

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2024.03.016

医学信号处理与医学仪器

基于微分熵及卷积神经网络的脑电运动想象分类识别

廉小亲^{1,2}, 蔡沐豪^{1,2}, 高超^{1,2}, 罗志宏^{1,2}, 吴叶兰^{1,2}

1. 北京工商大学人工智能学院, 北京 100048; 2. 北京工商大学中国轻工业工业互联网与大数据重点实验室, 北京 100048

【摘要】针对基于运动想象的脑电信号多分类识别准确率不高的问题,提出一种基于微分熵及卷积神经网络对运动想象四分类的识别方法。首先,将脑电信号通过滤波器提取为Alpha、Beta、Theta、Gamma 4个频段,分别计算各个频段的微分熵特征,并按照脑电极空间特征对数据结构进行重构为三维脑电信号特征立方体。最后,将其输入卷积神经网络进行四分类,该方法基于BCI Competition IV-2a公开数据集,准确率达到95.88%,并在试验室建立四分类运动想象数据集进行相同的处理,准确率达到94.50%。测试结果表明本文所提方法具有更好的识别效果。

【关键词】运动想象脑电信号;卷积神经网络;微分熵;特征提取

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)03-0375-07

Motor imagery EEG classification and recognition based on differential entropy and convolutional neural network

LIAN Xiaoqin^{1,2}, CAI Mohao^{1,2}, GAO Chao^{1,2}, LUO Zhihong^{1,2}, WU Yelan^{1,2}

1. School of Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China; 2. Key Laboratory of Industrial Internet and Big Data, China National Light Industry, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China

Abstract: To address the problem of low accuracy in multi-classification recognition of motor imagery electroencephalogram (EEG) signals, a recognition method is proposed based on differential entropy and convolutional neural network for 4-class classification of motor imagery. EEG signals are extracted into 4 frequency bands (Alpha, Beta, Theta, and Gamma) through the filter, followed by the computation of differential entropy for each frequency band. According to the spatial characteristics of brain electrodes, the data structure is reconstructed into three-dimensional EEG signal feature cube which is input into convolutional neural network for 4-class classification. The method achieves an accuracy of 95.88% on the BCI Competition IV-2a public dataset. Additionally, a 4-class classification motor imagery dataset is established in the laboratory for the same processing, and an accuracy of 94.50% is obtained. The test results demonstrate that the proposed method exhibits superior recognition performance.

Keywords: motor imagery EEG signal; convolutional neural network; differential entropy; feature extraction

前言

基于运动想象的脑机接口技术(Brain-Computer Interface, BCI)是一种通过采集并分析大脑想象肢体运动的神经活动来实现对外部设备进行控制的技术^[1],在智能家居、医疗康复、娱乐、军事等多个领域

都有广泛的应用前景^[2]。脑电信息的采集分为侵入式和非侵入式两种,由于侵入式容易对受试者造成一定的身体伤害,风险较高,因此目前主要采用非侵入式脑电图(Electroencephalography, EEG)采集技术,该方式通过脑电帽等设备采集受试者头皮上的电极通道信号得到EEG并用于后续的分析研究^[3]。目前基于运动想象的BCI技术主要通过设计算法提取脑电信号的相关特征,并利用机器学习方法完成分类识别任务。有研究者根据计算不同频段的能量密度,通过短时傅里叶变换得到频谱图进行特征提取,并通过支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行分类识别。刘冲等^[4]基于滑动时间窗通过共空间模式算法(Common Spatial Pattern, CSP)提取

【收稿日期】2023-11-19

【基金项目】北京市自然科学基金(6214034)

【作者简介】廉小亲,博士,教授,研究生导师,研究方向:智能信息处理技术,E-mail: lianxq@263.net

【通信作者】高超,博士,副教授,研究生导师,研究方向:智能检测与数据挖掘,E-mail: gaochao9158@btbu.edu.cn

特征,并使用SVM对BCI 2003公开数据集进行左右手的二分类识别,准确率达到82.86%。刘彦俊^[5]通过改良后的滤波器组共空间模式(Filter Bank Common Spital Pattern, FBCSP)对BCI Competition IV-2a公开数据集提取特征,并通过粒子群优化算法与SVM相结合,进行左手、右手、下肢以及舌头四分类识别任务,准确率达到76.81%。

由于传统的机器学习方法在处理多分类运动想象识别任务时准确度不高,随着深度学习技术的发展,尤其是卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在计算机视觉方面被广泛应用并获得一定成功,越来越多的研究者尝试使用深度学习的方法对脑电信号进行训练^[6]。CNN的局部感受野和权值共享的特性使得在处理多通道的EEG信号时能够有效地降低网络模型的复杂度,目前已经在脑电信号的情绪识别领域取得较好的效果,近年来也有研究人员在运动想象领域开展相关的研究。唐智川等^[7]将脑电原始数据输入至CNN训练对左手运动和脚运动进行二分类识别,准确率达到88.75%。孔祥浩等^[8]将CNN与传统CSP算法结合,在BCI 2005 IV-a竞赛数据集上对右手运动和右脚运动进行二分类识别,准确率达到88.3%。胡章芳等^[9]在BCI Competition IV-2a数据集上通过CNN提取脑电特征并使用SVM进行分类,准确率达到86.5%。Pérez-Zapata等^[10]在相同公开数据集上提取功率谱密度特征并使用CNN算法进行四分类,准确率达到87.97%。

考虑到脑电信号具有复杂的非线性特征,微分熵(Differential Entropyfeature, DE)可以有效地提取脑电信号中的特征并提高运算效率。目前DE在基于脑电信号的情绪识别领域中已经取得一定的成果^[11]。Zhu等^[12]将DE与双向门控递归单元网络相结合,并在DEAP公开数据集中二分类识别达到88.69%的准确率。Chen等^[13]基于DE结合线性判别分析提取特征,使用SVM对三分类情绪识别数据集进行分类,准确率达到82.5%。近年来也有学者在运动想象领域提取DE特征,谷学静等^[14]通过小波包结合DE提取运动想象特征,在BCI Competition IV-2a数据集上进行四分类,准确率达到91%。

为了进一步提高运动想象EEG信号的分类准确率并提高算法效率,本文提出一种新的脑电运动想象识别方法。首先通过DE提取多个频段的特征,然后结合脑电电极的空间分布,对脑电通道排列重构为类似计算机视觉的三维特征,最后设计轻量级CNN对公开数据集及自建数据集进行运动想象四分类任务,最终实现对运动想象脑电信号的分类识别。

1 运动想象脑电信号数据集

1.1 公共数据集

为了验证本文提出方法的适用性,使用BCI Competition IV-2a公开数据集进行试验。该数据集由9名受试者完成左手、右手、双脚、舌头四分类运动想象任务,每名受试者共试验288次,通过22个电极通道记录连续的EEG信号,采样频率为250 Hz,电极通道空间排列情况如图1所示。单次运动想象任务共8 s, $t=0$ s时发出提示音,进入2 s的准备阶段,之后1.25 s屏幕上出现箭头作为视觉刺激,持续至 $t=6$ s时结束运动想象任务并进入2 s的休息阶段。因此,本文选取 $t=2$ s至 $t=6$ s共4 s的数据作为单次运动想象的样本,每位测试者单次运动想象数据集大小为 $22 \times 1\,000$,其中22为电极数量,1 000代表单次试验采样点数量。

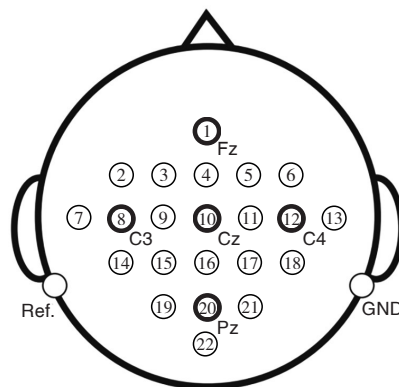


图1 BCI Competition IV-2a电极分布图
Figure 1 BCI Competition IV-2a electrode distribution

1.2 自建数据集

本试验室招募7名健康男性与1名健康女性受试者完成左手、右手、左脚、右脚四类运动想象任务,受试者平均年龄(22 ± 1)岁。8名受试者均为右利手且都是第一次参加脑电相关试验,并签署知情同意书。试验在一个全封闭的房间中进行,仅有1台电脑及显示器用于产生视觉刺激,其余的电子设备均处于关闭状态,以便受试者专心于运动想象任务。脑电采集设备采用美国神经科技公司(Emotiv System)的EMOTIV EPOC Flex脑电帽^[15],通过14个电极通道记录连续的EEG信号,采样频率为128 Hz,电极通道排列信息如图2所示^[16]。参考相关文献,在构建数据集时选用每名受试者共试验80次,单次运动想象时间为10 s, $t=0$ s时发出提示音,进入2.5 s的准备阶段,屏幕上出现文字作为视觉刺激,持续至 $t=7.5$ s时

3 特征提取

3.1 频段提取

在计算机视觉中,一张彩色照片的每一个像素点可以用红、绿、蓝三原色(即RGB)的值来确定,通过3种原色0到255的值指示每个颜色通道中颜色的强度,将多个通道融合后表现为具体的颜色,最终使整张彩色照片以三维矩阵的形式表示。以此为启发,考虑到脑电信号通常可以被分为Alpha、Beta、Gamma、Delta、Theta 5个频段,分别对应人的不同精神行为状态,如表1所示^[19]。由于Delta频段与运动想象关联较低,故选用Alpha、Beta、Gamma、Theta 4个频段作为脑电信号的第三维度特征^[20]。单个样本可以看作 $9 \times 9 \times 4$ 的彩色图像输入至CNN进行加权训练,即可获得与图像识别相似的分类效果。经过频段提取后数据集维度为 $9 \times 9 \times 4 \times L \times N$,其中4代表Alpha、Beta、Gamma、Theta 4个频段, L 代表采样点个数, N 代表样本数。

表1 脑电频段分类
Table 1 Classification of EEG frequency bands

频段	频率范围/Hz	状态描述
Delta	0.5-4.0	与高度睡眠相关
Theta	4-8	通常出现在情绪低落、疲劳状态
Alpha	8-12	通常出现在放松或闭眼状态
Beta	12-30	通常出现在思维活跃状态
Gamma	30-50	通常出现在亢奋激动等状态

3.2 DE特征

DE作为香农信息熵在连续变量的推广形式,常用于统计连续信号中所包含的信息总量,对连续性随机信号的概率分布中的不确定性总量进行量化。现有研究表明DE可以有效地提取固定长度脑电信号中的对数能量谱,反映固定长度脑电信号的复杂程度^[14]。DE特征的原始计算公式为:

$$h(T) = - \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \log_{10}(f(t)) dt \quad (3)$$

对于服从高斯分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 的脑电信号 T ,其DE可定义为:

$$h(T) = - \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma^2} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} \log_{10} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma^2} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right) dt \quad (4)$$

$$= \frac{1}{2} \log_{10}(2\pi e \sigma^2)$$

鉴于DE在提取癫痫脑电和情感脑电等领域已经有了巨大进展^[21-22],为了提高对运动想象的脑电信号分类准确率,本文对数据集中每一个电极通道的

Alpha、Beta、Gamma、Theta 4个重要频段提取其DE特征,由于所有的DE特征都是在整个时间窗内进行短时傅里叶变换计算,因此得到的数据集维度为 $9 \times 9 \times 4 \times N$,其中 N 代表样本总个数。

4 基于脑电信号的运动想象分类模型与性能分析

4.1 基于脑电信号的运动想象分类模型

CNN作为图像识别领域的核心算法,在样本数充足的情况下可以有效地提取特征并对图像进行分类识别。本文经过频段提取及所构造的维度为 $9 \times 9 \times 4$ 的三维矩阵可以视为一张具有4个原色通道的彩色图片,并通过CNN的特征自提取能力对运动想象脑电信号进行分类。典型的CNN一般包括卷积层和池化层,卷积层通过卷积核与信息对象的卷积运算,将原始信息的特征变换到不同的特征空间,提取信息对象不同层次的特征信息。池化层对前一层的特征进行下采样,减少下一层的计算量。而本文构造的三维特征数据维度为 $9 \times 9 \times 4$,远低于一般的图片维度,并且经过池化后会削弱脑电极的空间分布信息,因此本文设计的CNN模型弃用了池化层,经过连续卷积减少模型深度^[23-24]。由于脑电样本数据量有限,本文为了避免数据边缘特征丢失,保证输入输出的维度一致,采用same模式对数据矩阵进行补0操作^[25]。本文最终构建的CNN模型如图4所示,其中第1层用于挖掘脑电电极通道间的空间分布特征,第2层和第3层用于提取脑电信号三维矩阵更深层次的高维数据特征^[26]。最后将卷积结果展开成一维向量并输入至全连接层,并使用Softmax分类器分类。

4.2 试验结果与分析

本文对数据集中的每一位受试者进行数据预处理、特征提取和单独建模,模型借助TensorFlow框架搭建,在NVIDIA GeForce RTX 3070 Laptop GPU上进行训练,并以十折交叉验证法作为算法精度的估计。为了证明本文提出的算法对提高分类性能的有效性,分别在公开数据集和试验室自建数据集上对算法进行性能测试与分析,并分别计算准确率和Kappa系数作为参考对比。其中准确率定义为识别正确样本数占总样本数的比例。而Kappa系数是一种衡量分类精度的指标^[24],可以有效评价分类结果的一致性和可信度,其计算公式如式(5)~式(6)所示:

$$\text{Kappa} = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (5)$$

$$P_e = \frac{a_1 \times b_1 + a_2 \times b_2 + a_3 \times b_3 + a_4 \times b_4}{Q \times Q} \quad (6)$$

式中, P_o 为分类准确率, P_e 为机遇一致率, a_1 、

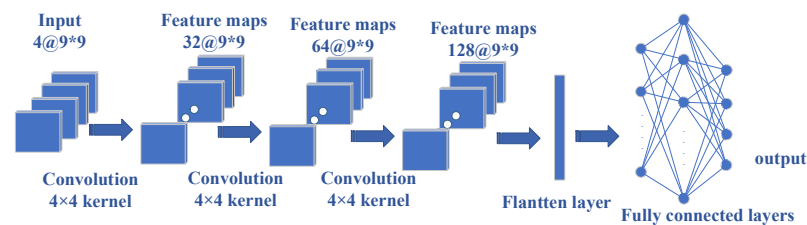


图4 连续卷积神经网络结构

Figure 4 Continuous convolutional neural network structure

a_2 、 a_3 、 a_4 分别为四分类运动想象任务样本个数, b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4 分别为预测得到的四分类运动想象任务样本个数, Q 为样本总数。

4.2.1 公开数据集试验结果与分析 本文在公开数据集上进行试验,并将试验结果与 CSP+SVM^[25]、FBCSP+SVM、自适应时频 CSP(ATFCSP)+CNN^[26]、深度学习长短期记忆(CNN-LSTM)^[27]算法进行对比。表2与表3分别给出每位受试者在 CSP+SVM、FBCSP+SVM、ATFCSP+CNN、CNN-LSTM 与本文提

出的 DE+CNN 等 5 种分类模型下的四分类运动想象平均识别准确率及平均 Kappa 系数。由表 2、表 3 得知,与其他 4 种算法相比,本文提出的算法除了受试者 2 以外,其余 8 名受试者的分类准确率均达到最优,平均准确率与文献[5]相比也均有提升,平均 Kappa 系数也达到 0.92,本文所提 DE+CNN 算法可以有效提高运动想象的识别率及 Kappa 系数。该公开数据集中公认数据质量较差的受试者 2 和受试者 5 的分类准确率也提升至 91.85% 和 93.40%。

表 2 公开数据集四分类运动想象识别准确率(%)

Table 2 Accuracy of 4-class classification for motor imagery in public dataset (%)

受试者编号	CSP+SVM	FBCSP+SVM	ATFCSP+CNN	CNN-LSTM	DE+CNN
1	74.50	78.85	86.88	91.56	98.84
2	55.28	60.42	78.09	93.02	91.85
3	80.10	80.50	90.19	91.08	98.24
4	53.65	57.48	75.64	88.02	93.05
5	50.08	56.04	74.88	87.53	93.40
6	48.82	45.72	84.25	90.37	94.75
7	75.40	80.60	85.42	88.98	97.27
8	78.36	80.80	92.80	90.86	98.53
9	80.75	81.45	90.36	91.98	97.02
均值	66.34±13.90	69.10±14.03	84.04±6.65	90.38±1.85	95.88±2.65

4.2.2 自建数据集试验结果与分析 为了进一步验证本文提出算法的可行性,对基于 Emotiv 脑电采集设备采集到的自建数据集进行相同的处理并进行分类识别,同时与 CSP+SVM、FBCSP+SVM 两种算法进行对比,试验结果如表 4 所示。由表 4、表 5 可知,本文提出的算法在自建数据集上取得 94.50% 的平均准确率, Kappa 系数为 0.89,均高于传统的 CSP+SVM、FBCSP+SVM 等算法,取得较理想的试验结果,验证本文所提方法的有效性。在四分类准确率上略低于公开数据集,推测与试验室自建数据集的样本量要小于公开数据集的样本量有关。

5 结 论

本文通过对多通道脑电信号进行通道排序,将一维的脑电数据映射为二维矩阵,有效地保留脑电信号的空间特性,并通过提取脑电信号 4 个重要频段的 DE 特征作为运动想象 EEG 的三维特征,并且减少数据计算量,降低时间延迟。在公开数据集和自建数据集上的结果表明本文提出的算法具有较高的识别准确率,进一步证明本文提出的算法具有一定的有效性。在本文的基础上,可以对脑电信号的预处理方面进行优化,进一步提高运动想象任务的识别

表3 公开数据集四分类运动想象 Kappa 系数

Table 3 Kappa coefficient of 4-class classification for motor imagery in public dataset

受试者编号	CSP+SVM	FBCSP+SVM	ATFCSP+CNN	CNN-LSTM	DE+CNN
1	0.66	0.72	0.82	0.88	0.96
2	0.40	0.47	0.71	0.91	0.88
3	0.73	0.74	0.87	0.88	0.96
4	0.38	0.43	0.67	0.84	0.87
5	0.33	0.41	0.66	0.83	0.90
6	0.32	0.28	0.79	0.87	0.89
7	0.67	0.74	0.81	0.85	0.93
8	0.71	0.74	0.90	0.88	0.98
9	0.74	0.75	0.87	0.89	0.95
均值	0.55±0.18	0.59±0.19	0.79±0.09	0.87±0.03	0.92±0.04

表4 自建数据集四分类运动想象识别准确率(%)

Table 4 Accuracy of 4-class classification for motor imagery in self-built dataset (%)

受试者编号	CSP+SVM	FBCSP+SVM	DE+CNN
1	52.56	58.83	96.96
2	58.72	67.40	98.15
3	57.21	66.32	86.13
4	38.18	62.06	92.15
5	47.97	60.98	98.21
6	51.42	51.74	97.26
7	49.92	53.91	97.80
8	63.28	75.28	89.36
均值	52.41±7.66	62.07±7.62	94.50±4.69

表5 自建数据集四分类运动想象 Kappa 系数

Table 5 Kappa coefficient of 4-class classification for motor imagery in self-built dataset

受试者编号	CSP+SVM	FBCSP+SVM	DE+CNN
1	0.45	0.49	0.90
2	0.55	0.62	0.96
3	0.48	0.60	0.79
4	0.29	0.55	0.85
5	0.44	0.51	0.92
6	0.39	0.37	0.96
7	0.43	0.44	0.93
8	0.59	0.68	0.84
均值	0.45±0.09	0.53±0.10	0.89±0.06

准确度;将识别算法与外部设备控制以实现基于脑机接口的人机交互系统也是后续重要的研究方向之一。

【参考文献】

[1] Xu MP, He F, Jung TP, et al. Current challenges for the practical application of electroencephalography-based brain-computer interfaces [J]. Engineering, 2021, 7(12): 1710-1712.

[2] 徐畅, 邹德宝. 脑机接口的发展挑战与趋势研判[J]. 人工智能, 2021 (6): 34-39.

Xu C, Zou DB. Development challenges and trends of brain-computer interface [J]. Artificial Intelligence, 2021(6): 34-39.

[3] 吴朝晖. 脑机接口的未来发展趋势[J]. 智能系统学报, 2022, 17(1): 1.

Wu ZH. Future development trend of brain-computer interface [J]. Journal of Intelligent Systems, 2022, 17(1): 1.

[4] 刘冲, 赵海滨, 李春胜, 等. 基于 CSP 与 SVM 算法的运动想象脑电信号分类[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2010, 31(8): 1098-1101.

Liu C, Zhao HB, Li CS, et al. Classification of motor imagery EEG signals based on CSP and SVM algorithm [J]. Journal of Northeast University (Natural Science Edition), 2010, 31(8): 1098-1101.

[5] 刘彦俊. 面向运动想象脑电信号的时空频特征识别研究[D]. 广州: 广州大学, 2022.

Liu YJ. Research on time-space frequency feature recognition of motor imagery EEG [D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2022.

[6] Karthiga R, Narashimhan K. Deep convolutional neural network for computer-aided detection of breast cancer using histopathology images [J]. JPCS, 2021, 1767(1): 012042.

[7] 唐智川, 张克俊, 李超, 等. 基于深度卷积神经网络的运动想象分类及其在脑控外骨骼中的应用[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1367-1378.

Tang ZC, Zhang KJ, Li C, et al. Motor imagery classification based on deep convolutional neural networks and its application in exoskeletons controlled by EEG [J]. Journal of Computer Science, 2017, 40(6): 1367-1378.

[8] 孔祥浩, 马琳, 薄洪健, 等. CNN 与 CSP 相结合的脑电特征提取与识别方法研究[J]. 信号处理, 2018, 34(2): 164-173.

Kong XH, Ma L, Bo HJ, et al. Research on EEG feature extraction and recognition method based on CNN and CSP [J]. Signal Processing, 2018, 34(2): 164-173.

[9] 胡章芳, 张力, 黄丽嘉, 等. 基于时频域的卷积神经网络运动想象脑电信号识别方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(8): 2480-2483.

Hu ZF, Zhang L, Huang LJ, et al. Motor imagery electroencephalogram signal recognition method based on

- convolutional neural network in time-frequency domain [J]. Computer Applications, 2019, 39(8): 2480-2483.
- [10] Pérez-Zapata AF, Cardona-Escobar AF, Jaramillo-Garzón JA, et al. Deep convolutional neural networks and power spectral density features for motor imagery classification of EEG Signals//2018 International Conference on Augmented Cognition. Cham: Springer, 2018: 158-169.
- [11] 陈都. 基于深度学习的脑电情绪研究及应用[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
Chen D. Research and application of EEG emotion based on deep learning [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2022.
- [12] Zhu Y, Zhong Q. Differential entropy feature signal extraction based on activation mode and its recognition in convolutional gated recurrent unit network[J]. Front Phys, 2021, 8: 636.
- [13] Chen DW, Miao R, Yang WQ, et al. A feature extraction method based on differential entropy and linear discriminant analysis for emotion recognition[J]. Sensors, 2019, 19(7): 1631.
- [14] 谷学静, 宋杨, 李峰, 等. 基于小波包融合微分熵的运动想象脑电信号处理[J]. 激光杂志, 2022, 43(6): 126-130.
Gu XJ, Song Y, Li F, et al. EEG signal processing of motor imagination based on wavelet packet fusion and differential entropy [J]. Laser Journal, 2022, 43(6): 126-130.
- [15] Pawuś D, Paszkiel S. The application of integration of EEG signals for authorial classification algorithms in implementation for a mobile robot control using movement imagery-pilot study[J]. Appl Sci, 2022, 12(4): 2161.
- [16] Alzahrani S, Anderson CW. EEG P300 wave detection using Emotiv EPOC+: effects of matrix size, flash duration, and colors[J]. PeerJ, 2017. Doi: 10.7287/peerj.preprints.3474v1.
- [17] 王卫星, 孙守迁, 李超, 等. 基于卷积神经网络的脑电信号上肢运动意图识别[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(7): 1381-1389.
Wang WX, Sun SQ, Li C, et al. Recognition of upper limb motion intention of EEG signals based on convolutional neural network[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Edition), 2017, 51(7): 1381-1389.
- [18] 汪泽群. 基于脑网络的EEG情绪分类研究[D]. 北京: 中央民族大学, 2021.
Wang ZQ. Research on EEG emotion classification based on brain network[D]. Beijing: Minzu University of China, 2021.
- [19] 张毅, 张辉, 罗元, 等. 采用Emotiv感知的智能轮椅运动控制的研究[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2012, 24(3): 358-362.
Zhang Y, Zhang H, Luo Y, et al. Motion control for intelligent wheelchair using Emotiv perception [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2012, 24(3): 358-362.
- [20] 刘柯, 张孝, 李沛洋, 等. 基于脑功能网络和共空间模式分析的脑电情绪识别[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(5): 1344-1349.
Liu K, Zhang X, Li PY, et al. Eeg emotion recognition based on ommon spatial pattern of brain functional network [J]. Computer Application Research, 2021, 38(5): 1344-1349.
- [21] 李铭, 乔晓艳. 基于多导联脑电时空信息的情感分类研究[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2023, 46(1): 167-175.
Li M, Qiao XY. Research for emotion classification based on temporal and spatial information of multi-lead electroencephalogram signals[J]. Journal of Shanxi University (Natural Science Edition), 2023, 46(1): 167-175.
- [22] 谷学静, 位占锋, 刘海望, 等. 基于小波包和串并行CNN的脑电信号分类[J]. 微电子学与计算机, 2021, 38(6): 60-65.
Gu XJ, Wei ZF, Liu HW, et al. EEG signal recognition based on wavelet packet and serial parallel CNN [J]. Microelectronics and Computers, 2021, 38(6): 60-65.
- [23] 廉小亲, 罗志宏, 蔡沫豪, 等. 基于卷积神经网络的脑电情绪识别方法[J]. 计算机仿真, 2022, 39(8): 268-274.
Lian XQ, Luo ZH, Cai MH, et al. EEG emotion recognition method based on convolutional neu-ral network [J]. Computer Simulation, 2022, 39(8): 268-274.
- [24] 吴礼祝, 卢伊虹, 郑梓烨, 等. 基于双通道脑电信号的在线实时睡眠分期系统[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(1): 87-98.
Wu LZ, Lu YH, Zheng ZY, et al. Online real-time sleep staging system based on dual-channel EEG signals[J]. Computer System Application, 2023, 32(1): 87-98.
- [25] 褚亚奇, 朱波, 赵新刚, 等. 基于时空特征学习卷积神经网络的运动想象脑电解码方法[J]. 生物医学工程学杂志, 2021, 38(1): 1-9.
Chu YQ, Zhu B, Zhao XG, et al. Convolutional neural network based on temporal-spatial feature learning for motor imagery electroencephalogram signal decoding [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2021, 38(1): 1-9.
- [26] 胡莹, 刘燕, 程晨晨, 等. 基于自适应时频共空间模式结合卷积神经网络的多任务运动想象脑电分类[J]. 生物医学工程学杂志, 2022, 39(6): 1065-1073.
Hu Y, Liu Y, Cheng CC, et al. Multi-task motor imagery electroencephalogram classification based on adaptive time-frequency common spatial pattern combined with convolutional neural network [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2022, 39(6): 1065-1073.
- [27] 郭峰. 基于CNN+LSTM的运动想象脑电四分类研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2022.
Guo F. Four classifications of motor imagery EEG based on CNN+LSTM[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2022.

(编辑: 陈丽霞)