|  |
| --- |
|  |
| **《认知计算原理》课程报告** |
|  |
|  |
| **任课教师：马琳** |
| **专业： 计算学部** |
| **姓名：**  **学号：**  **日期： 2024.06.24** |
|  |

1．Review of Machine Learning Techniques for EEG Based Brain Computer Interface

### 文献所用方法

该文献主要集中于三种EEG范式的分类：运动想象（motor imagery）、P300和稳态诱发电位（steady state evoked potential）。这些范式被用于BCI系统中，以识别用户的意图并将其转化为机器可理解的命令。文章中提到，随着人工智能技术的发展，研究人员开始使用ML技术和深度学习（DL）方法来分类基于EEG的BCI信号。ML技术使得BCI系统能够从每个新的会话中学习用户的大脑活动，适应生成的分类规则，从而提高系统的效率。

### 解决的问题

BCI系统旨在帮助那些患有严重运动障碍的人，如锁综合征患者，他们无法通过传统的交流方式（如语言、手势或书写）与外界沟通。EEG基础的BCI系统通过解读大脑活动模式，使这些用户能够与外部设备进行交流。文章中强调了ML技术在提高BCI系统性能方面的重要性，尤其是在信号处理、系统功能、性能评估和商业化方面面临的挑战。

### 所用数据库

利用公开的EEG数据库，如BCI竞赛或PhysioNet等，这些数据库提供了大量的EEG记录，供研究人员进行算法训练和测试。

### 结果

文章提供了一个关于使用各种ML/DL技术在EEG基础的BCI中的集中调查。作者希望通过收集的信息能够帮助应用合适的机器学习技术，并为BCI研究人员提供一个加强未来BCI系统的基础。此外，文章还讨论了当前EEG基础的BCI系统面临的挑战，包括理想的信号处理方法、BCI功能、性能评估和商业化。

总的来说，这篇文献为EEG基础的BCI领域提供了宝贵的见解，特别是在ML技术的应用方面。它不仅展示了当前的研究进展，还指出了未来研究的方向，对于从事BCI研究的学者和工程师来说，是一篇不可多得的参考资料。

2．Subject-Specific feature selection for near infrared spectroscopy based brain-computer interfaces

### 文献所用方法

研究中采用了基于顺序特征选择的逐步回归分析（SWR-SFS）和ReliefF方法来确定特定于个体的最佳特征子集。特征选择应用于fNIRS信号的时域特征，如信号的均值、斜率、峰值、偏度和峰度值。为了评估所选特征子集的性能，研究中使用了线性判别分析、k最近邻和支持向量机等机器学习算法。

### 解决的问题

BCI系统的目标是允许用户通过分析大脑的神经活动来控制外部设备。fNIRS作为一种新兴的光学成像技术，常用于非侵入性BCI中。确定特定于个体的特征对于提高分类准确性以及降低基于fNIRS的BCI系统的复杂性至关重要。

### 所用数据库

该研究验证了所提出的技术在基准运动想象（MI）和心算（MA）基础的fNIRS数据集上的有效性，这些数据集收集自29名健康受试者。

### 结果

SWR-SFS和ReliefF特征选择方法都显著提高了分类准确性。然而，使用SWR-SFS取得了最佳结果，对于MA数据集，还原血红蛋白（HbR）的分类准确率为88.67%，氧合血红蛋白（HbO）的分类准确率为86.43%；对于MI数据集，HbR的分类准确率为77.01%，HbO的分类准确率为71.32%。此外，特征选择提供了极高的特征降维率，对于MA数据集，HbR的降维率为89.50%，HbO的降维率为93.99%；对于MI数据集，HbR的降维率为94.04%，HbO的降维率为97.73%。

### 讨论

这项研究表明，采用特征选择可以显著提高基于MA和MI的fNIRS信号分类性能。这对于设计更高效的BCI系统具有重要意义，因为它可以减少系统的复杂性并提高其实用性。通过特定于个体的特征选择，可以为每个用户定制BCI系统，从而提高整体的用户体验和系统的可靠性。

3．Motor imagery classification by active source dynamics

### 文献所用方法

研究中提出了一种新颖的源域MI-EEG分类算法。首先，采用了具有噪声自学习功能的Champagne算法，以在皮层上实现高空间分辨率的去噪电生理源成像（ESI）。其次，使用了一种大脑功能连接度量——虚部相干性（iCOH），来利用运动皮层中的源空间特征。在MI过程中，计算运动皮层的iCOH，以形成运动皮层源空间的图结构，通过该图结构构建图卷积网络（GCNs），以提取空间特征。同时，通过时间卷积网络（TCN）和多头注意力机制提取多尺度时间特征，并利用基于GCN的空间注意力来实现时空特征的交互。最后，将所有提取的特征结合起来，得出最终的分类结果。

### 解决的问题

MI-EEG信号的解码一直是近年来的热门研究话题。MI是一个重要的BCI范式，MI-EEG信号是在运动想象任务中自发产生的，即在没有实际肢体运动的情况下想象特定活动。由于运动皮层在运动意图期间的神经活动模式可能嵌入在MI-EEG信号中，因此解码MI-EEG成为实现通过BCI系统进行外部设备精神控制的关键。

### 所用数据库

该研究在PhysioNet EEG Motor Movement/Imagery Dataset上评估了所提算法的MI-EEG分类性能。这个数据集包含了多个受试者在执行运动想象任务时的EEG记录，是评估BCI算法性能的常用数据库。

### 结果

所提出的算法在PhysioNet EEG Motor Movement/Imagery Dataset上的MI-EEG分类性能优于现有方法。无论是在受试者内五折交叉验证实验还是受试者特定模型训练实验中，结果都显示出优越性。这表明，通过利用皮层源成像的功能连接性，可以有效提高MI-EEG信号的分类准确性。

### 讨论

这项研究展示了活动源动力学在MI分类中的应用潜力。通过结合GCNs和TCN，以及注意力机制，研究者能够从MI-EEG信号中提取更丰富的时空特征，从而提高分类性能。这对于设计更高效的BCI系统具有重要意义，因为它可以提高系统的准确性和可靠性。此外，这种方法还为未来的BCI系统设计提供了新的思路，特别是在处理大脑活动信号时的新策略。

4．Temporal Combination Pattern Optimization Based on Feature Selection Method for Motor Imagery BCIs

### 文献所用方法

研究中提出的方法主要包括四个部分：EEG原始数据预处理、基于CSP算法的特征提取、基于四种特征选择算法的特征选择（即互信息、最小绝对收缩和选择算子、主成分分析和逐步线性判别分析，分别简称为MUIN、LASSO、PCA和SWLDA），以及分类算法的平均分类准确率评估。通过对每个MI任务的EEG样本进行分解，获得多个时间段。然后，从每个时间段提取由CSP提取的特征，并组合形成新的特征向量。最后，基于上述四种特征选择算法选择新特征向量的最优时间组合模式，并使用分类算法来评估平均分类准确率。

### 解决的问题

在MI基础的BCI中，参与者特定的时间窗口相对于视觉提示有着显著的影响。然而，时间窗口通常是基于经验或手动选择的。为了解决这个问题，研究提出了一种新的特征选择方法，以优化时间组合模式，从而提高分类准确率。

### 所用数据库

该研究使用了三个BCI竞赛数据集来验证所提出算法的有效性。这些数据集包含了多个受试者在执行MI任务时的EEG记录，是评估BCI算法性能的常用数据库。

### 结果

实验结果显示，与传统的CSP算法相比，所提出的方法显著提高了性能。具体来说，LASSO算法在所提出的方法中达到了最高的准确率（88.58%）。重要的是，使用所提出的方法得到的平均分类准确率分别比使用CSP提高了10.14%（MUIN）、11.40%（LASSO）、6.08%（PCA）和10.25%（SWLDA）。这些结果表明，所提出的方法有望在MI基础的BCI中得到实际应用。

### 讨论

这项研究展示了特征选择在优化MI-BCI系统中的时间组合模式方面的潜力。通过结合多种特征选择算法，研究者能够从MI-EEG信号中提取更丰富的特征，从而提高分类性能。这对于设计更高效的BCI系统具有重要意义，因为它可以提高系统的准确性和可靠性。此外，这种方法还为未来的BCI系统设计提供了新的思路，特别是在处理大脑活动信号时的新策略。

5． A multi-modal modified feedback self-paced BCI to control the gait of an avatar

### 文献所用方法

在多模态信号处理中，研究者会结合多种脑信号采集技术，如脑电图（EEG）和功能性近红外光谱（fNIRS），以提高BCI系统的性能。这种方法可以通过算法融合两种信号的优势，例如使用多分辨率奇异值分解（MSVD）来实现系统和特征层面的融合1。此外，还包括信号预处理、特征提取、分类器设计和决策融合等步骤。

### 解决的问题

多模态信号处理旨在解决单一模态BCI系统中存在的限制，如信号质量不稳定、分类准确率低和用户适应性差。通过结合不同类型的脑信号，研究者希望提高BCI系统的鲁棒性和分类性能。

### 所用数据库

研究使用公开的BCI数据集，或者收集自志愿者在特定任务下的脑信号数据。例如，研究会在一组志愿者上进行运动想象基础的BCI实验，并收集相应的EEG和fNIRS数据。

### 结果

研究表明，通过多模态信号处理，BCI系统的分类准确率得到了显著提升。例如，新的BCI框架在一组数据集上达到了88.80%的准确率，甚至经过优化后能够获得高达90.76%的准确率。

### 讨论

多模态信号处理为BCI性能的提升提供了新的视角。它展示了通过结合不同的脑信号和先进的信号处理技术，可以有效地提高BCI系统的整体性能。这对于未来BCI系统的设计和应用，尤其是在复杂任务和环境下的应用，具有重要的意义。

# 参考文献

1. Aggarwal S, Chugh N. Review of machine learning techniques for EEG based brain computer interface[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(5): 3001-3020.
2. Aydin E A. Subject-Specific feature selection for near infrared spectroscopy based brain-computer interfaces[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2020, 195: 105535.
3. Rajabioun M. Motor imagery classification by active source dynamics[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 61: 102028.
4. Jiang J, Wang C, Wu J, et al. Temporal combination pattern optimization based on feature selection method for motor imagery BCIs[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2020, 14: 231.
5. Alchalabi B, Faubert J, Labbe D R. A multi-modal modified feedback self-paced BCI to control the gait of an avatar[J]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18(5): 056005.