

基于多模态知识图谱的自适应学习动态路径生成方法研究

李沁颖, 汪楚涵

(江西科技学院 信息工程学院, 江西 南昌 330000)

摘要: 针对现有学习路径推荐系统在整合多模态数据和满足学习者个性化需求方面的不足, 提出一种基于多模态知识图谱的自适应学习动态路径生成方法。首先, 整合文本、音频、图片等多种模态数据的知识图谱, 为学习路径生成奠定知识基础; 其次, 从学习者特征提取与学习者模型中构建两方面刻画学习者特征, 以深入分析其行为与能力; 最后, 在自适应学习路径生成阶段, 依据学习者当前状态动态生成个性化的最优学习路径。实验表明, 所提方法相较于传统固定式学习路径不仅能显著提升不同类型学生的学习效果, 还能自适应学习路径, 提升学生满意度, 减少学习迷航和认知负荷; 在个性化需求较高的场景下表现尤为突出, 为实现高效、个性化的教育提供了新的思路和技术支持。

关键词: 多模态知识图谱; 自适应学习; 动态路径生成; 教育技术

DOI: 10.11907/rjdk.251603

中图分类号: G434

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(XXXX)0XX-0001-08



扫描二维码阅读全文:

Research on Adaptive Learning Dynamic Path Generation Method Based on Multimodal Knowledge Graph

LI Qinying, WANG Chuhan

(School of Information Engineering, Jiangxi Institute of Technology, Nanchang 330000, China)

Abstract: Aiming at the shortcomings of existing learning path recommendation systems in integrating multimodal data and meeting learners' personalized needs, an adaptive learning dynamic path generation method based on multimodal knowledge graph is proposed. Firstly, integrating knowledge graphs of various modal data such as text, audio, and images lays the foundation for learning path generation; Secondly, characterizing learner characteristics from two aspects: learner feature extraction and learner model construction, in order to deeply analyze their behavior and abilities; Finally, in the adaptive learning path generation stage, personalized optimal learning paths are dynamically generated based on the current state of the learner. Experiments have shown that the proposed method not only significantly improves the learning outcomes of different types of students compared to traditional fixed learning paths, but also adapts to learning paths, enhances student satisfaction, and reduces learning confusion and cognitive load; This performance is particularly prominent in scenarios with high demand for personalization, providing new ideas and technical support for achieving efficient and personalized education.

Key Words: multimodal knowledge graph; adaptive learning; dynamic path generation; educational technology

0 引言

在全球科技革命和产业变革的背景下, 教育领域正经历一场深刻变革, 以适应新时代对人才的多样化需求。教

育部等八部门联合印发的《关于加快推进教育数字化的意见》强调个性化学习的重要性, 鼓励利用人工智能等先进技术促进教育资源和服务模式创新^[1]。自适应学习借助人工智能、大数据分析等技术, 根据学习者的学习进度、知识掌握情况和学习风格, 动态调整学习内容和路径^[2-4]。

收稿日期: 2025-09-01

基金项目: 江西省教育厅科技项目(GJJ2402521); 江西科技学院自然科学项目(ZR2103); 江西省教育厅教改项目(JXJG-24-24-2); 江西省教育科学规划项目(2025GZD006)

作者简介: 李沁颖(1994-), 女, 江西科技学院信息工程学院中级工程师, 研究方向为智慧教学、服务计算; 汪楚涵(2004-), 女, 江西科技学院信息工程学院学生, 研究方向为自然语言处理技术。本文通讯作者: 李沁颖。

随着大语言模型的快速发展,知识图谱为自适应学习提供了更强大的技术支持,通过构建知识之间的关联关系,为学习路径的推荐和优化提供了基础^[5,6]。

目前,自适应学习实践仍然存在一些问题,传统的固定学习路径无法满足个体需求,缺乏灵活性,且现有学习者状态感知多依赖简单测验成绩或行为统计,缺乏对知识掌握深度与多维度特征的精细化刻画,导致路径调整针对性不足。面对这些挑战,如何利用现代信息技术,特别是基于知识图谱的方法,实现高效、个性化的教育,便成了一个迫切需要解决的关键课题。为此,本文提出一种基于知识图谱的自适应学习动态路径生成方法,旨在整合文本、音频、图片3类学习资源,结合多跳传播的学习者特征提取方法与多维度认知诊断模型,实现精细化状态感知,构建双层框架生成符合知识拓扑关系的初始学习路径,并依据学习者实时学习状态动态调整,精准适配不同学习者的个性化需求。

综上,全文聚焦基于知识图谱的自适应学习动态路径生成方法,构建知识图谱和学习者状态感知模型,结合动态强化学习优化技术,实现个性化学习路径的动态生成与推荐。

1 相关工作

知识图谱在教育领域的应用研究展现出了多样化的探索路径,为自适应学习的发展提供了坚实的技术支持。王晨阳^[7]结合自然语言处理预训练模型(Bidirectional Encoder Representations from Transformers, BERT),预训练模型与长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)进行实体关系联合抽取,计算实体之间的亲密度推荐学习资源。李楠^[8]提出一种结合教育词表的命名实体识别模型,通过提升教育实体识别的准确性,构建更精确的知识图谱。Su等^[9]以计算机科学和物理科学教育大数据为基础,采用命名实体识别应用技术自动识别知识点,计算语义相似度和采购经理指数预测知识点间的关系构建知识图谱。翟社平等^[10]利用大数据资源,通过人工标注与自动计算相结合的方式,构建融合关系路径的知识图谱,以提升知识图谱的完整性和准确性。

将知识图谱应用于自适应学习路径生成领域中。丰霞等^[11]应用知识图推荐学习路径,设计了能根据学习目标变动调整学习路径的智慧学习路径推荐模型,但仍依赖固定拓扑关系,未实现动态适配。方江伟等^[12]提出基于图结构和知识点权重的知识点排序算法,以生成适应性学习路径,但未结合学习者的实时状态调整路径。姚天磊等^[13]创建知识点间的有向关系网络,通过学习者的数据分类来优化学习路径。杨青等^[14]在考虑学习者能力水平的基础上,引入图注意力机制提供学习路径建议。Cheng等^[15]提出一种基于本体的学习路径推荐算法,结合传统学习路径与

本体更新进行路径推荐。檀晓红^[16]从学习者的用户数据和学习目标中提取特征,运用层级拓扑排序完成学习路径的个性化推荐。

然而,现有方法存在对知识图谱信息利用不充分、未深度结合学习者认知能力等问题。为此,本文在构建知识图谱时,从多维度对学习者的信息进行建模,以精准刻画个性化特征以构建学习者模型^[17-19]。同时,引入动态深度强化学习模型,实现学习路径的智能推荐。该创新旨在为不同认知能力的学习者定制专属学习路径,弥补以往研究在个性化推荐方面的不足。

2 本文方法

2.1 模型总体架构

本文提出的模型总体架构为多层结构,旨在实现基于多模态知识图谱的自适应学习路径推荐,如图1所示。首先,多模态数据输入层收集并预处理文本、音频、图片等多源数据;其次,多模态知识图谱构建层通过数据源获取和处理、知识提取和存储来构建结构化的知识图谱;学习者状态感知层通过特征提取和模型构建,生成学习者状态表示。

综上,自适应学习路径生成层利用拓扑排序等方法生成初步路径,并由动态深度强化学习层优化路径,学习路径推荐输出层将优化后的路径呈现给学习者,以支持个性化学习。

2.2 多模态知识图谱构建

多模态知识图谱以特定课程的知识体系为核心,整合文本、音频、图片3类教育场景核心模态数据,通过实体识别、关系抽取与多模态属性关联构建而成的结构化知识载体,融合知识的语义逻辑关系与多模态资源特征,其核心构成包含实体、关系和多模态属性3个部分。具体地,构建多模态课程知识图谱是一个系统化的过程,涉及数据源获取、数据处理、知识提取和数据存储等4个关键步骤。

本文采用自顶向下的方法构建知识图谱,在开展多模态课程知识图谱构建工作前,需明确课程的核心概念和实体,定义涵盖概念、关系和属性的本体结构,如图2所示。

2.2.1 获取数据源

多模态课程知识图谱的数据源通常来源于互联网或自行构建的教育数据集,主要包括文本数据、音频数据和图片数据。其中,文本数据主要取自教育领域的百科资料及特定课程的公开资源,包括课程使用教材、课外教材资源等;音频数据来源于学习平台上关于课程的语音数据,通过语音识别手段对课程相关的音频数据进行精准转录,将其转化为文本形式;图片数据多源于网络学习平台上的教学PPT和视频课程,以学科权威教材为蓝本,结合教学大纲要求,详细列出每个章节的核心知识点,同时针对这些知识点开发专门的爬虫程序收集相关课程内容。

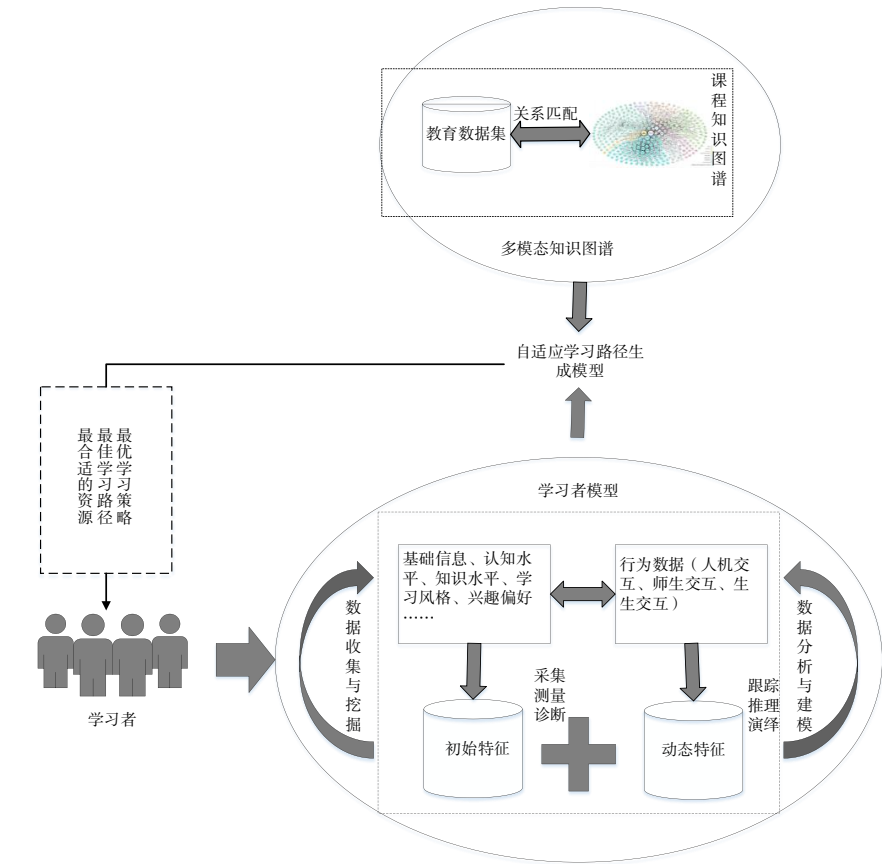


Fig. 1 Overall model architecture
图1 模型总体架构

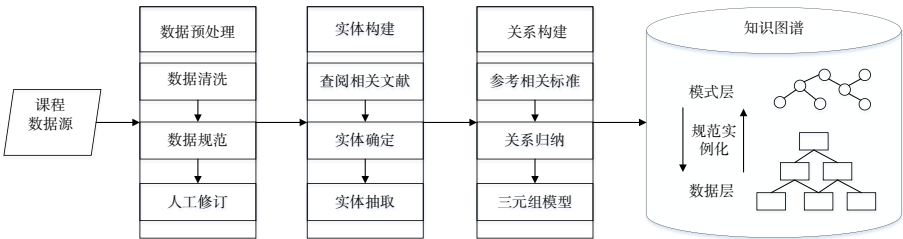


Fig. 2 Multimodal knowledge graph construction process
图2 多模态知识图谱构建流程

2.2.2 数据处理

数据处理部分涵盖文本数据、图片数据和音频数据的处理。文本数据的预处理是确保分析质量的关键步骤,主要包括去除教材、讲稿教案、案例库中冗余的文本信息,过滤文本中的噪声数据,以进行文本规范化和文本分词。其中,停用词去除可过滤无意义的高频词,分词处理将连续文本分割为单词或短语,使文本语义单元更清晰、术语表达更统一,为后续与音频转录内容的语义匹配奠定基础,保障文本与音频模态间的语义一致性。

针对图片数据,旨在解决原始图像尺寸不一、格式各异的问题,并确保图像在亮度、对比度等属性上保持一致。本文通过归一化统一图像尺寸与格式,调整亮度、对比度等参数使所有图像视觉特征保持一致,为预训练模型生成精准的图片描述提供可靠输入,确保图片描述文本能准确反映视觉内容,为文本与图片的关键词匹配建立稳定的视

觉特征基础。

音频数据的处理需解决噪声干扰、采样率不一致等问题,提取有意义的声学特征。本文通过归一化将不同采样率的音频文件转换为统一采样率,同时调整音量至统一范围,减少设备差异造成的干扰,保障语音识别转换文本的准确性,使音频转录稿能真实反映原始音频内容,为后续文本与音频的语义相似度计算提供高质量的文本输入。

2.2.3 知识获取

知识获取是构建多模态课程知识图谱的核心步骤,主要包括实体识别和关系抽取。实体识别主要从课程文本中识别出命名实体,并将他们分类到预先设定的类别中,例如专有名词、地理位置、个人姓名、日期等。该过程的关键在于准确识别出对特定课程领域具有重要意义的名词,为后续课程知识图谱构建奠定基础,而两者间的关系则反映了他们在课程知识背景下的特定联系,这种关系需要根

据具体的课程应用场景或研究需求进行定义。

关系抽取旨在揭示实体之间的潜在联系,通常以三元组<头实体,关系,尾实体>的形式表示。其中,“头实体”“尾实体”在命名实体识别阶段确定,两者间的关系反映了两者间特定的联系,需要根据具体的课程应用场景或研究需求进行定义。

2.2.4 数据存储

相较于传统关系型数据库而言,多模态课程知识图谱采用图数据库进行数据存储。其中,Neo4j是一款功能强大的开源图数据库,专为存储和分析图结构数据而设计,通过节点和边的形式直观表示课程知识中的实体及其关系,能高效支持多模态课程知识图谱的构建与查询等操作。

2.3 学习者状态感知

2.3.1 学习者特征提取

为了获取学习者的学习状态,对学习者的学习过程进行表征,这一过程实际上是一个动态更新学习者特征向量的过程,如图3所示。具体为,根据给定的知识图谱 G 、交互矩阵 M ,在知识图谱 G 中获取交互矩阵 M 中元素 $m_{sk} = 1$ 对应的知识点集合 Q ,并将其作为种子集。

同时,将通过学习者交互矩阵获得的知识点种子集 Q ,在知识图谱上形成的 n 跳的相关实体定义为 $Y_s^n(1, 2, \dots, H)$,且 $Y_s^n = K_s = \{k | m_{sk} = 1\}$ 。

$$Y_s^n = \{t | (h, r, t) \in G, h \in Y_s^{n-1}\}, n = 1, 2, \dots, H \quad (1)$$

根据在知识图谱的 n 跳的相关实体集合 Y_s^n ,将学习者产生的历史交互记录构成的种子集 Q ,定义为中心扩散生成的多跳邻居集合 $C_s^n(n = 1, 2, \dots, H)$ 。

$$C_s^n = \{(h, r, t) | (h, r, t) \in G \text{ 且 } h \in Y_s^{n-1}\}, n = 1, 2, \dots, H \quad (2)$$

在给定学习者 s 、候选的知识点 k 及一阶偏好集合 C_s^1 后,计算一阶偏好集合 C_s^1 中每个三元组 (h_i, r_i, t_i) 的头实体 h_i 在关系空间 r_i 中与知识点向量的相似度,得到尾实体的融合权重 p_i 。

$$p_i = \text{softmax}(k^T R_i h_i) = \frac{\exp(k^T R_i h_i)}{\sum_{(h_i, r_i, t_i) \in C_s^1} \exp(k^T R_i h_i)} \quad (3)$$

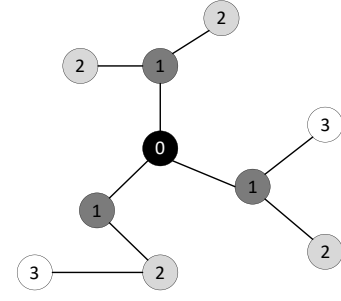
式中: $R_i \in R^{d \times d}$ 、 $h_i \in R_d$ 、 $k \in R_d$ 依次代表关系 r_i 、头实体 h_i 、知识点实体 k 的嵌入表示。

本文根据融合权重公式(4),将 C_s^1 中三元组的尾实体 t_i 和对应的融合权重 p_i 进行加权求和计算得到 o_s^1 。

$$o_s^1 = \sum_{(h_i, r_i, t_i) \in C_s^1} p_i t_i \quad (4)$$

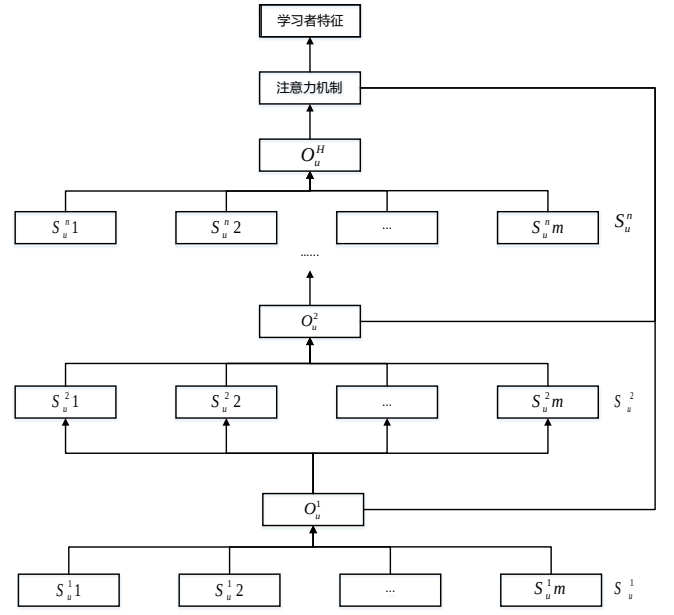
式中: $t_i \in R^d$ 表示知识图谱中尾实体 t_i 的嵌入向量;向量 o_s^1 表示学习者 s 根据学习者的知识点种子集 Q 在知识图谱中传播的一阶响应。

学习者沿着 C_s^1 在知识图谱中传播,先根据学习者的历史交互矩阵在知识图谱中对应的实体集合,得到相关实体集合 Y_s^1 ;再计算融合权重公式中的知识点向量,重复上述



(a) Learner feature association

(a) 学习者特征关联



(b) Learner feature extraction process

(b) 学习者特征提取流程

Fig. 3 Learner feature extraction

图3 学习者特征提取

根据偏好传播的过程,即可获得用户的二阶响应 o_s^2 ;最后,经过 n 轮以学习者的知识点种子集 Q 为起点的传播,依次获得每轮传播的响应向量 $o_s^1, o_s^2, \dots, o_s^n$ 。

随着传播轮数不断增加,在知识图谱上距离种子集合 Q 的知识点会越来越远,包含的相关信息会越来越少,噪声信息不断增加。因此,引入注意力网络计算每轮传播获得的 o_s^n 在最终的学习者嵌入表示中的权重,以减少噪声干扰。每轮传播的响应向量 o_s^i 的注意力权重为:

$$\omega_i = \frac{\exp(\text{att}(k_T, o_s^i))}{\sum_{y=1}^H \exp(\text{att}(k_T, o_s^y))}, i = 1, 2, \dots, H \quad (5)$$

最后,通过注意力权重 ω_i 对每轮传播生成的响应向量 o_s^i 进行加权求和,得到最终的学习者嵌入向量 s 。

$$s = \ln\left(\sum_{i=1}^N \exp(\omega_i o_s^i)\right) \quad (6)$$

2.3.2 学习者模型构建

在学习路径生成方法中,实现个性化学习的关键在于构建一个精确的学习者模型,分析学习者在教育过程中的

行为和能力来构建一个数学模型。在构建过程中,遵循中国教育部根据国家实际情况制定的学习者模型标准 CELTS-11,考虑到学习者历史数据的需求,从学习者的个人基本信息、学习历史记录、认知能力和学习风格等4个维度进行构建^[20]。

(1)基础信息指学习者在学习路径推荐系统中注册时所提供的个人信息,包括用户ID、密码、电子邮件地址、专业领域等。通过收集这些信息使学习路径推荐系统能对学习者进行初步分类和理解。

(2)学习者的历史学习行为信息涵盖了他们在学习平台上的活动记录,例如登录时间、退出时间、所学知识点的历史记录、每个知识点视频观看的具体时长等。由于这类历史数据会随着学习者的持续使用而不断增加,需要后台系统在学习者的使用过程中全程监控、实时更新数据。

(3)认知水平体现了学习者对知识点的理解和掌握程度。在心理学领域,通常使用认知诊断模型评估这一过程,相较于用单一维度的能力值代表学习者的综合能力的项目反应理论(Item Response Theory, IRT)模型而言,在面对多个知识点时,多维认知诊断模型(Multidimensional Cognitive Diagnostic Model, DINA)能针对每个知识点输出独立掌握度。因此,本文采用DINA模型精确衡量学习者的认知水平。

(4)学习风格是指学习者在确定学习目标后倾向于采用的学习方法,因此充分考虑学习者的学习风格有助于减少他们对新知识或技能的抵触情绪,可提升学习效率。

2.4 自适应学习路径生成

本文基于构建完成的课程知识图谱和学习者状态感知结果,通过自适应学习路径生成模型,为学习者动态生成最优学习路径。

2.4.1 路径生成的目标与约束

自适应学习路径生成旨在构建智能化、动态化的学习路径规划体系。该体系以多模态知识图谱为数据基础,深度融合学习者模型并获取实时状态数据,借助先进算法模

型精准生成满足个性化需求的最优学习路径,可提升学习效率 and 知识掌握深度与广度^[21,22]。

由于在构建过程中,存在多维度且相互关联的约束条件。本文从以下4个方面进行分析:①在知识维度,严格遵循课程知识体系的拓扑结构,确保学习路径中的知识点按“先修—核心—拓展”顺序排列,保障知识传递的连贯性;②在学习者维度,依据学习者状态感知模块输出的认知能力评估和学习风格偏好,精确调控路径难度梯度,使其处于学习者的最近发展区内,避免难度过高或过低引发的负面情绪;③在时间维度,根据学习者设定的学习周期和每日可投入时长,运用时间序列分析算法科学规划各知识点的学习时长和路径总长度,确保学习进程有序推进;④在资源维度,结合多模态知识图谱中各知识点的资源属性和学习者感官偏好,保证学习资源与实际需求高度适配,提升学习体验^[23-25]。

2.4.2 基于多模态知识图谱的路径搜索算法

路径生成以多模态知识图谱 G 和反映学习者认知能力的子图 G' 为依据,确定学习目标子图 $T' = G - G'$ 。首先,在构建 T' 时仅考虑其中的 rely、syno、simi 关系,其他节点依据 chapter 属性认定同父知识点,确保 T' 中知识点间关系是有向且有序的。其次,对 T' 执行拓扑排序得到学习路径集合 $R = \{r_1, r_2, r_3, \dots\}$ 。为了筛选最优路径 r_i ,设计基于多指标综合评估的策略,通过分析路径长度、知识点难度梯度、多模态资源丰富度和学习者风格匹配度等指标,构建多目标优化函数 $F(r)$ 。函数由路径长度惩罚项、难度适配度奖励项、资源丰富度增益项和风格匹配度权重项组成,通过加权求和计算各路径综合得分,将最高分路径 r_i 推荐给学习者以满足学习者的个性化学习需求。

2.4.3 路径的动态调整

为了实现学习路径的实时选择与优化,提出一种基于动态强化学习的优化方法。该模型具备强大的动态调整能力,能依据环境反馈信息实时更新策略,具体结构如图4所示。

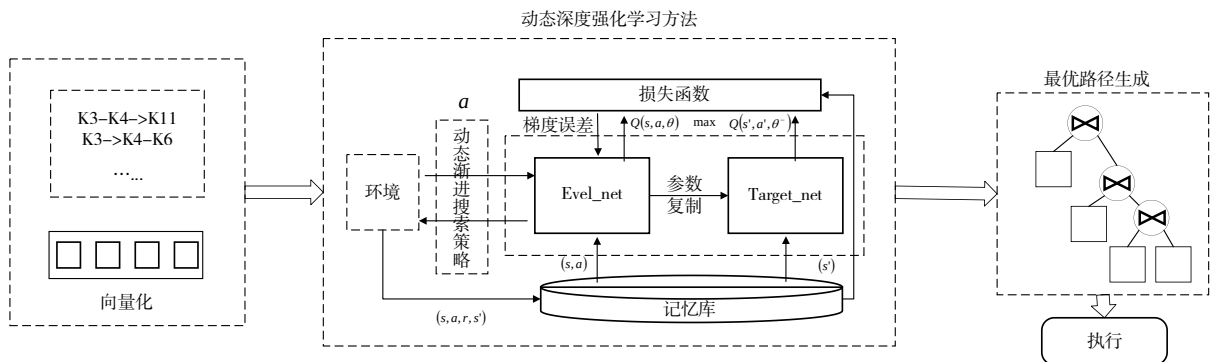


Fig. 4 Dynamic reinforcement learning model architecture

图4 动态强化学习模型架构

在路径优化过程中,首先对路径进行向量化处理与初始化操作,将路径中各个知识点视为叶子节点,以二叉树的形式对路径进行结构化表示。其次,采用 n 维向量表示

动作选择构建动作空间,将向量中的每个元素值与相应的子树建立连接关系。当有新的知识点加入子树时,对应的动作值将根据特定的函数规则进行更改;若没有新知识点

加入,则动作值保持为0。最后,将路径向量输入评估网络 eval_net 与环境交互,根据探索策略选择连接动作并用于环境以获得新状态,重复此过程以获取最优路径。

传统路径生成方法多生成固定路径,无法适配学习者实时状态变化。为此,本文在模型架构上,基于深度Q网络(Deep Q-Network, DQN)进行改进,引入加权双估计器思想构建动态强化学习优化方法,通过平衡DQN和双重深度Q网络(Double Deep Q-Network, DDQN)的权重减少目标估计值误差,实现更精准的Q值估计。

同时,网络结构仍使用DDQN的评估网络和目标网络,通过 $Q(s', a^*, \theta)$ 、 $Q(s', a^*, \theta^-)$ 的线性关系计算目标值。其中, β 为权重,根据特定公式计算; Q 值通过均方误差计算损失函数差值,并结合代价模型和执行延迟进行微调,以缓解代价模型带来的估计偏差,保障算法在复杂环境下的稳定性和高效性,以实现学习路径的动态优化。

3 实验结果与分析

3.1 实验设计

实验选取某高校计算机专业57名本科三年级学生为研究对象,按照随机分配原则,将学生分为训练组和测试组,整个实验周期为16周。训练组的28名学生按照课程知识图谱和学习者状态感知结果生成的自适应路径进行学习;测试组的29名学生依据自身的学习习惯和对知识单元的掌握情况自主规划学习路径。

本文采用混合式教学模式,涵盖课前在线自主学习、课中教师集中指导及课后作业强化3个阶段,实验课程为Python程序设计,教育数据集通过公开资源采集与自建平台采集双渠道获取。公开资源来自中国大学MOOC平台的Python程序设计课程教学资源,包括:①清华大学出版社Python编程:从入门到实践,含11章,总字数为8.2万字;②52份课程课件,文档总字数3.6万字;③36段公开讲解音频,总时长12.5 h,对应转录文本1.8万字。自建数据来自江西科技学院Python程序设计课程组在学银在线平台

上建设的在线课程资源,包含1 243条登录记录、382.6 h累计视频观看时长、2 317条测验答题记录,所有数据均对应实验周期内的学习者行为信息。

3.2 实验结果

3.2.1 自适应学习路径构建结果有效性分析

本文在训练组和测试组各选取5名学生,通过获取他们的个人基本信息、学习历史记录、认知能力、学习风格等数据构建学习者模型,利用模型评分与多维度数据评估自适应学习路径的有效性。为了消除初始知识水平差异对实验结果的干扰,实验开始前所有学生均接受了编程基础知识培训,实验期间学生需完成各知识单元的学习及相关测试,收集的数据主要包括学业成绩、学习时长、满意度和路径评估4个方面。其中,学业成绩由实验初期和末期的测验分数组成;学习时长由平台记录统计;学习满意度通过问卷调查获取;路径评估由专家依据学生的实际学习路径合理性、连贯性和效率进行评判。

表1为参与实验的学生的认知风格、知识基础及学习路径。由此可见,训练组学生的平均学习路径更长且浏览学习资源次数明显高于测试组,主要是因为训练组的学生采用自适应学习路径策略,系统根据个人需求推荐了更匹配的学习内容与活动;测试组的学生需自行搜索适合的学习材料,通常需要经过多次查找、筛选和学习才能找到合适的内容。

此外,训练组学生之间的学习路径存在较大差异。在测试组中,具有相似认知风格的学生往往会选择相同的学习路径。例如,在测试组中,学生3、学生5虽然认知风格不同,但知识水平一致,他们选择的学习路径均为 $\langle r_4, r_5, c_1, r_{11}, r_{13}, p_9, d, t_2, e \rangle$,原因:在测试组中,学生主要依赖平台资源的排序和搜索结果来构建学习路径,即使知识水平不同,只要学习风格相近就容易形成类似的学习路径。实验组采用自适应学习路径后,模型会综合考虑每位学生的个体特征和学习表现等因素,为不同学生推荐个性化、差异化的发展路径,有效减少了迷航情况,确保了路径与个体需求的精准适配。

Table 1 Comparison of learning paths

表1 学习路径比较

序号	训练组			测试组		
	认知风格	知识水平	自适应路径	认知风格	知识水平	自主学习路径
1	$\langle 1, 6, 2, 2 \rangle$	$\langle 4, 3, 5, 3 \rangle$	$\langle r_1, p_1, r_{11}, p_8, d, t_4, e \rangle$	$\langle 2, 4, 1, 3 \rangle$	$\langle 4, 2, 3, 5 \rangle$	$\langle r_5, r_8, c_1, r_{11}, r_{13}, p_{10}, d, t_2, e \rangle$
2	$\langle 5, 1, 5, 6 \rangle$	$\langle 4, 5, 3, 4 \rangle$	$\langle r_8, c_1, r_{14}, c_7, p_3, s, e \rangle$	$\langle 4, 2, 3, 5 \rangle$	$\langle 4, 2, 3, 4 \rangle$	$\langle r_3, r_4, p_3, r_{12}, r_{10}, c_7, p_3, s, e \rangle$
3	$\langle 4, 2, 4, 5 \rangle$	$\langle 3, 4, 3, 3 \rangle$	$\langle r_4, p_6, r_{14}, c_7, p_2, s, e \rangle$	$\langle 2, 3, 2, 4 \rangle$	$\langle 3, 2, 4, 3 \rangle$	$\langle r_4, r_5, c_1, r_{11}, r_{13}, p_9, d, t_2, e \rangle$
4	$\langle 3, 4, 2, 4 \rangle$	$\langle 3, 4, 3, 4 \rangle$	$\langle r_6, c_1, r_{12}, c_9, p_1, e, s \rangle$	$\langle 2, 4, 2, 5 \rangle$	$\langle 3, 4, 3, 2 \rangle$	$\langle r_3, r_4, c_3, r_{11}, r_{11}, p_{10}, p_1, s, e \rangle$
5	$\langle 4, 3, 3, 5 \rangle$	$\langle 3, 2, 3, 4 \rangle$	$\langle r_4, p_5, r_{15}, p_1, d, e, t_5 \rangle$	$\langle 4, 2, 2, 4 \rangle$	$\langle 3, 2, 4, 3 \rangle$	$\langle r_4, r_5, c_1, r_{11}, r_{13}, p_9, d, t_2, e \rangle$

3.2.2 学习满意度分析

为了探究训练组和测试组学生的自适应学习路径教学模式的学习满意度,从教学方式与学习效果两个维度设计问卷。本文参考全美大学生调查量表与学习满意度量表,采用李克特五分制(1表示非常不赞同,5表示非常赞

同)进行评价,问卷共包含22题(教学方式部分7题,学习效果部分10题,3题用于收集学习者背景信息,2题为开放性问题)。本次实验共发放并回收有效问卷57份,样本涵盖不同认知风格与初始知识水平的学生,符合高校计算机专业Python程序设计课程的学生群体特征,样本结构合

理,能反映该课程学习者的普遍情况。

为了保障问卷数据的可靠性,通过 Cronbach's α 系数、KMO 值对问卷的信度与效度进行检验。实验表明,问卷的教学方式维度 Cronbach's α 系数为 0.784,学习效果维度为 0.875,均超过 0.7 的临界值,表明问卷内部一致性良好;教学方式维度 KMO 值为 0.839,学习效果维度为 0.853,均高于 0.8 的推荐标准,证明了问卷结构效度优秀,能准确测量目标维度。

同时,训练组对自适应学习路径教学模式的满意度显著高于测试组,主要归因于自适应路径能精准匹配学习需求,减少了学生在学习过程中的迷航和认知负荷,提升了学生对教学方式的接受度与学习效果的满意度。

4 结论

本文聚焦自适应学习领域中固定路径适配性不足、单模态资源覆盖不全、学习者状态感知粗糙等核心问题,提出基于多模态知识图谱的自适应学习动态路径生成方法。首先,以特定课程知识体系为核心,整合文本、音频、图片 3 类教育核心模态数据,通过文本预处理图片归一化与音频归一化操作实现多模态对齐,构建结构化知识图谱。其次,结合教育部 CELTS-11 学习者模型标准,采用多跳传播特征提取与多维度认知诊断模型相结合的方式实现学习者状态的精细化感知,对知识点掌握深度进行量化,以进一步构建初始路径生成与动态路径优化相结合的双层框架。最后,通过强化学习对路径顺序及关联资源进行动态调整,实现学习者的个性化需求适配。

以 Python 程序设计课程为案例的对照实验结果显示,训练组的学生学习路径差异化特征显著,学习迷航现象有所减少,认知负荷得到降低,实验结论的可靠性也通过相关检验得到验证。在理论层面,丰富了多模态知识图谱在教育技术领域的应用场景,完善了动态自适应学习技术框架;在实践层面,为高校编程类课程个性化教学提供了可落地的技术方案,对教育数字化转型具有助力作用。

未来,可进一步拓展多模态数据的类型,在大规模在线教育平台中探索应用潜力;结合元学习技术实现跨课程的知识迁移,以推动教育技术的持续创新与发展。

参考文献:

- [1] State Council. Opinions of the Ministry of Education and nine other departments on accelerating the digitalization of education [EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202504/content_7019045.html. 国务院. 教育部等九部门关于加快推进教育数字化的意见[EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202504/content_7019045.html.
- [2] LIU T, GU X Q, WANG C L. Focusing on goal adaptive achievement: international progress in domain model research for adaptive learning [J]. Journal of Distance Education, 2023, 41(1):37-47.
刘桐,顾小清,王成龙. 聚焦目标适性达成:自适应学习领域模型的国际研究进展[J]. 远程教育杂志, 2023, 41(1):37-47.
- [3] SUN X Q, YUAN Y. Adaptive learning path recommendation supported by deep learning—knowledge tracing model integrating graph embedding and attention mechanism [J]. Software Guide, 2024, 23(11):53-62.
孙小琪,袁媛. 深度学习支持下的自适应学习路径推荐——融合图嵌入与注意力机制的知识追踪模型[J]. 软件导刊, 2024, 23(11):53-62.
- [4] CHAI J, SHI W B, QI H Y. Adaptive link quality prediction based on on-line active learning [J]. Software Guide, 2025, 24(4):115-122.
柴进,施伟斌,齐宏扬. 基于在线主动学习的自适应链路质量预测[J]. 软件导刊, 2025, 24(4):115-122.
- [5] HAN B, QIAN H X. Concurrent access control method of mainstream knowledge graph storage system [J]. Computer Simulation, 2023, 40(3):333-337.
韩斌,钱涵笑. 主流知识图谱存储系统并发访问控制方法[J]. 计算机仿真, 2023, 40(3):333-337.
- [6] MA F L, ZHANG Z L, YAN Y. Subject knowledge graph: connotation, technique architecture, application and development trend [J]. Software Guide, 2024, 23(3):212-220.
马富龙,张泽琳,闫燕. 学科知识图谱:内涵,技术架构,应用与发展趋势[J]. 软件导刊, 2024, 23(3):212-220.
- [7] WANG C Y. Research on curriculum knowledge extraction and its application [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2022.
王晨阳. 课程知识抽取及其应用研究[D]. 西安:西安工业大学, 2022.
- [8] LI N. Research on learning path recommendation based on educational knowledge graph [D]. Changchun: Jilin University, 2022.
李楠. 基于教育知识图谱的学习路径推荐研究[D]. 长春:吉林大学, 2022.
- [9] SU Y, ZHANG Y. Automatic construction of subject knowledge graph based on educational big data [C]// Proceedings of the 2020 3rd International Conference on Big Data and Education, 2020: 30-36.
- [10] ZHAI S P, YANG Q, HUANG Y. Knowledge graph completion using hierarchical attention fusing directed relationships and relational paths [J]. Journal of Computer Applications, 2025, 45(4):1148-1156.
翟社平,杨晴,黄妍. 融合有向关系与关系路径的层次注意力的知识图谱补全[J]. 计算机应用, 2025, 45(4):1148-1156.
- [11] FENG X, YUAN L J, SONG D. Research and application of adaptive learning based on knowledge graph [J]. Computer Knowledge and Technology, 2024(13):1-3, 13.
丰霞,袁理健,宋丹. 融合知识图谱的自适应学习研究与应用[J]. 电脑知识与技术, 2024(13):1-3, 13.
- [12] FANG J Y, XUE M. Research on personalized learning path recommendation algorithm based on knowledge graph [J]. Changjiang Information & Communications, 2025, 38(5):81-83.
方江祎,薛梅. 基于知识图谱的个性化学习路径推荐算法研究[J]. 长江信息通信, 2025, 38(5):81-83.
- [13] YAO T L, CHEN X L, YU P Y. Review of generative reinforcement learning based on sequence modeling [J]. Computer Science, 2024, 51(11):213-228.
姚天磊,陈希亮,余沛毅. 基于序列建模的生成式强化学习研究综述[J]. 计算机科学, 2024, 51(11):213-228.
- [14] YANG Q, LIU M H, JIANG Y H. A learning path recommendation method, system, device and storage medium for graph attention reinforcement learning based on large language model embedding [P]. China, CN202411454600. 5, 2025-09-06.
杨青,刘明浩,江雨壕. 一种基于大语言模型嵌入的图注意力强化学习学习路径推荐方法,系统,设备及存储介质[P]. 中国,

- CN202411454600. 5, 2025-09-06.
- [15] CHENG B, ZHANG Y, SHI D. Ontology-based personalized learning path recommendation for course learning [C]// 2018 9th International Conference on Information Technology in Medicine and Education, 2018: 531-535.
- [16] TAN X H. Personalized course generation&evolution based on a recommendation system and genetic algorithms [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2025.
檀晓红. 基于推荐及遗传算法的个性化课程生成与进化研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2025.
- [17] JI C, ZHANG J W, LIU Y L. Method, server and storage medium for constructing knowledge graph from unstructured information [P]. China, 202310007617. 5, 2025-04-29.
嵇晨, 张家伟, 刘玉龙. 非结构化信息构建知识图谱的方法, 服务器及存储介质 [P]. 中国, 202310007617. 5, 2025-04-29.
- [18] ZHANG M, LI J. Visual analysis of research hotspots and development trends of smart education based on knowledge graph [J]. Software Guide, 2024, 23(5): 101-107.
张萌, 李鉴. 基于知识图谱的智慧教育研究热点与发展趋势可视化分析 [J]. 软件导刊, 2024, 23(5): 101-107.
- [19] FAN Y X, DU J H, ZHANG J. Adaptive learning path recommendation model for dynamic learning environment [J]. e-Education Research, 2024, 45(6): 89-96, 105.
范云霞, 杜佳慧, 张杰. 面向动态学习环境的自适应学习路径推荐模型 [J]. 电化教育研究, 2024, 45(6): 89-96, 105.
- [20] HE K, CHEN Z, KONG W G. Modularized teaching practice of "one body with two wings" based on the reconstruction of knowledge graph —— taking C language programming course as an example [J]. Software Guide, 2024, 23(1): 215-220.
何凯, 陈湛, 孔维广. 基于知识图谱重构的"一体两翼"模块化教学实践——以 C 语言程序设计课程为例 [J]. 软件导刊, 2024, 23(1): 215-220.
- [21] YUAN L, SONG Y Y, JIN R X. Construction and practice of adaptive learning model based on knowledge graph in medical schools under the perspective of digital transformation of education [J]. Henan Education (Higher Education), 2023(8): 71-73.
袁磊, 宋莹莹, 靳瑞霞. 教育数字化转型视域下医学院校基于知识图谱的自适应学习模型构建与实践 [J]. 河南教育(高等教育), 2023(8): 71-73.
- [22] QI C, ZHENG L, WEI Y. EduDCM: a novel framework for automatic educational dialogue classification dataset construction via distant supervision and large language models [J]. Applied Sciences-Basel, 2025, 15(1): 154.
- [23] REN C L, YU Z K, GUAN C. Multi-modal entity alignment model based on adaptive fusion technology [J]. Application Research of Computers, 2025, 42(1): 100-105.
任楚岚, 于振坤, 关超. 基于自适应融合技术的多模态实体对齐模型 [J]. 计算机应用研究, 2025, 42(1): 100-105.
- [24] ZHOU Y, FAN Y S, SANG B B. Knowledge graph completion method based on bipartite graphs and attention mechanism [J]. Application Research of Computers, 2025, 42(1): 93-99.
周粤, 范永胜, 桑彬彬. 基于双子图和注意力机制的知识图谱补全方法 [J]. 计算机应用研究, 2025, 42(1): 93-99.
- [25] WU Y, LYU Y Q, DU J. The endogenous logic of knowledge graph-driven intelligent learning [J]. China Educational Technology, 2025(2): 122-130.
吴杨, 吕钰琪, 杜钧. 知识图谱驱动智能学习的内生逻辑 [J]. 中国电化教育, 2025(2): 122-130.

(责任编辑: 刘嘉文)