

# AIGC赋能的《人工智能及应用》课程 “双环驱动”教学模式改革探索

牟静雯, 朱齐媛\*

岭南师范学院电子与电气工程学院, 广东 湛江

收稿日期: 2026年3月9日; 录用日期: 2026年5月21日; 发布日期: 2026年5月29日

## 摘要

生成式人工智能(AIGC)技术的爆发式增长, 推动以大语言模型(LLM)为代表的新一代AI技术深度优化高等教育体系。《人工智能及应用》课程传统教学模式面临多重严峻挑战, 具体表现为知识体系更新滞后、理论与实践衔接不畅、个性化教学难以落地以及评价体系过于单一。本文以“双环学习”理论为支撑, 提出AIGC支持的“双环驱动”教学模式改革方案。该模式打造两大核心系统: 以内环“学生-AI交互”为核心的认知迭代系统, 以及以外环“教师-产业-课程”为核心的体系进化系统。内环依托实时智能反馈与个性化脚手架支持, 外环凭借数据驱动实现课程更新与教学策略优化, 二者协同发力推动教与学的动态进化。本文详细拆解该模式的理论框架、课程内容重构路径、实践教学体系设计及多元化评价机制, 结合具体教学案例展开深度分析, 为现代工程教育背景下人工智能人才培养提供兼具前瞻性与可操作性的改革参考范式。

## 关键词

大语言模型, AIGC, 人工智能及应用, 双环驱动, 教学改革, 新工科

# Exploration of the “Double-Loop Driven” Teaching Model Reform for the “Artificial Intelligence and Applications” Course Empowered by AIGC

Jingwen Mou, Qiyuan Zhu\*

School of Electronic and Electrical Engineering, Lingnan Normal University, Zhanjiang Guangdong

Received: March 9, 2026; accepted: May 21, 2026; published: May 29, 2026

\*通讯作者。

文章引用: 牟静雯, 朱齐媛. AIGC 赋能的《人工智能及应用》课程“双环驱动”教学模式改革探索[J]. 创新教育研究, 2026, 14(5): 576-590. DOI: 10.12677/ces.2026.145378

## Abstract

The rapid evolution of Generative Artificial Intelligence (AIGC) has enabled next-generation AI technologies, centered on Large Language Models (LLMs), to profoundly reshape the landscape of higher education. Traditional teaching models for the Artificial Intelligence and Applications course currently face critical challenges, including outdated knowledge frameworks, a disconnection between theory and practice, difficulties in implementing personalized instruction, and overly simplistic evaluation systems. Drawing upon “Double-Loop Learning” theory, this paper proposes an AIGC-empowered “Double-Loop Driven” teaching reform framework. This model integrates two core systems: an internal Cognitive Iteration System focused on “Student-AI Interaction”, and an external Ecological Evolution System centered on the “Teacher-Industry-Curriculum” nexus. The internal loop provides real-time intelligent feedback and personalized scaffolding, while the external loop leverages data-driven insights to optimize curriculum updates and instructional strategies. Together, these loops foster a dynamic evolution of teaching and learning. This study details the model’s theoretical framework, the reconstruction of course content, the design of a practical teaching system, and a diversified evaluation mechanism. Through in-depth analysis of specific teaching cases, this work provides a forward-looking and actionable paradigm for cultivating AI talent within the context of New Engineering Education.

## Keywords

Large Language Models, AIGC, Artificial Intelligence and Applications, Double-Loop Driven, Teaching Reform, New Engineering Education

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

ChatGPT、Gemini、DeepSeek、豆包、文心一言等大规模语言模型(Large Language Models, LLMs)与生成式人工智能(AIGC)技术的突破性发展,标志着人工智能领域实现从“判别式”向“生成式”的范式跨越。这一技术变革不仅重构工业界生产力格局,更对高等教育提出全新挑战与发展机遇[1]。面对拥有海量知识储备、强大推理能力、编程能力及创作能力的 AI 大模型,传统知识灌输型教学模式已难以适应需求。

《人工智能及应用》作为计算机科学与技术、智能科学与技术及相关理工科专业的核心课程,教学目标已突破传统局限——不再仅聚焦于学生对传统机器学习算法(如 SVM、决策树)或基础深度学习网络(如 CNN、RNN)的掌握,更需向大模型原理、提示工程(Prompt Engineering)、智能体(Agent)开发及 AI 伦理治理等前沿领域延伸[2]。但现有教学体系存在明显滞后性:教材内容更新速度远跟不上技术迭代步伐,实验环境难以支撑大模型训练与微调需求,考核方式仍停留在代码复现层面,无法有效考察学生在 AI 辅助下解决复杂问题的能力。

立足这一现实,如何借助 AIGC 技术支持课程教学,构建适应技术快速迭代、促进学生深度学习的新型教学模式,成为高校教育工作者亟待解决的紧迫课题。国家“新工科”建设明确提出,要培养具备交叉融合能力、创新实践能力和终身学习能力的复合型人才[3], AIGC 技术的出现,为这一培养目标的

实现提供了强有力的技术支持。

尽管多数高校已推进人工智能课程建设,但大模型时代背景下,传统教学模式的痛点愈发突出,形成技术指数级增长与教学线性增长之间的巨大差距。首先,理论与实践存在明显“断裂带”。理论教学侧重抽象数学推导,实践教学则多为验证性实验(如手写数字识别),与智慧交通、物联网控制、具身智能等真实工业场景缺乏深度融合。学生难以将抽象的算法理论转化为解决复杂工程问题的实际能力。其次,大班授课环境下,个性化学习往往难以落地。教师无法兼顾每位学生的认知差异与学习进度,传统教学辅助系统缺乏语义理解能力,无法提供精准的错误诊断与思维引导,“因材施教”难以真正实现。此外,现有教学反馈多为“单环”模式,仅关注“是否做对”,却忽视“为何做错”及“如何改进学习策略”。学生处于被动接受知识的状态,缺乏对自身认知模型的反思与重构,这种单环反馈限制学生高阶思维发展,使其面对 AI 生成的潜在偏见或错误内容时,缺乏必要的批判性思维[4]。最后,师资能力“剪刀差”持续扩大。AI 技术的快速迭代给教师带来巨大知识更新压力,教师需在备课、案例设计、作业批改等环节投入大量精力,难以集中注意力开展教学创新与前沿引领工作。

针对上述问题,本文提出“双环驱动”教学模式。该模式借鉴了组织行为学中的“双环学习”(Double-Loop Learning)理论,并将其拓展至 AIGC 支持的教育场景中。具体而言,“内环”是指基于 AIGC 的学生个性化学习闭环,通过人机协同实现知识的快速内化与技能习得;“外环”是指基于数据驱动的教师教学与课程进化闭环,通过分析内环产生的学情数据,结合产业最新动态,动态调整教学目标、内容与策略。双环相互嵌套、螺旋上升,共同推动教学质量的持续提升。

## 2. 理论基础与“双环驱动”模型构建

### 2.1. 理论基础

阿吉里斯(Argyris)和舍恩(Schön)提出的双环学习理论将学习分为单环和双环两个层次。单环学习是在既定的目标和规范内,通过检测错误并纠正行为来维持系统运行,不改变系统的基本变量;而双环学习则涉及对潜在规范、目标和政策本身的质疑与修改[5]。

在《人工智能及应用》课程中,单环学习对应于学生修正代码错误、完成特定作业;双环学习则对应于学生在 AIGC 辅助下,反思算法设计的合理性、质疑模型输出的偏差、甚至重构解决问题的思路。同时,对于教师而言,单环是优化现有课件,双环则是根据 AI 技术变革优化课程体系。

建构主义强调学习者知识的主动建构者。AIGC 技术为学生提供了“生成式”的学习体验,学生不再是知识的消费者,而是与 AI 共同创造内容、代码和解决方案的合作者。在这种关系中, AI 充当了“认知脚手架”,帮助学生进入其“最近发展区”。

联通主义则认为学习是连接信息节点的过程。大模型作为一个包含人类海量知识的超级节点,能够帮助学生在跨学科知识(如数学、计算机、自动化、社会学)之间建立深层连接,培养系统性思维[6]。在 AIGC 支持的教学环境中,学习不再是孤立的记忆,而是在动态的网络中检索、过滤、整合与创新的过程。

### 2.2. “双环驱动”教学模式的架构设计

本研究构建的“双环驱动”教学模式,旨在通过 AIGC 技术打通教学过程中的堵点,形成“师-生-机”三元协同的教育体系系统。该模式由内环“认知迭代系统”与外环“体系进化系统”共同组成,由表 1 所示。

内环聚焦于个体层面的学习深度。在课前,利用大模型生成个性化预习指南;课中,学生利用 AIGC 工具进行辅助编程与算法验证, AI 不仅是工具,更是“陪练”和“队友”。当学生遇到困难时, AIGC 提供实时的、上下文感知的引导,而非直接给出答案。这种“苏格拉底式”的交互促使学生反思思维误区,

从而触发双环学习的发生。

**Table 1.** Functional definition of inner and outer loops  
**表 1.** 内外环功能定位

驱动环路	核心主体	功能定位	关键机制
内环	学生 - AI 助教	微观教与学闭环	智能导学、人机共创、即时反馈、反思重构
外环	教师 - 产业界	宏观系统优化闭环	学情监测、产业对标、内容迭代、策略优化

外环聚焦于系统层面的持续优化。系统自动采集内环产生的交互数据,如提问质量、代码错误率等,形成学情画像。教师据此调整教学节奏,并利用大模型检索最新的产业趋势(如 Agentic AI、多模态 RAG)。基于数据反馈,教师利用 AIGC 快速生成新的案例与实验项目,实现课程内容的动态更新。

内环与外环并非孤立存在,而是通过数据流与信息反馈机制紧密耦合。内环产生的学情数据是外环决策的依据;外环生成的优质教学资源和创新项目是内环运行的燃料。两者共同驱动教学系统向着智能化、个性化、前沿化的方向演进。在明确了内外环的系统架构后,为确保该模式在不同办学条件下的平滑落地,本文进一步设计了模块化的实施路径。

### 2.3. “双环驱动”模式的模块化分阶实施路径

在充分考虑不同高校在硬件基础设施、经费投入及师资技术储备方面存在的客观差异的基础上,若采用统一标准的“整体推进”模式实施全链路改革,往往容易在实际落地过程中遭遇资源约束与执行瓶颈。因此,本文提出一种遵循“由软及硬、由虚入实”的渐进式三阶段模块化实施路径,以增强改革方案的适应性与可操作性。

第一阶段为软件驱动期,其核心在于以低成本方式启动 AIGC 辅助的项目式学习(Project-Based Learning, PBL)。在该阶段,不对现有实验室硬件条件进行调整,而是优先从软件工具与课程内容层面进行改革。具体而言,教师可向学生开放主流大语言模型(如 DeepSeek、文心一言等)的 API 接口,或部署本地开源轻量级模型,以支持教学活动。在教学实施过程中,将“提示工程”系统性融入 PBL 教学框架,引导学生借助人工智能工具完成项目选题拓展、基础代码框架生成、算法逻辑梳理以及实验文档撰写等任务。通过该阶段的实践,可在无需新增硬件投入的前提下,实现教学内循环中的“认知迭代”,培养学生作为“AI 协作者”的思维模式,同时有效减轻教师在基础语法与重复性问题解答方面的教学负担。

第二阶段为虚拟仿真期,重点在于构建低成本的数字孪生实验环境。针对自动驾驶、复杂工业控制等具有高试错成本与设备损耗风险的前沿 AIoT 应用场景,引入 Gazebo、Unity 3D 等软件仿真平台,以替代部分实体硬件实验。在教学实践中,教师可借助 AIGC 工具快速生成虚拟环境资源及传感器逻辑配置,学生则在三维虚拟空间中完成 AI 模型的接入、训练与参数优化。例如,可在虚拟赛道环境中对机器视觉巡线算法的收敛性能进行验证。该阶段通过适度的资源投入,有效突破物理实验环境的限制,显著降低工程试错成本与安全风险,并初步打通教学外循环中的“体系进化”数据流。

第三阶段为虚实融合期,其目标是在前两个阶段稳定运行的基础上,实现系统级的综合实践平台建设。该阶段通过引入树莓派、Jetson Nano 等边缘计算设备,完成数字仿真环境与实体硬件系统之间的深度融合,构建“云端大模型微调-虚拟环境验证-端侧硬件部署”的完整技术闭环。在具体教学过程中,学生可将已在虚拟环境中验证通过的控制策略,通过标准化接口直接部署至真实的机械臂或智能移动平台,实现从仿真到现实的无缝迁移。最终,通过该阶段的实施,可实现教学体系的系统性重构,形成高沉浸度与高仿真度的现代工程实践教学体系,从而培养具备解决复杂非结构化现实问题能力的高水平创新型技术人才。

### 3. 课程内容体系的重构与升级

在“双环驱动”模式下, 课程内容必须打破传统的章节限制, 依据大模型时代的技术逻辑进行重构。我们将课程划分为“基础-核心-进阶-拓展”四个模块, 并全面融入 AIGC 元素。

#### 3.1. 基础模块: 从“语法记忆”到“提示工程”

传统的教学模式在 Python 语法和基础库(如 Numpy, Pandas)的机械记忆上投入大量课时, 然而, 在 AIGC 时代, 这一模式已显低效。AI 代码生成器能够快速、准确地响应自然语言指令, 完成基础代码的编写。因此, 课程改革的重点应转向“授人以渔”, 即压缩传统语法教学课时, 强化“提示工程”的核心地位。本模块将系统教授学生如何设计高效、结构化的提示(Prompt), 例如运用思维链来引导模型分步推理, 或使用少样本提示提供示例以优化输出质量。这一过程不仅是工具技能的传授, 更是对学生逻辑思维、问题精准拆解与清晰表达能力的综合训练。在教学实践中, AI 大语言模型可扮演“编程导师”的角色: 学生以自然语言描述功能需求, 模型生成初步代码框架, 学生则需专注于后续的代码审查、调试与性能优化。这种协作模式, 将教学重心从记忆语法细节, 提升至对程序逻辑、代码质量及解决方案有效性的高阶评判。

#### 3.2. 核心模块: 从“模型训练”到“模型微调与应用”

传统课程体系通常以“从零开始”训练模型(如手动实现反向传播神经网络)为核心, 这对于理解机器学习底层原理固然必要, 却难以匹配当前以大模型为主导的技术体系。在产业实践中, 直接调用或对预训练模型进行微调和部署已成为主流。为此, 课程改革需大幅重构核心内容。首先, 引入预训练模型的概念, 重点讲解以 Transformer 为代表的现代架构及 BERT、GPT 等经典模型的原理。随后, 教学重点转向迁移学习与参数高效微调技术, 深入剖析如 LoRA、QLoRA 等方法, 使学生掌握如何以较低算力成本让大模型适配特定任务。为巩固理论, 课程将设计实践案例: 指导学生使用 Llama 3、ChatGLM 等开源大模型, 在特定领域数据集(如医疗问答、法律文书)上完成端到端的微调实验, 从而深刻理解从模型选择、数据准备到训练评估的全流程。

#### 3.3. 进阶模块: AIoT 与边缘智能的深度融合

随着物联网的普及, 人工智能正从云端算力中心向网络边缘扩散, 形成“智能物联网”这一重要产业趋势。为对接前沿需求, 课程需构建“智能感知-自适应网络-智慧应用”的全新教学体系。在感知层, 重点讲授如何利用视觉大模型处理图像、视频等多模态数据, 以提升设备的环境理解能力; 在网络层, 探讨如何应用 AI 算法优化通信协议与资源调度; 在应用层, 则推动开发范式从传统的“特征工程+机器学习”转向更高效的“提示工程+模型微调”。本模块的实验设计将深度融合硬件, 引导学生使用树莓派、Jetson Nano 等边缘计算设备, 将经过微调和量化后的大模型进行轻量化部署, 最终实现如智能小车实时避障或手势控制机械臂等离线智能应用, 完成从云端模型到端侧智能的完整闭环。

#### 3.4. 拓展模块: AI 伦理与安全

大模型的广泛支持亦伴随严峻挑战, 包括生成内容的幻觉问题、数据与算法中的固有偏见、用户隐私泄露风险, 以及新兴的提示注入攻击等安全威胁。伦理与安全教育不应仅是课程末尾的孤立章节, 而应作为一条主线贯穿于全部教学环节[7]。本模块将系统新增“大模型安全”专题, 内容涵盖对抗样本防御、差分隐私技术、生成内容的合规性检测等, 并以业界标准为参考框架[8]。为提升教学互动性与实效性, 课程将设计“红蓝对抗”实战演练: 组织学生分组, 一方尝试对 AI 系统实施提示注入等攻击, 另一

方则需设计并实施相应的防御策略。通过这种攻防实践,使学生将伦理原则与安全技术内化为必备的工程素养。

## 4. 教学方法创新与“虚实融合”实践平台

### 4.1. 教学方法创新: 人机协同与项目式学习

课前,教师利用 AIGC 快速生成针对不同知识点的预习材料(如概念解释、微测试)。学生通过与 AI 助教对话完成基础知识的自测。课中,教师不再重复讲授基础概念,而是聚焦于学生在与 AI 互动中产生的共性问题 and 深层困惑,进行针对性研讨。

传统的项目制学习模式常因选题范围有限、学习资源不足、教师指导难以全覆盖等瓶颈,难以实现规模化与个性化。以生成式人工智能为代表的 AIGC 技术,为破解这些难题提供了系统性解决方案,能够全方位支持 PBL 的三大核心环节。

首先,在项目启动与选题阶段,教师可利用大语言模型快速生成一个多元化、贴近前沿与产业需求的选题库(例如“基于 LoRa 的智慧农场环境监控系统”、“基于计算机视觉的老年人跌倒检测与预警系统”)。AI 不仅能提供选题思路,还能为每个选题自动生成初步的项目需求文档与技术框架,帮助学生快速理解项目背景、核心功能与技术路径,从而高效启动项目。

其次,在项目实施与指导阶段,AIGC 将扮演“24 小时在线的协同导师”角色。学生在此过程中,可随时利用 AI 工具辅助进行代码编写、算法调试、技术方案查询以及实验报告撰写。这不仅能即时解决学生遇到的具体障碍,更能将教师的角色从繁重的重复性答疑中解放出来,使其得以专注于更高层次的项目架构指导、创新思维启发和过程性评价。

最后,在项目总结与展示阶段,AIGC 工具可显著提升成果的表达维度与专业度。学生可以借助 AI 生成项目演示视频的分镜头脚本、解说词,或设计制作成果海报的视觉素材与文案。这不仅降低了非技术表达的技能门槛,更引导学生关注如何以更清晰、更具吸引力的方式传达其技术工作的价值,从而全面提升其综合工程素养与职业竞争力。

### 4.2. “虚实融合”实践平台建设

物联网与人工智能的深度融合,是培养前沿工程人才的核心方向,但其教学实践长期受制于硬件设备昂贵、实验环境搭建复杂、试错成本高昂等现实瓶颈。为突破这些限制,本研究提出引入虚拟现实/增强现实技术与数字孪生,构建一个低成本、高沉浸、高仿真的综合性虚拟实验教学平台。

该实验场的核心是建立一个高保真的虚拟物理世界。利用 Unity 或 Unreal Engine 等引擎,可以快速构建如智慧城市、无人农场、智能工厂等复杂的多模态动态场景[9]。学生在此虚拟环境中,可直接接入传感器数据流,并在数字孪生体上进行 AI 模型的训练与测试(例如,训练一个虚拟车辆的自动驾驶策略)。其革命性意义在于建立了“仿真-训练-部署”的完整闭环:当模型在虚拟环境中通过充分验证后,可经由标准化接口,一键部署至真实世界的物理实体(如树莓派智能小车或机械臂)上运行。这一模式不仅极大降低了硬件损耗和试错成本,更让学生能安全、高效地探索在真实世界中难以实施的复杂或高风险实验。此外,借助 VR 头显的沉浸式体验,学生能以第一人称视角直观“看到”抽象的传感器网络数据流动,或观察神经网络决策过程中的激活热力图,从而将深奥的算法原理转化为可感知、可交互的具象化认知。

为支撑上述实验场景,需配套建设一个由 AIGC 技术驱动的智能虚拟教学资源库。该资源库首先包含一个交互式硬件知识库,利用 AI 生成的 3D 模型,动态展示各类传感器、开发板、执行器的内部结构、引脚定义与标准接线方式。其次,它提供了一个在线的编程与电路模拟环境,学生可在此进行虚拟的电

路连接与代码编写, 系统内置的 AI 助手能实时判断连线错误、逻辑漏洞, 并给出修正建议。最后, 资源库可智能生成或复现经典工程案例(如自适应交通灯控制系统、环境监测网络), 学生能够自由调整系统参数、注入故障, 并实时观察整个虚拟系统的连锁行为变化, 从而深化对复杂系统运行机理的理解。该资源库不仅解决了实体教学资源不足的问题, 更通过 AI 的即时反馈与场景生成能力, 为每位学生提供了高度个性化、自定进度的探索式学习路径。

为了直观呈现本研究提出的改革方案与传统模式的本质区别, 表 2 从核心理念、学习反馈、评价方式等八个关键维度进行了系统化梳理。通过八个维度的全面重构, 教学系统实现了从“线性增长”向“指数级进化”的范式转型。基于此对比框架, 下文将通过三个递进式的典型案例, 具体展示这一模式在实际教学场景中的落地路径与应用成效。

**Table 2.** A comparison between traditional teaching and the “dual-loop driven” teaching model

**表 2.** 传统教学与“双环驱动”教学模式对比

维度	传统教学模式	“双环驱动”AIGC 支持教学模式
核心理念	知识传授, 以教师为中心	能力培养, 以学生为中心, 人机协同
学习反馈	单环(纠错), 延迟反馈	双环(纠错 + 反思规范), 即时智能反馈
教学内容	静态教材, 滞后于产业	动态更新, 大模型生成前沿案例, 产教融合
实践环境	物理实验室, 设备受限, 高成本	虚实融合(VR/数字孪生), 无限场景, 低成本
工具使用	搜索引擎、IDE、书籍	LLM 助手、代码生成器、智能体、Prompt 工程
评价方式	结果导向, 单一试卷/报告	过程 + 结果 + 增值, 关注 AIQ 与协作过程
学生角色	知识接受者, 独立作业	知识建构者, AI 管理者, 团队协作者
教师角色	知识权威, 大班授课	学习架构师, 高级导师, 课程进化者

综上所述, 通过整合 VR/数字孪生与 AIGC 技术, 我们构建了一个从原理认知、算法验证到系统集成的“软硬一体、虚实融合”的下一代工程实验教学环境。它有效化解了硬件依赖与教学规模化的矛盾, 使前沿的 AIoT 教育得以在更广范围内高质量实施, 为核心能力培养提供了坚实的环境保障。

### 4.3. 数字伦理与批判性思维的实战化教学活动设计

在 AIGC 深度融入工程实践教学的背景下, 数字伦理与批判性思维的培养不应停留于割裂的理论灌输层面, 亦不宜依赖期末考核等单一评价方式进行被动约束。为此, 本文主张将相关能力培养有机嵌入代码编写、模型训练与系统评估等核心教学环节之中, 通过设计高互动性的实践教学活

“做中学”的过程中系统构建数字伦理素养与批判性思维能力。

(1) “AI 红蓝对抗”实战演练

在课程进阶模块中引入“AI 红蓝对抗”实战演练, 以应对大语言模型在生成代码或控制策略过程中可能遭受的提示注入与越狱等安全风险。在具体实施中, 将学生划分为红蓝两组: 红方作为攻击方, 利用特定提示策略尝试突破开源大模型(如 Llama 3)的安全约束, 诱导其生成存在安全隐患的网络控制代码或违反规范的硬件控制指令; 蓝方作为防守方, 则通过构建严密的系统提示词(System Prompt)、引入输入内容的正则表达式过滤机制以及设计输出结果的沙盒验证流程, 对潜在风险进行拦截与控制。通过攻防角色的动态转换, 学生能够深入理解人工智能系统在安全与伦理层面的脆弱性, 从而将代码安全评估由被动要求内化为主动防御的工程实践习惯。

#### (2) 算法偏见审计

设置“算法偏见审计”教学环节, 以弥补传统模型训练中过度关注准确率等单一性能指标、忽视社

会影响的问题。在该活动中, 教师提供包含历史性偏差的“智慧城市辅助决策数据集”, 例如在交通流量预测任务中, 富余区域数据密集而边缘区域数据稀缺。学生首先基于常规方法训练资源调度模型, 随后进入偏见审计阶段, 需采用人口均等性等统计公平性指标对模型输出进行量化分析, 识别潜在的算法偏见, 并通过数据重采样或损失函数正则化等方法进行修正。该过程旨在引导学生突破“性能至上”的单一技术视角, 树立“算法公平性亦是工程质量核心指标”的系统性认知。

### (3) “幻觉陷阱”与逻辑重构训练

设计“幻觉陷阱”(Hallucination Trap)与逻辑重构训练, 以应对学生在使用 AIGC 工具过程中可能产生的过度依赖与思维惰性。在教学实施中, 教师预先生成若干结构完整但隐含关键逻辑缺陷或硬件接口不匹配的“伪正确代码”及系统架构示意, 不提供标准答案, 而要求学生以“高级代码审查员”的角色进行分析。学生需结合具体硬件规格与数据手册, 通过多轮验证识别人工智能生成内容中的逻辑“幻觉”, 并进一步通过优化提示词引导模型完成逻辑修正。该训练有助于将学生与人工智能的协作关系由“被动接受”转向“主动审视”, 促使其在使用智能工具的同时保持必要的技术警觉性, 从而在复杂工程决策中始终占据主导地位。

## 5. 典型教学案例设计与实施

### 5.1. 案例一: LED 呼吸灯与智能语音控制(基础级)

本节设计的首个案例聚焦于嵌入式开发的基础认知, 旨在通过“LED 呼吸灯与智能语音控制”任务, 引导学生在底层硬件调控中初步建立人机协同意识, 示意图如图 1 所示。该案例打破了传统教学中“教师预设代码、学生机械烧录”的黑盒模式, 将教学过程重构为递进式的任务演进。如示意图所示, 学生在实验台前利用平板电脑与 AIGC 工具进行实时交互, 通过编写特定的 Prompt (如“生成 LED 呼吸灯的 PWM 代码”)获取核心逻辑。



Figure 1. Schematic diagram of an LED breathing light and smart voice control

图 1. LED 呼吸灯与智能语音控制示意图

在基础开发阶段, 当学生将生成的代码部署至 Arduino 开发板并观察到 LED 灯光变化不平滑或频率失调时, 便触发了“内环”驱动机制: 学生不再被动等待教师指导, 而是通过观察波形反馈并向 AI 发起逻辑回溯, 如探讨“PWM 频率与人视觉暂留效应的关系”, 在即时问答中完成从代码复刻到原理解构的认知迭代。

随着任务进入“语音识别模块集成”的进阶挑战阶段, 实验场景由单一接口控制转向多模块系统集

成, 图中浮现的语音波形符号象征着非结构化数据的引入。在这一过程中, “外环” 驱动机制发挥了核心调度作用。教师通过后台数据监控发现, 多数学生在处理语音中断与 PWM 输出的逻辑抢占时存在高频困惑。基于这一数据画像, 教师能够精准捕捉到学生在“嵌入式系统中断机制”上的知识薄弱点, 从而在后续课堂中实现教学重心的动态迁移与深度剖析。通过这种内环的“即时纠偏”与外环的“策略调优”双向耦合, 本案例不仅显著降低了初学者的技术门槛, 更使学生在解决“为什么”的过程中, 将工程逻辑的构建深度从表层语法提升至系统架构层面。

## 5.2. 案例二：基于机器视觉的智能小车导航(进阶级)

作为“双环驱动”模式的进阶应用, 本案例聚焦于机器视觉、深度学习模型训练及端侧部署等前沿技术。示意图如图 2 所示, 教学设计采用了“虚实结合”的贯穿式路径, 左侧的数字孪生仿真环境与右侧的真实物理场景通过核心神经网络算法(Neural Network)实现了跨维度的逻辑连接。

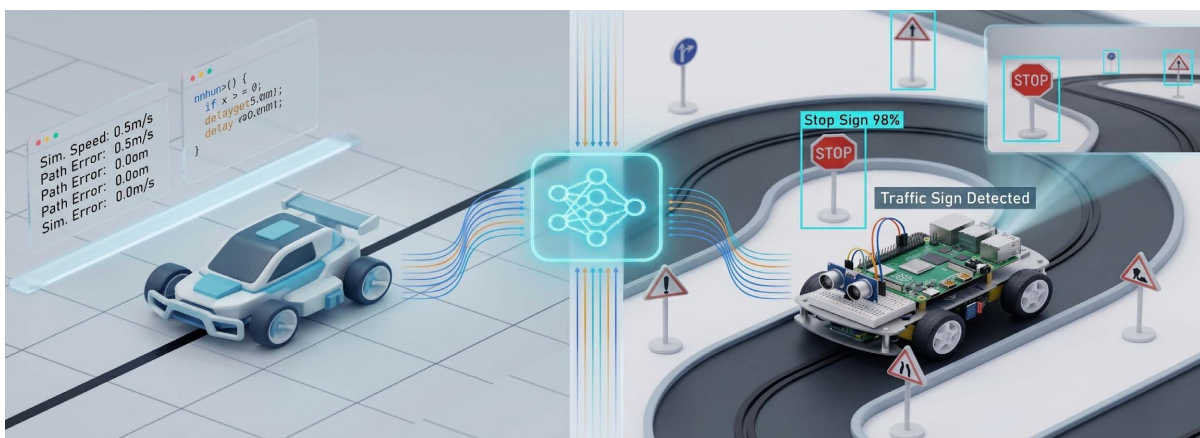


Figure 2. Diagram of intelligent car navigation based on machine vision  
图 2. 基于机器视觉的智能小车导航示意图

在教学实施的初始阶段, 学生首先在虚拟仿真平台搭建小车模型。借助 AIGC 工具, 学生能够快速获取视觉巡线算法框架并进行 PID 参数的初步调优。图中左侧展示的实时仿真数据(如速度、路径误差等)构成了“内环”驱动的逻辑底座: 学生通过观察虚拟小车的运动轨迹, 不断向 AI 发起关于“算法收敛性”与“参数敏感度”的追问, 在无实物损耗的前提下完成算法的初步迭代。

进入模型训练与虚实迁移阶段, 教学重点转向了复杂环境下的鲁棒性构建。图中右侧展示了真实物理赛道中的智能小车, 其搭载的控制器需实时处理如“STOP”标志识别等视觉任务。当学生面临“因真实光照变化导致识别率下降”的工程挑战时, 通过与 AI 的交互, 引导其从单纯的代码逻辑转向对“数据增强”与“模型泛化”的深度思考, 促成了双环学习中的思维跃迁。

在此过程中, “外环”驱动机制通过监控学生在模型训练阶段的参数选择与推理时长分布, 为教师提供了精准的教学干预依据。教师据此在课堂中引入“注意力机制”或“轻量化部署”等高阶课题, 解决了学生在处理端侧算力受限与识别精度矛盾时的技术瓶颈。这种基于数据反馈的动态调整, 确保了教学内容能够紧跟学生在真实复杂工程问题中涌现的认知需求。

进入模型训练与端侧部署阶段, 教学重点转向了复杂环境下的鲁棒性构建。在此环节, 系统记录了学生群体中典型的从“单环学习”向“双环学习”跃迁的认知演进全过程。

在将云端训练的视觉巡线与标志识别模型部署到真实的智能小车后, 学生普遍遭遇了“光照变化导致识别率骤降”的典型工程挑战。面对这一问题, 绝大多数学生初期的交互行为停留在单环学习层面:

他们将其视为一个局部的“代码错误”或“参数未对齐”问题。学生通过向 AIGC 工具输入诸如“提供一段 OpenCV 直方图均衡化代码”或“如何微调控制器的 PID 参数”等 Prompt, 试图通过增加图像预处理流程或硬性修改控制参数来弥补识别误差。这种行为的本质是: 在既定的技术路线(基础 CNN 特征提取+规则控制)内, 通过增补补丁来维持系统运行, 并未触及对技术框架本身的质疑。

单环策略很快在端侧设备上暴露出算力瓶颈: 复杂的预处理代码导致小车控制器的推理延迟大幅增加, 系统出现卡顿甚至失控。这一挫折触发了内环的深度人机对话。学生向 AI 助教发起追问: “为什么加入预处理后帧率下降如此严重?” AI 在解释端侧算力限制的同时, 引导学生反思当前的解决思路。在此交互过程中, 学生开始跳出“修正代码”的局限, 步入双环学习阶段: 他们开始质疑项目最初设定的“重预处理、轻模型”的技术路线本身是否合理。

在质疑原有设想后, 学生借助 AI 工具重新进行架构检索与方案评估。最终, 学生主动放弃了增加图像预处理模块的单环思路, 转而重构问题模型: 一方面在数据层面引入“数据增强”技术, 利用 AI 生成不同光照条件下的合成数据集重新微调模型; 另一方面在算法架构上引入具有更强泛化能力的“注意力机制”, 甚至主动提出裁剪模型层数以适配边缘算力。从“设法看清图像”到“让模型适应模糊”, 从“修改局部代码”到“重构系统架构”, 这一完整的行为演变, 不仅化解了端侧算力受限与识别精度之间的矛盾, 更真切地展示了学生在 AIGC 辅助下, 打破固有技术假设、实现高阶工程思维跃迁的双环学习过程。

### 5.3. 案例三: 智慧交通流量控制系统(创新级)

本案例作为教学序列中的最高阶环节, 旨在引导学生解决复杂的城市级工程问题, 重点考察系统架构设计与工程伦理思辨能力。如图 3 所示, 教学场景被设定为一个典型的智慧城市十字路口, 通过集成“边缘计算”与“云端决策”技术, 实现对交通流量的动态调控。图中清晰地展示了分布式部署的边缘 AI 节点如何实时捕捉并处理多路段的车辆轨迹数据, 这构成了整个系统运行的物理基础。



Figure 3. Schematic of an intelligent traffic flow control system  
图 3. 智慧交通流量控制系统示意图

在方案设计与模块开发阶段, 学生深入利用 AIGC 工具进行跨学科的知识整合。通过与 AI 探讨系统架构, 学生完成了从单一控制器向“端-边-云”协同架构的思维跨越。示意图中右下角的对话框生动地刻画了这一“内环”驱动过程: 学生向 AI 发出关于“交通流强化学习算法”的调用请求, AI 则实时生成涵盖车流量检测、轨迹分析及信号控制的核心代码片段。这种即时反馈机制, 使得学生能够将精力从繁琐的语法调试中释放出来, 转而投入到算法逻辑的综合调优中。

案例的深度进一步体现在对复杂场景的处理上。图中正中心穿过绿灯带的救护车, 象征着系统在极端情况下的决策逻辑。当面临“急救车辆优先通行”与“全局流量最优”的冲突时, 教学进入了深层次的双环反思。学生通过与 AI 就“伦理检查”与“优先级策略”进行辩论, 不仅掌握了技术实现, 更在算法设计中植入了人文关怀与工程伦理意识。与此同时, 教师通过“外环”监控, 分析学生在处理多目标优化问题时的决策偏好, 进而在教学中引入关于“算法偏见”与“社会公平”的专题讨论。这种高阶思维的碰撞, 最终实现了从技术技能向综合工程素养的跃迁。

## 6. 教学评价体系的重构

“双环驱动”模式要求评价体系从单一的“结果评价”转向“过程 + 结果 + 增值”的多元化评价。

过程性评价在“双环驱动”模式中扮演着“实时导航”的角色, 它旨在通过对学习行为的持续监测, 捕捉学生在解决复杂工程问题时的思维演进过程, 从而弥补传统结果评价无法观测认知迭代的短板。具体评价过程分为以下两个核心维度: (1) Prompt 质量的逻辑解构。系统通过提取学生与 AI 助教的交互日志, 重点评估学生指令的结构化程度与逻辑严密性。高质量的 Prompt 意味着学生能够精准拆解任务需求, 并运用思维链等提示工程技术引导 AI 进行分步推理。这一指标直接反映了学生作为“AI 管理者”的工程逻辑思维, 而非简单的代码复刻能力。(2) “幻觉”识别与纠错能力的实证评估: 针对大模型可能生成的错误答案或逻辑“幻觉”, 评价体系引入了纠错能力指标。该指标关注学生在面对 AI 输出时的批判性态度, 评估其能否结合硬件反馈或仿真数据进行独立判断, 并成功引导 AI 完成逻辑重构。这种在“人机博弈”中展现出的纠偏能力, 是衡量学生高阶工程素养与知识内化程度的核心依据。

结果性评价从验证知识记忆转向衡量学生整合资源、创造性解决真实问题的能力。主要体现在: (1) 项目成果答辩: 要求学生在展示作品时, 重点阐述“人机协作”的具体分工——说明哪些部分由 AI 生成、自身如何审查、优化与集成 AI 输出, 以及遇到了哪些必须依靠人类判断与创新的关键难题, 从而评估其作为“指挥者”的整合与批判能力。(2) 开放式综合测评: 在考核中采用开放式命题, 允许并鼓励学生使用 AI 工具。评价重点在于方案设计的创新性、技术路线的可行性、论证逻辑的严谨性以及工具使用的合理性, 考察其在开放情境下的系统设计与工程决策能力。

增值性评价着眼于学生内在素养与思维模式的根本性转变, 是“双环驱动”中“内环”认知升级的直接体现。具体方法为: (1) AI 素养量化评估(AIQ): 通过课程前后的 AIQ 测评量表, 量化评估学生对 AI 能力边界认知的准确性、与 AI 协作的主动性与策略性, 以及鉴别与修正 AI “幻觉”与偏见的批判性思维能力的变化。(2) 元认知反思报告: 要求学生提交详细的“双环学习反思报告”, 描述其在学习过程中如何经历“对 AI 输出的质疑”、引发对自身知识体系的“反思”, 并最终实现个人认知框架的“重构”或解决方案的“创新”。这份反思是评估其深度学习、自主成长与高阶思维发展的核心依据。

综上所述, 本评价体系通过过程追踪“如何与 AI 协作”、结果检验“能用 AI 创造何物”、增值衡量“因 AI 成为怎样的学习者”, 构建了一个闭环反馈机制。它不仅科学、公正地评价了学习成果, 更将评价本身转化为驱动学生完成“双环驱动”学习、实现认知跃迁的核心引导力。

## 7. 教学试点与实证数据分析

为验证“双环驱动”教学模式在真实教育场景中的有效性, 本研究在 2025 年秋季学期的《人工智能

及应用》课程中开展了为期一学期的教学试点，并对学习过程与学习成果进行了对比分析。

本研究选取了某高校计算机科学与技术专业的两个平行自然班作为研究对象。其中，A 班(45 人)作为实验组，全面采用 AIGC 辅助的“双环驱动”教学模式及虚实融合实践平台；B 班(42 人)作为对照组，沿用传统的讲授式教学与物理实验室验证模式。两组学生在先修课程成绩、编程基础测试分布上无显著性差异( $p > 0.05$ )，保证了实验起点的一致性。

过程性数据清晰反映了实验组学生在学习行为上的显著变化，特别是从“单环”纠错向“双环”重构的跃迁过程。

交互频率与精力分配。平台日志分析显示，在学期前四周，实验组学生与 AI 助教的交互中，有约 73% 的问题集中在基础语法错误和 API 调用上。但从第五周进入进阶模块后，关于“架构设计”、“逻辑校验”及“算法对比”的高阶提问占比迅速攀升至 68%。这表明 AIGC 有效承担了基础答疑工作，促使学生的认知资源向系统级思考转移。

Prompt 质量演进。采用由“目标清晰度、上下文完整度、约束条件严密性”三个维度构成的 5 分制量表，对实验组学生提交的 Prompt 进行抽样评分。如图 4 所示，学生的 Prompt 平均得分从学期初的 2.4 分稳步上升至学期末的 4.2 分。高质量 Prompt 的产出，直接证明了学生逻辑拆解与工程表达能力的结构性提升。

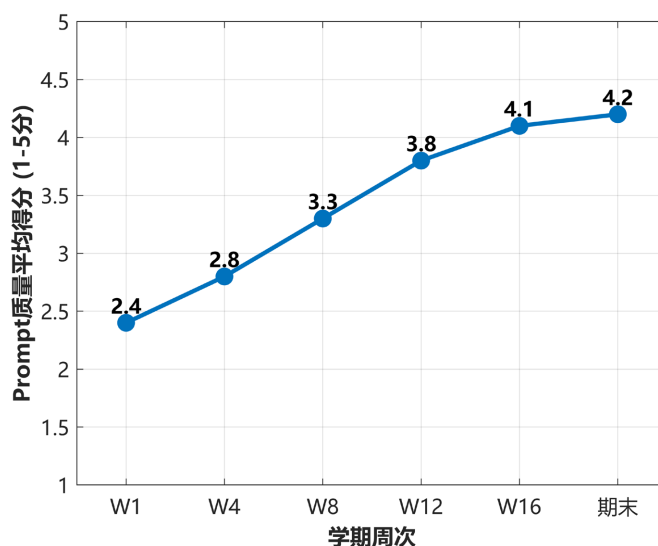


Figure 4. Trend of average Prompt quality scores for experimental group students

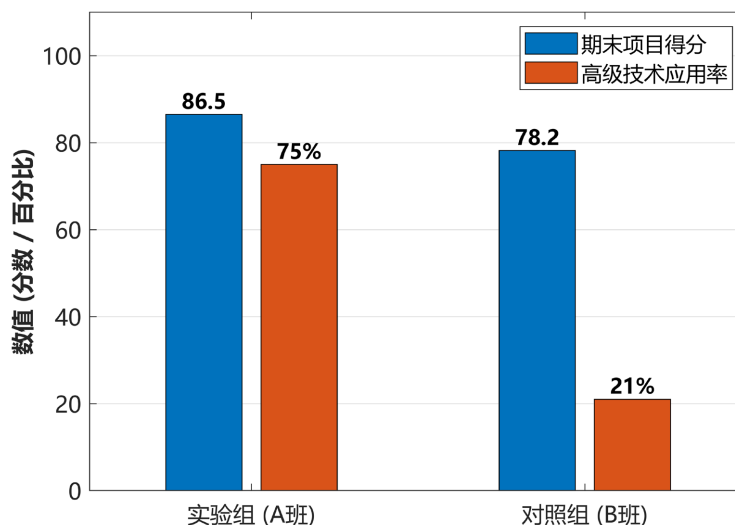
图 4. 实验组学生学期内 Prompt 质量平均分演进折线图

在期末考核阶段，两组学生需完成同等难度的开放式工程项目。结果数据的对比进一步验证了该模式的成效。

实验组与对照组期末项目得分及高级技术应用率对比如图 5 所示，实验组的期末项目平均得分为 86.5 分，显著高于对照组的 78.2 分 ( $t = 3.41, p < 0.01$ )。在代码复杂度评估中，实验组提交的项目中，有 75% 成功集成了模型微调(Fine-tuning)或多模态 API 接口，而对照组该比例仅为 21%。这表明在 AIGC 的辅助下，实验组学生能够挑战并实现远超传统大纲要求的复杂工程任务。

课程结束后的问卷调查(回收率 100%)显示，92% 的实验组学生认同“AIGC 工具显著降低了复杂算法的实践入门门槛”；88% 的学生表示“在与 AI 的交互博弈中，面对技术问题时更倾向于先规划逻辑路线，而非盲目编写代码”。此外，在针对 AI “幻觉”现象的访谈中，超过八成学生表示现在会习惯性地

对模型生成的关键代码进行交叉验证, 初步建立起了面对数字时代不可或缺的批判性思维与工程责任意识。



**Figure 5.** Bar chart comparing final project scores and advanced technology application rates between experimental and control groups  
**图 5.** 实验组与对照组期末项目得分及高级技术应用率对比柱状图

综上数据表明, AIGC 辅助的“双环驱动”教学模式不仅在客观指标上提升了学生的工程开发能力, 更在主观认知上促进了系统性思维与数字伦理素养的养成。

数据采集涵盖定量与定性两个维度: 定量数据包括系统后台记录的“学生 - AI”交互频率、基于定制量表评估的 Prompt 质量得分, 以及期末综合项目得分与代码复杂度指标; 定性数据则通过学期末的匿名问卷调查与半结构化访谈获取, 重点考察学生对技术门槛的主观感受及批判性思维的自我评估。

## 8. 挑战与对策

### 8.1. 挑战

在大模型技术逐步进入教育教学场景的过程中, 首先面临的是算力与资源瓶颈问题。大模型的训练与推理高度依赖高性能 GPU 等硬件资源, 其建设和维护成本较高, 这对多数高校, 尤其是经费和基础设施相对有限的院校而言, 构成了现实约束。算力不足不仅限制了教学实验的深度, 也影响了相关课程和科研活动的可持续开展。

其次, 学术诚信风险日益凸显。随着生成式人工智能在文本生成、代码编写等方面能力的显著提升, 传统的作业和考核方式受到冲击, 如何区分学生的合理使用行为与学术不端行为(如直接抄袭 AI 输出)成为亟待解决的问题。如果缺乏清晰的规范与有效的监管机制, 可能会削弱评价体系的公正性和教学的严肃性。

再者, 存在技术依赖风险。部分学生在学习和实践过程中可能过度依赖 AI 工具, 弱化对算法原理、程序逻辑和问题建模过程的理解, 逐渐丧失独立思考和编程能力, 甚至形成所谓的“代码盲”现象。这种能力空心化问题将对学生的长期发展产生不利影响。

最后, 知识快速迭代带来的教师压力不容忽视。大模型及其相关技术更新频率高、跨学科特征明显, 教师不仅需要掌握原有专业知识, 还需不断学习新的模型原理、工具链和应用范式, 这对教师的时间投

入和学习能力提出了更高要求。

## 8.2. 对策

针对算力与资源瓶颈问题, 可通过云端协同与模型量化相结合的方式加以缓解。一方面, 充分利用华为云、百度智能云等平台提供的教育专区算力资源, 降低高校自建算力中心的成本压力; 另一方面, 在教学与实验中优先采用量化后的小模型(如 Llama-7B-Int4), 在保证教学效果的同时显著降低对硬件配置的要求, 从而提升技术普及的可行性。

在学术诚信方面, 应重构面向人工智能时代的教学与评价准则。通过制度化方式明确要求学生在作业和项目中标注“AI 生成部分”与“人工修改或原创部分”, 引导学生将 AI 作为辅助工具而非替代工具, 鼓励“人机共创”的学习模式。同时, 对未经说明、直接复制 AI 输出的行为予以严格惩处, 以维护学术规范和教学公平。

为防范学生过度依赖 AI, 可在教学评价体系中设置“无 AI 区”。在核心基础能力的考核环节, 如算法推导答辩、现场面试、断网编程测试等场景中, 暂时禁用 AI 工具, 重点考察学生对底层原理和关键思维过程的掌握情况, 从而确保其具备扎实的基本功。

在师资建设方面, 应构建教师学习共同体与持续提升机制。通过建立动态更新的知识库和在线学习平台(如围绕“IoT 大模型技术”的慕课专题), 促进教师之间的经验共享与协同学习; 同时, 依托校企合作, 与华为、阿里等企业联合开展师资培训和实践项目, 推动教师形成兼具理论深度与工程经验的“双师型”能力结构。

在大模型时代, AIGC 技术已成为推动高等教育变革的关键力量。《人工智能及应用》课程的改革, 核心在于构建“双环驱动”的教学新体系。通过内环的学生个性化认知迭代和外环的课程系统性进化, 我们不仅能够解决传统教学中理论脱节、评价僵化等痛点, 更能有效地培养出具备“人机协同”能力、创新精神和工程伦理素养的复合型人才。

未来, 随着多模态大模型、具身智能和元宇宙技术的进一步融合, 该教学模式将向着更加沉浸式、智能化的方向发展。例如, 利用数字人教师实现全天候的情感化陪伴教学, 利用生成式仿真环境实现低成本的复杂系统实验。高校、企业与教育技术研究者应通力合作, 持续探索 AIGC 支持教育的边界与深度, 为探索智能化工程教育范式提供理论参考与实践路径。

## 9. 总结

双环驱动下的教育体系优化本文系统阐述了 AIGC 支持下《人工智能及应用》课程的改革路径。通过构建以学生认知为核心的内环和以课程进化为核心的外环, 解决了传统教学中内容滞后、评价单一、产教脱节的问题。实验数据与高校实践均表明, 引入提示工程、边缘侧量化部署以及基于数字孪生的实践平台, 能够显著提升学生的工程实践能力与 AI 素养。双环驱动模式不仅是对教学手段的改良, 更是对教育治理机制的革新。它要求我们从制度层面防范技术依赖风险, 从技术层面支持个性化成长, 从行业层面拉齐人才供给。在全球教育范式重构的关键时刻, 这种兼具前瞻性与操作性的模式, 将为人工智能人才培养提供坚实的范式参考。

## 基金项目

广东省高等教育教学改革项目“地方高校理工科课程思政教学评价体系的研究及构建”和广东省 2023 年认定“省一流课程”项目研究成果; 同时受岭南师范学院校级教改项目: 地方高校理工科课程思政教学评价体系的研究及构建。

## 参考文献

- [1] 李显. 生成式人工智能下职业教育计算机教学模式的创新与探索——以 Python 程序设计基础课程为例[J]. 信息与电脑, 2025, 37(8): 227-229.  
[https://www.zhangqiaokeyan.com/academic-journal-cn\\_china-computer-communication\\_thesis/02012173925229.html](https://www.zhangqiaokeyan.com/academic-journal-cn_china-computer-communication_thesis/02012173925229.html)
- [2] 汪诚. 生成式人工智能精准赋能大学生思想政治教育的影响机制、潜在风险及应对策略[J]. 大学, 2025(36): 48-51. <https://d.wanfangdata.com.cn/periodical/QKBJBD20252026010900003792>
- [3] 张海龙, 李唯. AIGC 技术赋能高职计算机基础实践教学探究[J]. 计算机教育, 2024(10): 164-168.  
<https://d.wanfangdata.com.cn/periodical/jsjy202410032>
- [4] 刘仕琴, 肖莉, 戴琴, 等. 虚拟现实技术在沉浸式教学中的应用研究[J]. 南方农机, 2021, 52(20): 159-161.  
<https://www.cnki.com.cn/Article/CJFDTotal-NFLJ202120054.htm>
- [5] Argyris, C. and Schön, D.A. (1997) Organizational Learning: A Theory of Action Perspective. *Reis*, No. 77/78, 345-348.  
<https://doi.org/10.2307/40183951>
- [6] Lagrosen, Y. and Lagrosen, S. (2020) Organizational Learning in Consciousness-Based Education Schools: A Multiple-Case Study. *International Journal of Educational Management*, 34, 849-867. <https://doi.org/10.1108/ijem-01-2019-0009>
- [7] 褚娟. 学校人工智能教育应用伦理规范指标构建研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 杭州师范大学, 2024.  
<https://d.wanfangdata.com.cn/thesis/D03823275>
- [8] 冯右骞, 孙晓庆. “人工智能 + 数字孪生”协同赋能水力学课程教学模式探索[J]. 高教学刊, 2025, 11(23): 119-122.  
<https://www.cnki.com.cn/Article/CJFDTotal-GJXK202523028.htm>
- [9] 刘朝阳, 任博琳, 王则栋, 等. Chiplet 技术发展与挑战[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2024, 24(2): 10-13.  
[https://www.nstl.gov.cn/paper\\_detail.html?id=f0e839da213ce4c25651915cab9a8bf6](https://www.nstl.gov.cn/paper_detail.html?id=f0e839da213ce4c25651915cab9a8bf6)