

# 基于 AI Agent 的职业教育平面设计课程教学实证研究

周珏灵<sup>1</sup>, 熊子健<sup>2</sup>

(1. 四川理工技师学院 信息工程系; 2. 四川理工技师学院 信息服务处, 四川 成都 611130)

**摘要:** 在生成式人工智能快速发展的背景下, 职业教育设计类课程教学过程中存在学生“技能强、设计思维弱”的困境。针对现有 AI 辅助教学多集中于结果生成或后期评价、缺乏对创作前期认知过程精准支持的问题, 本文基于 Coze 平台构建了一种面向创作前期认知诊断的 AI Agent 助教, 并开展为期三周的准实验研究, 考察 AI Agent 介入对学生综合设计表现、设计能力感知与学习投入度的影响。通过混合研究方法, 结合访谈、问卷与教学实验, 对 AI 助教的教学效果与学生技术接受机制进行实证分析。结果表明, 实验组学生期末综合设计成绩显著高于对照组 ( $t(64)=8.54, p<0.001, \text{Cohen's } d\approx 2.13$ ), AI 助教在显著提升学生设计能力、学习成绩与学习投入度的同时, 具有良好的感知有用性与情感赋能价值。

**关键词:** Gen AI; AI Agent; 职业教育; 平面设计教学; 创作前期认知诊断; 人机协同

---

<sup>1</sup> 周珏灵, (1998), 女, 汉族, 四川成都人, 四川理工技师学院, 教师, 主要研究方向为媒体实践等

<sup>2</sup> 熊子健, (1998), 男, 汉族, 湖北天门人, 四川理工技师学院, 教师, 主要研究方向计算机视觉。

课题: AI 智能体赋能中职工学一体化软件操作课程的精准教学机制及实践—以四川理工技师学院为例  
联系地址、手机号、邮箱: 四川省成都市温江区南熏大道四段 355 号、17828042217、z1641442138@163.com

## 前言

随着人工智能技术的快速发展，生成式人工智能（Generative Artificial Intelligence, GenAI）正逐步从通用信息工具演变为深度嵌入教学过程的智能教学支撑系统。《教育强国建设规划纲要（2024—2035）》明确提出，要促进人工智能助力教育变革，推动线上线下融合的个性化教学模式。同时，《关于加快推进教育数字化的意见》提到，要全面推进教育过程的智能化，重点推动人工智能技术深度融入教学、管理、评价全流程，并探索“智能学伴”、“数字教师”等人机协同的新教学模式。

平面设计类课程是职业院校设计与数字媒体类专业的核心课程，其教学目标不仅在于提升学生对设计软件的操作熟练度，更强调设计思维、风格认知与理论理解的综合培养，为职业做准备。然而，在长期的教学实践中，职业院校平面设计教学普遍面临“学生操作能力较强但设计认知薄弱”“作品模仿制作能力强而原创性不足”“学生设计学理论知识薄弱难迁移个人创作中”等问题。职业院校的学生虽然能够完成软件层面的操作任务，却往往缺乏对设计学基础知识、设计风格、构图原则和视觉逻辑的系统理解，导致作品停留在表层模仿阶段，难以形成稳定的设计判断能力。

基于此，本研究以职业院校平面设计类课程为研究情境，依托 Coze 平台构建 AI Agent 助教，创新人机协同新教学模式，引入技术接受模型（Technology Acceptance Model），通过定性与定量相结合的研究方法，分析学生对 AI 智能体辅助教学的认知、态度与使用意愿，探讨其在设计学习过程中的教学价值与作用机制。因此，本研究试图回答以下问题：

Q1: AI Agent 助教如何设计能应用于职业教育平面设计课程的创作前期学习过程？

Q2: 基于 AI Agent 的人机协同教学模式，是否与学生设计能力提升及学习成绩的显著改善存在关联？

Q3: 学生对 AI Agent 助教的使用体验（感知有用性、感知易用性与认知信任）在多大程度上能够预测其设计能力的提升？

# 1 文献综述

## 1.1 人机协同的教育理论基础

当前研究普遍认为,教育是 GenAI 大模型应用的关键领域之一,重构传统“单向传递式”的教学模式,向“人机协同共创”的学习模式转变,这一趋势已成为教育创新的重要方向之一<sup>[11]</sup>。人机协同教育强调人与智能体之间的互补性关系,即利用智能体精准分析学习者行为与表现,从而在认知结构与元认知过程中提供个性化引导和即时反馈,促进学习者建构更高层次的知识体系和技能输出模型<sup>[9][11]</sup>。

## 1.2 技术接受模型 (Technology Acceptance Model) 在 AI 赋能教育研究中的应用

技术接受模型 (TAM) 是研究用户接受新技术的经典理论模型,在 AI 及 GenAI 教育应用的研究中频繁被用来探讨学习者/教师的认知、态度及使用意愿。TAM 最核心的两个构念——感知有用性 (PU) 和感知易用性 (PEU) ——被证明是预测用户采纳新技术的关键因素。

例如,在一项以生成式 AI 技术为研究对象的教育场景中,研究表明教师对于 GenAI 技术的感知有用性显著正向影响其使用意图,感知易用性同样作为重要影响因素,但程度不及有用性强烈<sup>[1]</sup>。另一项研究也显示,教育者对 GenAI 工具的接受度与其对工具的实际感知有直接关联,尤其是对教学效率提升、学习支持能力的认知体验<sup>[5]</sup>。另外,扩展 TAM 模型的实证研究指出,除 PU 与 PEU 外,自我效能、AI 素养等因素也在预测行为意图中发挥显著作用,提示在设计 AI 助教教学系统时需考虑多维影响变量<sup>[7]</sup>。

在受教育者方面,TAM 同样被用于解释学习者对生成式 AI 工具的采纳行为。一项针对大学生的研究发现,学生对生成式 AI 的感知有用性与行为意图显著正相关,但在某些场景下感知易用性对有用性的影响可能出现负相关,这一结果表明学习者可能更关注 AI 工具能否真正提升学习成果而非纯粹易用性<sup>[6]</sup>。这些研究共同证明,TAM 作为理论框架,在 AI 辅助教育模式研究中具有良好的解释力

与实证支持。

### 1.3 生成式 AI 在设计类与创意教学中的实践与作用机制

Gen AI 在创意类教育，尤其是设计教育中的应用正逐步受到关注。已有研究探讨了 GenAI 在创意设计课程中如何辅助学生提升创造力与想象力。不同于传统单一教学，这些研究强调 AI 作为“合作伙伴”参与设计思维过程，例如通过文本/图像生成工具帮助学生生成丰富的创意样例，从而刺激学生的灵感产生和思维扩散<sup>[2][4]</sup>。另一方面，对于设计类学生的态度研究发现，学生普遍认为 GenAI 将改变未来设计实践格局，并愿意学习如何合理运用它，但也存在对 AI 替代设计师角色的伦理焦虑和技能边界担忧<sup>[3]</sup>，这提示在职业教育中引入 AI 应兼顾技术训练与职业素养培养学习与技术。

综上，现有研究虽验证了生成式 AI 在设计教学中的辅助价值<sup>[13][10][8]</sup>，但多停留在结果生成或创意激发层面，缺乏针对职业院校学生特点的面向学习过程，尤其是创作前期认知诊断的系统设计，亦较少从技术接受视角分析学生对 AI 助教的持续使用机制。因此，有必要构建面向创作前期认知支持的 AI Agent 教学模式，并通过实证研究验证其教学效果与接受路径。

## 2 AI Agent 驱动的设计辅助系统构建

本研究基于 Coze 平台构建了完整的 Workflow 流程结构（工作流），实现多通道输入、向量检索、诊断计算与反馈生成的自动化串联。Workflow 结构以节点为单元执行任务，具备可视化、可追踪与可复用等优势，适合课堂中实时调用与大规模部署。

整个 Workflow 由四类核心节点构成。输入节点接收三类多模态输入：文本描述、草图图片、初稿图片。系统通过条件分支判断输入类型并调用对应的编码器节点。特征抽取节点是通过 Coze 内置的图像编码工具（兼容 CLIP 图像塔）与文本编码器（兼容 CLIP 文本塔）生成特征向量；MobileNet 分支通过自定义工具节点获取补充细节特征。所有特征在节点内被标准化并传递至双通道诊断节点。双通道诊断节点是 Workflow 中依次执行两条分支，风格诊断分支调用向量检索节点，使用 Coze 平台的向量库进行类 FAISS 的 ANN 检索，返回风格相

似度与最近邻案例。理论诊断分支调用计算节点，依据图像特征计算视觉指标、版式几何指标并生成理论弱项标签。两条分支的输出在合并节点中构成融合向量。

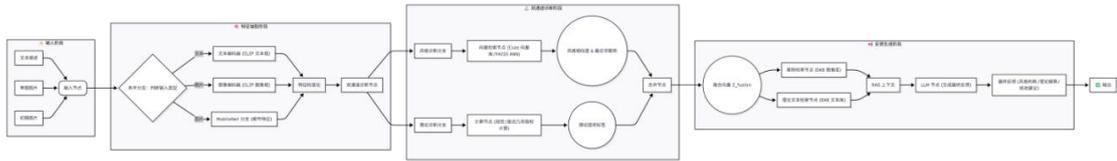


图 1 搭建思路

整体 Workflow 实现了“输入 → 特征 → 诊断 → 检索 → 生成 → 输出”的流水化结构，使系统能够在短时间内完成一次完整的 AI 助教分析，为学生提供实时、可解释、可操作的设计指导，真正实现职业院校设计课程中的人机融合教学模式。

## 2.1 多通道输入

本研究针对职业院校图像设计课程中“学生能操作但不会设计，存在认知不足”“学生需求文本表述存在困难”的典型痛点，构建了一个多通道输入的 AI 智能体系统。系统支持三类输入：

- (1) 文本意图输入（Text Prompt），学生以一句话或关键词表达初步创意；
- (2) 草图输入（Sketch Input），学生提供简笔草图、版式框架或构图草稿；
- (3) 初稿图像输入（Draft Image），学生提供使用软件制作的半成品海报或构图页面。

三类输入均在系统中被统一映射到多模态特征空间。文本采用 Coze 内置的文本编码器（兼容 CLIP 文本塔）得到语义向量；草图与初稿图像通过图像编码器（CLIP 图像塔 + MobileNet 结构）生成视觉向量。所有输入特征被标准化到同一维度，使后续的双通道诊断（风格诊断与理论诊断）可以在共享的特征空间中进行比对、检索与推断。

为了解决职业院校学生“缺乏风格判断能力”“理论理解薄弱”“无法自主创作”等核心问题，本研究在特征抽取层之后设计了一个，双通道诊断模块，分别从风格相似度（通道 A）与设计理论结构（通道 B）两个维度对学生作品进行分析。通道 A 为风格诊断输入特征，通过 Coze 平台内置向量库进行类

FAISS 结构的 ANN 检索，在设计风格库中快速找到最近邻风格样本。该通道输出风格相似度向量、最近邻案例、风格中心向量差异、风格偏差投影（PCA 方向）。通道 A 面向“学生不知道作品属于什么风格”“学生不知道自己的想法适合什么设计风格”“学生风格认知不清”的痛点。通道 B 为理论诊断图像特征，进入理论指标分析模块，计算学生作品在构图重心、留白比例、色彩对比度、网格偏差、对齐偏差、层级深度等方面的量化结果，并与理论阈值库进行对照。该通道输出视觉指标向量、版式几何指标、理论弱项标签。通道 B 面向“学生缺理论、不懂设计原则、不知道哪里做错了”的痛点。两个通道双线并行、互为补充，共同构成系统对学生初稿的全方位理解。

## 2.2 辅助教学智能体的部署与关键输出

本节详细描述 AI Agent 助教部署情况，以及学生在使用智能体辅助下产生的具有代表性的成果，作为实验结果（第 5 章）的定性支撑。

表 1 关键输出

| 步骤     | 诊断模块触发          | AI 助教的输出   | 教学价值 / 解决问题                       |
|--------|-----------------|--|-----------------------------------|
| 初稿阶段   | 双通道诊断 (A/B)     | 风格潜力诊断 (A)：初稿风格判定为“平庸/通用模板”，但检测到色彩饱和度，建议探索“波普艺术”或“未来主义”风格。<br>理论弱点评分卡 (B)：“版式均衡性：差”，推送《黄金分割在招贴设计中的应用》理论。 | 激发创作思路，避免了“只会模仿”；<br>减少教师重复性理论纠错。 |
| 概念完善阶段 | 对话式助教 (LLM/RAG) | 学生提问：“我不知道什么是波普艺术？”<br>智能体回答 (RAG)：检索并展示 20 世纪 60 年代严肃主题的波普作品案例 (Context)，并解释其如何通过“重复”和“对比色”表达批判，而非娱乐。   | 扩展风格认知，展示了风格的多面性，避免了学生对流派的刻板印象。   |
| 终稿阶段   | 最终审核 (A/B)      | 理论纠正：识别出字体使用了与主题不符的圆润宋体。<br>智能体反馈：“您的主题是公益环保，圆润字体情感对比度不足。建议参考无衬线字体在环保招贴中的权威性运用。”                         | 确保作品在理论规范性上得到最终校验。                |

该界面清晰地展示了 AI Agent 的集成度及调试详情，对话式助教的交互窗口。这种设计旨在引导学生将诊断报告与理论学习相结合，实现人机协同学习。平均问题反映时间为 1-5 秒。



图 2 AI Agent 助教预览及调试详情

上述设计服务于本研究所关注的创作前期认知诊断与教学反馈机制，其教育价值将在研究设计与结果中通过学习成效与技术接受路径加以验证。

### 3 研究设计与结果

研究方法采用定量研究与定性研究相结合的混合研究方法，在真实教学情境中系统考察 AI 助教对职业院校平面设计类课程教学的影响效果。研究遵循“质性解释作用机制—量化评估教学成效—交叉验证研究结论”的设计思路。

本研究采用准实验设计，以五年制中职院校高级多媒体专业三年级两个班级学生为研究对象。其中一个班级作为实验组（n=34），在常规教学基础上引入 AI Agent 助教，主要承担“设计思路启发—风格案例匹配—过程性反馈—结果评价建议”等功能；另一个班级作为对照组（n=32），采用传统“教师示范 + 学生练习 + 结果讲评”教师指导方式。两组在授课教师、教学内容、课时安排与考核标准等方面保持一致。由于教学组织限制，研究对象未进行完全随机分配，因此研究结论主要反映 AI Agent 介入与学习结果之间的关联关系。在实验开始前，对两组学生的软件技能基础、自我效能感等变量进行同质性检验，以确保两组学生在实验起点上不存在显著差异。

两组学生在“原有软件基础”（ $p=0.667>0.05$ ）“自我效能感”（ $p=0.724>0.05$ ）和“性别”（ $p=0.901>0.05$ ）等控制变量上均无统计学差异。这表明实验组和对照组具备可比性，排除了初始个体差异对实验结果的干扰。

表 2 实验组与对照组前测控制变量同质性检验

| 变量          | 组别  | 人数 (N) | 均 值<br>(Mean) | 标准差 (SD) | t 值    | Sig. (双尾) |
|-------------|-----|--------|---------------|----------|--------|-----------|
| 原有软件基础      | 对照组 | 32     | 4.45          | 0.58     | 0.432  | 0.667     |
|             | 实验组 | 34     | 4.49          | 0.55     |        |           |
| 自我效能感水平     | 对照组 | 32     | 3.75          | 0.69     | -0.354 | 0.724     |
|             | 实验组 | 34     | 3.80          | 0.65     |        |           |
| 性别 (Male=1) | 对照组 | 32     | 0.48          | 0.50     | 0.125  | 0.901     |
|             | 实验组 | 34     | 0.47          | 0.50     |        |           |

实验周期为 3 周，课时为每周 12 课时，每课时 40 分钟，学生完成海报设计，期末作业规定方向为环保主题。

### 3.1 定性研究

为深入挖掘职业教育学生在平面设计课程中使用 AI 智能体的真实体验与深层需求，构建符合教学情境的技术接受模型，本节首先采用质性研究方法。通过半结构化访谈收集数据，对访谈资料进行编码分析，提炼出影响 AI 助教使用意愿与学习效果的关键变量。

#### 1. 感知因素提取

本研究选取参与实验课程的学生作为访谈对象。为保证样本的代表性，采用目的性抽样策略，选取了不同学习基础（高、中、低）及不同性别比例的学生共 12 名，以及 2 名授课教师。访谈围绕“AI 智能体在设计流程中的具体作用”“使用过程中的交互体验”以及“情感与信任变化”三个维度展开。访谈时间控制在 20-30 分钟，所有录音均转录为文本，共计约 3.5 万字。

本研究参考 Strauss 和 Corbin 的扎根理论编码程序，对原始访谈资料进行开放式编码。首先对访谈记录进行逐句分析，贴上概念标签；随后将相关的概念归纳为副范畴，最终提炼出感知有用性、感知易用性、认知信任、情感赋能等核心范畴。

表 3 半结构化访谈内容提炼与概念范畴

| 访谈对象 | 典型访谈描述   | 初始概念      | 核心范畴（潜变量）                        |
|------|--|-----------|----------------------------------|
| S03  | “以前做设计总是脑子一片空白，现在输入关键词，AI 就能给我推荐好多不同风格的案例，还能解释为什么这么设计和适合我的设计风格，让我思路一下打开了。” | 启发创意、风格解析 | 感知有用性 (PU)<br>(对应定量结果：设计能力提升)    |
| S07  | “它给出的修改建议特别具体，比如‘色彩对比度不够’或者‘字体间距太密’，照着改完确实好看很多，比自己瞎琢磨强。”                   | 解决痛点、提升质量 | 感知有用性 (PU)                       |
| S11  | “不用学复杂的指令，直接把我的草图拍照传上去，或者用大白话问它，它都能看懂并给出反馈，用起来很顺手。”                        | 交互自然、操作便捷 | 感知易用性 (PEOU)                     |
| S02  | “整个界面就在 Coze 的一个窗口里，就是一个对话框直接问，直接出图，不用在好几个软件之间切来切去，反应也很快。”                 | 流程简化、响应及时 | 感知易用性 (PEOU)                     |
| T01  | “学生以前很怕问我太基础的问题，怕挨骂。但在 AI 面前他们很放松，敢反复提交初稿去试错，因为它不会发脾气。”                    | 降低焦虑、心理安全 | 情感赋能 (Affect)<br>(对应定量结果：情感投入提升) |
| S09  | “看到 AI 给我的评分一次比一次高，而且能说出我哪里进步了，感觉很有成就感，就愿意花更多时间去完善作品。”                     | 获得鼓励、增强自信 | 情感赋能 (Affect)                    |
| S05  | “一开始我也有点怀疑，但后来发现它引用的那些设计理论都是对的，而且生成的案例也都很专业，我就很信它的判断了。”                    | 专业准确、理论可信 | 认知信任 (Trust)                     |

## 2. 研究假设

### 感知有用性与学习成绩、设计能力提升

在访谈中，多名学生提到 AI 智能体的“风格诊断”与“理论修正”功能直接解决了创作中的痛点，认为 AI 助教能直接帮助成绩提升。这种对工具“有用”的认知，是学生将技术转化为实际能力提升的前提。

H1: AI 智能体辅助教学能显著提高学生的学习成绩。

H2: AI 智能体辅助教学能显著提高学生的设计能力，包括设计构思完整性、视觉表达合理、风格一致性、创新性。

### 情感赋能与学习投入度

质性发现表明，AI 的“非评判性”反馈有效降低了设计焦虑，学生用“敢于试错”“获得鼓励”来描述这一过程。这种积极的情感体验被认为是促使学生增加练习时长和深度的重要心理机制。

H3: AI 智能体辅助教学的情感赋能正向影响学生的学习投入度，包括行为投入与认知投入。

认知信任的中介作用

访谈显示，学生从“怀疑”到“依赖”的转变，取决于 AI 诊断结果的准确性。当学生建立起对 AI 理论知识的认知信任后，更倾向于采纳其建议并投入更多精力。

## 3.2 定量研究

### 3.2.1 变量设定

自变量：

AI Agent 辅助教学介入（是否使用，虚拟变量：实验组=1，对照组=0）。

因变量：

学习成绩（ $Y_1$ ）：以课程期末综合设计作品评分表示，满分 100 分，由 3 名专业教师采用统一量表独立评分，取平均值。

设计能力提升（ $Y_2$ ）：通过“设计构思完整性、视觉表达合理性、风格一致性、创新性”4 个维度构成量表，Likert 5 点计分。

学习投入度（ $Y_3$ ）：从行为投入、情感投入与认知投入 3 个方面测量。

针对期末环保主题海报设计作品，本研究通过 3 名专业教师采用统一量表进行独立评分。为最大限度降低教师期望效应（Teacher Expectancy Effect）对实验结果的干扰，本研究期末作品评价严格执行双盲评分流程。首先，对实验组与对照组海报作品进行编号脱敏处理，去除任何能够识别学生身份及分组信息的标识。其次，聘请 3 位未参与本课程教学、且对实验设计不知情的专业教师组成评审组。评审组依据统一样标，在互不干扰的情况下独立打分，最终取 3 位教师评分的平均值作为该生的最终成绩，从而确保了评价结果的客观性与公正性。实验过程中，AI Agent 以‘嵌入式助教’身份辅助学生学习，与学生日常操作习惯保持一致，最大限度减少了因实验环境干扰而产生的心理偏向。

同时，为减少主观偏差，对设计能力提升（ $Y_2$ ）中的“创新性”这一维度进行了如下操作化定义。

表 4 “创新性”维度操作化定义

| 分值 | 评价等级 | 创新性操作化描述（以期末作业环保主题为例） |
|----|------|-----------------------|
|----|------|-----------------------|

| 分值    | 评价等级 | 创新性操作化描述（以期末作业环保主题为例）                                    |
|-------|------|--|
| 1-2 分 | 缺乏创新 | 视觉元素完全套用互联网素材，如直接使用常见的“地球+绿叶”组合，缺乏自主设计痕迹。                |
| 3 分   | 基本达标 | 能对素材进行二次创作，风格呈现出一定的统一性，但设计隐喻较为常规，未脱离大众化设计套路。             |
| 4-5 分 | 极具创新 | 视觉语言独特：能通过原创图形（如提取特征后的风格迁移）表达深刻的环保隐喻，且在风格一致性与技术应用上有显著突破。 |

控制变量：

学生性别、原有软件基础、自我效能感水平。

在正式调研前，本研究对问卷量表进行了严格的信效度检验。结果显示，主要变量的 Cronbach's  $\alpha$  系数介于 0.786 至 0.842 之间，表明量表具有良好的内部一致性。同时，验证性因子分析（CFA）结果显示，各维度的组合信度（CR）均保持在 0.79 以上，平均方差提取值（AVE）也均达到了 0.50 的统计标准。

表 5 信度与效度分析

| 潜变量            | 测量维度               | 题目数量 | Cronbach's $\alpha$ | CR    | AVE   |
|----------------|--------------------|------|---------------------|-------|-------|
| 设计能力 ( $V_2$ ) | 设计构思、视觉表达、风格一致、创新性 | 12   | 0.842               | 0.851 | 0.564 |
| 学习投入 ( $V_3$ ) | 行为投入、情感投入、认知投入     | 9    | 0.815               | 0.824 | 0.537 |
| 技术接受度          | 感知有用性、易用性、信任、情感赋能  | 12   | 0.786               | 0.795 | 0.512 |

### 3.2.2 学生专业技能与设计能力调查问卷（实验前）

在实验前，为全面了解研究对象的专业基础情况，本研究在实验前通过问卷星调查问卷对学生的专业技能水平进行测量。问卷围绕“软件操作基础”和“设计创作能力”两个维度设置题项。本问卷采用 5 点 Likert 量表计分（1 = 非常不符合，2 = 不符合，3 = 一般，4 = 符合，5 = 非常符合），用于了解学生在实验前的专业技能与设计创作能力基础。

表 6 学生专业技能与设计能力调查问卷结构表

| 一级维度   | 二级指标     | 题号    | 题项内容  |
|--------|----------|-------|---|
| 软件操作基础 | PS 工具熟练度 | TS1-1 | 我能够熟练使用 Photoshop 中的常用工具（如选区、图层、蒙版等）完成设计任务。 |
|        |          | TS1-2 | 面对较为复杂的图像编辑需求，我能够独立选择合适的 PS 工具进行处理。         |
|        |          | TS1-3 | 在软件操作过程中，我很少因工具使用问题而中断或放慢创作进度。              |
|        | 模仿制作能力   | TS2-1 | 在有参考案例的情况下，我能够较为准确地复刻其整体视觉效果。               |
|        |          | TS2-2 | 我能够分析参考作品的版式结构，并在自己的作品中进行还原。                |
|        |          | TS2-3 | 即使参考作品较为复杂，我也有信心完成制作。                       |
| 设计创作能力 | 原创设计构思   | CD1-1 | 在没有明确示例的情况下，我能够较快形成自己的设计构思。                 |
|        |          | CD1-2 | 我在设计前通常能清楚地想象出作品的大致视觉效果。                    |
|        |          | CD1-3 | 即使没有参考作品，我也愿意尝试进行原创设计。                      |
|        | 风格独立选型   | CD2-1 | 我能够根据设计主题主动选择合适的设计风格并了解设计风格。                |
|        |          | CD2-2 | 在多种设计风格中，我能判断哪一种更符合设计任务要求。                  |
|        |          | CD2-3 | 我在设计中会有意识地保持风格上的一致性，而非随意组合元素。               |

结果显示，在“专业技能自评”维度中，研究对象整体具备较为扎实的软件操作基础。其中，“PS 工具熟练度”和“模仿制作能力”两项指标的平均分分别达到 4.62 和 4.58，标准差均为 0.65，表明样本学生在 Photoshop 工具使用与示例作品复刻方面水平较为集中，能够胜任复杂图像编辑与规范化设计任务。

然而，在体现设计能力的“原创设计构思”和“风格独立选型”指标上，学生的初始得分明显偏低，均值分别为 2.74 和 2.65，且离散程度相对较高。该结果反映出研究对象在脱离既有范例进行独立设计时，普遍存在构思困难与风格判断模糊的问题，呈现出典型的“技强设计思维弱”特征。

表 7 研究对象专业技能特征描述统计表（N = 66）

| 维度     | 指标       | 均值 (M) | 标准差 (SD) | 说明                       |
|--------|----------|--------|----------|--------------------------|
| 软件操作基础 | PS 工具熟练度 | 4.62   | 0.65     | 学生普遍能够熟练掌握常用与进阶工具        |
|        | 模仿制作能力   | 4.58   | 0.65     | 能够依据示例完成高还原度作品           |
| 设计创作能力 | 原创设计构思   | 2.74   | 0.81     | 独立构思能力整体偏弱               |
|        | 风格独立选型   | 2.65   | 0.79     | 对设计风格缺乏清晰判断依据, 对设计风格认知不足 |

### 3.2.3 定量研究结果

本实验通过问卷星共发放问卷 66 份, 回收有效问卷 66 份 (有效率 100%)。实验班共计 34 份, 对照班共计 32 份。

#### (1) 独立样本 t 检验

本研究对学生在学习成绩 ( $Y_1$ )、设计能力提升 ( $Y_2$ ) 和学习投入度 ( $Y_3$ ) 上的表现进行了组间对比。

在学习成绩 ( $Y_1$ ) 方面, 学习成绩以期末综合设计作品评分表示, 满分 100 分。独立样本 t 检验结果显示, 实验组学生期末综合设计成绩 ( $M=86.80$ ,  $SD=5.50$ ) 显著高于对照组 ( $M=73.15$ ,  $SD=6.25$ ), 组间差异达到显著水平, t 值达到  $-8.541$ ,  $p<0.001$ , 表明差异具有统计显著性。高达 2.13 的 Cohen's d 效应量显示, AI 教学模式对提升学生综合设计成绩具有现实意义。

表 8 实验后两组学生学习成绩 ( $Y_1$ ) 独立样本 t 检验

| 组别  | 人数 (N) | 均值 (Mean) | 标准差 (SD) | t 值    | 自由度 (df) | Sig. (双尾) | 效应量 (Cohen's d) |
|-----|--------|-----------|----------|--------|----------|-----------|-----------------|
| 对照组 | 32     | 73.15     | 6.25     | -8.541 | 64       | 0.000     | 2.13            |
| 实验组 | 34     | 86.80     | 5.50     |        |          |           |                 |

在设计能力提升 ( $Y_2$ ) 和学习投入度 ( $Y_3$ ) 多维度对比后, 发现采用 AI 辅助教学的学生创意短板可能被补齐。如表 5 所示, 在“风格一致性”和“创新性”维度上, 传统教学下的学生得分仍偏低, 实验组的均分均在 4.25 以上显著高于对照组均在 3.0 以下, 差异性均达到  $p<0.001$  呈现较高的显著水平。“视觉表达合理性”的差异性水平为  $p=0.028$ , 属于  $p<0.05$  的显著水平。这表明 AI 辅助对学生的视觉表达合理性也有一定的促进作用, 但不如对创意和风格维度提升的幅度那样大。在学习投入度的所有三个维度上, 实验组均显著优于对照组

( $p < 0.001$ )。其中，“情感投入”的差异最为突出 ( $t = -7.512$ )。这说明 AI 提供的即时反馈，可能激发了学生参与学习的积极情绪，是教学效果改善的重要心理基础。

**表 9 实验后两组学生设计能力提升 ( $Y_2$ ) 和学习投入度 ( $Y_3$ ) 独立样本 t 检验**

| 变量类别            | 测量维度    | 对照组 (M±SD)  | 实验组 (M±SD)  | t 值    | Sig.  | 结果判定 |
|-----------------|---------|-------------|-------------|--------|-------|------|
| 设计能力 ( $Y_2$ )  | 设计构思完整性 | 3.20 ± 0.70 | 4.30 ± 0.65 | -6.852 | 0.000 | 显著提升 |
|                 | 视觉表达合理性 | 3.90 ± 0.60 | 4.20 ± 0.55 | -2.254 | 0.028 | 显著提升 |
|                 | 风格一致性   | 2.95 ± 0.85 | 4.25 ± 0.70 | -6.988 | 0.000 | 显著提升 |
|                 | 创新性     | 2.80 ± 0.80 | 4.40 ± 0.60 | -8.541 | 0.000 | 显著提升 |
| 学习投入度 ( $Y_3$ ) | 行为投入    | 3.50 ± 0.72 | 4.10 ± 0.55 | -3.850 | 0.000 | 显著提升 |
|                 | 情感投入    | 3.30 ± 0.80 | 4.50 ± 0.45 | -7.512 | 0.000 | 显著提升 |
|                 | 认知投入    | 3.40 ± 0.70 | 4.15 ± 0.60 | -4.896 | 0.000 | 显著提升 |

## (2) AI 介入对学习成绩的层级回归分析

为排除控制变量的干扰，验证实验分组 (AI 介入) 对学习成绩 ( $Y_1$ ) 的独立贡献，采用层级回归分析。模型 1 为控制变量，包含性别、原有软件基础、自我效能感。模型 2 为干预变量，实验分组 (虚拟变量)。将控制变量 (包括学生性别、原有软件基础和自我效能感水平) 纳入模型 1 建立基准回归模型的基础上，将核心干预变量——实验分组 (虚拟变量：实验组=1，对照组=0)——纳入模型 2。通过比较模型 1 和模型 2 的解释变异增量以及实验分组变量的标准化回归系数，来评估 AI 教学模式对学习成绩的净效应。

模型 2 中，在控制了原有基础和自我效能感后，实验分组变量仍具有高的显著性 ( $\beta = 0.705, p < 0.001$ )，是预测学习成绩的强变量。AI 变量的加入使模型的解释力 ( $R^2$ ) 提高了 51.0%。本研究观察到的显著解释力是‘教师—AI—学生’三元协同作用的综合体现。AI Agent 主要承担了重复性的风格诊断与理论校验任务，这使授课教师得以从基础纠错中转向到学生的高阶创意引导和情感支持中。AI 助教通过 1-5 秒的即时反馈，在学生产生创作焦虑的早期阶段提供了“认知支架”，避免了因传统教学中教师反馈延迟导致的学生动力流失。实验组显著的成绩提升，实质上是教师基于 AI 诊断报告进行的精准教学决策，与学生在 AI

辅助下的高频试错练习共同作用的结果。

**表 10 学习成绩影响因素的层级回归分析结果**

| 变量                      | 模型 1 (控制变量) |        | 模型 2 (加入干预变量) |       |
|-------------------------|-------------|--------|---------------|-------|
|                         | $\beta$     | t      | $\beta$       | t     |
| (常量)                    |             | 2.508  |               | 4.550 |
| 控制变量                    |             |        |               |       |
| 性别                      | -0.045      | -0.360 | 0.002         | 0.020 |
| 原有软件基础                  | 0.280       | 2.340  | 0.080         | 0.695 |
| 自我效能感                   | 0.195       | 1.620  | 0.055         | 0.480 |
| 自变量                     |             |        |               |       |
| 实验分组 (AI 介入)            |             |        | 0.705         | 9.450 |
| $R^2$                   | 0.125       |        | 0.635         |       |
| 调整后 $R^2$ (Adj. $R^2$ ) | 0.082       |        | 0.615         |       |
| F 值                     | 2.871       |        | 27.240        |       |
| $\Delta R^2$            | 0.125       |        | 0.510         |       |
| $\Delta F$              | 2.871       |        | 90.000        |       |

### (3) 结论分析

本研究的定量实验结果有力地支持了所有研究假设。

**表 11 假设检验结果**

| 假设编号 | 假设内容                          | 统计结果 (Sig.) | 验证结论 |
|------|-------------------------------|-------------|------|
| H1   | AI 辅助教学能显著提升学生的学习成绩 ( $Y_1$ ) | 0.000       | 支持   |
| H2-1 | AI 辅助教学能显著提升学生的设计构思完整性        | 0.000       | 支持   |
| H2-2 | AI 辅助教学能显著提升学生的视觉表达合理性        | 0.028       | 支持   |
| H2-3 | AI 辅助教学能显著提升学生的风格一致性          | 0.000       | 支持   |
| H2-4 | AI 辅助教学能显著提升学生的创新性            | 0.000       | 支持   |
| H3-1 | AI 辅助教学能显著提升学生的行为投入度          | 0.000       | 支持   |

| 假设编号 | 假设内容                 | 统计结果 (Sig.) | 验证结论 |
|------|----------------------|-------------|------|
| H3-2 | AI 辅助教学能显著提升学生的情感投入度 | 0.000       | 支持   |
| H3-3 | AI 辅助教学能显著提升学生的认知投入度 | 0.000       | 支持   |

通过独立样本 t 检验, 实验班在学习成绩 ( $Y_1$ ) 上显著优于对照班 ( $p < 0.001$ )。这种显著差异主要体现在对中职学生在平面设计类课程核心痛点的解决, AI 辅助教学显著提升了学生在创新性和风格一致性等高阶设计能力 ( $Y_2$ ) 上的表现, 且显著激发了学生在学习过程中的情感投入度 ( $Y_3$ )。层级回归分析进一步证实了 AI 介入的贡献: 在控制了原有软件基础和自我效能感等因素后, 实验分组仍是预测学习成绩的最强变量 ( $\beta = 0.705$ ), 解释了成绩变异中超过 50% 的增量。

## 4 结语

本研究围绕生成式人工智能在职业教育平面设计课程中的教学应用, 构建并验证了一种基于 AI Agent 的人机协同教学模式。研究结果显示, 在本研究情境下, 引入 AI 助教的教学模式与学生学习成绩、设计构思完整性、风格一致性及创新性等指标的提升存在显著关联, 尤其在支持学生创作前期设计认知与风格理解方面表现突出。质性分析表明, AI 助教通过即时反馈、非评判性交互与可解释的专业提示, 在一定程度上缓解了学生的创作焦虑, 增强了情感投入与学习动机。从作用机制看, 感知有用性与认知信任是影响学生持续使用及设计能力提升的重要因素, 表明生成式人工智能在职业教育中的价值不仅体现在工具效率支持上, 也体现在对学习者的认知与情感过程的积极调节。

尽管本研究在真实教学情境中验证了 AI Agent 助教的教学应用效果, 但仍存在局限。研究样本来源于单一职业院校, 实验周期较短, 样本规模与时间跨度在一定程度上限制了结论的外推性。其次, 本研究所观测到的显著成效主要集中于为期 3 周的强化干预期间, 属于典型的‘短时突击效应’表现, 对于学生脱离技术辅助后的能力迁移效应及长期学习留存率仍需进一步考证。AI Agent 在创作前期通过即时反馈和精准诊断, 有效地‘补齐’了职业院校学生在设计思维和风格认知上的短板。然而, 这种基于技术辅助的‘即时性能提升’是否能转化为学生稳定的、可迁移的设计素养, 仍需通过延时后测进行验证。未来研究应关注当技术手段撤去后, 学生在面临全新设计任务时, 是否依然能够保持由 AI 引导培

养出的视觉逻辑与审美判断力，以规避潜在的技术依赖风险。此外，虽然研究通过双盲评分法等手段试图控制教师期望效应与霍桑效应，但学生对新技术的心理偏好仍可能对测量结果产生干扰。实验组显著的成绩提升（Cohen's  $d \approx 2.13$ ）应考虑考虑“霍桑效应”的潜在影响。由于 AI Agent 助教作为一种新颖的干预手段进入课堂，实验组学生可能因意识到自己处于被观察或创新的教学实验中，而产生了短期内的学习热情高涨和投入度增加。尽管本研究采用‘嵌入式’部署方式（将智能体设计成学生熟悉的 AI 对话界面）来模拟常规学习环境，但这种技术新鲜感带来的心理溢价仍可能在一定程度上放大了实验效果。未来研究可在不同区域、不同类型职业院校中开展多轮、长周期研究，并拓展至其他设计类或技能导向型课程。同时，本研究在验证 AI Agent 教学效能的同时，必须正视其在职业教育应用中的伦理边界。首先，在人机协同创作过程中，作品的权属界定呈现出复杂性。本研究中学生利用 AI Agent 获取的风格诊断和创意建议，虽主要起“认知支架”作用，但部分生成的视觉元素可能涉及原训练数据集的版权残留。未来教学需建立明确的版权声明机制，界定“AI 辅助”与“人类原创”的贡献比例。其次，依托 Coze 等第三方云端平台构建 AI 助教，不可避免地涉及学生作业草图、创作意图等数据的上传与处理。长期应用仍需关注平台方的数据留存策略与隐私泄露风险，应探索本地化模型部署以确保教育数据的安全性。

## 参考文献

- Al-Abdullatif, A. M. (2024). Modeling teachers' acceptance of generative artificial intelligence use in higher education: the role of AI literacy, intelligent TPACK, and perceived trust. *Education Sciences*, 14(11), 1209.
- Lee, C.-W. (2025). Application of generative artificial intelligence in design education: An exploration and analysis to enhance student creativity. *Engineering Proceedings*, 98(1), 29.
- Fleischmann, K. (2024). Generative artificial intelligence in graphic design education: A student perspective. *Canadian Journal of Learning and Technology*, 50(1), 1-17.
- Georgieva, I., & Georgiev, G. V. (2025). Exploring the use of generative text AI in design creativity inquiries. *Computers in Human Behavior Artificial Humans*, 6, 100219.
- Ghimire, A., & Edwards, J. (2024). Generative AI adoption in classroom in context of Technology Acceptance Model (TAM) and the Innovation Diffusion Theory (IDT). Cornell University. arXiv
- Kanont, K., Pingmuang, P., Simasathien, T., et al. (2024). Generative-AI, a learning assistant? Factors influencing Higher-Ed students' technology acceptance. *The Electronic Journal of e-Learning*, 22(6), 18-33.
- Liu, Y., Wang, Q., & Lei, J. (2025). Adopting generative AI in future classrooms: A study of preservice teachers' intentions and influencing factors. *Behavioral Sciences*, 15(8), 1040.
- 阿喜达, & 李学宝. (2025). AI 助教辅助下职业教育个性化教学模式探索与实证分析. *包头职业技术学院学报*, 26(3), 91-95.
- 北京大学. (n.d.). 国家智能社会治理(教育)特色实验基地. [https://aied.pku.edu.cn/zhxxyznxy/xydrgzndjyyx/53a09e98d65c45b5a2fbe0264edc0a12.htm?utm\\_source=chatgpt.com](https://aied.pku.edu.cn/zhxxyznxy/xydrgzndjyyx/53a09e98d65c45b5a2fbe0264edc0a12.htm?utm_source=chatgpt.com)
- 窦亮. (2025). 基于人工智能的学校体育课堂行为识别与教学反馈机制研究 (pp. 56-58). In 中国体育科学学会学校体育分会 (Ed.), 青少年体育健康促进与学校体育高质量发展大会摘要集. <https://doi.org/10.26914/c.cnkihy.2025.065584>
- 黄荣怀. (2024). 人工智能大模型催生人机协同教育新形态. *学术前沿*. [https://aiedchair.bnu.edu.cn/category/uncategorized-en/?utm\\_source=chatgpt.com](https://aiedchair.bnu.edu.cn/category/uncategorized-en/?utm_source=chatgpt.com)

靳文雅. (2025). 基于 AI 技术的平面设计创意生成机制. 数字技术与应用, 43 (8), 15-17.

朱荣娇, 冯霞, 孙艳, 等. (2025). AI 赋能物理化学课程建设: 三元交互教学模式的创新与实践. 大学化学. <https://link.cnki.net/urlid/11.1815.06.20251201.1558.009>

# **An Empirical Study of AI Agent – Enhanced Instruction in Vocational Graphic Design Courses**

**Abstract:** Amid the rapid development of generative artificial intelligence, design-oriented courses in vocational education face the dilemma that students possess strong technical skills but weak design thinking. Existing AI-assisted teaching approaches primarily focus on outcome generation or post hoc evaluation, lacking precise support for cognitive processes in the early stages of creation. To address this issue, this study constructed an AI Agent teaching assistant for pre-creative cognitive diagnosis based on the Coze platform and conducted a three-week quasi-experimental study to examine the impact of AI Agent intervention on students' comprehensive design performance, perceived design competence, and learning engagement. Using a mixed-methods approach that integrated interviews, questionnaires, and instructional experiments, this study empirically analyzed the teaching effectiveness of the AI assistant and students' technology acceptance mechanisms. The results indicate that the experimental group significantly outperformed the control group in the final comprehensive design project ( $t(64) = 8.54, p < 0.001, \text{Cohen's } d \approx 2.13$ ). The AI assistant significantly enhanced students' design competence, academic performance, and learning engagement, while demonstrating strong perceived usefulness and affective empowerment value.

**Key Words:** Generative AI; AI Agent; Vocational Education; Graphic Design Instruction; Pre-creative Cognitive Diagnosis; Human-AI Collaboration