

大语言模型驱动的高职建设工程管理专业个性化学习路径研究

王琨¹, 赵达², 王振华², 丁超^{2,*}

1. 包头铁道职业技术学院, 建筑工程系, 内蒙古 包头, 014060

2. 内蒙古科技大学, 土木工程学院, 内蒙古 包头, 014010

摘要: 本文针对高职建设工程管理专业教学中存在的学生个体差异大、教师指导资源不足以及教材内容滞后于技术发展等现实问题, 提出了一种基于大语言模型的个性化学习路径生成方法。通过构建融合“概念—技能—任务”三层结构的专业领域知识图谱, 建立多维度、动态更新的多模态学习者画像, 并依托大语言模型的深层推理与自适应能力, 实现学生个性化学习路径动态生成与优化调整。通过为期一个月的教学实验验证, 采用该模型的实验组在后测理论知识得分和综合应用项目得分上均显著高于对照组, 且学习路径效率与满意度评价明显提升, 证明该模型能有效促进知识内化与技能迁移, 尤其在高阶实践能力培养上成效显著。本研究为人工智能驱动职业教育教学模式变革、实现规模化因材施教提供了可行的技术方案与实证依据。

关键词: 大语言模型; 个性化学习路径; 高职教育; 建设工程管理; 知识图谱

Large Language Model-Driven Personalized Learning Path Research for Higher Vocational Construction Engineering Management

Kun Wang¹, Da Zhao², Zhenhua Wang², Chao Ding^{2,*}

1. Department of Construction Engineering, Baotou Railway Vocational and Technical College, Baotou, Inner Mongolia, China, 014060

2. School of Civil Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou, 014010, Inner Mongolia, China, 014010

Abstract: This paper addresses the practical challenges faced in the teaching of construction engineering management programs at vocational colleges, including significant individual differences among students, insufficient teacher guidance resources, and textbook content that lags behind industry technological advancements. It proposes a personalized learning path generation method based on large language model (LLM). By constructing a professional domain knowledge graph integrating a three-tier structure of “concepts-skills-tasks,” establishing multi-dimensional, dynamically updated multi-modal learner profiles, and leveraging the deep reasoning and adaptive capabilities of large language models, the method enables the dynamic generation and optimization of personalized learning paths for students. Through a one-month teaching experiment, the experimental group using this model achieved significantly higher scores in post-test theoretical knowledge and comprehensive application project assessments compared to the control group. Additionally, learning path efficiency and satisfaction evaluations showed notable improvements, demonstrating that the model effectively promotes knowledge internalization and

skill transfer, particularly in the cultivation of advanced practical abilities. This study provides a feasible technical solution and empirical evidence for AI-driven transformations in vocational education teaching models and the realization of scalable personalized instruction.

Keywords: Large language model; Personalized learning paths; Higher vocational education; Construction engineering management; Knowledge graphs

近年来,大语言模型(Large Language Model, LLM)在自然语言处理领域的突破性进展,为教育变革提供了新的技术实现路径^[1]。高职建设工程管理专业作为典型的应用型学科,其知识体系具有显著的跨学科性和实践性特征,涉及工程技术、项目管理、经济法规等多领域内容^[2]。然而,当前教学模式面临三重困境:一是,传统“一刀切”的教学方式难以适应学生个体差异,导致学习效率低下^[3];二是,专业教师普遍面临教学与科研的双重压力,难以为学生提供充分的个性化指导^[4];三是,行业技术快速迭代与教材内容更新滞后的矛盾日益突出^[5]。在此背景下,如何利用大语言模型的智能推荐与自适应学习能力,构建符合高职教育特点的个性化学习路径,成为亟待解决的关键问题^[6]。

目前,相关研究在三个维度取得重要进展:首先,大语言模型在教育领域的应用已从基础的语言辅助扩展到复杂的学习系统,如GPT类模型可实现智能答疑^[7]、作业批改^[8]和资源推荐^[9],以及智慧教学平台开发^[10]和教育数据分析^[11]。其次,个性化学习理论发展呈现多元化趋势,建构主义学习理论^[12]、精准教学模式^[13]和学习分析技术^[14]共同构成了理论基础。第三,建设工程管理专业教学研究目前主要聚焦于BIM技术应用^[15]和案例教学法^[16],但智能化学习支持研究明显不足。综合上述,目前相关研究呈现出的局限性主要为:一是多数AI教育研究集中于基础教育阶段^[17],对职业教育的适配性研究匮乏;二是现有个性化学习系统多依赖简单规则引擎^[18],缺乏大语言模型驱动的动态适配能力;三是专业领域知识表示方法单一^[19],难以处理建设工程管理领域的复杂概念关系。这些局限严重制约了个性化学习在高职专业教育中的实际应用效果。

本研究目标构建一个大语言模型驱动的建设工程管理专业个性化学习路径模型,旨在通过动态感知学习者状态,并利用大语言模型的深层认知与推理能力,生成并优化符合个体特征的精准学习序列。整体框架遵循“数据感知-模型计算-智能决策-应用反馈”的闭环逻辑进行,助力职业教育数字化行动落地。

1 大语言模型驱动的个性化学习路径模型

1.1 整体模型框架

模型由三部分构成(见图1):数据层、模型层和应用层。数据层负责存储和管理所有相关数据,包括课程库、知识单元库、教学资源库、学生初始档案等静态数据和学生学习行为日志、测评成绩、系统交互数据等动态数据。模型层包括建设工程管理领域知识图谱(Knowledge Graph),多模态学习者画像(Multimodal Learner Profile)和大语言模型驱动路径生成引擎三个核心模块构成,分别实现知识关联表达,学生学习状态多维度信息和大语言模型推理、规划和生成个性化学习路径的功能。应用层主要是学生与教师的交互。

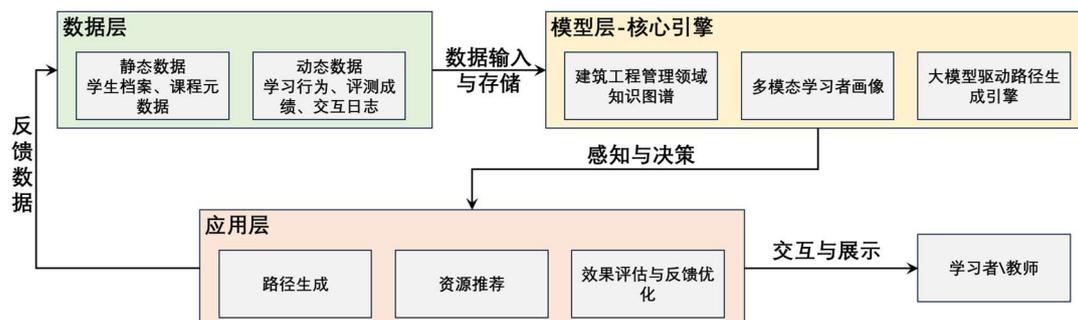


图 1 整体模型框架

Fig. 1 Overall model framework

1.2 建设工程管理专业领域知识图谱构建

1.2.1 知识体系结构与概念抽取

建设工程管理专业涉及技术、管理、经济、法律等多方面的知识，课程众多，参考《建设工程项目管理规范》(GF/T50326-2017)、PMBOK 第七版以及专业培养方案，将建设工程管理专业的知识体系分解为“概念—技能—任务”三个层级。其中“概念”主要为核心理论知识节点，是最基础的要掌握的知识；“技能”主要为需要掌握的实践技能，是对核心知识的具体应用；“任务”主要为综合性的实践场景或问题，是多项“技能”的综合运用。如“运用 Primavera P6 编制一个住宅项目的总体进度计划并进行进度分析”，这是一项综合任务，其中“运用 Primavera P6 编制进度计划”和“进行挣值分析”属于“技能”，而编制进度计划及进度分析中需要掌握“关键路径法”和“挣值法”，这两个属于概念知识。这样的层级划分，也体现了以学生能力产出为导向的 OBE (Outcomes-based Education) 教育理念。

1.2.2 语义关系定义与知识图谱构建

本研究定义的实体间语义关系见表 1。

表 1 建设工程管理专业知识图谱主要关系类型说明

Table 1 Explanation of the main relationship types in the knowledge map for construction project management

关系 大类	关系类型	含义	示例 (Subject - Predicate - Object)
层级 关系	isPartOf	表示整体与部分的组成关系，描述知识模块的构成。	“活动历时估算” - isPartOf - “进度管理”
	hasPart	表示一个整体拥有哪些部分。	“进度管理” - hasPart - “进度控制”
先后 关系	isPrerequisiteOf	核心关系。表示掌握某一概念或技能是学习另一个的先决条件。	“网络图” - isPrerequisiteOf - “关键路径法”
	isNextStepOf	表示建议的学习顺序，但强制性弱于先修关系。	“工程量清单编制” - isNextStepOf - “投标报价”
属性 与技 能	hasSkill	表示掌握某个知识领域需要具备的一项具体实践技能。	“进度计划编制” - hasSkill - “运用 Primavera P6 软件”
	hasAttribute	表示一个实体所具有的属性或特征。	“高性能混凝土” - hasAttribute - “高耐久性”
	hasMethod/Tool	表示解决某类问题或完成某项任务所需的方法或工具。	“风险定量分析” - hasMethod - “蒙特卡洛模拟”
关联 与应 用	isAppliedTo	表示一个理论、方法或工具被应用于某个场景或解决某个问题。	“挣值管理” - isAppliedTo - “成本超支分析”
	isRelatedTo	表示两个概念之间存在较强的相关性，但无法用其他更具体的关系定义。	“BIM” - isRelatedTo - “Digital Twin”

	isSimilarTo	表示两个概念在含义或功能上相似，可对比学习。	“甘特图” - isSimilarTo - “横道图”
	isOppositeTo	表示两个概念在含义上相反或对立。	“固定总价合同” - isOppositeTo - “成本加酬金合同”
评估与难度	hasAssessmentMethod	表示评估对某个知识点掌握程度的方法。	“混凝土强度” - hasAssessmentMethod - “抗压试验”
	hasDifficultyLevel	表示一个知识节点或技能的难度等级（如：初、中、高）。	“价值工程（VE）分析” - hasDifficultyLevel - “高”
资源关联	hasLearningResource	表示为一个知识节点推荐的学习资源（如视频、论文、案例）。	“关键路径法” - hasLearningResource - “CPM 教学视频”
	hasExample	表示说明一个知识节点的具体案例或实例。	“工料测量” - hasExample - “某住宅楼钢筋算量案例”

基于抽取的实体和定义的关系，采用 Neo4j 图数据库进行存储与可视化进行知识图谱构建。以“编制一个住宅项目的总体进度计划”为例，关于“进度管理”的知识图谱见图 2。

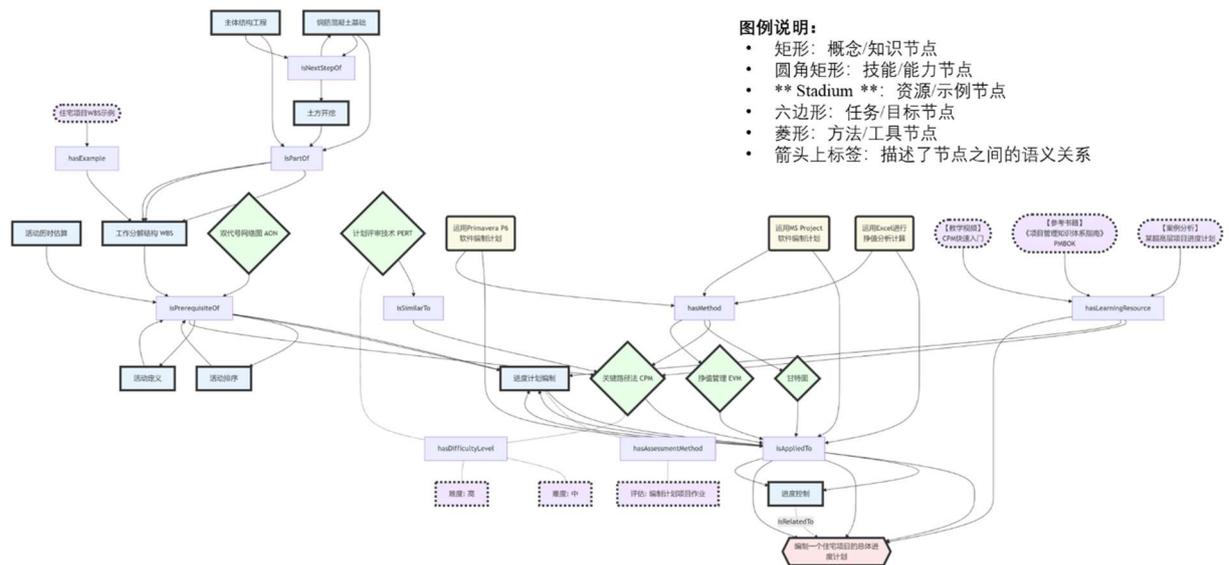


图 2 面向“住宅项目进度计划编制”的知识图谱 (Mermaid.js 绘制)

Fig. 2 Knowledge map for “residential project schedule preparation” (Drawing by Mermaid.js)

该图谱清晰地展示了从基础概念到最终目标的学习流。大语言模型可以据此为学习者规划一条从“活动定义”→“活动排序”→“历时估算”→“学习 CPM/Gantt”→“掌握 Primavera P6/MS 软件”→“最终完成任务”的学习主路径。

1.3 多模态学习者画像构建

1.3.1 学习者画像维度设计

考虑建设工程管理专业“概念（理论）—技能（实践）—任务（素养）”一体化的培养特点，从以下五个核心维度构成学习者画像的主体，每个维度都可以通过多种类数据进行采集和分析。

表 2 学习者画像的核心维度与数据来源

Table 2 Core dimensions and data sources for learner profiles

维度类别	具体维度	描述与量化方式	多模态数据来源	数据类型
知识状态	理论知识掌握度	对项目管理、工程造价、施工技术 etc 核心课程知识的掌握水平。	单元测验、考试成绩、作业成绩	显性数据
	规范熟悉度	对行业规范、标准图集等的了解程度。	模拟测验、规范使用	行为数据 显性数据

技能熟练度	软件工具应用	BIM、项目管理软件等的操作熟练度。	软件操作日志、模拟项目完成度、虚拟仿真实操评分	行为数据
	实务流程能力	完成招标文件编制、进度计划编制、造价估算等综合任务的能力。	项目作业评分、同行评审、实验报告	显性数据 评价数据
学习行为	学习参与度	参与学习活动的积极性和规律性。	登录频率、视频观看完成率、论坛发帖/回复次数	行为数据
	资源偏好	对不同类型学习材料（视频、文档、案例、交互式模拟）的偏好。	不同资源类型的点击率、平均停留时间	行为数据
学习风格与特质	学习风格	活跃型/沉思型、视觉型/言语型等。	问卷（初始评估）、学习行为序列模式（动态修正）	问卷数据 行为数据
	工程思维倾向	系统性、逻辑性、创新性等在解决工程问题中表现出的思维特质。	案例分析报告文本挖掘、设计方案评语分析	文本数据挖掘
职业与发展	职业兴趣方向	对项目管理、造价咨询、BIM咨询、施工管理等不同职业方向的兴趣。	霍兰德职业兴趣测验、关注的行业新闻/案例类型	问卷数据 行为数据
	元认知能力	规划、监控和调整自己学习过程的能力。	学习计划制定情况、自我总结报告、错题回顾频率	自我报告 行为数据

根据各维度数据,可展示成雷达图,直观对比学习者当前状态与目标能力要求或群体平均水平,并成为大语言模型生成个性化学习路径的直接输入。

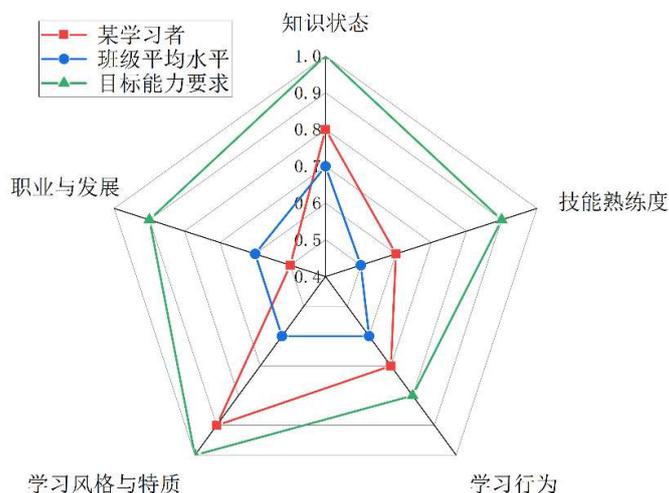


图3 多模态学习者画像雷达图

Fig. 3 Multimodal learner profile radar chart

1.3.2 动态数据采集与更新机制

以上数据采集通过多种渠道自动化进行,包括显性数据,如测验分数、作业评分、问卷结果;隐性数据,如软件操作日志、模拟项目完成度、虚拟仿真实操评分等行为数据。数据通过时间戳记录,基于时间衰减的模型进行更新,知识掌握度会随着时间推移而缓慢衰减,除非有新的学习行为进行巩固。

1.4 基于大语言模型的路径生成与推荐算法

模型将大语言模型作为中央认知引擎,能深度理解自然语言描述的学习者画像和知识图谱,生成流畅、自然、解释性的学习路径描述和建议。

1.4.1 算法流程

整个算法流程分为三个阶段(见图4),一是输入与初始化阶段,由学习者设定一个新目标或系统检测到需要调整路径从而触发,然后系统从数据库中加载最新版本的学习者画像,并向领域知识

图谱发起查询，获取与学习目标相关的所有概念、技能、先修关系及可用资源。系统将目标、学习者状态和知识结构三者整合，构建为一个结构化提示词，准备提交给大语言模型。二是大语言模型进行核心推理循环，大语言模型接收提示词后进行目标分解，将学习者当前状态与每个子目标的要求对比进行差距计算，最终基于差距和知识图谱中的语义关系进行路径生成和资源匹配，输出一个结构化的、可立即执行的学习路径方案。三是进行执行与动态优化闭环，应用层将路径呈现给学习者，学习者开始执行学习任务，系统后台持续采集多种类型的学习过程数，在每个关键节点结束后，系统自动评估掌握度更新学习者画像。

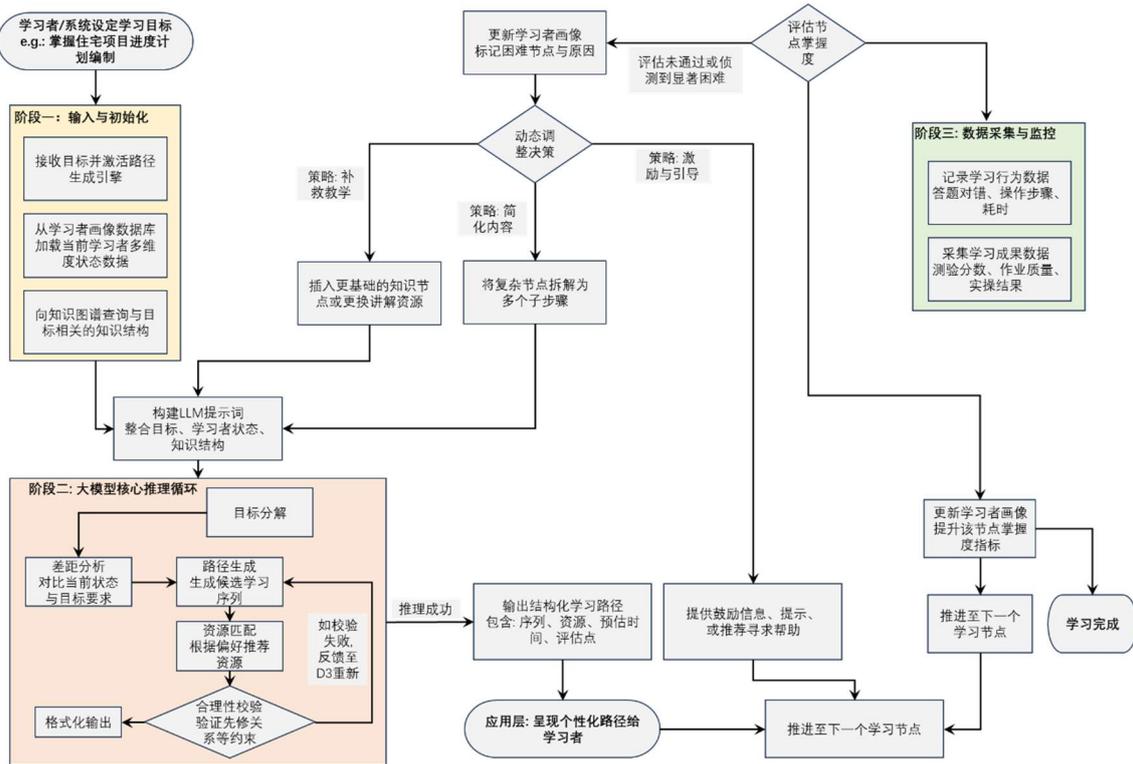


图 4 基于大语言模型的个性化学习路径生成与动态优化算法流程图

Fig. 4 Flowchart of personalized learning path generation and dynamic optimization algorithms based on LLM

1.4.2 提示词设计

提示词的设计质量直接决定大语言模型输出的质量，模型采用结构化提示词模板，示例见图 5。通过这种精心设计的提示，将大语言模型、知识图谱和学习者画像三者高效地耦合在一起。

表 3 提示词示例

Table 3 Prompt word examples

提示词示例
你是一名资深的工程管理专业教授，请为一名学生制定个性化的学习路径。
学生画像[在此动态插入当前学习者的画像摘要，例如： - 知识状态：关键路径法（掌握度 0.7）、挣值管理（掌握度 0.4）... - 学习风格：视觉型学习者，喜欢通过案例学习... - 目标：希望在两周内掌握项目成本控制的核心方法...]
领域知识结构[在此动态插入从知识图谱中检索到的相关知识节点和关系，例如： - 核心概念：挣值管理（EVM）、预算、实际成本、计划价值...]

- 先修关系：理解“预算”是学习“挣值管理”的前提...
- 推荐资源：视频课程《EVM入门》、案例《某项目成本超支分析》、软件模拟《EVM计算器》...]

任务和要求

1. 请生成一个详细的学习序列，列出具体的学习活动。
2. 严格遵守知识图谱中的先修关系。
3. 推荐的学习资源应符合学生的学习风格。
4. 合理预估每个步骤所需时间。
5. 最终输出请用JSON格式，包含"sequence"、"resources"、"estimated_time"等字段。

2 效果检验与结果分析

2.1 教学实验设计

2.1.1 实验对象选择与分组

为验证本文提出的“大语言模型驱动的高职建设工程管理专业个性化学习路径”的有效性，本研究采用准实验研究法，设计了为期一个月的教学实验。实验主要在某高职学校建筑工程专业大二学生中展开，招募了一个班约40名志愿者，所有学生均已经修完《工程项目管理》，具备基本的前置知识，同时按照《工程项目管理》课程分数，将低于60分和高于90分的学生剔除，排除极端值对实验的干扰。为尽可能减少无关变量干扰，本研究采用前测-后测控制组设计，最终选取了30名学生采用配对分组法分为两组确保两组在初始知识水平上无显著差异。其中实验组（15人）使用本模型开发的原型系统进行学习，系统为其生成并推荐个性化学习路径。对照组（15人）采用传统学习模式。

2.1.2 实验流程与内容

实验周期约4周，学习主题为“工程项目进度计划与控制”，核心知识点包括工作分解结构（Work Breakdown Structure, WBS）、活动排序、关键路径法（Critical Path Method, CPM）、双代号网络及Primavera P6软件基础操作。实验流程见图5，主要包括4个环节。首先进行前测，实验开始前对所有30名学生进行统一的前测，包括笔试和软件基础操作，以评估其初始知识状态；其次将学生分为两组正常开始学习，要求两组学生学习进度一致；实验结束后，进行统一的后测，包括理论测试和综合应用项目考核，主要为独立完成一个小型住宅项目的进度计划编制；最后，对实验组学生发放系统接受度与技术接受度（Technology Acceptance Model, TAM）问卷，并随机抽取部分学生进行半结构化访谈，以收集主观反馈。

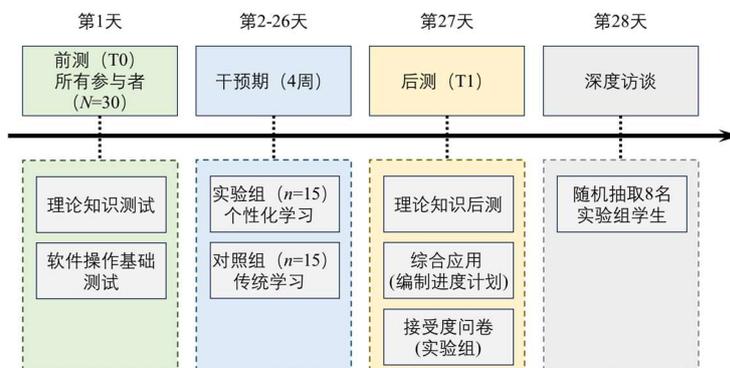


图5 实验流程时序图

Fig. 5 Experimental process sequence diagram

2.1.3 模型效果评估指标体系

研究中采用了多维度的测量工具来确保评估的效度,其中对于前测试卷和后测试卷,两者的Cronbach's α 分别为0.81和0.84,效度良好。对于最后的综合应用项目采用的项目评分表,采用评分者一致性信度,两位评分者的组内相关系数(Intraclass Correlation Coefficient, ICC)为0.92。系统接受度问卷改编自成熟的TAM,包含感知有用性(Perceived Usefulness, PU)、感知易用性(Perceived Ease of Use, PEOU)和行为意向(Behavioral Intension, BI)三个维度,信度 $\alpha > 0.9$ 。评估指标详见表4。

表4 学习效果评估指标体系

Table 4 Learning Effectiveness Evaluation Indicator System			
评估维度	一级指标	二级指标	测量方式
学习效果	知识掌握	1.理论知识后测得分	后测试卷
		2.前测-后测成绩差值	后测得分-前测得分
	能力应用	3.综合应用项目得分	项目作业评分
4.P6 操作流畅度得分		操作步骤、耗时、错误率综合评分	
学习效率	时间效率	5.达到标准所需总时长	系统日志
	路径效率	6.学习路径偏离度	实验组: 1-(推荐路径与真实路径的编辑距离/最大可能距离) 对照组: 完成既定线性路径的百分比
主观体验	系统接受度	7.PU	TAM 问卷 (5点李克特量表)
		8.PEOU	TAM 问卷 (5点李克特量表)
		9.BI	TAM 问卷 (5点李克特量表)
	学习满意度	10.整体满意度	自编问卷 (5点李克特量表)

2.2 数据收集与处理

实验共收集有效数据30份。使用SPSS 26.0软件对定量数据进行处理和分析,主要采用独立样本t检验来比较两组在后测成绩上的差异,并采用配对样本t检验分析两组内部的前后测差异。

2.3 结果分析

2.3.1 学习绩效分析

对两组学生的前后测成绩进行统计分析,结果见表5。

表5 两组学生学习绩效前后测对比 (M \pm SD)

Table 5 Comparison of pre- and post-test learning performance between two groups of students				
组别	人数	前测成绩	后测成绩	成绩提升值
实验组	15	62.34 \pm 8.71	85.47 \pm 7.26	23.13 \pm 6.59
对照组	15	61.89 \pm 9.02	76.83 \pm 9.45	14.94 \pm 7.82

独立样本t检验表明,前测成绩无显著差异($t(28)=0.20, p=0.84 > .05$),证明分组有效。后测成绩存在显著差异($t(28)=3.98, p < 0.001$),且实验组的成绩提升值显著高于对照组($t(28)=4.41, p < 0.001$)。因此,使用个性化学习路径的实验组,在最终学习成果和知识增长幅度上均显著优于采用传统线性学习模式的对照组。

2.3.2 学习行为模式分析

学习行为数据揭示了效率差异的根本原因,虽然总学习时长要求相同,但实验组达到掌握标准所需时间的方差(SD=85.2分钟)远小于对照组(SD=142.5分钟),说明个性化路径让大多数学生以更稳定、可预测的效率完成了学习目标。同时,实验组生成了29条独特路径,资源访问模式呈现出高度的个性化。如图6所示,实验组访问交互式模拟和案例资源的频率显著高于对照组,而观看传统视频的频率则较低。

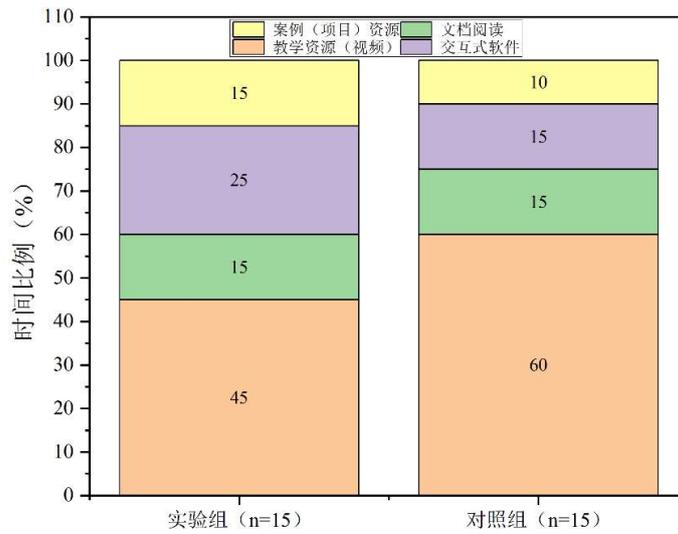


图 6 两组学生访问不同学习资源类型的比例对比

Fig. 6 Comparison of the proportion of students visiting different types of learning resources

2.3.3 模型系统接受度分析

实验组的系统接受度问卷结果见表 6。同时，通过访谈，学生对大语言模型驱动的个性化学习形成三个比较深刻的印象，一是学生普遍认为路径难度阶梯设置合理，既不会无聊，也不会令人挫败，对他们是“恰到好处的挑战”；二是学习过程中动态调整功能受到高度评价，学生感觉被模型系统理解和关注，“像有一个私人教练”；三是大语言模型生成的解释性建议，如“建议你先学习 X，因为它是 Y 的基础”等，帮助学生构建了系统性的知识图谱，而非碎片化记忆，帮助学生“知其然也知其所以然”。

表 6 实验组系统接受度描述性统计 (N=15)

Table 6 Descriptive statistics of system acceptance in the experimental group

维度	题项	均值 (M)	标准差 (SD)
PU	PU1. 该系统提高了我的学习效率	4.56	0.61
	PU2. 该系统帮助我更好地掌握了知识	4.47	0.68
	PU3. 推荐的学习路径对我非常有用	4.66	0.55
	维度均值	4.56	0.51
PEOU	PEOU1. 我认为该系统易于使用	4.22	0.74
	PEOU2. 我与系统的交互是清晰易懂的	4.09	0.81
	PEOU3. 我发现该系统的功能非常灵活	4.34	0.7
	维度均值	4.22	0.68
BI	BI1. 我愿意在未来继续使用该系统	4.41	0.72
	BI2. 我会向同学推荐该系统	4.28	0.83
	维度均值	4.35	0.71

3 讨论

本研究结果与现有关于个性化学习的研究结论基本一致，共同验证了适应性教学系统的有效性^[20]，证明了个性化路径能显著提升学生的知识应用能力和学习满意度，印证了“因材施教”原则在数字化环境下的适用性。研究显示采用大语言模型作为核心推理引擎在处理建设工程管理这类复杂

知识领域时表现出独特优势，特别是在路径生成的灵活性和解释性方面，这与 Zawacki-Richter 等人^[3]对 AI 教育应用的预测相符。实验组在综合应用能力上表现出的更大提升幅度，表明大语言模型驱动系统在培养高阶能力方面具有特殊价值，这一发现进一步支持了 Shute 和 Rahimi^[21]关于适应性学习环境能够促进深层学习的结论。

本研究也发现了一些值得关注的差异。与传统研究不同，本实验中“综合应用能力”的提升显著大于“理论知识”的提升，这可能源于大语言模型更擅长构建知识关联和模拟应用场景。此外，本研究存在以下局限：实验周期较短未能考察长期效果；样本来源单一影响结果普适性；模型决策过程的透明性仍需提升。未来研究应延长实验周期，扩大样本范围，并探索结合知识图谱的可解释推荐机制。

大语言模型驱动的个性化学习路径模型在教育领域具有广泛应用前景，为实现规模化教育与个性化培养的结合提供了解决方案。该模型特别适用于新型工程人才培养，能够针对学生的个性化特征提供定制路径，为应对工程领域知识更新加速的挑战具有重要意义。同时，该技术的推广有望降低优质高职教育资源的边际成本，提高工程人才培养效率，为解决高职教育资源供给与产业需求间的结构性矛盾提供新思路。

4 结论

本研究通过构建大语言模型驱动的个性化学习路径模型并开展实证验证，为人工智能赋能建设工程管理教育提供了创新性解决方案和重要实践依据，证实了该模式在提升教学质量、培养创新人才方面的显著价值和应用潜力。研究结论如下：

(1) 本研究构建的大语言模型驱动个性化学习路径模型能显著提升学员的理论成绩与实践应用能力，尤其在高阶技能培养方面效果突出。

(2) 研究提出的“大语言模型+知识图谱+学习者画像”三层架构模型能够有效理解复杂知识结构、精准评估学习者状态并生成科学合理的学习路径。

(3) 模型能够根据每位学生的知识基础、技能水平、学习风格与职业目标等，动态生成并优化完全个性化的学习方案，实现了规模化教育与个性化培养的有机结合。

(4) 模型不仅提升了学习成效，还显著提高了学生的学习参与度、满意度和自主学习能力，获得了学习者的高度认可。

本研究为人工智能技术与专业教育深度融合提供了成功案例和方法论框架，对推动工程管理教育数字化变革和创新人才培养模式具有重要参考价值。未来工作将围绕延长研究周期、扩大应用范围、增强模型可解释性以及探索人机协同教学模式等方面深入开展。

参考文献

- [1] 蒋贵友, 殷文轩. 变革抑或危机: 大语言模型赋能大学教学及其限度——基于斯坦福大学的案例考察[J]. 电化教育研究, 2025, 46(01): 122-128.
- [2] 张艳芳, 原二保. 高职院校实践教学改革创新研究——以山西建筑职业技术学院建筑工程管理专业为例[J]. 教育理论与实践, 2016, 36(09): 27-29.
- [3] Zawacki-Richter O, Marín V I, Bond M, et al. Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education - where are the educators?[J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2019, 16(39): 16-39.
- [4] 周晓瑜. 新发展格局下高职本科教育适应性探究[J]. 中国教育学刊, 2024(8): 153.

- [5] 冯朝军,熊妍茜.新时期构建高职数字化教材的开发与建设机制研究[J].中国职业技术教育,2024(14):80-85,95.
- [6] 陆模兴.职业教育数字化转型的现实基础、行动框架和实施路径[J].中国职业技术教育,2024(18):31-39.
- [7] Kasneci E, Sessler K, Küchemann S, et al. ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education[J]. Learning and individual differences, 2023, 103: 102274.
- [8] 杨启航,王玺.浅谈大语言模型对初中化学作业设计的促进作用[J].中国教育学刊,2024(S1):186-188.
- [9] 毛志新,冯睿,张智,等.基于本地大语言模型和知识图谱的课程设计——以“网络爬虫与商业预测分析”课程为例[J].实验室研究与探索,2025,44(05):141-147.
- [10] 杜修平,王崑羽.检索增强生成赋能智能导学系统构建研究——基于本地大模型与私有知识库[J].中国电化教育,2025(05):117-127.
- [11] 刘玉屏,欧志刚,武晓琴.生成式人工智能赋能国际中文教学的效果测评——以教学设计、HSK 模拟试题编写及作文评分为例[J].民族教育研究,2025,36(01):156-166.
- [12] 郭高萍,柴草.建构主义学习理论视角下高职院校实现质量型扩招的思考[J].教育与职业,2022,1005(5):56-60.
- [13] 陈立娟.智能技术时代的精准教学:主体之维与行动取向[J].现代大学教育,2023,39(02):19-26.
- [14] 樊代和,魏云,沈军峰,等.基于大数据技术的大学物理实验课程学习数据分析——以西南交通大学为例[J].实验室研究与探索,2022,41(09):218-222.
- [15] 方昱楚.基于BIM的建筑工程管理智能化研究[J].建筑科学,2024,40(01):173.
- [16] 郭斌.高职教育在线案例教学的障碍与路径优化[J].职教论坛,2021,37(10):61-66.
- [17] Zhang H, Lee I, Ali S, et al. Integrating Ethics and Career Futures with Technical Learning to Promote AI Literacy for Middle School Students: An Exploratory Study[J]. International journal of artificial intelligence in education, 2023, 33(2): 290-324.
- [18] 杨丽娜,魏永红,肖克曦,等.教育大数据驱动的个性化学习服务机制研究[J].电化教育研究,2020,41(9):68-74.
- [19] Panneer D, Ragunathan K, Ramalingam M, et al. Comparative study on ontology matching tools and methods[J]. AIP conference proceedings, 2024, 2802(1).
- [20] Koedinger K R, Mclaughlin E A, Stamper J C. Data-driven Learner Modeling to Understand and Improve Online Learning[J]. Association for Computing Machinery, 2014, 2014: 1-13.
- [21] Shute V J, Rahimi S. Review of computer-based assessment for learning in elementary and secondary education[J]. J. Comput. Assist. Learn., 2017, 33: 1-19.

基金项目: 包头铁道职业技术学院科学研究项目 (BTZY202526), 内蒙古科技大学教育教学改革研究项目 (JY2022086), 内蒙古自治区研究生教育教学改革项目 (JGCG2023102)。

¹ **第1作者简介:** 王琨(1984-), 女, 硕士, 副教授, 研究方向: 工程项目管理。E-mail: 695931287@qq.com。

*** 通讯作者简介:** 丁超 (1984-), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 工程项目管理。E-mail: dckinger@imust.edu.cn。