

运动想象脑电信号的分析与处理算法研究

侯启恩, 刘建

淮北职业技术学院, 安徽 淮北 235000

DOI:10.61369/ME.2026020007

摘 要 : 运动想象脑电信号是脑机接口领域的重要研究内容, 在人体未进行真实肢体动作的情况下获取大脑神经元电位变化, 从而达到人脑对外界装置控制的目的, 在医学康复、智能化人机交互等方面有着广泛的应用前景。该类信号幅度小、信噪比低、非平稳性高以及个体间差异大等特性决定了对其分析计算的正确程度直接影响着整个系统的性能表现。本文主要针对信号预处理、特征提取以及分类识别这三大方面进行相关算法的研究探讨, 对其工作原理及优缺点进行了阐述, 并通过实验比较不同方法的效果差异并提出改进意见, 以期提高对信号的解析准确率促进脑机接口技术的发展应用。

关 键 词 : 运动想象; 脑电信号; 信号预处理; 特征提取; 分类算法

Research on Analysis and Processing Algorithms for Motor Imagery EEG Signals

Hou Qien, Liu Jian

HuaiBei Vocational and Technical College, HuaiBei, Anhui 235000

Abstract : Motor imagery EEG signals are a significant area of research in the field of brain-computer interfaces (BCIs). These signals capture changes in neuronal electrical potentials in the brain without requiring actual physical movement, enabling the control of external devices through the human brain. They hold broad application prospects in medical rehabilitation and intelligent human-computer interaction. The characteristics of these signals, including their small amplitude, low signal-to-noise ratio, high non-stationarity, and significant inter-individual variability, directly influence the accuracy of their analysis and computation, thereby affecting the overall performance of the system. This paper focuses on the research and discussion of algorithms related to three key aspects: signal preprocessing, feature extraction, and classification recognition. It explains the working principles, advantages, and disadvantages of these algorithms, compares the effects of different methods through experiments, and proposes improvement suggestions to enhance the accuracy of signal analysis and promote the development and application of BCI technology.

Keywords : motor imagery; EEG signals; signal preprocessing; feature extraction; classification algorithms

引言

脑机接口是一种超越传统人机交互方式的新技术, 主要是利用大脑神经电信号进行采集解析从而实现大脑与外界设备之间的信息传递, 不需要借助外周神经系统以及肌肉组织来完成。运动想象脑电是目前最实用的一种脑机接口信号源, 在没有真实肢体动作发生的情况下, 大脑想象自己做某件事情所产生的一系列神经电信号可以用来操控一些外部装置, 帮助那些有肢体残疾的人恢复行动或者交流的能力。

一、运动想象脑电信号的基本特性

(一) 微弱性与低信噪比

运动想象脑电幅值一般为 $1-100\mu V$, 远远小于环境中工频

干扰、肌电干扰以及眼电干扰等, 信噪比很低, 在此之中, 工频干扰主要是来自电网中 50Hz 频率信号及谐波成分; 肌电干扰是由于头部肌肉不自主收缩; 而眼电干扰则是由眼球转动或者闭眼造成。这些干扰信号的幅度往往是运动想象脑电信号几倍甚至几十

课题信息:

- (1) 安徽省教育厅高校重点自然科学研究项目: 2025AHGXZK31227;
- (2) 安徽省教育厅高校重大自然科学研究项目: 2025AHGXZK20094;
- (3) 淮北职业技术学院重点自然科学研究项目: 2025-YJZK-01;
- (4) 淮北职业技术学院重点自然科学研究项目: 2025-YJZK-05;
- (5) 淮北职业技术学院重点教学研究项目: 2024jyxm-02;

作者简介:

侯启恩 (1997.09—), 男, 汉族, 安徽宿州人, 工学硕士, 淮北职业技术学院助教, 研究方向: 脑电解码, 生物信号处理, 深度学习;

刘建 (1975.03—), 男, 汉族, 安徽淮北人, 工学硕士, 淮北职业技术学院讲师, 研究方向: 模式识别, 机器学习。

倍,大大压制了有效信号特征信息提取的效果,给后续对信号分析处理带来很大麻烦^[1]。

（二）非平稳性与时变性

运动想象脑电是典型的非平稳信号,它的统计特性随着时间的变化而变化,在进行运动想象的时候,大脑中的神经元由静息的状态转变为激活的状态然后又回到任务完成之后的恢复状态,相应的脑电信号的频率、幅度等都会发生较大的改变。因此对于这样的非平稳信号传统的基于平稳信号的方法就不再适用了,必须使用针对非平稳信号的方法来加以解决。

（三）个体差异性与任务相关性

不同的个体之间大脑结构、神经活动方式有很大区别,而且同一个体在不同的时刻、不同状态下做相同的运动想象任务也会产生不一样的脑电波形,因此算法对个体的适应性就变得很重要。另外,运动想象脑电信号是有很强的任务相关的,不同的运动想象任务会激活不同的脑区,比如想象右手运动的时候左半球的感觉运动皮质区域会有较大的波动,而想象左手运动时右半球感觉运动皮质区域就会有较大的波动,所以这个任务相关性就是提取特征以及分类识别的基础^[2]。

（四）神经生理基础特性

运动想象脑电的主要神经生物学特性为事件相关去同步以及事件相关同步,主要表现在大脑的感觉运动皮质区的 μ 节律和 β 节律中。 μ 节律在人处于休息、肢体不动的状态下其能量最大,在此状态下代表大脑皮质静息状态;而 β 节律则与运动准备、运动实施以及运动抑制有关。人在做运动想象的时候相应的大脑区域的 μ 节律和 β 节律的能量都会明显下降,这就是事件相关去同步现象;而在完成运动想象的任务之后,这些波段的能量又会恢复并且高于原来的水平。

二、运动想象脑电信号预处理算法

（一）滤波去噪算法

滤波去噪是预处理的重要环节,主要是提取运动想象脑电信号8—30Hz的有效频率范围(其中 μ 节律、 β 节律是最主要的有效成分),去掉无用噪声,一般采用巴特沃斯滤波、小波滤波以及自适应滤波。巴特沃斯滤波是一种常用的线性滤波器,幅频特性平坦、相位畸变小,在设计一个8—30Hz带通滤波器后可以很好地保留有用信号并抑制50Hz工频以及其他高频噪声,但是对于肌电、眼电等非平稳干扰抑制效果较差^[3]。小波滤波是以小波变换为基础的一种非线性方法,具有良好的多尺度分析能力,能够将信号分解到不同的尺度上进行分析从而区分出有用信号和干扰信号,其去噪效果比巴特沃斯滤波更好一些,主要是把脑电信号转化为小波系数之后再利用阈值来消除掉这些干扰的小波系数然后重新组合成新的信号,但是阈值的选择也会影响到最终的去噪结果,如果设置得过高就会导致有用的特征被丢弃掉,而设置得太低又不能完全去除所有的噪声。自适应滤波可以根据情况改变自身的参数不需要预先知道信号及噪声的相关信息就可以通过自适应的方法不断调节滤波器的参数使得输出误差达到最小,主要

有最小均方算法(计算量较小、实时性较好但是收敛速度较慢)以及递归最小二乘算法(收敛速度快、准确率较高但是计算量较大并且对于硬件的要求也比较高)。

（二）基线校正算法

运动想象脑电在采集过程中会受到电极接触电阻的变化以及人体自身状况的影响而产生直流漂移,造成信号基线偏移,给之后的特征提取带来一定困难。基线校正主要是为了去除直流漂移,使信号基线回到零电平附近,一般采用的方法有线性趋势消除或者基线减法等。线性趋势消除是根据信号的趋势来拟合出一条直线,在原始信号中减去这条直线就可以去掉线性的直流漂移,适合于基线为线性偏移的情况;基线减法则取运动想象任务开始之前的一段静息状态下的信号作为基线,求出其均值后用这个均值去减掉原来的信号即可完成基线校正,此方法操作简便实用广泛,但是基线的选择对于结果有很大影响,应选择比较稳定的静息状态下的信号作为基线^[4]。

（三）信号归一化算法

由于各个受试者的脑电幅值有很大区别,即使是同一个体不同时间段采集得到的信号其幅值也会有变化,而幅值的不同会直接影响到之后进行特征提取以及分类算法的效果。信号归一化就是把不同幅值范围的信号转化为相同的范围来去除幅值差异造成的影响,在这里使用的是Z-score归一化和最小-最大归一化两种方式。Z-score归一化是将信号变为均值为0、标准差为1的标准正态分布信号,可以很好地消除信号幅值上的差异并保留住信号本身的相对信息,适合用于后面的基于统计特性的特征提取及分类算法;最小-最大归一化则是将信号幅值映射至0-1之间,操作简便明了但是对异常值比较敏感,适用于信号幅值变化较小的情况。

三、运动想象脑电信号特征提取算法

（一）时域特征提取算法

时域特征是从信号的时间序列上提取出来的,可以表示出信号的幅度的变化情况,具有计算量小、速度快的优点,常用的有均值、方差、偏度、峰度以及波形长度等。均值代表了整个信号的大小,而方差则表示出其幅值的离散程度;偏度与峰度是用于描述信号分布形态的两个参数,波形长度则是指信号在时间轴上的波动频率。它们能够比较直观地反映出运动现象脑电信号的变化情况,但是容易受到外界环境的影响较大,在单独使用的情况下分类效果一般较差,需要和其他类型的特征结合起来使用才能取得较好的结果^[5]。

（二）频域特征提取算法

频域特征是从频率的角度进行提取,可以体现信号的频率分布情况,在运动想象EEG中是主要的特征之一,常用的提取方法有傅里叶变换、功率谱密度估计以及小波包变换等。傅里叶变换可以将时域信号转化为频域信号并获取不同频段的能量值,但是只适合对平稳信号进行分析而不适合用于非平稳信号,具有一定的局限性;而功率谱密度估计则是频域特征提取的重要手段,主要有两种方式:周期图法和Welch法,其中周期图法虽然计算

简便但是其方差较大且准确率较低；相反地，Welch法则利用分段重叠和平滑加窗的方法来减小方差并且提高准确率，这是目前最常用来处理运动想象 EEG 的一种方法，能够得到 μ 节律及 β 节律的相关能量信息从而为后续的分类识别奠定基础。小波包变换是在小波变换基础上发展而来的新技术，不仅可以精确地解析出信号中的高频成分还可以同时获得时域与频域的信息，适用于非平稳信号，通过对脑电信号进行小波包分解然后从中提取各个频段的能量值得到完整的关于运动想象过程下信号频率的变化情况，相比起傅里叶变换而言效果更好一些。

（三）空域特征提取算法

空域特征是以多导联脑电信号的空间分布为依据提取的，可以体现不同脑区激活程度的不同，在多导联信号上应用较多，常用的有共空间模式以及改进版共空间模式等。共空间模式是最传统的算法，主要是利用最优空间滤波器把多导联信号映射到一个新的空间中去使得不同运动想象任务之间的差异最大化从而得到具有区分性的空域特征，该方法计算量小、区分性好适合两分类问题但是对外界干扰及个体间差异比较敏感，在多个类别的问题上效果会有所降低。为了弥补它的缺点人们提出了正则化共空间模式、自适应共空间模式等多种改进版本：正则化共空间模式增加了一个正则项来减少噪声对于滤波器的设计造成的影响提高了鲁棒性；而自适应共空间模式可以根据所采集到的数据本身的统计性质实时地改变滤波器的相关系数以提高个性化程度，这样做的好处就是让这些优化过的算法更准确并且更加健壮地进行空域特征的学习同时扩大了其适用范围。

四、运动想象脑电信号分类识别算法

（一）传统机器学习分类算法

传统的机器学习分类算法由于计算量小、可解释性强以及实时性好而被广泛应用于运动想象脑电信号分类上，主要支持向量机、K近邻算法及线性判别分析。支持向量机是以统计学习理论为基础，在所有可能的分类超平面中找到一个使不同类别的样本点之间的距离尽可能大的最优分类超平面，具有很好的泛化能力和抗过拟合能力，可以很好地解决高维特征以及小样本的问题，是最常用的也是应用最广的传统方法之一，但是它的分类结果受到核函数以及参数的影响较大，需要进行交叉验证来确定最佳参数值。K近邻算法是一种实例化的分类方式，主要是根据样本间的相似程度，把待测样本分配到与其最为接近的 K 个已知类别中的频率最高的那个类别当中去，操作简便并且不需要预先训练模型就可以直接使用，适合用于实时的应用场合，但是其运算速度较慢并且对于样本的数量以及质量要求较高，容易受到噪声干扰导致识别率下降。

（二）深度学习分类算法

伴随着深度学习的发展，它被应用于运动想象脑电信号分类上越来越普遍了，在这类算法中可以自动地学到信号内部的一些深层次的信息而不需要人为的设计，适合用于复杂的非平稳信号的分类工作当中，常用的有卷积神经网络、循环神经网络以及注意力机制网络等。卷积神经网络利用其特有的卷积层和池化层结构能够自动获取到信号的时间域及频率域信息并且擅长发现局部特征以及空间的相关性，适合对多导联信号进行分类并且效果良好但是计算量较大对于硬件的要求也较高需要大量的样本来进行训练；循环神经网络可以用来解决序列的问题，在其中使用了循环单元来保存信号的历史信息从而发现其中存在的时序上的联系，适合用来应对非平稳信号但是会出现梯度消失或者梯度爆炸的现象一般会采用长短时记忆网络或者是门控循环单元对其进行优化。

（三）算法性能对比分析

为了比较不同的分类方法的效果，选择 BCI 竞赛Ⅳ数据集 I 中的左手、右手运动想象脑电信号作为研究对象，此数据集采样率为 200Hz，在对其进行预处理之后得到时域、频域以及空域联合特征，利用支持向量机、K近邻、线性判别分析、卷积神经网络和注意力机制网络对其分类实验，用分类准确率、灵敏度及特异性来衡量其效果。结果显示深度学习算法的分类能力总体上要优于传统的机器学习算法，其中注意力机制网络的分类准确率达到 90.05%，灵敏度为 89.7%，特异性为 90.4%；卷积神经网络排第二位，分类准确率为 85.15%；支持向量机在传统算法中表现最好，分类准确率为 72.9%；K近邻与线性判别分析的分类准确率分别为 68.3%和 65.7%。深度学习的优点是可以自动地获取更深层次的信息并且可以发现信号的变化情况等一些复杂的规律，而传统的机器学习需要人为的设计特征，很难充分利用信号的有效信息。但是深度学习的计算量较大，实时性不及传统机器学习的方法，在应用的过程中应根据具体情况选用相应的算法。

五、结论

本文对运动想象脑电信号进行分析及处理算法进行了探讨，在信号基本性质的基础上，从预处理、特征提取以及分类识别三个方面介绍了常用的算法并对其效果进行了比较分析，最后给出了相应的改进意见。实验结果表明：运动想象脑电信号的微弱性、非平稳性和个体差异性是制约算法性能的重要原因；预处理算法可以有效地抑制噪声的影响为后续的工作做好铺垫；多特征融合的方法可以提高特征之间的可分度；深度学习方法在分类准确率上优于传统的机器学习方法但是实时性较差。

参考文献

- [1] 聂旭. 基于单侧上肢运动想象的脑电信号识别与分析 [D]. 南京邮电大学, 2024.
- [2] 戎宇莹. 运动想象脑电信号的分析与处理方法研究 [D]. 陕西师范大学, 2020.
- [3] 王雪娇阳. 运动想象脑电信号识别的影响因素分析与多域处理方法研究 [D]. 东北师范大学, 2020.
- [4] 张艳, 徐子衡. 基于小波分析的运动想象脑电信号分类算法 [J]. 金陵科技学院学报, 2019, 35 (04): 6-9+88.