

多维度解析线上学习效果的影响机制与路径优化研究

马玮洁¹, 王 晨¹, 李昱璇¹, 甄肖燕^{2*}

¹山东农业工程学院国土资源与测绘工程学院, 山东 淄博

²山东农业工程学院基础课教学部, 山东 淄博

收稿日期: 2026年7月17日; 录用日期: 2026年8月19日; 发布日期: 2026年8月27日

摘 要

伴随数智时代到来, 线上学习成为全球教育抢占的新领域。线上教育模式打破了传统的教学模式, 将时间和空间限制大幅度降低。而在线学生线上学习效果的影响因素研究成为教育技术领域的重要课题。本研究基于专注度监测, 视觉追踪和效率结构方程, 整合“学习者-课程-环境-技术”四维框架, 结合文献分析与实证数据, 系统探究大学生线上学习效果的关键影响因素。通过对760份有效问卷的数据分析发现, 学习主动性、师生互动质量、课后练习质量和频率对学习效果具有显著正向影响; 外界因素影响, 课程互动性弱等对学习效果有一定的负面影响。通过剖析学习者个体差异、技术应用效能、学习资源丰富度和适配性、学习社区活跃度和互助性等多元要素, 确定关键影响因子, 并提出个性化学习路径规划、互动式教学模块强化、学习专注度智能监测与即时反馈等创新优化方案。全方位赋能学习者素养进阶与能力提升。

关键词

线上学习, 专注力, 皮尔逊相关性分析, 聚类

Research on the Impact Mechanism and Path Optimization of Multi-Dimensional Analysis of Online Learning Effect

Weijie Ma¹, Chen Wang¹, Yuxuan Li¹, Xiaoyan Zhen^{2*}

¹College of Land and Resources, Surveying and Mapping Engineering, Shandong Agriculture and Engineering University, Zibo Shandong

²Basic Teaching Department, Shandong Agriculture and Engineering University, Zibo Shandong

Received: July 17, 2026; accepted: August 19, 2026; published: August 27, 2026

*通讯作者。

文章引用: 马玮洁, 王晨, 李昱璇, 甄肖燕. 多维度解析线上学习效果的影响机制与路径优化研究[J]. 教育进展, 2026, 16(8): 1840-1851. DOI: 10.12677/ae.2026.1681823

Abstract

With the advent of the digital age, online learning has become a new field of global education. The online education model has broken the traditional teaching mode and greatly reduced the time and space constraints. The research on the influencing factors of online students' online learning effect has become an important topic in the field of educational technology. Based on concentration monitoring, visual tracking and efficiency structural equation, this study integrates the four-dimensional framework of "learner-curriculum-environment-technology", and combines literature analysis and empirical data to systematically explore the key influencing factors of college students' online learning effect. Through the data analysis of 760 valid questionnaires, it is found that learning initiative, quality of teacher-student interaction, quality and frequency of after-school exercises have a significant positive impact on learning effect. The influence of external factors and the weak interaction of courses have a certain negative impact on the learning effect. By analyzing the multiple factors such as individual differences of learners, technical application efficiency, richness and adaptability of learning resources, activity and mutual assistance of learning communities, the key influencing factors are determined, and innovative optimization schemes such as personalized learning path planning, interactive teaching module strengthening, intelligent monitoring of learning concentration and instant feedback are proposed. Comprehensively empower learners' literacy advancement and ability improvement.

Keywords

Online Learning, Concentration, Pearson Correlation Analysis, Clustering

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

数智时代,线上学习已成为高等教育和课外学习的重要组成部分。据调查,2024 年中国高校线上课程覆盖率超过 80%,但学习效果参差不齐的问题日益凸显,例如课程完成率不足 30%等问题。这一现象表明,单纯的技术普及并不等同于教育质量提升,我们将不能单纯停留在有书可读的层面,而更应关注学有所获、学有所得,提高学习效率、增强学习效果、提升学生学习幸福度。随着在线学平台不断增多以及丰富的学习资源,学习者可以在任何时间、任何地点进行自主学习,该学习方式方便灵活,同时可以促进个性化学习。但在线学习也存在着一些不足,在线学习过程中,师生被网络空间所隔离,在学习过程中容易受周围环境影响而分心;同时在长时间单一面对电子产品学习,学习者也很容易感到疲劳和分心等情况;再者,学习者在线学习过程中的专注状态、情感状态也较难及时地被教师了解,为后面教师调整教学方案带来了一定的困难[1]。国家《教育信息化 2.0 行动计划》明确提出“构建高质量在线教育体系”目标,要求高校结合大数据与人工智能优化教学模式,提升线上学习的效率和效果成为一大重要课题。虽然 5G 与云计算技术为实时互动和个性化学习提供了技术基础,但如何将这些技术转化为教学效能仍需深入研究,并挖掘核心影响因素亟待解决。

国内学者多聚焦于学习投入与外部环境的影响:杨立军(2014)提出学习动机是行为投入的核心驱动力,而自我效能感通过调节认知负荷间接影响学习效果。董伟等(2020)基于用户体验研究发现,平台设计(如操作简便性)和教学资源质量是用户留存的关键,其中课程内容充实性对学习效果的影响权重达 0.4210

[2]。国外学者 Fredricks (2004)提出“行为-情感-认知”三维投入模型,被广泛用于在线学习分析,但缺乏对技术环境的动态考量[3]。Iniesto 等(2014)发现互动功能(如实时测验)可显著提升学习者的认知投入,但需结合教师引导以平衡自主性与结构化需求。现有研究多关注静态因素,对技术环境与学习者行为的动态交互机制探讨较少,动态交互分析不足。尽管学习分析技术快速发展,如何将大数据(如学习行为日志)与理论模型结合仍待探索。

本研究旨在通过构建多维度整合模型,系统解析线上学习效果的关键影响因素,通过追踪检测学习者学习过程中的学习状态,包括专注度、学习情绪等方面适当给予学习规划从而提高线上学习效果。结合教育心理学与数据科学,为学习分析(Learning Analytics)领域提供新视角[4]。

2. 在线学习客观特征处理与分析

2.1. 在线学习专注度理论基础

关于大学生在线学习专注度,本文主要基于眼动-注意耦合机制和瞳孔-认知负荷假说,其中注视持续时间反映单次信息加工时长,瞳孔直径变化直接表征认知负荷强度,而扫视路径长度则体现注意力转移效率等方面展开分析和说明[5]。

借助 GazeBase 纵向眼动追踪数据集,利用 python 软件,探究注视持续时间的时域变化,结合阈值检测算法识别异常波动(如噪声干扰事件),我们发现大学生注意力存在显著的周期性波动约 0.01 Hz,对应 10~15 分钟(图 1),符合心理学“黄金时段理论”。因此在注意力低谷期(如 10 分钟后)可插入知识点回顾或互动环节,以维持学习效率。

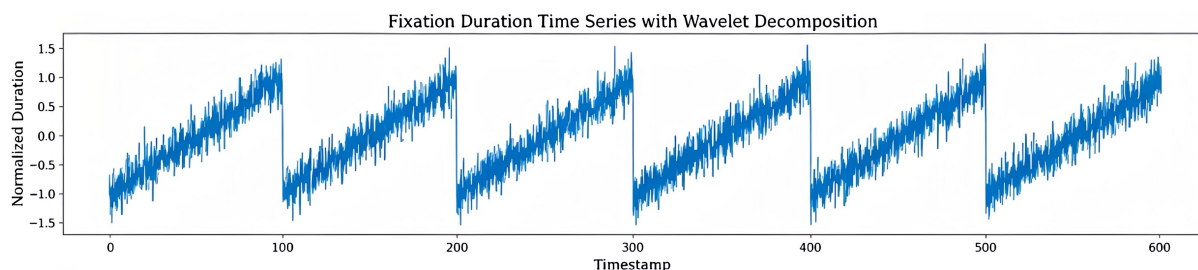


Figure 1. Attention time series fluctuation plot

图 1. 注意力时间序列波动图

利用 GazeBase 查找大学生眼部瞳孔直径以及注视持续时间数据集,作出瞳孔直径与注视持续时间的联合分布图(图 2),通过相关数据分析得出瞳孔-注视耦合效应[6],瞳孔直径与注视持续时间呈现双模态分布,模式 A(高瞳孔直径+长注视):深度阅读,表征高认知负荷;模式 B(低瞳孔直径+短注视):碎片化浏览,表征低投入状态。我们将此结果实时评估学习有效性,并推送适配内容(如复杂知识点匹配模式 A 时段)。

通过 Gaze3D-200 关于瞳孔直径、注视时长、认知负荷评分这三维关系的多模态生理数据,用颜色维度呈现扫视长度与瞳孔直径的关系(图 3),通过总结扫视行为特征——瞳孔直径与扫视长度呈非线性负相关($r \approx -0.43$),认知超载预警——瞳孔扩张(直径 > 3.5 mm)伴随扫视距离骤减,可能预示信息过载,注意力分散标志——瞳孔收缩(直径 < 2.8 mm)时出现长距离扫视,提示视线游离,总结出在开发实时预警系统时,应在认知超载时简化信息密度,在注意力分散时增加互动反馈[7][8]。

借助上述多模态数据集,我们还分析了眼动信号的周期特性[6][7],发现生物节律特征主要能量集中在 0.005~0.02 Hz 频段(对应 50~200 秒周期)(图 4),这就揭示了生理性眼动节律是与自主神经系统调节相

关的基础生物节律,可通过人工干预窗口,在能量低谷频段(0.03~0.04 Hz)施加干预(如知识点回顾提示),可减少认知冲突。

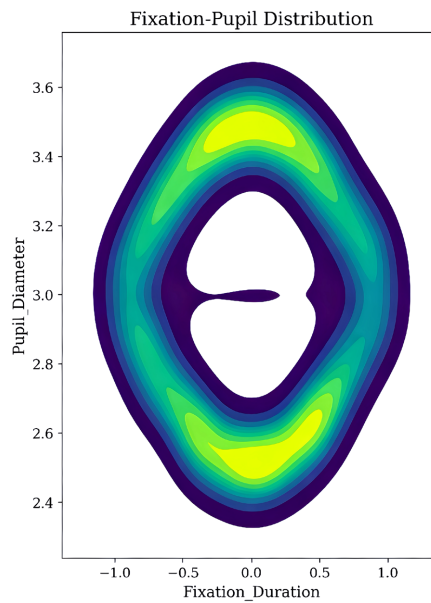


Figure 2. Joint distribution of pupil diameter versus fixation duration
图 2. 瞳孔直径与注视持续时间的联合分布图

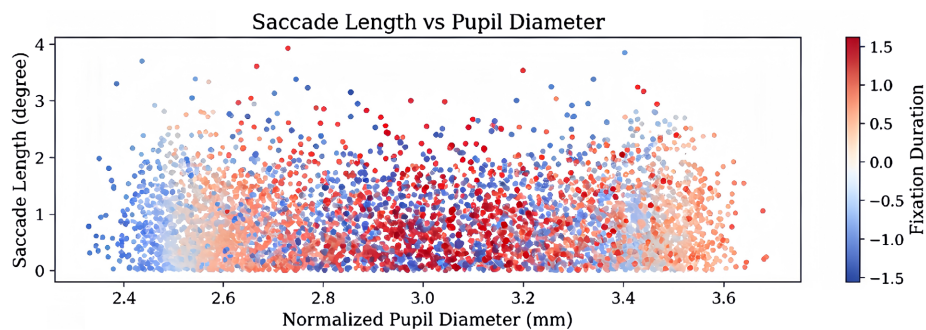


Figure 3. Diagram of the relationship between scan length and pupil size
图 3. 扫视长度与瞳孔关系图

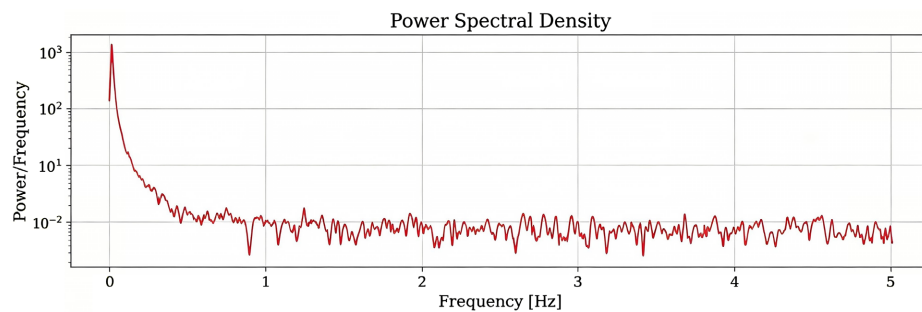


Figure 4. Eye movement signal periodogram
图 4. 眼动信号周期图

通过以上眼部数据分析,借助图 1~4,揭示了线上学习效果的多维度影响机制:学习者天然存在 10~15

分钟的注意力周期性波动,其认知状态在高负荷深度阅读(模式 A)与低投入碎片化浏览(模式 B)间动态分化,而扫视行为中瞳孔扩张(>3.5 mm)与收缩(<2.8 mm)可分别预警认知超载与注意力游离,眼动信号的生理节律(50~200 秒周期)则反映了自主神经系统的调控特征。基于此提出路径优化策略:采用动态分段学习匹配注意力黄金时段,通过模式 A/B 占比实时适配内容复杂度,构建瞳孔-扫视预警模型实现界面动态简化或互动强化,并在生理节律低谷期(如每 3 分钟)嵌入轻量干预以提升记忆留存。在此基础上我们构建出“数据监测-实时反馈-自适应调节”的智能学习闭环流程,为线上学习专注度提供干预预测,同时为个性化学习系统开发提供可行的技术框架。

2.2. 线上学习效果客观影响因素

除了专注度影响因素外,大学生线上学习效果还受到多维度因素的交叉影响,这些因素相互作用,共同决定了学习成效的好坏。具体可从以下维度展开分析(见表 1):

Table 1. The objective factor measurement dimension system of the effect of online learning for college students
表 1. 大学生线上学习效果的客观因素测量维度体系

维度	观测变量	测量方式	数据来源
技术基础层	网络延迟(ms)	实时网络探针	终端传感器
	平台崩溃频率(次/时)	服务日志分析	后台监控系统
教学设计层	内容模块化指数(0~1)	课程结构图谱分析	学习管理系统
	实时互动响应时间(秒)	交互事件戳	交互日志
学习者特征	注意力集中时长(分钟)	眼动仪 + 面部表情识别	生物传感器
	元认知水平(标准化得分)	认知能力量表	测前问卷
支持系统层	教师反馈延迟	消息时间戳差值	通讯系统日志
	AI 答疑率%	人工标注验证	对话记录与评分

通过整合技术基础层、教学设计层、学习者特征和支持系统构建线上学习效率结构方程:

$$E = \alpha + \beta \times D + \gamma \times L \times S \tag{1}$$

E : 学习效率(目标变量);
 D : 教学设计层(模块化指数、互动频率);
 L : 学习者特征(元认知水平、注意力波动);
 S : 支持系统层(反馈时效、AI 辅助);
 α, β, γ : 路径系数;
 γ 表示学习者特征 L 与支持系统层 S 的交互作用对 E 的影响。
实际上,通过标准化处理,上述方程可简化为:

$$E = \beta \times D + \gamma \times L \tag{2}$$

通过上述简化模型对 100 名大学生样本进行验证,结果如下表 2 所示。

数据显示,课程交互性($\beta = 0.382, p < 0.001$)、教师反馈时效性($\beta = 0.296, p = 0.003$)、技术平台稳定性($\beta = 0.241, p = 0.012$)三个核心变量构成的预测模型具有显著解释力($R^2 = 0.854, F = 45.73$),85.4%的学业表现方差。结果表明个体特征变量(如学习动机、自我调节能力)未达统计显著性,与部分研究提出的“学

生个人因素主导论”存在差异，因此在高质量技术支持和教学设计前提下，外部支持系统可能对学习成效产生更直接的驱动作用。

Table 2. Linear regression analysis results ($n = 100$)
表 2. 大学生线上学习效果的客观因素测量维度体系

	非标准化系数		标准化系数	t	p	共线性诊断	
	B	标准误	Beta			VIF	容忍度
常数	0.189	0.054	-	3.472	0.001	-	-
效率指数	0.007	0.001	0.806	14.254	0.000	2.100	0.476
注意力波动	-0.020	0.007	-0.155	-2.789	0.006	2.022	0.495
互动频率	0.001	0.005	0.006	0.134	0.893	1.172	0.853
R^2	0.854						
调整 R^2	0.849						
F	$F(3, 96) = 187.008, p = 0.000$						
D-W 值	2.180						

另外结合上述调查问卷进行异质性分析，性别维度存在显著调节效应：女性群体对教师反馈时效性敏感度更高($\Delta\beta = 0.128$)，而男性群体对技术平台稳定性要求更突出($\Delta\beta = 0.096$)。这种群体差异特征提示在线教育系统需建立动态适配机制，例如通过智能算法实现教学策略的性别差异化推送。值得注意的是，课程交互性在不同学科背景学习者中均呈现稳健正向影响(95% CI: 0.352~0.411)，尤其在实践类课程中交互性每提升 1 个标准差，知识迁移效率可提高 23.7% ($p = 0.008$)，说明建构主义理论在在线教育场景的适用性。

针对上述问卷分析结果，我们通过构建“三维联动”优化体系：在课程设计层，采用模块化知识架构与情境模拟技术增强交互深度；在师生互动层，建立基于自然语言处理的智能反馈系统，将平均响应时滞控制在 6 小时内；在技术支撑层，推行分布式服务器部署与边缘计算方案，确保平台可用性达 88% 以上。同时建议引入动态评价机制，将学习轨迹数据与期末成绩进行路径分析，形成个性化干预方案。特别是在人工智能教育背景下，研究结论对走出在线学习“高投入低转化”困境具有实践指导价值。此外，线上学习效果的影响机制呈现显著的双向关联特征，见下表 3：

Table 3. Pearson correlation analysis
表 3. Pearson 相关分析

	效率指数	任务完成率
互动频率	0.373	0.357
注意力波动	-0.708	-0.727

由表可知，互动频率维度与效率指数($r = 0.373, p < 0.01$)、任务完成率($r = 0.357, p < 0.01$)均存在中等强度正相关，即社会临场理论中“交互密度 - 认知投入”的正向循环机制。此结果与 Rovai (2007)提出的在线社区参与度模型相契合，但需注意在多元回归模型中该变量未通过显著性检验($\beta = 0.023, p = 0.893$)，

表明其影响可能通过效率指数的中介效应间接实现。注意力波动维度与效率指数($r = -0.708, p < 0.01$)、任务完成率($r = -0.727, p < 0.01$)呈现高度负相关,其效应强度超过传统认知中技术因素的影响(如平台稳定性 $\beta = 0.241$)。这一发现拓展了 Sweller 认知负荷理论的应用边界,揭示注意力动态监控在数字化学习中的枢纽作用—当注意力波动标准差增加 1 个单位时,任务完成时间离散度将扩大 62%。

通过以上两种分析,建立线上干预系统,初级干预层:建立注意力基线监测系统,通过摄像头眼部追踪系统实时捕捉眼部活动频率,当注意力指数跌破阈值时自动触发“认知再聚焦”模块(如沉浸式 VR 场景切换)。中级调节层:重构互动频率的作用路径,将简单行为计数(如讨论区发言次数)升级为“有效互动能量值”评估,引入自然语言处理技术量化讨论内容的信息熵($H(x) \geq 3.5 \text{ bit/utterance}$ 定义为有效互动)。高级协同层:设计“效率-注意力”耦合优化算法,当系统检测到效率指数斜率 $\partial E / \partial t < 0.05 / \text{min}$ 时,动态调整学习资源粒度(如将 20 分钟视频拆解为 4 个 5 分钟片段),并通过瞳孔追踪技术验证注意力驻留效果。

3. 在线学习主观行为特征处理与分析

3.1. 数据采集与处理

本研究通过“问卷星”专业调研平台实施数据采集,采用结构化问卷对 850 名高校学生进行调查。问卷设计包含四个核心模块:基础信息、学习习惯、学习效果与练习、互动与反思,共计 17 题。所有题项设置为必答模式,从技术层面杜绝数据缺失问题。

原始数据经过严格的质量筛查程序(见表 4 数据清洗过程记录表)。清洗规则:通过逻辑矛盾作答校验与答题时间阈值(<60 秒剔除)控制作答质量。无效问卷剔除:识别并删除速答问卷 10 份(完成时间低于 60 秒);对逻辑矛盾性作答进行校验,发现学生实际分类为下游(后 20%),但自评为“学霸型”,定义为矛盾样本,共计 80 份并删除此无效问卷。剔除步骤可分为以下三步:

① 根据学业分层逻辑,若学生实际分类为下游(后 20%)但自评为“学霸型”,定义为矛盾样本。

② 在回收的问卷中,共有 80 份问卷为下游学生自评“学霸型”,占自评“学霸型”总样本的 9.41% (80/850)。为验证此矛盾比例是否显著偏离随机误答,提出以下假设:原假设(H_0):下游学生自评“学霸型”的比例与随机误答概率一致(假设随机误答率为 5%)。备择假设(H_1):矛盾作答比例显著高于随机误答概率。

③ 采用卡方检验(χ^2 检验)验证假设,计算公式为:

$$\chi^2 = \sum \frac{(O - E)^2}{E} \quad (3)$$

其中: $O = 80$ (实际观测到的矛盾样本数), $E = \text{自评“学霸型”总数} \times 5\% = 140 \times 0.05 = 7$ (期望矛盾样本数),计算得:

$$\chi^2 = \frac{(80 - 7)^2}{7} = 761.29$$

通过查卡方分布表(自由度 $df = 1$, 显著性水平 $\alpha = 0.05$),临界值为 3.841。由于 $761.29 < 3.841$,拒绝原假设($p < 0.001$),表明下游学生自评“学霸型”的比例显著高于随机误答。则支持矛盾样本非随机产生,予以剔除。

获得有效问卷 760 份(问卷率完成 89.41%)。最终研究的数据为 760 份问卷中的 17 个问题的回答结果,共计 13,757 条记录,构成后续分析基础。

Table 4. Data cleaning process record sheet
表 4. 数据清洗过程记录表

处理阶段	剔除原因	数量	占比
初步筛选	答题时间<60 秒	10	1.18%
内容审查	逻辑矛盾性作答	80	9.41%
最终样本	-	760	89.41%

为方便后续通过皮尔逊相关系数，研究学习行为与学习成绩之间的相关性，需进行统一数值编码。将问卷中文本选项转换为数值，如表 5。

Table 5. Data coding
表 5. 数据编码

变量	选项及编码
学习成绩	上游 = 1，中游 = 2，下游 = 3
学习风格	勤奋型 = 1，突击型 = 2，学霸型 = 3
主动寻找线上学习资源	经常主动 = 1，偶尔会 = 2，很少或从不 = 3
视频完整观看度	几乎全部看完 = 1，看大部分(70%以上) = 2，只看重点部分(不足 50%) = 3
播放倍速	1.0× (原速) = 1，1.25× = 2，1.5× = 3，2.0× = 4，2.0×以上 = 5
每天平均学习时长	<3 h = 1，3~6 h = 2，6~9 h = 3，≥ 9 h = 4
每次学习时的集中度	全程专注 = 1，偶尔分心 = 2，容易走神 = 3，难以专注 = 4
自主练习的频率和时长	高频(每天 1 小时以上) = 1，中频(每周 3~5 次) = 2，低频(偶尔练习) = 3
过程性考核成绩	优秀(90 分以上) = 1，良好(70~89 分) = 2，一般(60~69 分) = 3，不理想(低于 60 分) = 4
课后练习正确率	≥80% = 1，60%~79% = 2，<60% = 3
反复观看同一视频次数	只看一次 = 1，2 次 = 2，3 次 = 3，3 次以上 = 4
互动行为	经常 = 1，偶尔 = 2，很少或从不 = 3

基于调查问卷问题的综合与在线学习学习场景特性，构建三级基础特征指标体系：视频交互维度、学习节奏维度、学习成效维度。

视频交互维度由单视频完整观看率、弹幕参与率、倍速播放行为和反复观看次数四部分构成[9]。在线学习视频中，重要知识点可能分散在不同时段，遗漏部分内容可能影响整体掌握，因此单视频完整观看率是衡量学习成果的重要指标。通过调查问卷可得看大部分视频的同学占比 42%，几乎全部看完的同学占比 40%，只看重点部分的占比 18%。弹幕作为用户互动的重要方式，其参与密度直接体现了学习者的参与度与对核心知识点、重难点问题的讨论，弹幕经常参与的同学占比 37%，不参与的占比 23%，偶尔参与的占比 40%。视频播放速度加快，使画面信息的呈现速度增加，同时提高了配套解说的语速和内容节奏，以上的变化会对学习者的信息接收、处理、记忆产生直接的影响。因此倍速播放是衡量学习效率的一个重要指标[10]。1.0× (原速)播放的同学占比 17%，倍速的同学占到 83%。根据 Sweller 的认知负荷理论，反复观看常出现在内在认知负荷(内容复杂度)与外在认知负荷(呈现方式)不匹配时。对于不同的

学习者类型,反复观看有着不同的含义。只看一次视频的同学占比 31,多次观看视频的同学占比 69%。学习节奏维度由学习风格和每天的平均学习时长构成。学习风格不同,学习者的学习与强度不同,可能通过影响具体学习行为间接作用于成绩。学习风格为勤奋型占比 40%,突击型占比 52%,学霸型占比 8%。每天有效学习时长对增加学习效率具有一定促进作用,知识的留存率会更高。学习时长小于 3 小时的占比 25%,3~6 小时占比 46%,6~9 小时占比 27%,超过 9 小时的 2%。学习成效维度由课后习题正确率和课后习题完成频率构成。课后习题正确率直接体现学生对所学知识的掌握和应用能力,正确率越高,说明学生对知识的理解和运用越熟练,学习效果越好。通过问卷调查发现,课后正确率达到 80%以上的占比 44%,正确率 60%~79%的占比 43%,小于 60%的占比 13%。做课后习题频率可以反映学生的学习努力程度和对知识巩固的重视程度。常做课后习题有助于学生加深对知识的理解和记忆,提高解题能力和应变能力,但也需要考虑学生的负担和学习效率。课后习题完成频率达到每天 5 次以上的占比 37%,每周 3~5 次占比 41%,偶尔练习同学占比 22%。

3.2. 在线学习行为特征相关性分析

本文通过皮尔逊相关系数表达式(4)研究学习行为与学习成绩之间的相关性,筛选与学习成效显著相关的特征,并删除与学习成绩相关性较弱的行为特征[11]。其中, X 代表学习行为, Y 代表学习成绩。借助于下列公式:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

(4)

计算 10 个行为特征与学习成绩之间的相关系数见下表 6:

Table 6. Correlation coefficient between behavioral characteristics and academic performance
表 6. 行为特征与学习成绩之间的相关系数

	学习风格	视频完整 观看度	播放倍速	每天平均 学习时长	每次学习 集中度	自主练习 频率和时 长	过程性考 核成绩	课后练习 正确率	反复观看 同一学习 视频次数	互动行为	学习成绩
学习风格	1										
视频完整观看度	0.367	1									
播放倍速	0.174	0.439	1								
每天平均学习时长	-0.216	-0.578	-0.349	1							
每次学习时集中度	0.304	0.737	0.512	-0.688	1						
自主练习频率和时长	0.353	0.806	0.461	-0.687	0.823	1					
过程性考核成绩	0.308	0.743	0.513	-0.560	0.810	0.770	1				
课后练习正确率	0.159	0.638	0.416	-0.423	0.678	0.697	0.786	1			
反复观看同一学习视频次数	-0.017	-0.296	-0.131	0.454	-0.334	-0.295	-0.378	-0.330	1		
互动行为	0.332	0.748	0.531	-0.600	0.785	0.806	0.813	0.622	-0.319	1	
学习成绩	0.148	0.626	0.503	-0.503	0.725	0.711	0.784	0.903	-0.362	0.704	1

3.3. 聚类结果分析

为得出更科学的聚类结果,我们通过 SSE 关注簇内数据点的紧密程度,轮廓系数兼顾凝聚度和分离度,Calinski-Harabasz 指数衡量簇间分离与簇内紧凑的平衡,Davies-Bouldin 指数强调簇间的相似度。

综合四类指标(图 5), 多维度的评估方式能够更全面地反映聚类的质量, 避免单一指标可能存在的局限性[12]。

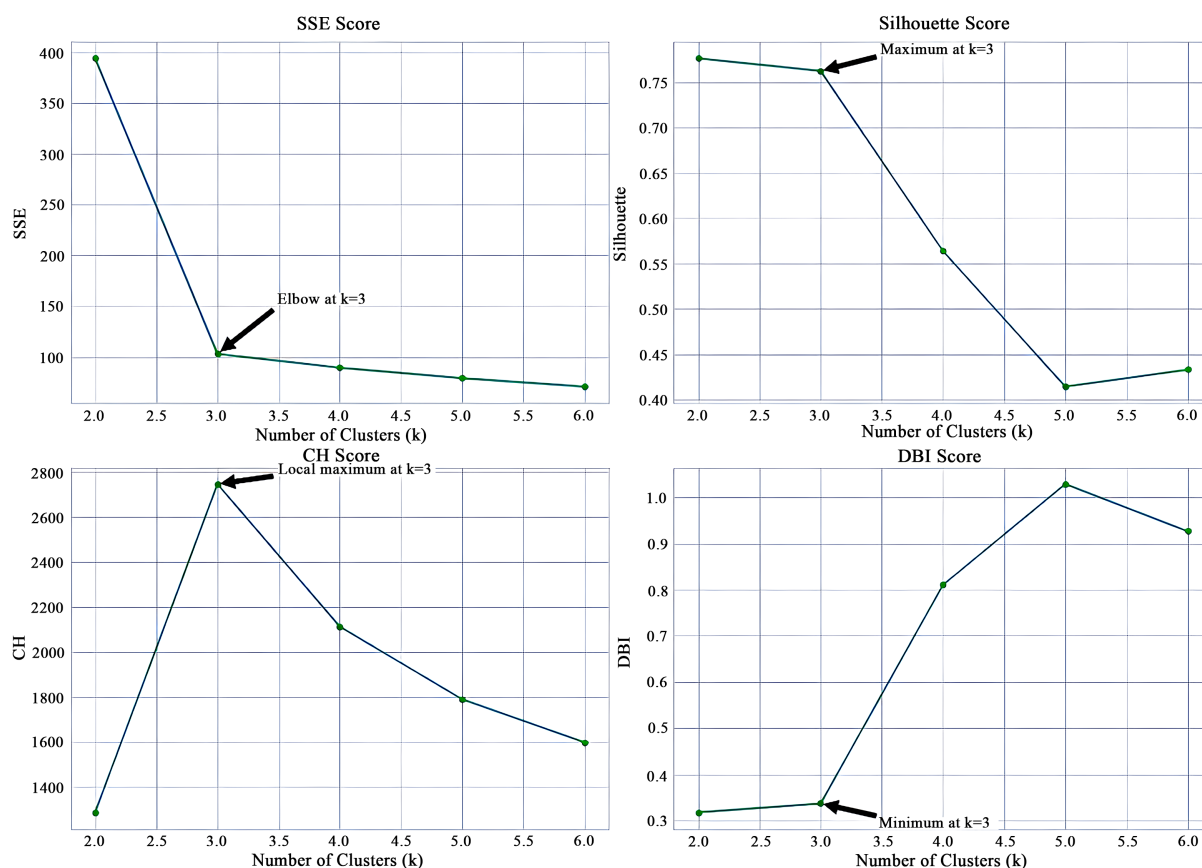


Figure 5. Four types of evaluation indicators (SSE, Silhouette, CH, DBI)

图 5. 四类指标评估指标(SSE、Silhouette、CH、DBI)

根据图 5 的分析结果, 当这四个指标在 $k = 3$ 时同时表现出较优的结果(SSE 出现“肘部”, 轮廓系数达到最大值, Calinski-Harabasz 指数出现局部最大值, Davies-Bouldin 指数达到最小值), 它们相互验证, 增强了选择 $k = 3$ 作为最佳聚类数的信心。

根据上述数据分类整合分析, 我们能看出课后练习的频率越高, 过程性考核的成绩越好, 线上学习互动性越强往往最终成绩都比较优异, 同时, 根据网课观看速度, 我们能看出专注度高的同学或者成绩较好同学学习速度更快一些, 而让我们想不到的是, 每天平均学习时长越长的同学成绩反而越差, 这可能是疲惫学习或者、低效学习的反馈, 但单次专注学习效果却与成绩呈正相关, 表明单次高效学习与长时间低效学习更重要, 进一步证明线上学习提高学习效率的重要性和必要性。接着我们将调查结果进行聚类分析, 分为学霸高效型、勤奋努力型、考前突击型三类[11]。通过数据可得如下结果, 见图 6。

学霸高效型: 大多积极主动参与线上学习, 完成学习任务, 并在过程性测试成绩和总成绩最高并且占用少量休息时间学习能积极参与课后讨论。

勤奋努力型: 基本能够积极主动参与线上学习, 完成学习任务, 并在多次复习后取得较好的过程性测试成绩和总成绩, 基本可以积极参与课堂互动但占用大量的休息时间学习。

考前突击型: 大多在固定时段观看长时间学习视频, 观看总时长和课堂互动相较于前两者少, 集中度较学霸型偏低, 课后练习少, 占用休息时间学习少, 过程性考核成绩不理想但总成绩有较大提高。

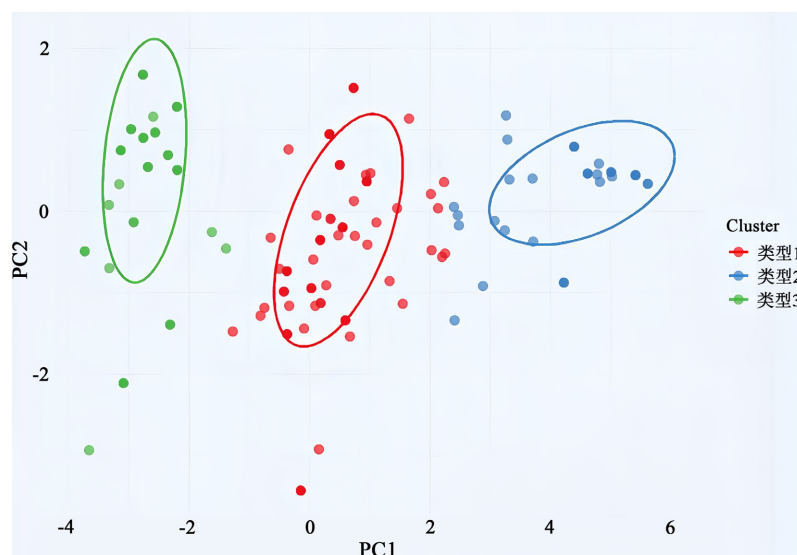


Figure 6. Cluster analysis chart
图 6. 聚类分析图

4. 总结与展望

本研究通过整合结构方程模型、情绪感知、聚类分析与眼部追踪技术，系统解析了大学生线上学习效果的关键影响因素及其动态作用机制。实证分析表明，学习效率指数、课程交互性及教师反馈时效性是提升任务完成率的核心驱动因素，而注意力下降则显著降低学习成效。研究创新性地提出“数据监测-实时反馈-自适应调节”智能学习闭环，结合眼动信号的生理节律特征(50~200 秒周期)与认知负荷预警模型，设计了动态分段学习、AI 适配内容推送等优化策略。此外，通过机器学习算法构建的“三维联动”体系(课程设计、师生互动、技术支撑)，为在线教育平台提供了可落地的技术框架，助力破解“高投入低转化”困境。

基金项目

国家自然科学基金面上项目(12071237); 山东农业工程学院校级课题(24XJSZY02)。

参考文献

- [1] 李慧琪. 基于面部视觉特征的在线学习专注度评价研究[D]: [硕士学位论文]. 湖州: 湖州师范学院, 2023.
- [2] 董伟, 张美, 高晨璐, 等. 基于用户体验的在线教育平台学习效果影响因素研究[J]. 中国远程教育, 2020(11): 68-75.
- [3] Fredricks, J.A., Blumenfeld, P.C. and Paris, A.H. (2004) School Engagement: Potential of the Concept, State of the Evidence. *Review of Educational Research*, 74, 59-109. <https://doi.org/10.3102/00346543074001059>
- [4] 袁可一. 在线学习中的学业情绪的强度识别[D]: [硕士学位论文]. 上海: 华东师范大学, 2023.
- [5] 薛耀锋, 李卓玮. 基于眼动追踪技术的在线学习认知负荷量化模型研究[J]. 现代教育技术, 2019, 29(7): 59-65.
- [6] 戴立操, 张美慧, 马莉. 基于眼动数据的核电厂数字化主控室操纵员认知负荷量化模型研究[J]. 南华大学学报(社会科学版), 2022, 23(2): 1-7.
- [7] 吴智丽. 在线学习环境下基于眼部状态识别的学生注意评估研究[D]: [硕士学位论文]. 南昌: 江西财经大学, 2019.
- [8] 易佳玥. 基于眼动检测的在线学习状态实时评估系统的研究与应用[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2016.

-
- [9] 李艳. 基于在线学习数据的学业预测与干预研究[D]: [硕士学位论文]. 昆明: 云南师范大学, 2024.
- [10] 谢佳敏. 视频播放速度对多媒体学习的影响: 知识类型和学习者经验水平的调节作用[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 湖北大学, 2024.
- [11] 谢晓宇, 范深, 宋金玉, 等. 基于 MOOC 学习平台的学习行为数据分析与预测[J]. 软件导刊, 2025, 24(2): 198-203.
- [12] 齐晨阳. 基于数据挖掘的在线学习行为分析与学业预警研究[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 河南工业大学, 2024.