

面向能力训练的人机协同作业设计与实证研究

屈元, 黄翔, 强天伟, 孙铁柱, 褚俊杰

西安工程大学城市规划与市政工程学院, 陕西 西安

收稿日期: 2026年8月7日; 录用日期: 2026年9月8日; 发布日期: 2026年9月15日

摘要

针对传统工科作业难以支撑复杂工程问题解决能力培养的现状, 本研究探索生成式人工智能赋能作业设计的路径。以协同论为理论基础, 明确人机主次, 非线性交互的设计思想; 以脚手架理论指导作业任务梯度与人机交互反馈的递进设计, 构建了涵盖目标确定、任务分层、人机协同与多维评价的作业设计框架, 并在工程类课程中开展实证研究。研究分三阶段展开, 分别对应工科学生知识习得、能力形成与素养内化的进阶训练。经过程性数据与结果性数据的统计分析发现, 参与实证研究的学生对复杂工程概念的理解与方案设计能力均有显著提升, 学生交互模式的聚类研究结果呈现分层特征, 皮尔逊相关性研究结果显示交互模式与学习效果呈显著正相关。未来教学可进一步探索按交互模式层级实施差异化分层的引导策略, 以促进各类工程学生实现深度协同成长。

关键词

生成式人工智能, 人机协同, 作业设计, 工程教育, 实证研究

Design and Empirical Research on Human-Machine Collaborative Work for Ability Training

Yuan Qu, Xiang Huang, Tianwei Qiang, Tiezhu Sun, Junjie Chu

School of Urban Planning and Municipal Technology, Xi'an Polytechnic University, Xi'an Shaanxi

Received: August 7, 2026; accepted: September 8, 2026; published: September 15, 2026

Abstract

In view of the current situation that traditional engineering assignment cannot support the cultivation of complex engineering problem solving capabilities, this study explores a way for generative artificial intelligence to improve assignment design. Taking synergy theory as the theoretical foundation to

文章引用: 屈元, 黄翔, 强天伟, 孙铁柱, 褚俊杰. 面向能力训练的人机协同作业设计与实证研究[J]. 教育进展, 2026, 16(9): 1004-1010. DOI: 10.12677/ae.2026.1691990

clarify the design ideas of human-machine primary-secondary relationships and nonlinear interaction, and using scaffolding theory to guide the progressive design of assignment task gradients and human-machine interactive feedback, this study constructs an assignment design framework covering goal determination, task stratification, human-machine collaboration, and multidimensional evaluation, and conducts empirical research in engineering course instruction. The study unfolds in three stages, corresponding respectively to the progressive training of engineering students in knowledge acquisition, ability formation, and literacy internalization. Through statistical analysis of process data and outcome data, it is found that students participating in the empirical research show significant improvement in their understanding of complex engineering concepts and their scheme design ability. The clustering research results of students' interaction patterns present stratified characteristics, and Pearson correlation results indicate a significant positive correlation between interaction patterns and learning outcomes. Future instruction may further explore differentiated, stratified guidance strategies implemented according to interaction pattern levels, so as to promote deep collaborative growth among engineering students of all types.

Keywords

Generative Artificial Intelligence, Human-Machine Collaboration, Assignment Design, Engineering Education, Empirical Research

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

生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence, 简称 GAI)的爆发式增长, 正迫使高等工程教育直面教学模式深层变革的挑战。2025 年 5 月, 教育部颁布《中国智慧教育白皮书》, 明确指出中国数字教育正加速迈向智慧教育新阶段, 强调育人重心需从“知识传授”向“能力提升”根本转变[1]。作业是连接教与学的关键纽带, 理应承担起培养学生解决复杂工程问题能力的重任[2]。然而, 审视当前工科课程作业现状, 普遍存在内容脱离工程实际、评价标准僵化、个性化缺失等弊端, 难以支撑学生高阶思维与创新能力的有效训练[3]-[5]。同时, 生成式人工智能时代的到来给传统工科作业设计带来新的挑战。学生出现了对 GAI 的依赖倾向, 他们通过使用其直接生成答案, 减少了对问题独立思考和探究验证的时间, 计算和分析的核心能力被弱化, 学习过程停留于表面, 高阶能力难以被训练和真实评估[6] [7]。

自 2023 年以来, 生成式人工智能(GAI)在教育领域的应用研究快速增长, 学界主要聚焦于教学思维范式更新、智慧教育场景构建及智慧教学模式创新等宏观层面[8]-[10], 为 GAI 重塑高等教育形态提供了理论参照。然而, 深入到具体学科教学微观环节的研究尚显匮乏, 特别是针对高等工程教育课程, 如何利用 GAI 技术解决传统作业设计中“高阶能力培养缺失”与“学生技术依赖”双重困境的实证研究更是鲜有涉猎。鉴于此, 本研究聚焦高等教育阶段工程类课程, 探索应用 GAI 技术赋能作业设计与评价的路径, 构建人机协同作业框架并进行实证检验。

2. 基于生成式人工智能的作业设计框架

2.1. 框架理论逻辑

本研究框架的构建以协同论为核心指导思想, 将教师、学生与生成式人工智能作为三个子系统, 并确立以学生的认知主体性为序参量, AI 技术作为辅助子系统。师生机三者的协同效应旨在打破传统的教

师布置作业，学生完成作业的师生相互独立完成工作的局面，实现教与学效能的整体提升。在此基础上，框架融合了布鲁姆认知目标分类理论、建构主义学习理论及脚手架理论，形成多维度的理论支撑：布鲁姆理论用于规划从低阶记忆到高阶创造的认知进阶路径；建构主义理论强调以学生为中心的知识主动建构过程；脚手架理论则界定了 GAI 的工具属性，即提供暂时性支持，而非直接替代学生思考。此外，形成性评价理论贯穿全过程，为多主体评价机制的建立提供了依据。

2.2. 框架构建路径

本框架从问题识别出发，以知识，能力和素养三阶育人目标为导向构建方案设计和评价反馈路径，见图 1。

在结构设计上，框架构建了宏观，中观和微观的立体架构。宏观层面制定学术伦理与人机协作规范，划定 AI 使用的边界红线；中观层面创设课前、课中、课后学习全流程，搭建包含教师、学生、AI 在内的多主体评价闭环；微观层面则深入具体的学习单元，通过递进式任务体系落实知识建构。

在运行机制上，框架强调师、生、机三方的协同作用。在目标设定环节，教师与 AI 协同诊断学情，制定差异化目标；在内容筛选环节，AI 辅助教师优化资源配置，并根据学生前置测评结果实现智能推送；在任务执行环节，学生借助 AI 提供的脚手架进行交互探究，完成从知识理解到迁移应用的跨越；在评价反馈环节，教师依据 AI 生成的个性化反馈报告，动态调整教学策略，实现教、学、评的闭环。

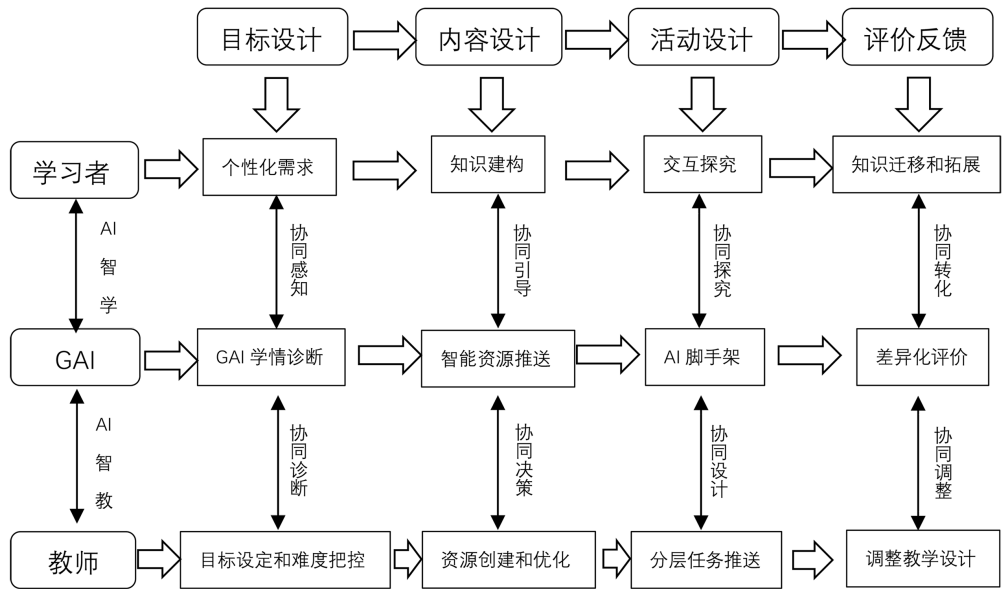


Figure 1. Human-machine collaborative work design framework
图 1. 人机协同作业设计框架

3. GAI 人机协同作业设计实践

3.1. 需求诊断与目标定位

本研究选取建筑环境与能源应用工程专业核心课程《空调工程》中的湿空气焓湿图及其应用为作业设计载体。该部分内容涉及湿空气特征状态参数计算与热湿处理过程设计与分析，是未来学生从事人工环境维护方案设计和系统运行调节实践的理论基础，也是学生普遍反映最难学的部分。传统作业往往难以兼顾计算准确性与方案创新性的双重训练需求。基于此，本设计依据布鲁姆认知目标分类，设定概念

理解、工具应用和方案创造的三级递进目标，旨在通过人机协同，引导学生在理解参数物理意义的基础上，借助 GAI 突破计算瓶颈，将认知重心转移至空气处理方案的优化设计上。

3.2. 作业结构与任务设计

针对工程类课程解决复杂问题的导向，本研究摒弃了单一练习型的作业形态，构建了“知识型 - 能力型 - 创造型”复合作业模式。依据脚手架理论的最近发展区概念，将作业任务设计为阶梯式结构，以提供动态的认知支持。

阶梯式任务中第一阶段任务侧重概念理解和辨析，学习难点在于对湿空气特征状态参数的理解和与基本状态参数间的关系。第二阶段任务为湿空气状态参数计算和焓湿图绘制。该阶段需要学生理解参数计算原理并能借助 AI 工具进行参数计算，理解焓湿图绘制原理并能利用 GAI 绘制焓湿图并标记状态点。第三阶段任务为处理方案设计。学生需要根据处理要求设计处理路径，AI 辅助进行过程焓差和湿差计算。

3.3. 人机协同机制设计

为防止学生陷入技术依赖，本设计确立了 AI 为脚手架、学生为主体的协同原则，并据此制定了精细化的任务分工与人机交互规范，例如，设计明确规定 AI 不得直接给出最终答案，而是扮演苏格拉底式的追问者。这一设计旨在防止学生作为子系统被 AI 主导，确保学生始终处于人机协同系统的支配地位，维持系统的有序演化。

在初级任务(概念理解)中，AI 承担资源脚手架角色，通过提供结构化的提示词模板，为学生生成概念对比、示例和测试题等途径降低学生对湿空气特征状态参数的认知负荷，帮助学生跨越技术门槛，建立初步的交互信心。为实现人机的有效互动，规定一定的交互次数，推动学生实现阶梯递进式的交互。计算与绘图阶段，学生为 AI 提供参数，AI 转为工具脚手架，辅助完成数值验算与底图生成，并在焓湿图上进行标记。学生检验结果并进行修正。在高级任务中(方案设计)，逐步减少提示支持，要求学生自主设计交互策略。这种设计旨在让学生从借助外部支架过渡到独立解决问题，实现认知能力的内化。学生在这一阶段需要自主确定处理路径，并在焓湿图上绘制处理过程。学生和 AI 分别对处理方案进行分析，并对比分析结果，学生基于工程约束进行决策优选。

为确保协同效果，明确界定 AI “禁止直接生成答案”的底线，并要求学生完整记录人机对话日志与反思报告。这一机制将隐性的思维过程显性化，为过程性评价提供了数据支撑。

3.4. 评价量规设计

改变以往单一结果导向的评价方式，构建了涵盖“认知理解度、计算准确度、方案创新度”的多维评价体系。特别增设“人机交互质量”评价维度，见表 1。该量规基于布鲁姆教育目标分类学修订版与深度学习理论构建，采用李克特 5 点计分法，其中，“1 分”代表交互浅层、被动接受；“3 分”代表交互适度、初步融合；“5 分”代表交互深层、批判创新，重点考察学生提问策略的有效性、对 AI 生成结果的批判性修正能力，并对学生在人机协同过程中的行为表现进行水平划分。

Table 1. Framework of dimensions for evaluating the quality of human-machine collaborative interaction
表 1. 人机协同交互质量评价量规维度框架

评价维度	权重(%)	维度内涵	观测点	评价举例
认知理解	20	对 AI 生成知识的深度理解与内化	侧重考察学生对信息的加工深度，而非简单的复制粘贴	例如：能深度内化知识，建立新旧知识关联，并能迁移应用到新情境，得 5 分。

续表

问题解决	20	利用 AI 辅助拆解并解决复杂问题的能力	关注学生是否能利用 AI 进行逻辑推演与方案构建。	例如：提问碎片化，直接索要最终答案，无独立思考过程，仅得 1 分。
元认知反思	20	对 AI 输出内容的批判性评估与修正	考察学生质疑验证、错误修正、自我监控的能力	例如：保持批判性思维，高频验证信息源，主动发现并修正 AI 错误，得 5 分。
提示工程	20	设计结构化提示词引导 AI 生成的能力	关注指令清晰度、情境设定、多轮追问	例如：指令结构化清晰，精准设定角色、背景与约束，高效驾驭 AI，得 5 分。
交互协调	20	调控人机交互节奏与协同效果的能力	关注交互轮次的有效性与话题转换的流畅度	例如：交互轮次混乱或无效轮次多，话题转换生硬，协同效率低，得 1 分。

4. 实证研究与结果分析

4.1. 实验设计

本研究选取本校建筑环境与能源应用工程专业三年级两个平行班级共 62 名学生作为实验对象。采用单组前后测准实验设计，以《空调工程》核心难点“湿空气状态参数计算与空气处理方案设计”为教学载体。实验前，教学团队完成了三项准备工作：一是制定人机协同交互规范，明确 GAI 工具的使用边界与学术伦理红线；二是开发多维评价工具，包括概念理解测试卷、计算准确性评分表、焓湿图规范性量规及反思日志评价框架；三是依托本校智慧教学网络平台和 AI 教学工具箱，为每位学生开通独立账号。平台实时记录并存储学生与 GAI 的每一次交互行为，确保全过程人机交互日志的完整采集。

4.2. 实施过程

第一阶段建立概念。教师布置湿空气基本概念自学任务，学生借助 GAI 进行概念查阅与人机讨论，每人须提交至少 3 轮具有实质内容的问答记录。AI 负责推送学习资源并记录讨论内容。教师通过 AI 日志与反思日志监测概念理解达成情况。

第二阶段训练技能。教师下发计算与绘图任务书。学生自行完成湿空气各状态参数的公式推导，借助 GAI 进行数值验算，确认二者结果一致后方可定值；随后利用 GAI 辅助生成焓湿图底图，学生手动完成各状态点的精准标注。全部演算与核对过程均须记录。

第三阶段综合设计。教师布置综合方案设计任务。学生综合运用前两阶段所学，向 GAI 提出不同处理路径的对比请求，GAI 输出备选方案及优劣分析，学生结合工程约束条件独立做出最优方案选择并撰写说明文档。

4.3. 数据收集与评价指标

本研究从过程与结果两个维度采集数据。过程性数据包括三类：人机对话记录，学习反思日志和课堂观察记录。人机对话记录通过平台后台导出每位学生与 GAI 的完整交互日志，用于分析学生的人机交互深度与提问策略。学习反思日志是学生在每阶段结束后提交的个人反思，重点描述学习困惑、AI 辅助收获及自我评价。课堂观察记录教师观测学生使用 GAI 的方式及遇到的典型困难。结果性数据包括概念理解测试成绩、参数计算、焓湿图图绘制、方案综合设计和学生访谈记录。

针对学习评价，本研究从认知理解能力、问题解决能力、认知反思能力、交互协调能力等五个维度

设计评价指标。以问题解决能力为例,该维度的评价指标包括参数计算,绘图能力和方案设计。针对这三种能力的检验,分别制定了达标基准,对提交的作业报告进行达标率统计和分析,分析结果作为学习情况反馈。

4.4. 结果分析与发现

4.4.1. 认知理解能力

对比前后测数据发现,班级平均成绩由 62.3 分显著提升至 85.6 分。这一结果表明,GAI 作为“脚手架”有效降低了概念理解的认知负荷,特别是在湿空气特征状态参数等抽象概念的学习上,人机交互式探究弥补了传统讲授的不足。

4.4.2. 计算与焓湿图绘制能力

参数计算结果显示(满分 100 分),学生计算准确率均值为 85.5,达到预设的 $\geq 80\%$ 达标基准,达标率为 79% (49/62 人),显示大部分学生掌握了核心算法。焓湿图绘制(满分 5 分)中,学生在“图名完整性”与“坐标轴规范性”上得分较高,但在“状态点精准标注”上均值偏低($M=3.56$),反映出部分学生过度依赖 AI 生成图像,忽视了手工标定过程的细节把控。

4.4.3. 方案综合设计与优化能力

方案设计采用教师与 AI 双评分,两者评分之间具有良好的一致性,说明 AI 评分结果具有较高可靠性。学生方案设计中完整性维度得分最高,创新性维度较低,反映出学生容易适应简单且程序性的工作,而需要高阶思维的方案创新方面显得力不从心。通过访谈发现,部分得分不高的学生表示自己懒于思考,更多地依赖人工智能帮助。学习体验量表统计结果显示,学生总体对本次人机协同教学实验持积极态度。

4.4.4. 交互模式呈现分层特征

本研究利用 SPSS 软件对 62 名学生的交互日志数据进行 K-Means 聚类分析。以标准化后的提问深度、交互轮次和验证频率为聚类变量,设定聚类数 $K=3$ 。依据交互行为数据的分布特征,采用“阈值分类法”对样本进行划分:将验证频率 ≥ 3 次的学生定义为“验证反思型”;将交互轮次 ≤ 6 次且验证频率为 0 的学生定义为“简单查询型”;其余学生定义为“解释理解型”。聚类结果显示,各类别在三个变量上均存在显著差异($p < 0.001$)。三种典型交互模式中,简单查询型(占比 38.7%)类学生在提问深度、交互轮次和验证频率上 Z 分数分别为 -0.85, -0.60, -0.45,表现为提问浅、交互少、几乎不验证,直接要答案的低认知投入的行为特征。解释理解型(占比 41.9%)类学生交互轮次较高($Z=0.50$),倾向于通过多轮对话理解概念,但验证频率较低($Z=-0.10$),缺乏对 AI 生成内容的批判性思考。验证反思型(占比 19.4%)类学生在所有维度上均表现优异,尤其是验证频率显著突出($Z=2.10$),体现出在人机协同过程中高阶思维的特征。

4.4.5. 交互模式与协同能力的相关性

为进一步探究不同交互模式与学生能力发展之间的内在联系,研究采用皮尔逊相关分析法进行检验。将“交互模式”作为有序自变量,按交互深度分别赋值为 1 (简单查询型)、2 (解释理解型)、3 (验证反思型);五种能力得分作为连续因变量。设定检验水准 $\alpha=0.05$,采用双尾检验, $n=62$ 。交互模式与相关性分析结果详见表 2。

分析结果显示,交互模式与五种关键能力均呈现显著正相关($p < 0.001$),其中元认知反思能力($r=0.943$)显示出极强正相关。验证反思型学生在元认知反思与问题解决维度上表现最优。该类学生人机交互中展现了高水平的自组织特征。通过质疑、修正等反馈行为,学生与 AI 之间形成了良性的反馈循环,涌现出新的认知结构。当高阶任务中撤去了直接的答案支架,学生被迫调动元认知策略进行自我监控。

这种高协同效应和撤去脚手架的设计解释了该组学生在元认知反思能力上的卓越表现。

Table 2. Interaction patterns and correlation analysis results
表 2. 交互模式与相关性分析结果

能力维度	简单查询型 (n = 24)	解释理解型 (n = 26)	验证反思型 (n = 12)	皮尔逊相关系数 (r)	显著性 (p)
元认知反思能力	2.80 ± 0.08	3.80 ± 0.08	4.90 ± 0.08	0.943	<0.001
问题解决能力	3.00 ± 0.10	3.90 ± 0.08	4.70 ± 0.08	0.929	<0.001
提示工程能力	2.70 ± 0.08	4.30 ± 0.08	4.70 ± 0.08	0.892	<0.001
交互协调能力	3.20 ± 0.10	4.00 ± 0.08	4.50 ± 0.08	0.864	<0.001
认知理解能力	3.50 ± 0.08	4.20 ± 0.08	4.80 ± 0.08	0.848	<0.001

简单查询型学生的人机交互呈现“线性输入 - 输出”特征，学生作为子系统处于被动地位，未能激发系统的自组织功能，导致交互停留在浅层信息获取，脚手架作用失效。这类学生的各项协同能力普遍偏低，尤其是元认知反思能力和提示工程能力，反映出其与 AI 互动时缺乏深度加工和策略性表达的意识。这类学生极易过度依赖人工智能，其在人机协同中的获益程度远低于高水平学生，呈现出高阶能力退化现象。

5. 结论与建议

本研究针对高等工程教育中作业设计面临的痛点，构建了基于生成式人工智能的人机协同作业设计框架，并以《空调工程》课程为例进行了实证检验。该模式能显著提升学生解决复杂工程问题的能力，但也暴露出技术依赖与能力分层加剧的风险。针对研究发现的“两极分化”现象，建议在人机协同作业设计中实施“分层引导”策略。未来的教学实践应进一步聚焦于人机交互策略的优化与元认知监控，在利用 AI 赋能思维训练的同时坚守工程技能底线，以此推动工程教育向能力本位的深层转型。

基金项目

2024 年陕西省一流课程建设项目；2025 年西安工程大学“AI 智慧课程”项目。

参考文献

[1] 中华人民共和国教育部. 中国智慧教育白皮书[M]. 北京: 人民出版社, 2025.

[2] 《中国智慧教育白皮书》发布[EB/OL]. http://www.moe.gov.cn/jyb_xwfb/xw_zt/moe_357/2025/2025_zt06/dongtai/202505/t20250517_1190910.html, 2026-07-03.

[3] 董毓. 人工智能时代更加需要批判性思维[J]. 教育家, 2025(18): 1.

[4] Nicola, W. (2023) ChatGPT Could Kill off Homework Essays. *Times*, p. 1.

[5] 邱子峻, 谭金海, 张子萱, 巩元勇. ChatGPT 对大学生学习方式的影响[J]. 教育进展, 2024, 14(12): 591-597.

[6] 李孟璠. AI 使用方式对大学生批判性思维的影响及群体差异研究[J]. 新闻传播科学, 2026, 14(1): 19-32.

[7] 韩媛媛. 生成式人工智能背景下大学生批判性思维培养: 价值、挑战与策略[J]. 高等继续教育学报, 2025, 38(3): 29-38.

[8] 杨宗凯, 王俊, 吴砥, 等. ChatGPT/生成式人工智能对教育的影响探析及应对策略[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2023, 41(7): 26-35.

[9] 蔡慧英, 董海霞, 陈旭, 等. 如何建设未来学校: 基于智能教育治理场景的前瞻与审思[J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2022, 40(9): 45-54.

[10] 沈丽燕, 李萌, 张紫徽, 等. 基于 AI 技术的高校智慧教学生态体系的构建与应用——以浙江大学为例[J]. 现代教育技术, 2022, 32(12): 85-92.