Advances in Education 教育进展, 2026, 16(11), 1204-1217
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ae
https://doi.org/10.12677/ae.2026.16112493

工程教育认证视域下“能力－问题－知识”三层耦合图谱驱动的化工原理人工智能智慧课程建设与实践

——以《化工原理(A) I》为例

杜燕萍*，刘　斌，赵　婧，朱　炜，王　宁，李亚楠，穆瑞花

西安工程大学环境与化学工程学院，陕西 西安

收稿日期：2026年10月9日；录用日期：2026年11月9日；发布日期：2026年11月17日

摘　要

针对化工原理课程单元操作概念抽象、工程计算繁杂、过程性评价薄弱等教学痛点，本文以工程教育专业认证毕业要求为导向，构建“能力－问题－知识”三层耦合图谱驱动的AI智慧课程教学模式，并在《化工原理(A) I》课程中开展实践。该模式依托智慧树平台建成含3项主能力、10项子能力的能力图谱，梳理100个课程问题构成问题图谱，完成263个知识点的知识图谱建设，配套5个课程定制智能体与709项多模态教学资源，重构“课前图谱导航－课中人机协同探究－课后个性推送与预警”的混合式教学流程，实现全过程数据化考核评价。2026年春季学期面向2024级化学工程与工艺专业55名学生开展课堂试运行，课程结束后面向全体学生发放学习效果问卷，55份问卷全部有效回收。调查显示：87%的学生对多元化线上学习资源表示满足；56%经常主动使用知识图谱，91%认可其对梳理知识逻辑的帮助；82%使用过AI学伴，其中高频使用者占全体43.64%，60%认可其解答的准确性；96%认可课前预习帮助、93%认可课中智慧课堂体验、98%认可课后巩固作用；85%认为学习效率较传统课堂有所提升，60%认为明显提升，89%对课程总体满意，无负向评价。交叉分析表明，功能使用深度与满意度呈正相关。问卷经信度与效度检验(总量表Cronbach's $\alpha = 0.932$)，并辅以精确二项检验、卡方检验、Fisher精确检验等推断性统计验证了上述关联的显著性；实践同时暴露出工程实操类资源供给不足、AI学伴对复杂工程问题解答深度不够等问题，本文据此提出改进策略，并从认知伙伴定位、苏格拉底式提问式交互设计与数据伦理三方面对AI在工程教育中的角色作批判性反思，以期为工科专业核心课AI智慧课程建设提供可借鉴的实践样本。

关键词

AI智慧课程，知识图谱，化工原理，混合式教学，工程教育专业认证

*通讯作者。

文章引用: 杜燕萍, 刘斌, 赵婧, 朱炜, 王宁, 李亚楠, 穆瑞花. 工程教育认证视域下“能力-问题-知识”三层耦合图谱驱动的化工原理人工智能智慧课程建设与实践[J]. 教育进展, 2026, 16(11): 1204-1217. DOI: 10.12677/ae.2026.16112493

Construction and Practice of an AI-Enabled Smart Course for Chemical Engineering Principles Driven by a Three-Layer Coupled "Ability-Problem-Knowledge" Concept Map

—A Case Study of "Chemical Engineering Principles (A) I"

Yanping Du*, Bin Liu, Jing Zhao, Wei Zhu, Ning Wang, Yanan Li, Ruihua Mu

School of Environmental and Chemical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an Shaanxi

Received: October 9, 2026; accepted: November 9, 2026; published: November 17, 2026

Abstract

To address the teaching difficulties of the Chemical Engineering Principles course, including abstract unit-operation concepts, complex engineering calculations, and weak process-oriented assessment, this study constructs an AI-enabled smart course teaching model driven by a three-layer coupled "ability-problem-knowledge" concept map under the guidance of engineering education accreditation graduation requirements, and implements it in the course "Chemical Engineering Principles (A) I". Built on the Zhihuishu platform, the model comprises an ability map (3 main abilities and 10 sub-abilities), a problem map (100 course problems), and a knowledge map (263 knowledge points), supported by five course-customized AI agents and 709 multimodal teaching resources, and restructures the blended teaching process into "pre-class concept-map navigation, in-class human-AI collaborative inquiry, and post-class personalized push and early warning" to enable whole-process data-driven assessment. A pilot run was conducted in the spring semester of 2026 with 55 chemical engineering sophomores. After the run, a 20-item questionnaire was administered to all students and all 55 responses were valid. The results show that 87% of the students were satisfied with the diversified online resources; 56% used the knowledge map proactively and 91% acknowledged its help; 82% had used the AI learning companion (student side), with 43.64% of all students being frequent users, and 60% recognized its answer accuracy; 96% endorsed the pre-class preparation, 93% the in-class smart classroom, and 98% the post-class consolidation; 85% reported improved learning efficiency compared with traditional classrooms, 60% of them markedly, and 89% were satisfied overall with no negative rating. Cross-analysis further indicates a positive correlation between usage depth and satisfaction. Reliability and validity tests were conducted on the questionnaire (Cronbach's α = 0.932 for the 11-item overall scale), and inferential statistics including exact binomial tests, chi-square tests, and Fisher's exact test were used to verify the significance of the above associations. Insufficient engineering-practice resources and limited depth of the AI learning companion in solving complex engineering problems were identified as the main weaknesses, and corresponding improvement strategies are proposed. A critical reflection on the role of AI in engineering education is also provided, concerning cognitive partnership, Socratic-questioning interaction design, and data ethics.

Keywords

AI-Enabled Smart Course, Knowledge Graph, Chemical Engineering Principles, Blended Teaching, Engineering Education Accreditation

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

化工原理是化工类专业的核心专业基础课程，其内容以流体流动与输送、传热、非均相物系分离等典型单元操作为主线，兼具理论抽象性、工程计算复杂性与设备结构认知难度。在传统以教师讲授为主的教学模式下，学生普遍存在“听得懂公式、建不起工程图景”的困境，工程问题分析与解决能力的培养缺乏有效支撑[1]。与此同时，课程考核长期偏重期末终结性评价，过程性数据难以采集，教学改进缺乏依据，难以适应工程教育专业认证对毕业要求达成度评价的要求[2]。

近年来，人工智能与知识图谱技术的快速发展为课程教学改革提供了新的技术路径。已有研究主要集中于两个方向：一是将生成式人工智能用于答疑、批改、资源生成等教学辅助环节，以减轻教师重复性劳动[3]；二是以知识图谱组织课程知识结构，赋能“教－学－评”一体化与个性化资源推荐[4] [5]，并形成了学科知识图谱分层构建的方法探索[6]。在化工原理课程层面，已有生成性教学设计、多场景教学模式重构、线上线下混合式教学等改革实践[7]-[9]。然而，将能力目标、工程问题与知识点三者结构化耦合，并以此驱动智能体协同教学、服务于工科专业核心课工程能力培养的研究仍不多见，尤其缺少面向完整教学周期、具备真实运行数据与全员问卷反馈的实践研究。

从理论渊源看，本模式的构建吸纳了三条相互支撑的理论线索。其一，建构主义学习理论强调知识是学习者在真实情境中主动建构的结果[10]，情境学习理论进一步指出学习应嵌入真实的实践共同体与任务情境[11]，这为以“工程问题”为中枢组织教学内容提供了依据。其二，认知负荷理论提示，面对化工原理中高度耦合的公式体系与设备结构，教学须借助外部表征降低学习者的内在与外在认知负荷[12]，知识图谱的可视化结构正承担这一功能。其三，产出导向(OBE)理念为能力目标的逐层落实提供了反向设计逻辑[13]。

在教学设计范式层面，基于问题的学习(PBL)以劣构问题驱动自主学习与协作探究[14]，基于设计的学习(LBD)强调在迭代设计活动中实现知识与能力的整合[15]，二者均为本研究提供了重要参照。但二者的“问题”或“设计任务”多由教师预设，缺少对“能力－问题－知识”三者关系的结构化建模，也难以支撑大规模过程性数据的自动采集与能力达成度计算。国内已有研究在学科知识图谱分层构建[6]与“教－学－评”一体化[4]方面取得进展，但图谱多以学科知识体系为单一主线，能力目标与工程问题尚未作为独立图层被纳入并形式化关联。本文的切入点正在于此：将能力、问题与知识作为三个相互映射的图层加以显式建模，使工程问题的解决过程可追溯至具体知识点、能力达成情况可由过程性数据自动计算，从而把 PBL 的问题驱动与 LBD 的设计迭代落实在可计算、可评价的结构之上，这是本研究相对已有教学设计理论的主要增量。

基于此，本文依托西安工程大学《化工原理(A) I》AI 智慧课程建设项目，探讨以下三个问题：(1) 如何以工程教育专业认证毕业要求为依据，构建“能力－问题－知识”三层耦合图谱驱动的 AI 智慧课程教学模式？(2) 该模式在化工单元操作教学中如何具体实施？(3) 学生对模式各环节的反馈如何，实践中暴露出哪些问题、应如何改进？

2. AI 智慧课程教学模式的构建

2.1. 设计依据：工程教育认证毕业要求导向

课程践行产出导向(OBE)理念[13]，围绕化学工程与工艺专业毕业要求，将课程目标对标“工程知识、

工程问题分析与解决、工程设计与开发、工程社会责任”等能力维度，进一步拆解为 3 项主能力与 10 项子能力，形成 13 个可观测的能力目标。能力图谱的构建使课程目标由笼统表述转化为可分解、可映射、可评价的指标，为后续知识点组织与教学评价提供顶层框架。

2.2. 三层耦合图谱架构

在能力图谱之下，课程构建问题图谱与知识图谱，形成“能力－问题－知识”三层耦合架构。问题图谱聚焦管路系统设计、离心泵选型与安装、换热器设计、过滤机选型与操作优化、沉降设备设计与操作优化等典型工程问题，共梳理 100 个课程问题；知识图谱完成 263 个知识点的梳理，标注重点 40 个、难点 17 个、思政点 13 个、实验点 4 个，并构建树图、环图、网图与个性化图谱 4 种可视化结构。

为保证图谱构建的可复现性，课程为三层元素分别设定了构建标准与流程。能力层采用反向设计：由专业毕业要求指标点出发，经课程团队研讨确定本课程支撑的能力维度，再逐层拆解为 3 项主能力与 10 项子能力，每项子能力均给出可观测的行为描述与评价标准，形成 13 个能力目标。问题层遵循“典型性、综合性、可评价”的遴选标准：问题须来源于化工生产真实场景，须同时调用多个知识点并指向一至两项子能力，须具备可判定或可量化的成果形式(如计算书、选型方案、操作参数)，经课程团队论证后入库，最终形成 100 个课程问题。知识层以“最小可测单元”为粒度标准，即一个知识点对应一次可独立完成的教学与测评活动——粒度过大则难以定位薄弱点，过小则割裂知识关联；在此基础上标注重点 40 个、难点 17 个、思政点 13 个、实验点 4 个，并以“前置－支撑－并列”三类关系定义知识点之间的有向边，形成 263 个节点的知识网络。图谱建成后由课程团队开展一轮一致性校验，并在运行过程中依据学习行为数据持续修订边权与掌握度阈值。

三层之间形成双向映射关系：向上，若干知识点支撑一个课程问题的解决，若干课程问题的解决支撑一项能力目标的达成；向下，能力目标可逐层追溯到具体知识点。这一架构使“知识点掌握度－课程问题完成情况－能力达成度”形成贯通的评价链路，为数据驱动的全过程考核提供结构基础[16] (架构见图 1)。

与已有教学设计模型相比，本架构的差异主要体现在三点：其一，在建模对象上，PBL 与 LBD 以“问题”或“设计任务”为单一组织中心[14] [15]，本架构以“能力－问题－知识”三个图层及其双向映射为组织中心，使教学目标、教学内容与教学评价在同一结构内对齐；其二，在数据基础上，通用教学系统设计模型多依赖阶段性人工评价，本架构依托平台的全过程行为采集，使能力达成度可由数据自动计算[16]；其三，在适用对象上，本架构面向知识点密集、工程计算繁重的工科专业核心课，其知识层的细粒度切分与问题层的工程情境约束，是对通用教学设计模型在学科化落地上的补充。

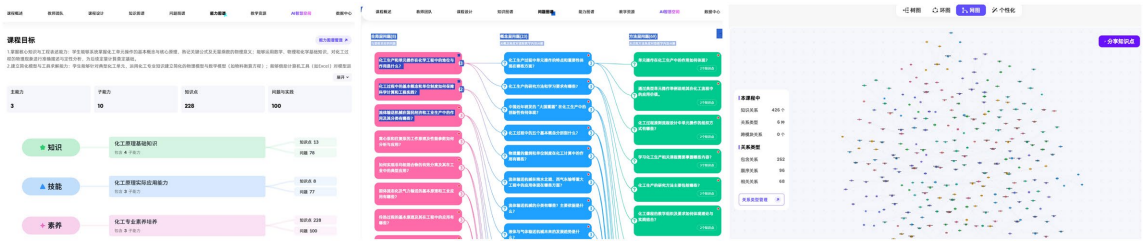


Figure 1. Architecture of the three-layer coupled “ability-problem-knowledge” concept map
图 1. “能力－问题－知识”三层耦合图谱架构示意图

2.3. 课程智能体矩阵

课程配置 5 个定制智能体，分别承担差异化教学职能：智慧测评专家负责学情诊断与测评，课程思政

设计助手负责思政教学设计，个性化学习规划师依据学生能力生成定制学习计划，答题辅导助教承担习题思路答疑，苏格拉底智能体通过启发式提问训练学生高阶思维。此外，平台分别面向教师与学生配置 AI 助教与 AI 学伴：AI 助教面向教师端，支持备课资源生成、习题与试卷自动生成、学情统计与报告输出；AI 学伴面向学生端，提供 7 × 24 小时即时答疑与错题思路解析。二者共同承担基础答疑、批改与学情统计等重复性工作，使教师得以将更多精力投入单元操作重难点讲解与工程案例剖析，形成人机协同的教学分工。

2.4. 混合式教学流程重构

依托上述图谱与智能体，课程重构“课前图谱导航自学–课中灵动课堂人机协同探究–课后个性推送与学习预警”的全流程。课前，教师借助 AI 工具完成备课与习题生成，发布知识点预习任务，并调取历史学情数据预判薄弱点；学生浏览知识图谱完成预习，遇疑问可随时调用 AI 学伴。课中，教师调用知识图谱可视化开展授课，一键发布随堂测试与课堂讨论，平台实时反馈班级知识点掌握情况，辅助教师调整授课节奏。课后，学生完成作业与实验任务，借助 AI 学伴获取错题思路解析，平台对学习滞后与知识点掌握不达标的学生触发预警，教师据此开展提醒与分层辅导，并利用课程运行报告反向优化知识图谱与智能体配置。

由此形成教师端“研–备–授–评–改”与学生端“知–学–练–测–拓”两个闭环。五大应用场景建设概况见表 1。

Table 1. Construction overview of the five application scenarios
表 1. 五大应用场景建设概况

应用场景	主要建设内容	教学作用
多元化教学资源	263 个知识点挂载资源 709 项(视频 194、习题 336、PPT181、文档 4、外部引用 17)	支撑课前自学与课后巩固
智慧助教	AI 助教(教师端，备课与出题)与 AI 学伴(学生端，7 × 24 答疑)；5 个课程定制智能体；AI 学情分析	减轻教师重复劳动，辅助备课与研判
智慧助学	知识点学习空间动态推送；个性化学习路径；学生画像	支持个性化学习与自主定位薄弱点
虚拟学习社区	AI 互动室；问题驱动的人机协同思辨交互	延伸课堂讨论，培养探究意识
智能管评	全过程数据采集；知识点预警；AI 出题批阅；能力达成观测	实现数据驱动的全过程性评价

3. 教学实施——以“流体流动与流体输送机械”单元为例

3.1. 单元目标与能力指标点映射

“流体流动”与“流体输送机械”是绪论之后的首个核心教学单元，前者侧重流体流动的基本原理与管路计算，后者侧重流体输送设备的结构、特性与选型，二者共同构成“原理–计算–设备–系统”的完整链条。两章合计 24 学时，是本课程课内学时占比最高的教学单元，内容涉及连续性方程、伯努利方程、管路阻力计算与离心泵选型等，是后续传热、过滤与沉降等单元的基础。本单元对应问题图谱中“管路系统设计”“离心泵选型与安装”等典型工程问题，并映射至“工程问题分析与解决”“工程设计与开发”等能力指标点。

本单元教学目标可分解为知识、能力、工程与素养四个层面。① 知识层面：掌握流体静力学基本方程、连续性方程与伯努利方程的物理意义与适用条件，理解管内流动阻力的成因与计算方法(雷诺数与流动型态、直管阻力与局部阻力、摩擦系数)；② 能力层面：能联立连续性方程、伯努利方程与阻力方程完成管路水力计算，确定管路所需扬程，并依据流量与扬程完成离心泵的选型及安装高度(汽蚀余量)校核；

③ 工程层面：能针对“管路系统设计”“离心泵选型与安装”等真实工程问题，形成“原理－计算－设备－系统”的整体分析思路与设计方案；④ 素养层面：在离心泵节能运行、管路安全输送等工程案例研讨中，树立节能减排与过程安全的责任意识。

在能力图谱中，本单元的能力指标点映射关系为：主能力“工程问题分析与解决”对应子能力“工程计算能力”，指向管内流动阻力计算与管路水力计算；主能力“工程设计与开发”对应子能力“设备选型与设计能力”，指向离心泵特性曲线分析、工作点确定与安装高度校核；并以主能力“工程知识”为前置支撑，指向流体静力学与流体动力学基本方程的理解与运用；素养层面目标对接“工程社会责任”维度，由课程思政设计助手将“节能减排/过程安全”思政点挂载至离心泵节能运行、管路安全输送等工程案例。上述指标点向下逐层映射至问题图谱中的“管路系统设计”“离心泵选型与安装”等课程问题，再进一步追溯至具体知识点，形成“能力－问题－知识”的可追溯链路。

本单元在知识图谱中的知识点清单包括：流体静力学、连续性方程、伯努利方程、雷诺数与流动型态、直管阻力、局部阻力、摩擦系数、管路水力计算(管路特性曲线)、离心泵工作原理、离心泵特性曲线、泵工作点、汽蚀余量与安装高度(前八项归属流体流动章节，后四项归属流体输送机械章节)。其中，伯努利方程与阻力方程、连续性方程的联立求解，以及管路特性曲线与泵工作点的匹配被标注为本单元的重点与难点，各知识点配套挂载视频、习题与 PPT 等多模态资源，并关联化工厂原料输送管路系统设计、离心泵节能运行优化等工程案例。

3.2. 三阶段教学实施

课前阶段，教师通过平台发布管路阻力计算、离心泵工作原理等相关知识点的预习任务，学生借助知识图谱建立单元知识框架，AI 学伴承担预习过程中的即时答疑。课中阶段，教师利用网图展示“流速－阻力－扬程”等概念间的关联，结合离心泵节能运行等工程案例组织研讨，并通过头脑风暴、投票与问卷等灵动课堂互动实时采集学情、检验掌握情况。课后阶段，学生完成章节习题与拓展任务，AI 学伴提供错题思路解析，平台对阻力计算等薄弱知识点触发预警，教师据此开展分层辅导。

该单元于 2026 年春季学期第 5~11 教学周(4 月 3 日~5 月 13 日)实施，课程 48 学时中绪论占 2 学时，本单元安排流体流动 16 学时，流体输送机械 8 学时，共占课内总学时的 50%，其中理论讲授 21 学时、习题与研讨 3 学时，分 12 次课、每次 2 学时完成，依次覆盖流体静力学与流体动力学基本方程、管内流动阻力、管路水力计算、离心泵工作原理与选型四个知识模块。课前预习与课后巩固均以线上异步方式开展，由平台任务驱动完成，不计入课内学时，其完成情况按线上学习 25%的权重计入课程总评(课程过程性评价总占比 40%，其中线下作业占 15%)。

平台全过程采集的数据显示(n = 55)：课前阶段，本单元知识点的预习资源学习完成率为 100%，人均资源学习时长 501 分钟，AI 学伴全程承担预习过程中的即时答疑，累计应答提问 41 次；课中阶段，依托灵动课堂开展头脑风暴 3 次、投票 2 次、问卷 1 次，平均参与率分别为 94.5% (52/55)、96.4% (53/55)、96.4% (53/55)；课后阶段，章节习题平均完成率为 98.2% (54/55)、平均成绩 92 分(百分制)，AI 学伴提供错题思路解析，人机互动人均对话 12 人次。单元结束时班级平均知识点掌握度为 96.5%，平台对低于达标线 60%的学生触发学习预警，由此形成“任务完成－知识点掌握－能力达成”的可追溯证据链。

3.3. 过程性评价设计

课程将视频学习、随堂互动、AI 交互记录、作业与拓展任务全部纳入过程性评价，过程性评价占比 40% (线上学习 25%、线下作业 15%)，由平台自动采集学习行为、互动与作业数据。评价依托三层图谱，从知识点掌握度、课程问题完成情况与能力达成度三个维度展开，推动评价重心由终结性向过程性迁移。

4. 实施效果与反馈分析

4.1. 课程运行概况

课程于 2026 年春季学期依托智慧树平台完成校内运行版本发布，面向 2024 级化学工程与工艺专业 55 名学生开展混合式课堂试运行，学生通过网页、移动端 APP 与小程序多终端参与学习。平台完整采集视频学习、习题作答、话题讨论、智能体交互等全过程行为数据，生成班级知识点掌握度报告、能力达成报告与学生个人画像，实现学习过程可量化追溯。

4.2. 问卷调查结果

试运行结束后，课程面向全体学生发放“AI 智慧课程学习效果征集”问卷。问卷含基本信息、平台功能与资源使用情况、混合式教学全流程体验、课程学习收获与总体评价、意见与建议 5 个维度共 20 题，55 名学生全部作答，回收有效问卷 55 份。问卷数据经问卷星平台统计，并借助其 AI 分析功能对使用行为与满意度的关联开展交叉分析。各题项统计结果见表 2。

Table 2. Results of the student questionnaire on learning experience (n = 55)
表 2. 学生学习体验问卷调查结果(n = 55)

维度	题项	调查内容	主要结果
基本信息	Q1	线上平台累计学习时长	20 小时以上 49.09%，10~20 小时 21.82%，5~9.9 小时 20.00%，5 小时以下 9.09%
资源与图谱	Q2	多元化线上学习资源满足度	非常满足 52.73%，比较满足 34.55%，一般 12.73%，无不满足
	Q3	资源不满足原因(开放题)	有效不满反馈少，个别学生提及线上线下流程繁琐
	Q4	知识图谱使用频率	经常主动使用 56.36%，教师要求时查看 40.00%，很少使用 3.64%
	Q5	知识图谱帮助程度	帮助很大 58.18%，有一定帮助 32.73%，一般 9.09%，无负评
AI 功能	Q6	AI 学伴/智能体使用情况	高频使用 43.64%，偶尔使用 38.18%，尝试后弃用 14.55%，几乎不用或不知道 3.64%
	Q7	AI 学伴答疑准确性与深度	准确、解决大部分疑惑 60.00%，基础尚可但复杂问题深度不足 36.36%，经常出错 1.82%
	Q8	学情画像/掌握度预警使用	经常查看 63.64%，教师提醒才查看 30.91%，未主动使用或不知道 5.45%
全流程体验	Q9	AI 互动室参与情况	积极参与 74.55%，浏览少发言 20.00%，未参与或不知道 5.45%
	Q10	课前预习帮助	帮助很大 69.09%，略有帮助 27.27%，负担或未体验 3.64%
	Q11	课中智慧课堂体验	体验很好 70.91%，尚可 21.82%，部分功能操作繁琐 7.27%
	Q12	课后巩固作用	作用显著 67.27%，有一定作用 30.91%，作用很小 1.82%
	Q13	混合式任务负荷	适中 76.36%，略多 20.00%，过多或偏少 3.64%
收获与评价	Q14	学习效率较传统课堂的变化	明显提升 60.00%，略有提升 25.45%，基本无变化 10.91%，不好判断 3.64%，无下降
	Q15	能力提升方面(多选)	理论知识理解 76.36%，自主学习与探究 63.64%，工程案例与思维 52.73%，快速定位薄弱点 49.09%，几乎无提升 5.45%
	Q16	课程总体满意度	非常满意 52.73%，比较满意 36.36%，一般 10.91%，无不满意
意见建议	Q17/19/20	使用困难与建议(开放题)	有效反馈少，集中于访问便捷性与平台稳定性等个别问题
	Q18	期望优化方向(多选)	增加化工实操类案例 69.09%，优化 AI 复杂问题解答 61.82%，简化操作并增加指引 56.36%，调控任务负荷 40.00%，丰富协同交流 23.64%，完善图谱关联 21.82%

4.3. 问卷信度与效度检验

问卷依据研究目的与三层图谱结构编制，共 20 题，其中封闭式题项 16 题、开放题 4 题。信度与效度检验针对其中 11 个等级评分题项展开，题项按三个维度组织：资源与工具价值评价(资源满足度、知识图谱帮助程度、AI 解答准确性，3 题)、功能使用深度(知识图谱、AI 学伴、学情画像、AI 互动室的使用频率，4 题)、混合式学习全流程体验与成效(课前、课中、课后体验与学习效率，4 题)；累计学习时长与任务负荷感受作为背景变量、总体满意度作为效标变量、两道多选题作为改进依据单列。在内容效度方面，问卷初稿经课程团队 3 名专业教师与 1 名教育技术方向教师评审，就题项与研究维度的对应性、表述的明确性逐条审议并修订。在结构效度方面，题项按“使用行为–体验评价–总体态度”的逻辑分层设置，与本文的分析框架保持一致；KMO 检验值为 0.838 (大于 0.8 的“较好”标准)，Bartlett 球形检验 $\chi^2 = 491.06$ ($df = 55$, $p < 0.001$)，表明题项间存在足够的共同因子。在信度方面，总量表 Cronbach's α 系数为 0.932，标准化后为 0.934；三个维度的 α 系数分别为 0.812、0.854 与 0.877，均高于 0.8 的可接受标准；奇偶分半相关系数为 0.878，经 Spearman-Brown 公式校正后的分半信度为 0.935；各题项校正后的题总相关在 0.602~0.834 之间，无一低于 0.4 的题项删除阈值。对“未体验/无法评价”造成的 4 个缺失单元格按序列均值插补，插补比例 0.66% (4/605)。需要说明的是，本文报告的描述性结果均基于 55 份有效问卷的全样本统计，不存在抽样误差；但受单班样本量限制，下文推断性统计以精确检验与非参数方法为主，避免依赖大样本渐近假设[17]。

4.4. 推断性统计检验

为检验上述关联是否具有统计意义、而非小样本波动的偶然结果，本文在描述性统计基础上补充四项推断性检验。其一，总体满意度的显著性检验。以“非常满意/比较满意”为正向态度，正向比例为 89.09% (49/55)；以 60%作为“多数认可”的判定基线作精确二项检验，结果显示正向比例显著高于基线 ($p = 2.82 \times 10^{-6} < 0.001$)，表明学生对课程的总体认可并非随机波动。将同一检验思路推广至混合式教学全流程各环节：课前预习帮助(96.36%, 53/55)、课中智慧课堂体验(92.73%, 51/55)、课后巩固作用(98.18%, 54/55)与学习效率提升(85.45%, 47/55)的正向比例亦均显著高于 60%的判定基线(精确二项检验，p 值分别为 6.94×10^{-10}、9.33×10^{-8}、2.82×10^{-11} 与 7.91×10^{-5}，均小于 0.001)，表明正向评价贯穿全流程各环节、具有一致的统计显著性，课程认可并非集中于个别环节。

其二，使用深度与功能价值认知的关联检验。问卷平台交叉分析结果显示：总体非常满意的 29 名学生中，24 名(82.76%)认为知识图谱“帮助很大”；总体评价一般的 6 名学生中，仅 2 名(33.33%)作此评价。由于存在期望频数小于 5 的单元格，采用 Fisher 精确检验，两组差异显著($p = 0.027 < 0.05$，$\varphi = 0.426$，效应量达中等水平)。这说明越是深度使用并认可课程整体价值的学生，越能感知到知识图谱的实质性帮助，“用得深”与“感知价值高”之间存在稳定的正向关联，而非两组分布的简单并列。

其三，使用行为分布的异质性检验。知识图谱使用频率的三级分布为“经常主动使用”31 人、“教师要求时查看”22 人、“很少使用”2 人，卡方拟合优度检验显示该分布显著偏离均匀分布($\chi^2 = 24.04$, $df = 2$, $p < 0.001$)，表明学生的工具使用行为存在明显的群体分化，仅以比例或均值描述会掩盖这一结构差异，这也是 5.1 节提出分层引导策略的依据。

其四，功能使用深度对总体满意度的影响检验。以总体满意度(一般 = 1、比较满意 = 2、非常满意 = 3)为因变量、以 AI 学伴使用深度分组(高频使用 24 人、偶尔使用 21 人、未持续使用 10 人)为自变量的单因素方差分析显示，三组差异显著($F(2, 52) = 29.97$, $p < 0.001$, $\eta^2 = 0.535$)；高频使用组的满意度($M = 2.88$, $SD = 0.34$)显著高于其余学生($M = 2.07$, $SD = 0.68$)，Welch t 检验 $t = 5.78$、$p < 0.001$，Cohen’s $d = 1.45$，属大效应水平；Kruskal-Wallis 检验($H = 27.97$, $p < 0.001$)与 Mann-Whitney 检验($U = 610.5$, $p < 0.001$)

结论一致，说明该关联不依赖正态性假设。在此基础上，以总体满意度为因变量，以功能使用深度综合分(四项使用频率的标准化均值)、资源满足度、知识图谱帮助程度、课中体验与学习效率为自变量建立多元线性回归模型，模型整体显著($R^2 = 0.666$，调整后 $R^2 = 0.630$，$F(5, 47) = 18.73$，$p < 0.001$，$n = 53$)；其中资源满足度的独立贡献显著($\beta = 0.497$, $p = 0.003$)，功能使用深度的直接效应未达显著($\beta = -0.112$, $p = 0.399$)，表明使用深度对满意度的影响主要通过学生对资源与工具的价值感知间接实现，这与 5.1 节“先提升资源供给质量、再引导学生深度使用”的改进次序相互印证。以满意度三分类为因变量的有序 Logistic 回归给出一致结论(McFadden 伪 $R^2 = 0.500$，似然比检验 $p < 0.001$；资源满足度 OR = 10.41，$p = 0.011$)。受平台个体级成绩数据可获得性的限制，以单元测试成绩为因变量、以学习投入为自变量的方差分析与回归分析尚未完成，将在第二轮运行中补充。

4.5. 学习行为数据的深度挖掘

除问卷外，平台在本单元运行期间完整采集了 55 名学生的过程性行为数据，为从学习理论视角审视模式的作用机制提供了第二重证据。从认知负荷理论看[12]，知识图谱导航的价值在于以外部可视化表征替代学习者的心理表征，从而降低内在认知负荷。本单元知识点的预习资源学习完成率达 100%、人均资源学习时长 501 分钟，单元末班级平均知识点掌握度为 96.5%，说明在图谱导航下学生能够完成对全部知识点的首次覆盖。进一步的投入–产出分析揭示，决定学习成效的并非投入的“时长”而是投入的“结构”：累计在线学习时长与总体满意度的相关未达显著水平(Spearman $\rho = 0.227$, $p = 0.095$)，与学习效率提升的相关亦不显著($\rho = 0.050$, $p = 0.722$)；而功能使用深度综合分与总体满意度的相关达 $\rho = 0.552$ ($p < 0.001$)，资源满足度、课中体验、学习效率与满意度的相关分别为 $\rho = 0.767$、0.700、0.697 (均 $p < 0.001$)，知识图谱使用频率与其帮助程度评价的相关更高达 $\rho = 0.799$ ($p < 0.001$)。这说明只有真正使用图谱导航、AI 答疑与学情反馈等能够降低认知负荷的工具，学习投入才能转化为可感知的学习收益，单纯延长在线时长反而可能增加外在认知负荷。进一步以累计在线学习时长分组考察投入的边际效益：小于 5 小时组($n = 5$)总体满意度均值 $M = 4.00$，5~9.9 小时组($n = 11$) $M = 4.36$，10~20 小时组($n = 12$) $M = 4.42$，20 小时以上组($n = 27$) $M = 4.52$，各组呈递增趋势但组间差异未达显著水平(Kruskal-Wallis $H = 3.380$, $df = 3$, $p = 0.337$)，与前述相关分析结果一致地表明，单纯延长在线时长并不必然带来更高的学习收益。至于知识点掌握度与投入时长之间是否存在边际递减、不同基础学生的投入–产出曲线是否不同，需结合平台个体级掌握度数据在第二轮运行中作进一步拟合。

从自我调节学习理论看，学情画像与预警机制的作用在于支持学习者的自我监控与反思。63.64%的学生经常查看学情画像以定位薄弱知识点，30.91%需在教师提醒后才查看，提示自我调节能力存在个体差异。将“是否经常查看学情画像”作为自我监控行为的观测指标作分组检验发现，经常查看的 35 名学生总体满意度($M = 2.66$)显著高于其余 20 名学生($M = 2.00$) (Welch $t = 3.53$, $p = 0.001$; Mann-Whitney $U = 522.5$, $p = 0.001$)，其学习效率提升评分亦显著更高($M = 2.86$ vs 1.83, Welch $t = 5.78$, $p < 0.001$)，说明自我监控能力较强的学生更能从数据化支持中获益，也从侧面印证了引导学生主动查看学情画像、将外部反馈内化为自我调节行为的必要性。平台对知识点掌握度低于 60%达标线的学生触发预警并由教师开展一对一辅导，该单元章节习题平均成绩达 92 分(百分制)、完成率 98.2%，但受本轮未同步导出个体级预警名单及其对应成绩的限制，触发预警与未触发预警两组学生的成绩差异尚待检验，将在第二轮运行中完成。

就 AI 互动的认知深度而言，本文参照修订版布卢姆教育目标分类[18]，将 AI 互动室中的人机对话按“记忆/理解”“应用/分析”“评价/创造”三个层级编码，用以判断人机互动是停留于事实性问答还是进入了高阶思维。就本次问卷所见，41 人(74.55%)表示积极参与 AI 互动室的话题讨论并与 AI 或同学

开展探究学习，11 人(20.00%)仅浏览话题而很少发言，为认知深度分析提供了样本基础；本单元 AI 学伴累计应答预习提问 41 次、人机互动人均 12 人次。就学习者主观报告看，52.73%的学生认为工程案例分析与工程思维得到提升、49.09%认为能够快速定位薄弱知识点并开展针对性补学(第 15 题，多选)，提示人机互动的作用已不止于事实性问答，而已延伸至应用与分析层级；对话文本的布卢姆层级系统编码与统计分析将在第二轮运行中完成。后续将把话语分析结果与单元测试成绩联动，检验认知深度与学业表现之间的关系，这也是 5.5 节提出由描述性统计转向诊断性与预测性分析的具体落脚点。

4.6. 结果分析

调查结果显示，学生对课程资源供给与图谱工具的认可度较高。87.28%的学生对多元化线上资源表示满足，90.91%认可知识图谱对梳理知识逻辑的帮助，56.36%经常主动使用知识图谱。这说明以知识点为节点组织资源、并以可视化方式呈现知识关联的做法，确实回应了化工原理知识点繁杂、逻辑性强的学习困难。

AI 功能已实现从“可用”到“常用”的跨越。81.82%的学生使用过 AI 学伴，其中高频使用者占全体 43.64%；63.64%的学生经常查看学情画像以定位自身薄弱知识点；74.55%的学生积极参与 AI 互动室的话题讨论与探究学习。就答疑质量而言，60.00%的学生认为 AI 学伴解答准确、能解决大部分疑惑，36.36%认为其基础概念解答尚可但复杂问题深度不足，仅 1.82%认为其经常出错。

混合式全流程体验获得系统性认可。96.36%的学生认可课前预习对课堂学习的帮助，92.73%对课中智慧课堂体验评价积极，98.18%认可课后环节对知识巩固的作用，76.36%认为混合式任务负荷适中。这表明“图谱导航预习 + 灵动课堂互动 + 课后个性推送”的流程重构与学生的接受度相匹配。

交叉分析进一步显示，功能使用深度与满意度和效率感知呈正相关：对课程总体非常满意的学生中，82.76%认为知识图谱帮助很大，而满意度一般的学生中 66.67%认为图谱帮助一般；认为学习效率提升越明显的学生，总体满意度越高；任务负荷感知适中的学生，对线上资源的满足度也更高。这说明智慧功能的价值发挥关键在于“用起来、用得深”，推动学生主动用、深度用是提升课程整体体验的核心抓手(该关联的统计显著性检验见 4.4 节)。

需要审慎对待的是学习成效层面的判断。60.00%的学生自我报告学习效率明显提升、89.09%总体满意，但上述数据属于学习者自我报告的主观感知，不能直接等同于学业成绩的客观提升。本研究尚未设置对照班，亦未开展前后测成绩比较，因此本文仅就学习体验与过程参与层面作出结论，学业成效的客观增量有待第二轮运行中以对照或前后测设计进一步验证。

此外，调查也反映出值得关注的分化现象：40.00%的学生仅在教师要求时才查看知识图谱，14.55%的学生尝试 AI 学伴后弃用；开放题有效反馈较少，学生主动反馈问题的意愿较低，提示部分潜在体验问题尚未暴露。这说明技术工具的可获得性并不等同于学生的实际使用意愿，后续需在使用引导与反馈机制建设上作出改进。

5. 存在问题与改进策略

5.1. 拓展功能主动使用率分化

56.36%的学生经常主动使用知识图谱，仍有 40.00%的学生仅在教师要求时查看，拓展功能的主动使用存在分化。改进策略包括：编制《学生平台与知识图谱使用指引》，在课程初期开展工具使用培训；在课前预习与章节复习环节设置图谱引导任务，要求学生依托知识图谱梳理章节知识框架，在使用中感知功能价值；针对学习基础差异提供弹性任务包，允许学生按自身情况调整任务量，合理调控任务负荷。

5.2. AI 学伴对工程问题的解答深度不足

61.82%的学生希望优化 AI 学伴对计算题、工程实操问题的解答质量，问卷同时显示 36.36%的学生认为 AI 学伴在基础概念解答上尚可、但在复杂工程问题上深度不足。这一方面源于课程语料供给不足，另一方面与大语言模型在学科准确性上的固有局限有关，生成内容仍面临可信性与准确性方面的挑战，需要以课程知识库与教师审核加以约束[19]。改进策略包括：迭代 5 个智能体的提示词，由授课教师整理复杂计算题与工程实操问题的标准解答，对智能体开展针对性训练；扩充课程工程案例库，为智能体提供更贴近化工实际的高质量语料；对智能体生成内容坚持教师审核机制，避免错误解答进入学习过程。

5.3. 工程案例与虚拟仿真资源不足

69.09%的学生希望增加化工实操类案例资源，居各优化方向之首。现有资源以理论视频与习题为主，与产业实际结合紧密的工程案例、虚拟仿真实验资源相对不足。后续将引入化工企业专家参与案例共建，把离心泵节能运行、过滤机选型与操作强化、换热器传热强化与优化、沉降与旋风分离设备操作优化等生产实际场景转化为课程实验与项目任务，增强案例的时效性与真实性。

5.4. 平台操作体验与反馈机制有待完善

56.36%的学生希望简化平台与知识图谱的操作难度、增加使用指引，少量学生反映微信端启动功能流程繁琐、平台存在程序错误等问题，而开放题有效反馈较少，学生主动反馈问题的意愿较低。改进策略包括：对接学校现有信息化平台，减少第三方跳转；修复平台程序问题，提升功能稳定性；在课程平台增加一键反馈入口，对提交有效反馈的学生给予适当平时成绩激励；定期整理用户反馈，每学期开展一次针对性优化，形成“建设－反馈－优化”的正向循环。

5.5. 数据驱动教学闭环的精细化程度不高

当前过程性数据的分析与运用多以描述性统计为主，学情数据的深度挖掘与教学反哺机制仍需完善。后续将建立“周度学情监测 + 月度教学迭代”机制，课程负责人每周审阅学情看板，每月召开团队教研会优化图谱与智能体配置，推动数据分析从描述性统计走向诊断性与预测性分析。

6. 讨论：AI 在工程教育中的恰当角色与伦理考量

6.1. 从效率工具到认知伙伴

本课程的实践表明，AI 在工科专业核心课中的作用不应被简化为效率工具。将 AI 仅用于答疑与批改，确实可使教师从重复性劳动中解放(见表 1)，但这种定位容易陷入“以技术替代讲授”的惯性，学生获得的仍是被动接受式的支持。更值得追求的定位是“认知伙伴”：AI 承担可编码、可重复的认知工作(资源检索、计算校核、错题归因)，教师则专注于不可编码的部分——工程直觉的示范、方案取舍中的价值判断与工程伦理讨论，学生则在人机协同中获得更多试错与反思的空间。本模式中 AI 助教与 AI 学伴的分工即为这一理念的初步落实：前者服务教师端“研－备－授－评－改”闭环，后者服务学生端“知－学－练－测－拓”闭环，二者均不替代教师的判断，而是扩展教师能有效覆盖的学生个体数量。

需要警惕的是另一类风险：当 AI 能够即时给出完整解答时，学生可能跳过独立建构的过程，形成“答案依赖”，即把本应用于思考的时间让渡给等待答案[20]。本次调查中 14.55%的学生尝试 AI 学伴后弃用、40.00%仅在教师要求时才查看知识图谱，提示工具的可获得性并不自动转化为有意义的学习投入，这与国际上关于 AI 教育应用中“认知卸载”风险的讨论是一致的[20]。

6.2. 由“解答者”转向“苏格拉底式提问者”

为规避上述惰性风险，本文主张在交互设计层面实现从“解答者”向“苏格拉底式提问者”的转变，并以课程配置的苏格拉底智能体作了初步尝试：该智能体在收到学生的概念类或计算类提问时，不直接给出结果，而是依次追问“已知条件有哪些”“你打算先确定哪个中间量”“该结果在工程上是否合理”，引导学生自行完成问题表征与求解路径的选择。这一设计对应认知学徒制中“脚手架–撤除”的机制：支架的作用在于支撑学生完成其尚不能独立完成的任务，并随能力增长逐步撤除[21]，使 AI 由答案供给者转为思维激发者。

实践中我们观察到三点约束。其一，追问式交互对学习动机较弱的学生容忍度低，需在连续两轮追问后提供分级提示，避免因挫败而弃用；其二，学科准确性仍是硬边界，智能体的反问若建立在错误前提上，反而会强化误解，因此课程知识库约束与教师审核机制不可或缺[19]，这也是 5.2 节改进策略的出发点；其三，交互深度与教学进度之间存在张力，追问式交互耗时更长，宜置于课后探究与 AI 互动室环节，而非课内限时练习。后续将迭代苏格拉底智能体的提示词，建立“追问级–提示级–解答级”三级响应策略，并按知识点难度自动选择起始层级，以在激发探究与保障效率之间取得平衡。

6.3. 数据隐私、算法偏见与伦理边界

AI 深度介入教学必然伴随数据与伦理风险，本文在实践中采取的措施包括：在数据隐私方面，平台采集的学习行为数据仅用于本课程的学情分析与教学改进，学生姓名等身份信息在教学展示、课程报告与本文表述中均作匿名化处理，问卷以匿名方式收集且不与学生成绩关联，数据存储于学校指定的服务器，遵循《中华人民共和国个人信息保护法》及教育数据管理的相关规定[22]；在算法偏见方面，知识点掌握度阈值与学习预警规则由课程团队依据教学经验设定并定期复核，避免完全由算法自动判定学生水平，预警结果须经教师人工确认后才转为辅导干预，AI 生成内容坚持教师审核机制，防止错误或带有偏见的解答进入学习过程；在公平性方面，已注意到不同数字素养学生的使用差异，通过编制使用指引与课程初期培训降低工具使用门槛，避免技术红利向少数学生集中。

需要指出的是，上述措施仍属初步探索。算法透明性、学生数据的留存期限与销毁机制、AI 生成内容的学术诚信边界等问题尚未形成制度性安排，将在第二轮运行中结合学校信息化管理规定予以完善，并在课程大纲中向学生明示数据用途与权利。

7. 结语

本文以工程教育专业认证毕业要求为导向，构建了“能力–问题–知识”三层耦合图谱驱动的 AI 智慧课程教学模式，并在《化工原理(A) I》课程中完成一轮课堂试运行。实践表明，该模式在技术上可行，能够实现学情可监测、风险可预警、能力可观测，并在资源满足度、知识图谱有用性、课堂参与度等学习体验维度获得学生较高认可，功能使用深度与满意度呈正相关，为工科专业核心课的 AI 智慧课程建设提供了可借鉴的实践样本，其模式亦具备向“AI+ 环境”“AI+ 材料”等工科专业迁移的潜力。文章亦从认知伙伴定位、苏格拉底式提问式交互设计与数据伦理三方面，对 AI 在工程教育中的恰当角色作了批判性反思(见第 6 节)。

本研究亦存在明显局限：其一，仅开展一轮试运行，样本为单一教学班 55 人，未设置对照班，亦未开展前后测成绩比较，因此结论限于学习体验与过程参与层面，尚不足以支撑学业成效因果推断；其二，效果数据主要依赖学习者自我报告问卷，存在主观偏差；其三，平台过程性数据的深度挖掘仍在进行，部分推断性统计与话语分析有待第二轮运行补充。课程将于 2027 年 4 月面向 2025 级学生开展第二轮正式开课运行，届时拟引入前后测与对照设计，进一步验证模式对学业成效的实际影响。

基金项目

西安工程大学2025年质量工程建设项目“AI智慧课程：化工原理(A)I”(项目编号：25AIZH014)；教育部产学合作协同育人项目“问题导向、AI赋能——‘AI+化工原理(A)I’智慧课程的共建与实践”(项目编号：251106655071906)；西安工程大学本科教育教学改革研究项目：基于“挑战杯”模式的应用化学创新实验实践教学改革研究(24JGZD04)；西安工程大学2025年质量工程建设项目“分析化学”(项目编号：25AIZH015)；西安工程大学2026年学位与研究生教育综合改革与实践项目：研究生教材数字化建设模式、标准与治理机制研究(26yjzg16)、研究生培养关键环节数智化治理机制研究与实践(26yjzg07)；西安工程大学质量工程建设2026年度校级数字教材建设项目“分析化学：仪器分析”(编号：26SZJC010)。

参考文献

[1] 管玉雷, 赵彬侠. 线上线下协同教学模式探索与实践推进化工原理课程建设[J]. 大学化学, 2023, 38(11): 48-53.

[2] 朱露, 胡德鑫, 王凯峰, 等. 基于产出导向工程教育理念的毕业要求达成评价(上) [J]. 高等工程教育研究, 2024(3): 42-57.

[3] 张鹏, 汪旸, 尚俊杰. 生成式人工智能与教育变革: 价值、困难与策略[J]. 现代教育技术, 2024, 34(6): 14-24.

[4] 谢幼如, 陆怡, 彭志扬, 等. 知识图谱赋能高校课程“教-学-评”一体化的探究[J]. 中国电化教育, 2024(12): 1-7.

[5] 刘清堂, 马鑫倩, 吴林静, 等. 基于知识图谱的适应性慕课生成理论模型及实现机制研究[J]. 现代教育技术, 2024, 34(12): 105-114.

[6] 穆肃, 谭梓淇, 骆珏秀, 等. 面向精准教研的立体知识图谱构建方法研究[J]. 电化教育研究, 2023, 44(5): 74-81.

[7] 成忠, 吕鹏, 邸婧, 等. 人工智能赋能的化工原理课程生成性教学设计与示范[J]. 化工高等教育, 2025, 42(4): 74-79, 85.

[8] 张晓艳, 王晟, 王芳, 等. 新工科背景下化工原理课程“五场景, 四维度”教学模式创新与实践[J]. 化工高等教育, 2025, 42(2): 48-53, 59.

[9] 尚琼, 徐大乾, 马明广, 等. 以“新工科”为导向的线上线下混合式《化工原理》课程教学改革与探索[J]. 当代化工研究, 2023(20): 144-146.

[10] Jonassen, D.H. (1991) Objectivism versus Constructivism: Do We Need a New Philosophical Paradigm? *Educational Technology Research and Development*, **39**, 5-14. https://doi.org/10.1007/bf02296434

[11] Lave, J. and Wenger, E. (1991) Situated Learning: Legitimate Peripheral Participation. Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/cbo9780511815355

[12] Sweller, J. (1988) Cognitive Load during Problem Solving: Effects on Learning. *Cognitive Science*, **12**, 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4

[13] 夏淑倩, 王曼玲, 程金萍, 等. 践行OBE理念, 开展化工类专业新工科建设[J]. 化工高等教育, 2018, 35(1): 9-12, 61.

[14] Hmelo-Silver, C.E. (2004) Problem-Based Learning: What and How Do Students Learn? *Educational Psychology Review*, **16**, 235-266. https://doi.org/10.1023/b:edpr.0000034022.16470.f3

[15] Kolodner, J.L., Camp, P.J., Crismond, D., Fasse, B., Gray, J., Holbrook, J., *et al.* (2003) Problem-Based Learning Meets Case-Based Reasoning in the Middle-School Science Classroom: Putting Learning by Design(tm) into Practice. *Journal of the Learning Sciences*, **12**, 495-547. https://doi.org/10.1207/s15327809jls1204_2

[16] 宋宇, 肖菁, 汤娜, 等. 知识图谱如何赋能课堂教学评价? [J]. 现代教育技术, 2023, 33(1): 83-90.

[17] 吴明隆. 问卷统计分析实务——SPSS操作与应用[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2010.

[18] Anderson, L.W. and Krathwohl, D.R. (2001) A Taxonomy for Learning, Teaching, and Assessing: A Revision of Bloom’s Taxonomy of Educational Objectives. Longman.

[19] 张志祯, 张玲玲, 米天伊, 等. 大型语言模型会催生学校结构性变革吗?——基于ChatGPT的前瞻性分析[J]. 中国远程教育, 2023, 43(4): 32-41.

[20] Holmes, W., Bialik, M. and Fadel, C. (2019) Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning. Center for Curriculum Redesign.

[21] Collins, A., Brown, J.S. and Newman, S.E. (2018) Cognitive Apprenticeship: Teaching the Crafts of Reading, Writing, and Mathematics. In: Resnick, L.B., Ed., *Knowing*, *Learning*, *and Instruction*, Routledge, 453-494. https://doi.org/10.4324/9781315044408-14

[22] 中华人民共和国个人信息保护法[EB/OL]. http://www.npc.gov.cn/c2/c30834/202108/t20210820_313088.html, 2021-08-20.