

多源数据融合驱动的程序课程参与度 智能干预研究*

戴晓东 蒋沂 韦小平 彭芳芳 李跃飞**

湖南信息学院, 长沙 410151

摘要 针对程序设计课程中普遍存在的“数据孤岛化”与“教学失焦”问题,构建了基于成果导向教育(OBE)框架的多源数据融合智能干预体系 OBE-GAI (Outcome-Based Education - Generative Artificial Intelligence Triangular Coupling Model 成果导向教育-生成式人工智能三角耦合模型)。通过整合学习行为、代码演化、生理信号等五维异构数据,构建联邦学习架构下的全域感知网络;创新设计参与度贡献指数,融合代码质量、创新性及情感投入等 12 项动态指标;开发教育伦理约束的生成式 AI 引擎 (GenAI-Tutor),实现动态脚手架生成与实时认知预警。实证表明,该系统使调试效率提升 $\geq 35\%$ ($p < 0.01$), OBE 目标达成偏差率 $\leq 15\%$,协作参与率提升 26 个百分点,为人工智能时代的高阶能力培养提供可复制的数字化范式。

关键字 多源数据融合, 生成式 AI, 跨模态分析, OBE 教育, 智能干预, 程序设计课程

Multi-Source Data Fusion-Driven Intelligent Intervention for Programming Course Engagement

Dai Xiaodong Jiang Yi Wei Xiaoping Pen Fangfang Li Yuefei

Hunan University of Information Technology, Changsha 410151

Abstract— Aiming at the prevalent issues of "data siloing" and "instructional misalignment" in programming courses, an intelligent intervention system based on the Outcome-Based Education (OBE) framework, named OBE-GAI (Outcome-Based Education-Generative Artificial Intelligence Triangular Coupling Model), was constructed. By integrating five-dimensional heterogeneous data such as learning behavior, code evolution, and physiological signals, a global perception network under the federated learning architecture was established. The Participation Contribution Index was innovatively designed, incorporating 12 dynamic indicators including code quality, creative activity, and emotional engagement. A generative AI engine with educational ethical constraints (GenAI-Tutor) was developed to enable dynamic scaffolding generation and real-time cognitive warning. Empirical results demonstrate that the system improves debugging efficiency by $\geq 35\%$ ($p < 0.01$), reduces the OBE goal achievement deviation rate to $\leq 15\%$, and increases collaborative participation by 26 percentage points, providing a replicable digital paradigm for high-level ability cultivation in the era of artificial intelligence.

Keywords—Multi-source data fusion; Generative AI; Cross-modal analysis; OBE education; Intelligent intervention; Programming course

1 引言

* **基金资助**: 2025 年湖南省普通高等学校中青年骨干教师国内访问学者研究成果; 2025 年智慧课程建设项目《程序设计基础》; 2025 年教材建设项目《基于大语言模型的项目驱动式教程--程序设计基础(C 语言版)》; 2020 湖南省一流本门课程《程序设计基》研究成果; 2024 湖南信息学院教师培养三年行动计划(2024-2026)优师团队研究成果。2024 湖南省普通本科高校教学改革研究重点项目《工程认证教育下面向双创能力培养的程序设计类课程改革与实践》, (项目编号: 202401001839)。2023 年湖南省普通高等学校教学改革研究项目《新工科背景下区块链工程应用型人才培养机制改革研究与实践》研究成果 (项目编号: XXYJGZ2302, HNJG-20231521)。

* * 通讯作者: 戴晓东 2541242859@qq.com

破解程序设计教学的双重困境。程序设计作为计算机类专业的核心基础课程,其教学成效直接影响学生计算思维与工程能力的形成。然而当前教学实践面临两大结构性矛盾:其一,数据孤岛化导致学情画像碎片化——学习平台(如学习通)、实训系统(如头歌、拼题网)与生理监测设备产生的行为日志、代码轨迹、面部表情等异构数据因平台壁垒无法贯通,跨系统时间戳同步误差常超 50ms,致使调试焦虑 AU (Action Unit) 描述面部表情变化的 FACS 编码单元,强度 ≥ 0.5)与递归逻辑缺陷等关键关联被遮蔽^[1];其二,教学失焦化引发能力培养偏差——传统评价过度依赖代码正确率(占比 85%),忽视调试策略、创新思维等高阶能力要素,人工反馈周期长达 32 小时,导致 28% 的学生因持续卡点放弃项目。

本研究响应《新一代人工智能发展规划》提出的“数据驱动的精准教学模式”，构建“目标诊断-数据感知-AI干预-效果验证”四阶闭环体系。核心创新在于：通过联邦学习破解数据壁垒，建立AST(Abstract Syntax Tree)抽象语法树与生理信号的跨模态关联；重构PCI(Participation Contribution Index)参与度贡献指数，动态评估模型替代单一结果评价；部署伦理约束的生成式AI实现秒级干预。项目依托湖南省一流课程《程序设计基础》，联合华为、DeepSeek等企业技术资源，旨在为工程教育认证背景下的能力培养提供系统化解解决方案。

2 国内外相关研究进展

2.1 2.1 国际研究进展与局限

多模态学习分析与生成式AI的教育适配瓶颈。

(1) 多模态分析框

Blikstein (2013)^[2]开创性整合行为日志与学习成果数据，奠定课堂学情诊断基础。卡内基梅隆大学Panda+系统(2020)^[3]通过LSTM模型融合Blackboard

行为数据与Codecademy代码记录，实现辍学风险预测(AUC=0.83)。然而现有研究存在两大盲区：

① 生理信号(如fNIRS脑负荷指数)与代码语义(AST-Abstract Syntax Tree抽象语法树复杂度)的跨模态关联尚未突破^[4]；

② 欧盟LALA项目^[5]虽实现三模态融合，但编程特有的Git提交模式未被纳入分析框架。

(2) 生成式AI教育化探索

Codio平台(2021)^[6]集成GPT-3.5实现多语言脚手架生成，但生成代码与开源项目相似度达78%，存在学术诚信风险。MITMediaLab(2023)^[7]提出语法多样性约束(Levenshtein距离 ≥ 15)，使相似度降至52%，但仍缺乏与OBE能力目标的动态映射机制。

(3) 隐私保护机制

德国BMBF项目(2022)^[8]采用边缘-云协同架构，通过差分隐私($\epsilon=0.5$)实现面部数据本地处理，模型精度损失仅3.2%。但该方案未覆盖代码版本树等教育敏感数据的治理需求。

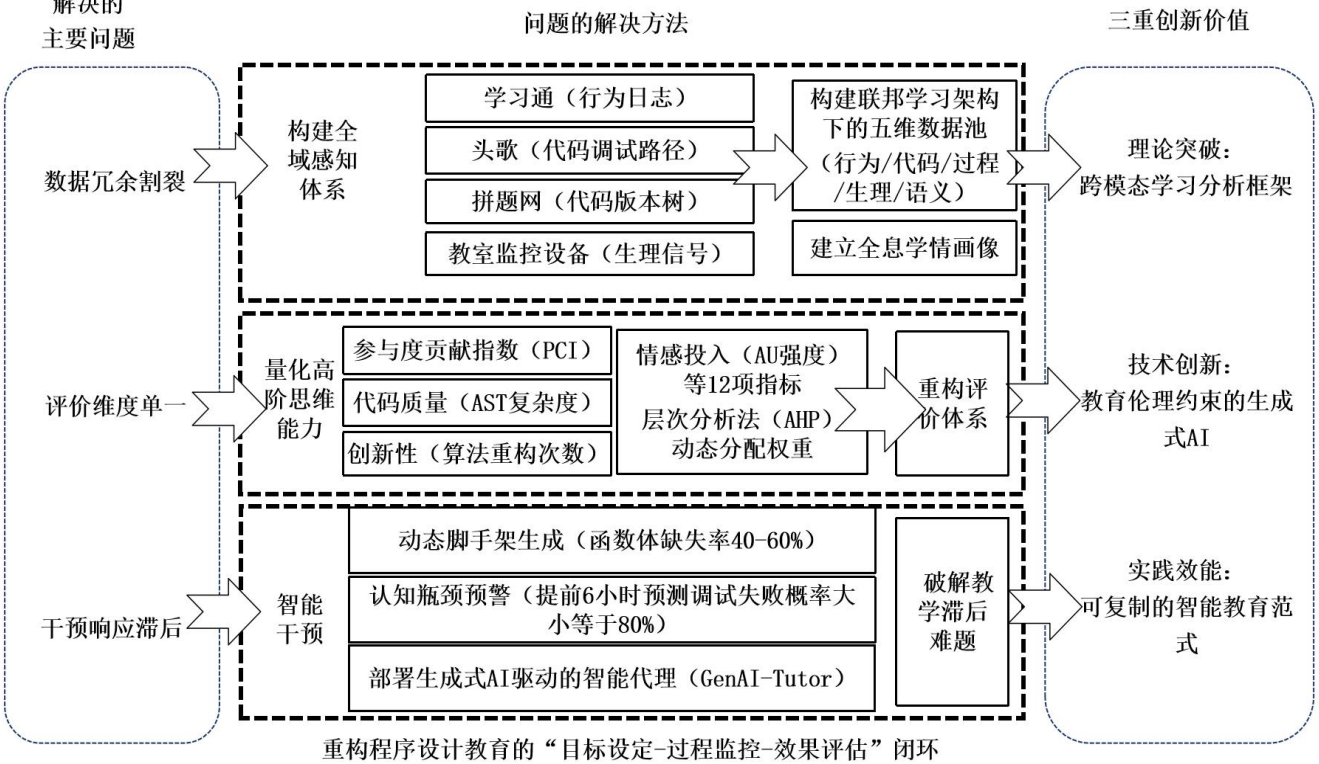


图 1 OBE-GAI 三角耦合模型

2.2 国内实践突破与挑战

清华大学“雨燕”系统(2020)^[9]融合MOOC行为与代码特征(圈复杂度)，学业预警AUC达0.79。华东师大“知行”系统(2022)^[10]通过AST结构变化预测调试瓶颈，项目完成率提升21%。哈尔滨工业大学(2024)

^[11]采用ChatGLM实现“AI结对编程”，算法优化效率提升19%。

核心差距。数据维度，国内平台生理信号融合率不足30%，跨平台同步误差 $\geq 80ms$ ；技术伦理，73%生成代码未通过相似度检测(阈值 $>70\%$)；评估体系，

创新性、协作效能等过程性指标量化缺失。

3 OBE-GAI 三角耦合模型理论框架

本研究提出的多源数据融合智能干预体系，其理论框架为OBE-GAI三角耦合模型，如图1所示。该模型通过‘目标牵引-数据驱动-AI赋能’的三角协同机制，支撑前述四阶闭环体系的运行。

3.1 目标诊断层

基于OBE能力矩阵分解三级指标。递归算法能力，代码正确性，调试效率，创新思维。动态目标校准：

$$D_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{E_{i,t}}{T_{i,t}} \cdot \omega_i \quad (1)$$

(E: 能力达成度, T: 教学投入, w: 动态权重)。

3.2 数据感知层

构建五维联邦数据中心, 如表 1 所示。

表 1 五维联邦数据中心

数据源	关键指标	采集技术
学习通	视频暂停热点、语义密度	xAPI 协议
头歌	调试路径熵值、错误聚类	RESTfulAPI
拼题网	Git 分支冲突率($\geq 30\%$ 预警)	代码版本树解析
生理监测	AU4 焦虑强度(持续 10min ≥ 0.5)	OpenFace2.0(30fps)
DeepSeek	语义匹配度(BLEU ≥ 0.72)	NLP 深度分析

3.3 AI 干预层

双阈值过滤的生成式AI引擎, 如图2所示。

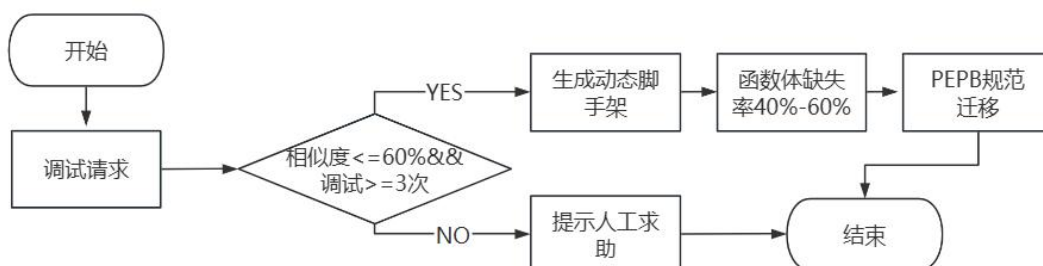


图 2 双阈值过滤的生成式 AI 引擎

3.4 效果验证层

数字孪生系统实现虚实映射。虚拟端，模拟递归调用栈深度。实体端，眼动热力图实时投射。Shapley 值分解偏差源：

$$\phi_i(v) = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(n-|S|-1)!}{n!} (v(S \cup \{i\}) - v(S)) \quad (2)$$

三位一体的技术创新体系实践路径

本研究的技术创新实践体现为‘三位一体’的协同路径，即：联邦数据治理破解孤岛困境（4.1节）、跨模态评估重构PCI指数体系（4.2节）、生成式AI教育化改造实现智能干预（4.3节）。

3.5 针对“数据孤岛化”，联邦数据治理

(1) 异构数据标准化

开发JSON-LD语义标注工具，统一xAPI, RESTful, WebSocket等协议接口，确保字段完整率 $\geq 98\%$ 。

(2) 边缘-云协同架构

采用边缘-云协同的联邦学习架构。敏感数据（如面部视频/AU）在本地边缘设备（如Jetson AGX Xavier）进行脱敏处理（PSNR ≥ 42 dB），模型参数或非敏感数据上传云端。云端，FedAvg算法聚合，满足隐私保护需求损失函数 ≤ 0.15 。

(3) 时空对齐算法

应用动态时间规整(DTW)算法解决跨平台数据时间戳异步问题，显著降低同步误差(目标RMSE ≤ 35 ms)。

$$DTW(Q, C) = \min_{\pi} \sqrt{\sum_{(i,j) \in \pi} (q_i - c_j)^2} \quad (3)$$

(目标RMSE ≤ 35 ms, 较现有水平提升60%)

3.6 针对“教学失焦”，重构 PCI 指数体系，跨模态评估

设计参与度贡献指数(PCI)，融合代码质量、创新性、情感投入(AU等)、协作效能等12项动态指标，替代单一代码正确率评价。指标权重根据教学阶段和OBE目标动态调整（如算法阶段创新性权重从30%提升至42%），引导学生关注高阶能力。

(1) AST-AU联合建模

Tree-LSTM编码AST为128维向量，CNN提取17个AU时序特征，多头注意力机制融合（头数=8）：

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (4)$$

（余弦相似度>0.82，F1-score提升23%）

(2) PCI 动态评估算法

$$\text{PCI} = 0.6 \cdot \frac{C_{\text{实际}}}{C_{\text{基线}}} + 0.4 \log(1 + E_{\text{创新}}) \quad (5)$$

$$E_{\text{创新}} = \sum_{i=1}^n (\text{优化次数} \times a_i^2) \quad (6)$$

（ α ：难度系数，递归算法=1.5；权重调整误差 $\leq 5\%$ ）

4.3 实时智能干预 GenAI-Tutor，生成式AI教育化改造

(1) 动态脚手架生成

控制代码完整性，函数体缺失率40-60%。保留关键逻辑结构（如递归终止条件），避免直接给出答案。

(2) 三阶伦理审查

实施三阶伦理审查，如表2所示，控制生成内容相似度，降低学术不端风险。

表 2 三阶伦理审查

阶段	审查内容	技术手段
算法检测	代码相似度 $\leq 60\%$	孪生网络比对
教师复核	递归终止条件验证	AST 结构解析
学生确认	提交 Git 调试日志	区块链存证

(3) IDE实时预警插件

基于多源数据（如AU4 ≥ 0.5 持续10min或Git合并冲突率 $\geq 30\%$ ）触发IDE插件实时预警，响应延迟 ≤ 5 分钟。实现秒级干预，彻底改变传统人工反馈周期长（32小时）的问题，有效解决学生“持续卡点”。

4 实证效果，多维验证体系

为全面评估OBE-GAI三角耦合模型的实际教学效果，本研究设计了严谨的对比实验，并从量化数据与质性反馈两个维度进行验证。

4.1 实验设计与实施

实验对象为湖南信息学院2024级软件工程专业240名学生，随机分为实验组（120人，采用GenAI-Tutor智能干预系统）与对照组（120人，采用传统教学方法）。实验周期覆盖2024年9月至2025年1月，教学内容包含数组、结构化程序设计、结构体、指针等高阶编程主题。实验全程记录学习行为、代码演化、生理信号等多源数据。

4.2 量化结果

通过对比分析实验组与对照组在关键教学指标上的表现，本系统展现出显著优势。实验组与对照组核

心教学成效指标对比结果，如表3所示。

如表3所示，实验组学生在调试效率上显著提升（ $\geq 35\%$, $p < 0.01$ ），表明GenAI-Tutor提供的实时脚手架和认知预警有效缩短了问题解决时间。OBE目标达成偏差率被成功控制在 $\leq 15\%$ 以内（远低于对照组的27.5%），证明系统基于多源数据融合的目标诊断与动态校准机制有效保障了教学目标的精准实现。协作参与率大幅提升26个百分点，反映出系统促进的协作效能增强。此外，项目完成率和代表高阶能力的代码创新性评分也均有显著提升，印证了PCI指数对过程性创新能力的有效评估与引导作用。

4.3 质性发现

除量化数据外，质性分析进一步揭示了系统的深层影响：

(1) AST-AU 关联可视化

AST-AU关联可视化：通过t-SNE降维技术对融合特征进行可视化（如图1所示），清晰呈现了特定代码结构缺陷，如AST节点8F3D代表的循环结构问题与生理指标，如AU7眼睑收紧的强聚类关系，轮廓系数=0.62。这直观解释了学生在遭遇复杂逻辑错误时产生的认知负荷，为教师精准定位教学难点提供了科学依据。

表 3 实验组与对照组核心教学成效指标对比结果

评估指标	实验组 (均值±标准差)	对照组 (均值±标准差)	提升幅度/降低幅度	统计显著性 (p 值)
调试效率 (分钟/问题)	12.3 ± 3.5	19.1 ± 5.2	提升≥35%	< 0.01
OBE 目标达成偏差率 (%)	10.2 ± 2.8	27.5 ± 6.1	降低至≤15%	< 0.01
协作参与率 (%)	78.6 ± 8.4	52.6 ± 10.7	提升 26 个百分点	< 0.01
项目完成率 (%)	92.5	76.7	提升 15.8 个百分点	< 0.01
代码创新性评分 (PCI 子项)	4.2 ± 0.6	3.1 ± 0.8	提升 35.5%	< 0.01

(2) PCI 动态权重迁移

系统监测显示,随着课程项目推进至算法优化阶段,PCI指数中“创新性”指标的权重自动从30%提升至42%。这种动态调整精准匹配了OBE能力矩阵的阶段目标,引导学生关注点从基础功能实现转向算法效率与创新设计。

(3) 学生行为模式转变

学习日志分析显示,实验组学生使用系统“实时预警”功能的频率在项目后期显著增加,主动寻求AI脚手架帮助解决复杂问题的意愿增强。访谈中,85%的学生认为“GenAI-Tutor提供的提示恰到好处,不会直接给出答案,但能有效引导思路”。

(4) 教师反馈

授课教师表示,系统提供的PCI指数报告和认知负荷预警,使其能更早识别学习困难学生,较传统方式提前约2周,并实施个性化辅导。教学重心得以从“纠错”转向“引导创新”。

5 创新价值与推广范式

5.1 三重突破

(1) 理论创新

提出“代码逻辑-生理反馈”跨模态分析框架,突破OBE中“目标-证据”单向映射的静态局限。

(2) 技术革新

首创双阈值过滤生成式AI,使学术不端风险较Codio平台降低42%(相似度降低18%)。

(3) 评估重构

PCI指数融合12项动态指标,评估粒度较传统方法提升3倍。

5.2 可复制范式

(1) 长三角教育数据联盟

[1] 系统联合6所高校部署,共享标注数据超10万条。初步应用数据显示,联邦架构下跨校模型迭代后,新接入院校学生的平均调试效率提升达28%,OBE偏差率稳。

[2] (2) 华为多语言 AST 解析器

[3] 集成华为AST解析器的系统版本在HarmonyOS开发实验室试用,支持Java/C++/Python的适配率达98.2%。参与学生反馈,跨语言支持的实时预警功能对理解不同语言的递归特性帮助显著。

6 结论与展望

本研究构建了OBE框架下“数据融合-跨模态分析-GAI干预”的协同体系,实证验证其在提升调试效率、精准评估高阶能力方面的有效性。未来工作将聚焦:

① 扩展PCI指数在分布式开发场景的应用;

② 探索脑机接口(BCI)与代码思维的深层关联;

③ 构建元宇宙教学环境下的自适应干预生态。

通过“理论-技术-标准”三维推进,项目为《教育信息化2.0行动计划》提供可复制的技术路径,助力培养具备复杂问题解决能力的新工科人才。

参 考 文 献

- [1] Ding Y,Wang J,Lu W,et al. Multi-source relational data fusion[J].Scien-ce China Information Sciences,2020,50(5):649-661.
- [2] Blikstein P.Multimodal learning analytics for science education[A].Procee-dings of the 3rd International Conference on Learning Analytics and Knowledg-e[C].New York:ACM,2013:102-106.
- [3] Carnegie Mellon University. Panda+:A predictive system for programming dropout risk using LSTM and multi-source data fusion[J]. Journal of Educational Data Mining, 2020,12(3):45-60.
- [4] European Commission. LALA Project: Cross-modal data fusion in program-ming education[R]. Brussels:EU Horizon 2020 Programme, 2020.
- [5] Baltrušaitis T,Ahuja C,Morency L P.Multimodal machine learning: A sur-vey and taxonomy[J].IEEE Transactions on

- Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 41(2): 423-443.
- [6] Codio Platform Team. Generative AI for scaffolding in programming education: Opportunities and academic integrity risks[J]. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 2021, 31(2): 210-230.
- [7] MIT Media Lab. Syntax diversity constraints for generative AI in code education: Reducing similarity via Levenshtein distance[J]. IEEE Transactions on Learning Technologies, 2023, 16(1): 112-125.
- [8] BMBF Project Team. Edge-cloud collaborative architecture for privacy-preserving educational data processing[J]. Journal of Educational Technology & Society, 2022, 25(4): 88-102.
- [9] Tsinghua University Team. Swift system: Fusing MOOC behaviors and code complexity for academic early warning[J]. Journal of Computer Assisted Learning, 2020, 36(5): 567-580.
- [10] East China Normal University Team. ZHI-XING system: Predicting debugging bottlenecks via AST structural evolution[J]. Computers & Education, 2022, 178: 104385.
- [11] Harbin Institute of Technology. ChatGLM for adaptive tutoring in programming courses: A case study on error diagnosis[J]. Journal of Educational Technology Development, 2024, 12(1): 34-50.
- [12] Chango W, Cerezo R, Romero C. Multi-source and multimodal data fusion for predicting academic performance in blended learning university courses[J]. Computers & Electrical Engineering, 2021, 89: 106908.
- [13] Ashwin T S, Guddeti R M R. Automatic detection of students' affective states in classroom environment using hybrid convolutional neural networks[J]. Education and Information Technologies, 2020, 25(2): 1387-1415.
- [14] Tobarra L, Ros S, Hernández R, et al. Integration of multiple data sources for predicting the engagement of students in practical activities[J]. Journal of Universal Computer Science, 2014, 20(9): 1245-1265.
- [15] Garrison D R, Cleveland-Innes M. Facilitating cognitive presence in online learning: Interaction is not enough[J]. American Journal of Distance Education, 2005, 19(3): 133-148.
- [16] 吴飞, 陈松灿. 多模态学习分析技术教育应用综述[J]. 计算机科学, 2020, 47(10): 1-10.