

多模态脑机接口驱动的虚实学习环境构建研究

赵正越¹ 谢统薇^{2*}

(1. 青岛幼儿师范高等专科学校, 山东 青岛 266000; 2. 郑州工程技术学院, 河南 郑州 450044)

摘要: 在全球教育数字化转型与人工智能技术深度融合的背景下, 如何实现精准化、个性化的智能教育成为关键的科学问题。本研究以多模态脑机接口为实验设备, 融合扩展现实与教育多智能体技术, 构建了从神经感知、智能决策到场景适配的虚实学习环境新范式。首先通过采集多模态脑电数据, 后结合 Unity 动态场景生成技术, 最终使用 Coze 平台接入 DeepSeek-R1 大模型, 构建出教练型/策略型双模教育智能体, 并在试点院校开展沉浸式虚拟教学实验, 实证表明本研究能够有效提升学生的路径规划能力和学习效率。

关键词: 多模态脑机接口; 虚实学习; 教育智能体; 扩展现实

引言

当前, 全球教育正加速向数字化转型, 我国也在此次浪潮中积极布局。教育部等印发的《“十四五”教育发展规划》提出了“推动人工智能等新技术与教育深度融合, 构建智能化教育新生态”的战略目标。国务院印发的《新一代人工智能发展规划》将“智能教育”列为重点应用场景, 为教育领域的技术创新提供了战略指导。与此同时, 脑科学与类脑研究已被纳入我国“科技创新 2030 一重大项目”, 成为科技发展的重点领域。其中, 多模态脑机接口(BCI, Brain-Computer Interface)作为连接脑神经科学与教育实践的关键纽带, 在认知监测、学习干预等方面的应用潜力, 亟待深入挖掘^[1]。

因此, 在政策与技术的双轮驱动下, 本研究以建构主义和元认知理论为根基, 依托现有的多模态脑机接口技术, 对虚实交互的沉浸式教育场景如何开发、应用和协同等进行研究, 主要包括如何生成基于 Unity 扩展现实(XR, Extended Reality)的动态环境, 及在该环境中实现教练型和策略型不同教育多智能体(Agent)的辅助学习。目前, 本研究已在郑州工程技术学院开展了实证场景的验证, 揭示了本研究在虚拟教育中的理论与实践价值, 为人工智能教育从实验探索, 迈向规模化的应用提供了技术范式与理论框架。

一、核心概念与技术基础

(一) 多模态脑机接口的技术架构

脑机接口技术自 20 世纪 60 年代萌芽, 历经半个多世纪的发展, 已从实验室的理论探索迈向多领域的应用实践。目前, 脑机接口技术主要分为侵入式和非侵入式两类, 早期的侵入式技术虽然能够实现高精度的神经信号采集, 但其高风险性与排异反应严重制约了临床推广。而非侵入式技术凭借其便携性与安全性的优势, 在 21 世纪迎来了爆发式的发展, 其中 NeuroSky 等品牌推出的便携式设备已成功应用于健康监测与认知训练等场景^[2]。与此同时, XR 凭借虚实融合的特性, 正在重塑教育行业的教学模式与学习体验, 尤其在虚拟仿真实验、沉浸式教学等领域展现出巨大的潜力。近年来, BCI 与 XR 的融合已成为前沿研究的热点, 例如: 复旦大学所研发的“三合一”颅骨植入式设备, 将肌群的控制精度提升至 92.7%。国际上, 像 Emotiv EPOC 系列的头盔, 通过多通道的脑电(EEG, Electroencephalogram)采集技术, 显著增强了虚拟现实的交互体验^[3]。然而, 当前 BCI 与 XR 在高等教育领域的交互应用仍处于起步阶段。所以, 本研究基于成熟的商用非侵入式 BCI 设备, 结合 XR 技术构建了沉浸式的教学环境, 旨在创建二者在高等教育领域中的创新应用, 为提升教学质量与学习效率进行新的探索。

基金项目: 郑州工程技术学院重点学科建设项目资助

作者简介: 赵正越(1994-), 女, 讲师, 博士, 研究方向为产业经济与市场发展。

通讯作者: 谢统薇(1989-), 女, 讲师, 博士, 研究方向为人工智能教育和机器学习。

(二) 虚实学习环境的开发与应用模式

虚实学习在教育领域中的应用，通常是指在现实层面上利用传感器捕捉用户的操作行为，并结合虚拟仿真环境进行教育实验或教育反馈等^[4]。虚实学习环境的创建及应用作为本研究的重点，在虚拟层面上主要是通过 Coze 平台接入 DeepSeek-R1 大模型，构建出多类型的 Agent，并在 Unity 已有的元宇宙环境中进行深度融合。从而实现先由多模态 BCI 的神经感知，到 Agent 教育智能体的智能决策，Unity 场景进行适配的闭环教学体系，从而形成虚实协同的全新沉浸式 AI 教育模式。

本研究在郑州工程技术学院的代表性课程《系统工程》中已开展实验，并初步实现了虚拟教育场景的升级。在实验中中学生佩戴好 BCI，进入该课程已设置的数字孪生工厂、航天工程、油藏工程等虚拟的实验环境中，BCI 将实时监测到的数据通过传感器传输至 Coze，平台则基于 DeepSeek-R1 大模型分析数据，识别学生在实验中具体的系统建模、开发和应用等实践操作，依据决策模式与认知偏差，触发相应的教练型或策略型 Agent，从而对学生的操作规范进行指导，或针对复杂问题给出具体的解决思路。同时，Agent 结合 BCI 反馈的注意力与认知负荷的数据变化情况，动态调整虚拟场景的难易程度，以适应学生不断变化的学习能力^[5]。这种虚实协同的训练模式，不仅以沉浸式的超强仿真效果，大幅提升了学生在该课程中的实操能力，更能通过实时反馈，提高教学效果的精准度与适应性，为 AI 教育的发展开辟新的路径。

二、多模态脑机接口的数据采集

本研究依托非侵入式多模态功能的脑机接口作为实验设备，在进行虚实学习之前对相关的数据进行采集，主要通过整合 EEG、功能性近红外光谱（fNIRS, Functional Near-infrared Spectroscopy）、眼动追踪、肌电等信号，有效突破了过去单一模态脑机接口的局限性。具体流程如下图 1 所示。

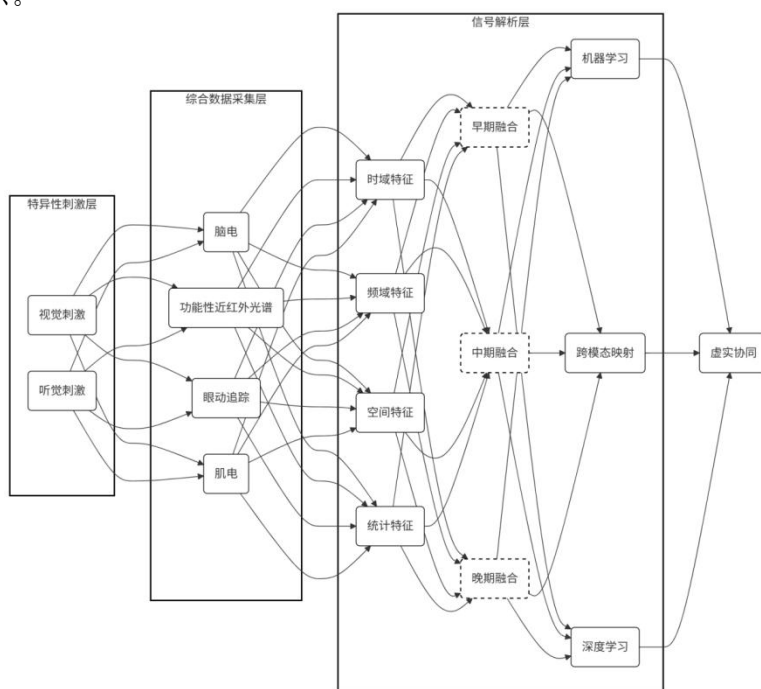


图 1 多模态脑机接口数据采集与融合处理流程

当学生佩戴好脑机设备后，首先在输入激发环节，多模态 BCI 借助稳态的视觉诱发电位和 P300 范式，从视觉与听觉两方面同时进行特异性刺激，有效降低外界的干扰，同时还能充分激活神经响应。之后，在综合数据采集阶段，当 EEG 的时间分辨率高，但空间分辨率不足时，fNIRS 即可补充空间信息，以二者融合的方式提升意图识别的精度。最后，在信号解析阶段，主要应用深度学习和跨模态映射算法，精准解析大脑活动的时间窗口与频率特征，从而强化解码的准确性。这种多模态 BCI 通过以上三个环节，为本研究进行虚实学习环境的开发和应用，提供了现实层面上的数据与技术基础。

三、虚实学习环境的构建

虚实学习作为本研究的核心架构，主要通过动态场景生成、数字孪生同步与教育智能体三大技术支柱，实现了物理与虚拟空间的高效融合。

(一) 构建动态场景

在生成动态场景方面，本研究基于 Unity 的 XR Interaction Toolkit 交互系统，采用模块化的设计方式，实现虚拟场景的动态生成。在实验的初始化阶段，先采用 URP 渲染管线，配合 Origin 组件对运动捕捉设备进行精准追踪，实现空间定位的交互精度后，根据《系统工程》这门课程对复杂系统建模的需求，集成了 ModelBase_AD 车辆动力学仿真引擎，包括：车辆的悬架、转向、制动等子系统模型，从而支持空气动力学特性模拟与轮胎-路面的耦合计算。而在内存管理方面，本研究运用 Addressables 实现了系统模型的按需加载，最大限度保证了模型的几何细节，同时大幅压缩了资源包的体积，从而降低内存的占用，确保虚拟学习环境的稳定运行。动态资源的管理方面，本研究采用 C#异步脚本与对象池技术，将学习场景切换的延迟控制在 0.5 秒以内，确保了交互的流畅性。

(二) 数字孪生同步

在数字孪生的同步环节，本研究基于 SolidWorks-3D Max-Unity 架构，使用 SolidWorks 进行参数化的建模，定义了几何约束与装配关系，并用场景树分层管理模块，导出保留有实体模型与装配的结构，之后使用 3D Max 执行抽壳优化与网格合并实现轻量化，最后在 Unity 环境中，通过父子层级绑定解决 SolidWorks Z 轴与 Unity Y 轴的轴向偏移问题，并采用 Prefab 的预制件系统实现组件的模块化复用。这种全流程标准化的操作，严格遵循毫米到米的量级转换规则，确保了模型的几何精度、渲染性能与数据交互的一致性，为数字孪生的场景同步，提供了可复用的实施路径。

(三) 教育智能体

本研究所构建的教育智能体，目前是基于 Coze 平台的低代码环境进行开发。利用该平台的动态适应性与精准调控能力的优点，以多角色的 Agent 为核心，分别构建了教练型和策略型两种不同教育智能体的双核驱动模式，如图 2 所示。



图 2 教育智能体双核驱动交互逻辑图

其中教练型的 Agent 作为执行任务的中枢，基于推理框架，能够将复杂的学习任务分解为原子化的操作序列，并借助动态难度调节算法，依据学生的实时学习状态进行任务流的自适应编排。该类型 Agent 在与脑机接口的虚实协同方面，通过设备的神经状态监控模块中深度集成的人机界面控制系统，包含 θ 波的功率、 β/α 波的比率等，对学生不同的学习、休息或疲倦程度实施分级的干预策略。而在与虚拟场景的交互方面，本研究利用 Unity XR 中的可视化模块，以三维时间轴的形式呈现出任务的完成度、学习的错误类型分布，及神经指标的关联等，从而为教师更好地开展针对性教学提供有力支撑。

策略型的 Agent 在本研究中作为认知的增强核心，基于艾宾浩斯的遗忘曲线，设计了间隔重复算法，精准识别学生在学习过程中可能出现的薄弱环节，从而触发强化训练。该模块整合了 Flavell 的元认知理论，并通过多模态融合网络，同步了语音、面部表情及脑电信号的分析功能，以便生成个性化的情感支持方案，全方位促进学生认知和思维能力的提升^[6]。

这种多 Agent 相互协同和交互的机制，通过有限状态机精准定义了角色的激活条件，之后利用 Coze 平台的 AutoGen 开发套件，从而实现 Agent 与 Moodle、Blackboard 等目前主流教学管理系统的无缝互通，并支持课堂表现的数据与神经指标的跨模态深度关联。而在大语言模型的配置方面，本研究选用 DeepSeek-R1 模型，采用分层提示策略开展结构化的提示工程。首先通过明确角色的定位、技能的规范与输出的限制等，确保所构建的模型输出符合实际的教学需求后，借助 Transformer-XL 的架构，扩展上下文的窗口，尽可能保障在长时间交互中仍具备稳定性。最后在多模态输出的适配方面，形成语音指导、3D 标注，及操作演示的复合反馈，全面提升虚拟教学的沉浸与交互效果。

四、实验验证

本研究严格遵循维果茨基的“最近发展区”理论，及弗拉维尔的元认知发展模型，致力于实现高等教育干预的精准性与个性化，目前已在试点院校完成了部分场景的实验验证。通过动态评估原则，将 θ 波功率作为空间记忆负荷的神经指标，即当 θ 功率超过阈值时，表明学生处于“潜在发展水平”的临界点，需提供认知支架，这种针对普通学生在知识学习方面的提升，通过 EEG 信号与虚拟学习场景的实时联动，设计了多目标寻路的任务模块。例如：当 θ 波的功率触及阈值时，系统自动触发空间记忆的强化提示功能，让学生在策略型 Agent 的指引下，以更优的学习方法反复回顾所遗忘的知识点。

如表 1 所示，目前针对试点院校 387 名工科学生进行实验，分为实验组 (n=193, 神经反馈干预) 与对照组 (n=194, 传统虚拟教学)。实验数据表明，实验组的路径规划效率大幅提升。尤其在计算机类的编程课程中，实证结果显示，实验组的调试效率提升近 31%，明显高于传统的虚拟教学效果。并且实验组在任务后测中，独立制定解题策略的比例达 76%，高于对照组的 42% ($\chi^2=38.7, p<0.001$)，这在一定程度上也证明了本研究的有效性。

表 1 实验组与对照组关键指标对比分析

指标	实验组	对照组	提升辅导	显著性
任务完成时间 (min)	28.6±3.2	28.6±3.2	-31.1%	<0.001
代码调试次数	3.7±0.9	6.8±1.4	-45.6%	<0.001
独立制定策略比例	76%	42%	+34%	<0.001
θ 波触发干预频次/课时	5.2±1.1	-	-	-

同时，本研究正在试点院校的特殊教育学院开展实验，主要针对自闭症障碍的学生进行特殊教育场景的测试，通过融合 fNIRS 前额叶的血氧信号，及眼动追踪的实时数据，尝试实现学生的情绪识别与反馈。例如：当检测到学生的 β 波增强时，即学生可能出现焦虑情绪，此时可触发教练型或策略型 Agent 进行情感支持与引导，逐步增强特殊学生在社交中的互动时长，降低刻板行为的频率等，从而进一步实现本研究在特殊教育中的应用。

五、结论

当前多模态脑机接口驱动的虚实学习环境，无论在开发还是应用方面都面临着诸多挑战。例如：如何解决多模态数据的时空异构性问题，EEG 信号与 fNIRS 血氧信号的时标差异，往往会导致跨模态对齐产生极大的误差，严重制约从神经信号到行为关联分析的精度。因此，如何开发异步融合的框架、算法，及自适应权重的分配，都是未来需考虑的重点和难点。另一方面，在计算效率层面，多模态的 Transformer 模型，往往参数量巨大，导致延迟严重，难以满足学生和教师

对实时学习情况反馈的需求。轻量化的部署与低延迟响应的平衡，都是亟待解决的问题。而隐私保护也是 AI 教育规模化应用的关键前提，不少学生担忧个人的神经数据可能有泄露的风险，未来需构建分层的加密体系。如数据级中可采用 Paillier 同态加密，特征级则可引入动态差分的隐私噪声，决策级可部署量子密钥的分发模组等，从而形成全流程的数据安全防护链，更好地保障学习者的个人隐私。总之，未来技术的突破与伦理规范仍需进一步探索，方能推动 AI 教育向精准化、智能化、个性化的新维度跃迁。

参考文献:

- [1] 陈子阳, 赵翔, 赵润豪, 等. 基于人机协作的多智能体科学假设生成[J]. 计算机研究与发展, 2025, 62(07): 1639-1652.
- [2] 郑艳秋, 赵利梅, 付立忠, 等. 深度数据分析驱动的虚拟仿真“教-学”一体化路径建设[J]. 实验室研究与探索, 2025, 44(07): 92-97.
- [3] 高晗, 蒲琪然, 赵永生, 等. 非侵入式脑机接口在机器人控制领域的研究综述[J]. 机械工程学报, 2025: 1-16.
- [4] 苏小红, 何钦铭. 人工智能赋能教与学场景和模式革新的探索——以程序设计课程为例[J]. 中国大学教学, 2025(06): 65-72.
- [5] 万象隆, 傅岸峰, 要逸铎, 等. 基于 BCI 与 VR 的认知诊疗应用[J]. 工程科学学报, 2025, 47(04): 824-836.
- [6] 程晓荣, 仇式明, 定险峰, 等. 动作如何影响元认知? ——基于认知模型和神经机制的探讨[J]. 心理科学进展, 2025, 33(03): 425-438.

Research on the Construction of Virtual-Physical Learning Environments Driven by Multimodal Brain - Computer Interfaces

ZHAO Zhengyue¹, XIE Tongwei^{2*}

(1. Qingdao Preschool Education College, Qingdao, Shandong 266000, China; 2. Zhengzhou University of Technology, Zhengzhou, Henan 450044, China)

Abstract: Against the backdrop of the global digital transformation of education and the deep integration of artificial intelligence technologies, achieving precise and personalized intelligent education has emerged as a pivotal scientific issue. This study employs a multimodal brain-computer interface as the experimental equipment, integrates extended reality with educational multi-agent technologies, and constructs a new paradigm of virtual-real learning environments encompassing neural perception, intelligent decision-making, and scenario adaptation. Specifically, multimodal electroencephalographic data are collected, followed by the application of Unity dynamic scene generation technology. Finally, the Coze platform is utilized to access the DeepSeek-R1 large model, thereby developing a dual-mode educational agent with both coaching and strategic capabilities. Immersive virtual teaching experiments were conducted in pilot institutions, and empirical results demonstrate that this research can effectively enhance students' path-planning abilities and learning efficiency.

Keywords: Multimodal brain-computer interface; Virtual-real learning; Educational agent; Extended reality