Emotion Recognition Using EEG Monitoring Technology

ZHU Zijiao[1], JIN Zimin[1], WANG Guanghua[1], ZENG Xiangsong[2], ZENG Fangmeng[1,3*]
(1.College of Textile Science and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang 310018, China;
2.Zhejiang Yuntai Textile Co., Ltd., Changshan Zhejiang 324200, China;
3.Zhejiang Sci-Tech University Shengzhou Innovation Research Institute, Shengzhou Zhejiang 312400, China)

Abstract: Emotion recognition can detect negative emotions and provide solutions in time, which is of great significance to the treatment of mental diseases, such as anxiety and depression. EEG, with the advantages of cheap, portable and easy to use, has been widely used in emotion recognition. To promote innovation in emotion recognition, the research progress of emotion recognition based on EEG monitoring technology is systematically introduced. Firstly, the related theories about emotion recognition are summarized. Then, the research framework of emotion recognition based on EEG is introduced. The current development status of EEG monitoring technology and public datasets are reviewed in detail. Besides, the EEG monitoring technology used in the datasets is analyzed, and the new studies on EEG emotion recognition are summarized. Finally, the problems to be solved in future of EEG emotion recognition are discussed, and future applications are prospected.

Key words: emotion recognition; EEG; classification algorithm; feature extraction; electrodes
EEACC: 7230J; 7510D **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2025.11.001

基于脑电监测技术的情绪识别研究进展

朱子骄[1], 金子敏[1], 王广华[1], 曾祥松[2], 曾芳梦[1,3*]
(1.浙江理工大学纺织科学与工程学院, 浙江 杭州 310018; 2.浙江云泰纺织有限公司, 浙江 常山 324200;
3.浙江理工大学嵊州创新研究院有限公司, 浙江 嵊州 312400)

摘 要: 情绪识别能及时发现负面情绪并提供解决方案, 对治疗焦虑症、抑郁症等精神疾病意义重大。脑电监测技术具有低廉、便携、易于使用等优势, 在情绪识别领域应用广泛。为推动脑电监测技术在情绪识别研究领域的创新发展, 系统介绍了基于脑电监测技术的情绪识别研究进展。首先概述了情绪识别研究的相关理论; 接着介绍了基于脑电的情绪识别研究流程, 随后详细梳理了脑电监测技术的发展现状和常用公开数据集, 进一步分析了脑电监测技术在公开数据集中的应用情况, 并总结了最新的脑电情绪识别分类算法研究; 最后讨论了在未来发展中, 脑电情绪识别研究亟需解决的问题及其应用前景。

关键词: 情绪识别; 脑电; 分类算法; 特征提取; 电极
中图分类号: TN911.7; R318 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2025)11-1921-10

随着医疗水平及保健体系的日益完善, 人均寿命大幅提高, 生命质量愈发引起人们的关注。然而, 在现代快节奏生活、工作环境下, 人们的生活品质受到极大影响, 因高压、过度紧张等带来的负面情绪不断增多, 甚至引发抑郁症、焦虑症等精神疾病问题, 危害着人们的身心健康。情绪能反映人当前的生理和心理状态, 对高质量生活起着决定性作用。情绪识别通过监测人的反应掌握情绪状态并进行积极调节, 在心理治疗、安全驾驶、健康护理[1-2]等领域都有着重要意义。

情绪可通过面部表情、语音语调等外部表现, 以及心电、脑电等生理信号来判断。脑电由大脑直接产生, 被誉为“脑功能的窗口”, 具有很高的研究和应用价值, 在脑-机交互、情绪识别等研究领域应用广泛。脑电是情绪识别研究的重要载体, 通过监测人在不同情绪状态下的脑电状态, 并结合运用情绪分类算法和分析实现情绪识别。而脑电监测需要通过脑电电极和可穿戴设备构成的脑电监测系统完成, 脑电监测技术是获取脑电信号的关键技术, 与情绪识别准确率息息相关。随着计算机技术的发展, 机器学习和深度学习算法愈发成熟, 情绪分类算法取得了快速发展, 但情绪识别准确率和滞后性还有

收稿日期: 2023-12-07 **修改日期**: 2024-07-06

待进一步提高。此外,结合纺织材料制备柔性电极、脑电可穿戴设备,并集成为柔性脑电监测系统,有助于达到信号质量与使用舒适性之间的平衡,有助于进一步推动脑电监测技术的创新发展。

本文系统性地总结了情绪识别研究的方法理论和脑电监测技术的发展现状,并提出情绪识别研究及脑电监测技术存在的问题和发展趋势,推动脑电情绪识别的创新发展,为脑电监测技术提供新的研究方向。

1 情绪识别研究

一般来说,情绪识别研究主要包括情绪诱发实验、信号监测、信号分析和情绪分类。情绪模型和情绪诱发是情绪识别研究的基本理论和方法,信号监测和信号分析方法取决于所选择的情绪反应,情绪分类依赖于分类算法。

1.1 情绪模型与情绪诱发

1.1.1 情绪模型

采用科学的表征方式对情绪状态进行分类量化是情绪识别研究的重要条件,目前主要形成离散和维度情绪模型。离散情绪模型认为情绪空间由几种基本情绪构成。尽管研究人员对于基本情绪的争论一直存在,但大多倾向于 Ekman 等[3]提出的 6 种基本情绪:高兴、愤怒、悲伤、恐惧、惊讶和厌恶,并指出其他情绪是这些基本情绪的反应和组合产物,在情绪识别研究中应用广泛。维度情绪模型将情绪状态量化映射至不同维度的空间坐标点位置,建立多维情绪空间模型,也称为连续情绪模型。Russell[4]和 Lang[5]构建愉悦度(Pleasure)亦称效价(Valence)、唤醒度(Arousal)二维情绪模型,Mehrabian[6]引入优势度(Dominance)构建三维情绪模型;维度情绪模型将情绪向量化,可扩展性较强,在情绪识别研究中应用前景广阔。

在情绪识别研究中,这两种情绪模型都发挥着至关重要的作用,各有优势。当选用离散情绪模型时,被试对基本情绪进行感知和判别,可以得到每个基本情绪的识别准确率,但对于广泛复杂的情绪状态表征方面存在局限性;当选择维度情绪模型时,情绪状态的边界是模糊的[7],更能反映不同情绪转换的连续变化,可扩展性较强。

1.1.2 情绪诱发

激发被试者情绪是开展情绪识别研究的前提,主要通过情绪诱发材料和情境刺激两种方式来实现。前者对诱发材料要求较高,需要采用标准材料库;后者通过引导,让被试主动地产生目标情绪,实施难度较大。

情绪诱发材料通常采用图片、声音、音乐、视频(电影片段)等外部刺激诱发被试者的不同情绪。为有效客观地激发被试者目标情绪,研究人员建立标准化材料库,如国际情感图片库(IAPS)[8]、国际情感数码声音库(IADS)[9]、标准化电影数据库[10]。此外,罗跃嘉等[11]针对中国本土化情绪识别研究,构建了中国情感图片库(CAPS)、中国情感数码声音库(CADS)等。

情境刺激主要有两种方式,一种是通过语言、文字等引导被试者想象或回忆带有特定感情色彩的场景从而产生目标情绪;另一种是借助高科技技术使被试者“身临其境”激发目标情绪,如虚拟现实技术[12]、电子游戏等。前者易于操作,但被试者能否找到目标情绪的场景无法保证;后者受实验设备和场地限制较大。

1.2 情绪反应与情绪识别方法

情绪是人对客观事物的认知态度及相应的行为反应,既是主观感受,又是客观生理反应,当情绪发生时,通常伴随着一些外部表现和生理反应。外部表现即能观察到的行为特征,包括面部表情、语音语调、肢体动作等,如高兴时“眉开眼笑”等;生理反应是由中枢和外周神经系统(CNS 和 PNS)主导的神经性活动,自发产生且不受人主观意志控制。大脑是 CNS 的主要部分,与情绪反应密切相关[13]。PNS 由自主和躯体神经系统(ANS 和 SNS)组成,情绪变化会引起 ANS 活动,调节心电信号(ECG)、肌电信号(EMG)、体温(T)和皮肤电反应(GSR)等,如兴奋时心跳加速、皮肤电导率增加[14]等。

基于此,情绪识别方法可分为两大类:基于外部表现和基于生理信号的情绪识别。外部表现易于捕捉收集,相关研究由来已久,但结果缺乏可靠性,原因是人们可以通过控制面部表情或语音语调来隐藏自己的真实感受。生理信号独立于人的主观意志,能更加客观真实地反映人的情绪状态,随着传感材料及电子设备的发展,基于生理信号的情绪识别成为研究热点。

1.3 情绪识别分类算法

分类算法是准确进行情绪识别的关键因素之一。在情绪识别研究中考虑到数据量和特征维度等问题,传统机器学习和深度学习常常被用作情绪识别的分类算法。传统机器学习通过特征提取、优化后,再进行情绪分类,耗时较长,常用分类器有[15]:K 近邻算法(K-NN)、决策树(DT)、朴素贝叶斯(NB)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、人工神经网络(ANN)等。

深度学习是机器学习的重要分支,更接近人工智能,近年来采用深度学习的情绪识别研究日益增加。深度学习通过增加神经网络层数,能学习数据的内在规律和深层次特征,运算效率大大提高[16],常用算法有卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)和长短时记忆神经网络(LSTM)等。

2　基于脑电的情绪识别相关理论

2.1　脑电与情绪

脑电(EEG)由大脑直接产生,是大脑神经细胞自发性产生的生物电活动,可以直观反映人的情绪状态,其监测方式无创便捷,具有时效性高、灵敏度高等特点,被广泛应用于情绪识别领域。同时,脑电信号极其微弱,振幅一般只有几十微伏[17],在采集过程中容易受身体和外部环境的干扰,如被试者的心电、肌电、眼电等会造成生理伪迹,还有我国城市供电产生的 50 Hz 工频干扰,需要信号预处理才能得到纯净的脑电信号,因此,为获得高质量的脑电信号,对脑电监测技术要求较高。

大脑皮层是大脑的组成部分之一,也是功能最强、最先进的部分,分为 4 个叶:额叶、颞叶、顶叶、枕叶(图 1),它们分工明确,相互配合控制人的行为和精神活动。其中额叶包含的情绪信息量最多[18];顶叶是主要的感知区域,如痛觉、味觉等;颞叶主要处理听觉信息,与记忆和情绪有联系;枕叶是视觉处理中心。研究表明,脑电具有节律性,根据频率范围分为 5 个主要频段节律:δ 波(0.5 Hz~4 Hz),θ 波(4 Hz~8 Hz),α 波(8 Hz~13 Hz),β 波(13 Hz~30 Hz),γ 波(>30 Hz),它们与大脑活动之间的关系见表 1。

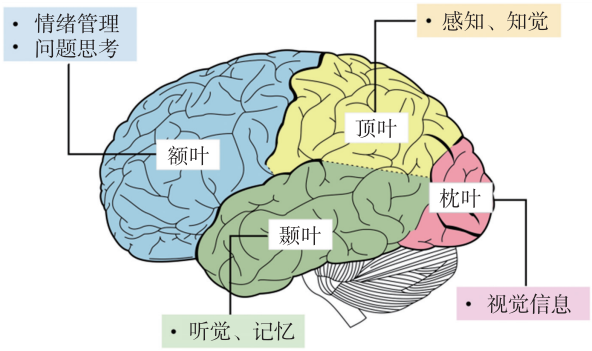

图 1　大脑皮层区域分布及其功能[19]

表 1　脑电波段与大脑活动间的关系[18]

频段	频率范围	幅度	大脑活动
δ 波	0.5 Hz~4.0 Hz	20 μV~200 μV(额叶);100 μV~150 μV(顶叶和颞叶)	困倦、疲劳
θ 波	4 Hz~8 Hz	10 μV~50 μV(额叶中线)	压力
α 波	8 Hz~13 Hz	20 μV~100 μV(枕叶和顶叶)	清醒、放松,闭眼
β 波	13 Hz~30 Hz	5 μV~20 μV(额叶)	兴奋
γ 波	>30 Hz	<2 μV	高度集中

2.2　基于脑电的情绪识别流程

同样地,基于脑电的情绪识别研究主要包括情绪诱发实验、脑电信号监测、脑电信号分析、情绪分类等步骤,其研究流程如图 2 所示。

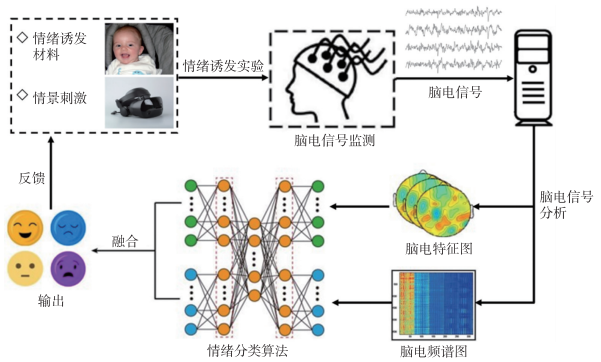

图 2　基于脑电的情绪识别流程

3　脑电监测技术与公开数据集

脑电监测是将电极置于头皮,记录神经元活动产生的电位信号并放大记录得到脑电信号,通常在情绪诱发实验中进行,是情绪识别领域的关键技术之一。在情绪识别研究中,情绪诱发实验干扰因素较多,脑电监测技术要求较高,需要特定的实验环境和专业人员操作,这给脑电信号监测造成了极大的挑战。基于此,在研究人员的不懈努力下,得到了多个公开脑电数据集,以供学者开展情绪识别研究。

3.1　脑电监测技术

脑电电极是穿透头发置于头皮传感大脑神经电信号的器件,是脑电监测技术的核心,在脑电情绪识别研究中扮演着极其重要的角色。根据是否使用导电胶,可将脑电电极分为湿电极(有胶电极)和无胶电极。通过使用导电胶,湿电极大大降低了电极-头皮接触阻抗,得到高质量信号,但也造成一些问题,使得脑电研究受限于实验室;无胶电极操作便捷,被试者使用体验好,改善了导电胶造成的问题,使得脑电研究的实际生活应用成为可能;脑电电极

的发展过程如图 3 所示。在基于脑电的情绪识别研究中,无胶电极具有显著优势,结合可穿戴技术能最终实现脑电的实时监测和分析[20],并识别情绪。

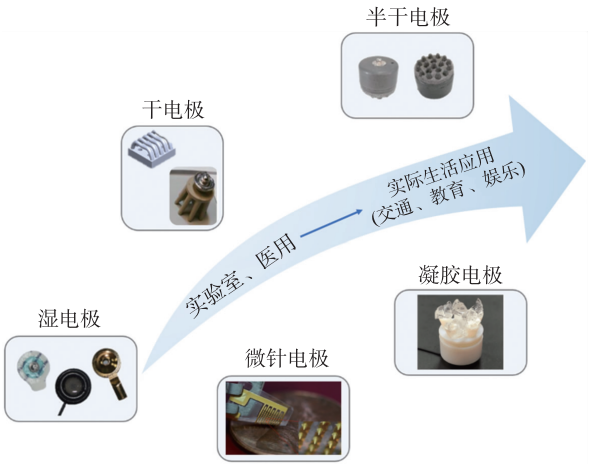

图 3 脑电电极的发展过程[21]

3.1.1 湿电极

湿电极通过使用导电胶,在头皮与电极间创造离子交换环境,使电极-头皮接触阻抗大大降低(只有 5 kΩ~20 kΩ[22]),从而获得可靠稳定的信号,实现脑电的准确监测。在脑电的情绪识别研究中,湿电极所提取的脑电信号具有良好的信噪比及可靠性,是脑电信号监测的“金标准”,但是导电胶的使用给情绪诱发实验和脑电信号监测带来了一些问题:①测试前佩戴准备繁琐复杂,费时费力,影响被试者情绪;②长时间连续监测时,导电胶脱水硬化引起脑电信号质量下降;③使用场合受到限制,多用于实验室范围,在日常生活中难以推广。

3.1.2 无胶电极

在情绪诱发实验中采集脑电信号时,为避免使用导电胶带来的问题,无胶电极技术迅速发展。无胶电极又分为干电极和半干电极。干电极通常选用导电性能优异的金属(如银,钛)[23],采用针式、梳式、柱式等结构[24],穿透毛发直接与头皮接触,依靠少许的汗液和水分作为离子交换的介质,操作便捷具有良好实用性。但是,金属材质坚硬,长期佩戴会产生压迫感、甚至疼痛感[25],且金属电极采集的脑电信号稳定性差,易产生运动伪迹。基于此,部分干电极采用硅胶等柔性材料作为基材,通过掺杂导电材料[26],如金属系碳系纳米颗粒、镀银、镀金或喷涂聚吡咯石墨烯纳米复合物,赋予电极导电性,监测脑电信号。此外,研究人员开发出微针电极[27],电极-头皮接触阻抗很低,采集信号质量高且稳定,但需刺入头皮,存在感染风险。

针对湿电极和干电极的缺陷,研究人员提出一种性能折中的电极形式,即半干电极,可有效改善干、湿电极存在的问题,是脑电电极发展的新方向。半干电极采用其他电解质(如导电液或水)[28]代替导电胶,以降低电极-皮肤接触阻抗,既改善了操作便捷性和使用舒适性,也提高了信号质量。凝胶电极[29-30]是一种非常具有应用前景的半干电极形式,依靠自身的交联结构锁住大量水分,有效降低界面接触阻抗并改善舒适性,在情绪识别研究中应用潜力巨大。

无胶电极操作便捷,可用于长期监测,对实现实时情绪识别意义重大。但是相对湿电极而言,目前干电极监测的脑电信号质量打了折扣,这对情绪识别准确率极为不利。因此,未来对于干电极的研发,在发挥其实验便捷性和佩戴舒适性的同时,还需要突破提高脑电信号质量的难关,加快推动其在情绪识别研究中的应用。

3.1.3 脑电监测可穿戴设备

在情绪识别研究中,想要长时间准确、可靠地监测脑电信号,仅依靠脑电电极无法实现,必须配合可穿戴头戴设备才能稳定地提取脑电信号。脑电监测可穿戴设备主要用于支撑、固定电极,确保电极与头皮的稳定接触,同时需具备安装便捷、穿戴舒适、外观自然等特性。传统医疗级脑电监测设备通过配备数十个湿电极,以获取多通道的高质量信号,但价格昂贵,监测系统笨重庞大、便携性差,并且需要很长的操作时间,使用体验较差,通常用于医疗检测和实验研究。

为克服此类问题,学者们研发出各式脑电监测设备,能在日常生活中稳定可靠地监测脑电。目前,市场上的脑电监测可穿戴设备具有低廉、操作便捷等优势,如 Wearable Sensing 公司的 DSI 10/20 头戴,Emotiv 公司的 EPOC 无线脑电头戴,Cognionics 公司的 Quick-30 脑电头戴等,如图 4 所示,此类头戴设备安装快捷方便,可独立调节每个电极与头皮间的接触紧密程度,但多数框架采用塑料等硬质材料[31-32],体积大、笨重、机械性强,成本高且不舒适,易引起被试者的抵触心理。

采用弹性织物制成的脑电帽/头戴柔软舒适、质

(a) DSI 10/20 干电极头戴 (b) Emotiv EPOC 无线脑电头戴 (c) Quick-30 脑电头戴

图 4 可穿戴脑电头戴设备

轻、成本低,并对被试者具有较好的普适性。如 Medical Computer Systems 的 MCScap 脑电帽,Emotiv 公司的 EPOC Flex 脑电帽,Ant Neuro 公司的 eego 脑电帽等,如图 5 所示。此类脑电帽结构简单、触感舒适,但绕过下巴、耳朵紧紧包裹头部的设计,长期使用会产生压迫感[33-34],且电极调整不独立,易影响周边电极接触状态。

(a) MCScap脑电帽

(b) EPOC Flex脑电帽

(c) eego脑电帽

图 5　可穿戴脑电帽

在基于脑电监测技术的情绪识别研究中,脑电监测不仅决定着情绪诱发实验能否顺利进行,也对情绪识别结果有着决定性影响。一方面,脑电监测的操作便捷性对实验耗时有很大影响,且穿戴舒适性会对被试心理造成一定的影响;另一方面,监测信号质量直接关系到情绪识别的准确率。在确保脑电信号质量的前提下,为提高脑电监测的操作便捷性和穿戴舒适性,脑电电极必然朝着无胶电极技术的方向发展,可穿戴设备设计必然要轻量化、柔性化、便携化。

3.2　公开数据集

表 2 列出了目前常用的公开脑电数据集和脑电监测设备的应用情况。这些数据集都遵循一定的实验范式,经过严格的实验流程设置和严谨的数据分析得到并公开,为研究者们提供了统一的标准平台,在这些数据集上进行情绪识别模型验证,便于与已有研究成果进行对比。Prabowo 等[35]梳理了 2017-2023 年期间与情绪识别相关的 107 项研究,分析了数据集、情绪分类器和脑电情绪识别的发展趋势,并得出最常用的公开数据集为:DEAP(43%)、SEED(29%)、DREAMER(8%)和 SEED-IV(5%);此外,还有一些新公开的数据集,如 AMIGOS、GAMEEMO、WeDea、BED 等,有近 1%的研究使用。

由表 2 可知,相比于传统湿电极设备,最新的公开数据集多数采用了便携式干电极脑电头戴。Alakus 等[36]还验证了 GAMEEMO 数据集的性能及其情绪分类准确性,表明脑电监测新技术可成功应用于脑电情绪识别研究中。近年来,随着柔性无胶电极和可穿戴设备的快速发展,脑电情绪识别研究正在从实验室走向生活中的实际应用,如“路怒症”监测、疲劳驾驶监测、户外运动、课堂教学等。

表 2　脑电情绪识别常用的公开数据集

数据集(年份)	情绪诱发	情绪模型	脑电监测设备	被试数
DEAP(2012)[37]	音乐视频	维度模型	传统医疗级脑电设备(32 通道湿电极)	32
SEED(2015)[38]	电影片段	维度模型	ESI NeuroScan(62 通道湿电极脑电系统)	15
DREAMER(2018)[39]	电影片段	维度模型	Emotiv EPOC(14 通道无线干电极脑电头戴)	23
SEED-IV(2019)[40]	电影片段	离散模型	ESI NeuroScan(62 通道湿电极脑电系统)	15
GAMEEMO(2020)[36]	电子游戏	离散/维度模型	Emotiv EPOC+(14 通道无线干电极脑电头戴)	28
BED(2021)[41]	图片	维度模型	Emotiv EPOC+(14 通道无线干电极脑电头戴)	21
AMIGOS(2021)[42]	视频	维度模型	Emotiv EPOC(14 通道无线干电极脑电头戴)	40
WeDea(2022)[20]	视频	离散模型	Emotiv EPOC+(14 通道无线干电极脑电头戴)	30

4　脑电信号分析

脑电信号分析方法应与情绪识别分类算法相结合,主要包括预处理,特征提取和特征优化。无论采用机器学习还是深度学习,首先都需要经过数据预处理获得纯净脑电信号。预处理算法既要尽可能地去除所有干扰信号,又要最大程度地保留有效脑电信号。特征提取和特征优化是获取与情绪相关的有效脑电特征的方法,对机器学习尤为重要,也有利于提高深度学习的效率。当然,也可以将机器学习和深度学习结合起来进行情绪识别,这就需要对脑电信号分析进行调整,以有效提高情绪识别的准确性和操作效率。

4.1　预处理

由于脑电极其微弱,在采集过程中易受到工频、

电磁、运动伪迹等干扰,且易混入眼电、肌电、心电等干扰信号。因此,预处理对于滤除原始数据中的干扰信号至关重要。滤波能去除大部分干扰[43]:低通、带通滤波和巴特沃斯滤波通常用于去除工频和电磁干扰,同时保留有效频段的脑电信号。对于滤波难以去除的干扰信号,通常采用独立成分分析(ICA)、离散小波变换(DWT)、主成分分析(PCA)、共同平均参考值(CAR)[44]和共同空间模式(CSP)[45]等方法,将脑电信号与干扰信号分离,得到纯净脑电。

4.2 特征提取

预处理后,通过对脑电信号进行函数变换,提取与情绪相关的代表性特征,作为情绪分类算法的输入,情绪识别的准确性主要取决于提取的有效特征。特征提取的主要目的是获取能够有效反映个体情绪状态的脑电信息,脑电特征提取通常分为 3 类:时域特征、频域特征和时频域特征。

时域特征是将纯净脑电信号在时域内的信号统计量作为脑电特征,包括均值、标准差、偏斜度、峰值等[46]。时域特征的典型应用就是事件相关电位(ERP)分析法[47],该方法能准确反映脑电信号在时间上的差异,但缺乏频域信息。

频域特征是将脑电信号从时域转化到频域,提取频域特征作为脑电特征。它适用于处理线性和准稳态信号,即在分析窗口期间,目标信号的频率是恒定的。常见的频域特征包括:功率谱密度(PSD)、高阶谱(HOS)、微分熵(DE)等[48],通常采用傅里叶变换(FT)、快速傅里叶变换(FFT)[49]实现。由于脑电信号的瞬时周期性和非平稳性,频域特征能提供主要频率信息,但丢失了时域特征,这也限制了频域特征在脑电情绪识别研究中的应用。

时频域特征就是要提取能同时反映时域和频域的复杂特征。由于脑电信号的非平稳特性,单独进行时域特征或频域特征分析都无法得到频率随时间的变化规律和不同频率的能量分布,而时频域特征分析能很好地解决这些问题[50]。时频分析常用方法有短时傅里叶变换(STFT)、小波变换(WT)和 Hilbert Huang 变换。

短时傅里叶变换是在傅里叶变换的基础上加入窗函数(如 Hann 窗、高斯窗),采用局部化定位分析,得到脑电信号的频谱图,同时包含时域和频域信息。但是,短时傅里叶变换的分析窗在整个分析过程中保持不变[51],无法同时兼顾脑电信号的时间和频率分辨率。脑电信号的短时傅里叶变换见式(1):

$$\mathrm{STFT}(t,f)=\int_{-\infty}^{+\infty}x(\tau)h(\tau-t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi ft}\mathrm{d}\tau \tag{1}$$

式中:$\mathrm{STFT}(t,f)$为该时刻的频谱,$x(\tau)$为脑电信号,$h(\tau-t)$为分析窗函数。

为克服短时傅里叶变换的局限性,小波变换通过伸缩平移运算,使窗函数能自适应频率变化,解决了时域、频域分辨率不可兼得的问题,是处理和分析非平稳信号的理想工具。脑电信号的小波变换见式(2):

$$\mathrm{WT}(a,\tau)=\frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-\infty}^{+\infty}x(t)\psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)\mathrm{d}t \tag{2}$$

式中:$\mathrm{WT}(a,\tau)$为该时刻的频谱,$x(t)$为脑电信号,$\psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)$为分析窗函数。

特征优化是指特征选择和降维,能有效去除大量冗余特征以获得最佳结果,还能降低由于训练集所包含的特征多于样本时造成过拟合的几率,将高维数据转化为低维数据,最大限度地减少模型训练时间,提高模型性能。利用特征优化删减繁杂冗余的脑电特征,保留关键情绪信息[52],既能提高情绪识别准确率又能提高计算效率。常用的脑电特征优化方法[53]有主成分分析(PCA)、线性判别分析(LDA)等。

5 脑电情绪识别中的分类算法

分类算法是情绪识别中的关键技术,需要采用合适的算法对情绪脑电特征进行分类。机器学习发展较早,在情绪识别领域应用广泛,而在最近的研究中,应用深度学习算法的研究正在增多。SVM 使用相对容易且便捷,应用最为广泛[35];CNN、KNN、LSTM 和 RF 等分类器在情绪识别中表现也较好。下面结合最新研究介绍几种常用的机器学习和深度学习分类算法。

5.1 支持向量机(SVM)

SVM 将在低维上不可分的数据集映射到高维空间上,找到使得不同类别样本间边缘最大化的超平面,实现对低维空间上数据样本的分类[7]。胡梓煊等[54]提出一种基于 mRMR 特征优选的方法,采用 SVM 进行脑电情绪识别。首先对数据集进行预处理得到纯净脑电信号,接着提取时域、频域、非线性、Hjorth 特征等多种脑电特征,构建特征向量,随后采用 mRMR 方法优选特征向量,获得最优特征向量组,最后采用 SVM 对优选特征进行情绪分类。实验结果表明,该方法基于 DEAP 数据集,在效价和唤醒度两个维度的识别准确率分别为 76.82% 和

77.6%。姜丽杰等[55]采用 DEAP 数据集,提出一种 CNN、LSTM 和 SVM 的组合分类模型进行脑电情绪识别。首先,将预处理后的脑电信号输入 1D-CNN-LSTM 模型中提取复杂脑电数据的深度特征;接着,将输出的多通道融合情绪特征输入 SVM 进行情绪四分类,即高效价高唤醒度(HVHA)、高效价低唤醒度(HVLA)、低效价高唤醒度(LVHA)和低效价低唤醒度(LVLA)。实验结果表明,1D-CNN-LSTM-SVM 分类模型的平均准确率优于单独使用 CNN 或 1D-CNN-LSTM,分类准确率可达 98.20%。

5.2　卷积神经网络(CNN)

CNN 由输入层、卷积层、池化层和全连接层四部分组成,可以对原始或者特征信号进行深层次解码,是一种典型的深度学习算法。采用 CNN 进行情绪识别时一般需要先将输入数据格式转换成二维形式,然后输入卷积层进行深层特征提取,接着池化层对提取特征进行降维简化,降低运算难度,最后通过全连接层进行情绪分类。杨超宇等[56]提出了一种基于 CNN 的脑电情绪识别模型。实验过程中,15 名被试观看了同样的视频片断,并采用无创脑电电极记录了 8 通道脑电信号。该研究利用多层卷积神经网络提取脑电信号的情绪特征,并在批归一化层和激活函数中引入非线性特性,构建两层全连接神经网络,实现情绪效价三分类,即积极、中性和消极。实验结果表明,该模型的情绪分类准确率为 81.43%,明显高于 SVM、LSTM、VGGNet 模型。Li 等[57]提出了一种 CNN+BiLSTM+self-attention 组合模型进行脑电情绪识别。CNN 从空间和时间两个维度上提取脑电特征;BiLSTM 可以保留序列数据在时间上的长期依赖关系;self-attention 通过调整不同脑电通道的权重来提取和突出重要信息,改善了在提取脑电特征时通道被忽略的问题。实验结果表明,该模型在 DEAP 数据集上的情绪分类准确率达到了 92.83%,具有优异的识别性能和泛化能力。

5.3　*K* 近邻算法(KNN)

KNN[58]将测试集的属性特征与训练集中对应的属性特征进行比较,并在训练集中找到与之最近的 k 个样本,如果这 k 个样本多数属于哪一类,则测试集样本也属于这个类别。滕凯迪等[59]采用 SEED 数据集进行脑电情绪识别,提出一种 SVM-KNN 组合分类模型。首先计算待识别样本与最优分类超平面的空间距离,若两者距离大于预先设定的阈值,则选用 SVM 进行情绪分类,否则选用 KNN。实验结果表明,该组合模型提高了情绪三分类的准确率,运用该模型可有效地识别情绪。

5.4　长短期记忆神经网络(LSTM)

LSTM 是一种具有特殊结构的深度学习算法[17],包括遗忘门、输入门和输出门,动态选择历史信息和当前信息,并决定输出多少信息,使得 LSTM 能够学习长期序列中的时间关系。LSTM 和 BiLSTM 适于处理具有时序特征的数据,但无法提取空间特征,多与其他分类器组合使用。朱丽等[60]提出一种基于 CNN 和 BiLSTM 的组合模型进行脑电情绪识别。首先将一维数据转换为二维数据,输入 CNN 提取空间特征,然后输入 BiLSTM 获取时间特征,再将融合空间和时间的组合特征输入 Softmax,得到最终情绪分类结果。实验结果表明,CNN 和 BiLSTM 组合模型基于 DEAP 数据集,在效价和唤醒度上的分类准确率分别达到 88.55% 和 89.07%,表现性能较好。Huang 等[61]采用 SEED 数据集进行脑电情绪识别研究,使用 CNN 和 BiLSTM 进行特征提取和融合,再通过 self-attention 调整电极通道权重,实现情绪分类。实验结果表明,该组合模型的情绪分类准确率达到 99.65%,能够有效地进行脑电情绪分类。

5.5　随机森林(RF)

RF 是一种基于多决策树的最优决策算法,将每棵树的预测结果取平均值,得到最终的分类结果[58],是一种用于分类和回归的机器学习算法。Yan 等[62]采用 DEAP 数据集,构建了一个二维输入模型用于保留多通道脑电信号的空间信息,使用多粒度级联森林分类模型进行情绪识别。实验结果表明,脑电频段节律和节律数量会影响情绪识别效果,高频段节律比低频段节律具有更好的情绪分类性能,多种节律组合比单一节律的分类准确率更高,但并不是节律组合的数量越多,情绪分类效果越好。在唤醒度维度上,多节律组合($\alpha+\beta+\gamma$)比全节律组合($\theta+\alpha+\beta+\gamma$)有更好的情绪识别性能,其分类准确率为 97%。

用于情绪识别的分类器有多种,且各有优缺点,脑电情绪识别的分类算法并不是固定的,研究人员需要根据特定的数据集合理使用不同的分类器或者是多种分类器的组合,取长补短,找到最合适的方法。

6　结语

目前,基于脑电监测技术的情绪识别研究取得了很大进展,但在脑电监测技术、脑电信号分析和情绪识别分类算法等方面还有很大发展空间。

在脑电监测技术方面,尽管研究人员研发设计出各式各样的电极和头戴支撑设备,但始终在舒适

性和信号质量上难以取得平衡,未来应着眼柔性纺织材料与脑电可穿戴设备的完美集成,实现传感精度高、穿戴舒适、便携抗干扰的脑电监测系统;多数脑电监测系统供电依然采用电池,笨重不安全,无电池供电也是需要突破的瓶颈技术之一,未来可应用柔性电池、太阳能电池、摩擦纳米发电机等新型供电技术。脑电监测技术的发展和进步,有利于准确、便捷、舒适地采集脑电信号,将脑电情绪识别研究从实验室推向实际生活应用,如睡眠监测、交通领域、心理治疗等,进一步实现实时情绪识别。

脑电信号分析技术已较为成熟,但在脑电预处理和特征提取方面还需进一步优化,得到更纯净更完整的脑电信号,以及更关键更深层次的情绪特征;未来还可融合多种生理信号,提高多模态融合技术,整合更多情绪特征,提高情绪识别准确率和计算效率。

关于情绪识别的分类算法,合理运用不同的分类器并组合多种分类器构建情绪识别模型非常重要。随着分类算法的不断更新与升级,已有研究尝试情绪的实时识别与监测,但存在时间滞后性,需要持续优化算法,提高算法准确率同时加快识别速度。

参考文献:

[1] Azam N, Ahmad T, Ul Haq N. Automatic Emotion Recognition in Healthcare Data Using Supervised Machine Learning[J]. PeerJ Computer Science, 2021, 7: e751.

[2] Huang H, Xie Q, Pan J, et al. An EEG-Based Brain Computer Interface for Emotion Recognition and Its Application in Patients with Disorder of Consciousness [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2021, 12 (4): 832-842.

[3] Ekman P. An Argument for Basic Emotions[J]. Cognition & Emotion, 1992, 6(3-4): 169-200.

[4] Russell J A. A Circumplex Model of Affect[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1980, 39 (6): 1161-1178.

[5] Lang P J. The Emotion Probe: Studies of Motivation and Attention[J]. The American Psychologist, 1995, 50(5): 372-85.

[6] Mehrabian A. Comparison of the PAD and PANAS as Models for Describing Emotions and for Differentiating Anxiety from Depression[J]. Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment, 1997, 19(4): 331-357.

[7] 王忠民, 赵玉鹏, 郑镕林, 等. 脑电信号情绪识别研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(4): 760-774.

[8] Lang P J, Bradley M M, Cuthbert B N. International Affective Picture System (IAPS): Affective Ratings of Pictures and Instruction Manual[R]. Gainesville, FL, USA: University of Florida, 2008.

[9] Stevenson R A, James T W. Affective Auditory Stimuli: Characterization of the International Affective Digitized Sounds (IADS) by Discrete Emotional Categories[J]. Behavior Research Methods, 2008, 40(1): 315-321.

[10] Gross J J, Levenson R W. Emotion Elicitation Using Films [J]. Cognition & Emotion, 1995, 9(1): 87-108.

[11] Luo Y J, Huang Y X, Li X Y, et al. Effects of Emotion on Cognitive Processing: Series of Event-Related Potentials Study[J]. Advances in Psychological Science, 2006, 14 (4): 505-510.

[12] Zhang W, Shu L, Xu X, et al. Affective Virtual Reality System (AVRS): Design and Ratings of Affective VR Scenes[C]//2017 International Conference on Virtual Reality and Visualization (ICVRV), Zhengzhou, China, 2017: 311-314.

[13] Sreeshakthy M, Preethi J. Classification of Human Emotion from Deap EEG Signal Using Hybrid Improved Neural Networks with Cuckoo Search[J]. BRAIN—Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience, 2015, 6(3-4): 60-73.

[14] Sharma K, Castellini C, Van Den Broek E L, et al. A Dataset of Continuous Affect Annotations and Physiological Signals for Emotion Analysis[J]. Scientific Data, 2019, 6 (1): 196.

[15] Alarcao S M, Fonseca M J. Emotions Recognition Using EEG Signals: A Survey [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2017, 10(3): 374-393.

[16] Roy Y, Banville H, Albuquerque I, et al. Deep Learning-Based Electroencephalography Analysis: A Systematic Review[J]. Journal of Neural Engineering, 2019, 16(5): 051001.

[17] 陈旭东, 钟恒, 皇甫洁, 等. 脑电信号情绪识别综述[J]. 计算机应用, 2023, 43(S1): 323-332.

[18] Liu Y, Kyanamire M. A Review of Emotion Recognition Using EEG Data and Machine Learning Techniques[J]. Innovative Systems Design and Engineering, 2020, 11 (4): 22-27.

[19] Sangnark S, Autthasan P, Ponglertnapakorn P, et al. Revealing Preference in Popular Music Through Familiarity and Brain Response[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21 (13): 14931-14940.

[20] Kim S H, Yang H J, Nguyen N a T, et al. WeDea: A New EEG-Based Framework for Emotion Recognition [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, , 2022, 26(1): 264-275.

[21] Liu Q, Yang L, Zhang Z, et al. The Feature, Performance, and Prospect of Advanced Electrodes for Electroencephalogram[J]. Biosensors, 2023, 13(1): 101.

[22] Yokus M A, Jur J S. Fabric-Based Wearable Dry Electrodes for Body Surface Biopotential Recording[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015, 63(2):423-430.

[23] 吴晓婷,裴为华,王毅军,等. 应用于脑机接口的便捷式头皮电极[J]. 人工智能,2021(6):16-25.

[24] Kimura M, Nakatani S, Nishida S I, et al. 3D Printable Dry EEG Electrodes with Coiled-Spring Prongs[J]. Sensors, 2020, 20(17):4733.

[25] Li G, Wu J, Xia Y, et al. Towards Emerging EEG Applications: A Novel Printable Flexible Ag/AgCl Dry Electrode Array for Robust Recording of EEG Signals at Forehead Sites[J]. Journal of Neural Engineering, 2020, 17(2): 026001.

[26] Lin S, Liu J, Li W, et al. A Flexible, Robust, and Gel-Free Electroencephalogram Electrode for Noninvasive Brain-Computer Interfaces[J]. Nano Letters, 2019, 19(10): 6853-6861.

[27] Wang R X, Jiang X M, Wang W, et al. A Microneedle Electrode Array on Flexible Substrate for Long-Term EEG Monitoring[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2017, 244:750-758.

[28] Gao K P, Yang H J, Liao L L, et al. A Novel Bristle-Shaped Semi-Dry Electrode with Low Contact Impedance and Ease of Use Features for EEG Signal Measurements [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019, 67(3):750-761.

[29] Pedrosa P, Fiedler P, Pestana V, et al. In-service Characterization of a Polymer Wick-Based Quasi-Dry Electrode for Rapid Pasteless Electroencephalography [J]. Biomedical Engineering/Biomedizinische Technik, 2018, 63(4):349-359.

[30] Sheng X J, Qin Z, Xu H P, et al. Soft Ionic-Hydrogel Electrodes for Electroencephalography Signal Recording [J]. Science China Technological Sciences, 2021, 64(2):273-282.

[31] Lin B S, Huang Y K, Lin B S. Design of Smart EEG Cap [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2019, 178(C):41-46.

[32] Lin Y P, Chen T Y, Chen W J. Cost-Efficient and Custom Electrode-Holder Assembly Infrastructure for EEG Recordings[J]. Sensors, 2019, 19(19):4273.

[33] Xing X, Wang Y, Pei W, et al. A High-Speed SSVEP-Based BCI Using Dry EEG Electrodes[J]. Scientific Reports, 2018, 8(1):14708.

[34] Kim J, Lee J, Han C, et al. An Instant Donning Multi-Channel EEG Headset (with Comb-Shaped Dry Electrodes) and BCI Applications[J]. Sensors, 2019, 19(7):1537.

[35] Prabowo D W, Nugroho H A, Setiawan N A, et al. A Systematic Literature Review of Emotion Recognition Using EEG Signals[J]. Cognitive Systems Research, 2023, 82: 101152.

[36] Alakus T B, Gonen M, Turkoglu I. Database for an Emotion Recognition System Based on EEG Signals and Various Computer Games: GAMEEMO[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 60:101951.

[37] 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.

[38] Wei L Z, Bao L L. Investigating Critical Frequency Bands and Channels for EEG-Based Emotion Recognition with Deep Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2015, 7(3):162-175.

[39] Katsigiannis S, Ramzan N. DREAMER: A Database for Emotion Recognition Through EEG and ECG Signals from Wireless Low-Cost Off-the-Shelf Devices [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2018, 22(1):98-107.

[40] Zheng W L, Liu W, Lu Y, et al. EmotionMeter: A Multimodal Framework for Recognizing Human Emotions[J]. Transactions on Cybernetics, 2019, 49(3):1110-1122.

[41] Arnau-González P, Katsigiannis S, Arevalillo-Herráez M, et al. BED: A New Data Set for EEG-Based Biometrics [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(15): 12219-12230.

[42] Miranda-Correa J A, Abadi M K, Sebe N, et al. AMIGOS: A Dataset for Affect, Personality and Mood Research on Individuals and Groups [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2021, 12(2):479-493.

[43] Pedroni A, Bahreini A, Langer N. Automagic: Standardized Preprocessing of Big EEG Data[J]. NeuroImage, 2019, 200:460-473.

[44] Tsuchimoto S, Shibusawa S, Iwama S, et al. Use of Common Average Reference and large-laplacian spatial-filters enhances EEG Signal-to-Noise Ratios in Intrinsic Sensorimotor Activity[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2021, 353:109089.

[45] Li X, Fan H, Wang H, et al. Common Spatial Patterns Combined with Phase Synchronization Information for Classification of EEG Signals[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 52:248-256.

[46] Atkinson J, Campos D. Improving BCI-Based Emotion Recognition by Combining EEG Feature Selection and Kernel Classifiers[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 47:35-41.

[47] Li X, Zhang Y, Tiwari P Z, et al. EEG Based Emotion

Recognition:A Tutorial and Review[J]. ACM Computing Surveys,2022,55(4):79.
[48] Houssein E H,Hammad A,Ali A A. Human Emotion Recognition from EEG-Based Brain-Computer Interface Using Machine Learning:A Comprehensive Review[J]. Neural Computing and Applications,2022,34(15):12527-12557.
[49] Zheng W L, Lu B L. Investigating Critical Frequency Bands and Channels for EEG-Based Emotion Recognition with Deep Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development,2015,7(3):162-175.
[50] Alazrai R,Homoud R,Alwanni H,et al. EEG-Based Emotion Recognition Using Quadratic Time-Frequency Distribution[J]. Sensors,2018,18(8):2739.
[51] Wang J,Wang M. Review of the Emotional Feature Extraction and Classification Using EEG Signals[J]. Cognitive Robotics,2021,1:29-40.
[52] Ayyagari S S D P,Jones R D,Weddell S J. Detection of Microsleep States from the EEG:A Comparison of Feature Reduction Methods[J]. Medical & Biological Engineering & Computing,2021,59(7):1643-1657.
[53] Liu J,Meng H,Li M,et al. Emotion Detection from EEG Recordings Based on Supervised and Unsupervised Dimension Reduction[J]. Concurrency and Computation-Practice and Experience,2018,30(23):e4446.
[54] 胡梓煊,张光旭,张圣杰,等. 基于 mRMR 特征优选与 SVM 的脑电信号的情绪识别[J]. 自动化应用,2023,64(21):8-11.
[55] 姜丽杰,秦迎梅,韩春晓. 基于 1D-CNN-LSTM-SVM 模型的脑电情绪识别研究[J]. 天津职业技术师范大学学报,2023,33(4):1-7,85.
[56] 杨超宇,余维哲,卢绍田,等. 基于 CNN 的脑电信号情绪识别模型研究[J]. 井冈山大学学报(自然科学版),2024,45(1):76-83.
[57] Li X,Li P,Fang Z,et al. Research on EEG Emotion Recognition Based on CNN + BiLSTM + Self-Attention Model[J]. Optoelectronics Letters,2023,19(8):506-512.
[58] Akter S,Prodhan R A,Mujib M B,et al. Evaluating the Effectiveness of Classification Algorithms for EEG Sentiment Analysis[C]//22 Sentimental analysis and Deep Learning,Songkhla,Thailand,2023:195-212.
[59] 滕凯迪,赵倩,谭浩然,等. 基于 SVM-KNN 算法的情绪脑电识别[J]. 计算机系统应用,2022,31(2):298-304.
[60] 朱丽,杨青,吴涛,等. 基于 CNN 和 Bi-LSTM 的脑电波情感分析[J]. 应用科学学报,2022,40(1):1-12.
[61] Huang Z,Ma Y,Wang R,et al. A Model for EEG-Based Emotion Recognition:CNN-Bi-LSTM with Attention Mechanism[J]. Electronics,2023,12(14):3188.
[62] Yan J,Deng J,Li D,et al. Optimized Deep Forest Emotional Awareness Recognition Based on EEG Rhythm Characteristics[C]//2022 4th International Conference on Intelligent Information Processing(IIP),Guangzhou,China,2022:37-41.

朱子骄(1996—),女,硕士研究生,主要研究方向为脑电信号监测及其应用,zhuzijiao_2023@163.com;

曾芳梦(1992—),女,讲师,博士,主要研究方向为功能性纺织品设计与开发、可穿戴织物传感器件设计,zfmeng@zstu.edu.cn。