

课堂情绪智能体构建及其教学实践效果研究

吕子英¹, 郑晓丽^{2*}

¹温州大学

²温州大学

* 1074560317@qq.com

摘要: 在教育数字化转型背景下, 基础教育普遍侧重于认知领域的精准教学, 但对情感领域的精准支持关注较少。随着通用人工智能技术的成熟, 个体情绪识别与调节已成为可能, 课堂情感支持有了新的解决方案。在此, 基于情绪认知和调节理论设计了情绪智能体的模型, 并采用自适应帧率选择的卷积神经网络、长短时记忆和大语言模型融合的多种深度学习算法自主开发了一款具备情绪感知、识别、反馈与调节为一体的课堂情绪智能体, 并在小学编程课堂中进行应用, 探讨其对学生情绪调节、课堂参与度及编程学业成绩的影响。选取两个编程能力相当的六年级平行班进行为期五周的准实验, 实验班使用情绪智能体辅助教学, 控制班采用传统模式; 通过独立样本 t 检验、非参数 U 检验和单因素协方差分析数据。结果表明:

(1) 实验班的学生在积极情绪提升、消极情绪缓解、情绪控制及整体情绪调节能力方面均显著优于控制班; (2) 实验班的课堂参与度和专注度显著高于控制班; (3) 实验班的编程成绩相比控制班具有统计学上的显著提升。这不仅提供了 AI 赋能课堂教学的产品示例, 还提出了基于情绪智能体的精准支持范式, 为个性化教学的发展提供新的思路和实践依据。

关键词: 课堂情绪智能体; 模型构建; 教学实践; 效果研究

Abstract: In the context of the educational digital transformation, primary schooling has generally focused on precision instruction in the cognitive domain, while giving relatively little attention to precision support in the affective domain. With the maturation of general artificial intelligence technologies, individual emotion recognition and regulation have been rendered feasible, offering new solutions for in-class emotional support. Here, based on the cognitive emotion and emotion regulation theories, we constructed a model for an emotion intelligent agent. We then independently developed a classroom emotion intelligent agent that integrates emotion awareness, recognition, feedback, and regulation using a variety of deep-learning algorithms—including adaptive-frame-rate selection in a convolutional neural network (CNN), long short-term memory (LSTM), and fusion with a large language model (LLM)—and applied it in a primary-school programming class to explore its effects on students' emotion regulation, classroom engagement, and programming achievement. Two parallel sixth-grade classes with homogeneous programming skills were selected to attend a five-week quasi-experiment, with the experimental class using the emotion intelligent agent to assist instruction and the control class following a traditional teaching approach. Data were analyzed using independent-samples t-tests, nonparametric Mann–Whitney U tests, and

one-way analysis of covariance (ANCOVA). The results indicate that: (1) students in the experimental class showed significantly improved better than those in the control class in positive emotion, negative emotion reduction, emotion control, and overall emotion regulation competence; (2) classroom engagement and attentional focus were significantly higher in the experimental class; and (3) programming achievement scores in the experimental class were statistically significantly higher than those in the control class. Not only is an example of an AI-empowered classroom product provided, but also a precision-support paradigm based on an emotion intelligent agent is proposed, offering new ideas and practical evidence for the development of personalized instruction.

Keywords: In-Class Emotion Intelligent Agent; Model Architecture; Teaching Practice; Effectiveness

一、问题的提出

随着信息技术融入教学，课堂情绪与学习过程及结果密切相关（Pekrun, 2006; Chen et al., 2024）。但教育数字化更多聚焦认知支持（罗莹等, 2019），大班课堂难以实现对个体情绪的实时识别与精准干预。现有情绪识别多偏事后分析或被动支持，尚缺少与实时识别耦合的闭环系统（Valenza et al., 2014; Zhao et al., 2024）。因此，本研究构建“情感—认知协同”的主动型情绪智能体，实现“感知—识别—反馈—调节”闭环，并在真实课堂验证效果。

二、课堂情绪智能体构建

本研究在构建课堂情绪智能体时，首先从理论层面，厘清情绪发生的机理及情绪调节的相关理论；其次从技术层面，梳理面部表情识别技术及其与大语言模型的融合方法；再次，在模型设计层面，分别从感知识别层、反馈调节层设计情绪智能体的整体框架；最后，在功能实现层面，通过智能体对学生情绪的感知、识别、反馈与调节等技术，实现智能体对学生情绪的理解和回应。

1. 理论基础：情绪认知与调节机制

情绪认知理论认为，情绪并非单一生理反应，而是会在评价、记忆与语言标签化等认知作用下形成可反思、可调节的“情绪—认知耦合结构”（Oatley et al., 1987; Izard, 2009）。当个体能够对情绪进行概念化与标签化时，情绪体验更容易进入反思与自我调节流程，从而提升“注意部署”“认知重评”等策略的可执行性，这为智能体的情绪理解与回应设计提供依据。同时，Gross（2015）的“情境—注意—评估—反应”情绪生成链及其调节路径（情境选择/修改、注意部署、认知改变、反应调节）为智能体输出策略化干预提供了操作框架。

2. 技术支持：面部情绪识别技术和大语言模型

当前课堂情绪识别主要包括生理信号、面部表情、语音/多模态融合与自陈等路径，但在

真实课堂中面临实时性、适应性与可推广性限制 (Valenza et al., 2014; Shomoye et al., 2024; Zhao et al., 2024; Liu Z et al., 2024)。深度视觉模型在公开数据集上表现良好, 但真实课堂的复杂光照、遮挡与姿态变化对泛化能力提出挑战 (Al-Saadawi et al., 2024)。此外, GPT 类模型虽被用于情绪对话与调节, 但多缺少与实时识别耦合的闭环系统 (Gatto, 2022; Katayama, 2022)。

因此, 本研究采用轻量级视觉模型 + 实时采样机制 + 大语言模型的组合: 前端实时识别学生情绪与专注指标, 后端由大语言模型进行情绪归因与策略生成, 实现主动反馈与调节。

3. 模型设计: 基于情绪理解与回应功能的智能体模型

基于上述情绪认知与调节理论的核心思想, 本研究分别从感知识别层、反馈调节层构建智能体的情绪理解和回应功能 (见图 1)。

(1) **感知识别层**: 摄像头实时采集学生面部图像, 采用 VGG-16 并结合迁移学习微调, 实现 7 类基础情绪分类; 同时提取主导情绪概率 (DEP), 并与情绪权重 (EW) 结合计算专注度集中指数 (CI=DEP×EW), 用于表征专注与参与水平。

(2) **反馈调节层**: 将情绪类别与 CI 进行实时可视化呈现 (情绪分布、专注变化、参与强度), 并调用大语言模型进行情绪归因分析, 输出相应的情绪调节建议; 当情绪波动与学习困难相关时, 进一步提供认知支持, 实现“情感—认知协同”的闭环回应。

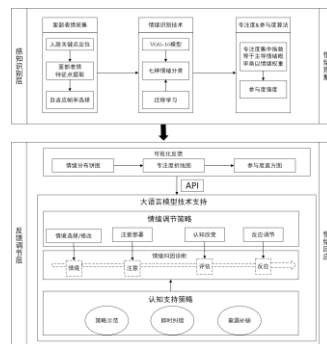


图 1 基于情绪理解与回应功能的智能体模型

4. 功能实现: 智能体的情绪理解与回应

(1) 情绪理解: 智能体的感知识别技术

智能体通过摄像头以 2 s 间隔采集学生面部图像, 基于 CNN 完成特征提取与情绪分类, 可识别中性、快乐、惊讶、悲伤、恐惧、愤怒和厌恶 7 类基本情绪。为兼顾资源受限条件下的计算效率与响应速度, 引入自适应帧率选择算法 AFRS (Savchenko, 2023), 根据情绪变化幅度动态调整处理帧率: 状态稳定时降帧节省计算, 波动显著时升帧提升识别敏感性; 其分类决策函数见式 (1)。

$$\hat{y}^{(l)} = \arg \max_{y \in \{1, \dots, C\}} s_y^{(l)}(x^{(l)}) \quad (1)$$

其中, $x^{(l)}$ 表示第 l 帧输入图像, C 为情绪类别数, $s_y^{(l)}(x^{(l)})$ 为模型对情绪类别 y 的预测得分。

该预测得分以式(2)所示的输出向量表征。

$$\mathbf{s}^{(l)}(x^{(l)}) = [s_1^{(l)}(x^{(l)}), \dots, s_C^{(l)}(x^{(l)})] \quad (2)$$

此外, AFRS综合考虑分类结果的不确定性与连续帧置信分布的变化趋势, 结合Benjamini-Hochberg多重检验校正方法以控制假阳性率, 确保情绪识别的稳定性与高置信度。该方法已在ABAW和EmotiW等多个国际挑战赛的情绪识别数据集上得以验证, 计算效率比传统算法提升了1.5~40倍, 具备较强的通用性与实用性。

在情绪识别基础上, 系统计算专注度集中指数CI以量化课堂参与: 依据情绪对认知投入的影响设定情绪权重EW (Neutral 0.9; Happy/Surprised 0.6; Sad/Fearful 0.3; Angry 0.25; Disgusted 0.2), 并参考LIRIS-CSE数据集进行预训练 (Khan et al., 2019), 采用Lasri等(2022)方法以 $CI = DEP \times EW$ 计算, 其中DEP为主导情绪概率 ($DEP = \max p_i$, 见式(3))。据CI划分参与度: $CI > 50\%$ 为高参与, $20\% - 50\%$ 为中参与, $< 20\%$ 为低参与。

$$p_i = \frac{e^{s_i^{(l)}(x^{(l)})}}{\sum_{j=1}^K e^{s_j^{(l)}(x^{(l)})}}, i = 1, \dots, K \quad (3)$$

(2) 情绪回应: 智能体的反馈调节技术

学生端接收感知识别层输出的情绪类别、专注度与参与度指标, 并以三类可视化进行反馈: 情绪分布饼图 (当前情绪状态)、专注度折线图 (随时间变化)、参与度直方图 (参与水平)。在此基础上, 智能体通过API调用大语言模型, 并设置主动提问触发器与学生对话完成情绪归因, 依据Gross情绪调节框架在课内生成“情境修改、注意部署、认知改变、反应调节”等策略提示。以“跟不上讲课节奏”引发的消极情绪为例, 智能体采用情境修改策略, 提供任务分解与步骤化学习建议以缓解情绪并支持学习。

三、研究方法

1. 实验设计

(1) 被试

本研究通过伦理审查(WZU-2024-060), 在小学六年级信息科技课程中开展准实验研究。采用便利取样选取两平行班共87名学生: 实验组44人 (男24、女20), 控制组43人 (男23、女20), 平均年龄约11岁。所有学生及家长签署知情同意。被试普遍接触过语音类AI应用, 但多数缺乏主流大语言模型使用经验。

(2) 实验步骤

采用前后测非同等控制组准实验设计, 历时5周: 第1周完成系统安装调试, 并实施

HIF 问卷前测与编程作业收集（实验组另进行短时系统熟悉）；第 2—4 周为正式干预期，两组教学内容与课时一致（每周 1 课时/40 分钟），实验组在《第二单元 算法》学习中使用情绪智能体，控制组采用常规教学；第 5 周实施 HIF 后测与编程作业收集，并进行单元回顾。

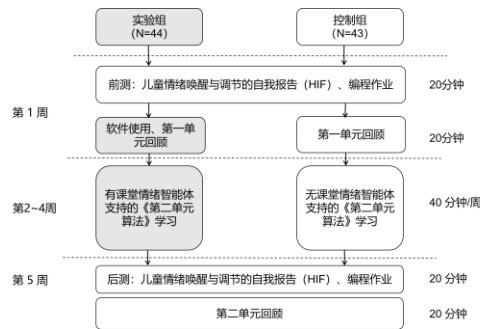


图 2 实验步骤

(3) 情绪智能体的应用

围绕“旧知回顾—新知习得—作业训练—检测评价—总结反思”五阶段，智能体提供过程性支持：在学习环节中实时捕捉面部情绪并在持续消极时触发对话与策略建议（如答疑与调节提示）；在训练与评价环节中辅助作业诊断与纠错反馈（含 Python 代码优缺点与错误修正建议）；在总结反思环节中综合课堂情绪、专注与互动文本生成个体化质性评价，并通过问答促进反思与提供分层/高阶问题。

2. 测量工具

(1) HIF

采用 HIF (Walden, 2003) 进行情绪调节能力前后测，含积极情绪（8 题）、消极情绪（12 题）、情绪控制（10 题），共 30 题。信度：总量表 $\alpha=0.630$ ；积极 $\alpha=0.623$ ；消极 $\alpha=0.743$ ；情绪控制 $\alpha=0.626$ （总体可接受，消极维度良好）。

(2) 编程作业的评价量规

参考 Mohamed 等（2025）并由 2 名信息科技教师共同编制五维量规（各 20%）：猜想准确性、数据记录完整性、任务理解、任务完成度、规范性；0—20 五级评分。2 名研究生独立评分并校准，一致性高：前测 $r=0.92$ ，后测 $r=0.89$ ；前后测均取同一评分者成绩。

四、结果分析

1. 情绪智能体对学生情绪调节能力的影响

S-W 检验后按分布选择 t 检验或 Mann-Whitney U 检验。前测两组在积极情绪、消极情绪、情绪控制与总分均无差异 ($p>0.05$)。后测实验组显著优于控制组：积极情绪更高 ($t=2.75$, $p<0.01$, $d=0.59$)，消极情绪更低 ($U=1574.00$, $p<0.001$, $d=1.39$)，情绪控制更强 ($U=326.00$, $p<0.001$, $d=1.37$)，总分更高 ($U=269.00$, $p<0.001$, $d=1.57$)，整体效应量偏大。

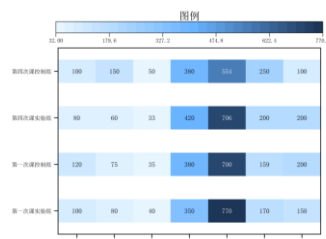


图3 情绪变化热力图

2.情绪智能体对课堂参与度的影响

基于参与度日志(图4),第1次课两组专注度/参与度水平相近;第4次课实验组专注度显著更高,且中高参与度比例高于控制组、低参与度比例更低。结果表明,情绪智能体有助于学生识别与调节课堂情绪、提高对学习内容的适应与投入,从而提升专注与参与。



图4 两组学生专注度与参与度对比

3.情绪智能体对编程学业成绩的影响

以前测编程作业为协变量、后测作业为因变量进行单因素协方差分析。回归同质性检验不显著($F=0.58$, $p=0.449$), 方差齐性满足(Levene: $F=0.531$, $p=0.468$)。ANCOVA 结果显示实验组显著优于控制组($F=196.76$, $p<0.001$, $\eta^2=0.727$), 说明情绪智能体对编程学业成绩提升具有显著且较大的效应。

表1 单因素协方差分析结果

组别	前测 $M(SD)$	后测 $M(SD)$	调整后 $M(SD)$	F	p	η^2
实验组	75.88(4.83)	84.98(3.93)	84.83(.52)	196.76***	<0.001	0.727
控制组	75.19(4.36)	73.92(3.90)	74.08(.56)			

五、讨论与结论

1.情绪智能体显著改善了学生的情绪调节能力

实验组在积极情绪、情绪控制与总体情绪调节上显著优于控制组,并显著降低消极情绪,说明情绪智能体能有效促进情绪调节。该结果与“实时互动+个性化支持提升情绪稳定性”的研究一致(Isbister et al., 2022; Yuan et al., 2024; Liu Y et al., 2024)。其机制可能在于智能体依据 Gross (2015) 调节框架提供情境修改、注意部署、认知改变与反应调节等策略化支持,

提高自我调节效率 (Gross et al., 2007)。

2.情绪智能体提高了学生的课堂参与度

实验组后期课次专注与中高参与比例更高,表明情绪智能体可促进学习投入。相关研究指出,即时互动与正向反馈有助于降低焦虑、增强自我效能与归属感,从而提升参与 (Sawang et al., 2017; Ke et al., 2024)。本研究提示:当情绪调节与认知支架协同提供时,可更有效缓解由学习困惑引发的负性情绪并提升投入。

3.情绪智能体显著提高学生的编程成绩

协方差分析显示实验组编程成绩显著优于控制组,说明智能体的个性化支持可转化为学业收益。该发现与个性化学习/即时反馈促进成绩的证据一致 (Hooshyar et al., 2024; Xiao et al., 2024; Ackermans et al., 2025)。结合“负性学业情绪对成绩影响更强”的结论 (Xie et al., 2025),本研究支持“情感—认知协同”路径:降低负性情绪并提供任务分解、纠错与提示等支持,从而提升任务完成质量与成绩。

4.结论与展望

本研究构建并验证了集“感知—识别—反馈—调节”于一体的课堂情绪智能体,结果显示其可提升情绪调节能力、促进课堂参与并提高学业成绩,为智能技术支持的个性化学习提供了课堂证据 (刘三女牙等, 2024)。

未来可从三方面改进:(1)融合语音、文本、生理与姿态等多模态,提高识别鲁棒性;(2)扩大样本并延长周期,检验长期效应与一般化;(3)拓展至不同学科与 AR/VR 等情境,验证跨场景应用价值。

参考文献:

- [1] 刘三女牙,郝晓晗(2024).生成式人工智能助力教育创新的挑战与进路[J].清华大学教育研究,45(3):1-12.
- [2] 罗莹,谢晓雨,董少彦(2019).初中物理精准教学课堂的构建与实践[J].中国电化教育,384(1):48-53.
- [3] [美]斯图尔特·罗素,彼得·诺维格(2023).人工智能:现代方法(第4版)[M].张博雅等.北京:人民邮电出版社:47.
- [4] 朱珂,卞茗慧,王东(2024).教育智能体情绪线索赋能在线学习的模型构建及实践研究[J].远程教育杂志,282(3):68-78+112.
- [5] Ackermans, K., Bakker, M., & van Loon, A.-M. et al. (2025). Young Learners' Motivation, Self-regulation and Performance in Personalized Learning[J]. Computers & Education, 226: 105208.
- [6] Al Hakim, V. G., Yang, S. H., & Liyanawatta, M. et al. (2022). Robots in Situated Learning Classrooms with Immediate Feedback Mechanisms to Improve Students' Learning Performance[J]. Computers & Education, 182: 104483.
- [7] Al-Saadawi, H. F. T., Das, B., & Das, R. (2024). A Systematic Review of Trimodal Affective Computing

Approaches: Text, Audio, and Visual Integration in Emotion Recognition and Sentiment Analysis[J]. *Expert Systems with Applications*, 255: 124852.

[8] Barrett, L. F., Gross, J. J., & Christensen, T. C. et al. (2001). Knowing What You're Feeling and Knowing What to Do about It: Mapping the Relation between Emotion Differentiation and Emotion Regulation[J]. *Cognition & Emotion*, 15(6): 713–724.

[9] Butler, D. L., Schnellert, L., & Perry, N. E. (2017). *Developing Self-Regulating Learners*[M]. Don Mills, ON: Pearson:6.

[10] Chen, X., & Leung, F. K. S. (2024). Secondary School Students' Appraisal Profiles and Their Relations with Academic Emotions in Mathematics[J]. *Learning and Individual Differences*, 115: 102545.

[11] Chu, Y., Liao, L., & Zhou, Z. et al. (2024). Towards Multimodal Emotional Support Conversation Systems[J]. *arXiv, Preprint arXiv 2408: 03650*.

[12] Gatto, A. J., Elliott, T. J., & Briganti, J. S. et al. (2022). Development and Feasibility of an Online Brief Emotion Regulation Training (BERT) Program for Emerging Adults[J]. *Frontiers in Public Health*, 10: 858370.

[13] Gross, J.J. (2015). Emotion Regulation: Current Status and Future Prospects[J]. *Psychological Inquiry*, 26(1), 1–26.