

# 基于教师画像的红色文化资源推荐研究

刘行兵<sup>a,b</sup>, 曾祥祥<sup>a</sup>, 戴学微<sup>a</sup>, 韩盼<sup>a</sup>, 张恩<sup>a,b</sup>

(河南师范大学 a.计算机与信息工程学院(人工智能学院);

b.智慧商务与物联网技术河南省工程实验室, 河南 新乡 453007)

**摘要:**针对高校思政教育中红色文化资源精准推荐需求,提出一种融合多维度教师画像与双聚合图卷积网络(dual aggregation relational graph convolutional network, DA-RGCN)的智能推荐框架。首先,通过分析教师的自然属性、授课对象特征及行为模式,构建了包含年龄、学历、地域、兴趣等多维标签的教师画像。其次,基于教师-资源交互数据构建二分图拓扑结构,设计了一种面向推荐任务的DA-RGCN。该模型通过邻域聚合与特征交互聚合机制,能够捕捉教师与资源间的高阶关联,实现精准的个性化推荐。实验结果表明,DA-RGCN在选取的指标上优于传统算法和链路预测算法。

**关键词:**教师画像;红色文化资源;双聚合图卷积网络;个性化推荐;链路预测;协同过滤

**中图分类号:**TP391

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-2367(2026)03-0068-08

党的二十大报告强调,要继承弘扬以伟大建党精神为源头的共产党人精神谱系,充分利用红色资源开展价值观与爱国主义教育,培养民族复兴的时代新人<sup>[1]</sup>。红色文化作为中华民族宝贵的精神财富,承载着党和人民英勇奋斗的光荣历史,蕴含着丰富的革命精神和厚重的历史文化内涵。在当前世界格局深度调整、国际竞争日趋激烈的新形势下,思政教育对于国家发展和民族复兴的关键作用愈发凸显。然而,当前红色文化融入高校思政课教学仍面临挑战,具体表现为:一方面,红色文化资源开发利用不足,数字化资源开发程度有待加深,部分育人资源未充分挖掘;另一方面,传统传播模式单一、说教色彩浓厚,不符合青年学生群体对多元、互动、沉浸式体验的信息偏好,削弱了红色文化的教育与感染效能<sup>[2]</sup>。

当前红色文化资源推荐面临三大核心挑战:首先,资源语义理解不足,现有系统难以捕捉红色文化特有的政治性、历史性和教育性等多维特征;其次,教师用户画像粗粒度,缺乏对教学场景特有关联特征,如授课对象、课程目标等的建模;最后,冷启动场景下推荐质量急剧下降,尽管已有研究提出了多种解决方案,如基于内容的推荐<sup>[3]</sup>、协同过滤<sup>[4]</sup>和深度学习模型,但这些方法在思政教育场景中存在明显局限。

本研究针对红色教育数字化进程中的三大瓶颈:资源语义理解不足、教师用户画像粗粒度及冷启动场景下推荐质量急剧下降。综合运用教师多维度画像构建、混合推荐算法优化与深度图卷积网络技术,提出了一套分层递进的解决方案。主要创新贡献体现如下:首先,构建多维度教师画像体系,结合标签编码与独热编码生成综合特征向量,精准刻画教师用户特性。其次,设计双聚合图卷积网络模型(dual aggregation relational graph convolutional network, DA-RGCN),该模型通过邻域聚合与特征交互的双路径机制,深度挖掘用户-资源交互图中的高阶语义关联,实现精准的个性化推荐。最终,通过实验来验证其有效性,为红色文化智能传播提供了算法支撑。

**收稿日期:**2025-03-09; **修回日期:**2025-04-28.

**基金项目:**国家自然科学基金(62072159;62002103;62076089);国家自然科学基金联合基金(U1804164).

**作者简介:**刘行兵(1973-),男,河南信阳人,河南师范大学副教授,博士,研究方向为机器学习、人工智能、推荐算法等, E-mail: liuxingbing@htu.edu.cn.

**通信作者:**曾祥祥, E-mail: 1148624349@qq.com.

**引用本文:**刘行兵,曾祥祥,戴学微,等.基于教师画像的红色文化资源推荐研究[J].河南师范大学学报(自然科学版), 2026,54(3):68-75.(Liu Xingbing, Zeng Xiangxiang, Dai Xuewei, et al. Research on the recommendation of red cultural resources based on teachers' portraits[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2026,54(3):68-75. DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2025.03.09.0001.)

## 1 多维度画像构建

### 1.1 教师画像标签体系

用户画像构建是通过贴合的特征标签来表征用户,其中标签权重反映特征重要程度<sup>[5]</sup>.教师因其职业特性,在教学活动中受专业背景、教育环境及学生群体等多重因素影响,因此构建教师画像需涵盖多维度、多层次的标签体系以精确描绘教师用户特征<sup>[6]</sup>.教师画像标签体系主要涉及自然属性、授课对象特征和行为模式3大类.自然属性包括教师个人基本信息,如编号、年龄、学历、所在地区及个人兴趣等;授课对象标签来自教师面对的学生群体,如学生的专业、年级;行为标签则涉及教师对红色文化资源的互动行为,如点击、评分和订阅等.

### 1.2 教师画像构建

根据以上标签体系分析确定,教师画像由多个直接描述教师特性的维度构成,包括年龄、学历、地域、兴趣等.式(1)展示了教师画像的标签向量形式,

$$\mathbf{E}_u = [T_a, T_e, T_p, T_{sp}, T_{sg}, T_i], \quad (1)$$

其中,  $T_a$ 、 $T_e$ 、 $T_p$ 、 $T_{sp}$ 、 $T_{sg}$ 、 $T_i$  分别代表教师用户的年龄、学历、地域、授课专业、授课年级、价值元素偏好.

在本节中,对收集的教师用户数据进行预处理,通过在关键属性维度上标注标签,部分样本教师画像概览如表1所示,其中“兴趣”维度是基于教师用户与项目互动记录提炼出的价值元素偏好向量.

每个画像向量如公式(1)所示,通过简单分析向量中的元素可进行标签编码或独热编码(One-Hot encoding).例如:年龄、学历等有一定的先后高低次序,所以用标签编码,而地域和授课对象专业等则用独热编码.最后再将标签编码标准化,就是最终画像向量.因有几个元素用独热编码,长度过长不便在文中展示.

表1 教师画像表

Tab. 1 Teacher portrait table

ID	年龄	学历	地域	授课对象专业	授课对象年级	兴趣
1	A1	B1	(...)	(...)	1	...
2	A1	B2	(...)	(...)	1	...
3	A2	B2	(...)	(...)	2	...
...	...	...	...	...	...	...
14	A3	B1	(...)	(...)	1	...

## 2 基于双聚合图卷积网络的推荐模型

基于双聚合图卷积网络推荐模型如附录图 S1 所示.该模型融合多维度教师画像、动态行为特征与红色文化资源的语义信息,构建用户-资源的异构关联图结构,并通过双路径聚合机制深度挖掘用户-资源交互图中的高阶语义关联,实现精准的个性化推荐.

### 2.1 特征工程

特征工程是推荐系统的核心环节,它直接影响模型对教师与红色文化资源特性的表征能力,影响模型对教师用户偏好和项目语义的理解能力,进而影响推荐的准确性与有效性<sup>[7]</sup>.特征工程主要涵盖用户特征嵌入与项目特征嵌入两大部分,具体实现如下:

#### 2.1.1 用户特征嵌入

用户特征嵌入旨在将教师用户画像中的多维度信息转化为低维稠密向量.根据第1.2节所述,教师画像的构建涉及静态属性、显式偏好和行为特征.具体步骤如下:

步骤1 静态属性编码.对离散型属性采用独热编码,连续型属性进行标签编码,但为了和独热编码保持一致,需要进行归一化处理.这个过程在教师画像构建的时候已经完成.

步骤2 行为特征提取.基于教师用户历史交互数据,提取统计特征.例如,用户  $u$  对类别  $c$  的偏好强度可通过式(2)的 TF-IDF 思想计算<sup>[8]</sup>:

$$x_{u,c}^{\text{behavior}} = \ln(1 + \text{点击次数}_c) \times \ln\left(\frac{N}{\text{用户数}_c}\right), \quad (2)$$

其中,  $N$  为总用户数, 用户数  $c_c$  为对类别  $c$  有过交互的用户数量。

步骤3 特征拼接. 将静态属性与行为特征拼接后输入全连接层进行降维, 这些行为特征与基本属性特征相结合, 形成一个综合的教师用户特征向量, 实现教师用户特征的有效嵌入。

$$e_u = [x_{u,c}^{\text{attr}}; x_{u,c}^{\text{behavior}}], \quad (3)$$

其中,  $x_{u,c}^{\text{attr}}$  是教师用户的静态属性,  $x_{u,c}^{\text{behavior}}$  为教师用户行为属性。

### 2.1.2 项目特征嵌入

红色文化资源具有丰富多样的特征, 包括标题、文本描述、所属类别标签等. 对于文本信息可运用自然语言处理技术进行处理<sup>[9]</sup>, 为充分挖掘其语义信息, 本文采用基于词向量平均的文本表示方法. 首先进行文本分词, 接着进行文本向量化, 然后进行向量聚合与标准化, 最后通过整合这些不同类型的特征, 构建出全面且具有代表性的项目特征向量, 为后续的推荐模型提供准确的资源特征信息. 以下是具体过程。

步骤1 文本分词与清洗. 使用中文分词工具如 Jieba 或 HanLP 对标题、简介、标签进行分词, 去除停用词如“的”“了”及特殊符号。

步骤2 词向量化. 采用预训练的 Word2Vec 模型将每个词映射为稠密向量<sup>[10]</sup>, 设词序列为  $W = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ , 则词向量矩阵为:

$$V = [v_{\omega_1}, v_{\omega_2}, \dots, v_{\omega_n}] \in \mathbf{R}^{d \times n}, \quad (4)$$

其中,  $d$  为词向量维度,  $v_{\omega_i} \in \mathbf{R}^d$  表示第  $i$  个词的向量。

步骤3 向量聚合与标准化. 将 Word2Vec 模型映射出的词向量进行逐词相加后再标准化, 得到的文档初始向量表示如下:

$$v_{\text{doc}} = \frac{\sum_{i=1}^n v_{\omega_i}}{\left\| \sum_{i=1}^n v_{\omega_i} \right\|_2}. \quad (5)$$

此方法通过线性叠加捕捉全局语义, 标准化操作消除向量尺度差异. 最终, 项目  $i$  的嵌入向量  $e_i$  为:

$$e_i = [v_{\text{title}}; v_{\text{doc}}; v_{\text{label}}]. \quad (6)$$

$v_{\text{title}}, v_{\text{doc}}, v_{\text{label}}$  分别表示项目标题、内容、标签的平均词向量。

平均词向量操作因具有复杂度低的优势, 特别适用于大规模文本数据处理. 该方法通过叠加词向量来保留文档的整体语义倾向, 在缓解局部噪声干扰的同时提升语义平滑性. 它不仅能实现词向量可视化、辅助特征分析, 还能增强模型的可解释性. 然而这种方法也存在局限性: 词向量相加会导致词序信息丢失, 无法区分“革命摇篮”与“摇篮革命”这类语序差异的语义; 在长文本场景中, 重要词语的向量表征可能被高频普通词汇稀释, 影响语义表达的准确性。

未来将用其他方法进行改进, 例如动态词向量替代: 采用 BERT 或 ELMo 等上下文敏感模型<sup>[11]</sup>, 生成动态词向量以捕捉语境信息、引入 TF-IDF 或注意力机制为关键词分配更高权重。

## 2.2 二分图构建

在红色文化资源的图拓扑建模中, 构建用户-资源的异构关联网络是链路预测以及图神经网络应用的基础性工程<sup>[12]</sup>. 采用二部图结构建模范式时, 用户实体节点与数字资产实体节点构成两类异质顶点集合, 当用户对特定资源产生点击、收藏等显式反馈行为时, 将在对应实体节点间建立携带时间戳与频次等量化参数的行为边<sup>[13]</sup>. 这种拓扑建模方法不仅直观呈现用户与红色文化资源的多维度关联网络, 使模型能够有效捕获用户偏好与红色文化资源间的复杂映射关系。

设用户-物品交互图为  $G(U \cup I, \epsilon)$ . 节点集合包含用户  $U$  和物品  $I$ , 边集合  $\epsilon$  表示用户与物品的交互行为(如点击、收藏). 邻接矩阵  $A$  定义如下:

$$A_{UI} = \begin{cases} 1, & \text{若用户 } U \text{ 和物品 } I \text{ 存在交互,} \\ 0, & \text{否则.} \end{cases} \quad (7)$$

由于用户与物品属于异质节点, 实际应用中需将邻接矩阵拆分为用户-物品子矩阵  $A_{UI}$  和物品-用户子矩阵

$$A_{IU}, \text{ 即 } A = \begin{pmatrix} 0 & A_{UI} \\ A_{IU} & 0 \end{pmatrix}.$$

## 2.3 归一化处理

为避免节点度数差异导致的梯度问题,采用改进的拉普拉斯归一化<sup>[14]</sup>:

$$\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{A} \mathbf{D}^{-1/2}. \quad (8)$$

前文已经进行二分图构建,其中  $\mathbf{D}$  为度矩阵,  $\mathbf{A}$  为邻接矩阵.随后添加自连接边  $\mathbf{I}$  以保留节点自身特征,确保信息聚合时包含原始特征.

$$\hat{\mathbf{A}} = \tilde{\mathbf{A}} + \mathbf{I}. \quad (9)$$

## 2.4 双聚合图卷积层设计

(1)传统 GCN 的数学基础.传统图卷积网络的核心公式基于谱图理论,通过局部谱滤波近似实现.其单层操作可表示为:

$$\mathbf{H}^{(l+1)} = \sigma(\tilde{\mathbf{A}} \mathbf{H}^{(l)} \mathbf{W}^{(l)}), \quad (10)$$

其中式(10)中的  $\tilde{\mathbf{A}}$  与前面式(9)中里  $\tilde{\mathbf{A}}$  有所不同,它为添加自循环的归一化矩阵;  $\mathbf{H}^{(l)}$  是第  $l$  层节点的特征矩阵,  $\mathbf{W}^{(l)}$  是可训练权重矩阵;  $\sigma$  是非线性激活函数.该公式通过聚合邻域节点特征与线性变换实现特征传播<sup>[15]</sup>.

(2)DA-RGCN 的双聚合机制.在 DA-RGCN 中,单层 GCN 的运算被扩展为邻域聚合与特征交互聚合的双重机制,公式推导如下.

步骤 1 邻域聚合(neighborhood aggregation).保留传统 GCN 的邻域特征传播,但显式分离自循环的作用:

$$\mathbf{Z}_1 = (\tilde{\mathbf{A}} + \mathbf{I}) \mathbf{H}^{(l)} \mathbf{W}_1, \quad (11)$$

这里的归一化矩阵不含自循环,  $\mathbf{W}_1$  是邻域聚合的权重矩阵.其中的物理意义在于通过归一化矩阵聚合领域信息,  $\mathbf{I}$  保留节点自身特征,避免过度平滑.

步骤 2 特征交互聚合(Feature Interaction Aggregation).引入 Hadamard 积捕捉特征间的非线性交互:

$$\mathbf{Z}_2 = (\mathbf{H}^{(l)} \odot (\tilde{\mathbf{A}} \mathbf{H}^{(l)})) \mathbf{W}_2, \quad (12)$$

其中  $\tilde{\mathbf{A}} \mathbf{H}^{(l)}$  是邻域特征的平滑表示.通过  $\odot$  将原始特征与邻域特征逐元素相乘,建模特征间的非线性依赖关系(如用户年龄与资源主题的交叉影响).

步骤 3 双聚合融合.将两种聚合结果相加并通过激活函数:

$$\mathbf{H}^{l+1} = \sigma(\mathbf{Z}_1 + \mathbf{Z}_2), \quad (13)$$

其中  $\sigma$  为 LeakyReLU,缓解梯度消失问题.

(3)设计的动机与优势.显示分离  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{I}$ ,避免传统 GCN 中自循环与邻接矩阵混合归一化导致的信息稀释问题,增强邻域聚合的稳定性;增强特征交互, Hadamard 积通过点对点乘法强化局部特征响应,弥补线性变换的不足;邻域聚合捕捉全局拓扑结构,特征交互建模局部语义关联,双路径的互补结合提升模型对复杂用户-项目关系的建模能力.

(4)与传统 GCN 的对比,见表 2.

(5)数学公式总结.单层 DA-RGCN 的完整公式可写为:

$$\mathbf{H}^{(l+1)} = \sigma(\tilde{\mathbf{A}} \mathbf{H}^{(l)} \mathbf{W}_1 + (\mathbf{H}^{(l)} \odot (\tilde{\mathbf{A}} \mathbf{H}^{(l)})) \mathbf{W}_2). \quad (14)$$

此设计通过显式分离邻域信息与特征交互,增强了模型对图结构和语义关系的联合建模能力,为红色文化资源的精准推荐提供了理论保障.

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验设置

#### 3.1.1 数据集

本次实验所用的数据集涵盖了多维度的信息,其来源于中唐方德官网思政资源库,这些数据为模型训练

表 2 与传统 GCN 对比表

Tab. 2 Comparison table with traditional GCN

模块	传统 GCN	DA-RGCN 的双聚合 GCN
邻域聚合	$\tilde{\mathbf{A}} \mathbf{H}$	$\tilde{\mathbf{A}} \mathbf{H} + \mathbf{H}$
特征交互	无	$\mathbf{H} \odot \tilde{\mathbf{A}} \mathbf{H}$
建模能力	单一路径线性传播	双路径联合优化

与评估提供了丰富的素材.用户行为数据:包含了 50 532 条用户对红色文化资源的评分记录.评分采用 1~5 分的标准,这一数据直观反映了用户对不同红色文化资源的喜好程度,为模型学习用户的偏好提供了关键依据.用户属性表:详细记录了 609 名用户的属性信息,包括用户 ID、年龄、专业、毕业院校类型等共计 6 类离散特征.这些属性信息有助于从多个维度刻画教师画像,例如不同年龄层次的用户可能对红色文化有着不同的理解和兴趣点,而专业和毕业院校类型也能在一定程度上反映用户的知识背景和文化素养,从而为更精准的推荐提供支持.红色文化资源库:包含 10 000 项丰富多样的红色文化资源,涵盖革命历史纪录片、党史文献、红色主题影视作品等多种类型.每项资源都有唯一的 ID,同时还包含文本描述和主题标签.文本描述详细介绍了资源的内容,而主题标签则对资源进行了分类归纳,使得资源的特征更加明确,便于模型进行学习和分析.

### 3.1.2 数据划分

采用随机分层抽样方法,按 8 : 2 比例划分训练集与测试集,以保证用户与项目分布在两组中保持均衡,确保评估结果的可靠性.

### 3.1.3 模型参数

经实验确定关键参数如下:GCN 层数为 2,更深层数易导致过拟合;嵌入维度设为 64,经网格搜索平衡表达能力与计算成本;学习率设为 0.001,使用 Adam 优化器并加入 0.001 权重衰减以增强稳定性;批量大小设为 1 024,以兼顾训练效率与内存消耗.

### 3.1.4 评估指标

为全面、准确地评估模型的性能,选择以下 4 个重要的评估指标.

Precision(准确率,  $P_r$ ):在推荐系统中,指推荐列表中用户真正感兴趣项目的比例.计算公式为

$$P_r = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (15)$$

其中  $TP$  表示真正例(推荐且感兴趣的项目数), $FP$  表示假正例(推荐但不感兴趣的项目数).该指标反映了模型推荐的准确性,即推荐结果中有多少是真正符合用户兴趣的.

Recall(召回率,  $R$ ):衡量的是所有相关项目中被正确推荐出来的比例.计算公式为

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (16)$$

其中  $FN$  表示假反例(未推荐但实际感兴趣的项目数).召回率体现了模型能够覆盖用户兴趣的程度,召回率越高,说明模型能够找到更多用户真正感兴趣的项目.

F1 score(F1 值):综合考虑了准确率与召回率,是二者的调和平均数,计算公式为

$$F1 = 2 \times \frac{P_r R}{P_r + R}, \quad (17)$$

F1 值能够更全面地评估模型性能,避免仅关注准确率与召回率带来的片面性.

Coverage(覆盖率,  $C$ ):指在测试集中,能够被模型有效预测(即预测评分不为空或在合理范围内)的样本比例.计算公式为

$$C = \frac{N_{\text{predictable}}}{N_{\text{total}}}, \quad (18)$$

其中  $N_{\text{predictable}}$  表示可预测样本数, $N_{\text{total}}$  表示测试集总样本数.该指标反映了模型在实际应用中的可用性,覆盖率越高,说明模型能够处理更多的实际数据.

### 3.1.5 实验环境

硬件显卡为 NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti,软件环境为 Python 3.7+PyTorch 1.12.0.文本处理采用 Jieba 分词与 Word2Vec 计算平均词向量.

## 3.2 训练过程

本章提出的模型在训练过程中展现出较快的收敛速度与稳定的泛化性能,具体表现为以下特征.

训练初期:训练损失与测试损失初始值较高,epoch0 的训练损失值为 1.92,测试损失值为 1.88,表明模型尚未充分学习数据特征;前 10 个 epoch 内,两类损失均呈指数级下降,验证了模型架构对数据规律的高效

捕获能力,如训练损失降至 0.92,测试损失降至 1.00.

中期收敛:训练损失波动下降,损失曲线呈现小幅度震荡,可能与学习率衰减策略或训练数据的随机性有关;测试损失在 0.95~0.98 区间窄幅波动,未随训练损失进一步下降,表明模型逐渐逼近收敛状态.

泛化能力评估:训练与测试损失差值始终维持在 0.05~0.10 区间,未见显著分化,证明模型未对训练集产生过度依赖.

总体来看,这次训练使得模型性能逐步提升,并且没有出现严重过拟合,训练效果较好.

### 3.3 对比实验结果

为了验证本文所提出的 DA-RGCN 模型的有效性和优越性,选择几个对比算法进行实验,以下是这些对比算法的简单介绍.

(1)UserCF:传统基于用户协同过滤推荐算法,该算法适应性强,适用于多种场景的推荐,实用性高.

(2)ItemCF:传统基于项目协同过滤推荐算法,适用于物品数量稳定且关联性强的场景,对用户冷启动较为友好.

(3)UserCF(Pearson):是在基于用户协同过滤基础上,使用皮尔逊相似度改进用户相似度度量方法,这样处理对评分数据标准化更有鲁棒性.适用于用户间评分差异过大的场景.

(4)GSP:它的思想是将推荐问题看成图问题,推荐过程看作链路预测.其中计算用户间相似度公式如下:

$$\text{sim}(u, v) = \frac{2}{\Gamma(u) \cup \Gamma(v)} \sum_{I \in (\Gamma^+(u) \cap \Gamma^+(v)) \cup (\Gamma^-(u) \cap \Gamma^-(v))} \frac{1}{k(I)}, \quad (19)$$

该公式用于计算用户  $u$  和用户  $v$  的相似度,综合考虑了二分图节点度、共同邻居节点数、共同邻居节点度<sup>[16]</sup>.

(5)CEGSP:在 GSP 的基础上考虑上教师画像数据,使用 K-means 聚类方法将他们聚类后再使用 GSP 推荐算法.

(6)DA-RGCN:是本文提出的基于双聚合图卷积网络红色文化素材推荐模型.

表 3 展示了 DA-RGCN 与几个对比算法的性能对比情况,通过对多个指标的对比分析,可以清晰地看出 DA-RGCN 模型的优势.

表 3 推荐算法对比实验表

Tab. 3 Comparison table of recommendation algorithms

模型	Precision	Recall	F1 score	可预测比例/%	模型	Precision	Recall	F1 score	可预测比例/%
UserCF	0.609 3	0.503 6	0.551 4	69.33	GSP <sup>[14]</sup>	0.597 9	0.553 0	0.574 6	38.15
ItemCF	0.646 1	0.514 0	0.572 5	21.56	CEGSP	0.613 6	0.545 1	0.577 3	74.74
UserCF(Pearson) <sup>[3]</sup>	0.703 2	0.620 9	0.659 5	10.32	DA-RGCN	0.996 5	0.819 9	0.899 6	100.00

根据表 3 结果,本文提出的 DA-RGCN 模型在各项关键指标上均优于传统及改进的对比算法:其 Precision 达 0.996 5,Recall 为 0.819 9,F1 score 接近 0.9,较传统 GCN 提升 13.3%.这一提升验证了双聚合图卷积网络设计的有效性;通过邻域聚合与特征交互聚合的双路径机制,模型增强了用户-资源高阶关系的建模能力,并在特征融合与非线性能捕捉上具有优势.同时,得益于内积预测机制与实验数据的完整性,模型实现了全样本覆盖.

综上,DA-RGCN 通过融合教师画像、项目语义与图结构信息,结合双聚合机制对高阶关系进行建模,在分类性能、预测精度与冷启动处理上均表现突出,F1 score 显著领先且覆盖全部样本,验证了其整体有效性.未来可进一步探索模型轻量化与实时推理优化,以适应大规模在线推荐场景.

### 3.4 消融实验

#### 3.4.1 模块消融

为验证 DA-RGCN 各组件有效性,本工作进行了消融实验,具体包括:(1)DA-RGCN-UA:移除用户属性,仅保留用户 ID 嵌入,以验证教师画像的作用;(2)DA-RGCN-SC:移除项目文本与标签语义特征,仅保留项目 ID 嵌入,用于评估 Word2Vec 语义建模的贡献;(3)DA-RGCN-RA:禁用对称归一化,直接使用原始邻接矩阵,以考察该策略对平衡交互偏差的影响;(4)GCN:采用传统 GCN 结构,用以分析双聚合机制的有效性.

实验表明,DA-RGCN 中各组件均对推荐性能具有显著影响(表 4).移除用户属性使 F1 值降至 0.718 1,

说明教师画像能有效增强用户表征.移除项目文本及标签语义特征后  $F1$  值为 0.837 8,印证了词向量对资源语义建模的重要性.禁用对称归一化使  $F1$  值降至 0.765 2,体现了该策略在平衡交互偏差上的作用.相比传统 GCN,本模型的双路径机制能更好地建模用户-资源间的高阶关联.总体而言,用户画像贡献最为关键,对称归一化与双聚合机制则进一步提升了模型鲁棒性.

### 3.4.2 属性消融

为量化不同属性对推荐模型的影响,本小节基于逐步消融策略,对比了移除单一属性后的模型性能变化,如表 5 所示.

表 4 模块消融实验表

Tab. 4 Module ablation experiment results

模型	Precision	Recall	F1 score
DA-RGCN-UA	0.992 1	0.562 7	0.718 1
DA-RGCN-SC	0.992 2	0.725 0	0.837 8
DA-RGCN-RA	1.0	0.616 7	0.765 2
GCN	0.992 1	0.662 2	0.794 3

表 5 用户属性维度消融实验表

Tab. 5 Ablation study results on user attribute dimensions

模型	Precision	Recall	F1 score
UA-age	0.992 2	0.655 8	0.789 7
UA-Edu	0.996 5	0.813 4	0.895 7
UA-Loc	0.996 5	0.728 6	0.841 8
UA-Major	0.992 2	0.680 5	0.807 3
UA-Grade	0.996 5	0.782 4	0.876 6

通过逐一移除教师画像属性以量化其影响,结果显示:移除年龄使  $F1$  值降至 0.789 7(降幅 12.2%),表明该属性与教师红色文化认知偏好高度相关;移除学历和授课年级仅分别带来 0.4% 和 2.6% 的降幅,说明二者可能存在协同效应或数据冗余;而移除地域和授课专业则分别导致  $F1$  值下降 6.4% 和 10.3%,反映它们对推荐具有中等至较强影响.综上,年龄与授课专业对推荐性能贡献显著,需优先保障数据质量;学历与年级等属性可通过协同建模优化,以降低冗余.

## 4 结 论

本研究聚焦高校思政教育中红色文化资源推荐的核心挑战,提出基于多维度教师画像与双聚合图卷积网络的智能推荐框架.通过实验验证与对比分析,得出以下结论:DA-RGCN 通过双路径聚合机制深度融合用户画像与资源语义特征,提升了推荐精度.相较于传统协同过滤算法与图模型,其  $F1$  Score 提升 13.3%,且可覆盖全样本推荐需求.消融实验表明,多维度教师画像对精准推荐至关重要.模型通过教师画像的动态特征嵌入与资源语义的深度解析,为红色文化资源的个性化推荐提供了可行方案.

然而,本研究仍存在一些局限性:(1)模型计算复杂度较高,在大规模场景下可能成为瓶颈;(2)文本语义理解的深度不足,Word2Vec 平均词向量法无法捕捉复杂语境信息.未来研究方向:(1)模型轻量化与效率优化,如引入知识蒸馏技术;(2)增强语义理解能力,如采用 BERT 等预训练模型.本研究框架可扩展至其他教育资源的个性化推荐场景.

附录见电子版(DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2025.03.09.0001).

## 参 考 文 献

- 范玉刚.习近平文化思想科学体系的阐释框架建构[J].山东社会科学,2024(4):39-47.  
FAN Y G.The construction of interpretive framework of the scientific system of Xi Jinping thought on culture[J].Shandong Social Science,2024(4):39-47.
- 董杰.铸牢大学生中华民族共同体意识的“大思政课”之维[J].中南民族大学学报(人文社会科学版),2025,45(3):164-171.  
DONG J.Dimensions of the "grand ideological and political course" in consolidating a strong sense of community for the Chinese nation among college students[J].Journal of South-Central University for Nationalities(Humanities and Social Sciences),2025,45(3):164-171.
- 王大阜,邓志文,贾志勇,等.基于 Doc2Vec 和 LDA 模型融合文献质量的学术论文推荐研究[J].河南师范大学学报(自然科学版),2023,51(4):34-42.  
WANG D F,DENG Z W,JIA Z Y,et al.Research on academic paper recommendation based on Doc2Vec and LDA model and literature quality[J].Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition),2023,51(4):34-42.
- 云岳,代欢,张育培,等.个性化学习路径推荐综述[J].软件学报,2022,33(12):4590-4615.  
YUN Y,DAI H,ZHANG Y P,et al.State-of-the-art survey on personalized learning path recommendation[J].Journal of Software,2022,

- 33(12):4590-4615.
- [5] LYU N,ZHOU J J,WANG C H,et al.Research on the clustering method of power user portrait based on RFM model[C]//2024 4th International Conference on Computer Science,Electronic Information Engineering and Intelligent Control Technology(CED).[S.l.]:IEEE,2025:134-138.
- [6] 胡小勇,林梓柔.精准教研视域下的教师画像研究[J].电化教育研究,2019,40(7):84-91.  
HU X Y,LIN Z R.Research on portrait of teachers from the perspective of precise teaching and research[J].E-education Research,2019,40(7):84-91.
- [7] 谢宇霆,杨威,覃捷,等.基于无监督学习与特征工程的电力用户行为画像[J].电力系统及其自动化学报,2025,37(1):112-119.  
XIE Y T,YANG W,QIN J,et al.Behavioral portrait for electricity consumers based on unsupervised learning and feature engineering[J].Proceedings of the CSU-EPSA,2025,37(1):112-119.
- [8] DAI S Y,LI K Q,LUO Z L,et al.AI-based NLP section discusses the application and effect of bag-of-words models and TF-IDF in NLP tasks[J].Journal of Artificial Intelligence General Science(JAIGS),2024,5(1):13-21.
- [9] JIM J R,TALUKDER M A R,MALAKAR P,et al.Recent advancements and challenges of NLP-based sentiment analysis:a state-of-the-art review[J].Natural Language Processing Journal,2024,6:100059.
- [10] JOHNSON S J,MURTY M R,NAVAKANTH I.A detailed review on word embedding techniques with emphasis on word2vec[J].Multi-media Tools and Applications,2024,83(13):37979-38007.
- [11] WU Y C,ZHANG Y J,SHI C X,et al.Research on the application of deep learning-based BERT model in sentiment analysis[EB/OL].[2025-03-05].<https://doi.org/10.54254/2755-2721/67/2024MA>.
- [12] KHEMANI B,PATIL S,KOTECHA K,et al.A review of graph neural networks:concepts,architectures,techniques,challenges,datasets,applications,and future directions[J].Journal of Big Data,2024,11(1):18.
- [13] 周晨曦,赵天驰,张玲玲.基于用户画像和链路预测的电影个性化推荐研究[J].系统科学与数学,2024,44(6):1586-1607.  
ZHOU C X,ZHAO T C,ZHANG L L.Research on personalized movie recommendation based on user portrait and link prediction[J].Journal of Systems Science and Mathematical Sciences,2024,44(6):1586-1607.
- [14] SHI Z Y,LIU J B.Topological indices of linear crossed phenylenes with respect to their Laplacian and normalized Laplacian spectrum[J].AIMS Mathematics,2024,9(3):5431-5450.
- [15] YANG H Q,LI Z H,QI Y S.Predicting traffic propagation flow in urban road network with multi-graph convolutional network[J].Complex & Intelligent Systems,2024,10(1):23-35.
- [16] 舒坚,王鹏涛,李睿瑞.基于时序生成对抗网络的机会网络链路预测[J].北京邮电大学学报,2025,48(1):39-45.  
SHU J,WANG P T,LI R R.Opportunistic network link prediction based on temporal generative adversarial networks[J].Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications,2025,48(1):39-45.

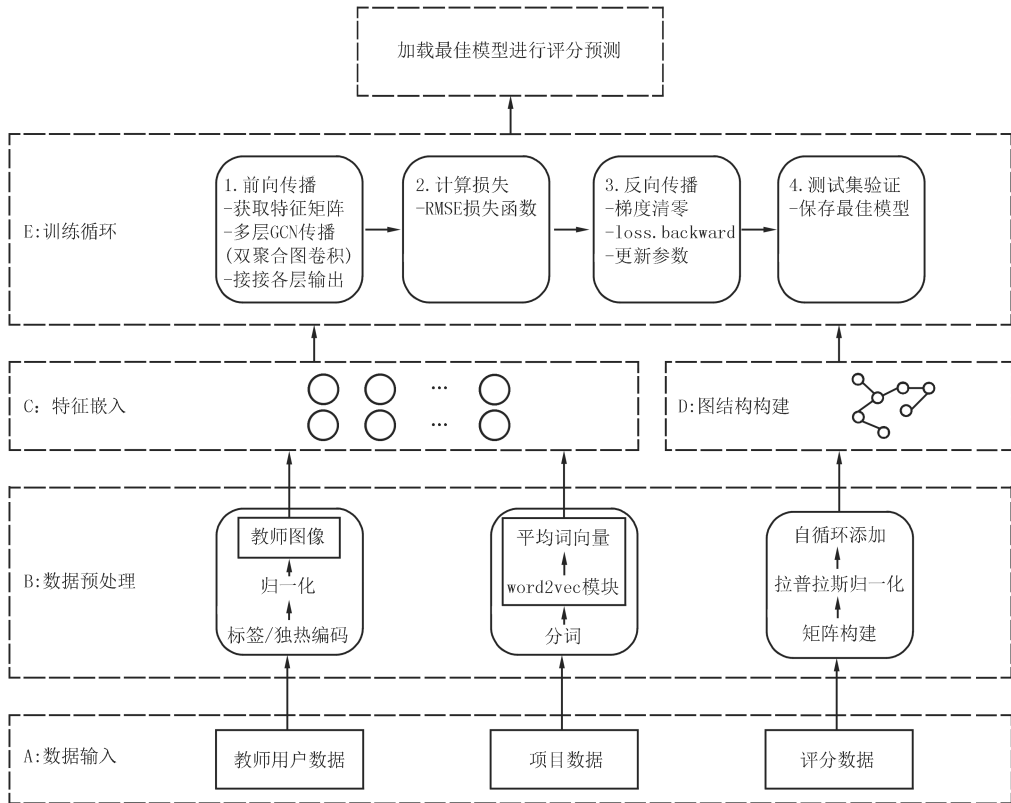
## Research on the recommendation of red cultural resources based on teachers' portraits

Liu Xingbing<sup>a,b</sup>, Zeng Xiangxiang<sup>a</sup>, Dai Xuewei<sup>a</sup>, Han Pan<sup>a</sup>, Zhang En<sup>a,b</sup>

(a. College of Computer and Information Engineering(School of Artificial Intelligence); b. Henan Provincial Engineering Laboratory for Smart Business and Internet of Things Technology, Henan Normal University, Xinxing 453007, China)

**Abstract:** To address the need for precise recommendation of red culture resources in ideological and political education in universities, this study proposes an intelligent recommendation framework integrating multi-dimensional teacher profiling and dual aggregation relational graph convolutional network(DA-RGCN). Firstly, by analyzing teachers'natural attributes, target audience characteristics, and behavioral patterns, we construct multi-dimensional teacher profiles containing age, educational background, geographical region, interests, and other tags. Secondly, basing on teacher-resource interaction data, we build a bipartite graph topology and design a dual aggregation relational graph convolutional network(DA-RGCN) model for recommendation tasks. Through neighborhood aggregation and feature interaction aggregation mechanisms, the model captures high-order correlations between teachers and resources to achieve accurate personalized recommendations. Experimental results demonstrate that DA-RGCN outperforms traditional algorithms and link prediction algorithms on selected metrics. This research provides technical support for the deep integration of red culture resources with ideological education courses, and the framework can be extended to intelligent recommendation scenarios for other educational resources.

**Keywords:** teacher profile; red culture resources; dual-aggregation graph convolutional network; personalized recommendation; link prediction; collaborative filtering



图S1 双聚合图卷积网络模型

Fig.S1 Dual aggregation relational graph convolutional network