

# 脑电信号情绪识别关键技术研究进展

彭磊 魏国辉 马志庆 冯今瑀 李延军

**摘要** 随着人机交互技术的不断进步和广泛应用,对用户情绪的准确识别变得日益重要。情绪识别技术已经在多个领域展现出巨大潜力,包括医疗诊断、交通安全和教育等方面。而基于脑电的情绪识别成为了情绪识别领域中的热门研究方向。首先,本文介绍情绪连续和情绪离散模型的基本概念,总结常用的脑电公开数据集,并对数据集的规模、情绪标签以及它们对脑电情绪识别任务的影响进行了比较分析。其次,因为不同频带和脑电通道对于情绪识别的影响各不相同,课题组汇总脑电情绪识别关键频带和通道的相关研究,并从文献中总结归纳出脑电情绪识别的关键频带范围以及具有丰富情绪信息的脑电通道位置。接着,介绍四类脑电情绪特征且给出对应的特征提取方法,也指出各种脑电特征的提取难度和目前在情绪识别中的应用效果。然后,对基于深度学习的脑电情绪识别中的数据增强技术和注意力机制进行了阐述,指出数据增强技术的主流趋势和生成的人工情绪特征的类型,对各种注意力机制的作用方式和侧重点进行了对比分析。数据增强技术用来解决脑电数据量不足的问题,注意力机制则对情绪识别准确率的提高起到了关键作用。最后,对未来脑电情绪识别模型的通用性和脑电采集设备的研究方向做了一定的展望。

**关键词** 情绪识别;脑电信号;深度学习;数据增强;注意力机制

**DOI:**10.3969/j.issn.1002-3208.2024.02.015.

**中图分类号** R318.04 **文献标志码** A **文章编号** 1002-3208(2024)02-0211-07

**本文著录格式** 彭磊,魏国辉,马志庆,等. 脑电信号情绪识别关键技术研究进展[J]. 北京生物医学工程, 2024, 43(2): 211-217. PENG Lei, WEI Guohui, MA Zhiqing, et al. Research progress on key technologies for emotional recognition of EEG signals[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2024, 43(2): 211-217.

## Research progress on key technologies for emotional recognition of EEG signals

PENG Lei, WEI Guohui, MA Zhiqing, FENG Jinyu, LI Yanjun

College of Intelligence and Information Engineering, Shandong University of

Traditional Chinese Medicine, Jinan 250355

Corresponding author: LI Yanjun (E-mail: liyanjun503@sina.com)

**[Abstract]** With the continuous progress and widespread application of human-computer interaction technology, accurate identification of user emotions has become increasingly important. Emotion recognition technology has shown great potential in multiple fields, including medical diagnosis, traffic safety, and education. And emotion recognition based on EEG has become a popular research direction in the field of emotion recognition. Firstly, this article introduces the basic concepts of continuous and discrete emotional models, summarizes commonly used EEG public datasets, and compares and analyzes the size of datasets, emotional

labels, and their impact on EEG emotion recognition tasks.

Secondly, because the impact of different frequency bands and EEG channels on emotion recognition varies, we summarize relevant research on key frequency bands and

channels of EEG emotion recognition, and summarize the key frequency band range of EEG emotion recognition and the location of EEG channels with rich emotional information from the literature. Next, we introduce four types of EEG emotional features and provide corresponding feature extraction methods. It also points out the difficulty of extracting various EEG features and their current application effects in emotion recognition. Then, the data augmentation technology and attention mechanism in deep learning based EEG emotion recognition are elaborated, pointing out the mainstream trends of data augmentation technology and the types of artificial emotion features generated. A comparative analysis is conducted on the ways and focuses of various attention mechanisms. Data augmentation technology is used to solve the problem of insufficient EEG data, and attention mechanism plays a key role in improving the accuracy of emotion recognition. Finally, certain prospects are made for the universality of future EEG emotion recognition models and the research direction of EEG acquisition devices.

**[Keywords]** emotional recognition; EEG signal; deep learning; data augmentation; attention mechanism

0 引言

基于生理信号的情绪识别技术是实现人机交互智能化的关键技术。而脑电信号(electroencephalography, EEG)在众多生理信号中与情绪的相关性较高,且不易伪装,具有客观性和真实性<sup>[1]</sup>,故采用 EEG 数据进行研究能够取得更为准确和真实的情绪识别效果。常见的情绪识别的流程图可分为三种,如图 1 所示。完整的 EEG 情绪识别流程如图中第 1 行所示。由于采集 EEG 数据的实验条件要求较高,许多研究者采用公开的 EEG 数据集进行情绪识别研究。而公开数据集在进行 EEG 数据采集时就已经去除了一些常见的干扰信号,故研究者在没有特殊要求时无需再对数据进行预处理操作,此类情绪识别流程如图中第 2 行所示。近年来,伴随着情绪识别算法的不断提出,有的研究者直接将数据输入到模型当中,利用模型自动提取 EEG 数据的深层情绪特征并进行情绪分类。这种方法被称为端到端 EEG 情绪识别,此类情绪识别流程如图中第 3 行所示。

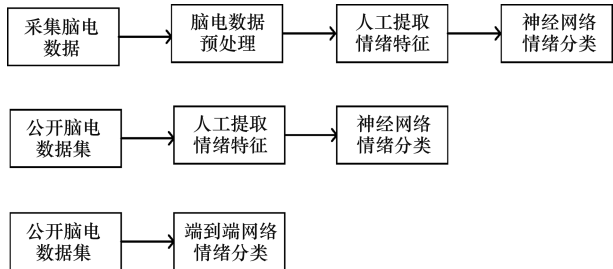


图 1 三种 EEG 情绪识别流程

Figure 1 Three EEG emotion recognition processes

本文的主要贡献如下。(1) 对 EEG 关键频带和通道文献进行总结,并提出用于 EEG 情绪识别的优势频带和通道。(2) 对 EEG 数据增强技术进行归纳,简述 EEG 数据增强技术的发展。(3) 对注意力机制应用于 EEG 情绪识别任务的相关文献进行整理,简述各类注意力机制的作用方式和侧重点,并提出通用型注意力机制的设想。

1 情绪模型

人的内在情绪状态可以通过观察个人的生理信号和外部表达来获取<sup>[2]</sup>。想要识别情绪,就必须将情绪进行数学量化,只有将情绪划分为细致的数学模型,才能实现情绪的识别。较为常用的模型分为情绪离散模型和情绪连续模型。

情绪离散模型将人的情绪分为几种基本情绪,其他情绪都是基本情绪的混合。Ekman 等<sup>[3]</sup>提出快乐、愤怒、悲伤、厌恶、恐惧、惊讶为 6 种基本情绪,在许多国家的文化中普遍被人们所认知。Plutchik<sup>[4]</sup>提出可以将情绪用色轮的方式概念化,将情绪比作一种颜色,其他情绪是由基本情绪混合而成的。

情绪连续模型则是将情绪视为情绪基本维度的组合。在情绪识别领域中应用最为广泛的当属 Russell<sup>[5]</sup>提出的效价-唤醒(valence-arousal)情绪模型,横轴效价也可称之为快乐维度,表示情绪愉悦程度,纵轴唤醒表示情绪强烈程度,两种维度的组合来描述人的各种情绪。二维情绪模型如图 2 二维情绪模型所示。

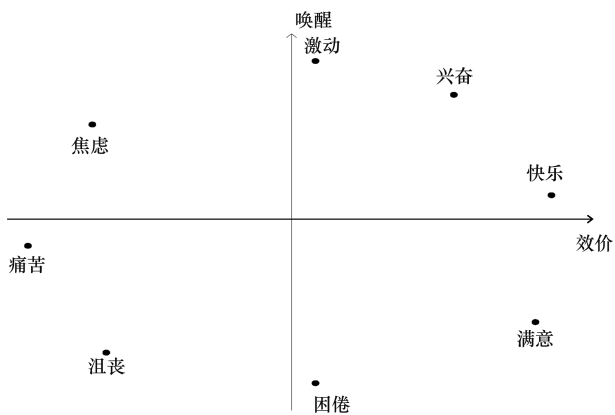


图 2 二维情绪模型

Figure 2 Two-dimensional emotional model

2 EEG 公开数据集

2.1 常用数据集介绍

在脑电情绪识别领域应用最为广泛的则是 Koelstra 等<sup>[6]</sup>提出名为 DEAP 的多模态数据集,其中的 EEG 数据是进行基于脑电的情绪识别研究的重要数据。每个样本数据长 63 s,其中包含了 3 s 的基线时间。脑电数据分为两个数组,data 为 40(实验次数)×40(通道数)×8 064(63×128)的三维数组,label 为 40×4 的二维数组。由于脑电情绪诱发实验开展困难,目前脑电情绪识别领域的公开数据集较少,常用公开数据集总结归纳表如表 1 所示。

表 1 常用公开数据集总结归纳表  
Table 1 Summary table of commonly used public datasets

参考文献	数据库名称	受试者数量	通道数	情绪标签
Koelstra 等 <sup>[6]</sup>	DEAP	32	40	唤醒、效价、支配、喜好
Soleymani 等 <sup>[7]</sup>	MAHN OB-HCI	27	32	唤醒、效价、支配
Zheng 等 <sup>[8]</sup>	SEED	15	62	积极、中性、消极
Katsigiannis 等 <sup>[9]</sup>	DREAMER	23	少量通道	效价、唤醒、支配
Song 等 <sup>[10]</sup>	MPED	23	62	快乐、有趣、愤怒、恐惧等

2.2 数据集对比

在上述的几种数据集中,EEG 数据量规模最大的是 DEAP 数据集,SEED 数据量居中,MAHNOB-

HCI 数据集、DREAMER 数据集和 MPED 数据集的数据量相对较小,这可能限制一些模型的情绪识别效果。其中 DEAP、MAHNOB-HCI 和 DREAMER 数据集的数据标签都具有效价和唤醒维度的数值记录,这有利于模型性能的验证工作,并容易确定受试者情绪在二维情绪模型中的位置。SEED 和 MPED 数据集采用离散情绪标签,不利于确定受试者在二维情绪模型上的位置。

3 基于 EEG 情绪识别的关键频带和通道

EEG 采集电极放置一般采用 10-20 电极放置系统,为了寻找最适合用于情感识别的脑电信号频带和通道,研究者们对 EEG 频带和通道进行了大量实验。Yang 等<sup>[11]</sup>的实验分类结果表明,高  $\gamma$ (30~100 Hz)带特征在情感识别中更有效,所提出的融合特征在公共数据集的高  $\gamma$  波段中获得了最高的分类精度。Valenzi 等<sup>[12]</sup>使用 32 通道脑电信号中的 8 个通道的脑电数据进行情绪识别,仍然实现了 87.5%的平均情绪分类率。Zheng 等<sup>[13]</sup>通过深度信念网络从多通道脑电信号中提取微分熵特征来进行情感识别,分析训练完成后的深度信念网络的权值分布,利用 12 个通道脑电信号就实现了利用 64 个通道脑电数据才能达到的识别准确率。Wang 等<sup>[14]</sup>使用归一化互信息方法选择脑电 32 通道的最优子集,可以使 EEG 情绪识别在大幅减少 EEG 通道数的同时获得更高的准确率。近年来 EEG 关键频带和通道文献总结如表 2 所示。

从表 2 中可以看出脑电信号的情绪信息主要集中在  $\beta$ (13~30 Hz)和  $\gamma$  频段,且在  $\gamma$  频段更加集中。其他频段所包含的情绪信息相对来说较为稀少。根据表中 EEG 情绪识别研究的通道统计和 10-20 系统图对照,发现大脑额叶区与颞叶区的 EEG 数据具有更多的情绪信息,隐藏着更多的情绪特征。建议多采用额叶区与颞叶区的 EEG 通道数据用于情绪识别研究,这有利于情绪识别技术的现实应用,实际设备应只需少量通道数据就能实现高准确率的情绪识别。

4 EEG 四类情绪特征介绍

4.1 时域特征

波幅、标准差、均方根等均是 EEG 的时域特征,可用统计方法提取此类特征。此方法操作简单,结

果清晰直观,但是由于脑电信号是一种非线性非稳态的信号,使用时域特征会加大后期特征识别的难度,现在脑电信号的时域特征多作为辅助手段应用在脑电情绪识别领域。

Wagh 等<sup>[22]</sup>从脑电信号中提取出了方差、标准偏差、峰度、偏度等时域特征进行情绪识别。Liu 等<sup>[23]</sup>将时域的均值、标准差、原始信号与归一化信号的一阶差均值绝对值和二阶差均值绝对值 6 个统计特征融合进行情绪分类,发现相比于单一时域特征,使用融合的特征向量情绪识别准确率上升幅度较大。

表 2 EEG 关键频带和通道文献总结

Table 2 Summary of literature on key EEG frequency bands and channels

参考文献	发表时间	关键频带	关键通道	研究方法
Zhang 等 <sup>[15]</sup>	2016	$\beta$ 和 $\gamma$	19 通道取得最佳准确度	基于 ReliefF 进行通道选择
Özerdem 等 <sup>[16]</sup>	2017	未提及	P3, FC2, AF3, O1, Fp1	多层感知机神经网络 (MLPNN)
Zheng 等 <sup>[17]</sup>	2019	$\beta$ 和 $\gamma$	未提及	相关系数特征选择方法分析
Goshvarpour 等 <sup>[18]</sup>	2019	未提及	FP1, C3, CP1, P3, Pz	相干性分析和源定位方法
Yildirim 等 <sup>[19]</sup>	2021	未提及	F3, F4, FC5, AF4, T7, C3, CP2, PO3, O1, O2	群体智能算法 (swarm-intelligence, SI)
Peng 等 <sup>[20]</sup>	2021	$\gamma$	通道重要性从前到后递减: T7, TP7, Fp1, FT7, PO3, FPZ, FP2, TP8, AF3, P2	GFIL 框架识别
Guo 等 <sup>[21]</sup>	2022	未提及	FT7, T7, TP7, P3, FC6, FT8, T8, F8	DCoT 模型评估通道重要性

4.2 频域特征

频谱能量、功率谱密度、频带功率等是 EEG 的频域特征,提取此类特征的方法有傅里叶变换、小波变换等方法,相比于 EEG 时域特征,频域特征蕴含更为丰富的情绪信息,可以反映不同频带的能量分布和情绪相关性。

Pusarla 等<sup>[24]</sup>将 EEG 转换的二维频谱图提供给 DCERNet 模型,准确率提升幅度为 8%。Mohammadi

等<sup>[25]</sup>使用离散小波变换在多个通道比较了不同频带之间的准确度,结果发现 Gamma 频带的情绪准确率明显高于其他频带。

4.3 时频特征

时频功率分布、时频相干等为 EEG 的时频特征,特征提取方法有短时傅里叶变换、经验模态分解等。时频特征能够描述信号频率随时间的变化,可以同时反映时域和频域的信息。

Cao 等<sup>[26]</sup>利用小波变换对脑电信号分解,提取各个频段的时频信息,然后使用时间窗函数计算在时频域中的统计特征。Salankar 等<sup>[27]</sup>利用经验模态分解将 EEG 分解为本征模态函数,保留了 EEG 中时频域中的情绪特征。

4.4 非线性特征

常见的非线性 EEG 特征有微分熵、模糊熵、分形维数等,这些特征需应用复杂度理论和分形理论进行计算提取,难度较大,应选择合适的非线性脑电特征进行提取。其中微分熵 (differential entropy, DE) 在 EEG 情绪识别领域中应用广泛。

Hwang 等<sup>[28]</sup>提取脑电信号中的 DE 特征作为 CNN 模型的输入,实现了 90% 的情绪识别准确率。Zheng 等<sup>[29]</sup>在系统评估流行情绪识别算法的效率时,发现应用 DE 的模型性能优于其他模型。

5 深度学习在脑电情绪识别领域的应用

5.1 EEG 数据增强技术

目前虽有公开数据集能够为基于脑电的情绪识别研究提供数据,但是相比较其他领域的实验数据量而言,EEG 数据量太少,且采集脑电数据又是一项成本较高的试验。于是研究者们利用数据增强技术产生更多的数据样本,能够在一定程度上解决样本不足的问题。目前 EEG 数据增强技术主要分为两种<sup>[30]</sup>:第一种是为信号添加噪声 (如高斯噪声、泊松噪声等),第二种是使用深度学习生成模型。常用的数据增强模型有生成对抗网络 (generative adversarial networks, GAN)<sup>[31]</sup>和变分自编码器 (auto-encoding variational Bayes, VAE)<sup>[32]</sup>,其中 GAN 是目前脑电数据增强领域中的重要理论,它能够学习数据的真实分布,从而产生更多类似分布的 EEG 数据。

Liu 等<sup>[33]</sup>利用 GAN 生成多通道脑电图数据的差分熵特征图,再通过模型提取差分熵特征当中隐



藏的情绪信息,实验结果表明在基于脑电图的情感识别任务中有明显的改进。Wang 等<sup>[34]</sup>在原始训练数据的每个特征样本中加入高斯噪声,以获得新的训练样本,从而一定程度上缓解深度学习模型的 EEG 数据中缺乏训练样本的问题,实现了模型性能的改进。Pan 等<sup>[35]</sup>利用 GAN 生成功率谱密度形式的训练样本,在 DEAP 数据集和 MAHNOB-HCI 数据集的实验结果表明,数据增强后识别精度有显著提高。准确率的提高有两个主要原因:一方面,数据增强增加了样本数量。另一方面,数据增强将每个类别的样本量增加到相同水平,从而实现了类别之间的平衡。近年的 EEG 数据增强文献总结如表 3 所示。

表 3 EEG 数据增强文献总结

Table 3 Summary of literature on EEG data enhancement			
参考 文献	发表 时间	产生数据 样本类型	数据增强方法
Luo 等 <sup>[36]</sup>	2020	功率谱密度 和微分熵	条件 Wasserstein GAN、选择性 VAE 和选择性 WGAN
Bao 等 <sup>[37]</sup>	2021	DE 特征转化 的拓扑图像	VAE-D2GAN 模型扩充数据
Zhang 等 <sup>[38]</sup>	2021	DE 特征人 工数据	多生成器条件 WGAN (multiple generator CWGAN, MG-CWGAN)
Ari 等 <sup>[39]</sup>	2022	CWT 尺度 图像	极限学习机自编码器 (extreme learning machine auto encoder, ELM-AE)

从表 3 中能够看出,EEG 数据增强技术的主流趋势是使用深度神经网络学习 EEG 数据的分布特征,生成人工提取的情绪特征如 DE 特征、功率谱密度和连续小波变换 (continuous wavelet transform, CWT) 尺度图等特征数据样本,较少研究生成 EEG 原始数据。另外,利用噪声的数据增强技术没有进一步新的方法提出。

5.2 基于注意力机制 EEG 情绪识别神经网络

人的大脑在处理信息时会将大部分注意力放在对自己来说最重要的信息区域,注意力机制的提出就是为了模仿人的这种信息处理方式。在脑电情绪识别中,注意力机制可以帮助模型更好地关注与情绪相关的特征。注意力机制在 EEG 情绪识别研究常见的有通道注意力机制、自我注意力机制等。注意力机制可以改变情绪特征的权重,能够提

高情绪识别的准确率。

Tao 等<sup>[40]</sup>提出了一种基于注意力的卷积递归神经网络 (attention-based convolutional recurrent neural network, ACRNN),从脑电信号中提取更多的区别特征,提高情感识别的准确性。此模型能自适应地分配不同通道的权重,并采用 CNN 提取编码的脑电信号的空间信息。在 DEAP 和 DREAMER 数据库上分别取得了平均 93.72% 和 93.38% 的准确率。近年来关于基于注意力机制的 EEG 情绪识别文献具体的总结如表 4 所示。

从表 4 中可以看出,注意力机制与神经网络的融合能够取得良好的实验结果。但各种注意力机制改进试验的方式各有侧重,通道、区域和空间注意力机制其实质都是对脑电通道进行情绪权重划分,并随着模型训练逐步改进各个通道的情绪权重,从而提高情绪识别准确率。多头注意力机制能够使模型能够同时关注不同时间点之间的不同信息,更全面地捕捉脑电信号中的特征和结构,从而进一步提高模型的表现能力和泛化能力。频谱注意力机制侧重于学习不同频段的脑电信号在情绪识别任务中的重要性,此方法可以根据任务需求,自适应地调整不同频段的情绪权重,从而改进情绪识别效果。未来应将各种注意力机制进一步融合,形成同时对频带、通道和时间进行情绪权重划分的通用型注意力机制模型,进一步挖掘 EEG 数据中的隐藏情绪信息,进一步提升模型的情绪识别准确率。

6 总结与展望

第一个问题是情绪识别神经网络模型的通用性较弱,目前大多数模型主要是针对主流 EEG 公开数据集中的受试者的 EEG 数据所设计的,如果更换 EEG 数据源进行情绪识别,情绪识别的准确率会有较大幅度的下降,而迁移学习能够提高算法对不同 EEG 数据的通用性,故应该在迁移学习方面投入时间精力,解决模型的通用性问题,并使模型具有跨域情绪识别能力。

第二个问题是便携性的 EEG 采集设备需要进一步革新,应该根据对 EEG 情绪识别关键频带和通道的相关研究和与情绪相关的脑区研究,尽快研发一种便携性,低数量 EEG 通道,抗干扰能力强,具有频带选择功能的 EEG 采集设备。此种设备能够促进小型 EEG 数据集的产生,而众多研究者的小型

表 4 基于注意力机制的 EEG 情绪识别文献总结

Table 4 Summary of literature on EEG emotion recognition based on attention mechanism

参考文献	发表时间	神经网络及所提取的情绪特征	注意力机制	数据集	情绪分类标签	各个维度的准确率/%
Zhang 等 <sup>[41]</sup>	2021	局部到全局 BiLSTM (region to global-spatiotemporal-BiLSTM,R2G-ST-BiLSTM) 情绪特征;局部到全局脑区更具区分性的时空脑电特征	区域注意机制,确定不同脑区的权重,从而增强或削弱各脑区对情绪识别的贡献	DEAP	效价,唤醒,支配,喜欢	平均 94.69
Hu 等 <sup>[42]</sup>	2022	CNN-BiLSTM-MHSA 情绪特征;时间序列,空间信息	多头自注意力机制	DEAP	效价,唤醒,支配,喜欢	平均 98.10
Xiao 等 <sup>[43]</sup>	2022	4D-ANN 情绪特征:空间,频谱,时间特征	频谱和空间注意机制,时间注意机制	SEED	积极,中性,消极	平均 96.10
Jiang 等 <sup>[44]</sup>	2022	基于注意机制的混合网络 (FFT_CNN-LSTM-Attention,FFT_CLA) 情绪特征:空间特征,时间特征	通道注意力机制,自注意力机制	DEAP	效价,唤醒,支配,喜欢	平均 92.38
Li 等 <sup>[45]</sup>	2022	空间频率卷积自注意网络 (spatial-frequency convolutional self-attention network,SFCSAN) 情绪特征:空间和频带特征	频带内自注意力学习频率信息,频带间最终注意力学习互补频率信息	DEAP	效价,唤醒,支配,喜欢	95.15,95.76,95.64,95.86

EEG 数据集能够融合为数据量足够的 EEG 公开数据集,故此种设备的研发将极大促进 EEG 情绪识别研究。

参考文献

[ 1 ] Black MH, Chen NTM, Iyer KK, et al. Mechanisms of facial emotion recognition in autism spectrum disorders; insights from eye tracking and electroencephalography [ J ]. Neuroscience & Biobehavioral Reviews, 2017, 80: 488-515.

[ 2 ] Lin W, Li C. Review of studies on emotion recognition and judgment based on physiological signals [ J ]. Applied Sciences, 2023, 13(4): 2573.

[ 3 ] Ekman P, Friesen WV, O' sullivan M, et al. Universals and cultural differences in the judgments of facial expressions of emotion [ J ]. Journal of Personality and Social Psychology, 1987, 53(4): 712-717.

[ 4 ] Plutchik R. The nature of emotions; human emotions have deep evolutionary roots, a fact that may explain their complexity and provide tools for clinical practice [ J ]. American Scientist, 2001, 89(4): 344-350.

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

[ 6 ] Koelstra S, Muhl C, Soleymani M, et al. Deap: a database for emotion analysis; using physiological signals [ J ]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2011, 3(1): 18-31.

[ 7 ] Soleymani M, Lichtenauer J, Pun T, et al. A multimodal database for affect recognition and implicit tagging [ J ]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2011, 3(1): 42-55.

[ 8 ] Zheng WL, Liu W, Lu Y, et al. Emotionmeter: a multimodal

framework for recognizing human emotions [ J ]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(3): 1110-1122.

[ 9 ] 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.

[ 10 ] Song T, Zheng W, Lu C, et al. MPED: a multi-modal physiological emotion database for discrete emotion recognition [ J ]. IEEE Access, 2019, 7: 12177-12191.

[ 11 ] Yang K, Tong L, Shu J, et al. High gamma band EEG closely related to emotion: evidence from functional network [ J ]. Frontiers in Human Neuroscience, 2020, 14: 89.

[ 12 ] Valenzi S, Islam T, Jurica P, et al. Individual classification of emotions using EEG [ J ]. Journal of Biomedical Science and Engineering, 2014(8): 604-620.

[ 13 ] Zheng WL, Lu BL. 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.

[ 14 ] Wang ZM, Hu SY, Song H. Channel selection method for EEG emotion recognition using normalized mutual information [ J ]. IEEE Access, 2019, 7: 143303-143311.

[ 15 ] Zhang J, Chen M, Zhao S, et al. ReliefF-based EEG sensor selection methods for emotion recognition [ J ]. Sensors, 2016, 16: 1558.

[ 16 ] Özerdem MS, Polat H. Emotion recognition based on EEG features in movie clips with channel selection [ J ]. Brain Informatics, 2017, 4: 241-252.

[ 17 ] Zheng WL, Zhu JY, Lu BL. Identifying stable patterns over time for emotion recognition from EEG [ J ]. IEEE Transactions on

- Affective Computing,2017,10(3):417-429.
- [18] Goshvarpour A, Goshvarpour A. A novel approach for EEG electrode selection in automated emotion recognition based on lagged Poincare's indices and sLORETA [J]. Cognitive Computation,2020,12(3):602-618.
- [19] Yildirim E, Kaya Y, Kiliç F. A channel selection method for emotion recognition from EEG based on swarm-intelligence algorithms[J]. IEEE Access,2021,9:109889-109902.
- [20] Peng Y, Qin F, Kong W, et al. GFIL: a unified framework for the importance analysis of features, frequency bands, and channels in EEG-based emotion recognition [J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems,2022,14(3):935-947.
- [21] Guo JY, Cai Q, An JP, et al. A transformer based neural network for emotion recognition and visualizations of crucial EEG channels [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications,2022,603:127700.
- [22] Wagh KP, Vasanth K. Performance evaluation of multi-channel electroencephalogram signal ( EEG ) based time frequency analysis for human emotion recognition [J]. Biomedical Signal Processing and Control,2022,78:103966.
- [23] Liu Y, Fu G. Emotion recognition by deeply learned multi-channel textual and EEG features [J]. Future Generation Computer Systems,2021,119:1-6.
- [24] Pusarla N, Singh A, Tripathi S. Learning DenseNet features from EEG based spectrograms for subject independent emotion recognition[J]. Biomedical Signal Processing and Control,2022,74:103485.
- [25] Mohammadi Z, Frounchi J, Amiri M. Wavelet-based emotion recognition system using EEG signal[J]. Neural Computing and Applications,2017,28:1985-1990.
- [26] Cao X, Zhao K, Xu D. Emotion recognition of single-electrode EEG based on multi-feature combination in time-frequency domain[J]. Journal of Physics: Conference Series,2021,1827(1):012031.
- [27] Salankar N, Mishra P, Garg L. Emotion recognition from EEG signals using empirical mode decomposition and second-order difference plot[J]. Biomedical Signal Processing and Control,2021,65:102389.
- [28] Hwang S, Hong K, Son G, et al. Learning CNN features from DE features for EEG-based emotion recognition[J]. Pattern Analysis and Applications,2020,23:1323-1335.
- [29] Zheng WL, Zhu JY, Lu BL. Identifying stable patterns over time for emotion recognition from EEG [J]. IEEE Transactions on Affective Computing,2017,10(3):417-429.
- [30] Lashgari E, Liang D, Maoz U. Data augmentation for deep-learning-based electroencephalography [J]. Journal of Neuroscience Methods,2020,346:108885.
- [31] Bhat S, Hortal E. GAN-based data augmentation for improving the classification of EEG signals [C]//The 14th Pervasive Technologies Related to Assistive Environments Conference. Corfu, Greece: ACM,2021:453-458.
- [32] Tian C, Ma Y, Cammon J, et al. Dual-encoder VAE-GAN with spatiotemporal features for emotional EEG data augmentation[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2023,31:2018-2027.
- [33] Liu Q, Hao J, Guo Y. EEG data augmentation for emotion recognition with a task-driven GAN [J]. Algorithms,2023,16:118.
- [34] Wang F, Zhong S, Peng J, et al. Data augmentation for EEG-based emotion recognition with deep convolutional neural networks [M]//MultiMedia Modeling. Bangkok, Thailand: Springer International Publishing,2018:82-93.
- [35] Pan B, Zheng W. Emotion recognition based on EEG using generative adversarial nets and convolutional neural network[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine,2021,2021:2520394.
- [36] Luo Y, Zhu LZ, Wan ZY, et al. Data augmentation for enhancing EEG-based emotion recognition with deep generative models[J]. Journal of Neural Engineering,2020,17(5):056021.
- [37] Bao G, Yan B, Tong L, et al. Data augmentation for EEG-based emotion recognition using generative adversarial networks [J]. Frontiers in Computational Neuroscience,2021,15:723843.
- [38] Zhang A, Su L, Zhang Y, et al. EEG data augmentation for emotion recognition with a multiple generator conditional Wasserstein GAN[J]. Complex & Intelligent Systems,2022,8:3059-3071.
- [39] Ari B, Siddique K, Alçin ÖF, et al. Wavelet ELM-AE based data augmentation and deep learning for efficient emotion recognition using EEG recordings [J]. IEEE Access,2022,10:72171-72181.
- [40] Tao W, Li C, Song R, et al. EEG-based emotion recognition via channel-wise attention and self attention[J]. IEEE Transactions on Affective Computing,2023,14(1):382-393.
- [41] Zhang P, Min C, Zhang K, et al. Hierarchical spatiotemporal electroencephalogram feature learning and emotion recognition with attention-based antagonism neural network[J]. Frontiers in Neuroscience,2021,15:738167.
- [42] Hu Z, Chen L, Luo Y, et al. EEG-based emotion recognition using convolutional recurrent neural network with multi-head self-attention[J]. Applied Sciences,2022,12(21):11255.
- [43] Xiao G, Shi M, Ye M, et al. 4D attention-based neural network for EEG emotion recognition[J]. Cognitive Neurodynamics,2022,16(4):805-818.
- [44] Jiang H, Wu D, Tang X, et al. EEG emotion recognition using an attention mechanism based on an optimized hybrid model[J]. Computers, Materials & Continua,2022,73(2):2697-2712.
- [45] Li D, Xie L, Chai B, et al. Spatial-frequency convolutional self-attention network for EEG emotion recognition[J]. Applied Soft Computing,2022,122:108740.