

文章编号:1671-5896(2026)04-0963-09

动态知识图谱与强化学习下职教资源个性化推荐算法

朱彦¹, 王海林²

(1. 云南机电职业技术学院 继续教育部, 昆明 650203; 2. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650504)

摘要: 针对在职教资源个性化推荐算法采用的混沌映射构建推荐学习模型易受维度灾难影响, 导致 NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain) 归一化折损增益不理想的问题, 对基于动态知识图谱与强化学习的职教资源个性化推荐算法进行优化设计。构建多源异构数据的职教资源动态知识图谱表征, 引入时序感知的嵌入表征向量得到动态嵌入函数; 通过图注意力网络聚合实体的邻域信息, 更新节点表征, 从而高度集成动态知识图谱的结构信息; 采用 Actor-Critic 架构将目标函数作为最大化累计期望回报, 引入熵正则化, 在满足推荐需求平衡的基础上得到复合奖励式; 引入代价敏感的搜索算法与强化学习策略相结合, 生成启发式评估函数, 通过重采样机制在动态知识图谱中寻找有效资源进行路径插入, 规划自适应推荐路径, 完成职教资源个性化推荐。实验结果表明, 研究算法在不同类型资源下的推荐 NDCG 归一化折损增益始终高于 0.8, 在排序时更能考虑物品的相关性和位置因素, 将用户更可能感兴趣的物品排在更靠前的位置, 推荐质量良好, 未受浏览筛选迟滞作用影响出现需求不匹配问题, 具有推荐显著一致性。

关键词: 动态知识图谱; 强化学习; 职教资源; 资源推荐; 推荐算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Personalized Recommendation Algorithm for Vocational Education Resources Based on Dynamic Knowledge Graph and Reinforcement Learning

ZHU Yan¹, WANG Hailin²

(1. Continuing Education Department, Yunnan Vocational College of Mechanical and Electrical Technology, Kunming 650203, China;

2. School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China)

Abstract: In the design of personalized recommendation algorithms for vocational education resources, chaotic mapping is commonly used to construct recommendation learning models. However, such models are susceptible to the curse of dimensionality, leading to suboptimal NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain). To address this, an optimized design of a personalized recommendation algorithm is proposed for vocational education resources based on dynamic knowledge graph and reinforcement learning. Specifically, a dynamic knowledge graph representation is constructed from multi-source heterogeneous vocational education resource data, and a temporal-aware embedding representation vector is introduced to derive dynamic embedding functions. A graph attention network is employed to aggregate neighborhood information of entities, updating node representations to deeply integrate structural information of the dynamic knowledge graph. An Actor-Critic framework is adopted to maximize cumulative expected rewards, and entropy regularization is introduced to achieve a composite reward function that balances recommendation objectives. By combining a cost-sensitive search algorithm with the reinforcement learning strategy, a heuristic evaluation function is generated. A resampling mechanism is applied to locate effective resources within the dynamic knowledge graph for path insertion, enabling adaptive

收稿日期: 2025-12-03

基金项目: 教育部产学合作协同育人基金资助项目(240703817125047)

作者简介: 朱彦(1983—), 女, 云南宣威人, 云南机电职业技术学院副教授, 主要从事大学生生涯发展教育和就业创业指导、计算机科学与技术研究, (Tel)86-13529430213 (E-mail) C411817283@126.com。

recommendation path planning and achieving personalized recommendation of vocational education resources. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm consistently achieves NDCG values above 0.8 across different types of resources. It effectively accounts for item relevance and ranking positions, placing items of higher user interest in more prominent positions. The recommendation quality remains high without being affected by browsing and filtering delays or demand mismatches, exhibiting significant recommendation consistency.

Key words: dynamic knowledge graph; reinforcement learning; vocational education resources; resource recommendation; recommendation algorithm

0 引言

职教资源是一种包含教材、工具、平台等多维度的特殊教育资源,其对支持职业教学培训,提升学员技能具有重要意义。由于其主要类型丰富,具有导向强、动态更新、多元化载体、个性化适配等特点,因此在课堂教学、自主学习、企业培训、职业认证等领域应用广泛。受多种因素影响,职教资源推荐可能存在如下问题:其一为学习者特征因素,涵盖个体属性差异、动态行为数据及特殊需求背景等;其二为资源属性因素^[1],包括内容质量、相关性、资源形式、适配性以及资源标签与结构化;其三为技术算法因素,涵盖推荐模型选择、动态适应能力及强化学习优化;其四为外部环境因素,包括行业政策导向、校企合作资源及文化经济因素等;其五为交互反馈因素,涵盖显式反馈与隐式反馈等。上述因素均影响职教教学有效性,因此,研究职教资源个性化推荐算法是目前的重点。

陈斌等^[2]提出基于知识图谱的资源个性化推荐算法,其主要将文本与结构作为基础,利用卷积神经网络补全知识图谱,设计高覆盖算法,确定用户兴趣与偏好,提取电子信息资源特征,生成资源相似度矩阵。但其易受推荐列表调整作用影响,导致 NDCG(Normalized Discounted Cumulative Gain)归一化折损增益不佳。李蒙蒙^[3]提出基于用户画像与关联规则的资源个性化推荐算法,其主要通过用户画像算法估计资源状态,生成特征样本集合,计算主题权重标准值与相似度。但其易受关联聚合函数处理作用影响,导致 NDCG 归一化折损增益偏低。陆涵等^[4]提出基于改进鸽群算法的资源个性化推荐算法,其主要构建了大数据学习资源推荐模型,进行单维度评价处理,引入特征匹配度构建推荐评估体系,并结合混沌映射动态步长变异与淘汰要求增强全局搜索与局部开发。但其易受挖掘收敛状态影响,导致 NDCG 归一化折损增益过低。仇焕青等^[5]提出基于鲸鱼优化算法改进长短期记忆神经网络的资源个性化推荐算法,其主要提取资源与用户特征,构建特征差值加权函数,完成 LSTMN(Long Short-Term Memory Neural Network)门操作,引入 WOA(Whale Optimization Algorithm)进行参数智能化求解。但其易受迭代作用影响,导致 NDCG 归一化折损增益不符合有效性要求。

动态知识图谱与强化学习可以通过实体关系构建语义网络,捕捉职教资源隐含的逻辑关联,构建多维标签体系,结合学习者画像精准匹配,还可以动态吸纳新资源,根据学习者的学习场景有效感知,避免推荐滞后性,通过图谱展示推荐资源的关联逻辑,实现相似资源对比,满足长期价值最大化要求。因此,笔者基于动态知识图谱与强化学习设计了一种有效的职教资源个性化推荐算法。构建了多源异构数据的职教资源动态知识图谱表征,利用图谱状态感知设计职教资源强化学习推荐模型,规划多约束条件下的职教资源自适应个性化推荐路径,进而获取职教资源个性化推荐结果。

1 职教资源个性化推荐算法设计

1.1 构建多源异构数据的职教资源动态知识图谱表征

职教资源推荐算法的核心在于对底层数据进行结构化解析与语义建模。职教领域涵盖课程视频、实训手册、企业岗位标准、技能竞赛案例及学生画像等多源异构数据,这些数据不仅关联性强,而且具有显著的时序动态性。因此,需构建多源异构数据的职教资源动态知识图谱表征。在表征层,将职教资源建模为四元组集合 $\mathcal{S} = \{(h, r, t, \tau) \mid h, t \in \mathcal{E}, r \in \mathcal{R}, \tau \in \mathcal{T}\}$, $\mathcal{E}$ 表示职教实体集合, $\mathcal{R}$ 表示实体间逻辑关系集合^[6], $\mathcal{T}$ 表示时间戳序列。为了捕捉职教资源随时间的演化特性,引入时序感知的嵌入表征向量。针对实体 $e \in \mathcal{E}$ 在特定时刻 τ 的状态进行量化^[7],得到动态嵌入函数 $e(\tau)$ 如下:

$$\mathbf{e}(\tau) = \mathbf{e}_{\text{base}} + \mathbf{W}_{\text{temp}} \phi(\tau) + \mathbf{f}_{\text{dyn}}(\mathcal{H}_{e,\tau}), \quad (1)$$

其中 $\mathbf{e}_{\text{base}}$ 表示实体的基础静态语义向量, $\mathbf{W}_{\text{temp}}$ 表示时间权重矩阵^[8], $\phi(\tau)$ 表示正余弦时间编码函数, $\mathbf{f}_{\text{dyn}}$ 表示基于循环神经网络的演化函数, $\mathcal{H}_{e,\tau}$ 表示实体演变轨迹。

在处理多源异构数据时,需解决不同数据源间的语义对齐问题^[9]。职教资源可能来源于校内教务系统与校外招聘平台,同一技能点在不同体系下的描述存在差异。借助跨模态对齐算子,把非结构化文本与视觉资源映射到同一超球空间。通过图注意力网络对实体的邻域信息进行聚合^[10],更新节点表征,针对目标节点 i ,其聚合后的特征向量 $\mathbf{h}_i^{(\tau)}$ 如下:

$$\mathbf{h}_i^{(\tau)} = \sigma\left(\sum_{j \in N_i} \alpha_{ij} \mathbf{W}_{\text{val}} \mathbf{e}_j(\tau)\right), \quad (2)$$

其中 N_i 表示节点一阶邻域集合, $\mathbf{W}_{\text{val}}$ 表示值变换矩阵^[11], α_{ij} 表示注意力系数,通过对实体间关系强度与时效性评分进行 Softmax 归一化获得。

为维持图谱的动态特性,引入增量更新机制。当新的实训任务或行业标准入库时^[12],模型不进行全量重算,而是借助时序一致性损失函数对受影响的局部子图进行微调。其过程既能保证职教资源图谱满足实时性要求,又能精准刻画知识点间的演化逻辑,为后续的强化学习模型提供具有时序深度的状态输入。

职教资源动态知识图谱中节点注意力的分布与增量更新效果如图1所示。

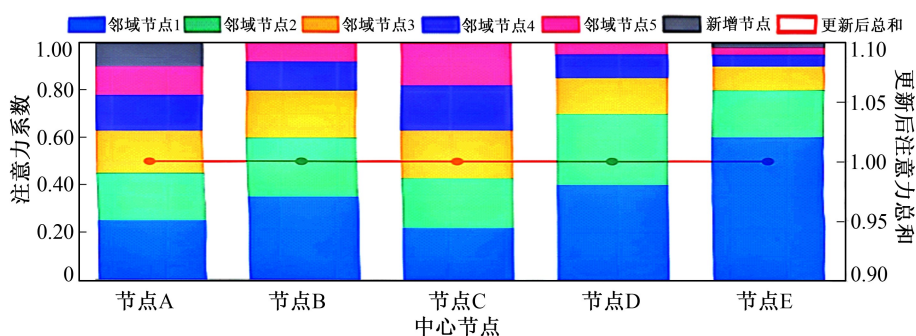


图1 知识图谱节点注意力分布与增量更新效果

Fig. 1 Attention distribution and incremental update effect of knowledge graph nodes

根据图1可知,通过图注意力网络对不同实体邻域信息的聚合,其中注意力系数呈现非均匀分布,凸显了核心技能节点与高关联资源的重要性。增量更新机制的引入使图谱在吸纳新资源时仅对局部子图进行微调,避免了全量重算,既保证了图谱的实时响应能力,又维持了知识演化逻辑的连贯性,为后续强化学习提供了具备时序深度的结构化状态表示。

1.2 基于图谱状态感知设计职教资源强化学习推荐模型

在动态知识图谱构建完成后,职教资源的推荐过程被建模为一个马尔可夫决策过程,由智能体通过观察用户在知识图谱中的当前位置及历史路径,决定推送的资源节点,并根据用户的反馈获得奖励。强化学习模型的状态空间,需要高度集成动态知识图谱的结构信息^[13],对 t 时刻的状态向量 $\mathbf{s}_t$ 进行用户画像嵌入,如下:

$$\mathbf{s}_t = \text{MLP}(\mathbf{u}_t \oplus \mathbf{g}_{\text{sub}}(\mathcal{S}, \text{path}_{1:t})), \quad (3)$$

其中 $\mathbf{u}_t$ 表示用户在 t 时刻的技能掌握度向量, $\text{path}_{1:t}$ 表示用户在知识图谱上的历史游走轨迹, $\mathbf{g}_{\text{sub}}$ 表示子图提取函数,结合上述构建的 DKG (Dynamic Knowledge Graph) 提取与用户关联性最强的实体子集^[14], $\oplus$ 表示向量拼接操作。

动作空间由当前状态节点在图谱中的外向边指向的候选资源组成。职教资源库规模庞大,直接在离散动作空间进行采样会导致维度灾难。因此,采用 Actor-Critic 架构^[15]。Actor 网络负责输出在候选集合上的概率分布 $\pi(a_t | \mathbf{s}_t)$, Critic 网络负责评估当前决策的长期价值。为了引导智能体在复杂的职教知识逻辑中寻找最优路径,将目标函数作为最大化累计期望回报,引入熵正则化,如下:

$$J(\theta) = \mathbb{E}_{\tau \sim \pi_{\theta}} \left[\sum_{t=0}^T \gamma^t R(\mathbf{s}_t, a_t) + \beta H(\pi_{\theta}(\cdot | \mathbf{s}_t)) \right], \quad (4)$$

其中 θ 表示 Actor 网络参数, γ 表示折扣因子, $R(\mathbf{s}_t, a_t)$ 表示多维奖励函数^[16], H 表示策略熵, β 表示超

参数,在满足推荐需求平衡的基础上得到复合奖励式 $R(s_t, a_t)$ 如下:

$$R(s_t, a_t) = w_1 R_{\text{click}} + w_2 R_{\text{consistency}} + w_3 R_{\text{growth}}, \tag{5}$$

其中 R_{click} 表示用户交互奖励, $R_{\text{consistency}}$ 表示路径一致性奖励, R_{growth} 表示技能增长增量,通过状态感知机制,模型能识别用户所需资源,保证推荐匹配性。

1.3 规划多约束条件下职教资源自适应个性化推荐路径

职教资源的个性化推荐,并非是单纯的点对点匹配问题,而是多约束条件下的序列路径规划问题。在实际教学场景里,推荐路径受学习者认知负荷、课程先修逻辑、规定学时以及行业准入标准等硬性条件的制约。需要基于上述强化学习模型输出的动作序列,通过受限搜索与多目标优化技术,规划出最优的学习路径。将推荐路径定义为图谱上的节点序列 $\mathcal{P} = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 。路径的规划目标是在满足约束集合 $\mathcal{C}$ 的前提下,最大化学习效用函数 $U(\mathcal{P})$,效用函数由知识覆盖率、路径平滑度及岗位匹配度加权构成。针对职教特有的先修关系约束,定义约束损失项 $L_{\text{const}}(\mathcal{P})$,如下:

$$L_{\text{const}}(\mathcal{P}) = \sum_{i=2}^n \prod (e_{i\text{pre-requisite}} \notin \{e_1, \dots, e_{i-1}\}), \tag{6}$$

其中 $\prod(\cdot)$ 表示指示函数,若序列中第 i 个资源的先修知识点未在之前出现,则施加惩罚。为实现自适应性,引入代价敏感的搜索算法与强化学习策略相结合,生成的启发式评估函数 $f(e)$ 如下:

$$f(e) = g(e) + h(e) + \lambda \text{Diff}(e, u), \tag{7}$$

其中 $g(e)$ 表示从起点到当前节点的累计认知损耗, $h(e)$ 表示当前节点到目标岗位的距离式启发估计, $\text{Diff}(e, u)$ 表示资源难度与用户当前水平的适配差异项, λ 表示平衡系数。

在多约束环境下,推荐算法需通过动态调整采样策略应对学习者的反馈波动。当用户在某路径节点表现出学习困难时,路径规划模块通过重采样机制在动态知识图谱中寻找有效资源进行路径插入,最终的路径输出概率通过 Softmax 对满足约束的候选集 $P(e_{\text{next}} | \mathcal{P}_{\text{curr}})$ 进行重分布,如下:

$$P(e_{\text{next}} | \mathcal{P}_{\text{curr}}) = \frac{\exp(Q(s, e_{\text{next}})/\tau)}{\sum_{e' \in A_{\text{valid}}} \exp(Q(s, e')/\tau)}, \tag{8}$$

其中 $Q(s, e_{\text{next}})$ 表示经过上述强化学习模型训练得到的动作价值函数, τ 表示温度参数, A_{valid} 表示通过约束筛查后的合法动作子集。借助上述精细化动态表征、全局价值评估以及局部路径约束规划,整个算法达成了从底层资源融合到高层决策生成的闭环,确保职教资源推荐既能契合行业需求的动态变化,又能严格遵循教育教学的循序渐进原则,有效提升了 NDCG 归一化折损增益。

2 实 验

2.1 参数及准备

基于动态知识图谱的时序演化计算以及强化学习智能体与环境交互的高并发需求,实验采用高性能计算集群进行训练,实验环境分为模型训练服务器与交互模拟环境两部分。为了加速图神经网络的聚合操作和强化学习的经验回放,实验选用具有大显存和高 CUDA(Compute Unified Device Architecture)核心数的 GPU(Graphics Processing Unit)计算平台,参数如表 1 所示。

表 1 实验平台组成参数

Tab. 1 Composition parameters of experimental platform

组件	型号	参数指标
GPU	NVIDIA A100 Tensor Core	VRAM: 80 GByte HBM2e; Bandwidth: 1.9 TByte/s; CUDA Cores: 6912
CPU	AMD EPYC™ 7763	Cores: 64-Core/128-Thread; Base Clock: 2.45 GHz; L3 Cache: 256 MByte
RAM	Samsung DDR4 ECC REG	Capacity: 512 GByte; Frequency: 3 200 MHz
Storage	Samsung PM1733 NVMe SSD	Capacity: 7.68 TByte Read Speed: 7 000 MByte/s
Network	InfiniBand HDR	Speed: 200 Gbit/s

由表 1 可知,实验基于 Linux 操作系统开发,采用 PyTorch 作为核心深度学习框架,利用 PyTorch Geometric 处理图数据,使用 Ray Rllib 进行强化学习环境的并行化封装。实验软件环境设置如表 2 所示。

表 2 实验软件环境
Tab.2 Experimental software environment

软件	版本	软件	版本
OS(Operating System)	Ubuntu 22.04 LTS (Long-Term Support)	PyTorch Geometric	2.3.1
CUDA (Compute Unified Device Architecture)/cuDNN	11.8/8.6.0	Gymnasium	0.28.1
Python	3.9.13	Neo4j & Py2neo	5.11.0
PyTorch	2.0.1 (Stable)		

结合表 2 构建 VocEdu-DKG-202X 复合数据集作为实验数据集,数据维度如表 3 所示。

表 3 实验数据集数据维度
Tab.3 Dimensions of experimental dataset data

数据维度	统计项	数量	数据维度	统计项	数量
用户数据	Unique Users	45 200	时间跨度/周	Time Steps	104
资源数据	Total Resources	128 500	稀疏度/%	Sparsity	99.93
交互数据	Interactions	3 850 000			

由表 3 可提取多模态数据中的实体,构建异构特征网络,引入前置依赖关系,知识图谱本体设置如表 4 所示。

表 4 知识图谱本体
Tab.4 Knowledge graph ontology

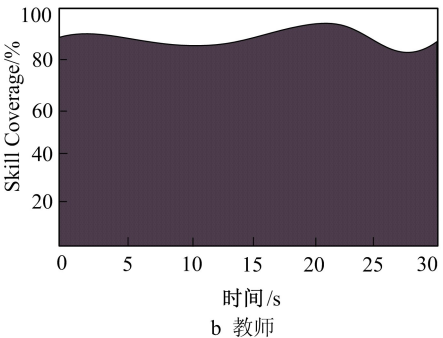
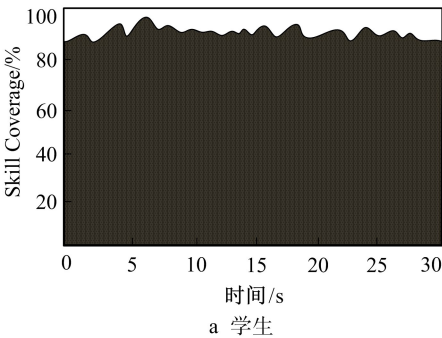
实体类型	数量	关系类型	实体类型	数量	关系类型
Skill	3 420	Pre_requisite(技能→技能)	User	45 200	Study(用户→课程)
Course	1 250	Contains(课程→技能)	Standard	350	Defines(标准→技能)
Job	180	Requires(岗位→技能)			

由表 4 可将交互数据按照推荐周期切分为序列快照,确定用户交互边与新发布资源节点,进而获取有效的职教资源个性化推荐结果。

2.2 职教资源个性化推荐 Skill Coverage 结果

建立课程大纲标签体系,提取推荐元数据,将 ESCO(European Skills, Competences, Qualifications and Occupations)作为映射框架,按时间划分收集交互数据,在保留时效性的基础上进行 NLP(Natural Language Processing)技能提取。利用 Pandas 集合运算,在 A/B/C/D(学生、教师、反馈、更新)不同推荐资源词组下,得到的职教资源个性化推荐 Skill Coverage 结果如图 2 所示。

由图 2 可知,研究算法在 4 种不同资源词组下的推荐列表覆盖的技能点数量与用户目标岗位所需技能集的交集比率较高,适应状态良好,未出现规划偏移问题,具有可行性。



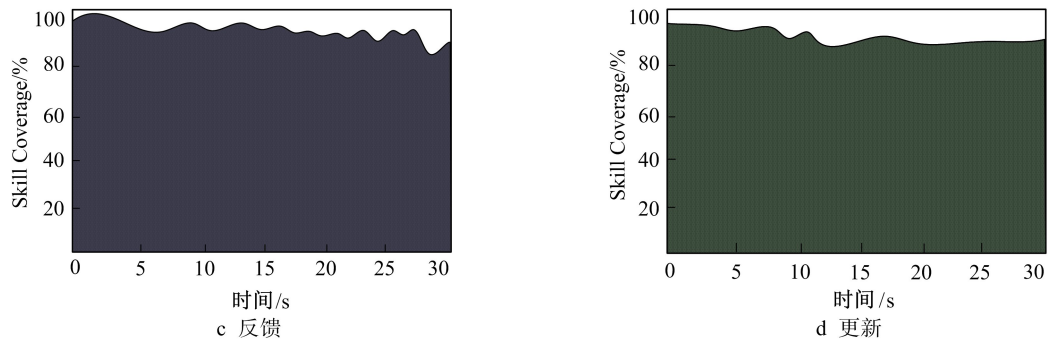


图2 职教资源个性化推荐 Skill Coverage 结果

Fig. 2 Personalized recommendation of Skill Coverage results for vocational education resources

2.3 职教资源个性化推荐 Recall 结果

获取用户资源交互记录，确定交互时间戳，利用矩阵分解生成推荐资源列表，模拟真实推荐场景。将 Surprise 作为推荐库，利用 Scikit-learn 计算，在 Skill、Course、Job、User、Standard ($R_1 \sim R_5$) 不同实体类型下，得到的职教资源个性化推荐 Recall 结果如图3所示。

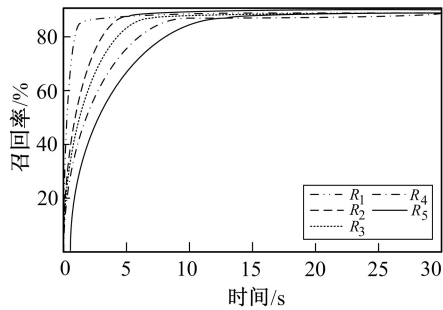


图3 职教资源个性化推荐召回率结果

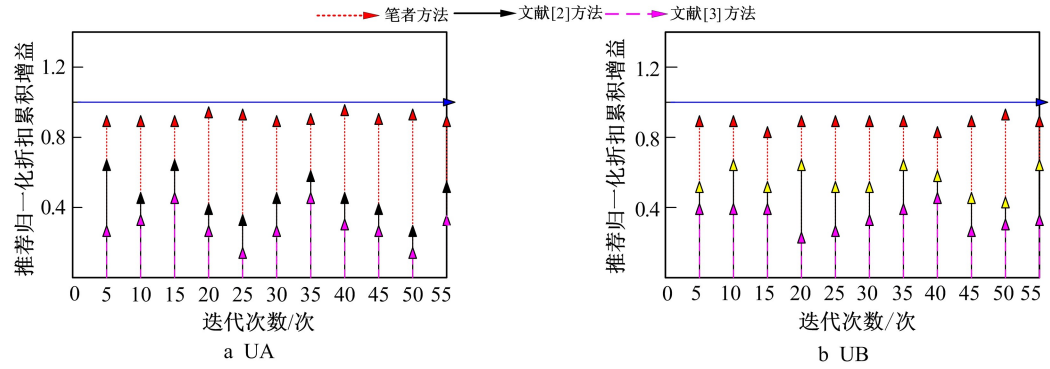
Fig. 3 Personalized recommendation recall results for vocational education resources

由图3可知，在不同实体类型下，研究推荐算法的推荐 Recall 均高于80%，推荐列表包含用户实际感兴趣资源的比例较高，覆盖状态良好，未出现异常集成问题，具有精准匹配高效性。

2.4 职教资源个性化推荐 NDCG 归一化折损增益结果

收集用户行为数据与访问日志，按照推荐时间将每个用户的最后一项最为测试集，构建 BPR (Bayesian Personalized Ranking) 训练模型，利用折损因子计算推荐列表前 k 位的排序质量 (NDCG)，按比例随机划分。将 Python 作为编程语言，TensorFlow/PyTorch 作为机器学习库，结合开源代码计算。将 Scikit-learn 作为数据模型工具，在 UA ~ UH (学科知识体系、技能发展、兴趣爱好、职业规划、情感需求、学习风格、教学场景、交互) 8 种不同类型资源下，得到的职教资源个性化推荐 NDCG 归一化折损增益结果如图4所示。

由图4可知，笔者利用动态知识图谱与强化学习进行数据融合处理，通过关系抽取技术识别实体间关系，设计强化学习模型，将知识图谱中的实体和关系作为强化学习中的状态和动作，通过智能体与环境的交互，学习最优的推荐策略，将动态知识图谱与强化学习模型结合，完成用户反馈。在不同类型资源下，研究算法的推荐 NDCG 归一化折损增益始终高于0.8，在排序时更能考虑物品的相关性和位置因素，将用户更可能感兴趣的物品排在更靠前的位置，推荐质量良好，未受浏览筛选迟滞作用影响出现需求不匹配问题，具有推荐显著一致性。



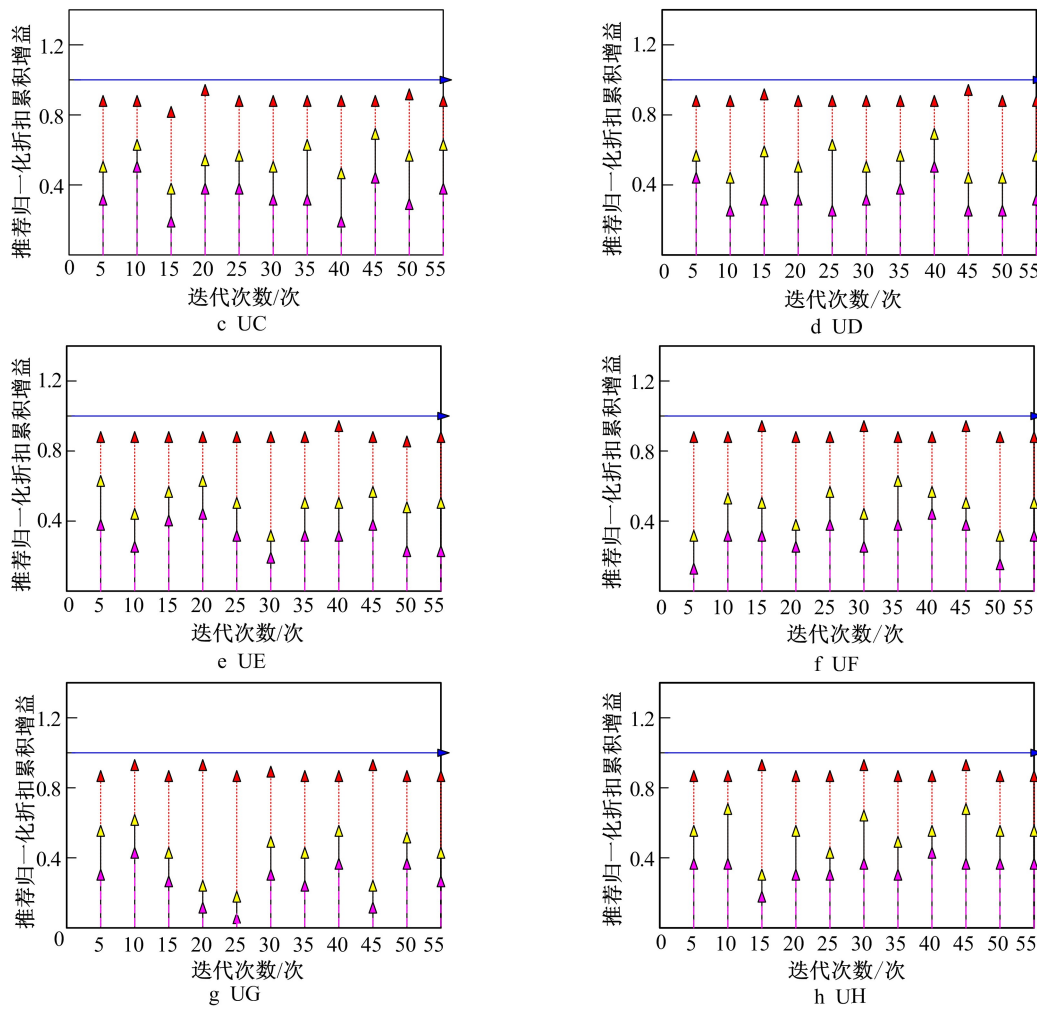


图 4 资源个性化推荐 NDCG 归一化折损增益结果

Fig. 4 Normalized loss gain results of resource personalized recommendation NDCG

3 结 语

综上所述, 职教资源个性化推荐能够有效分析学习者画像, 精准筛选符合其需求的资源, 避免无效信息干扰, 助力学习者快速定位核心内容、提升学习效率; 同时可结合学习行为数据动态调整推荐策略, 确保资源难度与学习者能力匹配, 形成渐进式学习路径; 此外还能挖掘学习者潜在需求, 将长尾资源推送给目标用户, 提升资源利用率, 避免热门资源过度集中、冷门资源无人问津的失衡现象。

笔者主要完成了以下工作: 1) 构建多源异构数据的职教资源动态知识图谱表征, 引入时序感知嵌入表征向量, 通过图注意力网络聚合邻域信息, 实现对知识结构的动态更新与语义对齐; 2) 设计基于 Actor-Critic 架构的强化学习推荐模型, 将推荐过程建模为马尔可夫决策过程, 以用户反馈为奖励信号, 引入熵正则化与复合奖励函数, 引导智能体优化长期推荐收益; 3) 规划多约束条件下自适应个性化推荐路径, 结合代价敏感搜索与重采样机制, 在满足先修逻辑与认知负荷约束的前提下实现推荐路径的动态调整。实验结果表明, 笔者算法在不同类型资源下的推荐 NDCG 归一化折损增益始终高于 0.8, 召回率超过 80%, Skill Coverage 表现良好, 验证了算法在推荐准确性、排序质量与适应性方面的有效性。

将动态知识图谱与强化学习融合于职教资源个性化推荐, 可有效提升推荐系统的动态适应能力与语义可解释性, 为优化职业教育资源配置、促进教育公平发展作出了一定的贡献。

参考文献:

- [1] 刘莹, 杨淑萍, 张治国. 基于 Spark 平台的并行化谱聚类算法的在线学习资源推荐 [J]. 济南大学学报(自然科学版), 2024, 38(4): 456-461.
LIU Y, YANG S P, ZHANG Z G. Online Learning Resource Recommendation by Using Parallel Spectral Clustering Algorithm Based on Spark Platform [J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2024, 38(4): 456-461.
- [2] 陈斌, 顾珑. 基于知识图谱的设备电子信息资源精准推荐算法 [J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2025, 43(6): 1388-1396.
CHEN B, GU L. Precise Recommendation Algorithm for Information Resources of Equipment Electronic Based on Knowledge Graph [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2025, 43(6): 1388-1396.
- [3] 李蒙蒙. 基于用户画像与关联规则的图书馆资源组合推荐算法 [J]. 中国科技资源导刊, 2023, 55(2): 104-110.
LI M M. Library Resource Combination Recommendation Algorithm Based on User Portrait and Association Rules [J]. China Science & Technology Resources Review, 2023, 55(2): 104-110.
- [4] 陆涵, 王宇琴, 陈姝彤, 等. 一种基于改进鸽群算法的个性化学习资源推荐方法 [J]. 南京晓庄学院学报, 2025, 41(6): 110-117.
LU H, WANG Y Q, CHEN S T, et al. A Personalized Learning Resource Recommendation Method Based on an Improved Pigeon-Inspired Optimization Algorithm [J]. Journal of Nanjing Xiaozhuang University, 2025, 41(6): 110-117.
- [5] 仇焕青, 陈曙光, 龚芝, 等. 基于鲸鱼优化算法改进长短期记忆神经网络的资源推荐 [J]. 济南大学学报(自然科学版), 2023, 37(3): 309-315.
QIU H Q, CHEN S G, GONG Z, et al. Resource Recommendation Based on Long Short Term Memory Neural Network Improved by Using Whale Optimization Algorithm [J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2023, 37(3): 309-315.
- [6] 随晓文. 基于标签相似度的数字化书籍资源智能推荐算法 [J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2024, 42(3): 516-521.
SUI X W. Intelligent Recommendation Algorithm of Digital Book Resources Based on Tag Similarity [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2024, 42(3): 516-521.
- [7] 程娟娟, 宋彪, 李微. 基于 Vanilla 算法的数字化资源在线推荐算法 [J]. 计算机仿真, 2023, 40(9): 324-327, 338.
CHENG J J, SONG B, LI W. The Online Recommendation Algorithm of Digital Resources Based on Vanilla Algorithm [J]. Computer Simulation, 2023, 40(9): 324-327, 338.
- [8] 孙浩, 周力青. 基于 IMD 与 Canopy 的非均匀资源推荐算法 [J]. 计算机仿真, 2023, 40(10): 477-481.
SUN H, ZHOU L Q. Non-Uniform Resource Recommendation Algorithm Based on Improved Matrix Factorization and Canopy [J]. Computer Simulation, 2023, 40(10): 477-481.
- [9] 扁晓倩. 基于协同过滤算法的英语资源库信息推荐模型 [J]. 信息技术, 2023(2): 12-16, 23.
BIAN X Q. Information Recommendation Model of English Resource Base Based on Collaborative Filtering Algorithm [J]. Information Technology, 2023(2): 12-16, 23.
- [10] 朱海萍, 王子瑜, 赵成成, 等. 基于时空多粒度兴趣建模的学习资源推荐方法 [J]. 计算机研究与发展, 2025, 62(8): 1884-1901.
ZHU H P, WANG Z Y, ZHAO C C, et al. Learning Resource Recommendation Method Based on Spatio-Temporal Multi-Granularity Interest Modeling [J]. Journal of Computer Research and Development, 2025, 62(8): 1884-1901.
- [11] 甘沛露, 宋一豪, 朱晓雄, 等. 融入概率矩阵分解模型的改进二部图推荐算法 [J]. 运筹与管理, 2025, 34(1): 1-7.
GAN P L, SONG Y H, ZHU X X, et al. Improved Bipartite Graph Recommendation Algorithm Integrating Probability Matrix Factorization Model [J]. Operations Research and Management Science, 2025, 34(1): 1-7.
- [12] 王禾玲. 基于汤普森采样算法的智慧教学平台推荐研究 [J]. 自动化与仪器仪表, 2025(12): 177-180, 185.
WANG H L. Smart Teaching Platform Recommendation Based on Thompson Sampling Algorithm [J]. Automation & Instrumentation, 2025(12): 177-180, 185.
- [13] 汤志康, 武毓琦, 李春英, 等. 基于知识图谱卷积网络的学习资源推荐 [J]. 计算机工程, 2024, 50(9): 153-160.
TANG Z K, WU Y Q, LI C Y, et al. Recommendation of Learning Resource Based on Knowledge Graph Convolutional Network [J]. Computer Engineering, 2024, 50(9): 153-160.
- [14] 易晓宇, 易绵竹. 基于兴趣信息深度融合的网络图书资源推荐 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(12): 3614-3619.
YI X Y, YI M Z. Network Book Resource Recommendation Based on Deep Fusion of Interest Information [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024, 54(12): 3614-3619.
- [15] 陆鹏, 韦曼莉. 算法推荐技术赋能铸牢中华民族共同体意识宣传教育的逻辑机理与实践进路 [J]. 北方民族大学学报

(哲学社会科学版), 2025(2): 24-34.

LU P, WEI M L. The Logical Mechanism and Practical Approach of Empowering the Promotion and Education of Forging the Sense of Community for Chinese Nation through Algorithm Recommendation Technology [J]. Journal of North Minzu University (Philosophy and Social Science), 2025(2): 24-34.

[16]单涛, 钱琪杰, 景慎旗, 等. 基于隐语义模型的物联网资源发现算法 [J]. 数据采集与处理, 2023, 38(6): 1369-1379.

SHAN T, QIAN Q J, JING S Q, et al. IoT Resource Discovery Algorithm Based on Latent Factor Model [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2023, 38(6): 1369-1379.

(责任编辑: 刘东亮)