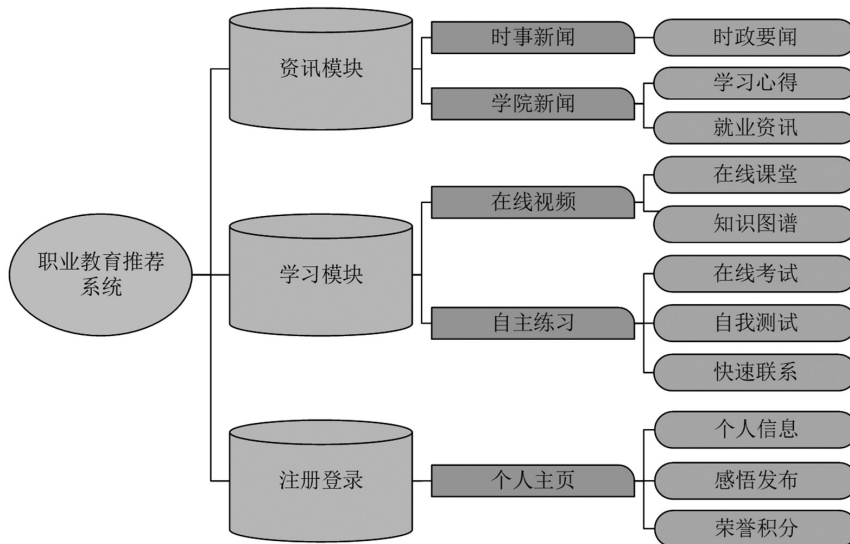


图3 职业教育推荐系统框架

Fig. 3 Framework of vocational education recommendation system

如图3所示,在构建职业教育推荐系统的功能模块时,该系统主要分为四个核心部分:注册登录模块提供用户账号注册、登录和密码找回服务;学习模块集成了快速练习、自主练习、智能自测、在线课堂和消息系统等工具,通过图神经网络算法智能推荐试题,并提供成绩统计功能,同时允许用户进行专项练习、自定义测试、参与在线课

程讨论和接收相关消息;资讯模块包含时政要闻、学院新闻和学习心得分享,具备信息收藏和评论功能,并提供搜索功能以使用户检索最新资讯;个人主页则允许用户查看和更新个人信息、展示获得的荣誉、积分以及发布学习心得体会。

2 系统的性能优化与参数敏感性分析

为了验证研究的数据集来自 2021 年至今与某高校合作开发的在线职业学习系统已集成教学、练习、考试、资讯分享、数据追踪、知识图谱、学习预警等多功能服务。该系统服务于超过 7 000 名学生,积累了 7 235 名用户、15 428 道试题和约 350 万条用户交互记录的历史数据,为研究所用数据集提供了基础。实验所依赖的硬件设施为 NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti 显卡和 16 GB 内存。推荐列表长度对命中率和算法性能的影响如图 4 所示。

分析图 4(a) 得知,推荐列表长度增加至 10 项时,命中率提升最为显著,之后趋于稳定,用户在此长度下几乎可以找到所有相关题目。图 4(b) 的 NDCG 曲线显示,长度少于 5 项时推荐效果最差,说明过短列表会降低算法性能。基于实验结果,推荐列表的最佳长度设定为 10 项,以确保推荐的相关性和用户操作的便捷性。为了验证所提出模型在推荐任务中的有效性,进行了与多种经典模型

的比较实验,包括传统矩阵分解法和异构注意力网络。实验在统一数据集上进行,迭代次数设定为 100 个训练周期,Adam 优化器被选用以减少振荡和收敛问题。推荐列表长度被限定为 10 项,多头注意力机制中注意力头数为 8。推荐系统性能评估如图 5 所示。

由图 5(a) 可见,在 ROC 曲线中,随着假阳性率的增加,研究提出的方法在真阳性率上普遍优于矩阵分解法。具体来说,假阳性率为 0.2~0.8 时,研究提出的方法的真阳性率从 62% 逐渐提升至 98%,而矩阵分解法则从 56% 提升至 94%。图 5(b) 显示,3 种方法的准确率随训练周期的增加而变化,其中研究提出的方法在训练周期 20 至 100 内准确率从约 88% 提升至接近 96%,表现出较高的准确度。相比之下,异构注意力网络在相同周期内的准确率略低于研究提出的方法,而矩阵分解法的准确率增长较慢,最终稳定在大约 78%。研究还进行了参数敏感性分析,如表 1 所示。

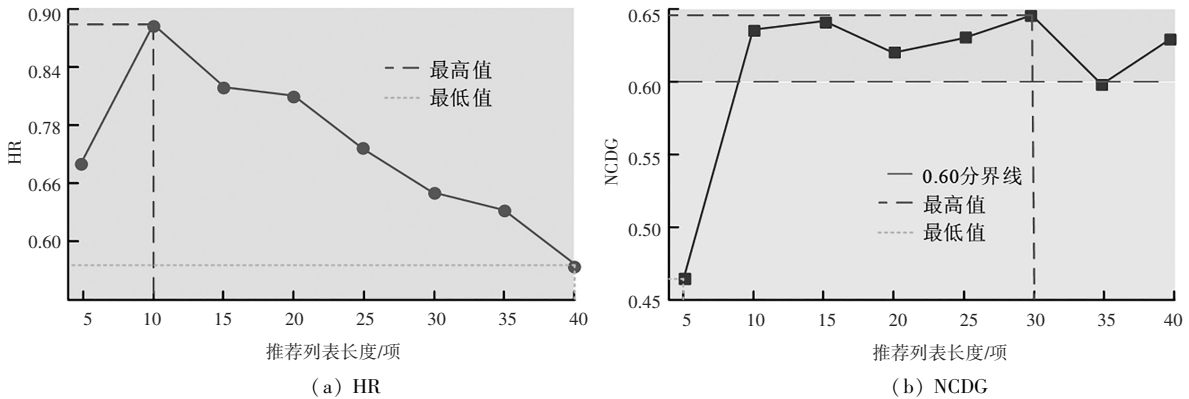


图 4 推荐列表长度对命中率和算法性能的影响

Fig. 4 The impact of recommendation list length on hit rate and algorithm performance

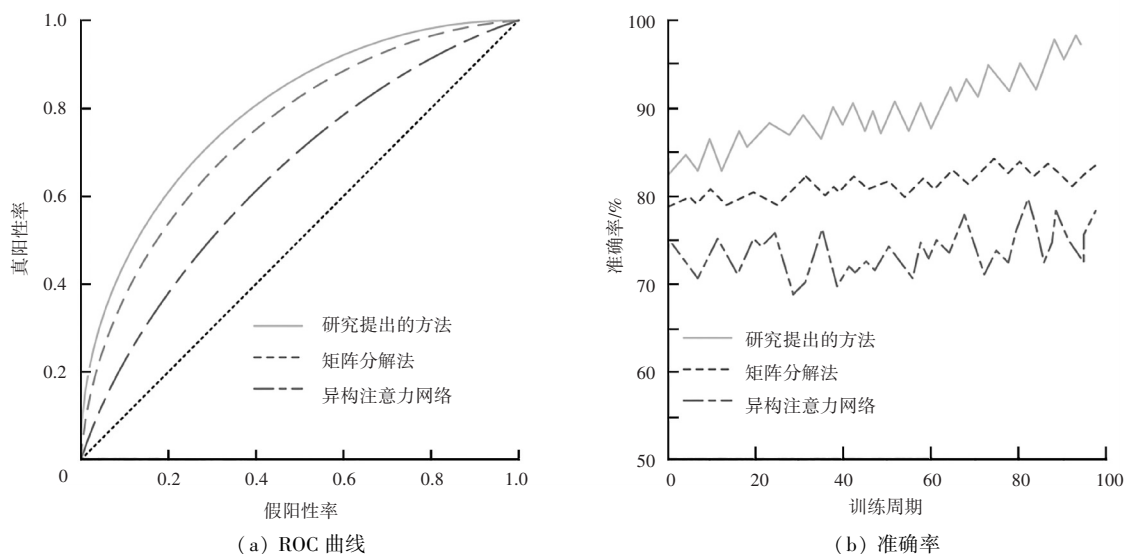


图 5 推荐系统性能评估

Fig. 5 Recommendation system performance evaluation

如表 1 所示,研究通过敏感性分析,评估了关键参数对职业教育推荐系统性能的影响。学习率设定在 0.000 1~0.1 之

间,以 0.01 为默认值,影响模型的收敛速度和准确率。超图节点数为 500~10 000,默认 2 000,影响模型表示能力

和计算时间。超边度介于2~10之间,默认3,关系到模型捕捉复杂关系的能力。MLP层数和每层神经元数分别在1~5和64~512之间,默认为3和128,影响模型的表示和计算效率。正样本权重和负样本采样率均在0.1~1.0之

间,默认0.5,平衡模型对正负样本的关注度。正则化系数在0.0001~0.1之间,默认0.01,用于控制过拟合。激活函数和优化器的选择,如LeakyReLU和Adam,对模型的非线性表达和收敛稳定性有显著影响。

表1 参数敏感性分析

Tab.1 Parameter Sensitivity Analysis

参数名称	参数范围	默认值	影响指标	性能表现
学习率	0.0001~0.1	0.01	准确率、收敛速度	学习率过低时,收敛速度慢,准确率低;学习率过高时,可能导致梯度爆炸或震荡
超图节点数	500~10000	2000	模型复杂度、计算时间	节点数增加,模型复杂度增加,计算时间显著增加,但可能提高准确率
超边度	2~10	3	模型复杂度、表示能力	超边度增加,模型可以捕捉更复杂的关系,但也增加计算复杂度
MLP层数	1~5	3	表示能力、计算时间	层数增加,模型表达能力增强,但计算时间增加,可能过拟合
MLP每层神经元数	64~512	128	表示能力、计算时间	神经元数增加,表示能力增强,计算时间增加,但可能过拟合
正样本权重	0.1~1.0	0.5	损失函数平衡、准确率	权重增加,正样本对损失函数的影响增加,可能提高准确率
负样本采样率	0.1~1.0	0.5	损失函数平衡、准确率	采样率增加,负样本对损失函数的影响增加,可能提高泛化能力
正则化系数	0.0001~0.1	0.01	防止过拟合	正则化系数增加,过拟合风险降低,但可能导致欠拟合
激活函数类型	ReLU, LeakyReLU, Sigmoid	LeakyReLU	模型非线性能力	激活函数选择影响模型的非线性表达能力和训练效果
优化器类型	Adam, SGD, RMSprop	Adam	收敛速度、准确率	Adam收敛速度快且稳定,SGD需要调参,RMSprop适合非平稳目标

3 结论

在数字化时代背景下,网络职业教育平台的兴起为个性化教育资源推荐带来了新的挑战。研究提出了一种结合HGNN与MLP的推荐方法。通过构建包含学生、教师、课程等节点的异构图模型,利用HGNN捕捉教育数据中的复杂高阶关系。实验结果表明,在推荐列表长度为10项时,命中率显著提升;准确率从训练初期的88%提升至接近96%,优于传统矩阵分解法和异构注意力网络。参数敏感性分析显示,学习率、超图节点数、超边度等对模型性能有显著影响。尽管研究在个性化推荐方面取得了积极进展,但当前模型可能需要进一步调整以适应不同规模和特性的数据集。未来工作将考虑更多潜在的影响因素,以全面评估不同方案的优劣,并探索模型在更广泛教育场景中的应用。

参考文献

[1] 杨菁,张欢,张焯宇,等.基于双池化的多层感知机光功率预测方法[J].城市轨道交通研究,2024,27(4):247-251,261.
[2] 王谢中,陈旭,景永俊,等.基于异构图神经网络的半监督网站主题分类[J].计算机工程与科学,2024,46(4):635-646.
[3] Dahalan F, Alias N, Shaharom M S N. Gamification and game based learning for vocational education and training: a systematic literature

review[J]. Education and Information Technologies, 2024, 29(2): 1279-1317.

[4] 徐胤,王殊,陈鹏,等.基于人工智能AI大模型的电力系统运行控制方法[J/OL].自动化技术与应用,1-5[2026-05-26].<https://link.cnki.net/urlid/23.1474.TP.20241227.1558.100>.
[5] 李荣远,龙法宁.多核超图神经网络单细胞分类算法[J].计算机应用与软件,2023,40(9):303-307,340.
[6] 秦志龙,邓琨,刘星妍.基于元路径卷积的异构图神经网络算法[J].电信科学,2024,40(3):89-103.
[7] 马亚杰,刘洋,姜斌,等.基于异构图注意力的工业设备故障诊断知识图谱补全方法[J].中国科学:信息科学,2024,54(2):354-372.
[8] 林晶晶,冶忠林,赵海兴,等.超图神经网络综述[J].计算机研究与发展,2024,61(2):362-384.
[9] 李彤,阎宇航,安静,等.基于触觉阵列感知的机器人稳定抓取判别方法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2024,52(5):136-143.
[10] 李挺,金福生,李荣华,等.Light-HGNN:用于圈层内容推荐的轻量同质超图神经网络[J].计算机研究与发展,2024,61(4):877-888.
[11] 周帅,刘新,李真,等.融合多源海洋大地测量数据的南海海底地形多层感知机反演[J].地球物理学报,2024,67(4):1368-1382.
[12] 彭勃,李耀东,龚贤夫,等.一种基于异构图神经网络和文本语义增强的实体关系抽取方法[J].计算机科学,2024,51(增刊1):268-272.
[13] 唐佳,贾燕,史绍恩,等.智能教育下考虑不同教育场景的线上内容推荐算法研究[J].自动化技术与应用,2025,44(7):99-103.
[14] 李红春.基于物联网技术的电子学习交流系统[J].自动化技术与应用,2024,43(2):139-141.
[15] 任俊,黄瑞章.SSHGCN:基于音形异构图卷积的中文纠错方法[J].山西大学学报(自然科学版),2024,47(3):518-527.