

# 融合教师反馈与 AI 评估的虚拟现实教学闭环 系统构建与实证研究

廖观福<sup>1\*</sup>, 俞婷薇<sup>1</sup>, 宋虹仪<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> 浙江广厦建设职业技术大学 信息学院, 浙江 东阳 322100)

**摘要:** 在人工智能与虚拟现实深度融合的背景下, 虚拟现实技术专业教学面临教学反馈滞后、评估主观性强等瓶颈问题。本文聚焦教师反馈机制与 AI 智能评估系统的协同构建, 提出一种基于“感知—决策—反馈—评估”闭环逻辑的 AI 辅助教学模式。该模式融合建构主义、自适应学习与技术接受模型等理论基础, 设计多模态行为数据采集、路径推荐、教师干预与智能评估四大模块, 保障教学的人机协同与反馈可控。基于三所本科高校 102 名学生的实证研究表明, 该系统在提升学生建模能力、操作规范性与任务完成率方面具有显著优势 ( $p < 0.01$ )。同时, 教师在 AI 反馈基础上的自主裁决能力, 有效维持了教学灵活性与伦理边界。研究最后探讨了教师角色重构、AI 可解释性与数据伦理的未来挑战, 并提出面向泛专业推广的系统优化建议。

**关键词:** 虚拟现实教学; 人工智能辅助教学; 教师反馈机制; 智能评估模型; 教学闭环系统

**DOI:** <https://doi.org/10.71411/jyyjx.2025.v1i7.393>

## Construction and Empirical Study of a Closed-Loop VR Teaching System Integrating Teacher Feedback and AI Assessment

Liao Guanfu<sup>1\*</sup>, Yu Tingwei<sup>1</sup>, Song Hongyi<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> Zhejiang Guangsha Construction Vocational Technology College, Faculty of  
Information, Dongyang, Zhejiang, 322100, China)

**Abstract:** With the deep integration of artificial intelligence (AI) and virtual reality (VR), teaching in VR-related disciplines faces critical challenges such as delayed instructional feedback and subjective evaluations. This study focuses on the collaborative construction of a teacher feedback mechanism and an AI-based intelligent assessment system, proposing an AI-assisted instructional model based on a closed-loop logic of "perception-decision-feedback-assessment." Grounded in constructivism, adaptive learning, and the Technology Acceptance Model (TAM), the proposed framework comprises four core modules: multimodal behavioral data acquisition, learning path recommendation, teacher intervention, and intelligent evaluation. The system ensures controllable huma-machine collaboration and real-time feedback in teaching. An empirical study involving 102 undergraduate students from three universities demonstrates that the system significantly enhances students' modeling competence, operational accuracy, and task completion rate ( $p < 0.01$ ). Furthermore, teachers' autonomy in making judgments based on AI feedback maintains instructional flexibility and safeguards ethical boundaries. The paper concludes by addressing emerging challenges regarding the redefinition of teacher roles, explainability of AI systems, and data ethics, and provides recommendations for cross-disciplinary system scalability and optimization.

**Keywords:** Virtual reality instruction; AI-assisted teaching; Teacher feedback mechanism; Intelligent

igent evaluation model; Closed-loop instructional system

## 引言

虚拟现实技术因其沉浸性、交互性和多感知特征，被广泛应用于工程、医学、建筑等专业教学中<sup>[1]</sup>。然而，在虚拟现实技术专业中，其教学对象、任务与成果具高度复杂性和实践性，传统以教师灌输为核心的教学模式显现出诸多瓶颈，如个体差异无法适配、教学反馈滞后、评估机制主观等问题。与此同时，人工智能技术在自然语言处理、图像识别与行为建模等方面的飞速发展，为教学数据分析、个性推荐与自动评估提供了新工具<sup>[2]</sup>。尤其在教师反馈机制与 AI 评估模型的双重赋能下，虚拟现实技术专业教学的闭环系统构建成为可能<sup>[3]</sup>。本文聚焦在职业教育场景中，探索虚拟现实技术专业教学中“教—学—评”一体化构建路径，呼应国家“职业教育提质培优行动计划”中关于智能教学系统的实践导向，回应现实教学对灵活反馈与个性化评估的迫切需求。

如何在新技术语境下重塑“教—学—评”的逻辑结构，成为教育信息化背景下的重要议题<sup>[4]</sup>。已有研究大多从智能教材、推荐算法或自适应路径规划，但对“教师行为机制如何嵌入 AI 反馈逻辑”缺乏深入探讨，对“评教一体化”的系统闭环构建仍显薄弱。本文在此基础上提出以“教师裁决+AI 建议”协同反馈为核心的教学闭环系统，并在三所高校开展实证检验，体现出对智能教学场景下人机协作机制的理论拓展与实践创新。

已有研究大多从智能教材、推荐算法或自适应路径出发，但在职业技能类课程中，如虚拟焊接、建筑仿真等对操作规范与实时反馈要求极高的教学环节，教师的动态干预与系统评估融合仍显薄弱，缺乏对教师干预作用与评估机制一体化建构的深入探讨。AI 辅助教学系统的设计不仅依赖技术实现，更应融合教育学理论以构建合理的教学生态系统。本文主要借鉴以下三个理论框架：

### (1) 建构主义学习理论 (Constructivism)

该理论强调知识并非由教师传递，而是由学习者在社会交互与问题解决中主动建构而成<sup>[5]</sup>。在虚拟现实教学中，学生通过沉浸式任务实现对知识的具体化操作，AI 辅助平台则充当“脚手架”角色，为建构过程提供支持。该理论强调“情境性”“交互性”与“主动性”的统一，与 VR 环境高度契合，为构建基于任务驱动的学习路径提供理论基础<sup>[6]</sup>。

### (2) 自适应学习理论 (Adaptive Learning)

自适应学习认为学生在学习路径、节奏与内容掌握上的差异需要系统的动态响应<sup>[7]</sup>。AI 系统可通过对学生行为数据的实时分析进行内容推送、路径优化和难度调整，实现个性化教学。该理论不仅关注认知水平的分化，更强调反馈机制对学习效率的调节作用，是实现精细化干预的核心理念<sup>[8]</sup>。

### (3) 技术接受模型 (TAM)

TAM 模型主要用于预测和解释用户对新技术的接受意愿，涵盖“感知有用性”“感知易用性”与“行为意图”等变量<sup>[9]</sup>。在本系统中，AI 界面简化、操作流程清晰、反馈机制透明等因素显著提升教师的系统信任度和使用意愿。同时，“人机共评”机制以 AI 智能评估为基础、教师裁定为核心，形成“提示—判断—执行”的三段式操作链条，既确保评估过程的效率，也保障教师在教学决策中的专业主导地位。在教师使用 AI 教学平台中，TAM 提供了理解教师反馈行为、技术采纳与系统信任机制的理论支撑。通过 TAM 模型的引入，系统不仅能够评估教师对 AI 功能的依赖程度，也能优化系统设计以增强用户黏性与技术采纳率<sup>[10]</sup>。

在上述理论的交叉支持下，本文构建的 AI 辅助虚拟现实教学系统不仅回应了教学反馈与评估机制碎片化的挑战，更为教学场域中的人机协作提供了稳定的理论根基。

## 1 AI 辅助教学系统设计思路

基于教师反馈机制与 AI 评估模型的教学系统需具备四个关键功能模块：多模态数据采集、个性化路径推演、教师干预反馈机制、智能评估体系，其逻辑流程如图 1 所示。

### 1.1 多模态数据采集与行为建模

系统通过采集学生在 VR 操作平台上的动作轨迹、语音应答、生理指标（如眼动、手部动作）、

任务完成情况等，构建学生行为模型<sup>[11][12-1]</sup>。多模态数据采集通过集成 Leap Motion 手势传感器、语音识别模块（基于百度深度语音识别引擎）与 Pupil Labs 眼动追踪设备实现原始数据的高精度采集。行为建模采用 CNN+GNN 的双支路网络，结合 Bi-LSTM 捕捉时间序列特征，构建学生的行为时态图谱。多模态行为建模不仅有助于识别学生当前的认知状态，还可挖掘其学习风格、知识掌握盲点与操作瓶颈，为个性化路径生成提供关键输入。此外，系统还支持对非结构化数据的统一编码与嵌入，为后续评估与反馈机制构建数据基础。

### 1.2 个性化学习路径推演

基于学生建模结果，系统调用路径规划引擎（Path Planning Engine）进行内容重构<sup>[12-2]</sup>。例如，当学生在虚拟焊接训练中出现手势偏差，系统自动生成“矫正演示+技能演练+即时反馈”三阶段教学路径，增强知识重构过程。该路径不仅考虑学生当前表现，还通过学习轨迹预测未来表现，实现“前馈式”干预与“递进式”教学。通过引入强化学习算法（如 DQN、PPO），系统可自我优化路径推荐策略，从而动态调整内容难度与顺序。

### 1.3 教师反馈机制设计

系统为教师设置“AI 建议+教师裁决”双层反馈界面。教师可根据 AI 提出的学生学习异常预警，自主判断是否介入，并可对 AI 推荐内容进行筛选、替换或修正，从而保障教师在教学控制权中的主导地位。该机制通过“人机共评”形式，既保留了人工裁量空间，又提升了反馈效率，平衡了教学智能化与伦理可控性之间的张力，有效缓解“黑箱 AI”对教育伦理的冲击<sup>[13]</sup>。以 A 校虚拟焊接课程为例，当学生在焊接轨迹偏移超过系统预设阈值后，AI 系统自动弹出提示并推送改进路径，同时教师结合该生过往错误类型和心理状态，选择“演示复现+提示调整”路径，而非系统默认方案，从而增强教学策略的个性化与情境适应性。此外，系统还内嵌教师行为数据分析模块，辅助研究者理解教师干预行为模式、偏好与效果差异。该功能在 B 校建筑构造 VR 实践课中用于分析教师在结构搭建指导过程中的反馈延迟、频率与教学成功率之间的关系，为教师培训提供数据支持。

### 1.4 智能评估与闭环机制

评估模块采用多因子加权模型，结合过程性评价（如完成率、互动度）与终结性测试（如考试分数、作品评分），并引入模糊综合评价法构建学生综合表现指数（CPI），系统自动更新学生状态画像，形成闭环教学机制<sup>[14]</sup>。CPI 由五项权重指标构成，分别是任务完成率（30%）、操作规范性（20%）、交互频度（15%）、行为一致性（15%）与阶段考核得分（20%），其中各指标通过模糊综合评价法归一至 0-1 区间，再线性融合为总指数。系统根据 CPI 的动态变化自动调整学习路径优先级与反馈频度，实现个性化干预与系统自适应联动。该评估系统突破了以结果为中心的传统评价模式，转向全过程、动态化、多元化的综合评价框架。同时，CPI 作为核心指标反哺路径调整与任务分配，使教学流程真正实现“评—学—教”联动。系统支持个体级与群体级数据可视化输出，赋能课程迭代与教研优化。

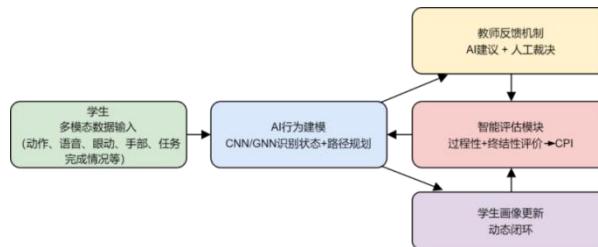


图 1 AI 辅助教学系统逻辑流程图

## 2 实证研究与结果分析

### 2.1 研究设计

为系统验证 AI 辅助教学系统在虚拟现实技术课程中的实际应用效果，本研究在 A、B、C 三

所应用型本科高校开设同类课程，选取具有相近背景的学生共 102 人，随机分为实验组（n=51）与对照组（n=51）。实验组使用设计的“感知—决策—反馈—评估”闭环式 AI 教学系统，对照组继续采用传统教师主导教学策略，保持相同的教学目标与课程内容，确保控制变量一致。

实验周期设置为 18 周，覆盖理论授课、VR 操作训练与项目实践等多个阶段。为全程追踪学生学习变化，本研究设定“建模基础”“操作规范”“任务完成率”三个关键维度作为评价指标，并结合系统后台行为数据与教师观察评分形成综合判定。

本研究的实验设计遵循教学干预研究的随机对照原则，强调等效控制组的建立，以增强研究结果的解释力与可推广性。

此外，为进一步确保教学过程的真实性与干预效果的代表性，三所高校所使用的 AI 系统部署与教师培训均由同一研发团队统一完成，从而排除技术与执行差异对结果的干扰。

## 2.2 数据分析方法

研究数据的统计分析采用 SPSS 26.0 软件，对实验前后两个小组在各项指标的表现进行独立样本 t 检验。考虑到教学数据存在一定程度的非正态分布倾向，前期通过 Kolmogorov-Smirnov 检验确认数据近似正态分布，符合 t 检验适用前提。显著性检验标准设定为  $p < 0.05$ ，其中  $p < 0.01$  视为强统计学显著性。此外，系统记录的后台日志（如提示响应时间、错误纠正路径、干预频次）通过与教师评分量表进行皮尔逊相关分析，验证两者在“操作规范”与“错误识别”维度的显著一致性 ( $r = 0.73, p < 0.01$ )，进一步增强研究的信度与可重复性。

通过严谨的统计方法，本文不仅验证了教学成效的显著性差异，也为 AI 教学系统的实证推广提供了可信的量化依据。

## 2.3 结果呈现与分析

表 1 实验组与对照组学习成效比较 (n=102)

指标	实验组均值 ± SD	对照组均值 ± SD	t 值	p 值
建模基础测试	88.5 ± 6.2	81.3 ± 7.9	4.123	0.001**
操作规范评分	91.2 ± 5.1	84.6 ± 6.4	3.907	0.002**
任务完成率	95.8%	88.9%	3.447	0.005**

注：\*\* 表示  $p < 0.01$ ，结果具有统计学显著性。

实验结果显示，三项关键指标均达到显著性差异，说明 AI 教学系统在提升学生综合实践能力方面具有实证优势。

具体来看，“建模基础测试”得分提高幅度最大，表明 AI 系统在建构知识结构、强化理论操作的作用最为明显；“操作规范评分”提升则反映了教师反馈机制对错误纠正和规范引导的及时性；而在“任务完成率”上，实验组较对照组提升了近 7 个百分点，体现出系统整体调动能力的提升。

进一步分析 AI 系统中的“即时反馈+教师裁决”机制介入过程发现，学生在出现操作偏差后的反应时间平均缩短了 24.3%，错误率下降 17.6%，这表明 AI 与教师双重干预可有效加快学生认知修正与行为调整的速度。系统日志分析还显示，大部分高频错误通过“AI 提示—教师确认—学生执行”路径在 5 分钟内完成闭环优化。

这种以行为数据为基础、教师裁决为核心的协同反馈机制，是传统教学模式中难以实现的，显著提升了教学的实时性与精准性。

## 3 教师角色重构与教学伦理探讨

### 3.1 教师角色的重构路径

AI 系统在教学中承担越来越多的监控、诊断、推荐与评估功能，教师正逐步从“知识传授者”转变为“学习引导者”“数据解释者”与“人机协调员”<sup>[15]</sup>。这种角色转变不仅是技术带来的外在变革，更涉及教师专业身份的重新界定。未来教师的核心能力不再仅限于学科知识掌握，而是包括对 AI 反馈的判断力、教育决策的伦理意识以及跨系统协同的组织能力<sup>[16]</sup>。

为此，本文设计的教师反馈机制包含三个层次：

AI 建议层：基于学生多模态学习数据，由系统自动生成个性化反馈与路径调整建议；

教师裁决层：教师结合自身经验、教学目标与学生心理状态，进行筛选、修正或忽略建议内容；

干预执行层：由教师确认的建议整合进学习路径，触发新的任务生成或知识回溯，最终实现系统闭环。

以 C 校“虚拟仿真工厂”实训课为例，当学生在设备拆装任务中频繁出现“部件顺序错误”行为后，系统基于数据模型生成三种干预建议：演示复现、同伴互评与流程回溯。授课教师结合该生过往轨迹判断其认知结构未能稳固，最终选择“流程回溯+口头提示”方案，并补充了简化图示作为支持。学生在教师二次裁定后重新执行任务，错误率下降明显。该场景体现出教师不仅是 AI 反馈的接收者，更是“干预路径的再设计者”与“学生认知节奏的调控者”，强化了人机协同中的教师主导地位。

这种三层机制确保了教师在技术系统中的核心控制权，实现“AI 赋能+教师主导”的共育格局。它不仅提升了反馈的实时性与针对性，也缓解了“AI 黑箱”在教学领域的伦理争议。更重要的是，这一结构反映出教师的“人文判断力”在 AI 系统运行中的不可替代性，标志着从“智能系统辅助教师”到“教师主导智能系统”的范式升级。

### 3.2 教学伦理与数据安全问题

AI 教学系统在实施过程中涉及大量关于学生的行为采集、学习诊断与偏差预测，由此引发的伦理与隐私问题成为构建可信 AI 教育生态的关键障碍。本研究指出，当前主要存在以下几类风险：

数据偏见与反馈不公：若模型训练样本存在性别、地区、能力等偏倚，系统可能对特定群体形成系统性误判，加剧原有教育差异；

学习压力隐性增加：算法持续监测可能导致学生产生“被观察焦虑”，影响其学习自主性与创造性表达；

教师权威模糊与角色困惑：当教师缺乏解释 AI 反馈的知识结构时，其专业判断与课堂调控权将被技术系统边缘化。

为降低上述风险，本文提出以下应对策略：

引入可解释性 AI (XAI) 机制，提升教师与学生对反馈逻辑的透明认知，保障其对系统判断的理解权与质疑权；

设计“教师优先裁定”机制，将教师判断置于反馈流程的最终决策环节，确保以人为本价值优先；

建立学生数据使用“知情—同意—可控”三重机制，使学生明确知晓其行为数据的使用范围与目的；

推行 AI 教育伦理培训课程，构建教师 AI 素养评价体系，提升其技术理解力与伦理敏感度，强化其在 AI 主导系统中的专业能动性。

最终目标是构建一个“透明、公正、以人为本”的 AI 教育环境，在保障效率的同时，坚守教育公平与人文关怀的底线。

## 4 结论与展望

本研究以教师反馈机制与 AI 评估模型为核心，构建了面向虚拟现实技术专业的智能化教学系统。系统围绕感知、决策、反馈与评估四个关键环节，实现教学闭环，并在三所高校的实证研究中展现出良好的教学促进作用。研究结果表明：AI 辅助教学显著提升了学生的学习效率与操作规范性；教师干预机制有效保障了教学的灵活性与人文关怀；教学评估系统显著增强了成效反馈的精准性与及时性。

然而，本研究仍存在一定局限性。首先，样本数量相对有限，未来应拓展至中职及技师学院等多层级职业教育体系；其次，AI 系统虽已部署于三所高校，但尚未广泛覆盖多元课程类型，其迁移与适配能力仍待深入验证；此外，尽管已初步考虑伦理机制，对学生长期的技术压力感知及教师裁定疲劳效应的系统研究仍属空白，需结合纵向数据持续跟踪。

面向未来，研究可从以下方向进一步拓展：构建跨专业的迁移学习模型，提升系统的通用性

与泛化能力；引入“AI+教师+同伴”协同教学机制，增强教学互动的多样性；开发具备高度适配性的可视化教师操作界面，以提升系统的教学支持能力；构建教师AI伦理素养框架，强化教育工作者应对智能系统挑战的专业能力。同时，应加强政策导向与系统功能间的联动研究，推动国家“智能学习支持系统”战略向具体教学平台标准的转化。

### 参考文献：

- [1] 候京飞, 邹青宇. 虚拟现实技术在实践教学中的应用模式变化趋势研究[J]. 教育进展, 2024, 14(8): 1659-1669.
- [2] Yu J H, Chauhan D. Trends in NLP for personalized learning: LDA and sentiment analysis insights[J]. Education and Information Technologies, 2025, 30(4): 4307-4348.
- [3] GM D, GOUDAR R, KULKARNI A A, et al. A digital recommendation system for personalized learning to enhance online education: A review[J]. IEEE Access, 2024, 12: 34019-34041.
- [4] 董倩, 刘阳. 教育数字化赋能学校体育发展: 历史, 现状与未来[J]. 体育科学, 2024, 44(8): 50-60.
- [5] NGO T T A. Perception of Engineering Students on Social Constructivist Learning Approach in Classroom[J]. International Journal of Engineering Pedagogy, 2024, 14(1).
- [6] CHEN Z, WANG W, LI Z, et al. Research on Strategies of Virtual Reality Technology to Promote Astronomy Science Popularization Education in Primary Schools; proceedings of the International Conference on Human-Computer Interaction, F, 2024[C]. Cham: Springer, 129-141.
- [7] 金敏, 曹培杰, 黄宝忠. 技术变革与教育公平: 人工智能重塑教育机会[J]. 浙江大学学报(人文社会科学版), 2025, 55(4): 39-55.
- [8] 张春合, 袁娇, 蔡振强, et al. 学校竞技体育人才培养学训矛盾中学习困境的三维解构与疏解策略[J]. 体育科学, 2025, 45(3): 34-42.
- [9] WANG Z, WANG Y, ZENG Y, et al. An investigation into the acceptance of intelligent care systems: an extended technology acceptance model (TAM)[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 1-20.
- [10] WANG M, CHEN Z, LIU Q, et al. Understanding teachers' willingness to use artificial intelligence-based teaching analysis system: extending TAM model with teaching efficacy, goal orientation, anxiety, and trust[J]. Interactive Learning Environments, 2025, 33(2): 1180-97.
- [11] HUANG J, ZHOU D. A scalable real-time computer vision system for student posture detection in smart classrooms[J]. Education and Information Technologies, 2024, 29(1): 917-37.
- [12] ASKARI I, VAZIRI A, TU X, et al. Model predictive inferential control of neural state-space models for autonomous vehicle motion planning[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023.
- [13] HASSIJA V, CHAMOLA V, MAHAPATRA A, et al. Interpreting black-box models: a review on explainable artificial intelligence[J]. Cognitive Computation, 2024, 16(1): 45-74.
- [14] ZHENG Y, ZHOU X. Modeling multi-factor user preferences based on Transformer for next point of interest recommendation[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 255: 124894.
- [15] EZZAIM A, DAHBI A, AQQAL A, et al. AI-based learning style detection in adaptive learning systems: a systematic literature review[J]. Journal of Computers in Education, 2024(2): 1-39.
- [16] LIU Y, FENG J, LU J, et al. A review of digital twin capabilities, technologies, and applications based on the maturity model[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102592.