

DOI: 10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.06.022

音乐视频诱发下 EEG 信号的唤醒度智能分类方法

段冀州¹, 戴晨玮², 叶臣³, 程欣欣⁴, 万丽丽⁵, 张瑛琪⁶, 刘凯², 高润⁴

- (1. 南京特殊教育师范学院, 江苏 南京 210038; 2. 南京航空航天大学 机电学院, 江苏 南京 210016;
3. 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003; 4. 南京医科大学附属脑科医院, 江苏 南京 210029;
5. 南京大学医学院附属金陵医院, 江苏 南京 210005; 6. 河北医科大学第三医院急诊科, 河北 石家庄 050051)

摘要: 唤醒度作为人的情绪理论中的一个核心概念, 对脑疾病的检测和治疗帮助巨大。提出一种在音乐视频诱发下, 针对脑电信号的唤醒度智能分类方法, 实现高唤醒度与低唤醒度区分。使用 DEAP 公共数据集, 选择与唤醒度紧密相关的 15 个电极通道。分别进行带通滤波、降采样、特征提取、数据预处理及样本归一化处理。利用两种经典机器学习分类器, 即支持向量机与随机森林实现唤醒度二分类。实验结果验证了所提唤醒度分类方法的良好性能, 并将有助于孤独症、阿尔茨海默病等脑疾病的临床诊治与康复监测。

关键词: 脑电信号; 唤醒度分类; 音乐视频诱发; 机器学习

中图分类号: TP274 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2025)06-0120-06

EEG-based Intelligent Classification Method for Arousal Induced by Music Video

DUAN Jizhou¹, DAI Chenwei², YE Chen³, CHENG Xinxin⁴, WAN Lili⁵, ZHANG Yingqi⁶, LIU Kai², GAO Run⁴

- (1. Nanjing Normal University of Special Education, Nanjing 210038, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 3. School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;
4. The Affiliated Brain Hospital of Nanjing Medical University, Nanjing 210029, China; 5. The Affiliated Jinling Hospital of Medical School of Nanjing University, Nanjing 210005, China;
6. Emergency Department of Hebei Medical University Third Hospital, Shijiazhuang 050051, China)

Abstract: Arousal, a core concept in the theory of human emotion, is of great benefit to the detection and treatment of brain diseases. This paper proposes an intelligent arousal classification method for electroencephalogram signals induced by music videos, to distinguish high from low arousal. First, DEAP public dataset is used, and 15 electrode channels related to arousal are selected. Each channel undertakes the process of bandpass filtering, down-sampling, feature extraction, data preprocessing and sample normalization. Finally, two classic machine learning classifiers, i.e. support vector machines and random forests, are used to achieve binary arousal classification. The experimental results validated the benign performance of the proposed arousal classification method, which could be beneficial to the clinical diagnosis, treatment and rehabilitation monitoring of brain diseases such as autism and Alzheimer's disease.

Keywords: EEG signals; arousal classification; music video induction; machine learning

0 引言

人类的情感包含多种主观认知和体验。积极向上的情感, 有益于人的身心健康, 使人乐观向上; 而消极情绪, 易引发抑郁症、焦虑症、睡眠障碍

与免疫系统紊乱等, 会影响人的正常生活与人际交往, 甚至威胁生命安全^[1-2]。其中, 唤醒度, 能够反映情绪对人的影响程度, 因此对于唤醒度的区分, 具有很大的临床价值。包括唤醒度分类, 情绪识别(emotion recognition, ER)指基于人的外在

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(32170998); 中央引导地方科技发展资金资助项目(236Z7731G); 江苏省社会科学基金项目(21TYB013); 南京邮电大学引进人才科研启动基金项目(NY223134); 济纶医工智能科技(南京)有限公司基金项目(2024 外 298, 2025 外 377)

第一作者简介: 段冀州(1986—), 男, 江苏徐州人, 博士研究生, 研究方向为音乐治疗康复, djz@njts.edu.cn。

通信作者简介: 高润(1967—), 男, 江苏苏州人, 研究员, 研究方向为特殊儿童运动干预的神经重塑机制及多模态康复体系构建研究, gaorun0427@163.com。

行为或生理信号,推断其情绪状态的过程,主要分为两种方式:1)通过人的面部表情、语音声调、身体姿态等非生理信号进行识别,但这些非生理信号可通过伪装等手段人为影响最终的判断结果;2)通过脑电信号(electro encephalo gram, EEG)、眼电信号(electro oculo gram, EOG)等生理信号以完成情感识别;特别是由于生理信号难以受人为因素的干扰,使该方式能更加客观真实地反馈情感结果^[3]。

EEG 信号能够客观反映个体的大脑活动信息、情感状态与思想行为过程,可通过检测头皮皮层表面神经元引起的电压变化来获取^[4]。目前,EEG 是医学领域最常见的用于记录大脑活动的生物医学信号。相比其它脑部信号检测手段,EEG 检测具有非侵入性、高时间分辨率、高便携性、低成本和实时客观反应大脑活动变化等优势。特别是 EEG 检测已被广泛应用于临床研究,例如诊断和监测癫痫活动、阿尔茨海默病、睡眠障碍与精神分裂症等脑部疾病^[5]。同时,借助磁共振成像技术,并结合机器学习进行诊断精神类疾病的研究,也受到很大关注^[6]。

近年,EEG 信号驱动的情感识别研究快速发展,诸多基于机器学习的解析方法被提出^[7]。NIE 等^[8]通过电影片段诱发,采集 EEG 信号、提取其频谱特征,并结合受试者填写的情感自测量表,利用支持向量机(support vector machine, SVM)分类器以实现高效价与低效价的二分类。LIN 等^[9]提出在音乐刺激下,采集受试者的 EEG 信号与情绪标记(feeltrace),提取差分频谱不对称性特征,再利用 SVM 分类器对情感进行唤醒度和效价的四分类。WANG 等^[10]利用深度学习模型(vision transformer)对归一化 EEG 信号进行分类,对情感进行积极、中性和消极区分,及效价、唤醒度分类。文献[4]关注建筑工人的认知状态,例如警惕性、精神疲劳、精神压力等情绪状态,通过监测、分析大量建筑工人在工作时的 EEG 信号,揭示 EEG 信号在多种认知状态的检测潜力,助力后续研究。JHA 等^[11]使用两个公开数据集,即 DEAP(dataset for emotion analysis using physiological signals)和 SEED(SJTU emotion EEG dataset),探究 EEG 信号的产生原理与适合的数据处理手法,获得了较好的唤醒度识别准确度。BERGIL 等^[12]结合心电信号(electrocardiograph, ECG)和 EEG 信号,对算数条件下的心理任务表现进行分类。总体而言,传统的 EEG 信号情感识别方法,在专门

的唤醒度分类,严格的通道选择和充分的时域特征提取等方面具有其局限性。

本研究关注音乐视频诱发下的唤醒度区分,使用公共数据集 DEAP(dataset for emotion analysis using physiological signals)中的 EEG 信号与情感自测量表 SAM(self-assessment manikin),实现高-低唤醒度的二分类任务。首先,使用 DEAP 数据集,选择与唤醒度紧密相关的 15 个电极通道。其次,对目标的 15 通道的 EEG 信号,分别进行带通滤波、降采样、特征提取、数据预处理与样本归一化等数据预处理。最后,利用两种经典机器学习分类器,即支持向量机与随机森林,实现唤醒度二分类。通过实验验证,提出的唤醒度智能分类方法能够取得实用级性能。本研究的主要贡献包括提出专门的唤醒度分类方法、电极通道选择方案,与提取 EEG 信号均值、方差等时域特征等,助力脑疾病的临床诊治与康复规划。

1 数据集介绍

1.1 DEAP 数据集

许多公共数据集,例如 DEAP、SEED 数据集,已被广泛应用于基于 EEG 信号的情感识别任务^[13]。其中,DEAP 数据集是用于情感计算、脑电情绪识别的经典多模态基准数据集。该数据集是由伦敦玛丽女王大学的 KOELSTRA 等^[14]于 2012 年发布的公开数据集,采用 32 通道 EEG 和 8 路外周生理信号。生理信号包括:眼电(EOG),肌电(electromyography, EMG),皮肤电反应(galvanic skin response, GSR),左手小指温度等。采集了 32 名受试者在观看 40 段 1 min 音乐视频时的脑电(EEG)等多种外周生理信号,并使用 SAM 量表,在每位受试者观看完一段视频后给出唤醒度(arousal)、效价(valence)、支配感(dominance)、喜欢度(liking)的主观评分(1~9 分)。DEAP 数据集数据的采集流程如图 1 所示。

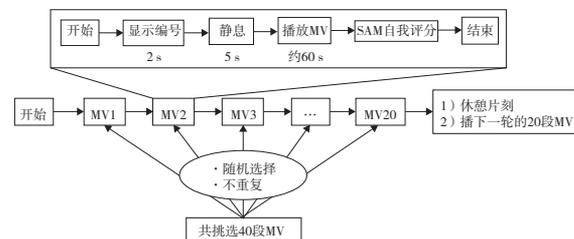


图 1 公共数据集 DEAP 的 EEG 信号采集方案

1.2 SAM 量表

带有量化情绪状态标签的用户行为或生理数据,对基于智能计算的情绪识别系统至关重要^[15]。自我评定拟人图量表,即 SAM 量表,最早由 BRADLEY 等^[16]提出,是一种非语言化的情绪主观评分工具,用三排卡通小人分别量化三维情感:效价、唤醒度、支配感。SAM 量表具有非语言、跨文化,可直观快速使用,可用于儿童或语言能力较差的人群等优点,也是目前主流的情绪自测量表。

在 SAM 量表中,将效价,唤醒度,支配感分为 1~9 分,受试者通过对 3 个选项依次打分,来表达自己的情绪感受。图 2 是唤醒度栏的 SAM 量表示意图。在图示 SAM 量表中,主要展示唤醒度栏,从左往右依次代表 1~9 分。第 1 行表示唤醒度的示意,第 2 行与之对应的是评分,评分越低,说明受试者被情绪影响的程度越低;反之,若评分越高,则说明受试者被情绪影响的程度越高。

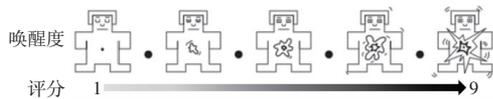


图 2 SAM 量表中的唤醒度评分

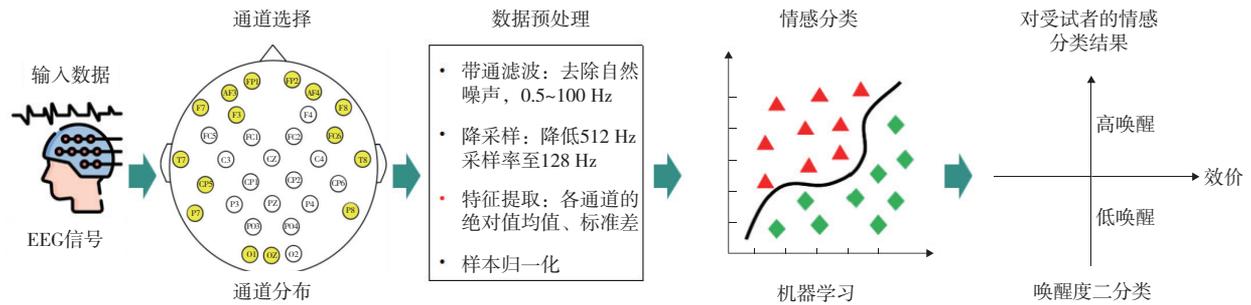


图 3 本研究整体架构

2.2 通道选择

DEAP 数据集包含了 32 个脑电信号通道,但是并不是所有的通道都与情感强相关,弱相关的信号要是参与情感分类工作不但会增加数据处理计算量,冗余的信号也会对分类结果造成影响^[17]。因此本研究基于 TOPIC 等^[18]的研究在数据预处理之前进行了通道选择从脑电 32 通道中选取与唤醒度、效价关系最为密切的 15 个通道 (FP1, AF3, F3, F7, T7, CP5, P7, O1, OZ, P8, T8, FC6, F8, AF4, FP2),通道分布如图 4 所示。

本研究将以 SAM 量表中的唤醒度值作为金标准,专注于对脑电信号进行唤醒度的区分,将 SAM 量表评分大于 4.5 的对应时间段内的脑电信号认定为高唤醒度脑电信号,评分低于 4.5 的脑电信号认定为低唤醒度脑电信号。

2 EEG 信号唤醒度分类方法

2.1 整体架构

本研究专注使用 DEAP 数据集对脑电信号进行唤醒度的二分类,主要步骤包括数据输入,通道选择,数据预处理。数据预处理主要包括 0.5~100 Hz 带通滤波、降采样、特征提取与样本归一化。将处理好的特征以三十维的方式(15 通道×2 特征,首尾相接)输入机器学习模型,情感分类部分将采用支持向量机(SVM)和随机森林这两种机器学习模型对唤醒度进行分类,以便后续对结果与模型进行评估。相比于支持向量机,随机森林分类出了更高的准确率。图 3 为研究的整体架构,其中的具体步骤,将在后面的内容中具体讲解。

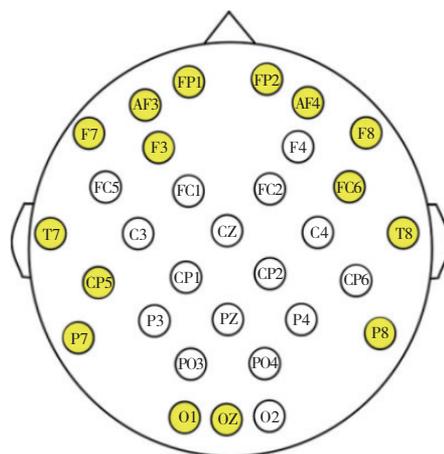


图 4 通道分布图

2.3 数据预处理

由于脑电信号易受噪声等其他因素的干扰,因此滤波是非常有必要的,本研究对 DEAP 数据集的原始数据进行了 0.5~100 Hz 的带通滤波,既保留了所需要的频带范围,同时也去除了噪声干扰。如图 5 所示,展示了前 8 个通道的滤波前后的效果,可见带通滤波后数据更加平滑,达到了预期效果。

带通滤波后,对数据进行了降采样的操作,将原本的 512 Hz 下采样至 128 Hz。降采样的目的是在不损失感兴趣频段信息的前提下,用更小的数据量进行计算与训练,提高运行与计算的效率。

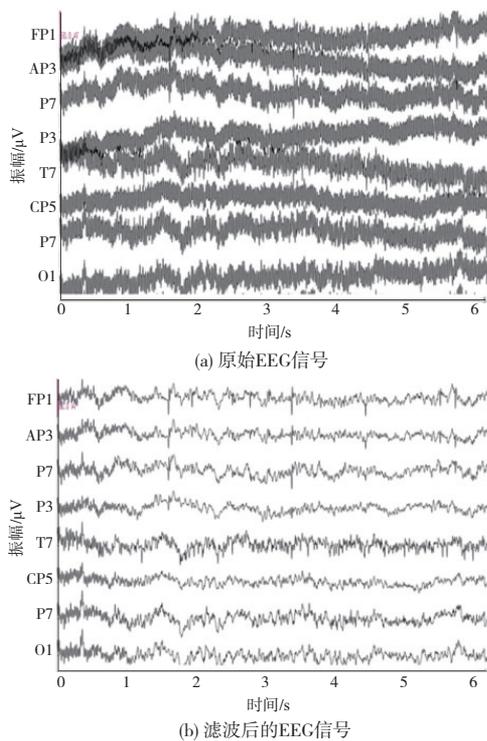


图 5 滤波前后的 EEG 信号对比

在情感识别任务中,一个关键环节就是从多通道 EEG 信号中选取合适且具有代表性的特征^[19]。不同于以往的是,本研究在特征提取方面没有选择提取频域信号,而是提取时域信号的统计量为特征。所谓时域信号就是以时间为横轴,振幅为纵轴的信号,首先,将整段脑电信号裁剪为 40 段,每段 60 S 的信号,然后对每段信号的振幅求绝对值,再求各通道振幅绝对值的平均值与标准差表达式。对比发现,大部分通道的高唤醒信号所对应的平均值与标准差大于低唤醒信号,因此,选择提取平均值与标准差作为后续分类的特征。

在分类前,对同一受试者各通道的 40 段所求数据进行归一化处理,表达式为

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\text{max}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (1)$$

式中: x 为 EEG 信号的原值; x_{max} 为信号 x 中的最大值; x_{min} 为信号 x 中的最小值; x_{norm} 为归一化后的 EEG 信号。

2.4 采用的分类器

SVM 是一种用于分类和回归分析的机器学习算法,被广泛应用于情绪识别研究,其核心思想是在特征空间中寻找能最大化分类间隔的超平面,以提升泛化能力^[20]。SVM 算法中,常见的核函数包括线性核、多项式核与径向基函数核等。

随机森林(random forest)是集成学习中基于自助聚集(bagging)与特征随机化的非参数方法,由多棵相互去相关的决策树组成^[21]。随机森林分类时,每棵树从训练集自助采样(bootstrap)并进行判断和分类,每个决策树都会得到一个分类结果。随机森林在预测阶段对分类取多数投票,得到最后的结果。

3 实验验证

3.1 参数设置

本研究所用 DEAP 数据集的总样本数为 1 280 个,训练集、验证集、测试集按 8 : 1 : 1 的比例划分,样本集划分如表 1 所示。SVM 与随机森林的参数设置,分别如表 2 和表 3 所示。特别是,由于径向基的核函数的引入,本文采用了一种非线性 SVM 分类器。

表 1 样本集划分

数据集	样本量
总数据集	1 280 = 32 × 40 (样本量 = 人数 × MV 段数)
训练集	1 024
验证集	128
测试集	128

表 2 SVM 的参数设置

参数	值
核函数	径向基
正则化系数	10
RBF 带宽	Scale

表 3 随机森林的参数设置

参数	值
学习器数量	100
决策树最大深度	10
节点划分最少样本数	2
叶节点最少样本数	2

3.2 性能指标

本研究在对模型进行性能评估时用到了准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F1-score 4 个指标。

1) A_{accuracy} 表示的是在测试集确定的情况下, 正确分类的样本数和总样本的比值, 计算公式如下:

$$A_{\text{accuracy}} = \frac{T_p + T_n}{N} \quad (2)$$

式中: T_p 为实际为正且被预测为正的样本数; T_n 为实际为负且被预测为负的样本数; N 为样本总数。

2) P_{recision} 表示真正的正样本占预测为正类的样本的比值, 计算公式如下:

$$P_{\text{recision}} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (3)$$

式中 F_p 为实际为负但被预测为正的样本数。

3) R_{ecall} 表示被预测正确的正样本个数, 计算公式如下:

$$R_{\text{ecall}} = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (4)$$

式中 F_n 为实际为正但被预测为负的样本数。

4) $F_{1\text{-score}}$ 则是 P_{recision} 和 R_{ecall} 的调和平均, $F_{1\text{-score}}$ 越高, 说明分类模型越稳健, 计算公式如下:

$$F_{1\text{-score}} = \frac{2 \cdot P_{\text{recision}} \cdot R_{\text{ecall}}}{P_{\text{recision}} + R_{\text{ecall}}} \quad (5)$$

3.3 实验结果

对于唤醒度识别, 非线性 SVM 与随机森林分类器的二分类性能如表 4 所示。

表 4 唤醒度的分类性能 单位: %

分类器	性能指标			
	A_{accuracy}	P_{recision}	R_{ecall}	$F_{1\text{-score}}$
非线性 SVM	69.53	68.07	98.78	80.60
随机森林	71.09	72.00	90.00	80.00

总体而言, 本研究中在仅提取时域信号绝对

值的平均值与标准差的情况下, 非线性 SVM 和随机森林在分类准确度上都能分出 70% 左右的准确率, 这说明提取的特征是可行的, 具有代表性的。

随机森林分类的 A_{accuracy} (71.09%) 与 P_{recision} (72.00%) 均高于非线性 SVM, 这说明随机森林将负类判为正类更少, 判对率更高。而 SVM 的 R_{ecall} (98.78%) 与 $F_{1\text{-score}}$ (80.60%) 优于随机森林, 这说明 SVM 更少将正类判为负类, 并在精确率-召回率的综合平衡上微弱更好。两个模型分类准确度对比下, 随机森林分类效果的更胜一筹。

4 结语

考虑到传统 EEG 信号驱动情感分类方法的局限性, 例如唤醒度欠关注, 通道选择缺省和时域特征提取不足等, 本研究提出一种 EEG 信号的唤醒度智能分类方法。在音乐视频诱发下, 通过电极通道选择、时序信号的均值与标准差提取, 使典型的 SVM 和随机森林等机器学习分类器, 能够输出实用级的唤醒度识别结果。提出的 EEG 信号唤醒度分类方法, 将助力孤独症、阿尔茨海默症等临床诊治, 并促进脑科学的研究发展。

参考文献:

- [1] XIA Y X, LIU Y H. EEG-based emotion recognition with consideration of individual difference [J]. *Sensors*, 2023, 23(18): 7749.
- [2] 王忠民, 赵玉鹏, 郑裕林, 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.
- [3] KESSOUS L, CASTELLANO G, CARIDAKIS G. Multimodal emotion recognition in speech - based interaction using facial expression, body gesture and acoustic analysis [J]. *Journal on Multimodal User Interfaces*, 2010, 3(1): 33-48.
- [4] CHENG B Q, FAN C J, FU H L, et al. Measuring and computing cognitive statuses of construction workers based on electroencephalogram: a critical review [J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2022, 9(6): 1644-1659.
- [5] MANNAN M M N, AHMAD KAMRAN M, JEONG M Y. Identification and removal of physiological artifacts from electroencephalogram signals: a review [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 30630-30652.
- [6] 刘光迪, 李雨辰, 张伟, 等. 人工智能算法在精神疾病中的应用简述 [J]. 2020, 6(4): 462-474.
- [7] BASAR M D, DURU A D, AKAN A. Emotional stimulus classification from brain electrical activity using multivariate empirical mode decomposition [C] // 2024 32nd Signal Processing and Communications Applications

- Conference (SIU). Mersin, Turkiye: IEEE, 2024: 1-4.
- [8] NIE D, WANG X W, SHI L C, et al. EEG-based emotion recognition during watching movies [C]//2011 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering. Cancun, Mexico: IEEE, 2011: 667-670.
- [9] LIN Y P, WANG C H, JUNG T P, et al. EEG-based emotion recognition in music listening [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(7): 1798-1806.
- [10] WANG D, LIAN J, CHENG H B, et al. Music-evoked emotions classification using vision transformer in EEG signals [J]. Frontiers in Psychology, 2024, 15: 1275142.
- [11] JHA S K, SUVVARI S, KUMAR M. EEG-based emotion recognition; an in-depth analysis using DEAP and SEED datasets [C]//2024 11th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom). New Delhi, India: IEEE, 2024: 1816-1821.
- [12] BERGIL E, ORAL C, ERGÜL E U. Classification of arithmetic mental task performances using EEG and ECG signals [J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(14): 15535-15547.
- [13] ZANGENEH SOROUSH M, MAGHOOLI K, SETAREHDAN S K, et al. A review on EEG signals based emotion recognition [J]. International Clinical Neuroscience Journal, 2017, 4(4): 118-129.
- [14] 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.
- [15] LI X, ZHANG Y Z, TIWARI P, et al. EEG based emotion recognition: a tutorial and review [J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55(4): 1-57.
- [16] BRADLEY M M, LANG P J. Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential [J]. Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry, 1994, 25(1): 49-59.
- [17] 李湘喆, 王丹, 张柏雯, 等. 基于脑电信号的通道选择研究综述 [J]. 生物医学工程学杂志, 2024, 41(2): 398-405.
- [18] TOPIC A, RUSSO M, STELLA M, et al. Emotion recognition using a reduced set of EEG channels based on holographic feature maps [J]. Sensors, 2022, 22(9): 3248.
- [19] 晁浩, 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.
- [20] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [21] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.

收稿日期: 2025-10-22

(上接第 89 页)

- [13] 翟科, 王一帆, 杨子昊, 等. 面向晶圆划刻的兆声辅助激光加工实验研究 [J]. 电加工与模具, 2024(4): 50-54, 60.
- [14] 李锦洋, 关翔予, 孔晓光, 等. 基于 PSO 算法优化模糊 PID 控制器的灵巧手抓取控制研究 [J]. 工业仪表与自动化装置, 2024(2): 75-79.
- [15] 刘远洋, 杨红艳, 张增焕. 基于人工神经网络的航空铝合金激光切割工艺研究 [J]. 航空制造技术, 2023, 66(7): 113-117.
- [16] 杨韩, 王洪建, 罗登成, 等. 响应面分析法优化低碳钢薄板激光切割工艺参数 [J]. 激光杂志, 2023, 44(1): 188-193.
- [17] 战祥华, 范常峰, 李振涛, 等. 脉冲激光加工对正弦表面织构成形性的影响研究 [J]. 应用激光, 2024, 44(11): 61-71.
- [18] 江华侨, 崔银辉, 张森. 激光加工技术在航空结构件领域的研究与应用进展 [J]. 应用激光, 2024, 44(6): 70-79.
- [19] 徐同乐. 现代激光技术在航空机械加工中的应用实践 [J]. 中国机械, 2023(5): 68-71.
- [20] 蒋旭, 徐飞, 刘镇嘉. 激光切割机精准加工过程除渣技术研究 [J]. 中国机械, 2024(22): 57-60.

收稿日期: 2024-12-12