

基于深度学习的脑电波采集数据特征提取与分类

徐裕森¹ 洪阿兰¹ 林毓媛²

1 厦门理工学院软件工程学院 福建省厦门市 361024

2 泉州职业技术大学影传产业学院 福建省泉州市 362268

摘要: 随着深度学习技术的发展, 通过 EEG 数据的特征提取和分类已有越来越多的关注度在神经科学交叉学科中展开。EEG 信号是体现人脑活动的主要信息源, EEG 信号具有时间分辨率极高以及包含丰富的生物信息。本文深入地探讨了基于深度学习的 EEG 数据处理, 其中主要涉及卷积神经网络 (CNN) 和循环神经网络 (RNN) 提取 EEG 信号特征进行分类的工作实际应用情况分析。通过有效预处理和特征提取后的深度学习模型, 可以通过自行提取更多、更深的特征实现更高精度的分类。测试结果表明, 相比传统 EEG 的数据处理, 深度学习的方法对于更为复杂的数据能实现更强抗干扰的处理效果及高精准度的处理能力。

关键词: 脑电波; 深度学习; 特征提取; 数据分类; 神经网络

引言

脑电波 (EEG) 信号由于无创性、实时性、很高的时间解析度等, 已成为神经科学研究、医疗诊断和脑-机接口等重要手段和领域常用的一种工具。然而, 随着深度学习的迅速发展, 它开始被发现能够很好地解决复杂的数据问题并将其引入到脑电波数据的特性抽取和分类中, 尤其像卷积神经网络 (CNN) 和循环神经网络 (RNN) 一类的深度学习模型可以自主找出高级别的特性, 并提高了脑电波数据的解析准确程度。该文主要工作是想更加透彻了解深度学习影响了脑电波信号的处理过程, 及如何使脑电波的数据特征的抽取分类得到了改进, 以期对今后相关方面工作起到理论指导和实践借鉴。

1、脑电波采集与预处理

1.1 脑电波采集技术

脑电波捕捉技术主要通过电极采集大脑所发射的电波信息。如今这种技术在神经学、心理学、医疗保健等众多领域都有着广泛的应用, 帮助专家们更好地探索大脑工作机制和各种思维活动。常见的获取脑电波的方式包括常规脑电图 (EEG)、功能性磁共振图像 (fMRI) 和近红外光谱扫描仪 (NIRS) 等。由于 EEG 具有较好的时间精确性, 以及价格相对较为实惠, 成为最受青睐的手段之一。它通过在头皮上布置大量电极, 以连续监测神经元电活力状况, 同时能有效反映许多人的注意力状态、嗜睡程度, 以及一些情绪状态。近年来,

随着技术的发展, 如干燥电极、便携式脑电波测量仪等新装置的使用, 使得人们更轻松地非实验环境中收集到脑电波数据, 使数据收集变得更为便利, 为脑机交互等新兴领域的发展注入了动力。

1.2 数据预处理

在脑电波数据特征提取之前, 首先需要进行预处理。因为脑电波信号容易受到多种噪音和幻象的影响, 如电噪音、肌电干扰 (EMG) 和眼动产生的伪影。这些干扰不仅降低了信号质量, 也有可能对后续处理结果产生负面影响。因此, 合理的数据预处理变得十分重要。通常, 数据预处理包括信号的滤波、去除幻象、划分与叠加处理等。首先, 应用带通滤波器去除低频起伏和高频噪音, 确保信号在特定的频率区间内。其次, 应用独立成分分析 (ICA) 或其它降噪手段消除眼动功能和肌活动的幻像以提高信号的纯净度。然后, 将数据分块, 以便做事件相关的电子反应 (ERP) 分析或是频率域分析。基于这些之上也可能运用窗格的合并方式, 以增加时间分辨率。数据预处理样本数据效果如下图 1 所示。经过上述数据预处理后, 脑电波数据会变得更适合, 为脑电波数据特征提取及分析提供坚实的基础, 以便更精准地反映脑的机能状态及脑与精神活动的关系。

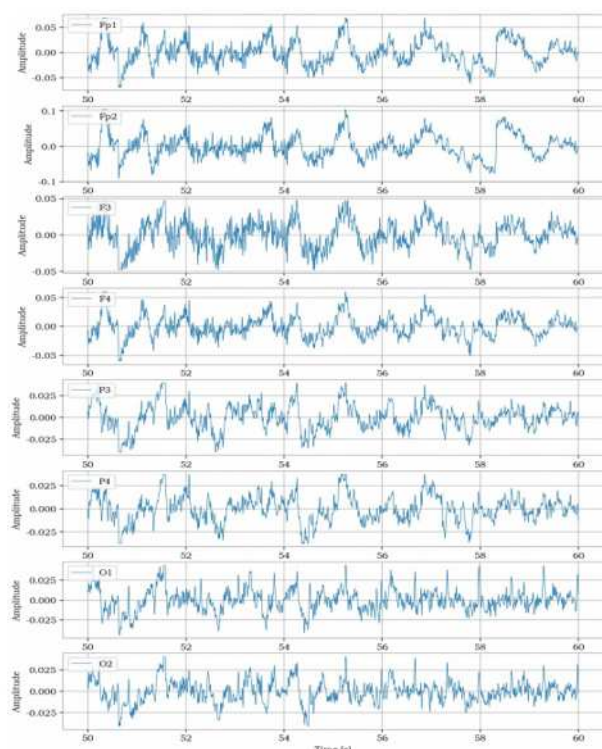


图 1 EEG 信号预处理后的 8 通道 10 秒时域波形图

2、特征提取方法

在机器学习和数据分析中，特征提取是重要的一环，它需要从原始数据中提取出能够更好地体现问题本质的数据，以便后期做相应的分类、预测等其他工作。特征提取可以大致分为两种方式，一种是以传统特征提取技术为主；另一种是基于深度学习驱动下实现的特征提取方法。他们各自也有各自的优势，针对不同类型的数据以及需求有相应的解决方案。

2.1 传统特征提取方法

2.1.1 时域和频域特征

分析时间序列数据和信号的主要两部分特性为时域特性和频域特性。时域特性主要是从信号随时间的变化入手，比如平均值、标准差、最大值、最小值以及峰态等，这些能够很好地反映整个数据的基本走向与波动的特性，针对那些规律性比较明显或者可以通过简单统计手段表达出来的数据特别适用。但是，对于一些复杂的波动性或者周期性数据而言，则需要时域特性忽略周期型数据。

对时域信号常用傅里叶变换等转换频域的方法获取其特征，即能提取、并展现一个信号的周期性特征及频率特征，例如各个频率分点所占能量的大小，可以通过频谱、功率谱

等方式表示。通过对频域特征的挖掘可以更有效地去除噪声、判断周期性、区分叠加信号等，典型应用于声音信号、图像处理、生物医学信号等，能为我们提供更多的信息量，并减少数据维度。

2.2 深度学习特征提取方法

深度学习：特征获取过程发生根本改变，深度学习借助多层神经网络在大数据中实现自学习提取特征的过程，并减少了手工选择特征的依赖性，在高维数据和复杂数据挖掘学习中获取了更高的效率。

2.2.1 卷积神经网络（CNN）应用

CNN(Convolutional Neural Networks) 是处理图像的强有力工具，通过多层次的卷积层、池化层和全连接层对图像进行深度挖掘。在 CNN 中的卷积层，使用一组小型卷积核以卷积的形式扫描整张图片中的内容，之后使用非线性激活函数（如 ReLU）来丰富模型。通过一系列卷积之后，CNN 能以提取初级特征（如边界和纹理）到高级特征（如形状和物体）的层次性数据。

相比之下，深度卷积神经网络(CNN)拥有更强的自动性与表现能力，如在大量图像的分类、目标识别、图像合成等工作任务中，CNN 均有极其亮眼的表现。CNN 的作用并不局限于图像领域，已经逐步应用于视频分析、语音识别和文字分类等领域，对于上述问题，CNN 都能够很好地适应不同的数据结构与场景。

3、数据分类方法

3.1 传统分类算法

3.1.1 支持向量机（SVM）与决策树

支持向量机(SVM)具有高效、灵活的特点，在小样本、高特征量的数据上有着非常好的效果。其本质思想是寻找一个超平面对不同数据点进行分类。而支持向量机则寻找这些支持向量并使不同类别样本之间具有最大间隔，从而提高分类模型的泛化能力。当数据不能在维数空间里通过线分开时，核函数可以将输入空间的样本变换为更高维的特征空间，从而方便地线的将数据分开。SVM 也因此成为了模式分类与识别的研究热点。

决策树是基于树的结构分类器，根据数据集合的属性将数据进行分割，从数据集合的顶部向下依次细分到数据集合的每一片叶子节点，即每一片叶子节点所包含的数据是一类数据，这种方式的主要优势是简洁且易于理解，且易解释

性很强,但同时由于决策树可能会出现过度拟合的情况,当数据复杂,或者属性多于 1 个时,通常会使用修剪等方法对模型进行泛化。

3.2 深度学习分类算法

3.2.1 循环神经网络(RNN)与长短期记忆(LSTM)

RNN 就是针对解决序列依赖问题(如自然语言、时间序列)等而设计的具有强大能力的方法,其核心特点是通过循环的方式使信息能够进行跨步传输,从而实现序列随时间变化规律的掌握。然而,传统的 RNN 对较远的序列常存在梯度消失或梯度爆炸的现象,因此难以学习长时间内的步度关系。

为了解决上述问题,提出了一种能够通过门来获取并调整信息丢失或收集的信息进行学习和记忆的“长短期记忆”(LSTM)神经网络技术。LSTM 神经网络能维持和调整长期状态中的信息,从而形成在很大程度上依赖于时间的学习和记忆机制,所以对于有长时间连续数据参与的学习研究(如语言、文字、时序等预测),LSTM 能够取得很好的学习结果和记忆效果,这项技术的应用拓宽了自然语言处理、情感识别及机器翻译的等领域的发展前景。

结论

本文工作表明深度学习算法对于脑波的特征提取和分类的优势和实用性,相比于传统的特征提取与分类方法,深度学习模型能够更好地适应该类脑波信号的复杂度与变化性,具有更高的分类准确率与抗干扰效果;利用卷积神经网络 CNN 与循环神经网络 RNN 等方法能够同时高效获取特征,

也能跟踪时域信号变化趋势,提高分类效果。未来基于算法的不断完善以及数据处理技术进步,深度学习对于脑波领域的研究有着极大的发展潜力且大有可为,尤其在心理和神经性疾病上对于精神心理疾病与神经疾病的辨认与辅助有着巨大的现实意义。

参考文献:

- [1] 陈思宇;林佳豪.深度学习在脑电波信号处理中的应用研究[J].计算机科学与应用,2023(15):45-50.
- [2] 张晓蕾;蔡海宁.基于卷积神经网络的脑电波特征提取方法研究[J].自动化技术与应用,2022(12):78-83.
- [3] 孙睿翔;刘静雅.脑电波数据分类的深度学习方法进展[J].神经科学前沿,2023(3):55-60.
- [4] 王铭哲;周佳琪.脑电信号特征提取与深度学习分类的综合研究[J].信息与计算科学,2024(1):95-100.

课题:2025 年 教育部 大学生创业实践-心脑智联 4030125254

作者简介:徐裕森(2004.06-),男,汉,福建龙岩人,学士,厦门理工学院学生,主要研究方向为软件工程。

洪阿兰(1981.05-),女,汉,福建厦门人,硕士,厦门理工软件工程学院讲师,主要研究方向为软件工程。

林毓媛(2006.08-),女,汉,福建漳州人,学士,泉州职业技术大学学生,主要研究方向为新媒体技术。