

情感计算技术支持下的老年人在线学习情感分析

吴峰, 万义文, 仲彧欣

(北京大学 教育学院, 北京 100871)

[摘要] 老年阶段是情感需求较为突出的时期,老年教育以提升老年人情感体验为主要目标之一。基于情感计算技术分析老年人情感并选择性地教育干预,对于促进老年人实现积极老龄化具有重要意义。在线学习为分析老年人情感提供了便捷、大规模的自然场景。文章以32位老年在线学习者对象,采用聚类分析、时间序列分析及滞后序列分析方法进行探索式研究,发现了如下情感规律:第一,老年人的元情感中,以中性为主,悲伤情感次之,其他类型情感相对较少;老年人的抑郁倾向比一般人群要高。第二,通过绘制老年人的时间情感图谱发现,老年人情感类型可划分为平静、焦虑、愉快、厌烦和严肃五种,其中,严肃类型占比最多,愉快类型占比最少。第三,分析不同类型老年人的情感转移规律发现,焦虑类型老年人出现悲伤与愤怒、悲伤与惧怕之间双向循环的负面情感转移,而其他类型老年人中未发现类似现象,因此,焦虑类型老年人应成为老年教育干预的重点对象。

[关键词] 在线学习; 老年教育; 情感计算; 人工智能; 学习分析

[中图分类号] G434 **[文献标志码]** A

[作者简介] 吴峰(1972—),男,湖北黄冈人。教授,博士,主要从事教育数智化、老年教育、企业教育研究。E-mail: wufeng@pku.edu.cn。

一、研究背景

到2024年底,我国60岁及以上的老年人口占比达22%^[1],按照国际标准,我国已经越过了老龄化社会阶段,进入了深度老龄化社会阶段。情感缺失是老年人群体面临的重要挑战,一些情感障碍如老年抑郁症等,与老年人情感缺失密切相关。根据《中国国民心理健康发展报告(2021~2022)》,我国老年人群中抑郁症状比例高达20.6%^[2]。2021年,中共中央、国务院颁布了《关于加强新时代老龄工作的意见》,要求“积极应对老龄化国家战略”“引导老年人践行积极老龄观”^[3],其中,“积极”一词与“情感”密切相关。如果老年人存在情感缺失或情感障碍,就难以实现积极老龄化和健康老龄化的目标。老年教育作为国家应对人口老龄化挑战的战略支撑,在改善与预防老年人情感问题方面发挥着重要作用。研究表明,老年教育可以显著改善老年人的情感状态,提高老年人的主观幸福感^[4],对他们

的心理健康产生积极影响,缓解抑郁症状^[5-6]。一方面,老年人通过参加教育学习活动,习得了新的知识与技能,增加了其自我实现的机会;另一方面,老年教育提供了老年人社会参与的新途径,成为其获得情感支持的重要渠道^[7]。对于情感缺失或表现出抑郁倾向的老年人,设计并实施针对性的教育干预活动有助于改善其心理健康^[8]。因此,情感分析在老年学和老年教育学中占据重要位置,有助于教学设计的精准化,并为老年人的负面情感干预提供依据。

得益于情感理论的不断发展与现代信息技术的突飞猛进,情感计算技术日益成熟并逐渐应用于多个研究领域。在教育领域也取得了不少研究成果,但大部分的研究对象集中在高等教育和基础教育阶段的在校学生,以老年群体为对象的研究相对较少。事实上,老年是人类生命中迫切需要情感支持的时期,而老年教育正是以提升老年人情感体验为目标的活动。因此,利用情感计算技术对老年学习者的情感进行探

索式分析,以发现其情感规律,为诊断和预防老年人的情感问题提供科学支持,同时推动老年教育的创新发展,在我国人口急剧老龄化的背景下,具有重要的时代意义。

二、情感计算及面向教育的研究

情感计算是一个涉及计算机科学、心理学和认知科学的跨学科领域,是“与情感相关的,能够测量、分析或对情感施加影响的运算”^[9]。情感计算的基础是情感模型,已有的情感模型可以分为离散型和维度型两类,离散情感模型将情感分为若干独立的类别,其中最具影响力的是心理学家 Paul Ekman 提出的分类模型,他将人类情感分为愤怒、厌恶、恐惧、快乐、悲伤和惊讶六种类型^[10]。这些基本情感在面部表情、生理反应和行为特征方面呈现出跨文化一致性,所以该分类模型被广泛应用于情感计算算法开发中,如 Noldus FaceReader 等面部表情识别软件就使用了这一情感分类模型。维度情感模型则将情感视为连续体,不同研究选取的情感维度有所不同。例如:Russell 提出环形情感分类模型(Circumplex Model of Emotions),将情感视为一个二维空间,以效价(Valence)和唤醒度(Arousal)作为两条轴线来描述情感^[11];Plutchik 提出三维情感结构,通过一个倒锥体来表达情感的强度、相似性和两极性,其核心思想为情感不是独立存在的,而是通过不同情感的组合和强度变化来表现的^[12]。

情感与生理反应、心理认知和行为密切相关。尽管情感本质上是内隐特征,但研究者可以通过生理或行为数据进行情感分析和计算。在生理层面,脑电等数据被用于情感状态的识别,但由于采集这些生理数据需要专业设备,基于生理数据的情感计算技术在实际应用中推广性较弱。在行为层面,人的面部表情、姿态、文本、语音等均可作为情感计算的有效数据。其中,面部表情作为人类天然的情感表达通道,信息相对真实且容易获取,因此,成为情感计算中常用的数据模态。心理学家 Mehrabian 提出一个著名公式,即感情表达=7%的言辞+38%的声音+55%的面部表情^[13],说明面部表情具有良好的情感表征效果。同时,由于其采集过程对被检测者的干扰较小且设备成本低,因而更受欢迎。

近年来,教育领域研究者越来越多地使用情感计算技术,通过采集学习者的面部表情、语音语调和文本等数据^[14-15],分析并识别其情感状态,进而更好地理解学习情况,为其提供反馈和支持。在基于面部表情

数据的研究方面,Tonguç 等调取微软的情绪识别 API,分析学习者在听讲座时的面部表情,并通过时序图展现了学习过程中的情感变化特征^[16];陈筱根据学习者面部表情的识别结果,将学习状态分为积极、中性或消极,并采用时序分析法研究了被试的积极和消极学习状态^[17];张露等收集了小学生玩教育游戏时的面部表情数据,分析得出三种不同类型的情绪状态及其在学业成绩等方面的特征^[18];周箭峰通过分析学习者的微表情,使用 K-means 聚类法将学习者归纳为三种类型,发现同样的情感干预措施对于不同类型的学习者产生的效果存在差异^[19]。因此,依据情感计算的结果,实施个性化的学习干预显得尤为重要^[20]。

在线学习的自然场景能够客观地反映老年人的真实情感状态,为大规模捕捉老年人的面部表情进而开展分析提供了便捷的渠道。各类前沿技术的涌现,使得数据的实时处理成为可能,避免了依赖滞后数据的局限性^[21],实现对老年群体情感状态的动态与即时监测。目前,在线学习已成为老年教育的重要形式,2020 年国务院办公厅发布了《关于切实解决老年人运用智能技术困难的实施方案》,为提升老年人在线学习的条件及能力提供了有力保障^[22]。《中国老年教育发展报告》的调查数据显示,我国参加在线学习的老年学员数量年增长率约 34.47%,呈迅速上升的趋势^[23]。

针对在线老年学习者的研究为情感计算的理论与实践拓展了新的空间。尽管基于面部表情的情感计算研究在在线学习领域取得了一些进展,但多聚焦高认知负荷场景^[24],如在校学生的在线学习。老年教育环境具有其特殊性:一方面,学习内容和学习过程对老年人的认知要求相对较低;另一方面,老年人的情感表达特征与年轻群体存在着显著差异。这种差异性特征使得现有研究成果在老年教育场景中的适用性受到限制。因此,通过分析在线学习场景下老年人的面部表情,识别其情感特征和规律,不仅能够为优化老年教育的教学设计提供实证依据,还能进一步丰富情感计算的理论成果。

三、研究设计

本研究通过自动录制老年人在线学习过程中的面部视频,选取老年人面部表情为分析对象,在情感计算理论与技术支持下,探究老年人的情感特征与规律。之所以选择老年人在线学习作为研究场景,一是因为在线学习是老年教育的一种重要的常态方式;二是在线学习的人为因素干扰影响小,可以获取老年人较为自然的情感表现;三是因为在线方式可以实现数据的规

模化及自动化收集,便于进行智能化分析。

研究选用 FaceReader 9.1 软件实现人脸表情识别,该软件系统的训练数据库中包含老年人和东亚人的面部表情数据,能完成本研究所需的情感识别任务。这款软件系统是基于 Ekman 的基本情感理论设计的,可分析七种情绪,识别准确率高,中国学者验证了该系统对于中国人脸表情识别的有效性^[25-26]。目前,该软件系统在心理学、教育学等领域均有广泛应用^[27-28]。

研究随机招募了 32 名老年人作为实验对象,其中,男性 8 名、女性 24 名,实验地点在北京市某老年学院。选择“全国老年教育公共服务平台”作为老年人在线学习平台,选择平台上视频课程“健康知多少”作为观看内容,该课程共有 10 节,每节主题不同,包括“自己的身体有没有病”“感冒会让什么人死亡”等,符合老年人的学习偏好。通过电脑摄像头录制老年人在线学习期间的面部表情,录制时长约 1 小时。研究人员全程提供技术支持,实验过程流畅,不存在因为网络学习技术障碍影响老年人情感的因素。

四、研究发现

(一)老年人情感元分析

基于 FaceReader 软件对研究对象面部视频展开分析,全部研究对象的面部情感数据统计分析结果见表 1。在线学习环境下老年人面部情感出现的平均频次比例从高到低依次是中性、悲伤、愤怒、愉快、厌恶、惊奇、惧怕。由此可见,老年人情感以中性为主。另外,悲伤情感的出现频率显著高于其他五种情感。临床医学研究表明,悲伤表情和抑郁程度相关,抑郁患者出现悲伤表情的概率显著大于常人,并且随着抑郁程度加重而增加^[29]。因此,老年人罹患抑郁症的风险较一般人群更高。

表 1 全部研究对象面部情感出现的平均频次比例

情感	最小值	最大值	均值	标准偏差
中性	26.40%	85.60%	61.6281%	16.97239%
惊奇	0.00%	14.20%	1.5047%	3.36443%
悲伤	0.00%	52.70%	15.2328%	13.58862%
愤怒	0.00%	38.60%	7.5437%	10.94220%
愉快	0.00%	21.00%	3.4016%	6.33114%
惧怕	0.00%	5.40%	0.1688%	0.95459%
厌恶	0.00%	25.40%	3.0344%	6.19524%
其他	1.10%	15.60%	7.4859%	4.24361%

进一步研究老年人面部情感出现频次的性别差异性。通过独立样本 *T* 检验发现:(1)女性比男性出现更多

的中性表情。女性出现中性表情的平均频次比例是 65.4%,而男性是 50.2%,达到统计学显著水平($p < 0.05$)。(2)女性比男性出现更多的厌恶表情。女性出现厌恶表情的平均频次比例是 3.9%,而男性是 0.4%,达到统计学显著水平($p < 0.05$)。(3)男性比女性出现更多的愤怒表情。男性出现愤怒表情的平均频次比例是 16.5%,而女性是 4.6%,达到统计学显著水平($p < 0.05$)。

(二)老年人情感类别与特征

在已获取的 32 名老年人的面部表情数据基础上,利用聚类分析方法研究学习者面部表情的结构特征。聚类分析是一种机器学习数据挖掘方法,通过数学方法将研究样本划分为不同的类别,使得每个类别内部的样本相似性尽可能高,而不同类别之间的样本相似性尽可能低。它不预先设定聚类数量和结构,而是依据数据特征客观分类,能有效避免人为干扰,让分类结果更贴合数据真实分布。*K*-means 聚类是无监督聚类算法的典型,在 Python 中利用相关库对老年人表情识别数据进行聚类分析。

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in c_i} |p - m_i|^2 \quad \text{式(1)}$$

在式(1)中,SSE(Sum of the Squared Error)即误差平方和,其中,*i*表示第*i*个簇,*p*是样本点,*m_i*是*i*族中样本的均值。SSE 值越低,说明聚类效果越好。随着聚类数 *k* 值的增加,样本划分会更加精细,每个簇内部更加密集,SSE 值也将随之减小。但当 *k* 值小于真实聚类数时,*k* 值的增大会引起 SSE 迅速减小;当 *k* 值大于真实聚类数时,*k* 值的增大所引起的 SSE 减小速度会变慢,因而,SSE 曲线斜率的转折点就是最佳 *k* 值。

在 *K*-means 聚类下,32 名老年学习者的表情数据在不同 *k* 值的情况下,对应的 SSE 值变化如图 1 所示。可以看出,当 *k* 值大于 5 时,随着 *k* 值的增加,SSE 值减少速度变慢,因此,5 是最佳聚类数。

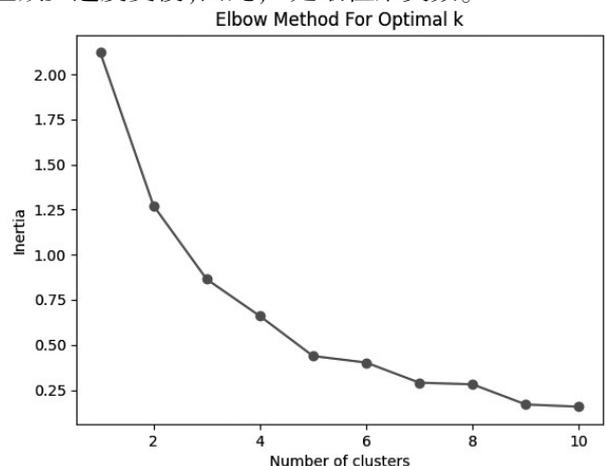


图 1 不同 *k* 值对应的 SSE 值变化

基于以上情感计算技术和聚类分析算法,可将在线学习环境下老年人情感特征聚类为五种类型。根据每类群体除了中性外的六种表情平均出现频率,绘制雷达图,如图2所示。

第一组老年人以中性情感为主,其他六类表情出现的平均频率均低于2%,尤其是在其他四组老年人的悲伤水平都较高的情况下,只有该组老年人的悲伤表情出现频率表现为较低水平(1.39%),说明该组老年人的情感波动少,能够保持较为平和的心态,将其命名为平静类型,该群体在被试老年人中占比21.88%。

第二组老年人出现了较多的愤怒表情(22.53%),远超其他四组的愤怒表情出现频率,同时出现了较多的悲伤表情(21.37%),将其命名为焦虑类型,该群体在被试老年人中占比25%。

第三组老年人厌恶表情出现的平均频率(14.3%)显著高于其他四组,伴有较高频率的悲伤表情(20.88%)。而愉快(2.2%)、惊奇(0%)、惧怕(0%)、愤怒(2.74%)等四种表情出现较少。将其命名为厌烦类型

型,该群体在被试老年人中占比15.63%。

第四组老年人表现出较多的悲伤表情(17.04%),而其他五类表情的平均出现频率均低于5%。从聚类结果散点分布看来,该组与厌烦类型的主要区别是厌恶表情出现频率较低。将其命名为严肃类型,该群体在被试老年人中占比34.38%,占比最高。

第五组老年人出现了较多的愉快表情(21%),同时惊奇表情(7.2%)平均出现频率显著高于其他四组,虽有一定比例的悲伤表情(14.9%),但频率与其他几组相比较低。惧怕(5.4%)、厌恶(0%)和愤怒(0%)等负面表情都出现较少。该组老年人积极表情出现相对较多,将其命名为愉快类型,该群体在被试老年人中占比3.13%,占比最低。

(三)不同类型老年学习者的时间情感图谱

研究不同类型老年学习者的时间情感图谱规律具有重要意义,未来可以根据这些规律,结合某一未知类型老年人的时间情感图谱,迅速识别其所属类型。时间序列分析方法可以研究老年人情感的过程性

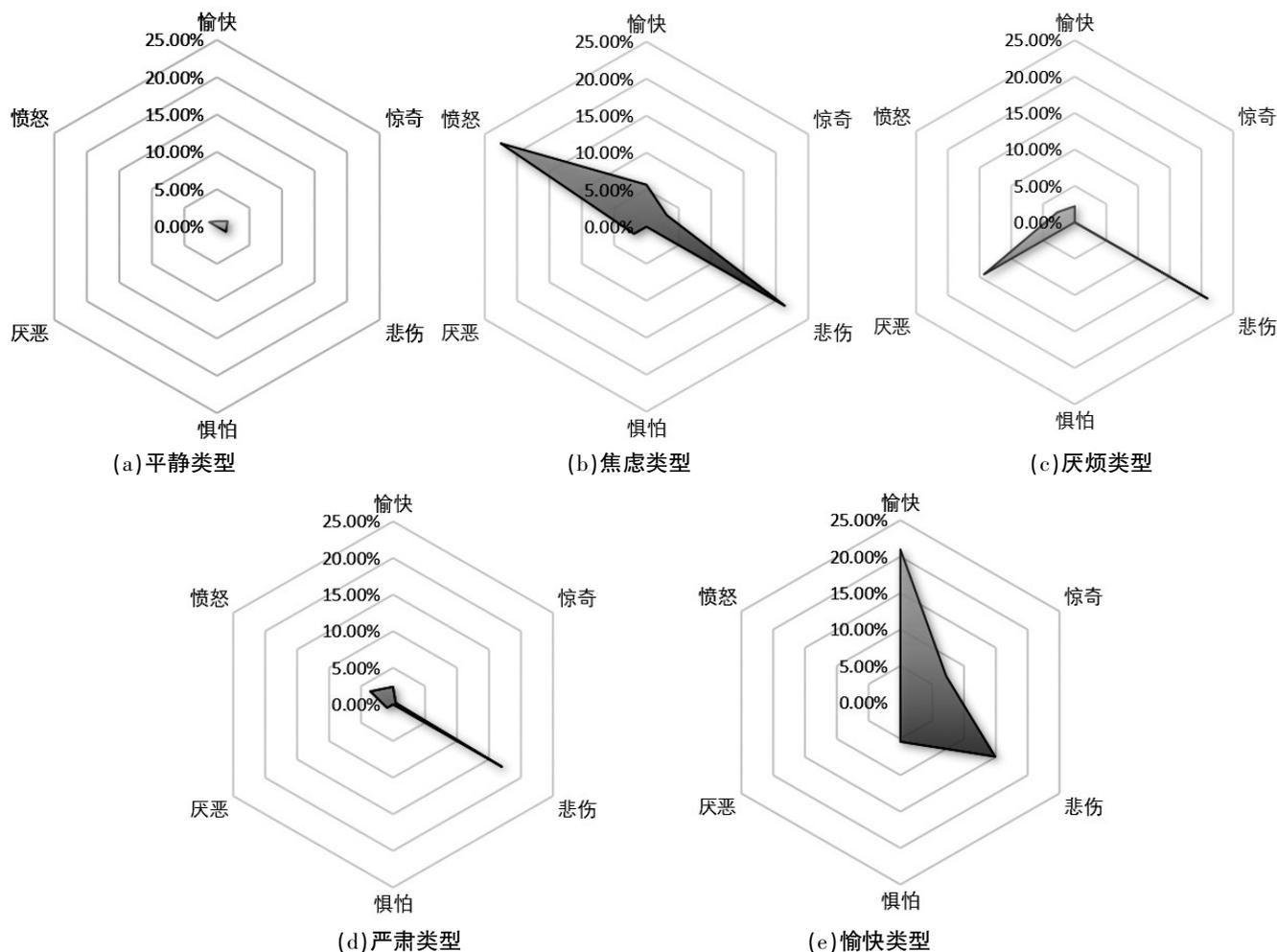


图2 聚类结果雷达图

变化,探索老年人在线学习情感的必然性规律。利用从 FaceReader 软件导出的表情识别详细数据,使用 Python 语言和 Matplotlib 库绘制反映情感历时变化的平滑折线图。每位老年人的情感记录的总时长略有不同,因此,对时间数据进行归一化处理,以便在不同时间尺度下比较不同学习者的情感变化。为了消除数据噪声,研究使用指数加权移动平均(Exponential Moving Average)的方法对数据进行平滑处理,给予近期数据更高的权重,以更好地捕捉数据的变化趋势,从而使数据更具可解释性。

图 3 展示了五种类型的老年人表情的总体历时变化情况。由于中性情感强度值通常远高于其他情感

值,为了让其他情感的折线历时变化更加显著,绘图时设置了两个纵坐标,左侧为中性情感强度坐标,右侧为其他情感共用的强度坐标。从图 3 可知,平静类型老年人的情感历时变化趋势图中,除中性情感外,其他各类情感出现的频次较低,并且基本不变;曲线平缓,波动小。焦虑类型老年人的情感曲线历时变化趋势图中,悲伤和愤怒两类情感出现频次明显较高,并且这两类情感的出现频次随时间有略微上升趋势;曲线平缓,波动小。厌烦类型老年人的情感历时变化趋势图中,悲伤和厌恶两类情感出现频次明显较高;曲线不平缓,有波动。严肃类型老年人的情感历时变化趋势图中,悲伤情感出现频次明显较高,其他类型

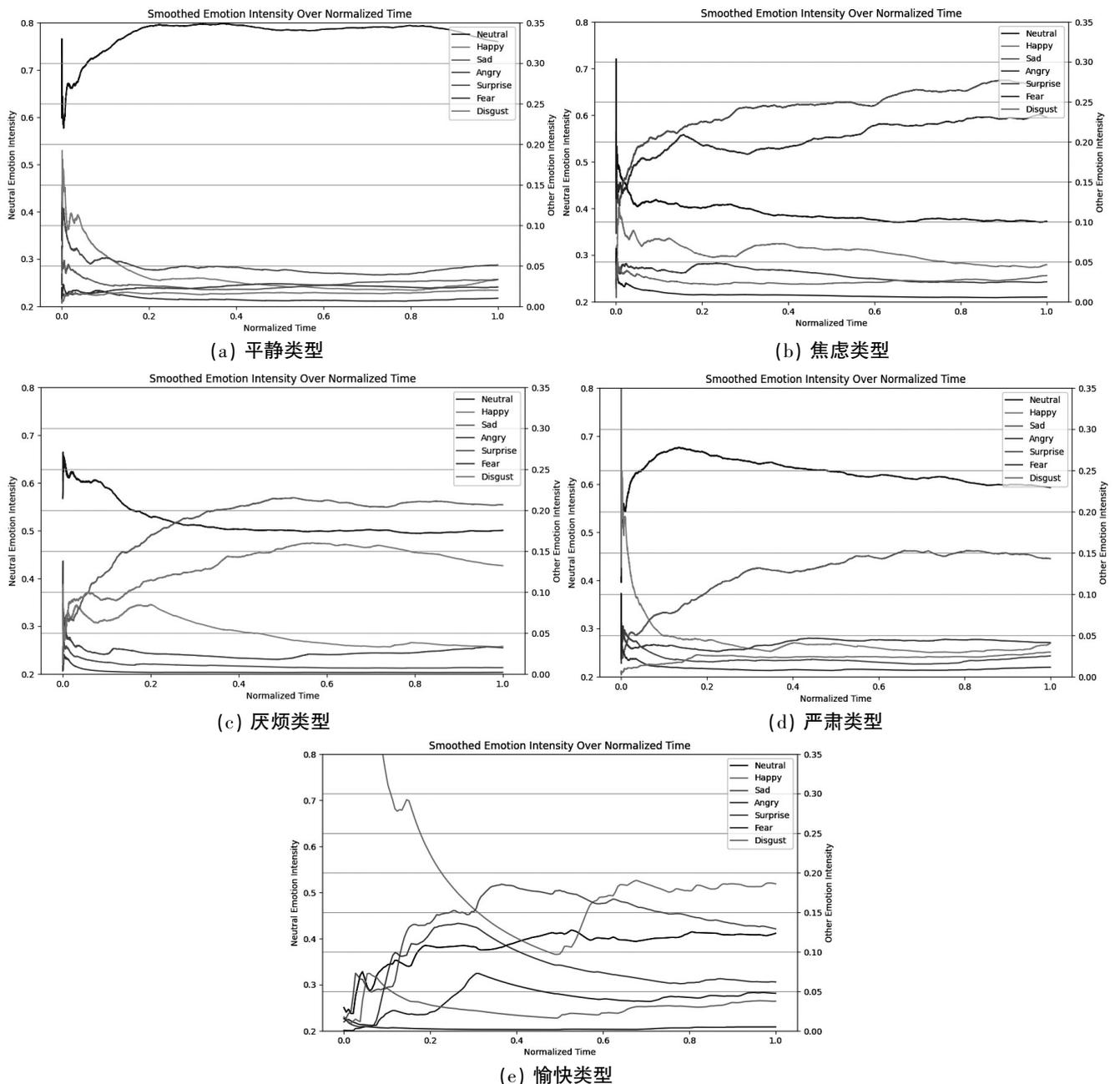


图 3 不同类型老年人的时间情感图谱

情感出现的频次较低;曲线平缓,波动小。愉快类型老年人的情感历时变化趋势图中,多种情感并存,但是愉快情感出现频次略高于其他情感;情感呈波浪式变化,起伏大。由于在本实验中愉快类型老年人的数量较少,其时间情感图谱代表性略显不足。

(四)老年人情感转移特征

研究老年人负面情感及其转移规律,可以为后续设计有效的教育干预措施提供指导,进而改善老年人的情感状态。为了探究老年人在线学习情感的动态转移特征,利用交互行为分析软件 GSEQ (General Sequential Querier) 对研究对象的面部表情行为进行滞后序列分析,获得行为转移频率表及调整后的残差表。筛选在统计学意义上具有显著性的行为序列,如果调整后的残差表中 $Z\text{-score} > 1.96$,则表明该行为转移具有显著意义。GSEQ 分析所有研究对象的情感转移频次及 $Z\text{-score}$ 得分见表 2、表 3。其中,“起始行为”表示先发出的动作,“滞后行为”表示随之发出的动作。例如,起始行为“中性”与滞后行为“惊奇”相交表格的含义是中性表情发生后随即出现了惊奇表情。

如表 3 所示,总体来看,愉快→惊奇、惊奇→愉快、悲伤→愤怒、愤怒→悲伤的 $Z\text{-score}$ 均大于 1.96,发现老年人的情感转移规律是:从愉快到惊奇、惊奇到愉快、悲伤到愤怒、愤怒到悲伤,这四类表情序列转

移存在统计学意义上的显著性,而其他表情之间的序列转移则不存在显著性。此外,虽然中性表情与其他各类表情之间的转移频率极高,但 $Z\text{-score}$ 得分均小于 1.96,说明这些行为转移不具有显著性,这表明中性表情是一种常态表情。

进一步针对不同类型老年人进行情感转移规律探索,发现以下显著性的转移行为规律:(1)焦虑类型老年人的情感行为转移丰富。愉快与惊奇之间、悲伤与愤怒之间、悲伤与惧怕之间均有双向的显著行为转移。此外,还存在愉快至厌恶、厌恶至惊奇的显著行为转移。(2)愉快类型老年人仅存在从悲伤到愉快的显著行为转移。(3)严肃类型老年人除了具有愉快与惊奇之间的双向显著行为转移外,还存在从悲伤到惧怕的显著行为转移。

考察老年人负面情感之间的行为转移,发现在焦虑类型老年人中出现悲伤与愤怒之间、悲伤与惧怕之间双向循环的行为转移,而在其他类型老年人中则未出现这种现象。为增强可视化程度,绘制了该类老年人情感行为转移图,如图 4 所示。焦虑类型老年人负面情感之间行为转移规律的发现具有重要意义,表明这种类型老年人的负面情感之间不断地相互转移,导致负面情感循环往复,不容易中断,形成累积的负面情绪。焦虑类型老年人更容易表现出抑郁倾向,因此,需要特别关注和帮助这一群体。

表 2

老年人面部情感转移频率表

起始行为	滞后行为							
	中性	惊奇	悲伤	愤怒	愉快	惧怕	厌恶	总计
中性	0	58	1025	505	189	9	177	1963
惊奇	61	0	1	0	15	0	0	77
悲伤	1033	1	0	116	9	2	28	1189
愤怒	502	0	120	0	13	0	3	638
愉快	198	13	6	9	0	0	3	229
惧怕	10	0	1	0	0	0	0	11
厌恶	173	3	28	4	3	0	0	211
总计	1977	75	1181	634	229	11	211	4318

表 3

老年人面部情感转移序列 $Z\text{-score}$ 得分表

起始行为	滞后行为							
	中性	惊奇	悲伤	愤怒	愉快	惧怕	厌恶	
中性	0	0	-0.4	-0.88	0.97	0.25	1.27	
惊奇	0.24	0	-3.25	-2.38	10.82	-0.28	-1.27	
悲伤	-0.39	-3.21	0	4.68	-4.42	0.66	0.4	
愤怒	-1.32	-2.35	5.23	0	-0.4	-0.89	-3.12	
愉快	1.88	9.36	-5.07	-1.55	0	-0.5	-0.76	
惧怕	0.72	-0.28	-0.34	-0.89	-0.5	0	-0.47	
厌恶	0.81	1.31	0.43	-2.8	-0.76	-0.47	0	



图4 焦虑类型老年人负面情感之间行为转移图

五、结束语

在人口老龄化进程加速的背景下,老年教育作为实现积极老龄化的重要路径,其情感维度价值愈发凸显。本研究通过情感计算技术揭示了在线学习环境下老年人的情感动态规律,为老年教育干预提供了重要的理论与实践依据。老年人的情感呈现出以中性为主、悲伤次之的特征,抑郁倾向普遍存在,这些发现有助于我们科学地了解老年人的基本情感。

基于聚类分析法对老年人情感的五种类型分类,以及相应的时间情感图谱的建立,为识别未知情感类型的老年人构建了理论基础。而焦虑型老年人所特有的负面情感闭环迁移路径,则凸显了该群体情感脆弱性的内在机制,他们应该是老年教育干预的重点关注对象。所有这些发现构建了基于计算行为数据的老年情感分析框架,为实现精准情感支持提供了可量化的决策路径。本研究尚存在样本规模局限性、地域分布不足等问题,未来可进一步扩展。随着情感计算技术的迭代升级,构建“识别—预测—干预”一体化的老年教育智能系统,将成为促进积极老龄化目标实现的关键突破口。

[参考文献]

- [1] 中华人民共和国民政部. 2023年民政事业发展统计公报 [EB/OL]. (2024-08-06)[2025-01-09]. <https://www.mca.gov.cn/n156/n2679/c1662004999980001204/attr/355717.pdf>.
- [2] 傅小兰,张侃. 中国国民心理健康发展报告(2021~2022)[M]. 北京:社会科学文献出版社,2023.
- [3] 新华社. 中共中央 国务院关于加强新时代老龄工作的意见 [EB/OL]. (2021-11-18)[2025-01-09]. https://www.gov.cn/zhengce/2021-11/24/content_5653181.htm.
- [4] JENKINS A, MOSTAFA T. The effects of learning on wellbeing for older adults in England[J]. *Ageing and society*, 2015,35(10):2053-2070.
- [5] 陈兰双,宋惠敏,董静,等. 老年大学学员组织融入度和抑郁症状的关系及其机制探索[J]. *心理与行为研究*,2021,19(5):706-713.
- [6] KOBYLAREK A, BŁASZCZYŃSKI K, ŚLÓSZARZ L, et al. The quality of life among university of the third age students in Poland, Ukraine and Belarus[J]. *Sustainability*, 2022,14(4):2049.
- [7] LI X, GE T, DONG Q, et al. Social participation, psychological resilience and depression among widowed older adults in China[J]. *BMC geriatrics*, 2023,23(1):454.
- [8] 吴峰,王珺,林卉好. 老年学习特征、障碍与促进策略的文献研究[J]. *终身教育研究*,2022,33(2):32-38.
- [9] PICARD R W. *Affective computing*[M]. Cambridge, MA: MIT Press,2000.
- [10] EKMAN P. An argument for basic emotions[J]. *Cognition and emotion*, 1992,6(3/4):169-200.
- [11] RUSSELL J A. A circumplex model of affect[J]. *Journal of personality and social psychology*, 1980,39(6):1161-1178.
- [12] PLUTCHIK R, KELLERMAN H. *Theories of emotion*[M]. New York: Academic Press,2013.
- [13] MEHRABIAN A. Communication without words[J]. *Psychology today*, 1968,4(2):53-56.
- [14] MEJBRI N, ESSALMI F, JEMNI M, et al. Trends in the use of affective computing in e-learning environments[J]. *Education and information technologies*, 2022,27(3):3867-3889.
- [15] YADEGARIDEHKORDI E, NOOR N F B M, AYUB M N, et al. Affective computing in education: a systematic review and future research[J]. *Computers & education*, 2019,142:103649.
- [16] TONGUÇ G, OZKARA B O. Automatic recognition of student emotions from facial expressions during a lecture[J]. *Computers & education*, 2020,148:103797.
- [17] 陈筱. 基于卷积神经网络的在线教学过程中学习者情感识别研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2020.
- [18] 张露,胡若楠,雷悦,等. 基于人工智能表情识别与差异分析的游戏化学习投入状态研究[J]. *现代教育技术*,2023,33(12):89-99.
- [19] 周箭峰. 基于微表情情感识别的在线学习者学习效果分析研究[D]. 武汉:湖北大学,2020.
- [20] 薛耀锋,杨金朋,郭威,等. 面向在线学习的多模态情感计算研究[J]. *中国电化教育*,2018(2):46-50,83.
- [21] 韩锡斌,黄月,马婧,等. 学习分析的系统化综述:回顾、辨析及前瞻[J]. *清华大学教育研究*,2017,38(3):41-51,124.
- [22] 国务院办公厅. 国务院办公厅印发关于切实解决老年人运用智能技术困难实施方案的通知[EB/OL]. (2020-11-24)[2025-01-

- 09]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2020-11/24/content_5563804.htm.
- [23] 刁海峰. 中国老年教育发展报告(2019—2020)[M]. 北京:中国商务出版社,2021.
- [24] LEE J, SO H J, HA S, et al. Unpacking academic emotions in asynchronous video-based learning: focusing on Korean learners' affective experiences[J]. *Asia-pacific education research*, 2021,30:247-261.
- [25] 杨超,李宏汀. Facereader 软件对中国人脸表情识别有效性研究[J]. *人类工效学*,2015,21(1):38-41.
- [26] 施聪莺,李晶. FaceReader 7.0 对国内常见表情图片库识别的有效性研究[J]. *心理技术与应用*,2018,6(2):100-108.
- [27] SIERRA RATIVA A, POSTMA M, VAN ZAAANEN M. Measuring emotional facial expressions in students with FaceReader: what happens if your teacher is not a human, instead, it is a virtual robotic animal? [C]//BALOGH R, OBDRŽÁLEK D, CHRISTOFOROU E. *Robotics in Education*. Cham: Springer, 2023:367-379.
- [28] TERZIS V, MORIDIS C N, ECONOMIDES A A. Measuring instant emotions based on facial expressions during computer-based assessment[J]. *Personal and ubiquitous computing*, 2013,17(1):43-52.
- [29] 袁钦涓. 基于人工智能分析的抑郁发作患者表情与动作研究[D]. 长沙:中南大学,2022.

Affective Analysis of Online Learning for Older Adults Supported by Affective Computing Technology

WU Feng, WAN Yiwen, ZHONG Yuxin

(Graduate School of Education, Peking University, Beijing 100871)

[Abstract] The elderly stage is a period when emotional needs are relatively prominent. Senior education aims mainly at enhancing the emotional experience of the elderly. Analyzing the emotions of old adults based on affective computing technology and implementing targeted educational interventions are of great significance for promoting old adults to achieve active aging. Online learning provides a natural scenario for convenient and large-scale analysis of the emotions of old adults. Taking 32 older adult online learners as the subjects, cluster analysis, time series analysis and lag series analysis methods are used to conduct exploratory research and find the following affective patterns. First, among the meta-emotions of older adults, neutral emotions predominate, followed by sadness, while other types of emotions are relatively less prevalent; moreover, older adults exhibit higher depressive tendencies compared to the general population. Second, by drawing a temporal-emotional mapping for older adults, it is found that the emotional states of older adults can be categorized into five types: calmness, anxiety, joyfulness, boredom and seriousness, with seriousness predominating in prevalence and joyfulness being the least prevalent. Third, the analysis of affective transition dynamics among different types of old adults reveals that those with anxiety exhibit a bidirectional cycle of negative affective transitions between sadness and anger, as well as between sadness and fear, a phenomenon not observed in other types of old adults. Therefore, old adults with anxiety should be the key targets for educational interventions.

[Keywords] Online Learning; Senior Education; Affective Computing; Artificial Intelligence; Learning Analytics