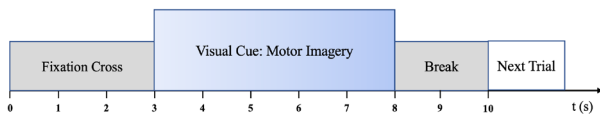


# 基于 EEG 的运动想象状态分类

## 1 数据集说明

### 1.1 数据采集过程

采集过程中，受试者坐在电脑前的椅子上。采集开始时，电脑屏幕上会出现一个固定的叉，提示对象准备，持续 3s；然后，一个指向某一个方向的箭头作为视觉提示在屏幕上出现 5s，在此期间，受试者根据箭头的方向执行特定的运动想象任务；然后，视觉提示从屏幕上消失，受试者短暂休息 2s。紧接着下一个 **trial** 开始。



### 1.2 数据集

数据来自 8 个健康的受试者（训练受试者 S1~S4，测试受试者 S5~S8），每一个受试者执行两类运动想象任务：右手和双脚，脑电信号由一个 13 通道的脑电帽 512Hz 的频率记录得到。我们提供了经过预处理后的数据：下采样到 250Hz，带通滤波至 8-32Hz，划分每一次视觉提示出现后的 0.5~3.5s 之间的 EEG 信号作为一个 **trial**。每个用户包含 200 个 **trial**（右手和双脚各 100 个 **trial**）。

数据以 .npz 和 .mat 格式提供，包含：

- **X**: 预处理后的 EEG 信号，维度：  
[trials \* 通道 \* 采样点]。
- **y**: 类别标签向量。测试数据不包含此变量。

## 2 实验内容

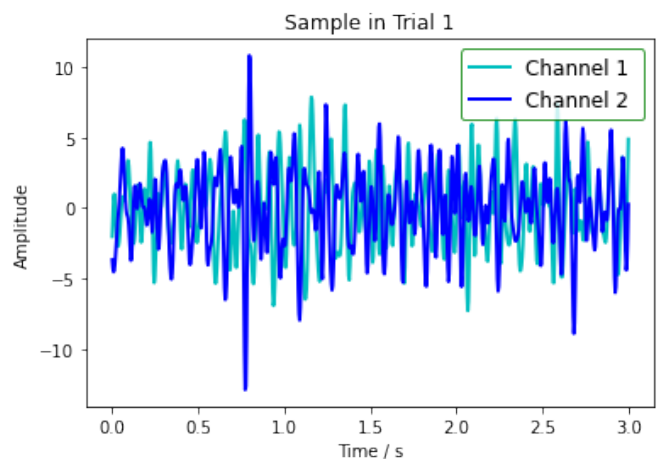
### 2.1 读取数据集

在实验中分别读取训练集 S1-S4，并将数据集中的 **X** 和 **Y** 向量分别合并，得到 800 条数据和对应的标签，将 **y** 向量维度由 (800, ) Reshape 为 (800, 1)。合并后的数据集大小为：

- **data\_X**: [800, 13, 750]
- **data\_y**: [800, 1]。

### 2.2 可视化处理

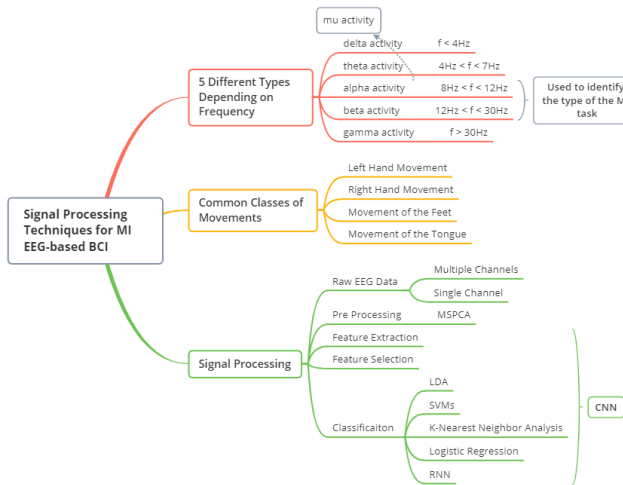
为了能够了解数据的结构，对一条数据的两个通道数据进行可视化处理以观察数据的趋势，选用 **trial-1** 的 **channel-1** 和 **channel-2**，得到处理后的【时间-振幅】图像如下：



可以看出，该时间序列振幅范围约在 [-5, 5]，没有明显的周期性，还会出现短暂的峰值，峰值振幅大小约为 10。

## 2.3 利用 CNN 模型对数据集进行分类学习

对 MI-EEG 数据的处理方式有很多种，一般采用下图所示的方法：



CNN 能够自动学习一维时间序列中的高维特征，更能够捕捉到序列之间相互关联的信息。因此选用 CNN 处理数据集。

### 2.3.1 1D-LeNet 模型

实验中运用的 1D-LeNet 是一个简单的卷积神经网络，其结构为：

Layer (type)	Output Shape	Param #
Conv1d-1	[-1, 3, 726]	978
Sigmoid-2	[-1, 3, 726]	0
AvgPool1d-3	[-1, 3, 363]	0
Conv1d-4	[-1, 1, 339]	76
Sigmoid-5	[-1, 1, 339]	0
AvgPool1d-6	[-1, 1, 169]	0
Linear-7	[-1, 1, 120]	20,400
Sigmoid-8	[-1, 1, 120]	0
Dropout-9	[-1, 1, 120]	0
Linear-10	[-1, 1, 84]	10,164
Sigmoid-11	[-1, 1, 84]	0
Linear-12	[-1, 1, 2]	170

Total params: 31,788  
 Trainable params: 31,788  
 Non-trainable params: 0

Input size (MB): 0.04  
 Forward/backward pass size (MB): 0.05  
 Params size (MB): 0.12  
 Estimated Total Size (MB): 0.21

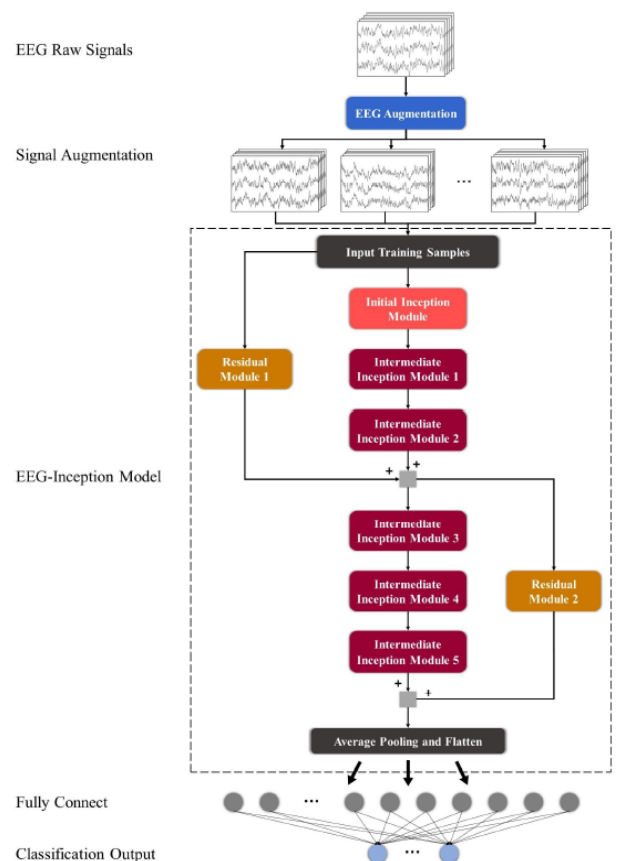
网络整体包含两个一维卷积层，两个平均池化层和三个全连接层。总参数量为 **31788**。网络的输入大小为(13, 750)。将数据集划分训练集、数据集比例为 [4: 1]，进行训练后得到训练 Loss- Epoch 曲线如下：



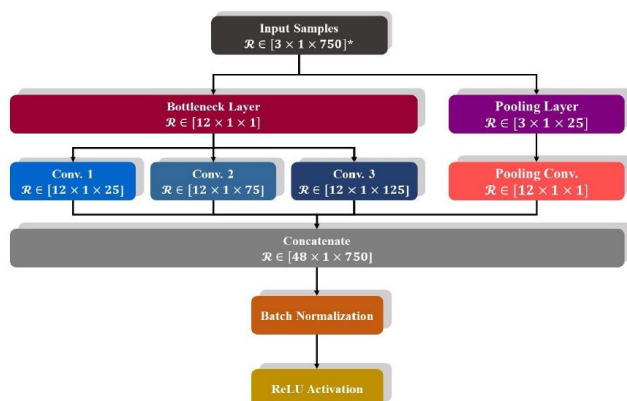
可以发现，该模型在训练过程中出现了过拟合，训练集准确率可以达到接近 **100%**，但测试集的准确率只有约 **50%**。因此其网络结构对该数据集不可靠。故尝试使用其他的网络结构。

### 2.3.2 EEG-Inception Neural Network

查阅资料发现，由 EEG-Inception Neural Network 结构搭建的神经网络对提取 EEG 信号中的高维特征有显著效果。故复现并改进了原 EEG-Inception Neural Network 对实验数据进行处理。原 EEG-Inception Neural Network 结构如下：

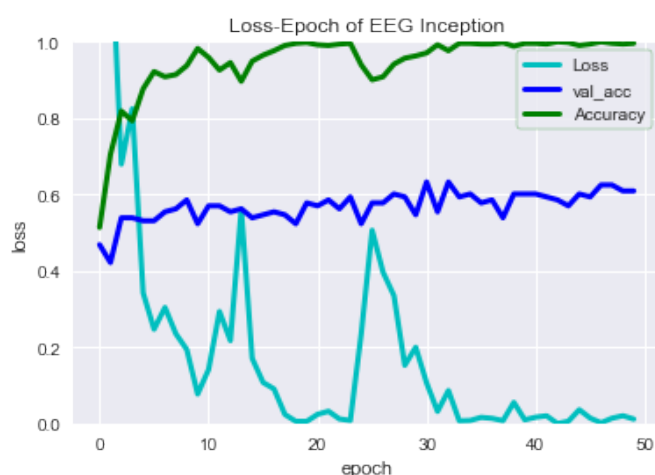


整体网络结构是由一个 **Initial Inception Module**, 五个 **Intermediate Inception Module** 和池化层组成。对于二分类任务, 每个 **Inception Module** 的结构如下:



样本进入 **Inception Module** 后, 先使用三个不同尺度的一维卷积核进行卷积, 再和池化后的结果合并后做 **Batch Normalization**。经过多个 **Module** 后, 进行展平后输出。整个网络结构较为复杂, 故在实验中简化了 **Inception Module** 的个数; 并且由于在 **Concatenate** 层出现了问题: 深度不同的卷积层和池化层不能进行 **concatenate**, 所以去掉了池化层。整体的网络结构如右图所示。

模型的参数量为 341875, 训练后得到的 **Loss- Epoch** 曲线如下



该模型再给出的数据集上测试准确率最高可达到 63.5%, 高于 1D-LeNet。

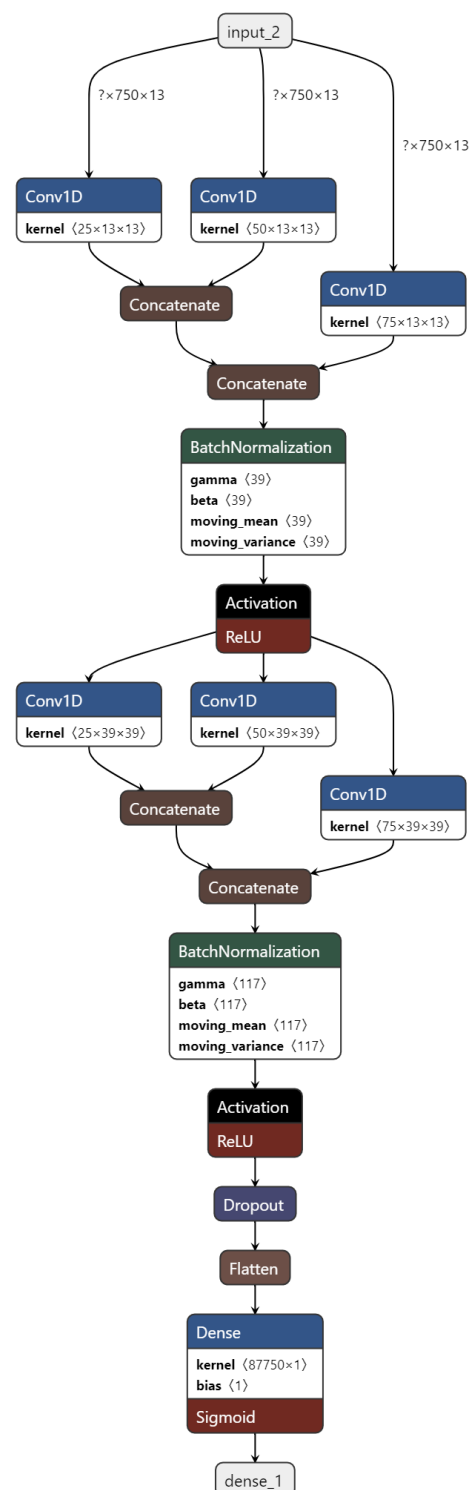


Figure: 修改后的 EEG-Inception Neural Network

### 3 对测试集进行预测

首先读入测试集，并用保存的 CNN 模型对样本进行预测。由于输出标签为概率值，故编写函数对输出概率进行二分类，再将预测结果写入 CSV 文件。

### 4 结论

除去神经网络的处理方法，较为常用的方法还有 CSP 特征提取、SVM 等等。使用卷积神经网络能够对给定的 EEG 数据集进行学习，但准确率较低，猜测原因在于数据集特征不明显，且使用卷积神经网络进行学习需要由 EEG 信号的内部特性进行改进，难度较大。

### 5 参考文献

- [1]. Zhang C, Kim Y K, Eskandarian A. EEG-inception: an accurate and robust end-to-end neural network for EEG-based motor imagery classification[J]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18(4): 046014.
- [2]. B. Xu *et al.*, "Wavelet Transform Time-Frequency Image and Convolutional Network-Based Motor Imagery EEG Classification," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 6084-6093, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2889093.
- [3]. Tabar YR, Halici U. A novel deep learning approach for classification of EEG motor imagery signals. J Neural Eng. 2017 Feb;14(1):016003. doi: 10.1088/1741-2560/14/1/016003. Epub 2016 Nov 30. PMID: 27900952.
- [4]. Aggarwal S, Chugh N. Signal processing techniques for motor imagery brain computer interface: A review[J]. Array, 2019, 1: 100003.