

情感计算教育应用的多维透视

叶俊民¹ 周进² 李超²

(1. 华中师范大学 计算机学院 湖北武汉 430079; 2. 华中师范大学 教育信息技术学院 湖北武汉 430079)

[摘要] 作为教育人工智能研究的重要领域,情感计算主要通过挖掘学习情感及其变化过程来提升学习交互体验与优化教学策略。然而,相关研究对情感计算的认识与理解深度还不够,缺乏教育应用的系统分析。鉴于此,本研究通过内容分析法,从理论基础、测量方法、系统开发、应用场景与实践价值等维度对其加以梳理,指出情感计算正加速融合于智能导师系统、在线学习平台、教育游戏等场景,并实现赋能学业预测、学习交互、教学干预与教学评价。未来情感计算教育研究应推动情感与认知融合,重构学习理论基础,通过整合情感测量方法与提升系统嵌入能力,拓展其应用边界与价值潜能。文章最后建议从理论创新、技术研发、实践应用与风险规避等层面加快推动我国情感计算教育融合与创新。

[关键词] 情感计算; 人工智能; 教育创新; 情感导师系统; 人机交互

[中图分类号] G52 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1007-2179(2020)06-0077-12

一、研究背景与设计

情感是个体对特定情境的体验与反馈,并在个体行为、认知、思维及决策中起着重要作用(Neophytou, 2013)。美国麻省理工学院皮卡德教授1997年首次提出情感计算概念,指出其目的是实现计算机识别、理解、表达和反馈人类情感,是人机交互研究的重要方向(Picard, 1997)。在教育领域,情感计算是当前研究最为活跃的课题之一(Poria et al., 2017),尤其在人工智能技术的推动下,将学习情感视为教育研究的核心要素已成为一种趋势(Jiménez et al., 2018; Ninaus et al., 2019)。综观国内,学者围绕学习情感识别及其应用展开了探讨(江波等,

2018; 冯翔等, 2019; 卢宇等, 2020; 朱珂等, 2020),但情感计算教育研究与实践尚处于探索阶段,对其认识和理解还不充分。

鉴于此,本研究以“affective computing” AND (education OR learning)为主题词从Web of Science核心合集数据库进行检索。鉴于情感计算自2010年才被广泛应用于教育研究(Wu et al., 2016),因而检索时间限定为2010—2020年,共有87篇文献被纳入样本数据。然后,研究者采用内容分析方法,从理论基础、测量方法、系统开发、应用场景及实践价值五个维度透视该主题的最新研究进展,并展望情感分析教育应用的发展趋势,思考推进我国情感计算教育实践的建议,以期推进我国

[收稿日期] 2020-08-03 **[修回日期]** 2020-10-19 **[DOI编码]** 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2020.06.008

[基金项目] 2020年国家社科基金后期资助项目“基于短文本的学习分析理论与实践”(20FTQB020)。

[作者简介] 叶俊民,博士,教授,博士生导师,华中师范大学计算机学院,研究方向:学习分析、文本挖掘与大数据应用(jmye@mail.ccnu.edu.cn);周进(通讯作者),博士研究生,华中师范大学教育信息技术学院,研究方向:学习分析与在线教育(jinzhou2019@mails.ccnu.edu.cn);李超,博士研究生,华中师范大学教育信息技术学院,研究方向:学习分析与文本挖掘(378022189@qq.com)。

[引用信息] 叶俊民,周进,李超(2020).情感计算教育应用的多维透视[J].开放教育研究,26(6):77-88.

相关研究与实践提供借鉴与启示。

二、结果分析

(一) 理论基础

鉴于情感的复杂性与模糊性,心理学家尚未就情感定义达成共识。在教育研究中,明确情感类型是设计情感识别方法与教学干预的基础。文献梳理发现,学习情感主要涉及三类:基本情感、维度情感和学业情感。基本情感包含普遍公认的六种情感类型,即恐惧、生气、厌恶、快乐、悲伤与惊讶,其他情感被认为是这六种基本情感的组合(Darwin & Ekman, 2002)。维度情感是从不同维度映射的情感类型,即情感本身是个多维结构。如罗素(Russell, 1980)提出的包含唤醒(arousal)和价态(valence)的二维情感模型;学者在其基础上增加了六种基本情感,提出由愉悦和唤醒两个相互正交的维度构成的情感循环模型(Fernández-Caballero et al., 2016),其中每个维度的取值极限构成一个圆,所添加的六种基本情感分布在模型圈的边界;坎布里亚等提出了通过标签及四个独立但同时存在的情感维度来表示情感状态的漏斗模型,其中漏斗的竖轴表示情感的极性强度,且情感的衰减过程呈指数分布(Cambria et al., 2012);学业情感是与学生的认知、动机和社会交互关联的情感状态,包括成就情绪、认知情绪、主题情感和社会情感四类(Zhang et al., 2020)。其中,成就情绪与学习活动和表现有关;认知情绪是在处理新的、非常规的任务时由认知问题引发;主题情绪与课程主题相关;社会情绪与师生互动和集体学习相关。在情感计算教育应用中,常用的理论基础有控制-价值理论、认知情感理论、OCC模型和情感动力模型。

1. 控制-价值理论

成就情绪的控制-价值理论(control-value theory, CVT)是情感计算教育研究使用频率最高的基础理论。该理论提供了理解学习成就和所经历情感的综合框架,并分析其前因与结果(Pekrun, 2006)。控制价值理论确定了学习活动的两种重要评估,即控制评估与价值评估。控制评估是学习者对学习活动和结果感知的可控性判断,价值评估描述学习者对任务或结果的价值判断。控制-价值理论还认为,情感以认知资源、动机、学习策略和自我调节为中介

影响学习结果。例如,有研究以控制-价值理论为基础,探讨在线讨论中情感表达与动机、情感感知及学习结果(包括行为投入、认知投入、学业成就)之间的关系,结果发现情感表达能显著预测学业成就(Kim & Ketenci, 2020)。

2. 认知情感理论

多媒体学习的认知情感理论(CATLM)以梅耶(Mayer, 2005)的多媒体学习认知理论为基础,将动机与元认知作为多媒体学习的中介,并整合多媒体学习中情感与认知过程而形成(Moreno, 2006)。该理论认为,多媒体学习材料的视觉设计具有认知和情感功能:一方面支持学习者对材料的认知加工,另一方面影响学习者的态度与动机。有学者尝试通过设计多媒体学习材料的颜色和形状,激发学习者的积极情感(Plass et al., 2014)。实验结果发现,学习材料的圆形设计能激发积极的学习情感,与暖色结合设计能促进学习理解。认知情感理论还指出,学习者特征是影响多媒体学习和情感的重要因素,包括先前知识、认知风格、能力与人格特质、元认知和自我调节能力。有研究基于认知情感理论探讨实验诱导的情绪对多媒体学习的影响,并考察学生特征在其中的调节作用(Knoerzer et al., 2016)。结果表明,消极情感比积极情感能带来更好的学习效果,认知资源(工作记忆能力、先前知识)能显著预测学习结果。

3. OCC模型

OCC模型(Ortony et al., 1990)描述了基于不同认知评价标准触发情感的机制,其评价标准包括事件结果、主体行为与客体感知,并根据触发原因与强度以树状结构图的方式将情感分为22类。由于提供了基于规则的情感生成机制,OCC模型通过计算机可以有效推理各类情感,因此被广泛应用于人工智能等领域。例如,在智能学习系统设计中选择OCC模型的事件结果评价标准,采用贝叶斯网络算法对学习情感进行推理及预测(Daouas & Lejmi, 2018)。结果显示,智能学习系统的情感识别准确度达到83.75%。

4. 情感动力模型

情感动力模型(model of affect dynamics)揭示了深度学习中学习者认知与情感的复杂关系(D'Mello & Graesser, 2012)。该模型认为,当学习者面临

学习障碍时,其认知会从平衡转向失衡,这一过程会触发学习情感的动态转换,而认知失衡恢复到平衡状态是学生进行深度学习的關鍵。其中,困惑是学习的关键情感指标,若困惑情绪得不到解决,则会转变为挫折与无聊情绪,进而影响学习效果。但如果学生能自己调节困惑情绪,其认知也会达到平衡状态,并继续投入到学习活动或任务中。鉴于困惑情绪对促进学习投入与深层次理解的重要价值,阿格尔等(Arguel et al. ,2017) 依据情感动力模型,提出了学习过程的最佳困惑期(zone of optimal confusion) 概念,并总结了困惑情绪的识别方法,以促进交互式学习环境的设计。还有研究以情感动力模型为基础,探讨智能导师系统中学习者情感、认知与元认知的关系(Taub et al. ,2019) 。研究结果发现,学习者的挫折情绪能显著预测认知投入。总的来说,情感动力模型阐述了学习过程中情感与认知的交互关系,为教学设计与干预提供了理论依据。

(二) 测量方法

可靠的情感测量方法是深入研究学习情感与行为及认知关系的基础(Burić et al. ,2016) 。本研究梳理了教育研究常用的情感识别方法,主要为心理测量、行为测量与生理测量。

1. 心理测量

心理测量以学习者自我报告为主,通过量表测量学习过程中的情感体验。其中,学业情绪量表应用最广泛,也是接受度最高的(Pekrun et al. ,2005) 。如在基于增强现实的学习活动中,利用学习情绪量表测量学习者的情绪变化(Harley et al. ,2020) 。学业情绪量表也可以进行适当的改编,以适用于具体情境,比如,可以应用改编后的数学学业情绪量表(Achievement Emotion Questionnaire in Mathematics ,AEQ-M) ,探讨数学课程的学习动机、数学成就情绪与认知过程(Kim et al. ,2014) ,或者采用改编的在线学习情绪量表(E-Learning Academic Emotions Scale ,E-AES) ,探讨在线学习环境中学业情绪在自我调节学习与学业控制中的作用(You & Kang ,2014) 。

此外,应用频率较高的情绪量表还有积极消极情绪量表(Positive and Negative Affective Schedule ,PANAS) 与自我评定量表(Self-Assessment Manikin ,SAM) 。积极消极情绪量表(Watson et al. ,1988) 由

积极情绪和消极情绪两个子量表构成,每个子量表包含10道测量条目,具备易于管理、简单、可靠等优点,因而许多研究采用该量表测量学习者的情感状态。比如,研究人员采用该量表测量可视化系统中学习情绪的变化(Lacave et al. ,2020) 。自我评定量表(Bradley & Lang ,1994) 包括价态、唤醒及主导(dominance) 三个子量表,采用9点李克特量表,其得分范围为-4到4。有研究利用该量表测量学生在观看教学视频后的情感状态,以探讨教学视频对学习者情感及学习结果的影响(Beege et al. ,2018) 。

2. 行为测量

人类行为反应在一定程度上表征了内在情感及其变化。相关技术工具(如摄像头、麦克风) 可以采集学生学习过程的行为数据,实现对学习情感的客观分析。现阶段,研究者多使用面部表情、文本信息、语音特征、手势与姿态动作来测量学习情感。

面部表情识别技术是对视频图像中面部(包括嘴巴、眼睛与眉毛) 动作进行分析,并依据相关编码系统(如 Facial Action Coding System ,FACS) 建立面部表情与学习情感的映射关系。近年来,许多工具可用于识别面部表情,如 FaceReader、Microsoft Emotion Recognition API、Affdex SDK 等。有学者利用摄像头每隔10秒采集学生的面部图像,并使用微软表情识别接口实现面部图像的情感挖掘,分析学生情感的动态变化规律(Tonguc & Ozkara ,2020) 。结果发现,课堂教学中不同阶段的情绪变化存在差异,而学生的困惑与厌恶情绪没有显著变化。除上述课堂教学环境外,特殊教育(Chu et al. ,2018) 与在线教育(Marchand & Gutierrez ,2012) 中的面部表情识别技术也表现出巨大发展潜力和良好的应用效果。

文本情感分析是自然语言处理领域的重要研究课题,它通过对文本信息分析挖掘用户对特定主题或事件的态度或观点(Liu ,2012) 。常用的情感分析方法包括基于词汇方法、机器学习方法与混合方法。现阶段,许多研究利用机器学习自动挖掘学生的文本情感信息。如有研究利用机器学习对大规模评论信息进行情感挖掘,以预测学习者对 MOOC 课程的满意度(Hew et al. ,2020) 。该研究通过爬虫工具采集249门 MOOC 课程评论,利用梯度提升树(GBT) 算法进行主题分类及情感计算。研究结果发现,课程教师、课程时间安排、教学内容与学习评价

能显著预测学生满意度,这对 MOOC 课程的设计与优化具有启示意义。另外,深度学习算法也常用于文本情感信息分类,其分类效果优于传统机器学习(Onan, 2020a)。

人类通过捕获语音信息感知情绪的动态变化,而语音情感识别技术借助计算机从语音信号中提取相关特征(包括声学特征、语言特征、上下文信息与混合特征),建立与人类情感的联系(Imani & Montazer, 2019)。一般而言,语音情感识别过程包括语音数据采集、语音特征提取和语音情感分类。在游戏化学习环境中,有学者通过语音情感识别技术分析学习者的情感状态,干预学习情绪。结果发现,学习者的消极情绪转变为积极情绪的速度变快,且学习效果明显改善(Lara et al., 2018)。

心理学研究表明,身体姿态与手势很大程度上反映了情感状态,是情感识别的重要特征来源(Poria et al., 2017)。现阶段,姿态与手势的情感识别主要基于图像分析,即通过对头部、手臂与身体的运动数据建模,刻画学习者的情感状态。与面部表情数据采集类似,姿态与手势的数据采集也通过摄像头,因此相关研究通常结合面部与姿态数据进行情感挖掘。如有研究通过整合面部表情、手势与身体姿态数据,实现自动检测课堂环境下学生的情感状态(Ashwin & Guddeti, 2020)。该研究利用摄像头采集课堂教学中学生的图像数据,采用卷积神经网络模型(CNN)对三种情感(投入、无聊及中立)状态进行自动分类。结果显示,该方法的情感识别准确率为 70%。

3. 生理测量

生理信息是身体受到刺激时中枢神经系统表达的基本反应,其作用主要是调节身体机能(Shoumy et al., 2020)。常用的生理信号包括脑电图、心电图、肌电图、皮肤电、心率等。生理信号能客观反映人类身体的动态变化,因而常被用于学习情感研究及实践中。有研究通过 EMWave 工具监测学习者的心率变化识别情感状态,以评估多媒体材料对视觉型与言语型学习者的情绪及学习表现的影响(Chen & Sun, 2012)。实验结果发现,基于视频的多媒体材料为言语型学习者带来了最佳学习效果与积极情感。类似的,测量学生医学诊断模拟系统中的皮肤电反应水平,可探讨医学教育中学生的生理唤醒、情

感调节与学业表现间的关系(Harley et al., 2019)。研究发现,学习者更高水平的生理唤醒对学习表现有显著预测作用,且在情绪调节中所使用的重评策略显著高于抑制策略。此外,许多研究结合不同的生理信号探究学生的情感与认知过程,如利用眼动、心率和脑电波数据分析学习者的注意力、情感体验及认知负荷,比较数字化游戏与静态数字化学习材料对学习效果的影响(Wu et al., 2020)。结果表明,数字化学习游戏显著提升了学习者的注意力及情感体验。

(三) 系统开发

在教育领域中,许多研究试图运用情感计算技术开发能识别学习者情感状态并及时给予反馈与调节的智能系统,以提高学习体验与人机交互水平。情感识别是相关系统开发的基础,有研究依据 OCC 模型构建学习情感识别系统(Daouas & Lejmi, 2018)。该系统结合在线学习相关事件,采用贝叶斯网络算法进行情感识别。结果发现,情感识别的准确度达 83.75%。还有研究者开发了多模态情感识别系统(Ray & Chakrabarti, 2016),采用决策级融合策略,结合面部表情与生理信号(心率、皮肤电、血压)识别学习者的情感状态。实验结果发现,学习情感识别的总体准确度达 71.83%。

情感教学系统也被称为情感导学系统(Affective Tutoring System, ATS),其目的是模仿学习者的学习过程,有效地理解与适应其情感状态。有学者构建了包含感知层、认知层与行为层的情感导师系统(Ammar et al., 2010)。其中,感知层捕获和提取面部表情(图像采集和面部跟踪),并通过情感智能体加以分类;认知层主要分析和诊断学习者的情感状态;行为层根据实际情感状态,对教学行为进行决策。还有研究在面部表情识别的基础上融合文本语义分析构建情感导学系统(Wang & Lin, 2018),该系统在情感识别模块的基础上,采用交互智能体为学生提供情感反馈,并向教师实时呈现学习者的学习状态与学习评估结果,帮助教师开展教学辅导(见图 1)。实验表明,该系统能显著提升学生的学习效果。

通常情况下,消极情绪会影响学生的学习效果,需要教师有针对性地缓解和调节学生的负面情绪。依据学习情感状态,构建情感调节系统也是现

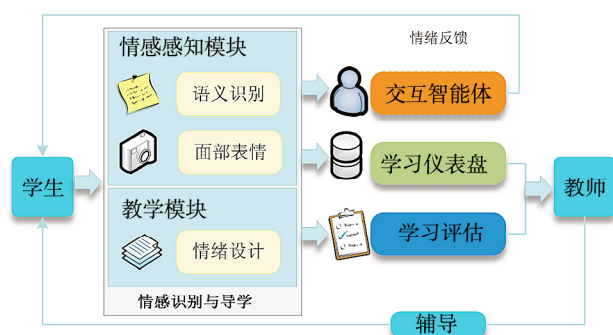


图1 情感导学系统(Wang & Lin, 2018)

阶段关注的重要课题。有研究通过设计与开发情感调节系统,并对交互文本进行情感识别,结合学习者的人格特质,向消极情绪的学习者推荐合适的调节策略(包括专家引导、同伴帮助及教学辅导),缓解其负面情感(Qin et al., 2014)。结果表明,所构建的消极情绪调节系统可以为学习者带来更强的满足感,是降低学习者消极情绪可行而有效的方法。

(四) 应用场景

情感计算作为教育人工智能研究的重要领域,可对各类信息进行情感分析与建模。在信息技术与教育深度融合的背景下,技术丰富型学习环境会生成各类数据,涵盖交互行为、生理反馈、系统日志等。情感计算教育应用会因场景与数据类型不同而产生差异。

1. 智能导师系统

智能导师系统是推进教育智能化发展的重要突破口。如何提高智能导师系统的交互水平是关键,情感计算是解决该问题的着力点。在学习者与 AutoTutor 交互的过程中,研究者利用传感器采集脑电波、肌电图和皮肤电信号,利用机器学习算法对情感数据进行处理(AlZoubi et al., 2012)。结果发现,K最近邻与线性贝叶斯分类算法的识别率最高,且单通道与三通道的情感分析效果高于双通道。类似的,有研究比较了 MetaTutor 智能导师系统的面部表情与皮肤电在情感识别效果上的差异,研究表明,面部表情的情感识别效果优于皮肤电信息(Harley et al., 2015)。以上研究对甄选智能导师系统的情感识别与分析方法具有启示意义。此外,为提高智能导师系统的情感交互体验,有研究也尝试在智能导师系统中增加交互智能体。令人意外的是,交互智

能体虽然提高了学生的学习成绩,但对学习情感没有显著影响(Rodrigo et al., 2012)。

2. 在线学习平台

长期以来,“情感缺位”是在线学习平台发展的瓶颈。在线学习与面对面学习中,情感对学习过程的影响存在差异。有研究采用多元回归方法分析在线混合课程情境下的情感表达、感知动机、感知情绪与学习结果(行为投入、认知投入及学业表现)之间的关系(Kim & Ketenci, 2020)。研究发现,感知动机与感知情绪对学习结果没有显著影响,但恐惧情绪对学业表现有显著的预测作用。在 MOOC 论坛中,有研究者通过采集论坛帖子信息,利用机器学习算法自动检测成就情绪,并运用生存分析方法解释情绪对辍学的影响(Xing et al., 2019)。结果表明,学习者的消极激活情绪对 MOOC 辍学有显著影响,而表达和暴露的积极激活情绪对课程学习没有任何影响。

3. 教育游戏

教育游戏是提升学生学习动机与学习效果的有效方式。在学习过程中,教育游戏会引发各类学习情绪。有研究通过准实验设计探究七年级学生在游戏化学习过程中的情绪与学习结果的关系(Cheng et al., 2020)。结果表明,与经历消极情绪的学生相比,经历积极情绪的学生取得了更好的学习效果。研究还发现,随着游戏化学习时间的推移,两类学生的学习效果没有显著差异。换句话说,随着教育游戏时间的延长,学习过程中学生情绪的作用逐步减弱。此外,教育游戏能增加学生的情感投入(Ninaus et al., 2019),进而促进学习交互(Sabourin & Lester, 2014)。

4. 增强现实与虚拟现实

增强现实(AR)与虚拟现实(VR)是基于多通道数据实现实时仿真与交互的前沿技术,其教育应用能提高学生的沉浸感与学习体验,具有无法比拟的价值潜能。虚拟现实可以提高学生的参与度和学习动机,但其影响学习情感的机制尚不清楚。有研究调查了虚拟现实仿真系统中学习情感变化的潜在机制,发现虚拟现实系统的沉浸感可以显著预测临场感与积极情绪(Makransky & Lilleholt, 2018)。在移动环境中使用智能设备生成与渲染的增强现实被认为是移动增强现实(MAR),而智能终端的普及也

极大地推动了其教育应用。研究表明,移动增强现实与教育游戏结合能激发学生的学习动机与好奇心,增强学习情感投入与改善学习体验(López-Fa-
ican & Jaen, 2020)。另外,在自闭症儿童的情感技能培养上,研究者通过虚拟现实技术模拟学习与社交场景,发现虚拟现实系统能显著改善自闭症儿童的情感表达与社交技能(Ip et al., 2018)。

5. 教育机器人

元分析结果表明,教育机器人有助于提升学生的学习效果(周进等, 2019; 单俊豪等, 2019)。在教学实践中,教育机器人的角色通常包括导师、同伴及被指导者。为提高教育机器人的智能交互性,有研究采用强化学习(RL)构建自适应角色转换模型,从而依据学生情感状态与学习过程实现机器人角色的自动转换(Chen et al., 2020)。该研究通过摄像机采集儿童学习词汇过程中的面部表情数据,运用Affdex SDK自动识别学生的情感状态,并结合学习行为来自适应切换Tega机器人所扮演的角色。研究结果发现,作为导师和同伴的教育机器人可以促进学生的深度学习,而作为被指导的教育机器人能提升学生的情感投入。该研究所提出的自适应角色转换策略对设计与开发智能学习工具(比如教育机器人、教育智能体、智能学习助手等)具有借鉴意义。

6. 课堂环境

课堂环境是智慧校园与智慧教室建设的重要抓手,是促进信息技术与教育深度融合的主阵地。相较于在线学习环境,课堂环境的数据采集是推进课堂信息化变革的难点。为降低数据采集时对学生的干扰与侵入性,尽可能收集真实情境的学习数据,研究者通常运用摄像头采集学生的面部表情、手势、身体姿态等行为数据,以分析学生的情感状态及学习投入(Ashwin & Guddeti, 2020)。有研究利用摄像头采集高中生课堂协作学习的面部表情,以识别协作学习中的意见领袖(Dindar et al., 2020)。结果表明,基于面部表情识别的方法是检测意见领袖的可行方法,其结果为解释协作学习的社会交互与情感变化提供了基础。类似的,有研究探讨了大学课堂环境下学生情感的自动识别方法及应用(Tonguc & Ozkara, 2020),帮助教师实时掌握课堂教学中学生的情感投入,及时优化教学策略。

(五) 实践价值

情绪会分散学生注意力影响学习,若对其加以管理与调节,将对学生思考和决策发挥重要作用(Cleveland-Innes & Campbell, 2012)。情感计算通过挖掘教学实践的学习情感及其变化过程,实现赋能学业预测、学习交互、教学干预与教学评价。

1. 学业预测

学业预测是实现学习预警及风险防范的基础,然而,仅从行为数据角度进行学业预测仍存局限。鉴于学生的学习情感与学业表现显著相关(Jarrell et al., 2017),本研究认为将情感作为核心指标可以增长学业预测效果。如在线学习社区中,结构化数据(如作业完成情况、出勤、点击次数等)预测学业失败的能力有限,有学者尝试结合情感计算对非结构化数据(如自我评论)进行情感分析来提升预测效果(Yu et al., 2018)。实验研究表明,相比于结构化数据的学业预测,结合情感分析的早期学业预测的准确度提升了14%,该发现对调整和优化学业预测系统具有重要意义。

2. 学习交互

交互是学习过程中典型的行为特征,而应用情感计算可促进学生与系统、教师的交互。在系统交互中,有研究基于学习者面部情感识别,利用智能体(agent)促进学生与智能导师系统的交互,通过系统可用性量表(SUS)评估,发现学习者的满意度较高(Lin et al., 2012)。一项针对59名5-7岁儿童词汇学习的研究中(Chen et al., 2020),通过对儿童面部表情识别并将结果实时传递给教育机器人,来促进学生与教育机器人的语音交互。结果发现,儿童词汇学习效果得到明显改善。情感计算还能促进学生与教师及资源的交互,它通过表情反应分析系统(ERRA)识别学生在多媒体学习中的情感变化,来赋能师生交互及社会交互(Hung et al., 2017)。

3. 教学干预

文献梳理发现,基于情感计算实现教学干预的方式包括过程干预与情感干预。在学习过程中,自动询问、情境设置与资源推荐是常用的干预策略。比如,通过系统自动询问的方式采集学生情绪,实现对具体教学问题的实时指导。研究结果发现,干预后学生的情感状态及行为状态有明显的改善(Aslan, 2018);在计算机支持的学习环境中,教师设置

相互矛盾的信息、设备故障和错误反馈等问题情境来激发困惑情绪,促进学生的深层次学习与主动探索(Lehman et al., 2012)。针对学习过程中暴露的情感状态,研究者可以运用相关工具或可视化反馈进行调节。比如,有研究通过应答器来激活学生的积极情绪,结果发现该方法能提升学习动机(Buil et al., 2016)。在协作学习中,研究人员采用 S-Reg 工具收集学生的自我报告情感,以交通信号灯的形式反馈小组学习情感(Järvenoja et al., 2020)。结果表明,在具有挑战性的学习活动中, S-Reg 工具可以通过平衡情绪和动机来调节协作学习。

4. 教学评价

教学评价是教育机构改进教学质量的重要信息来源,而从学生情感的角度开展教学评价是值得探索的方向。面对大规模数据集,有研究采用深度学习与机器学习算法对 154000 条课程评论进行情感分析(Onan, 2020b)。结果发现,运用深度学习进行情感分析的效果优于机器学习,准确度最高达到 98.29%,这为大规模的自动教学评价提供了启示。类似的,在 MOOC 环境下,有研究采集课程评论与课程元数据(课程时间安排、课程专业、课程持续时间等)挖掘学生的课程情感倾向(Hew et al., 2020),研究结果为 MOOC 机构及从业者优化课程设计提供了证据支持。还有研究者在课堂环境下,利用面部表情进行情感建模,实现对课堂教学的自动评价(Pan et al., 2018)。

三、结论与讨论

学习情感是教育研究不可忽视的要素,情感计算为探索学习情感的作用机制提供了技术支持。融合情感计算,创新教育应用,已成为智能教育研究与实践的重要趋势。

(一) 推动认知与情感融合,重构学习理论基础

在学习过程中,认知加工并非学习者唯一的内部活动。许多研究者呼吁扩展学习理论,纳入情感加工的作用(Pekrun, 2006; Renkl & Atkinson, 2007)。近年来,学习理论和实践的重大转变,是从认知研究转变为将情感与认知充分融合(Sinha et al., 2015),认为社会实践、认知变化和情感行为是知识建构与知识创造的关键组成部分(Baker et al., 2013)。换句话说,学习理论正重新审视情感因素

在认知加工和学习中的核心价值,并积极推动情感与认知的融合。在机器智能时代,教育研究一方面要结合神经科学,积极探索学习过程中情绪对记忆与认知加工的脑科学机制,为融合情感与认知提供科学依据;另一方面学习活动设计与智能学习环境构建要有效地唤醒学生情感体验,合理引导其认知注意力分配,控制学习者情绪负荷处于其自身调节能力范围内。因此,未来要依据科学证据与教育实践结果,充分考虑学习情感的核心作用,丰富与重构已有学习理论。

(二) 整合情感测量方法,实现多模态情感计算

在梳理三类情感测量方法文献的基础上,本研究总结了心理测量、行为测量与生理测量的优缺点(见表一)。可以发现,各类方法都存在不同维度的优劣势。随着深度学习技术的发展及传感设备的广泛应用,学习情感研究采用客观测量与多模态方法已成为趋势,如利用计算机视觉整合面部表情、手势与身体姿态进行情感挖掘;运用传感器结合脑电、皮肤电与心率信号分析学生情感变化。相较于单模态数据的情感分析,基于多模态数据的情感识别表现出更优的性能,其平均准确度提升了 9.83%(D'mello & Kory, 2015)。未来要围绕多模态情感计算开展实践探索,核心任务是降低测量方法的侵入性,探寻合适的情感特征及其融合策略,分析情感反应的内因。

表一 情感测量方法比较

方法 维度	心理测量	行为测量	生理测量
主客观	主观	客观	客观
可观察性	难以观察	自然、可观察	难以观察
侵入性	较小	较小	较大
设备要求	无需特定设备	无需特定设备	需要特定设备支持
可操作性	易操作	需人工标注	生理信号难解释

(三) 提升系统嵌入能力,赋能平台情感检测与调节

根据上述分析,本研究认为情感计算系统的开发遵循“情感表征-数据采集-情感建模-系统应用”的思路,即首先依据相关理论确定所关联的情感类型,明确情感表征的数据通道;利用情感测量方法或工具采集特定通道的情感数据;随后根据数据

模态与关联性建立数据融合策略,并在此基础上利用机器学习建立情感模型;最后在教育实践中应用、评估及优化系统。未来,情感计算系统开发应具有低侵入性、多模态数据整合、实时反馈及可视化呈现的特点,即结合教育场景采用低侵入性的情感信息采集策略,通过多模态数据融合方法,实现情感数据的实时反馈,并以可视化方式呈现结果。在教育人工智能的背景下,学习平台或系统具备情绪检测与监控能力已成为发展趋势(Yadegaridehkordi et al., 2019),因而提升情感计算系统的嵌入能力迫在眉睫:通过将系统进行模块化开发及封装,实现与现有平台对接,提升平台的智能交互及情感体验。

(四) 拓展情感计算的教育应用,助力教育创新变革

情感计算已应用于多种教育场景。未来,要巩固和优化已有教育应用与实践,但更重要的是突破“路灯效应”,积极推动情感计算的教育应用从线上学习走向线下学习、从计算机支持的学习环境到课堂学习环境。换句话说,研究者要摆脱对计算机或在线环境的过度依赖,即情感计算教育应用要以实际需求为导向,在真实的教育情境中提升学习体验与学习效果。因此,未来研究应专注于从真实学习环境中采集多源数据,以拓展情感计算的教育应用。比如,在大规模课堂教学或讲座中,利用摄像头与计算机视觉实时分析课堂氛围,帮助教师及时调整教学策略。情感计算在其中主要解决大规模课堂教学中,教师无法关注到每位学生学习状态的困境。类似的,后疫情期的在线学习,可通过采集多源数据(面部表情、文本信息、身体姿态等)识别学习者的情感状态,提升学习体验与优化教学设计,助力在线教育的创新变革。

(五) 探索教育实践潜能,凸显情感计算的应用价值

从情感与认知不可分割的角度讲,融合学习情感的教育研究才是完整的实践探索,即教育实践要充分整合和探索学习情感的潜能,凸显情感计算的实践价值。对管理者而言,决策制定要结合大数据分析和情感计算技术,挖掘学生对教学、生活与学校管理的态度与反馈,真实掌握学生的现实需求,辅助制定科学严谨的教育决策。换句话说,未来研究者应加强三方面研究:一要利用情感计算挖掘学习过

程中的潜在规律与发生机制,比如学习的行为-认知-情感演化规律;二要探索教学过程中的学习情感影响因素及可能的结果,在此基础上制定情感干预策略,尤其是针对负面情感加以调节;三要发挥决策过程中情感因素的核心作用,提升数据决策与数据治理的科学性。

四、思考

情感计算作为教育人工智能的关键技术,是当前研究关注的重要方向。本研究通过梳理国外情感计算教育应用的最新进展,总结了未来研究的发展趋势,思考并给出了推进我国情感计算教育研究与实践的相关建议。

(一) 加强理论研究与宏观设计,夯实教育创新基础

推进我国情感计算教育应用,需创新理论研究:一方面依据教育场景明确学习情感类型。比如,消极情绪(如困惑)在复杂学习过程中是有益于学习的(D'Mello et al., 2014),相较于积极情绪可能会带来更好的学习效果(Knoerzer et al., 2016),因此需根据教育场景明确学习情感类型,实现有针对性的学习干预;另一方面要创新理论基础,消除情感与认知处于割裂状态而导致的学习理论缺乏对情感因素的考量。比如,在多媒体学习中,有研究发现,学习情感对认知加工存在显著影响,继而基于梅耶的认知加工理论(Mayer, 2005)创新发展,提出了多媒体学习认知情感理论(Moreno, 2006)。情感计算涉及的教育场景(智能导师系统、在线学习平台等)与学习方式(如自我调节学习),需要进行宏观设计与系统研究,构建其理论支撑。

(二) 加大关键技术攻关,提升产品研发质量

学习情感计算包括多种测量方法,各种方法存在不同层面的技术难点,尤其是行为数据和生理信号处理方法。如对面部表情识别,环境光、摄像机图像质量、学生身高和坐姿等都会对数据分析造成干扰,而学生听课时用手捂住嘴或脸,或伸展身体等行为会对情感分析造成障碍。可以说,上述现象引发的技术难点,是不可回避且亟需解决的。这些问题的解决,需要跨学科、多领域协同合作,针对痛点问题加大技术攻关力度。另外,情感计算需以工具、平台、系统等产品形式加快落地实践,能成为学校与一

线教师“可用、能用、实用”的利器。所研发的产品需具备易接入、交互强、可视化表达等特点。可以预见,这些产品的市场前景极为广阔。

(三) 开展常态化教育实践,拓展教育应用边界

相较于其他领域,我国教育实践忽视学习情感的问题较为突出,这是导致情感计算教育研究与实践缓慢的重要原因,因此建议加快构建“政产学研”实践共同体,推动常态化情感计算教育实践,即通过政府购买服务的形式,企业提供技术支持与产品服务,高校或研究机构提供理论指导,各类学校开展常态化教育探索。更重要的是,教育实践要拓展教育应用边界。根据不同应用情境(个人环境、班级环境及学校环境)和教育阶段(学前教育、基础教育、高等教育、特殊教育及职业教育),整合情感计算技术挖掘其潜在影响及规律,是未来发展的重要方向。比如,特殊教育领域可借助情感计算增强特殊儿童与学习系统的交互,培养情感技能。因此,积极拓展教育应用的价值潜能,是我国未来情感计算教育应用的重要内容。

(四) 重视伦理问题,规避教育应用的算法风险

作为教育人工智能领域的关键技术,情感计算教育应用的伦理问题不容小觑。教育实践中,要防止对学习者的情感数据的滥用,这需要政策法规的约束。其次,教育机器的情感智能达到一定水平后,会引发何种伦理挑战,值得从伦理角度加以探讨。从技术层面讲,对行为数据与生理信号的情感建模需依赖机器学习算法,而算法本身存在黑箱、偏见及鸿沟问题(谭维智,2019),导致教育问题与分析结果面临简约化与形式化的风险。未来的研究,要加强发展可解释性算法,提升情感建模的透明性;教育实践要摆脱对算法的过度依赖,强化教师在结果分析与教学决策中的核心作用;管理层面要健全对算法与产品的审核机制,明确产品开发者的主体责任等,以此规避情感计算教育应用的潜在隐患。

参考文献

[1] AlZoubi, O., D' Mello, S. K., & Calvo, R. A. (2012). Detecting naturalistic expressions of nonbasic affect using physiological signals[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 3(3): 298-310.

[2] Arguel, A., Lockyer, L., Lipp, O. V., Lodge, J. M., & Kennedy, G. (2017). Inside out: Detecting learners' confusion to improve interactive digital learning environments[J]. *Journal of Educational*

Computing Research, 55(4): 526-551.

[3] Ashwin, T. S., & Guddeti, R. M. R. (2020). Automatic detection of students' affective states in classroom environment using hybrid convolutional neural networks[J]. *Education and Information Technologies*, 25(2): 1387-1415.

[4] Aslan, S. (2018). Effect of emotion-aware interventions on students' behavioral and emotional states[J]. *Educational Technology Research and Development*, 66: 1399-1413.

[5] Baker, M., Andriessen, J., & Järvelä, S. (2013). Affective learning together: Social and emotional dimensions of collaborative learning[M]. New York: Routledge: 97-119.

[6] Beege, M., Schneider, S., Nebel, S., Haessler, A., & Rey, G. D. (2018). Mood-affect congruency: Exploring the relation between learners' mood and the affective charge of educational videos[J]. *Computers & Education*, 123: 85-96.

[7] Ben Ammar, M., Neji, M., Alimi, Adel. M., & Gouardères, G. (2010). The affective tutoring system[J]. *Expert Systems with Applications*, 37(4): 3013-3023.

[8] Bradley, M. M., & Lang, P. J. (1994). Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential[J]. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 25(1): 49-59.

[9] Buil, I., Catalan, S., & Martinez, E. (2016). Do clickers enhance learning? A control-value theory approach[J]. *Computers & Education*, 103: 170-182.

[10] Burić, I., Sorić, I., & Penezić, Z. (2016). Emotion regulation in academic domain: Development and validation of the academic emotion regulation questionnaire (AERQ) [J]. *Personality and Individual Differences*, 96: 138-147.

[11] Cambria, E., Livingstone, A., & Hussain, A. (2012). The hourglass of emotions [C]. In A. Esposito, A. M. Esposito, A. Vinciarelli, R. Hoffmann, & V. C. Müller (Eds.), *Cognitive behavioural systems* [M]. Berlin Heidelberg: Springer, 144-157.

[12] Chen, C. M., & Sun, Y. C. (2012). Assessing the effects of different multimedia materials on emotions and learning performance for visual and verbal style learners[J]. *Computers & Education*, 59(4): 1273-1285.

[13] Chen, H., Park, H. W., & Breazeal, C. (2020). Teaching and learning with children: Impact of reciprocal peer learning with a social robot on children's learning and emotive engagement[J]. *Computers & Education*, 150: 1-19.

[14] Cheng, M. T., Huang, W. Y., & Hsu, M. E. (2020). Does emotion matter? An investigation into the relationship between emotions and science learning outcomes in a game-based learning environment[J]. *British Journal of Educational Technology*, 51(6): 2233-2251.

[15] Chu, H. C., Tsai, W. W. J., Liao, M. J., & Chen, Y. M. (2018). Facial emotion recognition with transition detection for students with high-functioning autism in adaptive e-learning[J]. *Soft Computing*, 22(9): 2973-2999.

[16] Cleveland-Innes, M., & Campbell, P. (2012). Emotional

presence, learning, and the online learning environment[J]. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 13(4): 269-292.

[17] Daouas, T., & Lejmi, H. (2018). Emotions recognition in an intelligent e-learning environment[J]. *Interactive Learning Environments*, 26(8): 991-1009.

[18] Darwin, C., & Ekman, P. (2002). The expression of the emotions in man and animals[M]. New York: Oxford University Press: 68-92.

[19] Dindar, M., Jarvela, S., Ahola, S., Huang, X., & Zhao, G. (2020). Leaders and followers identified by emotional mimicry during collaborative learning: A facial expression recognition study on emotional valence[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 1-12.

[20] D'Mello, S., & Graesser, A. (2012). Dynamics of affective states during complex learning[J]. *Learning and Instruction*, 22(2): 145-157.

[21] D'mello, S. K., & Kory, J. (2015). A review and meta-analysis of multimodal affect detection systems[J]. *ACM Computing Surveys*, 47(3): 1-36.

[22] D'Mello, S., Lehman, B., Pekrun, R., & Graesser, A. (2014). Confusion can be beneficial for learning[J]. *Learning and Instruction*, (29): 153-170.

[23] 冯翔, 邱龙辉, 郭晓然(2019). 基于 LSTM 模型的学生反馈文本学业情绪识别方法[J]. *开放教育研究* 25(2): 114-120.

[24] Fernández-Caballero, A., Martínez-Rodrigo, A., Pastor, J. M., Castillo, J. C., Lozano-Monasterio, E., López, M. T., Zangróniz, R., Latorre, J. M., & Fernández-Sotos, A. (2016). Smart environment architecture for emotion detection and regulation[J]. *Journal of Biomedical Informatics*, 64: 55-73.

[25] Harley, J. M., Bouchet, F., Hussain, M. S., Azevedo, R., & Calvo, R. (2015). A multi-componential analysis of emotions during complex learning with an intelligent multi-agent system[J]. *Computers in Human Behavior*, 48: 615-625.

[26] Harley, J. M., Jarrell, A., & Lajoie, S. P. (2019). Emotion regulation tendencies, achievement emotions, and physiological arousal in a medical diagnostic reasoning simulation[J]. *Instructional Science*, 47(2): 151-180.

[27] Harley, J. M., Lajoie, S. P., Tressel, T., & Jarrell, A. (2020). Fostering positive emotions and history knowledge with location-based augmented reality and tour-guide prompts[J]. *Learning and Instruction*, 70: 1-16.

[28] Hew, K. F., Hu, X., Qiao, C., & Tang, Y. (2020). What predicts student satisfaction with MOOCs: A gradient boosting trees supervised machine learning and sentiment analysis approach[J]. *Computers & Education*, 145: 1-16.

[29] Hung, J. C. S., Chiang, K. H., Huang, Y. H., & Lin, K. C. (2017). Augmenting teacher-student interaction in digital learning through affective computing[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 76(18): 18361-18386.

[30] Imani, M., & Montazer, G. A. (2019). A survey of emotion recognition methods with emphasis on E-Learning environments[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 147: 1-40.

[31] Ip, H. H. S., Wong, S. W. L., Chan, D. F. Y., Byrne, J., Li, C., Yuan, V. S. N., Lau, K. S. Y., & Wong, J. Y. W. (2018). Enhance emotional and social adaptation skills for children with autism spectrum disorder: A virtual reality enabled approach[J]. *Computers & Education*, 117: 1-15.

[32] 江波, 李万健, 李芷璇, 叶韵(2018). 基于面部表情的学习困惑自动识别法[J]. *开放教育研究* 24(4): 101-108.

[33] Jarrell, A., Harley, J. M., Lajoie, S., & Naismith, L. (2017). Success, failure and emotions: Examining the relationship between performance feedback and emotions in diagnostic reasoning[J]. *Educational Technology Research and Development*, 65(5): 1263-1284.

[34] Järvenoja, H., Järvelä, S., & Malmberg, J. (2020). Supporting groups' emotion and motivation regulation during collaborative learning[J]. *Learning and Instruction*, 70: 1-11.

[35] Jiménez, S., Juárez-Ramírez, R., Castillo, V. H., & Ramírez-Noriega, A. (2018). Integrating affective learning into intelligent tutoring systems[J]. *Universal Access in the Information Society*, 17(4): 679-692.

[36] Kim, C., Park, S. W., & Cozart, J. (2014). Affective and motivational factors of learning in online mathematics courses[J]. *British Journal of Educational Technology*, 45(1): 171-185.

[37] Kim, M. K., & Ketenci, T. (2020). The role of expressed emotions in online discussions[J]. *Journal of Research on Technology in Education*, 52(1): 95-112.

[38] Knoerzer, L., Bruenken, R., & Park, B. (2016). Emotions and multimedia learning: The moderating role of learner characteristics[J]. *Journal of Computer Assisted Learning*, 32(6): 618-631.

[39] 卢宇, 薛天琪, 陈鹏鹤, 余胜泉(2020). 智能教育机器人系统构建及关键技术: 以“智慧学伴”机器人为例[J]. *开放教育研究*, 26(2): 83-91.

[40] Lacave, C., Velázquez-Iturbide, J. á., Paredes-Velasco, M., & Molina, A. I. (2020). Analyzing the influence of a visualization system on students' emotions: An empirical case study[J]. *Computers & Education*, 149: 1-21.

[41] Lara, C. A., Flores, J., Mitre-Hernandez, H., & Perez, H. (2018). Induction of emotional states in educational video games through a fuzzy control system[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 1-12.

[42] Lehman, B., D'Mello, S., & Graesser, A. (2012). Confusion and complex learning during interactions with computer learning environments[J]. *The Internet and Higher Education*, 15(3): 184-194.

[43] Lin, H. C. K., Wang, C. H., Chao, C. J., & Chien, M. K. (2012). Employing textual and facial emotion recognition to design an affective tutoring system[J]. *The Turkish Online Journal of Educational Technology*, 11(4): 418-426.

[44] Liu, B. Sentiment analysis and opinion mining[M]. San Ra-

fael: Morgan & Claypool Publishers, 2012: 3.

[45] López-Faican, L., & Jaen, J. (2020). EmoFindAR: Evaluation of a mobile multiplayer augmented reality game for primary school children[J]. Computers & Education, 149: 1-20.

[46] Makransky, G., & Lilleholt, L. (2018). A structural equation modeling investigation of the emotional value of immersive virtual reality in education[J]. Educational Technology Research and Development, 66(5): 1141-1164.

[47] Marchand, G. C., & Gutierrez, A. P. (2012). The role of emotion in the learning process: Comparisons between online and face-to-face learning settings[J]. Internet and Higher Education, 15(3): 150-160.

[48] Mayer, R. Cognitive theory of multimedia learning (2nd ed.) [M]. New York: Cambridge University Press, 2005: 23-56.

[49] Moreno, R. (2006). Does the modality principle hold for different media? A test of the method-affects-learning hypothesis: Modality principle[J]. Journal of Computer Assisted Learning, 22(3): 149-158.

[50] Neophytou, L. (2013). Emotional intelligence and educational reform[J]. Educational Review, 65(2): 140-154.

[51] Ninaus, M., Greipl, S., Kiili, K., Lindstedt, A., Huber, S., Klein, E., Karnath, H. O., & Moeller, K. (2019). Increased emotional engagement in game-based learning: A machine learning approach on facial emotion detection data[J]. Computers & Education, 142: 1-10.

[52] Onan, A. (2020a). Sentiment analysis on massive open online course evaluations: A text mining and deep learning approach[J]. Computer Applications in Engineering Education: 1-18.

[53] Onan, A. (2020b). Mining opinions from instructor evaluation reviews: A deep learning approach[J]. Computer Applications in Engineering Education, 28(1): 117-138.

[54] Ortony, A., Clore, G. L., & Collins, A. The cognitive structure of emotions [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1990: 47-71.

[55] Pan, M., Wang, J., & Luo, Z. (2018). Modelling study on learning affects for classroom teaching/learning auto-evaluation[J]. Science Journal of Education, 6(3): 81-86.

[56] Pekrun, R., Goetz, T., & Perry, R. P. (2005). Achievement emotions questionnaire (AEQ): User's manual[R]. Department of Psychology, University of Munich.

[57] Pekrun, R. (2006). The control-value theory of achievement emotions: assumptions, corollaries, and implications for educational research and practice[J]. Educational Psychology Review, 18(4): 315-341.

[58] Picard, R. W. (1997). Affective computing [M]. Cambridge: MIT Press: 12-14.

[59] Plass, J. L., Heidig, S., Hayward, E. O., Homer, B. D., & Um, E. (2014). Emotional design in multimedia learning: Effects of shape and color on affect and learning[J]. Learning and Instruction, (29): 128-140.

[60] Poria, S., Cambria, E., Bajpai, R., & Hussain, A. (2017). A review of affective computing: From unimodal analysis to multimodal fusion[J]. Information Fusion, 37: 98-125.

[61] Qin, J., Zheng, Q., & Li, H. (2014). A study of learner-oriented negative emotion compensation in e-learning[J]. Educational Technology & Society, 17(4): 420-431.

[62] Ray, A., & Chakrabarti, A. (2016). Design and implementation of technology enabled affective learning using fusion of bio-physical and facial expression[J]. Educational Technology & Society, 19(4): 112-125.

[63] Renkl, A., & Atkinson, R. K. (2007). Interactive multimodal learning environments[J]. Educational Psychology Review, 19(3): 309-326.

[64] Rodrigo, M. M. T., Baker, R. S. J. D., Agapito, J., Nabos, J., Repalam, M. C., Reyes, S. S., & San Pedro, M. O. C. Z. (2012). The effects of an interactive software agent on student affective dynamics while using an intelligent tutoring system[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 3(2): 224-236.

[65] Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 39(6): 1161-1178.

[66] 单俊豪, 宫玲玲, 李玉, 闫寒冰 (2019). 教育机器人对学生学习成果的影响——基于 49 篇实验或准实验研究论文的元分析[J]. 中国电化教育, (5): 76-83.

[67] Sabourin, J. L., & Lester, J. C. (2014). Affect and engagement in game-based learning environments[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 5(1): 45-56.

[68] Shoumy, N. J., Ang, L. M., Seng, K. P., Rahaman, D. M. M., & Zia, T. (2020). Multimodal big data affective analytics: A comprehensive survey using text, audio, visual and physiological signals[J]. Journal of Network and Computer Applications, 149: 1-26.

[69] Sinha, S., Rogat, T. K., Adams-Wiggins, K. R., & Hmelo-Silver, C. E. (2015). Collaborative group engagement in a computer-supported inquiry learning environment[J]. International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning, 10(3): 273-307.

[70] 谭维智 (2019). 人工智能教育应用的算法风险[J]. 开放教育研究, 25(6): 20-30.

[71] Taub, M., Azevedo, R., Rajendran, R., Cloude, E. B., Biswas, G., & Price, M. J. (2019). How are students' emotions related to the accuracy of cognitive and metacognitive processes during learning with an intelligent tutoring system? [J]. Learning and Instruction, 1-9.

[72] Tonguc, G., & Ozkara, B. O. (2020). Automatic recognition of student emotions from facial expressions during a lecture[J]. Computers & Education, 148: 1-12.

[73] Wang, C. H., & Lin, H. C. K. (2018). Constructing an affective tutoring system for designing course learning and evaluation[J]. Journal of Educational Computing Research, 55(8): 1111-1128.

[74] Watson, D., Clark, L. A., & Tellegen, A. (1988). Development and validation of brief measures of positive and negative affect:

The PANAS scales[J]. Journal of Personality and Social Psychology ,54 (6): 1063-1070.

[75] Wu, C. H. , Huang, Y. M. , & Hwang, J. P. (2016). Review of affective computing in education/learning: Trends and challenges [J]. British Journal of Educational Technology ,47(6): 1304-1323.

[76] Wu, C. -H. , Tzeng, Y. L. , & Huang, Y. M. (2020). Measuring performance in learning process of digital game-based learning and static E-learning[J]. Educational Technology Research and Development 68: 2215-2237.

[77] Xing, W. , Tang, H. , & Pei, B. (2019). Beyond positive and negative emotions: Looking into the role of achievement emotions in discussion forums of MOOCs [J]. The Internet and Higher Education , 43: 1-9.

[78] Yadegaridehkordi, E. , Noor, N. F. B. M. , Ayub, M. N. B. , Affal, H. B. , & Hussin, N. B. (2019). Affective computing in education: A systematic review and future research [J]. Computers & Education ,142: 1-19.

[79] You, J. W. , & Kang, M. (2014). The role of academic e-

motions in the relationship between perceived academic control and self-regulated learning in online learning [J]. Computers & Education , 77: 125-133.

[80] Yu, L. C. , Lee, C. W. , Pan, H. I. , Chou, C. Y. , Chao, P. Y. , Chen, Z. H. , Tseng, S. F. , Chan, C. L. , & Lai, K. R. (2018). Improving early prediction of academic failure using sentiment analysis on self-evaluated comments [J]. Journal of Computer Assisted Learning , 34(4): 358-365.

[81] 周进,安涛,韩雪婧(2019).教育机器人对学生学习效果影响的元分析[J].现代远程教育研究,31(3):96-105.

[82] 朱珂,张思妍,刘濛雨(2020).基于情感计算的虚拟教师模型设计与应用优势[J].现代教育技术,30(6):78-85.

[83] Zhang, F. , Markopoulos, P. , & Bekker, T. (2020). Children's emotions in design-based learning: A systematic review [J]. Journal of Science Education and Technology , 29(4): 459-481.

(编辑:赵晓丽)

A Multidimensional Perspective on the Educational Application of Affective Computing

YE Junmin¹ , ZHOU Jin² & LI Chao²

(1. School of Computer , Central China Normal University , Wuhan 430079 , China;
2. School of Educational Information Technology , Central China Normal University , Wuhan 430079 , China)

Abstract: As an important field of artificial intelligence in education , affective computing (AC) can enhance learning interactive experience and optimize teaching strategies by mining learning emotions and changing processes. However , the knowledge and understanding of AC is still inadequate in relevant studies , and systematic analysis of its educational applications is lacking. The study adopted a content analysis approach to analyze the theoretical foundation , measurement methods , system development , application scenarios , and practical value. The study pointed out that AC is accelerating the integration of intelligent tutoring systems , online learning platforms , educational games , and other scenarios. The study also provided solutions for the empowered academic prediction , learning interaction , teaching intervention , and teaching evaluation. Future research on AC should promote the integration of emotion and cognition , reconstruct the theoretical foundation of learning , and expand its application boundary and value potential by integrating affective measurement methods and enhancing the system's embedded capabilities. On this basis , academics should accelerate the integration and innovation of AC in China from the perspectives of theoretical innovation , technology development , practical application , and risk avoidance.

Key words: affective computing; artificial intelligence; education innovation; affective tutoring system; human-computer interaction