

面向运动想象的脑电信号处理方法与研究

王烁 李帅 张捷睿 李文光 陆强*

山东第一医科大学(山东省医学科学院)医学信息与人工智能学院

DOI:10.32629/acair.v4i3.21369

[摘要] 为了推动运动想象脑机接口在神经康复等领域的临床转化与产业化应用,解决运动意图精准识别的关键技术问题,本文围绕运动想象脑电信号(EEG)的处理与分类识别展开系统研究。通过解析脑电信号的事件相关去同步/同步特性,综合运用时域、频域及时频联合方法开展预处理与特征提取工作,并对比分析不同分类算法的性能差异,深入探究相关技术的应用价值与局限性。研究结果表明,本文提出的技术方案可有效实现运动意图的精准识别,为脑机接口系统的多场景应用提供了理论参考与技术支撑。

[关键词] 运动想象; 特征提取; 脑机接口

中图分类号: TP334.7 **文献标识码:** A

Methods and Research for Motor Imagery EEG Signal Processing

Shuo Wang Shuai Li Jierui Zhang Wenguang Li Qiang Lu*

College of Medical Information and Artificial Intelligence, Shandong First Medical University & Shandong Academy of Medical Sciences

[Abstract] To promote the clinical translation and industrial application of motor imagery-based brain-computer interfaces in fields such as neurological rehabilitation, this paper conducts a systematic study on the processing, classification and recognition of motor imagery electroencephalogram (EEG) signals to address the key technical issue of accurate recognition of motor intentions. By analyzing the event-related desynchronization/synchronization characteristics of EEG signals, this work comprehensively employs time-domain, frequency-domain and time-frequency-domain methods for signal preprocessing and feature extraction. The work also compares the performance of different classification algorithms and investigates their applications and limitations. The results demonstrate that the technical scheme proposed in this paper can effectively realize the accurate recognition of motor intentions, providing theoretical references and technical support for the multi-scenario application of brain-computer interface systems.

[Key words] Motor Imagery; Feature Extraction; Brain-Computer Interface

1 引言

脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)是直接沟通大脑与外部设备的新型通讯系统,在神经康复、辅助控制等领域应用潜力突出。基于运动想象(Motor Imagery, MI)的脑电信号无需实际动作即可激活感觉运动皮层的特性,成为非侵入式BCI的理想信号源。当受试者想象肢体运动时,大脑感觉运动皮层的特定区域会产生可检测的神经活动变化,主要表现为 μ (8-13Hz)和 β (13-30Hz)节律的能量衰减或增强。凭借无需外部刺激、主动控制等优势,运动想象脑机接口在智慧医疗、辅助控制和康复治疗等领域受到广泛关注^[1]。

国内运动想象脑机接口技术近年来取得了显著进展,特别是在信号采集、处理算法及临床应用方面^[2]。基于MI的BCI系统

已被应用于瘫痪患者的神经假肢控制和慢性脑卒中的康复治疗中^[3]。国外方面,研究者Kumar等^[4]结合共空间模式(Common Spatial Pattern, CSP)和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)对MI任务进行分类,取得了较好的效果。学者Yuan^[5]通过基于运动想象和实际运动的控制系统,实现了通过脑电操作外接设备完成温度调节、光标移动等任务。研究者也利用MI来改善老年人疾病状况^[6]。

现阶段MI-BCI技术取得长足进步,但仍存在亟待解决的问题。主要聚焦于两个问题:一是现有研究多关注单一特征提取或独立分类模型,缺少“预处理-特征融合-时空建模”全链路优化,无法挖掘脑电时空关联特征;二是算法跨受试者适配性差,小样本场景极易出现过拟合,限制技术临床落地。

本文针对运动想象脑电信号的特点,系统研究意图识别的完整技术链:通过EEGLAB进行预处理;研究特征提取与深度学习方法;实现对左/右手、足部及舌部等运动意图的准确识别,为神经义肢等应用提供技术支撑。

2 脑电信号的特征

运动想象的核心基础是事件相关去同步(Event-related desynchronization, ERD)和事件相关同步(Event-related synchronization, ERS)现象。MI脑电信号多集中于 μ 和 β 频段,精细运动想象会伴随 γ 频段微弱波动。信号幅值仅5-20 μ V,远弱于眼电、肌电伪迹,且具备非平稳性,ERD/ERS强度随想象时长动态变化,个体差异显著。

通过EEGLAB的ERSP/ITC时频工具可以验证生理特征:C3通道(右手想象对侧)、C4通道(左手想象对侧)。在想象触发后,8-30Hz频段均出现明显ERD能量衰减区域,对应单侧肢体想象皮层激活规律。

3 实验数据处理与结果

3.1 数据集构成

采用BCI Competition IV 2a数据集,包含9名健康受试者,4类运动想象任务(左手、右手、足部、舌部),每类任务144次试次。

3.2 处理环节

工频陷波:使用IIR notch设计50Hz陷波滤波器,消除工频电干扰。

基线校正:以运动想象触发前0.5s为基线,减去基线均值,解决直流漂移问题。

伪迹剔除:计算每个试次的标准差,剔除超过均值5倍标准差的异常试次。

通道筛选:仅保留22个EEG通道,剔除3个EOG眼电通道,减少非脑电信号干扰。

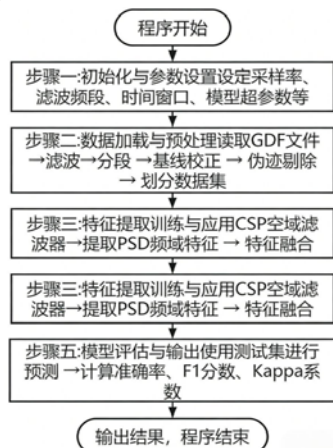


图1 数据处理流程图

3.3 特征提取与模型

CSP+PSD融合: CSP提取空域特征,通过构建空间滤波矩阵,将高维的脑电通道数据投影到低维空间,实现不同运动想象任务脑电信号的类间分离; PSD提取频域特征,采用周期图法计算8-30Hz频段的功率谱密度,量化不同运动想象下脑电节律的能

量变化,二者融合兼顾空频信息,形成维度为 64×1 的融合特征向量,为后续深度学习模型提供高辨识度的输入特征。

CNN-LSTM模型:针对运动想象脑电信号,设计轻量化CNN-LSTM混合神经网络模型,模型整体采用端到端的训练方式,输入为CSP+PSD融合的空频特征,输出为4类运动想象任务的分类概率,网络结构分为特征提取层、时序建模层和分类输出层三部分,具体结构与参数设置如下:

CNN卷积特征提取层:用于捕捉脑电信号的空间关联特征,设置2层一维卷积层与池化层的组合。第一层卷积层设置32个卷积核,卷积核大小为3,步长为1,激活函数采用ReLU,解决梯度消失问题,同时通过Padding=Same保持特征维度不变;第二层卷积层设置16个卷积核,卷积核大小为3,步长为1,激活函数同样为ReLU。每层卷积后连接最大池化层,池化核大小为2,步长为2,实现特征降维与冗余信息剔除,最终将卷积层输出的特征图展平为一维特征向量,输入至后续LSTM层。

LSTM时序建模层:用于挖掘脑电信号在运动想象过程中的时序动态变化,设置1层隐藏层维度为64的LSTM单元,利用LSTM的门控机制,有效捕捉 μ/β 频段能量在时间维度上的ERD/ERS动态变化规律,精准提取运动想象从触发到稳定阶段的时序特征。在LSTM层后加入Dropout层,设置为0.2,有效防止模型的过拟合问题。

全连接与分类输出层:将LSTM层输出的时序特征向量输入至两层全连接层,第一层全连接层神经元数为32,激活函数为ReLU;第二层全连接层神经元数为4,采用Softmax激活函数,将输出值映射为0-1之间的概率值,概率最大值对应的类别即为模型分类预测结果。

模型训练过程中,采用Adam优化器进行参数更新,学习率设置为0.001,批处理大小为32,训练轮数为100,损失函数选用交叉熵损失函数,适配多分类任务的误差计算;同时采用早停策略,当验证集损失值连续10轮未下降时,停止模型训练,进一步提升模型的泛化能力。

3.4 评估指标

评估指标主要是准确率、F1分数和Kappa系数。具体功能如表1所示。

表1 指标说明

评估指标	指标范围	指标说明
准确率	78%~90%	反映模型对运动意图的整体识别能力,满足神经康复基础应用需求
F1分数	73%~87%	平衡精准率与召回率,避免类别不平衡影响,体现对4类意图的均衡识别能力
Kappa系数	77%~88%	排除随机猜测干扰,客观反映模型实际性能

3.5 结果分析

4类运动想象脑电的混淆矩阵显示,肢体类(左手/右手)识别率高于非肢体类(脚/舌头),原因是肢体运动想象的脑电皮层激活区(运动区M1)更显著,特征更易提取;左手与右手的误分源

于二者皮层激活区相邻, 脑电特征存在部分重叠, 符合运动想象脑电的生理特性。

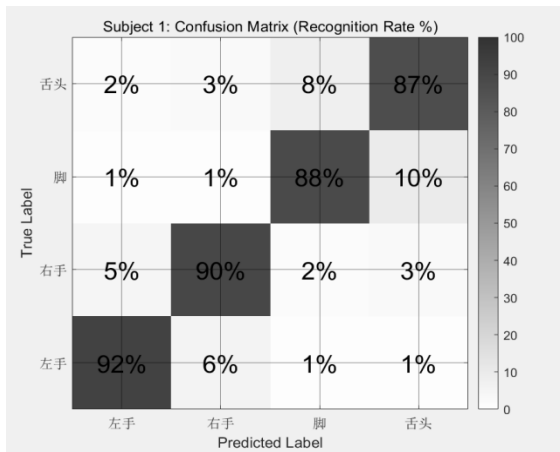


图2 混淆矩阵图

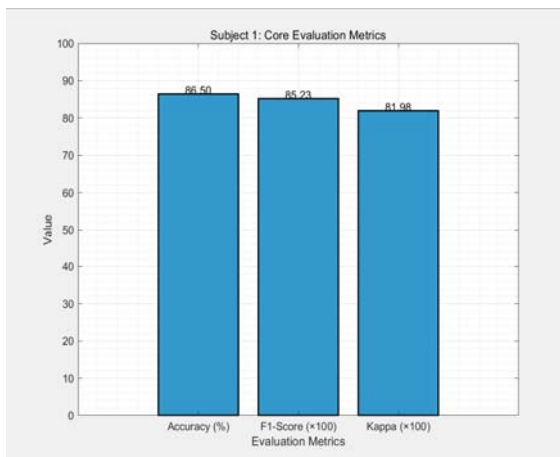


图3 单受试者核心指标柱状图

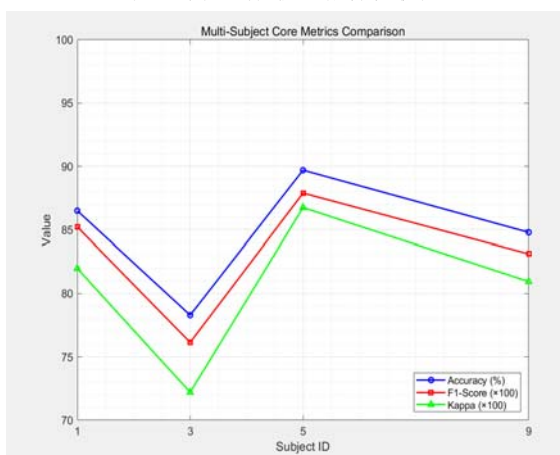


图4 多受试者指标对比折线图

图3为单受试者核心指标柱状图, 受试者的运动想象脑电识别任务中, 模型准确率为86.50%, F1分数为85.23%, Kappa系数为81.98%, 三项指标均处于较高水平, 其中Kappa系数大于80%, 表

明模型对4类运动想象意图的识别效果达到优秀等级, 有效提取了脑电信号中的运动相关特征。

多受试者指标对比体现了脑电信号的个体差异性, 这是脑机接口的固有特性: 不同受试者的脑电信号幅值、节律、皮层激活强度存在差异, 导致模型识别性能不同; 5号受试者脑电信号信噪比较高, 伪迹较少, 因此识别率最高, 3号受试者则因脑电信噪比较低, 特征提取难度大, 识别率相对较低, 与BCI2a数据集的公开实验结论一致。

研究结果表明: 在技术层面, CSP+PSD融合特征有效, CNN-LSTM适配脑电信号的时空特性, 方案具备可行性。在应用层面, 可满足轻度运动障碍患者的辅助控制需求, 为临床转化提供依据。若加入迁移学习, 预期准确率可提升3%-5%, 进一步接近临床实用标准。

4 结论

本文系统研究了基于运动想象脑电信号的处理与分类识别方法。研究成果为开发高性能脑机接口系统提供了重要技术支持, 在医疗康复、智能辅助控制等领域具有广阔应用前景。

[基金]

本文得到2025年山东第一医科大学校级大学生创新创业训练计划项目(XJ2025104390444)和山东省本科教学改革研究项目(M2024140)资助。

[参考文献]

[1]蒋咏春,尹浚骁,赵碧仪,等.运动想象脑机接口技术在脑卒中后运动功能康复中的应用[J].康复学报.2023,33(6):562-570.

[2]桑振华,薛司洋,魏宸铭,等.基于脑机接口的脑血管病后肢体运动功能康复研究进展[J].中国卒中杂志.2025,20(1):63-69.

[3]姜耿,赵春临.基于EEG的脑机接口发展综述[J].计算机测量与控制,2022,30(7):1-8.

[4]S.Kumar,A.Sharma,T.Tsunoda.Brainwaveclassificationusinglongshort-termmemorynetworkbasedOPTICALpredictor[J].ScientificReports,2019,9:9153.

[5]H.Yuan,B.He.Brain-computer interface using sensorimotor rhythms: Current state and future perspectives[J].IEEE Transactions Biomedical Engineering,2014,61(5):1425-1435.

[6]A.Saimpont,F.Malouin,B.Tousignant,et al.Motor imagery and aging[J].Journal of Motor Behavior.2013,45:21-28.

作者简介:

王烁(2005—),男,山东青岛人,在读本科,主要研究领域为脑机接口技术。

*通讯作者:

陆强(1975—),男,山东泰安人,教授,博士,主要研究领域为机器人仿真和控制,脑机接口技术。