

基于大语言模型与知识图谱的计算机考研 个性化智能实训系统

钟思琪^{1*}, 冯忠晓¹, 施俊侠^{2#}

¹仲恺农业工程学院人工智能学院, 广东 广州

²广州城市理工学院机械工程学院, 广东 广州

收稿日期: 2026年9月18日; 录用日期: 2026年10月17日; 发布日期: 2026年10月26日

摘要

针对计算机专业考研备考中知识资源碎片化、练习反馈分散以及通用大语言模型领域回答缺少依据的问题, 设计并实现了一种融合大语言模型与知识图谱的个性化智能实训系统。系统采用Spring Boot与Vue3构建前后端分离架构, 使用MySQL、Redis、Neo4j和对象存储分别存储业务数据、会话缓存、图谱与向量数据以及试卷文件。面向智能问答, 提出意图识别驱动的混合检索流程: 非专业问题直接进入模型生成链路, 专业问题并行执行向量语义召回和知识图谱子图扩展, 经重排序后将文本证据、关联实体及来源信息注入提示词, 再由Qwen模型生成可追溯回答。系统进一步将试卷数字化、个性化出题、答题记录、错题再练和划线笔记连接为学习闭环。黑盒测试覆盖登录、题目作答、历史记录、智能问答、社区、文件上传和越权访问等核心场景, 验证了系统业务链路 with 权限隔离的可用性。该系统能够统一组织教材、试题、知识点与学习记录, 为考生提供具有知识关联、来源展示和持续反馈能力的一站式智能学习环境。

关键词

个性化学习, 考研系统, 大语言模型, 知识图谱, GraphRAG

Personalized Intelligent Training System for Computer Science Postgraduate Entrance Examinations Based on Large Language Models and Knowledge Graphs

Siqi Zhong^{1*}, Zhongxiao Feng¹, Junxia Shi^{2#}

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 钟思琪, 冯忠晓, 施俊侠. 基于大语言模型与知识图谱的计算机考研个性化智能实训系统[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(10): 121-130. DOI: 10.12677/csa.2026.1610316

Abstract

To address fragmented knowledge resources, disconnected learning feedback, and the weak evidential grounding of general-purpose large language models in computer science postgraduate entrance examination preparation, this paper designs and implements a personalized intelligent training system that integrates a large language model with a knowledge graph. The system adopts a Spring Boot and Vue 3 architecture and uses MySQL, Redis, Neo4j, and object storage for business data, session caching, graph and vector data, and examination files. For question answering, an intent-driven hybrid retrieval workflow is implemented. General questions are routed directly to the language model, whereas domain questions trigger parallel vector retrieval and knowledge-graph subgraph expansion. After reranking, textual evidence, related entities, and source metadata are injected into the prompt for Qwen to produce traceable answers. The system also connects examination-paper digitization, personalized question generation, answering records, error correction, and note taking into a learning loop. Black-box tests of core scenarios produced outputs consistent with expectations, demonstrating the functional availability of the main workflows and access-control mechanism. The system provides an integrated learning environment with structured knowledge association, source presentation, personalized practice, and continuous learning feedback.

Keywords

Personalized Learning, Postgraduate Entrance Examination System, Large Language Model, Knowledge Graph, GraphRAG

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

伴随数字化转型和人工智能技术不断推进,人工智能已经成为教育改革的关键工具。2026年,教育部等五部门联合印发的《“人工智能+教育”行动计划》明确要求推动智能技术与教育全要素融合,要打造“人机协同、虚实结合”的智慧教育新形态[1]。在这一背景下,聚焦于计算机考研领域,当前考生在学习过程中仍面临许多挑战。首先,考生复习内容横跨数据结构、计算机组成原理、操作系统和计算机网络等多门课程,考生通常需要在多本教材、历年试题、笔记与网络答疑之间反复切换,学习材料呈现高度碎片化,使知识点之间的先修、包含、对比和易混关系难以被清晰呈现。其次,当前市面上部分考研学习工具主要还是凭借用户的历史行为数据作为依据去进行资源推荐,缺少一个以学科知识内在联系为核心的结构化知识库来加以支撑,这也使得推荐的内容常常与用户实际的知识薄弱点对不上号。知识图谱技术在解决这一问题有着独特的价值。作为一种语义网络,知识图谱用实体和关系描述学科结构,它可以将分散的知识点、概念、试题,以及它们之间的复杂关系以一种可视化和结构化的方式呈现出来,这不仅能有效提升用户的学习效率,还能凭借揭示知识之间的关联,为知识检索、学习路径规划、

薄弱点定位等功能的实现提供结构化基础[2]。

近年来,生成式人工智能的突破,尤其是大语言模型,给教育范式的变革带来了新的机会。大语言模型具备自然语言理解、内容生成和多轮交互能力,已经被用于教学问答、学习计划与智能辅导[3]-[5]。然而,直接使用通用模型处理专业课问题时,回答可能脱离指定教材或缺少来源;仅依赖向量检索又容易取得语义相近但结构关系不足的片段。检索增强生成可以将外部材料引入模型上下文,以缓解知识边界与可追溯性问题,但在涉及先修关系、算法比较或跨章节关联时,需要进一步利用图结构补充多跳语义。现有的 AI 智能学习平台大致形成三类路径。第一类以学习计划和资源推荐为中心,根据目标、时间与学习节奏生成安排,适合解决过程管理问题[5];第二类把大模型作为课程助教或编程辅导工具,强调自然语言交互与即时反馈[6][7];第三类以知识图谱组织课程概念,通过实体关系支持导航和可视化[2]。这些路径分别改善了计划、交互或知识组织,但在垂直备考场景中仍需要把指定教材、历年试题、个人错题与问答证据连接起来。

面向上述问题,本文将大语言模型的生成能力与计算机考研知识图谱结合,形成意图路由、向量检索和子图扩展协同的混合增强问答链路。系统整合答题记录、错题管理、笔记和历史回看等功能,形成“练习-反馈-纠错-复习-再练习”的学习流程。系统具有三个突出特点:其一,以学科实体关系补充文本相似度检索,使回答既包含教材内容,也能呈现知识点之间的联系;其二,利用答题记录和知识点标签约束生成内容,把智能问答、题目练习和错题巩固连接为连续的学习过程;其三,系统通过记录答题正确率、错题分布等数据来形成学习总览和学情分析,将学习过程从“经验驱动”转变为“数据驱动”,有助于发现高频错题、薄弱知识点等问题,从而为个性化复习与教学干预提供相应的依据。

2. 系统设计

2.1. 需求分析

针对计算机专业考研学生学习资料分散、知识点关联不清、练习针对性不足以及专业问答缺少依据等问题,本系统包括试卷数字化、个性化试题生成、智能问答、知识图谱展示、错题管理、学习笔记、学习社区和后台管理等功能。试卷数字化功能用于将图片或文档形式的试卷转换为结构化题目;个性化试题生成功能根据知识点、题型、难度和历史错题生成针对性练习;智能问答功能结合向量检索与知识图谱检索,为用户提供具有来源依据的专业回答;知识图谱展示功能用于呈现知识点及其关联关系;错题管理和学习笔记功能支持错题分类、原题回看、笔记汇总与重复练习;学习社区为用户提供学习经验分享与交流渠道;后台管理功能用于管理用户权限、试卷任务、知识图谱、模型参数、提示词模板和社区内容,从而形成覆盖资料整理、知识学习、题目练习和复习巩固的完整学习流程。

2.2. 系统架构设计

该系统基于 B/S 架构,采用前后端分离的方式进行开发与设计。前端由 Vue 3、Element Plus、Axios 和 ECharts 实现交互与数据展示;后端基于 Spring Boot 框架提供业务接口[8],并通过 Spring AI 统一调用 Qwen 模型。在数据存储方面,平台综合运用 MySQL、Redis 和 Neo4j,满足数据持久化存储、向量检索、缓存加速以及知识图谱等多样化需求。MySQL 保存用户、试卷、试题、答题记录、错题、笔记和会话等结构化数据,Redis 用于会话与缓存,Neo4j 同时承载知识图谱和向量检索所需数据,阿里云对象存储保存原始试卷图片。权限控制与审计记录贯穿业务层,异步任务用于隔离试卷识别和批量生成等耗时操作。整体系统采用分层结构进行组织,具体系统架构图如图 1 所示。

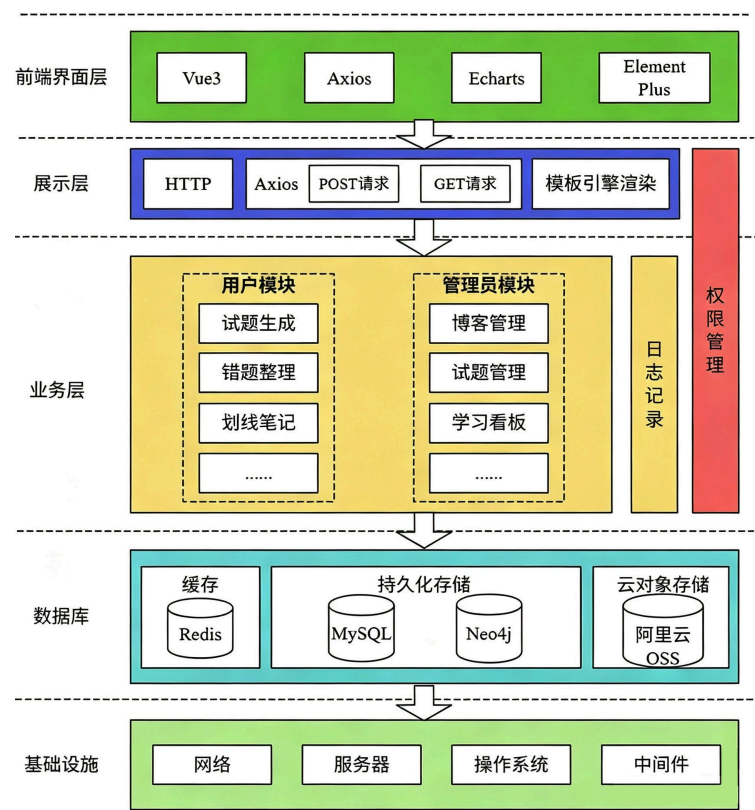


Figure 1. Diagram of overall system architecture
图 1. 系统总体架构图

业务数据与智能检索数据分层保存。关系数据库中的试题、作答记录和用户标识负责事务一致性；图数据库中的知识点、题目映射和关系负责关联查询；原始文件保留在对象存储中，便于核对 OCR 与结构化结果。会话表保存问题、回答、检索上下文和图谱数据，使前端可以重新加载历史对话，也为后续抽样评审留下记录。分层并不意味着数据彼此孤立，试题编号和知识点标识作为跨存储关联键，将一次上传、一道题、一次作答和一轮问答连接起来。系统核心模块的输入、处理过程与输出如表 1 所示。

Table 1. Core modules and data flow
表 1. 核心模块及数据流

模块	输入	主要处理	输出
试卷数字化	试卷图片或 PDF 文件	对象存储、OCR、模型结构化整理	试卷与结构化试题
混合增强问答	自然语言问题	意图路由、向量召回、子图扩展、重排序	流式回答、来源与知识图谱
个性化出题	知识点、题型、难度	模板约束与模型生成	可保存和作答的新试题
学习闭环	作答与标注行为	记录统计、错题归档、笔记汇总	薄弱点线索与再练任务

3. 大语言模型与知识图谱融合方法

3.1. 学科知识图谱构建

系统以计算机考研教材和试题为主要数据来源，构建连接教材内容、知识点与试题的学科知识图谱。构建过程包括文档解析、候选实体与关系抽取、实体对齐、关系校验和图谱入库五个步骤。首先，利用

MinerU 对教材文档进行解析和 OCR 识别, 保留课程、章节及原文位置等来源信息; 再以章节为边界将识别结果整理为文本片段。按局部内容分批抽取, 可以控制单次模型输入长度, 减少不同章节中无关概念被错误关联的情况。在实体抽取阶段, 系统调用 Qwen 模型识别文本中的知识点、算法、数据结构和试题等候选实体, 并提取实体名称、类型、所属课程、来源章节及对应的原文片段。关系以“头实体 - 关系类型 - 尾实体”的三元组表示, 主要包括相关、包含、先修、对比、易混和考查。例如, “排序算法 - 包含 - 快速排序”描述知识分类, “某试题 - 考查 - 快速排序”描述试题与考点的关联。模型输出作为候选结果, 需经过后续校验才能写入正式图谱。

为减少重复实体和错误关系, 系统对抽取结果进行名称归一与实体对齐, 将同一概念的简称、中英文名称和不同表述映射到统一实体。对于名称相同但所属课程不同的实体, 结合章节和原文内容进行区分。关系校验时, 检查关系两端的实体是否存在、关系类型是否符合预设定义, 以及原文片段能否支持该关系; 对于无法自动确认的冲突, 保留来源信息供管理员复核。通过校验的实体与关系写入 Neo4j, 同时记录教材位置、章节和来源标识, 使图谱中的关联能够追溯到原始材料。Neo4j 的原生图存储和路径匹配能力适合此类多实体关联查询[9]。

图谱与检索数据通过知识点标识和来源标识相互连接。教材片段保存文本内容及其向量表示, 支持按语义相似度召回; 知识点及其邻接关系支持按实体进行子图扩展。试题与知识点之间建立显式关联后, 系统既可以从错题定位相关概念, 也可以从知识点查询关联试题和相邻考点。由此, 向量检索提供与问题表述相近的教材证据, 图谱检索补充知识点之间的结构关系, 两类结果共同为智能问答、知识导航、错题分析和个性化出题提供依据。

3.2. 意图路由与混合增强检索

用户提交问题后, 意图识别服务首先判断问题是否属于计算机专业课领域, 并提取可能的课程、知识点与任务类型。对于寒暄、系统使用说明等非专业问题, 系统直接调用模型, 避免无意义检索。对于概念解释、算法比较、题目解析等专业问题, 系统并行执行两条链路: 向量检索从教材片段中召回语义相近内容; 知识图谱检索以识别出的实体为起点, 取得限定跳数内的关关节点与关系。路由结果还决定子图扩展范围, 避免简单问题引入过多上下文。

两路候选结果经过去重与重排序后, 被组织为“文本证据 - 关联实体 - 关系 - 来源”的上下文块。提示模板引导模型优先依据检索材料组织回答, 使回答内容与指定学习资料保持联系。回答通过服务器发送事件逐段返回, 来源列表和子图数据先于或伴随正文到达前端, 用户可以查看回答所依据的材料及关联知识点。该流程把生成、证据和图结构放入同一会话, 降低用户在题库、教材和搜索工具之间切换的成本。具体时序如图 2 所示。

上下文组装需要同时控制相关性、重复度和长度。系统先按来源与片段标识去重, 再把能够直接回答问题的文本放在前部, 把用于解释结构关系的子图摘要置于其后; 实体名称、关系类型和教材位置使用稳定字段传递, 避免被拼接为难以解析的自由文本。当检索结果为空或模型服务异常时, 接口返回明确状态, 前端保留用户问题并允许重试。流式输出结束后, 正文、来源和图谱上下文一并写入会话记录, 保证历史会话能够复现当时显示的证据, 而不是在每次打开页面时重新检索并产生不同结果。

混合检索体现了语义相关性与结构相关性的互补优势。向量通道能够召回与用户问题表达相近的教材段落, 适合处理同义表述和自然语言提问; 图谱通道能够沿实体关系扩展相关概念、题目和知识路径, 适合呈现先修、包含、对比与易混关系。两类结果合并后, 模型既可以获得回答问题所需的具体材料, 也可以获得解释知识联系所需的结构信息。配合来源展示与知识图谱可视化, 用户不仅能够查看答案, 还能够理解答案涉及的知识范围及其关联。

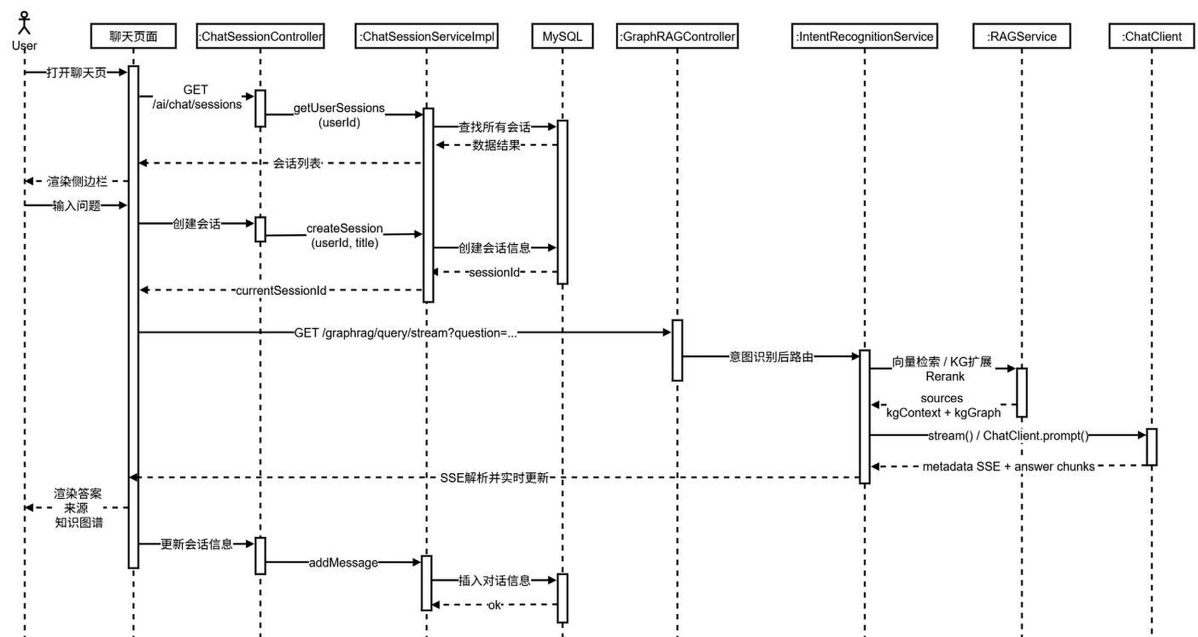


Figure 2. Sequence diagram of intent routing and GraphRAG question answering
图 2. 意图路由与 GraphRAG 问答时序图

3.3. 个性化试题生成与学习反馈

个性化出题以知识点、题型和难度为显式约束，并结合错题标签构造提示，如图 3 所示。模型按统一结构输出题干、选项、答案、解析、难度和知识点，服务端完成字段校验后写入题库。生成任务采用异步处理，用户可查看任务状态并在编辑页校正内容，从而保证生成试题能够进入作答与统计流程。

用户完成练习后，系统保存作答结果并自动归档错题，划线与笔记也统一汇总。系统依据历史错题和知识点标签生成针对性练习，使个性化出题、错题复习和学习记录形成连续反馈。



Figure 3. Interface for personalized question generation
图 3. 个性化出题界面

4. 核心功能模块实现

4.1. 试卷数字化

试卷数字化流程接收试卷图片或者 PDF 文件，先上传至对象存储，再调用 MinerU 完成 OCR，随后将识别结果交给 Qwen 按预定数据结构整理。系统保存原始文件位置与结构化题目之间的对应关系，便于用户在识别错误时对照原图修改。整理后的试题可在文件夹中查看和作答，提交答案后显示正误、解析与知识点。该流程把扫描材料转化为可检索、可统计且可反复练习的学习对象。

数字化过程被拆分为上传、识别、整理和入库四个状态。上传完成后立即返回任务标识，后台继续执行 OCR 和模型整理，并保存各阶段状态与提示信息。题目和答案分别识别后再按题号匹配，服务端检查题号、题型和答案字段，需要校正的内容可以在编辑页对照原图进行修订。异步状态、字段检查与人工校正入口相互配合，使长任务能够在后台稳定执行，并提高数字化题库内容的可核对性。

4.2. AI 智能问答

聊天模块为每名用户维护会话与消息记录。首次提问时创建会话，随后调用 GraphRAG 接口；意图识别服务完成路由，检索服务并行返回文本证据和图谱上下文，聊天客户端根据模板生成流式回答。前端解析服务器发送事件，实时更新正文、来源和子图。若回答使用了图谱上下文，用户可打开全屏图谱查看主要实体、关联实体及关系说明，从而把自然语言答案与学科结构连接起来。如图 4 所示。

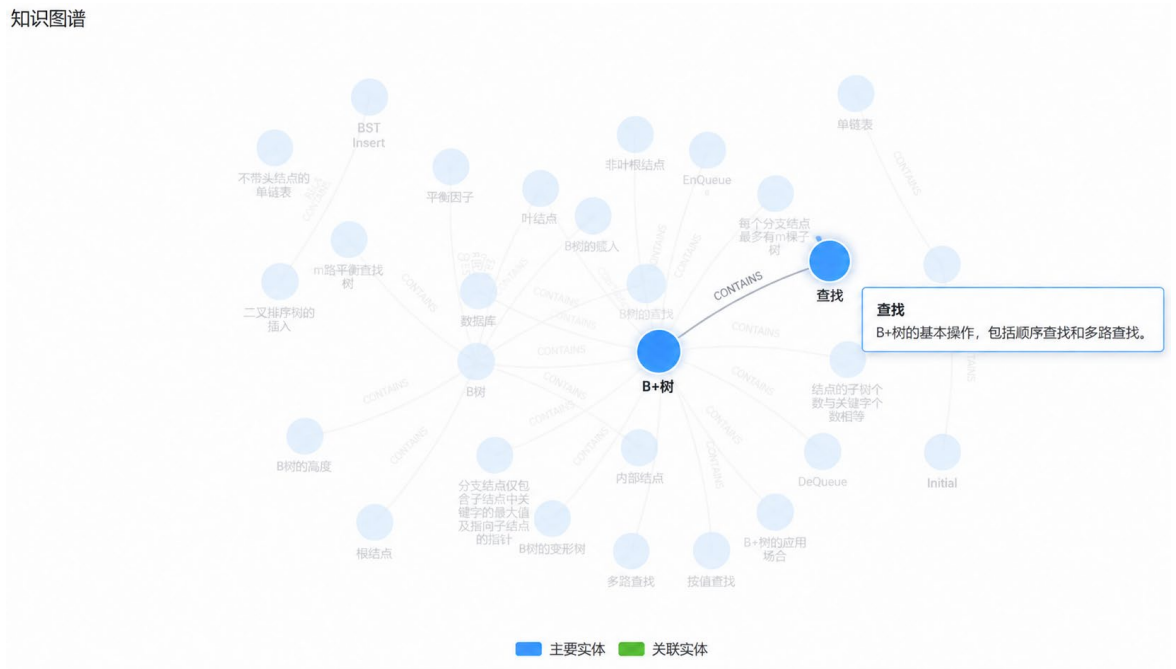


Figure 4. Interactive visualization of the knowledge graph
图 4. 知识图谱交互可视化界面

4.3. 错题再练与个性化学习

习题作答、错题再练、划线笔记和社区构成学习内容的沉淀层。系统在答题后同步记录正确率与试卷来源，并将错误题目自动归入错题库。错题库支持按知识点分类、题目内容和试卷标题检索，用户可以快速定位薄弱知识点并进入原题复习，如图 5 所示；笔记汇总继续保留与原题的关联，避免摘录后失

去语境；社区允许用户发布学习笔记并评论，管理端负责内容审核。上述功能能够把一次问答或练习转化为可再次使用的数据。同时系统对用户的试卷完成情况、答题记录、错题数量、知识点标签、笔记和划线标注等学习行为进行汇总，并形成学情分析结果。用户可以通过学习看板掌握整体学习情况，结合错题分布和知识点关联识别用户的薄弱内容，再将分析结果反馈至个性化出题、错题再练和复习安排，为用户提供更具针对性的学习内容。



Figure 5. Interface for reviewing and re practicing incorrect questions
图 5. 错题再练界面

5. 系统测试

5.1. 测试方法与环境

系统在 Windows 11 64 位环境下完成开发与功能验证，测试设备采用 AMD Ryzen 7 6800 H 处理器和 16 GB 内存。测试使用黑盒方法，从用户可观察的输入与输出验证核心业务链路。用例覆盖正常业务、数据写入、外部服务调用和权限异常场景，能够较为全面地反映用户从登录、上传资料、完成练习到使用智能问答和学习管理功能的实际操作过程。

每个用例均按预置条件、操作步骤、预期输出和实际结果记录。登录与越权用例验证身份边界，题目作答与历史记录用例验证业务数据能够写入并再次查询，问答与文件上传用例验证外部服务接入后的用户可见结果，社区用例验证内容发布和检索。测试以完成一次完整操作链路为通过标准，没有把回答篇幅、界面出现提示或单次请求成功等弱条件替代核心结果。

5.2. 测试结果

表 2 表明系统各项功能如题目作答、AI 问答、社区、文件上传和权限隔离能够按设计完成端到端交互。同时验证了文件上传能够获得可访问地址，普通用户访问管理功能时能够被权限机制正确拦截。由此可确认系统的主要功能衔接顺畅，具备面向计算机考研学习场景开展实际应用的基础。

Table 2. System test results
表 2. 系统测试结果

编号	测试场景	关键验证点	结果
T01	用户登录	凭证校验、Token 返回、首页跳转	通过
T02	题目作答	正误判定、解析展示、记录写入	通过
T03	历史记录	列表字段与分页查询	通过
T04	AI 问答	提问展示、流式输出、内容相关	通过
T05	博客发布	标题、正文、封面与列表更新	通过
T06	博客搜索	关键词过滤与结果展示	通过
T07	文件上传	对象存储地址与图片预览	通过
T08	越权访问	普通用户访问管理接口被拒绝	通过

5.3. 学习效果 A/B 测试

为验证系统在真实复习场景中的学习支持效果，在功能测试之外设计 A/B 对照实验。实验对象为 40 名准备计算机专业考研的学生，随机分为实验组和对照组，每组 20 人。两组均参加前测，测试内容为计算机考研核心知识点(满分 100 分)；前测后给予两组 3 天时间，针对前测涉及知识点进行学习。实验组使用本系统进行学习；对照组则使用通用大语言模型及其他常规学习方式进行学习。3 天后进行同难度后测。实验结果如表 3 所示。两组前测均分接近，分别为 62.5 分和 63.1 分，相差 0.6 分。在 3 天的学习后，实验组后测均分为 81.3 分，较前测提高 18.8 分(30.1%)；对照组后测均分为 75.2 分，提高 12.1 分(19.2%)。实验组后测均分比对照组高 6.1 分，两组平均增分相差 6.7 分。在本次实验样本中，使用本系统的学生表现出更好的成绩提升，说明将知识图谱、检索增强问答、个性化练习与错题反馈整合到同一学习闭环，有助于考生建立知识点、试题与反馈之间的关联，有效提高复习针对性和学习效率。

Table 3. A/B Test Score Comparison
表 3. A/B 测试成绩对比

组别	人数	前测均值	后测均值	提升值	提升率
实验组	20	62.5	81.3	+18.8	+30.1%
对照组	20	63.1	75.2	+12.1	+19.2%
组间差值	-	-0.6	+6.1	+6.7	+10.9 个百分点

6. 结论

本文面向计算机专业考研备考，设计并实现了融合大语言模型与知识图谱的个性化智能实训系统。系统通过意图识别协调向量检索与知识图谱子图扩展，将文本证据、关联实体和来源信息用于生成可追溯回答，并把试卷数字化、个性化出题、答题记录、错题再练和笔记管理组织为学习闭环。通过功能测试验证了核心业务链路 with 权限控制的功能可用性。同时 A/B 测试结果表明，该系统能够统一组织学习资源、知识关联和个人练习数据，为计算机考研学生提供持续、个性化的学习支持，也为大语言模型与知识图谱在垂直教育场景中的协同应用提供了可实现的系统方案。

参考文献

[1] 教育部等五部门关于印发《“人工智能+教育”行动计划》的通知[EB/OL]. 2026-04-08.

-
- http://www.moe.gov.cn/srcsite/A16/s3342/202604/t20260410_1433240.html, 2026-04-19.
- [2] 吴杨, 吕钰琪, 杜钧, 等. 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.
- [3] 万欣, 徐栋. 人机共创视域下的大模型赋能教育范式变革研究——教学模型构建与实践[J]. 数智技术研究与应用, 2025, 1(4): 46-64.
- [4] Yang, Z. (2024) Empowering Teaching and Learning with Artificial Intelligence. *Frontiers of Digital Education*, **1**, 1-3. <https://doi.org/10.1007/s44366-024-0017-8>
- [5] Wang, X.J., Lee, C.P. and Mutlu, B. (2025) LearnMate: Enhancing Online Education with LLM-Powered Personalized Learning Plans and Support. *Proceedings of the Extended Abstracts of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Yokohama, 26 April-1 May 2025, 1-10. <https://doi.org/10.1145/3706599.3719857>
- [6] 李艳, 袁婧, 吴超, 等. 基于新一代人工智能科教平台的课程教学模式研究——以“人工智能引论”课程为例[J]. 现代教育技术, 2026, 36(3): 33-42.
- [7] Su, X.H., Xu, X.F. and Wang, T.T. (2026) Innovation of Teaching and Learning Scenes and Models Empowered by Artificial Intelligence: Practice and Experience of AI-Powered Programming Courses. *Frontiers of Digital Education*, **3**, Article No. 4. <https://doi.org/10.1007/s44366-026-0078-y>
- [8] 牟艳霞. 基于 SpringBoot + Vue 技术的在线培训平台的设计思路研究[J]. 软件, 2025, 46(12): 10-12.
- [9] 刘美瑜, 刘雪松, 杨武川, 等. 基于 Neo4j 的 IT 技术学习知识图谱系统设计与研究[J]. 现代信息科技, 2025, 9(16): 113-119.