

基于行为分析的课堂教学改革研究

花卉 陈家红

金陵科技学院 计算机工程学院, 中国·江苏 南京 211169

摘要: 针对传统课堂教学评价中存在过程数据缺失、反馈滞后与评估主观等问题, 构建了基于深度学习框架的数据驱动课堂评价双环模型(DDACT)。通过一学期准实验研究对模型效果进行验证。结果显示, 实验组在教学目标达成度、教学过程优化度与教学效果满意度三个维度的后测得分均显著高于对照组, 课堂师生高质量互动也有所提升。研究表明, 该系统通过“数据驱动—教师反思—互动优化”的增强循环机制, 能够支持教师基于证据进行教学决策与干预, 推动教学范式从经验依赖向数据循证转型, 为课堂评价改革提供了可行的系统化路径。

关键词: 课堂教学改革; 行为分析; 数据驱动; 教学效能

Research on Classroom Teaching Reform Based on Behavior Analysis

Hua Hui, Chen Jiahong

School of Computer Engineering, Jinling Institute of Technology, China Jiangsu Nanjing 211169

Abstract: To address the issues of process data deficiency, delayed feedback, and subjective assessment in traditional classroom teaching evaluation, this study constructs a data-driven dual-loop model for classroom teaching evaluation (DDACT) based on a deep learning framework. A one-semester quasi-experimental study was conducted to validate the effectiveness of the proposed model. The results show that the experimental group significantly outperformed the control group in post-test scores across three dimensions: teaching goal attainment, teaching process optimization, and teaching effectiveness satisfaction. Additionally, high-quality teacher-student interactions in the classroom were also enhanced. The research indicates that the system, through its "data-driven, teacher reflection, interaction optimization" reinforcement loop mechanism, can support teachers in making evidence-based instructional decisions and interventions, thereby facilitating the transition of the teaching paradigm from experience-dependent to data-informed practices. This study provides a feasible systematic pathway for the reform of classroom teaching evaluation.

Keywords: Classroom teaching reform; Behavior analysis; Data-driven; Teaching efficacy

0 引言

随着《中国教育现代化 2035》的深入实施^[1], 深化课堂教学改革、创新人才培养模式已成为教育高质量发展的核心任务。当前课堂教学改革实践仍面临三重困境: 改革依据的经验化, 教师主要凭借个人经验和直觉进行教学调整, 缺乏客观数据支撑; 改进方向的模糊化, 传统课堂观察难以系统捕捉教学过程中的细微变化, 改进方向不明确; 效果评估的主观化, 改革成效评估多依赖主观判断, 缺乏量化证据支持^[2-4]。

人工智能技术的发展为破解以上困境提供了新的可能性, 特别是计算机视觉和深度学习技术的突破, 使得课堂教学过程的精细化、自动化成为现实^[5], 同时基于视频的课堂行为分析能够客观反映师生互动模式、学生学习状态等关键教学要素, 为教学改进提供数据依据^[6,7]。然而, 现有研究多聚焦于技术实现层面, 如何将智能分析技术与教学改革实践深度融合, 构建系统化的改革实施框架, 仍是

有待探索的重要课题^[8]。

那该如何构建智能技术支持下的课堂教学改革新模式? 其改革成效如何科学评估? 研究的价值将拓展技术赋能教育改革的学理基础, 实践价值在于为一线教学改革提供了可操作、可推广的实施方案。

1 理论框架与系统设计

为回应教育数字化转型中“如何客观、精细、可计算地评价真实课堂教学过程”的核心挑战, 融合教育过程理论与计算机视觉技术, 构建了系统架构如图 1 所示的“数据驱动的课堂评价双环”(Data Driven Assessment Classroom Two-loop, DDACT)模型, 模型主要包括学生检测模块、诊断模块、实时统计模块和反馈模块, 旨在超越传统人工观察法的主观与滞后局限, 包含两个相互驱动的闭环:

(1) 技术感知与诊断闭环, 通过计算机视觉技术, 实现从课堂原始视频到结构化行为指标序列的自动化、实时转化, 解决“如何看见并理解课堂行为”的难题。

(2) 教学改进与优化闭环, 将内环产生的量化指标, 经由可视化反馈激发教师反思并辅助决策, 最终作用于教学实践的调优, 解决“如何用数据驱动教学改进”的问题。

$$T_{focus} = \int_{t \in T} Focus(t) dt$$

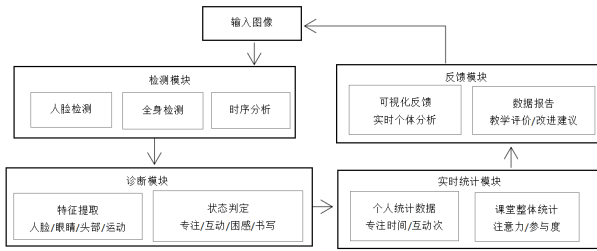


图1 DDACT系统架构

1.1 检测模块

为解决教学环境中光照异质性、密集目标遮挡等问题, 以YOLOv8为基础^[9], 进行了系统的教育场景适应性优化, 其核心改进如图2所示, 旨在构建一个对课堂环境鲁棒的多尺度自适应检测系统。



图2 基于YOLOv8的CBAM增强多尺度检测框架

1.1.1 教育场景特化的行为状态分类体系

基于对课堂教学特征的实际观察, 将学生行为状态归纳为更符合实际教学场景的五个核心类别: 专注听讲、积极互动、困惑不解、书写记录和走神分心, 以避免通用检测类别在教育场景中的不适应性。

1.1.2 CBAM注意力机制^[10]增强的多尺度特征融合

课堂中“后排学生小目标检测”是技术难点。标准特征金字塔网络(FPN)在融合不同尺度的特征时, 对所有通道和空间位置同等对待, 导致小目标的语义信息在深层网络中被稀释。为此, 通过引入通道与空间双注意力机制(CBAM), 对FPN进行增强。

1.1.3 多源证据融合与时序一致性平滑

采用人脸和全身多检测器融合策略, 同时引入时序行为状态机, 利用状态转移概率对识别结果进行平滑, 使输出行为序列更符合教学活动的连续性与逻辑性。

1.2 诊断模块

诊断模块是连接“行为感知”与“教学评价”的桥梁。其核心任务是将检测模块输出的原始行为状态序列, 转化为具有明确教学意义的、量化的核心指标, 构建学生个体的学习参与度画像。

1.2.1 专注时长

摒弃了传统上仅凭“是否面向黑板”的粗粒度判断, 融合更精细的视线方向与眼部状态信息, 以视线方向与教学区夹角 <math> < 15^\circ </math> 协同眼部睁开状态作为指标, 并将一节课中所有 $Focus(t)=1$ 的时刻累加得到 T_{focus} 专注听讲时长:

1.2.2 互动次数

当检测到嘴部活动、举手、身体大幅度前倾等动作, 且存在看向老师的视线, 则认为是互动事件, 同时对检测到的互动事件 I_k 进行时间聚类, 合并时间邻近 $\Delta t < 3s$ 且方位一致的事件, 得到 $N_{interact}$ 积极互动次数:

$$N_{interact} = Cluster_{temporal-spatial}(\cup I_k)$$

1.2.3 困惑次数

综合面部细微动作和头部姿态来识别真正的困惑表情, 根据几个关键的面部动作单元(Facial Action Units, AUs)^[11]: AU4(皱眉肌活动)、AU7(眼睑收紧)和不对称的嘴角活动, 结合头部不自觉地倾斜, 当这些特征在短时间内同时出现时, 计算出 $P_{confusion}$ 困惑概率。当这个概率超过一个阈值, 并且这种状态持续超过2秒钟, 则判定为一次有效的困惑表情。对一节课中所有这样的记录进行计数, 得到 $N_{confusion}$ 困惑表情次数:

$$N_{confusion} = \sum I(maxP(t) \ge 0.7 \wedge \Delta T \ge 2s)$$

1.3 实时统计和反馈模块

实时统计(如图3, 数据已作处理)是诊断模块的自然延伸, 跟踪并列表展示每位学生的专注时长、互动次数及当前行为状态, 为教师提供个体关注线索, 从而构建动态的课堂整体学情画像。该模块将微观的行为数据, 转化为可供教师宏观把握的教学状态指标。

除实时展示外, 反馈模块(如图4, 数据已作处理)在每节课后自动生成一份课堂分析报告。报告以数据为核心, 呈现“高光时刻”和“待改进点”。这份报告成为教师进行课后反思、教研组讨论以及规划下节课教学策略的客观证据。



图3 实时统计模拟界面



图4 反馈模块模拟界面

2 研究方法与实验设计

2.1 研究设计与数据采集

研究采用准实验设计，选取开设同一门课程但不同专业背景的2个自然班，分为实验组与对照组。实验组整合智能行为分析系统进行教学，对照组维持原模式。研究覆盖一个完整学期，以保障数据的时序连续性与生态效度。数据采集形成多源证据链：

(1) 视频数据：每周每班采集1课时实录，累计20课时，经2.2节所述优化模型处理，提取细粒度行为序列。

(2) 多源验证数据：同步收集学科专家的课堂观察记录、教师反思日志及学生满意度量表，作为后续综合评估的输入。

2.2 数据分析方法与计算模型

2.2.1 核心效能指标的计算模型

教学目标达成度、教学过程优化度与教学效果满意度是评估改革成效的三个核心维度，其计算均采用多指标加权合成法。以教学目标达成度为例，其计算公式为：

$$\text{教学目标达成度} = 0.4 \times \text{测验平均分} + 0.3 \times \text{行为理解指数} + 0.2 \times \text{教师自评分} + 0.1 \times \text{专家评分}$$

其中，行为理解指数由智能系统识别的学习状态数据计算得出，按课时总时长 T_{total} 归一化，计算公式为：

$$\text{行为理解指数} = \frac{T_{focus} + \alpha \times N_{interact} - \beta \times N_{confusion}}{T_{total}} \times 100$$

其中 α, β 为调节系数，分别表示互动次数 ($N_{interact}$) 与困惑对认知 ($N_{confusion}$) 投入的贡献权重，本研究取 $\alpha=2.0$ (鼓励互动)， $\beta=1.5$ (抑制困惑)。

2.2.2 统计处理与检验方法

(1) 基础差异检验。

为验证教学改革效果可归因于实验干预而非其他因素，使用独立样本 t 检验，比较实验组与对照组在后测阶段核心指标上的差异。计算公式为：

$$t = \frac{M_{实验组} - M_{对照组}}{S_p \sqrt{\frac{1}{n_{实验组}} + \frac{1}{n_{对照组}}}}$$

其中 S_p 合并标准差为：

$$S_p = \sqrt{\frac{(n_{实验组} - 1)S_{实验组}^2 + (n_{对照组} - 1)S_{对照组}^2}{n_{实验组} + n_{对照组} - 2}}$$

M 分别表示实验组与对照组后测得分的平均值， S 表示实验组与对照组后测得分的标准差， n 表示实验组与对照组的样本量。 t 其绝对值越大，表明两组均值差异相对于组内变异越大。

(2) 影响机制探索。

通过多元回归分析变量间的作用路径，建立了如下的预测模型：

$$\text{教学效能} = \beta_0 + \beta_1 \times T_{focus} + \beta_2 \times N_{interact} + \beta_3 \times N_{confusion} + \beta_4 \times \text{教师反思评分} + \beta_5 \times \text{互动质量评分} + \varepsilon$$

其中 β_0 为回归截距， $\beta_1 \sim \beta_5$ 为标准化回归系数， ε 为随机误差项。通过分析各标准化回归系数 (β 值)，可以量化评估“系统采集的行为数据”“由此激发的教师反思”以及“课堂中优化的互动结构”等因素在提升教学效能过程中的相对贡献度与具体作用路径。

表1 实验组与对照组后测成绩差异t检验结果

组别	样本量	均值	标准差	t值	df	p值	Cohen's d
实验组	30	79.5	3.7	3.67	58	<0.001	0.95
对照组	30	75.9	3.9				

表2 教学目标达成度影响因素的回归分析结果

变量	非标准化系数B	标准误	标准化系数β	t值	p值	VIF
截距	12.84	5.21		2.46	0.017	
专注时间	0.32	0.09	0.28	3.56	0.001	1.82
互动次数	0.67	0.16	0.29	4.19	<0.001	2.01
困惑次数	-1.21	0.28	-0.24	-4.32	<0.001	1.75
教师评分	0.18	0.07	0.16	2.57	0.013	1.63
互动质量	0.24	0.09	0.18	2.67	0.010	1.94

3 研究结果与分析

3.1 教学改革效果的整体评估

(1) 教学改革效果检验。为验证教学改革能否显著提升教学目标达成度,采用独立样本 t 检验对两组后测得分进行比较,结果如表 1。其中实验组教学目标达成度均值(79.5)显著高于对照组(75.9), $t(58)=3.67$,Cohen's $d=0.95$,属较大效果量。这表明实验干预有效促进了教学目标的达成,差异具有统计学意义且效果明显,如表 1。

(2) 教学效能提升的影响机制探索。为探究各因素对教学目标达成度的影响路径,以教学目标达成度为因变量,专注时间、互动次数、困惑次数、教师反思评分、互动质量评分为自变量,进行多元线性回归分析。结果如表 2。

从各变量的标准化回归系数来看,互动次数和专注时间对教学目标达成度的正向预测作用最为突出,是驱动教学效能提升的核心行为指标;困惑次数则表现出显著的负向影响,提示课堂中学生的认知困惑频率越高,目标达成度越低。此外,互动质量评分与教师反思评分也分别对教学目标达成度产生显著的正向影响,说明高质量的课堂互动以及教师课后的深度反思同样是促进教学效果改善的重要因素。共线性诊断显示,各变量的方差膨胀因子(VIF)介于 1.63 至 2.01 之间,均小于 5 的临界值,表明自变量之间不存在严重的多重共线性问题,回归结果稳健可靠。

3.2 教师专业发展的促进

DDACT 模型的应用,为教师提供了客观、及时的教学反馈,直接促进了教学方法的创新发展。具体表现在:

(1) 从经验判断到数据支持的学情分析,帮助老师设计分层学习任务和个性化指导方案。

(2) 从固定程式到迭代优化的活动设计,帮助教师不断优化课堂活动设计。

(3) 从滞后反馈到预见性干预,教师不仅能及时了解学生的学习状态,还能基于数据分析预测学习困难,实现精准干预。

4 结语

本研究构建并验证了 DDACT 模型的教学改革框架,揭示了从技术感知到教学行为改进、从数据洞察到科学决策的双重转化路径。通过实验可以看出,实验组在目标达成度上显著优于对照组,教学效果满意度与过程优化度亦呈现同步提升趋势。在课堂行为层面,实验组学生专注时间较对照组提升 2.7%,互动频率提高 7.8%,困惑表现下降 10.3%,综合行为理解指数提升 7.3%。同时回归分析也进一步揭示了专注时间、互动次数与互动质量是驱动教学效能提升的核心因素。

但是实验的长期持续性和跨学科的普适性有待进一步

验证;当前 DDACT 模型尚未充分考虑不同学科的教学逻辑与行为表征差异,学科适应性有待加强。

基于行为分析的课堂改革不仅是工具迭代,更是教学范式从粗放走向精准、从模糊走向科学的重要探索。我们期待通过持续的理论完善、实证深耕与生态共建,推动构建更加循证、人本、发展性的课堂教学新形态,真正服务于立德树人的根本使命。

参考文献:

[1] 中共中央国务院印发《中国教育现代化 2035》[N]. 人民日报,2019-02-24(001).

[2] 陈荣荣,李适.新时代教师教育学科的核心使命、内在驱动与实践路径[J].教育理论与实践,2025,45(31):28-34.

[3] 梁钰婷,徐烁,申颖.人工智能与职业教育数字化耦合的逻辑、困境与对策[J].重庆电子科技职业大学学报,2025,34(05):50-58.DOI:10.13887/j.cnki.jccee.2025(5).7.

[4] 李琼,黄嘉骏.AI智能体赋能省域高等职业教育质量评价:价值、挑战与实现路径[J].中国职业技术教育,2025,(20):21-28+45.

[5] 陈海涛,梁俊威,陈晨等.基于多模态体育教育数据的图空间融合动作识别方法[J/OL].计算机科学,1-10[2025-12-30].<https://link.cnki.net/urlid/50.1075.TP.20251119.1758.011>.

[6] 周玉婷.基于深度学习的课堂行为识别与分析关键技术研究与实现[D].西南大学,2025.DOI:10.27684/d.cnki.gxndx.2025.003301.

[7] 文煜.基于轻量级网络的学习者课堂行为识别研究及其应用[D].江西师范大学,2025.DOI:10.27178/d.cnki.gjxsu.2025.001092.

[8] 霍东民.基于深度学习的学生课堂行为检测研究与应用[D].河北科技大学,2025.DOI:10.27107/d.cnki.ghbku.2025.000320.

[9] Jiang,W.,Han,Z.,Wang,C.,et al.Classroom student interaction recognition based on improved YOLOv3[J].IEEE Access,2020,8:130634-130643.

[10] Wu M,Wang X,ji R, et al. SinGAN-CBAM: a multi-scale GAN with attention for few-shot plant disease image generation[J].Frontiers in plant science,2025,161703529-1703529.

基金项目:全国高等院校计算机基础教育研究会计算机基础教育教学研究项目(No.2024-AFCEC-701、No.2024-AFCEC-424);江苏省高等教育学会《江苏高教》专项课题(No.2024JSGJ39)。

作者简介:花卉(1979-),汉族,江苏扬州人,副教授,研究领域:计算机应用,图像处理等。