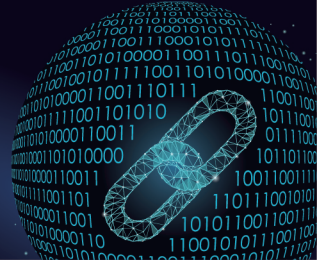




中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

# 控制与决策

CONTROL AND DECISION



## 面向在线教育的学习者情感识别综述

林铭炜, 许江松, 林佳胤, 刘健, 徐泽水

引用本文:

林铭炜, 许江松, 林佳胤, 刘健, 徐泽水. 面向在线教育的学习者情感识别综述[J]. *控制与决策*, 2024, 39(4): 1057–1074.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1400>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 行人重识别中度量学习方法研究进展

A survey on metric learning in person re-identification

控制与决策. 2021, 36(7): 1547–1557 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0801>

#### 基于多维泰勒网的超前d步预测模型

d-step-ahead predictive model based on multi-dimensional Taylor network

控制与决策. 2021, 36(2): 345–354 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0722>

#### 面向复杂网络的异常检测研究进展

Research progress of anomaly detection for complex networks

控制与决策. 2021, 36(6): 1293–1310 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0055>

#### 面向分布式在线学习的共享数据方法

A sharing data approach oriented to distributed online learning

控制与决策. 2021, 36(8): 1871–1880 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1811>

#### 基于HI-DD-AdaBoost.RT的锂离子动力电池SOH预测

Prediction of Li-ion battery SOH based on HI-DD-AdaBoost.RT

控制与决策. 2021, 36(3): 686–692 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0764>

# 面向在线教育的学习者情感识别综述

林铭炜<sup>1</sup>, 许江松<sup>1</sup>, 林佳胤<sup>1</sup>, 刘健<sup>1</sup>, 徐泽水<sup>2†</sup>

(1. 福建师范大学 计算机与网络空间安全学院, 福州 350117; 2. 四川大学 商学院, 成都 610064)

**摘要:** 在线教育场景中, 由于授课者与学习者处于“准分离”状态, 授课者难以感知学习者的情感状态. 因此, 研究面向在线教育的学习者情感识别有助于授课者改进教学策略, 同时有利于在线教育平台刻画学习者的学习偏好. 目前, 面向在线教育的学习者情感识别领域已经有许多研究成果, 从不同方面对其进行分析 and 总结很有必要. 首先, 从离散模型、维度模型和学习者情感类别3个部分对情感表示模型进行阐述; 其次, 阐述面向在线教育的3种情感测量方法以及学习者情感数据获取方法; 接着, 总结涵盖基于文本数据、面部表情、语音信号、生理信号以及多模态数据的学习者情感识别方法; 最后, 讨论当前面向在线教育的学习者情感识别研究中存在的不足和可能的解决方案, 旨在对面向在线教育的学习者情感识别相关工作进行深入分析与总结, 为相关研究者提供有价值的参考.

**关键词:** 在线教育; 学习者情感识别; 个性化学习; 单模态情感分析; 多模态情感分析; 人工智能

**中图分类号:** TP273 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.13195/j.kzyjc.2023.1400

**引用格式:** 林铭炜, 许江松, 林佳胤, 等. 面向在线教育的学习者情感识别综述[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1057-1074.

## A review of emotion recognition of learners for online education

LIN Ming-wei<sup>1</sup>, XU Jiang-song<sup>1</sup>, LIN Jia-yin<sup>1</sup>, LIU Jian<sup>1</sup>, XU Ze-shui<sup>2†</sup>

(1. School of Computer and Cyberspace Security, Fujian Normal University, Fuzhou 350117, China; 2. School of Business, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

**Abstract:** In online education scenarios, there is a “quasi-separation” between the instructors and the learners, making it difficult for instructors to perceive the emotional state of the learners. Therefore, studying the recognition of learners’ emotions in online education can help instructors improve teaching strategies and also enable online education platforms to understand learners’ learning preferences. At present, there have been many research achievements in the field of emotion recognition for online education learners. It’s necessary to analyze and summarize from various perspectives. Firstly, the article elaborates on the model for representing emotions, which consists of three parts: the discrete model, the dimensional model, and the emotion categories of learners. Secondly, three methods for measuring emotions in online education and obtaining learners’ emotional data are elaborated. Next, a summary of the methods for recognizing learners’ emotions is provided, which includes text data, facial expressions, speech signals, physiological signals, and multimodal data. Finally, the article discusses the limitations and potential remedies in current research on the recognition of learners’ emotions in online education. The article aims to conduct an in-depth analysis and summary of the related work on the emotional recognition of learners for online education, which provides valuable references for researchers in this field.

**Keywords:** online education; learner emotion recognition; personalized learning; single-modal emotion analysis; multi-modal emotion analysis; artificial intelligence

## 0 引言

在线教育是一种基于信息化技术的教育形式, 它以互联网作为媒介传播教育资源, 为学习者提供更灵活、个性化和全球化的学习机会. 在线教育存在许多优势: 首先, 在线教育允许学习者按照自己的节奏

学习, 并根据他们的需求和能力提供个性化的学习体验, 从而提高学习效果; 其次, 在偏远地区, 传统教育资源有限, 在线教育可以弥补这一差距, 使偏远地区的学生能够访问高质量的教育资源, 缓解教育资源不平衡问题. 因此, 在落实《中国教育现代化2035》过程

收稿日期: 2023-10-06; 录用日期: 2024-01-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62307008, 62272103); 福建省自然科学基金杰青项目(2022J06020); 福建省“雏鹰计划”青年拔尖人才计划项目(F21E0011202B01).

†通讯作者. E-mail: xuzeshui@263.net.

中,我国大力发展在线教育,尤其在后疫情时代,在线教育已成为线下教育的一种有力补充方式<sup>[1]</sup>。目前,国内外已经涌现了许多在线教育平台。在国外,联合国教科文组织发布了一份在线教育平台推荐清单,共涉及22个国家或地区的59个相关教育平台,如美国的Coursera、英国的Future Learn等。在国内,各大商业公司都推出了自己的学习平台,如腾讯课堂、网易云课堂等,我国政府也推出了中国大学MOOC、中国国家开放大学等智慧教学平台。

学习者在在线教育平台上进行在线学习会产生一系列的情感信息,这些情感信息是学习过程中的重要因素之一,它可以直接影响学习者的学习效果、参与度和满意度<sup>[1]</sup>。情感识别是指利用计算机科学和人工智能技术识别学习者在学习过程中产生的情感信息,该研究对于在线教育资源推荐有着重要作用,它通过分析学习者的情感状态,例如兴奋、沮丧、焦虑等,从而根据学习者的情感需求调整教育资源的推荐<sup>[2]</sup>。比如,当学习者感到沮丧或焦虑时,系统可以推荐鼓励性、情感支持性的学习材料,以提高学习者的积极性。同时,情感分析可以帮助教育平台了解学习者在学习过程中的情感反馈。如果多个学习者在特定的教材或教学方法下表现出不满或困惑,教育提供者可以采取改进措施,提高教育资源的质量<sup>[3]</sup>。因此,如何挖掘学习者的情感信息并做出精准干预,是在线教育亟需解决的关键问题。

针对在线教育中的情感识别,相关研究可以归纳为学习者情感数据的获取和情感识别模型的设计两个方面。目前,常用于对学习者的情感识别的数据主要有文本数据、面部表情、语音信号和生理信号等,研究者通常采用单一数据或多种模态数据融合进行情感识别研究。在情感识别模型设计上,传统的情感识别方法主要依赖于规则匹配<sup>[4]</sup>和情感词典统计<sup>[5]</sup>,但该方法费时费力,并且存在覆盖不全面、灵活性不足等缺点。目前,主流的情感识别模型通常采用机器学习或者深度学习的方法进行分类,如贝叶斯分类器、支持向量机、循环神经网络和卷积神经网络等。随着迁移学习在学习分析领域的流行,BERT预训练模型<sup>[6]</sup>成为情感识别的新方法。该方法只需要少量的数据加上模型微调即可提高情感识别的准确率。然而,目前缺乏对现有研究成果的总结,因此,本文将对面向在线教育的学习者情感识别研究进行系统性地分析和总结,并给出当前研究中待解决的问题及未来的研究方向。本文的主要贡献如下:

1) 针对学习者情感数据集不易获取的问题,总结

在线教育中4种情感数据的获取方法,为后续相关实验提供有效依托。

2) 按照情感数据来源对面向在线教育的情感识别方法进行分类,并详细梳理每个类别中的研究现状和所涉及的代表性模型,为后续研究者提供有价值的参考。

3) 探讨并总结现有的面向在线教育的情感识别研究的局限性,并提出5个潜在的研究方向。

本文的其余部分组织如下:第1部分从离散模型、维度模型和学习者情感类别对在线教育中的情感表示模型进行总结;第2部分详细阐述学习者情感数据的3种测量方法及学习者数据的获取方法;第3部分总结基于文本数据、面部表情、语音信号、生理信号及多模态数据的学习者情感识别方法,分析它们的优势及研究现状;第4部分分析现有问题,并为后续相关研究指出5个潜在的研究方向。

## 1 情感表示模型

情感是人类在面对各种情境、刺激和体验时产生的主观体验和生理反应的综合,通常表现为个体的内心感受、情绪状态以及与情感相关的生理变化、神经活动和行为表现。人类的情感具有主观性、多样性、复杂性、表达性等特点。学习者情感是人类在特定环境下所产生的情感,它与一般的人类情感的特点和表现都有所不同,更加注重学习者在学习过程中产生的情感信息。学习者情感的含义是学习者在学习的过程中所产生的情感体验,如兴奋、好奇、满足、挫折感等,具体表现形式是通过学习情绪的表达来展现。学习者情感状态会对学习过程、状态以及结果产生影响。因此,如何准确定义学习者情感类别是面向在线教育的学习者情感识别研究中的一大难题,也是研究情感表示模型的目的。

情感表示模型的含义是定义并区分各个情感类别,它主要用于对文本、视频或其他情感数据集进行情感标注,是进行情感识别的首要步骤。情感表示模型的质量对准确识别学习者情感有很大的影响:合格的情感表示模型可以正确识别出学习者的情感状态,从而帮助在线教育平台了解学习者在学习过程中的情感反馈;不合格的情感表示模型会导致识别出的情感状态有偏差甚至错误,从而影响授课者教学策略的调整。目前,在情感识别领域,情感表示模型主要分为两大类:离散情感理论和维度情感理论。

### 1.1 离散情感

离散情感理论是一种情感分类的心理学理论,它将情感分为一组离散的、互相独立的类别,而不是在

连续范围内变化的状态,如愉快、生气、痛苦、难过等.离散情感理论包括基本离散情感理论和复杂离散情感理论.基本离散情感理论将情感分为一组基本且普遍存在的类别,如高兴、悲伤、恐惧等,这些类别被认为是跨文化和跨种族的,对不同文化或不同种族的人都适用.最早提出的基本情感类别包括6种情感:喜悦、愤怒、悲伤、惊讶、恐惧和厌恶<sup>[7]</sup>.复杂离散情感理论认为情感由基本情感组合而成,它们可能会在不同文化和背景中有所不同,一般由多种基本情感组合而成,具有更细致的情感表示.在离散情感理论的研究中,已经有许多学者提出了自己的离散情感类

别定义,常见的离散情感类别定义如表1所示<sup>[8]</sup>.相较于发展迅猛的计算机科学领域,在心理学领域,情感分析的研究发展相对缓慢,近年来大多数研究者仍然使用经典的离散情感类别进行情感分析工作.

离散情感模型的优点是容易理解,实现简单,并且具有良好的可解释性.在许多学者的努力下,该理论已经相对完善,本文总结了较有代表性的研究进展如表2所示.离散情感模型也有不足,它通常只输出一个情感类别,丢失了对情感的详细描述,并且由于受到预定义情感类别的限制,泛化能力较差,维度情感模型的提出在一定程度上缓解了该问题.

表1 常见的离散情感类别

文献	情感类别
[7]	快乐、悲伤、生气、惊讶、恐惧、厌恶
[9]	愤怒、兴趣、蔑视、厌恶、痛苦、恐惧、喜悦、羞耻、惊喜
[10]	愤怒、恐怖、焦虑、开心
[11]	渴望、高兴、喜爱、惊喜、惊奇、懊悔
[12]	疼痛、愉悦
[13]	期待、恐惧、愤怒、恐慌
[14]	愤怒、厌恶、得意、恐惧、服从、温柔、惊奇
[15]	接受、愤怒、期待、厌恶、喜悦、恐惧、悲伤、惊讶
[16]	生气、厌恶、勇敢、沮丧、渴望、绝望、恐惧、讨厌、希望、爱、悲伤
[17]	愤怒、绝望、渴望、高兴、悲伤
[18]	愤怒、轻蔑、厌恶、痛苦、恐惧、内疚、兴趣、喜悦、羞耻、惊讶

表2 离散情感理论的研究进展

文献	情感类别
[19]	总结有关情感本质及其在社会心理现象中的作用的一系列有影响力的文章
[20]	提出了积极情感类别的理论,包括喜悦、兴奋、感恩等
[21]	提出了自我意识情感,如羞愧和自豪
[22]	进一步探讨了基本情感的概念,并提出了情感模式的观点.
[23]	扩展了离散情感理论,通过自我报告数据提出了27种不同的情感类别
[24]	使用声音数据研究了24种不同情感的声音表达

1.2 维度情感

维度情感理论是一种用于描述和分类情感的心理学理论,它将情感看作是在几个基本维度上变化的结果.该理论的核心思想是,情感可以准确地描述为在一组连续的维度上的向量,而不仅仅是简单的正负二分法.与离散情感模型相比,维度情感模型的优势很明显,它可以提供定量描述,对于各种情感表示的精密度和灵活性都大大提高.因此,当前的研究热点正从离散情感模型慢慢转变为维度情感模型.目前,在情感理论研究中,二维情感空间和三维情感空间是最常见的,也有部分研究者将目光投向多维情感空

间<sup>[25-30]</sup>.

二维情感空间的基本思想是采用两个维度来表示情感状态,其中最经典的模型是效价度-激活度(valence-arousal)二维情感空间<sup>[25]</sup>,如图1所示.激活度表示描述情感的强度或唤起水平,唤起水平是指情感的活跃性和激发程度;效价度表示情感的情感价值,体现情感状态中的积极性和消极性两个方面.二维情感空间的优势在于它不仅能够提供连续性的情感表示,并且与其他维度情感空间相比,模型直观简单,可解释性强.

PAD (pleasure-arousal-dominance) 情感空间是基

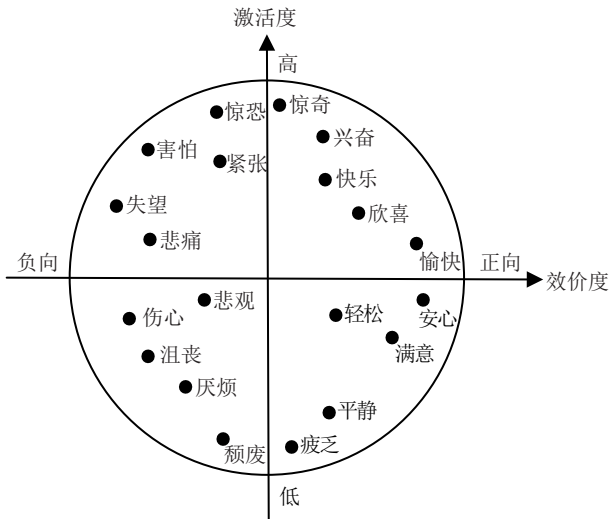


图1 二维情感空间

于愉悦度 (pleasure)、 激活度 (arousal) 和优势度 (dominance) 三个维度来定义情感状态类别的三维情感模型<sup>[26]</sup>, 如图2所示. 其中愉悦度和激活度与二维情感空间理论的效价度-激活度相似, 增加的优势度体现个体与外部环境相互主导的强弱情况(个体主导为正值, 外界主导为负值), 该维度的变化反映了个体对情境的掌控感. 在PAD情感空间中, 每个维度都代表一种情感属性, 任何一种离散情感都可以在这个空间中被表示为一个点, 其位置反映了这种情感在愉悦度、 激活度和优势度3个维度上的特征情况. 因此, PAD模型在情感的准确定位上更具优势, 可以提供更全面的情感表示.

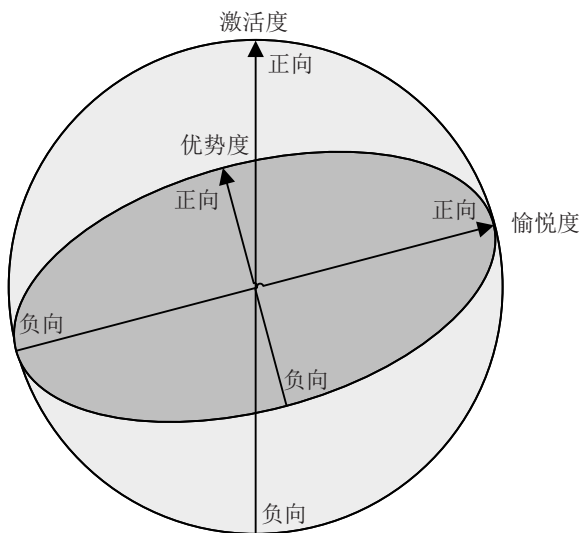


图2 三维情感空间

近年来, 多维情感空间开始进入研究者的视野, 典型的有: 四维情感空间<sup>[27]</sup>、 抛物锥情感空间<sup>[28]</sup> 和倒圆锥情感空间<sup>[29]</sup>. 四维空间模型是在PAD的基础上增加了第4个维度: 不可预测性, 不可预测性的含义是情感并非简单地由外部刺激决定, 它可能受到个体

的内心状态、 个人经历、 文化背景等多种因素的影响. 抛物锥情感空间是利用强度、 相似性和两极性这3种属性来描述8种基本情绪, 8种基本情绪构成了该锥体的截面, 锥体自上而下体现情感强度由强到弱, 该模型的优点在于能够很直观地观察到各情绪的强弱程度. 倒圆锥三维情感空间是一种用于表示情感状态的概念性框架, 它由情感强度、 情感正负性、 控制度3个维度组成. 其中: 情感强度决定了坐标轴的高度, 情感正负性决定了坐标轴的左右方向, 控制度决定了坐标轴的前后方向. 倒圆锥三维情感空间的优势在于它可以用来描述不同情感状态之间的关系, 以及表现情感在时间和环境中的变化. 上述维度情感空间模型多种多样, 目前并没有统一的标准评测哪种模型更好<sup>[30]</sup>, 在进行相关研究时应根据实际需求进行选择.

### 1.3 学习者情感类别

Pekrun等<sup>[31]</sup>是学习情感领域的先驱, 首次提出学习情感的明确定义, 并深入探讨了这些情感与学习者认知过程之间的紧密联系. 同时提出了一种称为“情感-认知理论”的框架, 该框架强调了情感对学习过程的重要影响, 如积极情感有助于创造积极的学习氛围, 可以增加学习者的兴趣、 动力和专注度, 消极情感则可能干扰学习者的认知过程. 作为一种教育重要因素, 学习者情感及其研究一直都备受关注. 随着在线教育的兴起, 情感识别方法在该领域开始应用, 并得到广泛的发展. 研究人员在评测各特征提取方法后指出, 在使用二维情感空间模型进行学习者情感识别的情况下, 使用RF (random forest) 方法在各评价指标下情感识别的结果远优于PLS (partial least squares), 具有更强的竞争力<sup>[32]</sup>.

研究者重点探讨如何对学习者情感类别进行划分. 基于慕课学习日志的研究显示, 学习者的情感体验可分为9种类别: 兴奋、 期待、 压力、 紧迫感、 逐渐适应、 信心、 愉悦感、 挫败感和不舍<sup>[33]</sup>. 大部分学习者在慕课学习中的情感体验很丰富: 从最初的兴奋、 期待及对课程的担心与压力, 到逐渐适应后的愉快与自信, 再到最后的不舍与满足. 不同研究者对于学习情感的理解各有不同, 本文汇总了近年来研究者提出的学习情感类别如表3所示. 研究表明, 学习者的情感体验可以因多种因素而动态变化, 包括学习环境、 学习任务、 学习内容等, 在不同的学习阶段往往也是不断变化的<sup>[37]</sup>. 这种变化还未能找到统一的规律, 通过情感识别技术对其进行研究有助于准确判断学习者的情感, 进而提高学习者的学习效率.

表3 不同学习情感类别

文献	学习情感类别
[31]	愉快、希望、自豪、放松、愤怒、焦虑、羞愧
[33]	兴奋、期待、压力、逐渐适应、信心、愉悦感、挫败感、不舍
[34]	希望、无望、放松、焦虑、绝望、快乐、骄傲、感激、悲伤、羞愧、愤怒
[35]	愉悦、专注、困惑、厌倦
[36]	高兴、惊讶、平静、悲伤、愤怒、厌恶
[1]	开心、困惑、平静、厌倦

## 2 学习者情感数据测量方法及数据获取

### 2.1 学习者情感数据测量方法

在教育领域研究中,学习者情感数据测量方法涉及心理、行为和生理层面,涵盖文本、语音、面部表情、身体姿态、生理信号等数据维度<sup>[2]</sup>。作为一种新型教育方式,在线教育的兴起极大地拓展了学习者情感测量的数据来源:在学习者进行在线学习时,研究者不仅可以采用传统的情感数据测量方法获取情感数据,还可以从平台中直接获取线上情感数据,如评论文本、课程语音和表情变化,甚至是学习者在平台上的操作行为。在实际应用中,文本情感分析被认为是最常用的情感测量方法,它主要通过分析学习者在论坛评论、平台互动、弹幕以及其他文本数据中的文本表达,识别学习者的情感状态,从而有助于改进教学方式、提供个性化学习支持及促进在线教育可持

续发展<sup>[38]</sup>。本文总结了在线教育领域中学习者情感数据测量方法及其优缺点如表4所示。

为了解决单一情感数据测量方法信息不全面且容易受干扰的问题,研究者尝试将多模态数据融合引入情感识别研究中。研究发现,使用多维度情感数据测量方法可以结合各维度情感数据测量方法的优势,从而获得更全面的情感信息<sup>[46-47]</sup>。因此,使用多模态数据进行学习者情感识别成为研究学习者情感的新方法<sup>[48]</sup>,该方法不仅可以获取学习者更全面的情感信息,而且有效提高了情感识别的准确率,成为情感识别领域新的发展趋势。

心理测量通过学习评论、论坛帖子、自我报告、面试等方式获取学习者的情感状态和情感体验的信息,该方法的准确性依赖于学习者的主观感受和文本表达能力<sup>[44]</sup>。由于心理测量获取便捷且容易使用,许

表4 在线教育情感数据测量方法

测量方法	使用数据	数据来源	优点	缺点
心理测量	交互文本 <sup>[39]</sup>	学习者在在线教育平台上留下的课程讨论、笔记;或在教育论坛上发表的评论、观点等	可以大规模收集,数据容易获得	受到学习者主观因素和表达能力的影响,可能存在表达不准确或者含糊的情况
	自陈文本 <sup>[40]</sup>	在线教育平台或授课者发布的问卷调查、课程报告、反馈表等	侵入性较小,能够直接获取学习者对自己的情感状态描述	受到学习者主观因素的影响,存在一定的可信度和有效性问题
行为测量	面部表情 <sup>[41]</sup>	在线教育平台录制;通过在线课堂或实验室环境下录制学习者在在线学习时的面部表情	直观反应情感状态,数据容易获取	面部表情具有多义性,同一表情可能对应着不同的情感
	身体姿态 <sup>[42]</sup>	在线教育平台录制;在线课堂或实验室环境下采用摄像头录制或智能传感器监测姿态信息	提供更全面的情感信息,数据容易获取	情感解读相对困难,需要专业的分析才能准确理解学习者的情感状态
	语音 <sup>[43]</sup>	在线课堂语音讨论;在线学习中记录课堂师生语音互动、学习者答题情况等	语音数据可以无需实时获取,不干扰被测者	不同人的声音特征和情感表达习惯存在差异,造成分析难度
生理测量	眼动信号 <sup>[44]</sup> 、脑电数据 <sup>[45]</sup> 、心率 <sup>[35]</sup> 等	在线教育环境下,学习者佩戴智能手环、传感器来检测学习过程中的生理信号	数据客观,分类结果精确	需要特定的设备,侵入性较强,数据分析成本高

多研究者采用该方法对学习者的情感状态分析<sup>[39-40]</sup>。但是,其缺点也很明显:测量结果的主观性很强,并且要求学习者能够识别自己的学习情感和准确提交报告。因此,为了追求实验的客观性,采用心理测量进行学习情感识别需要与行为测量或生理测量相结合使用。

行为测量主要通过观察学习者的行为、表情等数据进行建模,从而推断他们的情感状态<sup>[49]</sup>。测量的数据来源于学习者在学习过程中产生的面部表情、肢体动作和语音等数据,主要通过视频录制获得。面部表情是学习者情感表达的重要方式之一,采用该数据进行情感识别的泛用性较高,侵入性较小。与之相比,肢体动作包括手势、姿势、肌肉紧张度等多样化数据,提供了比单一的面部表情更复杂、更丰富的情感信息。语音也是情感信息的载体,它不仅包含学习者正在表达的文本内容,而且以韵律、声调等隐藏地传递学习者的情感状态。采用行为测量进行学习情感识别的优势在于能够获得更全面的情感信息,但同时存在研究难点:不同学习者的情感表达习惯存在差异,易造成情感识别不准确。

生理测量是指通过测量人体生理指标的变化来推断和识别情感状态<sup>[50]</sup>。随着智能可穿戴设备在生活、学习上的逐步使用,获取学习者的生理信号的难度大大降低,这也为采用生理信号进行情感识别提供了实验条件。采用生理信号进行情感识别是一种较准确的情感识别方法,常用的生理信号有心率、脉搏、脑电数据、皮肤电反应等。目前,由于脑电数据和皮肤电反应容易获得,在情感识别研究应用上相对较多。心率、脉搏等对情感变化不够敏感,且具有较大的侵入性,目前相关研究相对较少。

随着虚拟现实技术和脑成像技术的不断发展,上述各种情感数据测量方法的缺点可以得到缓解,并且可以得到更为准确的结果。其中,虚拟现实技术可以为学习者模拟学习情境,使得研究者能够观察学习者在特定学习环境下的情感反应;脑成像技术,如功能性磁共振成像,可以直接测量学习者在学习过程中的脑部活动情况,研究者通过检测学习者的脑部活动模式可以准确判断其情感状态。由于技术受限,目前这两种技术在面向教育的学习者情感分析领域中还未实际应用。

## 2.2 学习者情感数据获取

目前,关于学习者情感的专门数据集非常稀少。由于担心隐私泄露问题,大多数机构或组织不愿意公开学习者的情感数据,进行该方向的研究大都需要自

主采集情感数据和构建情感数据库。

### 2.2.1 文本数据

目前,在面向在线教育的学习者情感识别领域中,研究者们已经使用了多种学习情感体验反馈文本数据载体来进行文本情感识别,其中包括:1)学习者交互文本<sup>[39]</sup>:在线异步交互是产生于在线教育的新交流形式,学习者通过与学习同伴进行特定主题内容的深度交流,可以提高学习者的学习兴趣及学习质量。在这个交互过程中,产生的文本数据可以清晰地再现学习者的情感状态和认知过程。2)学习活动记录<sup>[40]</sup>:学习活动记录来源于学习者在学习过程中记录和总结各种活动的体验与收获,授课者可以通过该记录载体了解学生的情感状态,从而及时对学习者的情感反馈做出调整。3)学习资源评论数据<sup>[51]</sup>:以“中国大学MOOC”为代表的在线教育平台存在大量学习者对于所学课程的课程信息及评价,这些文本数据能够直接或间接反映学习者在学习过程中产生的情感信息。4)弹幕评论文本<sup>[52]</sup>:弹幕评论文本的出现依托于以“钉钉”为代表的直播教学和以“哔哩哔哩”为代表的录播教学成为在线教育的新模式。相比于传统评论数据,弹幕评论文本具有实时性、交互性等特点,可以反映学习者对该课程的实时情感及评价,其表达情感方式更为直接。5)SPOC论坛帖子<sup>[53]</sup>:SPOC论坛是针对小规模、私密性较强的在线课程设计的。在该教学场景中,学习者和授课者通过发布帖子、回复评论等方式进行互动交流,其中的文本数据蕴含着丰富的情感信息,同时,采用该数据进行学习者情感分析具有无侵入性的特点。

### 2.2.2 面部表情数据

面部表情是学习者表达情感的主要通道,也是目前授课者与智能学习系统判断学习者情感的主要方式之一<sup>[54]</sup>。面部表情数据指的是描述学习者在学习过程中面部变化的数据,包括面部肌肉运动、表情特征等方面。面部表情数据的载体一般以视频为主,由于采集学习者在线学习过程的视频难度较大,需要通过情感诱导的方法采集学习者情感数据<sup>[44]</sup>。

现有研究使用的采集方法如下:1)从不同主题中挑选多样的视频片段,这些片段能够有效地引发学习者几种常见的学习情感,将其作为刺激材料;2)选取被试人员若干名,在实验开始前签订同意书,允许将他们的数据用于科学研究;3)进行一次问卷调查,记录每位被试人员的性格特点、实验当天的精神状态和情感状态等信息,这些数据将在后续情感和认知状态分析中提供重要参考和反馈;4)向被试人员详

细解释实验过程中需要注意的事项,以确保他们充分理解实验流程.这有助于减少紧张和焦虑,从而确保参与者在轻松平静的状态下参与实验.另外,也有研究指出,为了排除工具产生的情感效应,还需采集心率进行实验分析<sup>[35]</sup>.

### 2.2.3 语音信号数据

语音是语言表达的重要载体,在语言表达中起到了支撑作用<sup>[55]</sup>.语音信号不仅包含说话人正在表达的文本内容,同时也以韵律、声调和非语言发音隐藏地传递着各类情感信息.因此,获取学习者的语音信号并对其进行情感识别,对于加强在线学习交互有着重要的意义,其中语气的转变、声音的频率波动、音调的起伏以及特殊语气词的使用等都会表达人类的情感变化.常见的语音特征分为基于声学的特征和基于语义的特征<sup>[55]</sup>.基于声学的特征包括韵律学特征、基于谱的相关特征和音质特征;基于语义的特征则是说话者传递的文字内容所蕴含的情感信息<sup>[56]</sup>.语音信号数据通常来源于学习者之间的课堂讨论或教

师的课堂提问情况<sup>[57]</sup>,可采用录音设备进行采集,并且需要进行一系列的预处理才可用于情感识别.

目前,在线教育领域基于语音信号进行学习者情感识别的研究偏少,获取该数据的方法主要有两种:其一,与获取面部表情数据类似,通过情感诱导的方式选取被测人员进行数据采集;其二,征求学习者的同意后,录制他们参与在线课程时讨论、交流的语音片段.后一种方法是在真实场景下进行采集,准确率较高.

### 2.2.4 生理信号数据

生理信号是学习者在学习过程中发生情感变化时所引起的内部生理变化,可以用于情感识别的生理信号一般包括脑电、眼动、肌电、皮肤电、心电和呼吸等.表5总结了常用于情感识别的生理信号.鉴于这些生理信号往往具有较低的频率,并且在采集过程中容易受到外部环境的影响,因此需要采用专门的传感器进行数据采集.此外,对采集到的生理信号进行预处理能够有效提升信号质量并优化情感计算效果.

表5 常用于情感识别的生理信号及其含义

信号类别	英文缩写	信号含义
脑电图 <sup>[45]</sup>	EEG	该信号可以反映出大脑在不同情感状态下的活动模式
肌电图 <sup>[58]</sup>	EMG	该信号记录了肌肉紧张的频率
心电图 <sup>[59]</sup>	ECG	该信号用来测量心跳的频率
眼电图 <sup>[44]</sup>	EOG	该信号反映出个体在不同情感状态下的视觉注意偏向
光电容积脉搏波 <sup>[60]</sup>	PPG	该信号提供了有关心脏活动和血液流动的信息,这与情感状态和情绪体验相关
皮肤电信号 <sup>[61]</sup>	GSR	该信号反映了自主神经系统活动的变化,与情绪的改变息息相关

在现有的研究中,大多是在物理非沉浸场景中通过一些材料(如教学片段、视频)诱导学习者发生情感变化,进而采集生理信号来判断学习者的情感状态<sup>[44]</sup>.采用的收集方法如下:1)选取能够有效诱发学习场景中常见情感的刺激材料,如学习视频、问题解答、学习任务等;2)招募一定数量的被试人员参与实验,确保他们同意数据用于科研目的并签署同意书;3)在实验前,让被试人员填写调查问卷,记录个体信息、学习状态、情绪状态等,为后续的生理信号分析提供参考;4)安装生理信号采集设备,如心率监测仪、皮肤电反应仪等,记录被试人员的生理反应;5)播放情感刺激材料,同时记录被试人员的生理信号数据.

## 3 情感识别方法

### 3.1 部分代表性的学习者情感识别发展历程

21世纪初,远程教育(早期的在线教育模式)进入了人们的视野,少数学者开始以面部表情、文本数据为情感数据从事学习者情感识别的研究.到2016年,

大规模开放在线课程开始兴起意味着在线教育模式得到了广泛认可.同时,《地平线报告(高等教育版)》指出<sup>[62]</sup>,情感计算能通过面部表情、语音及生理信号识别学习者的情感信息,进而帮助教师 and 智能导学平台掌握学习者的情感变化,以满足情感交互的需求.基于此,面向在线教育的学习者情感识别研究引起广泛关注并取得了较大进展.2019年,基于多模态数据进行学习者的情感识别开始流行.目前,基于单模态和多模态数据的情感识别均为研究的重点.图3总结了在线教育领域中部分代表性学习者情感识别发展历程.

### 3.2 学习者情感识别系统框架

情感识别本质上是模式识别.根据情感表示模型的不同,可以将情感识别分成两大任务:对于离散情感模型,其输出是预定义的情感类别中的一种,属于经典的分类问题;对于维度情感模型,其输出是情感在不同维度上的数值,属于回归预测问题.从目前

的研究看,按照情感数据的不同,可以将学习者情感识别方法归纳为基于文本数据的情感识别、基于面部表情的情感识别、基于语音信号的情感识别、基于生理信号的情感识别和基于多模态数据的情感识别. 综上,本文总结了上述5种类型的情感识别系统框架如图4所示,大体流程可以概括为:构建情感数据集、特征提取和情感分类. 构建情感数据集的目的是为了方便后续的特征提取和情感分类,包括数据采

集和预处理两个步骤. 数据采集主要通过在线教育平台数据爬取和情感诱导方法实现: 文本数据主要通过爬取学习者在在线教育平台上进行学习时产生的文本评论、笔记、讨论区帖子和反思文本等记录获取,面部表情、语音信号、生理信号由于侵入性较大,容易涉及隐私安全问题,往往通过情感诱导的方法进行采集. 预处理包括数据清洗、归一化、数据增强等操作,表6总结了情感数据预处理操作的相关内容.

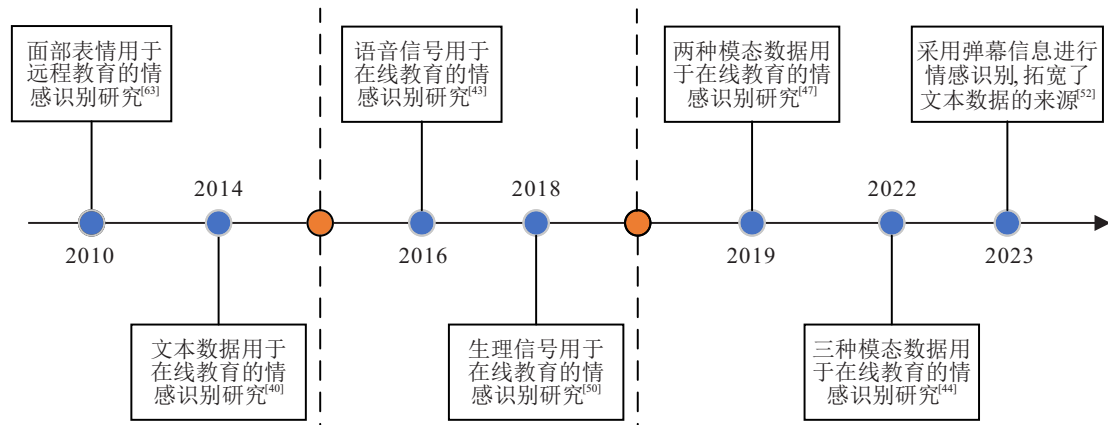


图3 部分代表性学习者情感识别发展历程

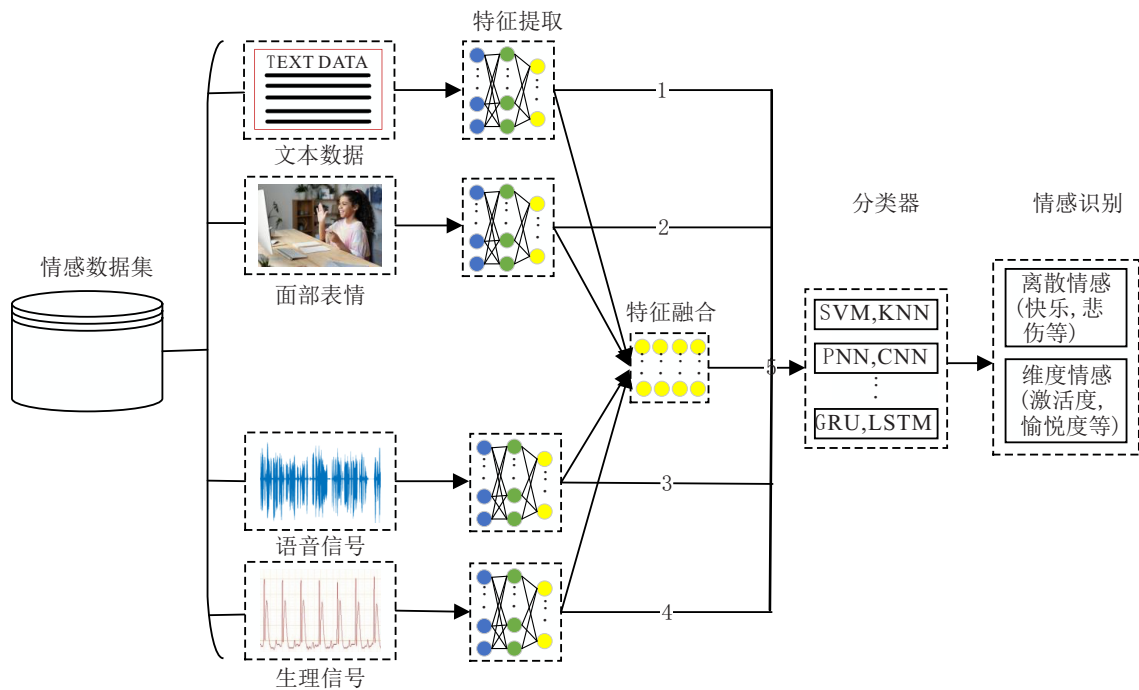


图4 情感识别系统框架

特征提取是将情感数据转化为可供情感分类模型处理的数值特征的过程. 对于每一种模态数据,由于其提供了不同类型的信息,需要采用不同的方法来提取特征. 表7展示了不同数据常见的特征提取方法,其中生理信号被划分为脑电信号与外围生理信号<sup>[72]</sup>,除脑电信号外的信号均可归为外围生理信号,常见的有:肌电、眼电、皮肤电和血压等. 特征融合是基于多模态数据进行情感识别的关键步骤,其作用是

整合各个模态的数据信息,进而提高情感分类的准确性. 常见的特征融合策略有特征层融合、决策层融合和模型层融合<sup>[73]</sup>. 研究人员对90个多模态情感识别系统进行定量分析和归纳统计,得到的结论是:选择特征层融合的应用最多<sup>[74]</sup>. 情感分类是学习者情感识别的核心步骤,下文将重点讨论在线教育领域中5类情感分类的研究进展.

表6 情感数据预处理方法及内容

数据类型	主流的采集方法	预处理方法	主要内容
文本数据	爬虫	文本清洗	去除特殊字符,统一大小写和去掉停用词
		词形还原	将单词转换为它们的词干形式
		分词	将文本拆分成单词或词语的序列
面部表情	情感诱导	数据清洗	清理异常数据和噪声
		人脸检测	使用人脸检测算法检测图像中的人脸,并确保人脸被准确地捕获
		归一化	包括颜色归一化、尺寸归一化、灰度化等
语音信号、生理信号	情感诱导	噪音滤波	去除信号中的噪声和干扰
		信号校准	使信号在幅度和特征上具有一致性,减少信号的变化范围和差异性
		信号分帧	将连续的信号分割成短时帧,方便对比分析
通用	\	数据增强	对数据进行一系列变换或修改,生成新的数据样本,以扩充原始数据集

### 3.3 基于文本数据的情感分类

面向在线教育的基于文本数据的学习者情感分类是指利用学习者在在线教育平台上产生的文本数据推断学习者的情感状态。由于学习者进行在线学习时会产生大量文本数据,并且数据获取较为简单,该方法受到许多研究者的青睐<sup>[38-40]</sup>。目前,在线教育领域通常使用情感词典、机器学习算法或深度学习模型进行情感分类。基于情感词典的方法通过匹配文本与词典情感词并进行加权计算确定学习者的情感倾向。该方法简单易用、可解释性高,但不考虑情感词之间的联系和文本的上下文信息,准确性受到情感词典质量和覆盖范围的限制<sup>[75]</sup>。与基于情感词典的方法相比,基于机器学习和深度学习的情感识别方法可以捕捉文本的复杂语义和上下文信息,但二者同样存在亟需解决的问题:基于机器学习的情感识别方法的情感识别准确性依赖于高质量的人工标注训练集,而进行人工标注费时费力;基于深度学习的情感识别方法的模型复杂度高,需要强大的硬件支持,并且可解释性较差。目前,常用于情感识别的机器学习算法有朴素贝叶斯、支持向量机等传统分类器,深度学习模型有卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)<sup>[76]</sup>、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)<sup>[77]</sup>、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)<sup>[77]</sup>和TextCNN等<sup>[78]</sup>。近年来,由于语言的可迁移性,基于Transformer框架的BERT模型预训练模型在自然语言处理领域中被广泛使用。它在训练过程中具有良好的并行性,只需要进行

模型微调即可获得不错的识别效果。此外,为了解决Transformer框架推理能力低下的问题,微软研究院在自然语言处理领域中推出RetNet网络模型<sup>[79]</sup>,该模型实现了低成本推理,高效长序列建模,且性能媲美Transformer框架,在情感分类领域上具有很大潜力。

CNN-BiLSTMATT情感分类模型将CNN与双向LSTM进行融合,弥补了CNN无法提取文本中上下文语义信息的缺陷,能够充分利用文本的局部特征信息和序列特征信息进行情感判别<sup>[80]</sup>。浅层BERT-CNN模型的提出,在一定程度上解决了BERT模型资源要求高、参数多的问题<sup>[81]</sup>。该模型在基于MOOC评论的情感分类中效果优异,表明能够在降低模型规模和减少性能损耗的基础上,达到与BERT模型相同的分类效果。在应用上,现有学习资源推荐缺乏对学习者的关注,在线教育资源推荐系统解决了该问题,并且该系统使用细粒度情感分类的方法提高了学习者情感识别的准确率<sup>[82]</sup>。类似地,也有研究采用CNN和自然语言处理方法集成了细粒度的情绪分析模型,对学习者的文本评论进行情感识别,从而根据学习者的偏好推荐合适的学习材料<sup>[83]</sup>。

目前,细粒度(词粒度)情感分析方法是中文文本情感识别的主流方法<sup>[84]</sup>,它有两方面优势:与句粒度相比,可以在提供不错的情感识别结果的基础上减小特征向量的维度和存储空间;与字粒度相比,可以解决字粒度不考虑词序的问题,并且不会损失N-grams信息。针对目前细粒度情感识别准确度不足的情况,

表7 典型的情感数据特征提取方法

数据	常用特征	典型算法	算法描述	算法性能
文本数据	词频、词序列	文档频率法 <sup>[64]</sup>	通过特征项在训练集中出现的频率来判断特征的重要程度	未考虑分类信息,忽略了低频率词汇的作用
		信息增益 <sup>[64]</sup>	文档在考虑特征项前后熵值的变化	若训练样本有限,可能会造成特征项稀疏
		期望交叉熵 <sup>[64]</sup>	特征在训练集中出现时所获得的信息量大小	未考虑特征未发生时对于分类的影响
		卡方统计量 <sup>[64]</sup>	衡量特征项与类之间的相关性	倾向于选择训练集中分布不均衡的高频特征词
面部表情	眼睛、眉毛、嘴巴	Gabor变换 <sup>[65]</sup>	通过定义不同的带宽和方向对图像进行多分辨率分析,有效提取图像中的纹理特征	涉及大量的滤波器,计算量较大,并且不容易找到合适的参数
		方向梯度直方图 <sup>[66]</sup>	将图像分割成小的单元,然后计算每个单元中的方向和强度,结果作为图像的纹理信息	只关注局部梯度信息,可能忽略了全局上下文信息
		局部二值模式 <sup>[67]</sup>	定义3×3的LBP算子,得到该窗口中心像素点的LBP值,用该值反映该区域的纹理信息	计算局部二值时,容易造成信息丢失,特别是在像素值变化较小的图像中
		光流法 <sup>[68]</sup>	通过观察相邻帧图像中像素的移动模式来捕捉面部区域的运动信息	光流法需要进行像素级的计算,计算复杂度高
语音信号	韵律学特征: 如语速、基频、共振峰等	自相关函数法 <sup>[55]</sup>	自相关函数描述了信号在不同时间点上与其自身之间的相似程度,该函数反映语音信号的韵律特征和周期性	受到噪声影响较大,容易失真,并且处理非周期信号性能较差
		小波变换 <sup>[55]</sup>	通过将信号分解成不同频率和时间尺度上的成分来捕捉信号中的短时和长时特征	计算复杂度较高,并且得到的频谱信息不易解释
	基于谱的特征: 线性谱、倒谱等	线性预测系数 <sup>[30]</sup>	一个语音信号的采样值能够用过去若干语音采样值的线性组合来逼近	需要事先确定模型的阶数,阶数的选择对特征提取效果影响较大
		梅尔频率倒谱系数 <sup>[30,55]</sup>	梅尔频率倒谱系数反映了语音信号的频谱特性	具有良好的性能,但在语音信号的高频或者低频部分会有信息丢失
脑电信号	时域特征、 频域特征、 时频域特征	微分熵 <sup>[69]</sup>	衡量了信号连续样本之间的变化率和信息量,用于描述信号的复杂性和随机性	计算简单,但易受噪声的影响
外围生理信号	传统统计特征, 如信号的均值、标准差等	离散小波变换 <sup>[70]</sup>	离散小波变换通过对信号进行分解和提取频率信息来捕获信号在不同频率和时间尺度上的特征	对于非平稳信号的特征提取存在一定局限性
		高阶统计量 <sup>[71]</sup>	采用偏度、峰度对信号的非线性特性进行了描述	高阶统计量需要大量数据以准确估计,对于样本量不足的数据不适用

有研究将情感词典、注意力机制和LSTM进行结合,该操作可以让模型将关注点落在重要的信息上,有效提升了细粒度情感识别的准确度<sup>[85]</sup>。上述研究数据大都来源于学习平台中的交互文本、讨论数据等,这些数据具有正式、具体和集中表达的特点,但也有研究以非正式、语义碎片化的学习者弹幕评论文本作为研究对象<sup>[52]</sup>。研究表明,可以按照噪声大小采用不同方法对弹幕文本进行情感识别:噪声大的弹幕文本采用变式情感词典方法<sup>[52]</sup>,计算弹幕文本与情感短语之间的相似度;噪声小的较为简单,利用BERT-LSTM神经网络即可完成情感识别。

### 3.4 基于面部表情的情感分类

在基于面部表情的学习者情感识别领域中,常使用深度学习方法进行情感识别,其中以CNN最具代表性。CNN具有多层卷积和池化层,可以自动学习从低级到高级的抽象特征,研究表明,CNN在识别面部表情情感信息方面具有优势<sup>[86]</sup>。也有研究指出,虽然采用深层CNN可以取得不错的实验结果,但随着网络层数的加深,需要的训练参数也会增多,容易造成过拟合,采用VGGNet可以解决该问题<sup>[87]</sup>。另外,针对CNN存在泛化能力弱、计算量大等问题,将注意力机制集成到多尺度特征融合网络中,从而形成多注意力机制卷积神经网络模型是一种解决方案<sup>[88]</sup>。研究表明,该模型不仅减少了计算量,而且在Fer2013数据集<sup>[89]</sup>和CK+数据集上<sup>[90]</sup>的识别精度都有不同程度的提高,可以用于复杂环境下的人脸表情识别。

通常情况下,由于学习者面部表情数据集相对较少且不易获得,大部分基于面部表情的学习者情感识别研究都需要自己采集数据并构建数据集<sup>[35]</sup>。采集人脸数据时由于摄像头的远近容易出现人脸尺寸近大远小的问题,这增加了情感识别的困难。针对该问题,研究人员采用了特征金字塔融合的人脸检测方法<sup>[91]</sup>,实验结果相比传统的人脸检测方法有明显改善。在算法改进上,SIFT(scale invariance feature transform)对各种几何变换、噪声都有鲁棒性,采用SIFT进行特征提取可以有效提升情感识别的准确度<sup>[63]</sup>。此外,在模型中引入自注意力机制和多层感知机进行情感识别也能提高情感识别的准确度,相关研究模型在CK+数据集上的准确率达98.91%<sup>[41]</sup>。

### 3.5 基于语音信号的情感分类

在在线教育领域,由于学习者在学习过程中说话时间少,语音情感识别通常作为一种辅助手段<sup>[73]</sup>。目前,面向在线教育的学习者语音情感识别研究还很稀缺,且研究者主要从声学特征的提取展开研究。实时

语音情感系统是首个语音情感识别在在线教育中的应用<sup>[43]</sup>,该系统包括语音活动检测、语音分割、信号预处理、特征提取、情绪分类和情绪频率统计分析6个部分。为了验证该系统语音情感识别的准确率,研究者采用4种不同情绪类别(中立、快乐、愤怒和悲伤)的离线语音数据集和实时语音记录进行实验,两个实验的平均准确率分别为90%和78.78%。由此表明,该系统具有良好的语音情感识别能力,也能为学习者语音情感识别提供技术支撑。针对语音情感识别准确度不高的问题,相关研究者构建了面向在线教育的教师语音情感识别的4个模版,并采用欧氏距离判断要进行情感识别的语音特征向量与4个情绪状态模板的相似度,从而得出最后的情感类别<sup>[92]</sup>。实验结果表明,该方法的情感识别准确率最高可达86.50%,远高于实验的对照组,充分表明该方法具有良好的性能。

### 3.6 基于生理信号的情感分类

生理信号相比于面部表情、语音语调、身体姿势等其他指标,能提供更丰富的情感信息,情感识别的结果也更具客观性<sup>[93]</sup>。随着佩戴手环、智能手表等设备的普及,采集生理信号变得更加简便,许多研究者采用该数据来识别学习者的学习情感状态,并积极探索学习情感与学习过程、学习成绩之间的关系。基于emWave情绪检测系统评估多种课程对学习者的情绪的影响结果显示,不同类型的多媒体学习材料会显著影响学习者的学习成绩和学习情绪,但是学习成绩与学习情绪之间的相关性很低<sup>[94]</sup>。采用脑电信号是目前基于生理信号进行情感识别的主流方法,相关研究不断涌现。针对提取脑电信号单一特征进行实验容易过拟合的问题,可融合时域特征、频域特征和时频域特征3个特征进行情感建模,发挥特征之间的互补性,提高情感识别的准确率<sup>[95]</sup>。另外,基于视频和心率数据进行学生情感识别的研究发现,部分学习情绪之间的心率值十分接近,如愉快与专注、厌倦与专注之间并无显著性差异<sup>[35]</sup>。因此,采用心率数据进行情感识别通常作为一种补充方案。

为了提高情感识别的准确度和减少单一信号误报的风险,部分研究者开始采集2种或以上生理信号进行情感识别研究。研究表明,将眼动信号与光电容积脉搏信号进行特征层融合,再采用深度学习模型进行情感识别,能够有效提高情感识别的准确度<sup>[44]</sup>。基于各模态的情感识别方法的评测研究指出,生理信号比声音、面部表情、手势和文本消息更难以操纵或隐藏,是在线教育中情感识别更可靠的衡量标准<sup>[96]</sup>。但

是,由于区分各种情绪的困难,相同的情绪可能会在不同学习者上引发不同的生理表现,其中不同的表现特征会导致错误的情绪识别,目前该问题只能通过多模态情感识别才能解决。

### 3.7 基于多模态数据的情感分类

基于多模态数据的情感识别是指通过同时采集和综合分析学习者在学习过程中的多种信息源(如语音、表情、文本、生理信号等),以识别学习者的情感状态。这种方法通过计算机综合处理多种模态数据,既结合了多种模态的优势,又提升了多场景适用性,往往比使用单一模态数据进行情感识别更有优势<sup>[97]</sup>。

针对多模态情感识别和单模态情感识别的性能研究表明,多模态情感识别系统的准确度比单模态情感识别系统的准确度更高,平均改进率高达9.83%<sup>[75]</sup>。类似研究也表明,融合多模态数据进行情感识别不仅能获得更丰富的情感信息,而且能使各模态数据进行互补,提高情感识别的准确性<sup>[1]</sup>。由于多模态情感识别方法优势明显,当前使用多模态数据进行情感识别的研究呈上升趋势。多元化的情感数据分析方法是洞察学习规律的新范式,通过多模态数据融合的方式来测量学习者的情感,并采用深度学习等方法进行深入分析,可以弥补传统测量方法和分析方法的不足<sup>[47]</sup>。

研究人员通过采集62位学习者的面部表情、PPG和眼动同步信号数据进行情感识别,实验结果表明,融合3种模态数据的情感识别准确率比单模态数据的情感识别准确率最高可提升27%<sup>[44]</sup>。针对传统的检测方法无法检测学习者视线焦点在屏幕上时出现的分心状态的问题,有研究表明,可通过构建融合眼动信号与面部表情的情感识别模型实现注意力与情感状态的检测,从而准确识别学习者是否处于分心状态<sup>[98]</sup>。类似地,也有研究发现采用单一数据进行情感识别无法判断学习者的投入度。考虑到脸部姿态可以反映学生学习的专注程度,眼睛状态可以反映学生学习的疲劳程度,二者结合可以反映学习者的投入度。基于此,研究者通过采集学习者在学习过程中产生的眼动信号和面部表情,并构建基于特征融合的多模态情感识别模型进行学习投入度分析<sup>[99]</sup>。结果表明,该方法能够客观准确地反应学习者的学习投入程度,可以用于实际应用。

多模态方法在情感识别上虽然有着很大的优势,但也存在一些问题:首先是模态连接后容易产生高维灾难,增加了计算复杂度,这也意味着对硬件的要

求更高<sup>[100]</sup>;其次,多模态情感识别存在黑盒问题<sup>[2]</sup>,即输入是多模态情感数据,输出是学习情感类别。研究者无法得知算法是如何完成工作的,这也意味着模型的可解释度不高,因此研究者无法确定哪种因素是相关情感的主导因素。目前,教育领域常用的解决方案是灰盒方法<sup>[101]</sup>,该方法有效降低了多模态情感归因的难度。

## 4 结语

情感是影响学习者在线学习投入的重要因素。在在线教育过程中,对学习者情感的探析有助于更好地促进学习者情感投入,提升在线学习质量<sup>[3]</sup>。通过分析学习者的情感并据此给予学习者个性化的反馈和干扰,从而实现智能化学习服务,这将是未来教育的一大趋势。本文对面向在线教育的学习者情感识别相关研究进行了系统性的回顾与总结,首先从离散模型、维度模型和学习者情感类别对情感表示模型进行总结;然后阐述了面向在线教育的学习者情感识别数据的3种测量方法及学习者数据的获取方法;接着总结了基于文本数据、面部表情、语音信号、生理信号及多模态数据的学习者情感识别方法;最后通过分析现有的问题,从理论层面指出未来的研究方向。

当前研究存在的问题:

1) 缺乏学习情感数据集。从事情感识别领域研究的研究者通常使用一般的情感数据集,这种数据集与学习者情感分析不完全匹配,缺少许多学习过程中产生的情感标签,如困惑、懈怠等。目前,由于学习者情感数据集的相对匮乏,导致面向在线教育的学习者情感识别的研究进度受到一定的阻碍。因此,构建学习者情感数据集是面向在线教育的学习者情感识别亟需解决的关键问题。

2) 情感标注相关研究匮乏。收集准确的情感标注数据对于训练模型至关重要,然而,对于在线教育而言,学习者情感标注相对困难。该问题主要体现在两个方面:一方面,因为学习者对于特定内容的情感感受是主观的,具有个体差异性,所以很难达成一致的标注<sup>[102]</sup>;另一方面,与其他自然语言处理任务不同,情感标注没有客观的标准,标注者通常依赖于主观判断,这也可能导致标注的不一致性。

3) 未考虑学习者情感的多样性。学习者情感通常不是简单的积极或消极,它是复杂的,包含多种情感的混合。一个内容可能同时引发积极和消极的情感,例如,学习者在面对自己感兴趣但内容困难的学习资料时,会产生感兴趣、困惑等多种情绪。学习者

情感的多样性使得情感识别变得更加复杂。目前,大部分研究只是简单地判别情感类型,并未考虑情感的多样性。

4) 情感识别方法的鲁棒性有待提高,相似问题研究结论差异较大。该问题主要体现在两个方面:一方面,学习者来自不同的文化和语言背景,情感表达方式因人而异,导致不同的学习者群体在产生相同情感状态时发出的情感信息不一致,从而影响了学习者情感识别的结果;另一方面,在线教育涉及多个学科和领域,目前的研究通常在特定学科领域或特定数据集上进行训练,这导致了训练后的模型在新的学科上识别效果不好。

5) 缺少对学习者的情感信息的保护。学习者的情感数据通常包含个人情感状态和反应,可能包括敏感信息,如情感困惑、挫折、焦虑等。如果这些数据未得到充分保护,则可能会导致学习者的隐私泄露,从而损害他们的个人隐私权。目前,研究者对情感数据保护力度不够且无相关标准,有必要进行更加系统化的研究和探索。

通过分析和思考现存的问题,本文从理论层面出发,提出未来可能的研究方向。

1) 着力构建学习情感数据集。在构建学习者情感数据库时,需要确定采集数据的类型、选取合适的情感诱导素材、选择适合的被测人员群体和选定相对应数据采集及处理方式,这些都是构建学习者情感数据库的关键。此外,要注意定义面向在线教育的学习者情感标签及其特征描述,与一般的情感数据库区分开,从而更好地为学习者情感识别研究提供服务。

2) 进行各学科情感标注研究,针对性地提出面向各学科进行情感识别的情感标注行业化的标准。未来研究可以基于相关情感标注的标准,为学习者和标注者提供详细的情感标注指南和培训,以确保学习者和标注者对情感的理解一致性,帮助他们更好地区分不同情感状态。同时,研究者可以利用自然语言处理工具和情感标注标准自动标注,再由培训后的标注者进行验证和修正,既减轻了人工标注的工作量,也为准确进行情感标注提供了基础的保障。

3) 使用情感混合建模、多情感数据标注和情感权重分析等方法进行情感识别,开展相关研究。情感混合建模是引入多个不同的情感识别模型,允许多种情感同时存在。情感混合建模可以通过使用多标签分类方法来实现,将一个学习文本或学习活动划分为多个情感类别。多情感数据标注是在情感数据标注过程中,要求标注者标注多个情感类别,并构建多情

感数据集。该方法可以充分考虑到情感的多样性,但这给情感标注带来了巨大的工作量。情感权重分析是为不同的情感类型分配权重,以反映它们对学习者的情感体验的相对重要性。例如,对于学习者而言,兴奋可能更重要,而轻微的困惑可能不太重要。该方法不仅考虑了情感的多样性,还考虑了不同情感的权重程度及对学习者的影响。

4) 发展基于多语言数据和跨文化训练的情感识别方法。在情感识别模型上,由于不同语言或不同文化的语言表达习惯并不相同,部分情感词汇或句子所表达的情感倾向存在差异,这导致了模型的鲁棒性不足。同时,中英文情感识别模型无法共通使用,极大地影响了模型的可迁移性,无法通过简单的中英翻译解决该问题。未来研究可以尝试采用跨文化、多语言等方法训练模型,进一步提高模型的鲁棒性和可迁移性。

5) 针对学习者信息保护,从数据保护和降低危害两方面展开相关研究。数据保护指的是收集、存储和分析这些数据需要严格的隐私保护措施,以防止数据泄露和滥用。常见的方案有联邦学习、区块链和加密算法等。降低危害是在数据被窃取的情况下尽可能地保护学习者的信息,常见的措施是进行数据匿名化和数据最小化。其中:数据匿名化是指在收集和存储学习者情感数据时,对个人身份和敏感信息进行匿名化处理;数据最小化是指只存储对于实现学习者情感识别目标必要的的数据,减少不必要的的数据收集。保护学习者信息安全是进行学习者情感识别研究不可忽略的问题,要让学习者情感识别研究建立在现代伦理框架体系内<sup>[1]</sup>。

本综述能够促进面向在线教育的学习者情感识别相关研究人员的讨论和交流,并可为该领域研究人员提供有价值的参考。然而,本文主要关注在线教育中情感识别的相关研究,未来的工作中将会针对线上+线下的智慧教学模式展开更为具体的研究和综述。同时,针对当前研究的不足,将所提出的理论用于实践,进一步推动该领域的研究进展。

#### 参考文献(References)

- [1] 翟雪松, 许家奇, 王永固. 在线教育中的学习情感计算研究——基于多源数据融合视角[J]. 华东师范大学学报: 教育科学版, 2022, 40(9): 32-44.  
(Zhai X S, Xu J Q, Wang Y G. Research on learning affective computing in online education: From the perspective of multi-source data fusion[J]. Journal of East China Normal University: Educational Sciences, 2022, 40(9): 32-44.)
- [2] 周进, 叶俊民, 李超. 多模态学习情感计算: 动因、框架

- 与建议[J]. 电化教育研究, 2021, 42(7): 26-32.  
(Zhou J, Ye J M, Li C. Multimodal learning affective computing: Motivations, frameworks and suggestions[J]. Research on Audiovisual Education, 2021, 42(7): 26-32.)
- [3] 马宁, 刘春平, 郭佳惠, 等. 在线教育中情感研究现状和发展趋势探析[J]. 电化教育研究, 2023, 44(2): 79-85.  
(Ma N, Liu C P, Guo J H, et al. Analysis of current situation and development trend of emotion research in online education[J]. Research on Audiovisual Education, 2023, 44(2): 79-85.)
- [4] Lee S Y M, Chen Y, Huang C R. A text-driven rule-based system for emotion cause detection[C]. Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Computational Approaches to Analysis and Generation of Emotion in Text. Los Angeles, 2010: 45-53.
- [5] Esuli A, Sebastiani F. Determining the semantic orientation of terms through gloss classification[C]. Proceedings of the 14th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM, 2005: 617-624.
- [6] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]. Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Minneapolis, 2019: 4171-4186.
- [7] Ekman P, Friesen W V, Ellsworth P. Emotion in the human face: Guidelines for research and an integration of findings[M]. Oxford: Pergamon Press, 1972: 25-27.
- [8] Ortony A, Turner T J. What's basic about basic emotions?[J]. Psychological Review, 1990, 97(3): 315-331.
- [9] Tomkins S S. Affect theory[M]. London: Psychology Press, 1984: 5-6.
- [10] Gray J A. The neuropsychology of anxiety[J]. British Journal of Psychology, 1978, 69(4): 417-434.
- [11] Frijda N H. The emotions[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1986: 2-3.
- [12] Mowrer O H. Learning theory and behavior[M]. Hoboken: John Wiley & Sons Inc, 1960: 55-57.
- [13] Panksepp J. Toward a general psychobiological theory of emotions[J]. Behavioral and Brain Sciences, 1982, 5(3): 407-422.
- [14] McDougall W. An introduction to social psychology[M]. London: Methuen & Co, 1908: 3-4.
- [15] Plutchik R. The emotions[M]. Maryland: University Press of America, 1991: 27-33.
- [16] Arnold M B. Emotion and personality[M]. New York: Columbia University Press, 1960: 4-7.
- [17] Oatley K, Johnson-laird P N. Towards a cognitive theory of emotions[J]. Cognition & Emotion, 1987, 1(1): 29-50.
- [18] Izard C E. The face of emotion[M]. New York: Appleton-Century-Crofts, 1971: 5-7.
- [19] Parrott W G. Emotions in social psychology: Essential readings[M]. London: Psychology Press, 2001: 100-105.
- [20] Fredrickson B L. The broaden-and-build theory of positive emotions[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society B Biological Sciences, 2004, 359(1449): 1367-1378.
- [21] Tracy J L, Robins R W, Tangney J P. The self-conscious emotions: Theory and research[M]. New York: The Guilford Press, 2007: 10-12.
- [22] Izard C E. Basic emotions, natural kinds, emotion schemas, and a new paradigm[J]. Perspectives on Psychological Science, 2007, 2(3): 260-280.
- [23] Cowen A S, Keltner D. Self-report captures 27 distinct categories of emotion bridged by continuous gradients[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2017, 114(38): e7900-e7909.
- [24] Cowen A S, Elenbein H A, Laukka P, et al. Mapping 24 emotions conveyed by brief human vocalization[J]. American Psychologist, 2019, 74(6): 698-712.
- [25] Russell J A. A circumplex model of affect[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1980, 39(6): 1161-1178.
- [26] Russell J A, Mehrabian A. Evidence for a three-factor theory of emotions[J]. Journal of Research in Personality, 1977, 11(3): 273-294.
- [27] Fontaine J R J, Scherer K R, Roesch E B, et al. The world of emotions is not two-dimensional[J]. Psychological Science, 2007, 18(12): 1050-1057.
- [28] Plutchik R. A psychoevolutionary theory of emotions[J]. Social Science Information, 1982, 21(4/5): 529-553.
- [29] Schlosberg H. Three dimensions of emotion[J]. Psychological Review, 1954, 61(2): 81-88.
- [30] 李海峰, 陈婧, 马琳, 等. 维度语音情感识别研究综述[J]. 软件学报, 2020, 31(8): 2465-2491.  
(Li H F, Chen J, Ma L, et al. Dimensional speech emotion recognition review[J]. Journal of Software, 2020, 31(8): 2465-2491.)
- [31] Pekrun R, Goetz T, Titz W, et al. Academic emotions in students' self-regulated learning and achievement: A program of qualitative and quantitative research[J]. Educational Psychologist, 2002, 37(2): 91-105.
- [32] Salazar C, Montoya-Múnera E, Aguilar J. Sentiment analysis in learning resources[J]. Journal of Computers in Education, 2022: 1-26.
- [33] 李艳, 张慕华. 高校学生慕课和翻转课堂体验实证研究——基于231条在线学习日志分析[J]. 现代远程教育研究, 2015(5): 73-84.  
(Li Y, Zhang M H. Study on college students' experience about MOOC-based flipped classroom practice — Based on the analysis of 231 online learning diaries[J]. Modern Distance Education Research, 2015(5): 73-84.)
- [34] 许桂芳, 穆肃. 个性化学习资源推荐中文本情感识别的作用及关键技术[J]. 中国电化教育, 2023(5): 105-112.  
(Xu G F, Mu S. The role of text sentiment recognition in personalized learning resource recommendation and key

- technologies[J]. *China Educational Technology*, 2023(5): 105-112.)
- [35] 罗洁琳. 基于视频的K12学生在线学习情感识别研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2021.  
(Luo J L. A research of K-12 student's e-learning emotion recognition based on video[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2021.)
- [36] 石峰娟. 面向在线教育的情感识别方法及应用研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2018.  
(Shi F J. Research on emotion recognition method and application for online education[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2018.)
- [37] 邹菊梅, 胡梦荻, 林如意, 等. 线上、线下及混合学习情感体验的特征分析与比较[J]. *现代教育技术*, 2022, 32(4): 50-60.  
(Zou J M, Hu M D, Lin R Y, et al. Characteristics analysis and comparison of emotional experience of online, offline and blended learning[J]. *Modern Educational Technology*, 2022, 32(4): 50-60.)
- [38] 郁晓华, 战晓瑜. 教师评语知多少?——探析文本后面的情感价值[J]. *电化教育研究*, 2022, 43(7): 97-105.  
(Yu X H, Zhan X Y. How much do we know about teacher comments?— Exploring emotional value behind the text[J]. *Research on Audiovisual Education*, 2022, 43(7): 97-105.)
- [39] 马宁, 张燕玲, 杜蕾, 等. 面向在线异步交互文本的情感-认知自动化分析模型研究——以大规模教师在线培训为例[J]. *现代教育技术*, 2022, 32(5): 83-92.  
(Ma N, Zhang Y L, Du L, et al. Research on the emotion-cognition automatic analysis model for online asynchronous interaction text— Taking large-scale teacher online training as an example[J]. *Modern Educational Technology*, 2022, 32(5): 83-92.)
- [40] 朱孝平, 邹菊梅, 张剑平. 实训活动体验的情态分析方法[J]. *职业技术教育*, 2014, 35(13): 31-35.  
(Zhu X P, Zou J M, Zhang J P. On the modal analysis method for experience of practice training activities[J]. *Vocational and Technical Education*, 2014, 35(13): 31-35.)
- [41] 陈吉. 基于深度学习的人脸表情识别与线上教学情感评价研究[D]. 桂林: 广西师范大学, 2022.  
(Chen J. Research on facial expression recognition and online education emotion evaluation based on deep learning[D]. Guilin: Guangxi Normal University, 2022.)
- [42] 沈志娟. 基于身体动作的情感识别研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2020.  
(Shen Z J. Research on emotion recognition based on body movement[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2020.)
- [43] Cen L, Wu F, Yu Z L, et al. A real-time speech emotion recognition system and its application in online learning[J]. *Emotions, Technology, Design, and Learning*, 2016: 27-46.
- [44] 陈心怡. 面向在线学习场景的多模态融合情感识别研究[D]. 桂林: 桂林理工大学, 2022.  
(Chen X Y. Research on multi-modal fusion emotion recognition for online learning scenarios[D]. Guilin: Guilin University of Technology, 2022.)
- [45] 晁浩, 马庆敏, 刘永利. 利用卷积回声状态网络实现脑电情感识别[J]. *北京邮电大学学报*, 2022, 45(2): 36-43.  
(Chao H, Ma Q M, Liu Y L. EEG-based emotion recognition by using convolutional echo-state network[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2022, 45(2): 36-43.)
- [46] Poria S, Majumder N, Hazarika D, et al. Multimodal sentiment analysis: Addressing key issues and setting up the baselines[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2018, 33(6): 17-25.
- [47] Sahu G. Multimodal speech emotion recognition and ambiguity resolution[J/OL]. 2019, arXiv: 1904.06022.
- [48] 张琪, 王红梅. 学习投入的多模态数据表征: 支撑理论、研究框架与关键技术[J]. *电化教育研究*, 2019, 40(12): 21-28.  
(Zhang Q, Wang H M. Multiple-modality data representation of learning engagement: Supporting theory, research framework and key technologies[J]. *Research on Audiovisual Education*, 2019, 40(12): 21-28.)
- [49] Tonguç G, Ozaydın Ozkara B. Automatic recognition of student emotions from facial expressions during a lecture[J]. *Computers & Education*, 2020, 148: 103797.
- [50] 韩颖, 董玉琦, 毕景刚. 学习分析中情绪的生理数据表征——皮肤电反应的应用前瞻[J]. *现代教育技术*, 2018, 28(10): 12-19.  
(Han Y, Dong Y Q, Bi J G. The physiological data representation of emotion in learning analysis— Prospects for the application of galvanic skin response[J]. *Modern Educational Technology*, 2018, 28(10): 12-19.)
- [51] 张娜, 乔德聪. 基于深度学习的在线学习评论情感分析研究[J]. *河南城建学院学报*, 2020, 29(4): 63-71.  
(Zhang N, Qiao D C. Affective analysis of online learning review based on deep learning[J]. *Journal of Henan University of Urban Construction*, 2020, 29(4): 63-71.)
- [52] 李浩君, 汪旭辉, 廖伟霞. 在线教育弹幕情感信息智能识别模型研究——融合变式情感词典与深度学习技术[J]. *现代远程教育*, 2023(1): 19-31.  
(Li H J, Wang X H, Liao W X. A sentimental information intelligent recognition model research for online education barrage— Fusing variant sentiment dictionary and deep learning technology[J]. *Modern Distance Education*, 2023(1): 19-31.)
- [53] 刘智, 杨重阳, 彭晔, 等. SPOC论坛互动中学习者情绪特征及其与学习效果的关系研究[J]. *中国电化教育*, 2018(4): 102-110.  
(Liu Z, Yang C Y, Peng X, et al. Learners' emotional characteristics in SPOC forums and their association with learning effect[J]. *China Educational Technology*, 2018(4): 102-110.)

- [54] 陈子健, 朱晓亮. 基于面部表情的学习者情绪自动识别研究——適切性、现状、现存问题和提升路径[J]. 远程教育杂志, 2019, 37(4): 64-72.  
(Chen Z J, Zhu X L. Research on automatic emotion recognition for learners based on facial expression: Relevance, research situation, existing problems and development paths[J]. Journal of Distance Education, 2019, 37(4): 64-72.)
- [55] 孙晓虎, 李洪均. 语音情感识别综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(11): 1-9.  
(Sun X H, Li H J. Overview of speech emotion recognition[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(11): 1-9.)
- [56] 高庆吉, 赵志华, 徐达, 等. 语音情感识别研究综述[J]. 智能系统学报, 2020, 15(1): 1-13.  
(Gao Q J, Zhao Z H, Xu D, et al. Review on speech emotion recognition research[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(1): 1-13.)
- [57] 黄发良, 杨倩, 闭应洲, 等. 基于深度学习的教师课堂提问方式[J]. 福建师范大学学报: 自然科学版, 2022, 38(5): 43-50.  
(Huang F L, Yang Q, Bi Y Z, et al. Teachers' classroom questioning based on deep learning[J]. Journal of Fujian Normal University: Natural Science Edition, 2022, 38(5): 43-50.)
- [58] Yang G Y, Yang S X. Emotion recognition of electromyography based on support vector machine[C]. Proceedings of the 2010 3rd International Symposium on Intelligent Information Technology and Security Informatics. New York: ACM, 2010: 298-301.
- [59] Cai J, Liu G Y, Hao M. The research on emotion recognition from ECG signal[C]. Proceedings of the 2009 International Conference on Information Technology and Computer Science. New York: ACM, 2009: 497-500.
- [60] Lee M S, Lee Y K, Pae D S, et al. Fast emotion recognition based on single pulse PPG signal with convolutional neural network[J]. Applied Sciences, 2019, 9(16): 3355.
- [61] Dutta S, Mishra B K, Mitra A, et al. An analysis of emotion recognition based on GSR signal[J]. ECS Transactions, 2022, 107(1): 12535-12542.
- [62] Johnson L, Becker S A, Cummins M, et al. NMC horizon report: 2016 higher education edition[M]. Texas: The New Media Consortium, 2016: 5-30.
- [63] 廖瑞华, 李勇帆, 刘琳, 等. 基于SIFT的远程在线教育情感识别研究[J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(6): 67-69.  
(Liao R H, Li Y F, Liu L, et al. On emotion recognition for distance online education based on sift[J]. Computer Applications and Software, 2010, 27(6): 67-69.)
- [64] 张瑞. 文本情感计算研究综述[J]. 管理观察, 2017(13): 28-30.  
(Zhang R. A summary of research on text emotion computing[J]. Management Observer, 2017(13): 28-30.)
- [65] 李云红, 聂梦瑄, 苏雪平, 等. 分区域特征提取的人脸识别算法[J]. 西北大学学报: 自然科学版, 2020, 50(5): 811-818.  
(Li Y H, Nie M X, Su X P, et al. Face recognition algorithm based on regional feature extraction[J]. Journal of Northwest University: Natural Science Edition, 2020, 50(5): 811-818.)
- [66] 丁名都, 李琳. 基于CNN和HOG双路特征融合的人脸表情识别[J]. 信息与控制, 2020, 49(1): 47-54.  
(Ding M D, Li L. CNN and HOG dual-path feature fusion for face expression recognition[J]. Information and Control, 2020, 49(1): 47-54.)
- [67] Li Y, Huang X, Zhao G. Joint local and global information learning with single apex frame detection for micro-expression recognition[J]. IEEE Trans Image Process, 2021, 30: 249-263.
- [68] 梁正友, 刘德志, 孙宇. 结合迁移学习与可分离三维卷积的微表情识别方法[J]. 计算机工程, 2022, 48(1): 228-235.  
(Liang Z Y, Liu D Z, Sun Y. Micro-expression recognition method combining transfer learning and separable 3D convolution[J]. Computer Engineering, 2022, 48(1): 228-235.)
- [69] Duan R N, Zhu J Y, Lu B L. Differential entropy feature for EEG-based emotion classification[C]. 2013 6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering. San Diego, 2013: 81-84.
- [70] Yang S X, Yang G Y. Emotion recognition of EMG based on improved L-M BP neural network and SVM[J]. Journal of Software, 2011, 6(8): 1529-1536.
- [71] Jerritta S, Murugappan M, Wan K, et al. Emotion recognition from facial EMG signals using higher order statistics and principal component analysis[J]. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 2014, 37(3): 385-394.
- [72] 权学良, 曾志刚, 蒋建华, 等. 基于生理信号的情感计算研究综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(8): 1769-1784.  
(Quan X L, Zeng Z G, Jiang J H, et al. Physiological signals based affective computing: A systematic review[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(8): 1769-1784.)
- [73] 田元, 周晓蕾, 周霖, 等. 学习情感分析方法研究综述[J]. 中国教育信息化, 2021(22): 1-6.  
(Tian Y, Zhou X L, Zhou M, et al. A summary of research on learning emotion analysis methods[J]. The Chinese Journal of ICT in Education, 2021(22): 1-6.)
- [74] D'mello S K, Kory J. A review and meta-analysis of multimodal affect detection systems[J]. ACM Computing Surveys, 2015, 47(3): 1-36.
- [75] 钟佳娃, 刘巍, 王思丽, 等. 文本情感分析方法及应用综述[J]. 数据分析与知识发现, 2021, 5(6): 1-13.  
(Zhong J W, Liu W, Wang S L, et al. Review of methods and applications of text sentiment analysis[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2021, 5(6): 1-13.)
- [76] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.

- (Zhou F Y, Jin L P, Dong J. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.)
- [77] 刘建伟, 宋志妍. 循环神经网络研究综述[J]. 控制与决策, 2022, 37(11): 2753-2768.  
(Liu J W, Song Z Y. Overview of recurrent neural networks[J]. Control and Decision, 2022, 37(11): 2753-2768.)
- [78] 李杨, 徐泽水, 王新鑫. 基于在线评论的情感分析方法及应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 304-317.  
(Li Y, Xu Z S, Wang X X. Methods and applications of sentiment analysis with online reviews[J]. Control and Decision, 2023, 38(2): 304-317.)
- [79] Sun Y, Dong L, Huang S, et al. Retentive network: A successor to transformer for large language models[J/OL]. 2023, arXiv: 2307.08621.
- [80] 余绍绍. 基于深度学习的在线教学平台文本情感分析[D]. 武汉: 中南财经政法大学, 2021.  
(Yu S S. Sentiment analysis of text on online teaching platform based on deep learning[D]. Wuhan: Zhongnan University of Economics and Law, 2021.)
- [81] Li X, Zhang H B, Ouyang Y X, et al. A shallow BERT-CNN model for sentiment analysis on MOOCs comments[C]. IEEE International Conference on Engineering, Technology and Education. Yogyakarta, 2019: 1-6.
- [82] Ezaldeen H, Misra R, Bisoy S K, et al. A hybrid E-learning recommendation integrating adaptive profiling and sentiment analysis[J]. Journal of Web Semantics, 2022, 72(3): 100700.
- [83] Alatrash R, Priyadarshini R, Ezaldeen H, et al. Augmented language model with deep learning adaptation on sentiment analysis for e-learning recommendation[J]. Cognitive Systems Research, 2022, 75(1): 53-69.
- [84] 杨花. 面向MOOC评论的细粒度情感分析研究[D]. 兰州: 西北师范大学, 2022.  
(Yang H. Fine-grained sentiment analysis for MOOC reviews[D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2022.)
- [85] 翟夏普, 安源, 龙艺璇. 本体和深度学习融合的在线评论细粒度情感分析[J]. 北京邮电大学学报, 2023, 46(5): 125-131.  
(Zhai X P, An Y, Long Y X. Fine-grained emotion analysis of online comments based on the fusion of ontology and deep learning[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2023, 46(5): 125-131.)
- [86] 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.  
(Chen X. Research on learner emotion recognition in online teaching based on convolutional neural network[D]. Xi'an: Xidian University, 2020.)
- [87] 高宇豆. 自然场景下的学习者表情识别与情感分析[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.  
(Gao Y D. Learners' expression recognition and emotion analysis in natural scenes[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019.)
- [88] Ye F. Emotion recognition of online education learners by convolutional neural networks[J]. Comput Intell Neurosci, 2022, 2022: 4316812.
- [89] Goodfellow I J, Erhan D, Carrier P L, et al. Challenges in representation learning: A report on three machine learning contests[C]. The 20th International Conference on Neural Information Processing. Daegu, 2013: 117-124.
- [90] Lucey P, Cohn J F, Kanade T, et al. The extended Cohn-Kanade dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition-Workshops. San Francisco, 2010: 94-101.
- [91] 张璟. 基于表情识别的课堂专注度分析的研究[D]. 太原: 山西大学, 2021.  
(Zhang J. Study on the classroom concentration analysis based on facial expression recognition[D]. Taiyuan: Shanxi University, 2021.)
- [92] Hu Z, Wang H, Zhu J C, et al. A real-time recognition model of teachers' voice and emotion for college online education[C]. International Conference on Image, Signal Processing, and Pattern Recognition. London, 2022, 12247: 474-481.
- [93] 赵国朕, 宋金晶, 葛燕, 等. 基于生理大数据的情绪识别研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(1): 80-92.  
(Zhao G Z, Song J J, Ge Y, et al. Advances in emotion recognition based on physiological big data[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(1): 80-92.)
- [94] Wang H P, Chen C M. Assessing the effects of various multimedia curriculums to learning emotion and performance based on emotion recognition technology[C]. International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation. Tainan, 2010: 365-368.
- [95] 晃浩, 刘永利, 连卫芳. EEG情感识别中基于集成深度学习模型的多分析域特征融合[J]. 控制与决策, 2020, 35(7): 1674-1680.  
(Chao H, Liu Y L, Lian W F. Multi-analysis domain feature fusion of EEG emotion recognition based on integrated deep learning model[J]. Control and Decision, 2020, 35(7): 1674-1680.)
- [96] Imani M, Ali M G. A survey of emotion recognition methods with emphasis on e-Learning environments[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2019, 147: 102423.
- [97] 张峰, 李希城, 董春茹, 等. 基于深度情感唤醒网络的多模态情感分析与情绪识别[J]. 控制与决策, 2022, 37(11): 2984-2992.  
(Zhang F, Li X C, Dong C R, et al. Deep emotional

- arousal network for multimodal sentiment analysis and emotion recognition[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(11): 2984-2992.)
- [98] 郑茜元. 基于面部特征的学习状态研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2020.  
(Zheng X Y. Study on learning state based on facial features[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2020.)
- [99] 吴慧婷. 基于多维度信息融合的学生在线学习投入度研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2020.  
(Wu H T. Research on students' online learning engagement based on multi-dimensional information fusion[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2020.)
- [100] 陈国伟, 张鹏洲, 王婷, 等. 多模态情感分析综述[J]. 中国传媒大学学报: 自然科学版, 2022, 29(2): 70-78.  
(Chen G W, Zhang P Z, Wang T, et al. Review on multimodal sentiment recognize[J]. *Journal of Communication University of China: Science and Technology*, 2022, 29(2): 70-78.)
- [101] Sharma K, Papamitsiou Z, Giannakos M. Building pipelines for educational data using AI and multimodal analytics: A “grey-box” approach[J]. *British Journal of Educational Technology*, 2019, 50(6): 3004-3031.
- [102] 张红斌, 石峰炜, 熊其鹏, 等. 基于主动样本精选与跨模态语义挖掘的图像情感分析[J]. *控制与决策*, 2022, 37(11): 2949-2958.  
(Zhang H B, Shi H W, Xiong Q P, et al. Image sentiment analysis via active sample refinement and cross-modal semantics mining[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(11): 2949-2958.)

## 作者简介

林铭炜(1985—), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 从事大数据分析、智能决策、智慧教育等研究, E-mail: linmwcs@163.com;

许江松(2001—), 男, 硕士生, 从事自然语言处理、情感识别、智慧教育等研究, E-mail: xujs0130@163.com;

林佳胤(1992—), 男, 讲师, 硕士生导师, 博士, 从事智慧教育、推荐系统、深度学习等研究, E-mail: jy.lin@fjnu.edu.cn;

刘健(1988—), 男, 讲师, 博士, 从事自然语言处理、智慧教育等研究, E-mail: lgw863@126.com;

徐泽水(1968—), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 从事决策理论与技术、信息融合理论和聚类算法、模糊系统与优化算法等研究, E-mail: xuzeshui@263.net.

## 科研团队简介

徐泽水教授科研团队立足于四川大学商学院, 长期专注于决策科学领域, 一直倡导将前沿性应用基础研究成果与国民经济发展和国家重大需求紧密相连。目前, 以徐泽水教授为核心的团队秉承“勤奋、严谨、求实、创新”的团队科研文化建设理念, 以建成国际一流的研究团队、培养具有深厚人文底蕴、扎实科研素质、宽广国际视野的优秀跨学科复合型人才为目标, 不断进步, 自我突破。科研团队自成立以来, 在信息融合理论与方法、复杂决策理论、数据处理技术等方面取得了一系列开创性的研究成果, 并成功应用于军事领域复杂问题的建模与决策、我国战略能源通道风险评估与突发事件应急响应、大数据驱动的医疗管理等实际问题, 团队在培育优秀人才、建设科研文化、拓展国际视野、开拓创新精神等方面也取得了丰厚的成果和实践经验。

课题组负责人徐泽水教授是欧洲科学院院士, 欧洲科学与艺术院院士, 欧洲自然科学院院士、国际系统与控制科学院院士, 国际工程技术协会杰出会士, 国际电气与电子工程师协会、国际模糊系统协会、英国皇家艺术协会等9个国际权威协会会员(Fellow), 长江学者特聘教授, 国家杰出青年科学基金获得者, 国家百千万人才工程人选, 国家有突出贡献中青年专家, 享受国务院政府特殊津贴专家等。2018~2023年全球前2%顶尖科学家终身科学影响力榜单均位居前500名(2019年年度科学影响力排名世界第30位, 中国学者中位居第1); 2023年全球顶尖计算机科学家排名第40位(中国内地学者中位居第1)。长期从事智能决策、信息融合、模糊数学与优化算法等研究, 系统地创建了复杂信息决策理论与方法体系。

曾获首届汤森路透中国引文桂冠奖、中国青年科技奖、教育部自然科学奖(一等奖2项、二等奖2项)、江苏省数学杰出成就奖等。担任《IEEE Transactions on Cybernetics》《IEEE Transactions on Fuzzy Systems》《Information Sciences》《Information Fusion》《Artificial Intelligence Review》等30余种SSCI/SCI期刊副主编或编委。由Springer出版英文专著20部, 发表SSCI/SCI论文900余篇, 论著被引95 000余次, H指数152。