

VR 与脑机接口技术在情绪识别与调节中的应用研究综述

王昕怡 倪冰雪 王青宇 李争平

北方工业大学，北京 100144

[摘要]文章研究了虚拟现实（BCI）与脑机接口（VR）在情绪识别与调节中的应用，构建了基于 VR 情绪诱发与 EEG 信号分析的闭环系统框架。文章系统阐述了从情绪模型、信号采集与预处理、特征提取到识别建模（涵盖传统机器学习与 CNN、LSTM 等深度学习模型）的全流程，分析了 VR 在提升情绪诱发生态效度与可控性方面的优势，并指出当前在信号质量、个体差异与模型泛化等方面面临的挑战，展望了多模态融合与轻量化便携设备等未来方向。

[关键词]脑机接口；生理信号；情绪识别；虚拟现实；深度学习

DOI: 10.33142/cmn.v3i2.18152 中图分类号: R743 文献标识码: A

Review of the Application Research on VR and Brain Computer Interface Technology in Emotion Recognition and Regulation

WANG Xinyi, NI Bingxue, WANG Qingyu, LI Zhengping

North University of Technology, Beijing, 100144, China

Abstract: This article studies the application of virtual reality (BCI) and brain computer interface (VR) in emotion recognition and regulation, and constructs a closed-loop system framework based on VR emotion induction and EEG signal analysis. The article systematically elaborates on the entire process from emotion modeling, signal acquisition and preprocessing, feature extraction to recognition modeling (covering traditional machine learning and deep learning models such as CNN and LSTM), analyzes the advantages of VR in improving the ecological validity and controllability of emotion induction, and points out the current challenges in signal quality, individual differences, and model generalization, which also looks forward to future directions such as multimodal fusion and lightweight portable devices.

Keywords: brain computer interface; physiological signals; emotion recognition; virtual reality; deep learning

1 概述

1.1 研究背景与意义

在心理学研究领域，对人类情绪及其行为影响的探索始终是核心命题。这一研究脉络可追溯至 19 世纪末，彼时心理学界提出“情感（affect）”术语，用以描述个体愉快或不愉快的主观体验；此后，情感概念不断拓展，涵盖了短期的情绪、较长期的心境以及相对稳定的态度等多元心理状态，三者以独特机制作用于人类行为。而从当代应用视角看，情绪量化技术不仅能为抑郁、焦虑等心理问题的早期筛查提供客观依据，还可助力个性化心理干预方案的设计，最终推动心理健康服务向精准化、智能化方向发展。

1.2 传统情绪诱发与测量方法的局限性

传统的情绪识别方法基于面部表情、语音语调等外在行为，容易受到个体主观意愿的干扰。与传统的被动式情绪诱发方法（如观看图片、视频）相比，VR 能够更好地模拟真实环境，引发更强烈、更自然且多成分的情绪反应，显著提高了情绪诱发的生态效度和结构效度。VR 与 BCI 技术的结合，构建了一个从情绪诱发、生理信号采集到情绪识别与反馈调节的闭环系统，在个性化用户体验、心理

健康干预、教育与培训等领域展现了广阔的应用前景。

1.3 VR 情绪诱发

VR 作为一种先进的情绪诱发工具，其核心优势在于能够克服传统实验室方法的局限性。相较于静态图片或 2D 视频等传统刺激物，VR 具备以下显著优点：高沉浸感与真实感，VR 通过头戴式显示器（HMD）将用户与外部世界隔离，构建了一个三维动态的虚拟场景，使用户完全沉浸其中。实验可控性强，研究者可以精确控制 VR 环境中的各种变量，如场景、声音、交互元素等，从而实现对情绪诱发过程的精细化管理。情绪强度高，VR 诱发的情绪反应通常比传统方法更强烈，这有助于研究者更有效地捕捉和分析情绪生理信号。

然而，VR 情绪诱发也存在一些劣势，例如可能诱发晕动症、新手偏差、部分复杂情绪诱发效果不佳以及伦理与隐私风险。

1.4 情绪的主观评估：自我评估曼氏量表（SAM）及其他量表

自我评估曼氏量表（SAM）：该量表可以帮助参与者在愉悦度、唤醒度和优势度三个维度上对自身情绪进行评分。

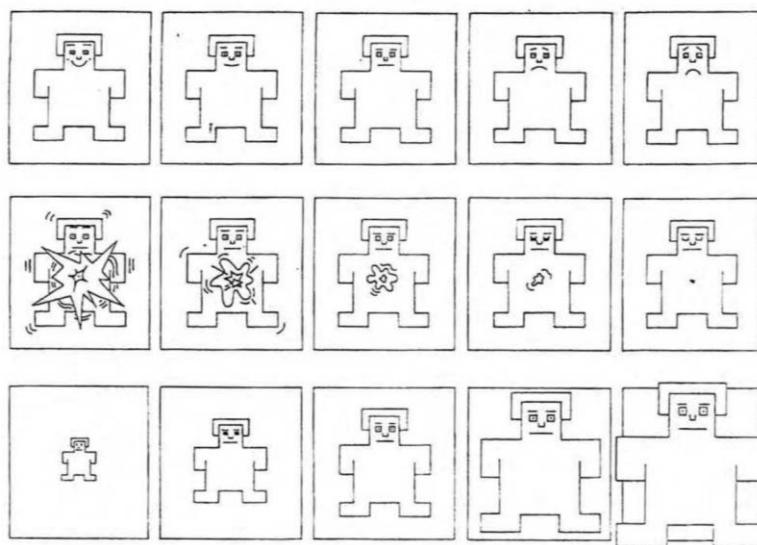


图1 用于评估情感维度（从上至下依次为：效价、唤醒度、优势度）的自我评估模型图示(SAM)

表1 外周生理信号

信号类型	生理机制	情绪指示意义	常用指标
心电 (ECG)	交感/副交感平衡调节心肌活动	高唤醒/压力会导致心率升高, HRV 降低	HR,HRV
皮肤电 (EDA)	交感活动调节汗腺分泌	情绪唤醒强度直接指标	SCL,SCR
肌电 (EMG)	面部肌群张力反映情绪表达	微表情情绪识别	Zygomaticus/Frontails 活动变化

还可以采用情绪差异情感量表 (Differential Emotions Scale, DES)、情绪体验问卷 (Positive and Negative Affect Schedule, PANAS) 等工具进行情绪评估。

2 脑电与心电协同的情绪生理信号分析

情绪作为一种复杂的心理生理状态，其产生与变化伴随着中枢神经系统与外周生理系统的协同响应。准确采集并解析这些生理信号，是构建高效情绪计算模型的基础。

2.1 情绪反应的神经生理基础与信号类型

情绪反应涉及中枢神经系统与外周生理系统的协同作用，其信号类型主要包括中枢神经信号 (如脑电, EEG) 和外周生理信号 (如心电 ECG、皮肤电活动 EDA、肌电 EMG 等)。其中，脑电信号直接反映大脑皮层的神经电活动，与情绪状态密切相关；而心电、皮肤电等外周信号则通过心率变异性、皮肤电导等指标间接反映情绪引起的自主神经系统变化。

2.1.1 中枢神经信号：脑电

脑电信号来源于大脑皮层神经元的同步放电，其毫秒级时间分辨率使其成为研究情绪神经机制的重要工具。不同情绪状态会引发特定频段活动的变化，例如 α 波常与放松与积极情绪相关，而 β 与 γ 频段则在紧张、高唤醒或负面情绪中显著增强； θ 波则与深层情绪加工与记忆关联。除了频谱特征，EEG 的事件相关电位可反映情绪刺激的早期注意分配与晚期评价过程，为情绪识别提供稳定的神经标记。总体而言，EEG 能够刻画情绪的认知维度，是情绪内容识别的重要信号来源。

2.1.2 外周生理信号

情绪不仅影响大脑，还会通过自主神经系统作用于身体的各个部分，产生外周生理信号。相比 EEG 直接反映情绪加工过程，外周生理信号更多体现情绪引起的生理唤醒水平变化。

2.2 脑电与心电协同的必要性与优势

情绪识别系统中的单一生理信号，如脑电 (EEG) 或心电 (ECG)，通常只能够提供有限的情绪信息。为了提高情绪识别的准确性和鲁棒性，越来越多的研究倾向于使用多模态生理信号，将 EEG 与 ECG、皮肤电活动 (EDA) 或肌电图 (EMG) 等信号相结合。通过融合多种信号，可以全面反映情绪状态的各个维度，并有效克服单一信号的局限性。

2.2.1 EEG 与 ECG 的生理互补性

表2 EEG 与 ECG 的识别特性

生理系统	对应信号	表征内容	对情绪识别的贡献
中枢神经系统	EEG	情绪的认知加工、注意分配、情绪评估	区分情绪性质，如积极/消极
自主神经系统	ECG (HR/HRV)	生理唤醒强度与压力水平	区分情绪强度，如紧张/放松

EEG 与 ECG 从不同系统反映情绪生理过程，具有天然互补性。EEG 揭示大脑对情绪刺激的即时加工，可区分情绪的性质；ECG 则通过心率动态反映情绪唤醒水平，具有高稳定性和佩戴便利性。在跨个体环境中，EEG 特征受个体神经差异影响大，而 ECG 跨个体的一致性较强，

可作为模型的稳定参照,有助于提升特征对齐与域迁移能力。EEG 提供语义层面的情绪信息, ECG 提供强度层面的生理反应,将二者整合能够显著增强情绪识别模型的整体性能与可靠性。

2.2.2 克服单模态识别的局限性

表 3 单模态识别的局限性

单模态限制	问题表现	EEG+ECG 的改进机制
EEG 易受噪声与个体差异影响	不同受试者的模型准确率差异大	ECG+HRV 具有更高跨个体稳定性, 可作为正则约束增强泛化能力
ECG 缺乏情绪内容描述能力	无法区分相同唤醒水平下的不同情绪	EEG 提供情绪语义信息, 弥补语义表达缺失
动态场景下 EEG 信号不稳定	VR/自然场景中运动轨迹明显	ECG 信号时间一致性好, 可用于稳态基准校正

从表格可以看出, 情绪识别中依赖单独的 EEG 或 ECG 往往难以获得稳定准确的结果。EEG 易受噪声干扰、信号波动大、跨场景可迁移性弱; 而 ECG 无法准确区分同等唤醒水平下的不同情绪类别, 表达能力有限。

通过引入 ECG, EEG 模型在面对噪声或个体差异时能够获得稳定的生理参照, 从而减少特征漂移和分类不确定性; 同时, EEG 补足 ECG 缺乏情绪语义的不足, 使模型能在复杂情绪状态下保持更高的区分能力。因此, 多模态协同不仅能有效解决单模态的性能瓶颈, 也更契合真实情境中情绪反应的多系统生理特征, 为情绪识别提供更稳健的建模基础。

2.3 多模态生理信号融合分析方法

在明确脑电(EEG)与心电(ECG)在情绪反应中的生理互补关系后, 关键问题转向如何将两类信号有效整合并转化为可用于情绪识别的判别性特征。多模态融合的核心目标并非简单叠加数据, 而是利用不同信号在时域、频域及动力学调控机制上的差异, 构建跨系统的情绪状态联合表征模型。

多模态融合方法通常可分为信号级、特征级和决策级三个层次, 如表 4:

3 基于深度学习的情绪识别模型的跨个体脑电识别技术

3.1 机器学习与深度学习在情绪识别中的演进

最早的情绪识别研究多依赖于基于规则的传统方法,

这些方法通常依赖人工设计的特征和规则, 准确性受限于特征提取的质量及其对情绪变化的表达能力。随着机器学习的兴起, 支持向量机(SVM)、决策树(DT)、随机森林(RF)等分类方法在情绪分类中被广泛使用。SVM 成为了情绪识别中的重要工具, 也是情绪识别中最常用的分类方法。

随着数据量的增加和计算能力的提升, 深度学习方法开始在情绪识别中占据主导地位。深度学通过端到端学习, 不再依赖人工特征设计, 而是能够自动从原始 EEG 信号中提取出更深层次的特征。这一特点使得深度学习能够更好地处理复杂的情绪变化, 并有效应对 EEG 信号的高噪声、个体差异等问题。卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN)是两种主要应用于情绪识别的深度学习架构。CNN 能够有效提取 EEG 信号中的空间特征, 特别适合用于从局部区域提取有意义的情绪特征。

3.2 深度学习在 EEG 情绪识别中的模型挑战

3.2.1 深度学习在 EEG 情绪识别中的应用

深度学习的快速发展极大推动了基于 EEG(脑电图)的情绪识别研究, 使其从依赖手工特征提取转向端到端的自动特征学习与模式建模。早期工作为 EEG 情绪识别提供了标准化的实验基准与评价体系, 为后续深度模型的研究奠定了基础。

在众多模型中, 卷积神经网络因其强大的空间特征提取能力而被广泛应用于 EEG 特征图的建模。而一种时序多模态深度学习模型结合早期融合与后期融合方法, 利用可穿戴生理传感器实现了分别为 71.61% 与 70.17% 的情绪识别准确率, 显示出融合多源信息能够提升模型的鲁棒性与泛化性能。

除 CNN 与 LSTM 外, 图神经网络(Graph Convolutional Network, GCN)也成为近年 EEG 情绪识别的重要方向。GCN 将 EEG 电极视为图节点, 依据空间邻接或功能连接关系建立图结构, 从而捕捉脑区间的空间交互特征, 在跨个体泛化与可解释性方面表现突出。与此同时, Transformer 架构凭借自注意力机制能够捕捉长时依赖关系, 已被用于建模 EEG 的全局时空特征。此外, 生成式模型(如变分自编码器 VAE 与生成对抗网络 GAN)被用于 EEG 数据增强与域自适应, 以缓解样本稀缺和个体差异问题, 提升模型泛化能力。

表 4 多模态融合方法

融合层级	方法特点	优势	典型模型	适用场景
信号级融合	在预处理后对原始 EEG 与 ECG 时序信号进行同步与联合建模	信息保留最完整, 可用于动态情绪追踪	CWT+多分支 CNN、STFT 联合时频图	高时间精度要求、VR 实时监测
特征级融合	分别提取 EEG/ECG 的频域、时域及非线性特征后进行拼接或注意力加权融合	表征能力强, 提升分类分离度最显著	CNN-LSTM、GCN-Transformer、Attention 融合网络	用于提高模型准确率与泛化能力
决策级融合	模型独立分类后进行投票或概率加权	结构简单, 具有较强鲁棒性	SVM/Softmax 置信度加权融合	噪声场景、多设备异步采集

3.2.2 跨被试泛化与个性化模型挑战

(1) 数据异质性与深度域自适应策略

在 EEG 情绪识别中，不同个体间的脑电特征差异显著，导致模型在新个体上的性能常出现显著下降。例如，情感推断模型在不同国家间泛化效果显著下降，地理相似性对模型表现有重要影响。在联邦学习等分布式场景下，数据分布的异质性加剧了全局模型与本地模型的目标冲突。为解决这一“域偏移”问题，近年来研究者提出了深度域自适应与迁移学习策略，通过对齐源域与目标域特征分布，从而提升跨个体泛化能力。这类深度域自适应策略表明，通过联合深度特征提取、分布对齐与判别特征学习，可以在不依赖目标域标签的情况下显著提升迁移性能。

(2) 基于深度学习的特征对齐与迁移优化策略

同时个性化模型需要大量个体标注数据，实际采集成本高，且当个体内部数据变化较小时，个性化模型反而不如泛化模型，同时个性化模型易过拟合，泛化能力弱，难以适应新情境或新用户。在跨个体 EEG 情绪识别中，为进一步提升模型的鲁棒性与泛化性能，研究者提出了多种基于深度学习的特征对齐与迁移优化策略。另一方面，多源域联合与自选分支方法通过构建多源域特征分支结构，使模型能够自动选择与目标域分布最接近的源域特征，从而有效减少负迁移效应，提升跨个体情绪识别的准确率。与此同时，有研究者通过系统比较多种线性与非线性特征提取方法，以及不同频带分解策略与脑区选择方案，以增强 EEG 特征在时频域与空间域的可分性和跨个体可迁移性。这些方法的综合应用，为构建具备更强鲁棒性、可解释性与个体自适应能力的 EEG 情绪识别模型奠定了技术基础。

3.2.3 评估与数据集挑战

数据集不平衡、跨场景非平稳性、缺乏多模态/多地域数据等问题限制了模型的泛化与个性化能力。

泛化与个性化模型的权衡是当前智能建模领域的核心难题。作者强调，跨主体情绪识别才是未来 EEG 情绪识别系统走向实用化的关键方向。然而，目前实现高精度的跨主体识别仍具相当挑战。未来需进一步探索多模态、多地域、多任务的协同建模与评估方法。

4 应用领域与未来展望

4.1 应用领域

EEG 情绪识别在心理健康领域具有重要潜力。通过长期监测个体情绪状态变化，可以为抑郁、焦虑、压力相关障碍等提供辅助诊断与干预支持。EEG 情绪识别技术可以与生物反馈（Neurofeedback）系统结合，用于情绪调节训练或辅助治疗。将情绪识别融入 BCI 系统，可使人机交互具备“情感感知”能力，提升交互体验和响应适应性。此外，它在教育系统中有望用于监测学生的情绪状态、专注度反馈与个性化教学调整。

4.2 未来研究方向

未来 EEG 情绪识别研究呈现出多模态融合与实用化两大趋势。在技术上，通过将 EEG 功能连接特征与眼动、语音、皮肤电等外围生理信号相结合，利用深度学习捕捉互补信息，能显著提升对复杂情绪的分类精度。同时，研究致力于开发更轻量化、便携化的可穿戴设备，以推动系统从实验室环境走向日常化的自然监测与应用。

总体而言，未来通过构建高质量、标准化的 EEG 情绪识别数据生态系统，研究者将能够更好地训练出稳健、普适的情绪识别模型，从而推动该领域迈向更高水平的智能化与应用化。

[参考文献]

- [1]Houssein,Essam H,et al.Human Emotion Recognition from EEG-Based Brain–Computer Interface Using Machine Learning: A Comprehensive Review[J].Neural Computing and Applications,2022,34(15):12527.
- [2]Meuleman,Ben,David Rudrauf.Induction and Profiling of Strong Multi-Componential Emotions in Virtual Reality[J].IEEE Transactions on Affective Computing,2021(12):189.
- [3]Van den Broek E L.Ubiqitous emotion-aware computing[J].Personal and Ubiquitous Computing,2013,17(1):53.
- [4]潘澄.基于脑电情绪识别的运动想象脑机交互[D].浙江:浙江工业大学,2023.
- [5]Gupta K,Lazarevic J,Pai Y, et al.26th ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology[C].AffectivelyVR:Towards VR Personalized Emotion Recognition,2020.
- [6]Somarathna,Rukshani,et al.Virtual Reality for Emotion Elicitation – A Review[J].IEEE Transactions on Affective Computing,2023,14(4):26.
- [7]Kosonogov V,Hajiyeva G,Zyabreva I.a set of affective 360-degree panoramas: a psychophysiological study[J].Virtual Reality,2023,28(1):58-60.
- [8]BRADLEY MARGARET M,Bradley MM,Lang PJ.Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential.Journal of Behavioral Therapy and Experimental[J].Psychiatry,1994(25):49-59.
- [9]Iyer A,Das S,Teotia R,et al.CNN and LSTM based ensemble learning for human emotion recognition using EEG recordings[J].Multimedia Tools and Applications,2022,82(4):4883-4896.
- [10]Izard Carroll E.Emotion theory and research: Highlights, unanswered questions, and emerging issues[J].Annual review of psychology,2009,60(1):58.

- [11] Shu Lin, Jinyan Xie, Mingyue Yang, et al. A review of emotion recognition using physiological signals [J]. Sensors, 2018, 18(7): 2074.
- [12] Torres, Edgar P., Edgar A. Torres, Myriam Hernández-Álvarez, and Sang Guun Yoo [J]. "EEG-Based BCI Emotion Recognition: A Survey" Sensors, 2020, 20(18): 5083.
- [13] Koelstra S, Muhl C, Soleymani M, et al. DEAP: A Database for Emotion Analysis Using Physiological Signals [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2012, 3(1): 18-31.
- [14] Jirayucharoensak S, Pan-Ngum S, Israsena P. EEG-based Emotion Recognition using Deep Learning Network with Principal Component based Covariate Shift Adaptation [J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 1-10.
- [15] Yang Y, Fairclough S, Zhai J. Multimodal Emotion Recognition Using EEG and ECG Signals Based on Deep Neural Networks [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(7): 6993-7003.
- [16] 徐宝国, 宋爱国. 基于小波包变换和聚类分析的脑电信号识别方法 [J]. 仪器仪表学报, 2009(1): 25-28.
- [17] 袁思念, 李若薇, 朱子孚, 等. 一种自适应的脑电信号噪声检测与去除方法 [J]. 中国医疗器械杂志, 2022, 46(3): 248-253.
- [18] 李广鹏, 刘波, 李坤, 等. 一种基于机器学习的人脸情绪识别方法研究 [J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(5): 27-31.
- [19] Mutawa A, Hassounah A. Multimodal Real-Time patient emotion recognition system using facial expressions and brain EEG signals based on Machine learning and Log-Sync methods [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2024(91): 105942.
- [20] 李锦瑶, 杜肖兵, 朱志亮, 等. 脑电情绪识别的深度学习研究综述 [J]. 软件学报, 2023, 34(1): 255-276.
- [21] 黄磊. 基于深度学习的脑电情绪识别关键技术研究 [D]. 江苏: 南京信息工程大学, 2024.
- [22] Koelstra S, Mühl C, 0001 S M, et al. DEAP: A Database for Emotion Analysis ;Using Physiological Signals [J]. IEEE Trans. Affective Computing, 2012, 3(1): 18-31.
- [23] Ante T, Mladen R. Emotion recognition based on EEG feature maps through deep learning network [J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2021, 24(6): 1442-1454.
- [24] Yaqing Z, Jinling C, Hong J T, et al. An Investigation of Deep Learning Models for EEG-Based Emotion Recognition [J]. Frontiers in Neuroscience, 2020(14): 622759.
- [25] Song, T., Zheng, W., Song, P., Cui, Z.. EEG Emotion Recognition Using Dynamical Graph Convolutional Neural Networks [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2020(11): 532-541.
- [26] Xu, Y., Du, Y., Li, L., Lai, H., Zou, J., Zhou, T., Xiao, L., Liu, L., & , P.. AMDET: Attention Based Multiple Dimensions EEG Transformer for Emotion Recognition [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2022(15): 1067-1077.
- [27] Hang, W., Feng, W., Du, R., Liang, S., Chen, Y., Wang, Q., Liu, X.. Cross-Subject EEG Signal Recognition Using Deep Domain Adaptation Network [J]. IEEE Access, 2019(7): 128273-128282.
- [28] Pan, B., & Zheng, W.. Emotion Recognition Based on EEG Using Generative Adversarial Nets and Convolutional Neural Network [J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2021(1): 88-89.
- [29] Shen, X., LiuX., Hu, X., Zhang, D., Song, S.. Contrastive Learning of Subject-Invariant EEG Representations for Cross-Subject Emotion Recognition [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2021(14): 2496-2511.

作者简介：李争平（1975—），2008年获得北京邮电大学通信与信息系统博士学位，并在北方工业大学信息工程学院通信工程系工作至今，2012年，清华大学电子系访问学者，曾担任国际会议《International Conference On Advanced Communication Technology 2010》的议程主席。主要研究方向移动网络中的服务发现技术，虚拟现实技术在医学救援中的应用。