脑电数据处理综述

**摘要**：脑电图、脑波图是透过[医学](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%8C%BB%E5%AD%A6)仪器脑电图描记仪，将人体[脑部](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E8%85%A6%E9%83%A8)自身产生的微弱[生物电](https://zh.wikipedia.org/w/index.php?title=%E7%94%9F%E7%89%A9%E7%94%B5&action=edit&redlink=1)于[头皮](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%A4%B4%E7%9A%AE)处收集，并放大记录而得到的曲线图。脑电图用于辅助诊断脑部相关疾病，但因为其易受到干扰，且包含大量噪声。因此对EEG数据的处理在EEG数据分析中占有重要地位。脑电数据处理的常见方法有时频分析、频域分析、高阶谱分析、非线性分析等方法。同时，目前已有功能完善的脑电数据分析工具可供使用。脑电数据的处理为进一步对脑电数据分析打下基础。

# 数据介绍

## 数据简介

### EEG

Electroencephalography (EEG）是透过医学仪器脑电图描记仪，将人体脑部自身产生的微弱生物电于头皮处收集，并放大记录而得到的曲线图。脑电图所测量的是众多锥体细胞兴奋时的突触后电位的同步总和，脑电图测量来自大脑中神经元的离子电流产生的电压波动[1]。脑电图最常用于诊断[癫痫](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%99%AB%E7%97%AB)，因为癫痫会导致异常的脑电图读数[[2]](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E8%85%A6%E9%9B%BB%E5%9C%96#cite_note-2)。它也被用于诊断[睡眠障碍](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%9D%A1%E7%9C%A0%E9%9A%9C%E7%A2%8D" \o "睡眠障碍)、[昏迷](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%98%8F%E8%BF%B7" \o "昏迷)、脑血管疾病等，和[脑死](https://zh.wikipedia.org/wiki/%E8%84%91%E6%AD%BB" \o "脑死)。与CT和MRI不同，脑电图具有较高的时间分辨率（temporal resolution）。因此，尽管EEG的空间分辨率有限，它仍然是用于研究和诊断的宝贵工具，特别是当指定研究需要毫秒范围的时间分辨率时。

常见的脑波的种类整理如下：

表格 1 常见的脑波种类

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 脑波种类 | | 频率 | 人体状态 |
| Delta（δ） | | 0.1~3 Hz | 深度睡眠且没有做梦时 |
| Theta（θ） | | 4~7Hz | 成人情绪受到压力时，尤其是失望或挫折 |
| Alpha（α） | | 8~12Hz | 放松、平静、闭眼但清醒时 |
| Beta（β） | Low Range | 12.5 ~ 16 Hz | 放松但精神集中 |
| Middle Range | 16.5 ~ 20 Hz | 思考、处理接收到外界讯息（听到或想到） |
| High Range | 20.5 ~ 28 Hz | 激动、焦虑 |
| Gamma（γ） | | 25 ~ 100 Hz（通常在40Hz） | 提高意识、幸福感、减轻压力、冥想 |
| Lambda（λ） | | 诱发电位 | 眼睛受光刺激时100ms后诱发（又称作P100） |
| P300 | | 诱发电位 | 看到或听到脑中想像的东西时300ms后诱发 |

### SEEG

立体脑电图(SEEG)是通过深度电极(手术植入脑组织的电极)记录脑电图信号。它可用于对药物治疗无反应的癫痫患者，以及可能接受脑部手术以控制癫痫发作的患者。它也可以用于研究，从大脑的特定区域收集神经数据，例如从听觉皮层收集神经数据，用于听觉刺激重建。这项技术在20世纪下半叶被法国巴黎圣安医院引入癫痫患者的诊断工作中。脑内电极被放置在所需的大脑区域内，以记录癫痫发作期间的电活动，从而有助于精确地定义“癫痫发生区”的边界，即产生癫痫发作的大脑区域，该区域应最终通过手术切除以实现免于癫痫发作。该手术的潜在风险(不到1%)包括脑出血和感染，这可能导致永久性神经损伤或死亡。因此，立体脑电图被保留给选定的特别复杂的癫痫病例。

## 脑电信号的特点

脑电信号一般包含以下几个特点：

1. 包含大量噪声。由于EEG通过头戴式电极采集，包含大量噪声。因此去除噪声是处理EEG数据预处理中很重要的一部分。
2. 非线性强。生物体的生理特点及机能使得电生理信号具有非线性的特点。
3. 频域特征突出。相较于其他生理电信号，脑电数据的频域特点更为突出，因此基于谱分析的脑电分析方法很重要。
4. 包含多通道信号。EEG数据通过多电极，在多个脑功能区进行采集，因此包含多通道的信号。如何建模分析不同通道之间的关联是分析EEG数据的一大关键。
5. 非平稳性强。影响EEG信号的因素很多，如生物体收到外界刺激、生物体的动作，如眨眼等。这些因素导致EEG数据很不平稳。

## 存储格式

### European Data Format（EDF）

EDF是一种用于交换和存储多通道生物和物理信号的简单而灵活的格式。它是由几位在哥本哈根举行的1987年国际睡眠大会上首次会见的欧洲“医疗”工程师开发的。（COMAC委员会）生物医学工程。他们希望将睡眠分析算法应用于其他数据并比较分析结果。因此，1990年3月在莱顿的一个早晨，他们就一个非常简单的文件格式达成一致，以交换他们的睡眠记录。这种格式被称为欧洲数据格式。

EDF的扩展名为EDF +，于2002年开发出来，与EDF基本兼容：所有现有的EDF阅读器也显示EDF+信号。 但EDF+文件也可能包含中断录制，注释，刺激和事件。 因此，EDF +可存储任何医疗记录，如肌电图，诱发电位，心电图，以及自动和手动分析结,QRS参数和睡眠阶段。 规格比EDF更严格，可以自动定位和校准电极。 EDF +修正了EDF中的一些遗漏问题，例如Y2K问题，小端整数和逗号对点。

### Fig

Fig是Matlab文件格式中的一种，与一般的图像文件不同，并不是由图像的像素构成，它包含了当前图像的“元数据”，即每条曲线，每种符号的数据。所以，它既是图形文件，也是数据文件。而且，与直接操纵mat文件中存储的数据相比，操纵fig文件中的曲线更加直观方便。

## 数据处理的过程

### 电极的定位

为快速精准定位脑电图的源信号[4],设计一套新的摄影测量系统。该系统通过CCD相机与TOF相机结合来定位源信号,将深度相机获取的三维点云数据替代深度图像进行标定,从而提高相机标定精度。利用三维扫描仪获取实际数据,将重建出的脑部电极的结果数据与实际数据进行比较。

### EEG去基线

去除基线漂移是心/脑电信号预处理过程中的重要一步, 庞宇[5]提出了基于形态学的心电信号基线漂移去除方法. 该方法采用不同形状及尺寸的结构元素设计了两级形态学滤波器, 分别对信号进行开闭、闭开级联组合运算. 经验证, 提出的方法能很好保持心/脑电信号的特征形态, 提高了信噪比, 减小了均方差, 有效去除了基线漂移噪声。

### 独立成分分析

独立成分分析（Independent Component Analysis，ICA）[6]是解决盲源分离（Blind Source Separation，BSS）问题的一种有效的方法，在生物医学信号处理中主要用于去除噪声以提取所需的生物医学信号，为神经精神疾病的临床诊断提供科学依据，比如对阿尔茨海默病、自闭症、遗忘型轻度认知损伤、早产儿等疾病的研究就证明了ICA对脑功能网络研究的有效性。

ICA的基本思路是从一组混合的观测信号中分离出独立信号。其数学原理如下。设m个未知的源信号Si(t) i=1～m，由源信号构成列向量s(t)=[s1(t),s2(t),......,sm(t)]T，设A是一个n×m维矩阵，一般称为混合矩阵。设有n个观测信号Xi(t)，i=1～n，由观测信号构成列向量X(t)=[X1(t),X2(t),......,Xn(t)]T，n(t)为n维附加噪声，其瞬时线性模型表示为：X(t)=As+n(t) （1）一般情况下，噪声可以忽略不计，则ICA模型可以简化为：x(t)=As(t) （2）对任何t，根据已知的x(t)在A未知的条件下求解未知的s(t)，这就变成了一个无噪声的盲信号分离问题，ICA就是设置一个解混矩阵W使得X经过W变换后得到n维输出列向量y(t)，即：y(t)=WX(t)=WAs(t) （3）各分量yi之间尽可能的独立，这时y可以看做是对源信号的恢复，但是存在着分解顺序和幅度大小的不确定性。

### 滤波

对含有噪声的有用信号进行小波分解[7]，噪声信号主要表现在各个尺度的信号中的高频信号部分。噪声在各个不同尺度上的表现是不相关的且在高频系数的幅值是随着尺度变大和分解层次增多快速衰减的。同时，EEG 信号为非平稳信号，除了含有非常有用的低频信号外，其突变部分反映了EEG信号的某些重要特征，含有较丰富的高频信号。因此，对EEG信号做滤波预处理，既要消掉噪声表现的高频量，又要保留那些能反映信号突变的高频量。白化预处理结果是将EEG 信号中含有的有色噪声（如肌电噪声、电极和皮肤摩擦噪声等）滤波或转化成白噪声。在每次作业时，采集一段与混合EEG 信号相关的纯噪声，计算出适合该噪声的AR 模型的参数，构造一个白化滤波器，使得有色的噪声通过该滤波器后变成白噪声。

# 处理工具

## 2.1 EDFbrowser[[1]](#footnote-1):

平台：Linux/Windows/Mac OS

简介：EDFbroeser是一个开源、多平台的通用浏览应用，主要用于诸如EEG、SEEG、ECG等时间序列文件的分析，支持的格式包括EDF, EDF+, BDF, BDF+。它包括一个内置的EDF/EDF+/BDF/BDF+到ASCII转换器。

优点：

1. 便捷的信号分离功能。可以自由选择感兴趣的信道进行研究；
2. 支持信号序列的尺度变化。可以交互地更改振幅、时间片的尺度，以及偏置的上/下移动；
3. 便捷滤波。该软件支持基本的高通、低通、陷波滤波等功能；
4. 支持EDF与ASCII转换，便于不同软件平台的需求。

缺点：

1. 纯交互设计，对于需要高自定义化的操作不是十分自由；
2. 序列可视化种类较为单一。

总体来说是一个序列分析的十分友好的软件。

## 2.2 EDFlib[[2]](#footnote-2)

平台：基于GCC的Linux系统/基于MinGW的Windows系统

简介：EDF是一种为C/C++读写EDF+/BDF+文件的程序库，支持annotations/events的标注，以及各种采样频率的结合。

优点：纯开源代码库，拓展性强，且配有Python平台以及Java平台的封装，可满足不同平台的需求。

缺点：提供的库调用主要集中为基础的信号读写以及标注，没有可视化功能，较为复杂的分析功能需要通过这些基础调用的灵活组合来实现，或者借助其他工具。

文档简陋。

## 2.2 MNE[[3]](#footnote-3)

平台：Python（Anaconda）、C（Linux/Mac OS）

简介：一种用于探索、可视化和分析人类神经生理数据的开源Python软件，支持MEG、EEG、SEEG、ECoG等数据类型。MNE的特色在于其特有的三类数据结构：Raw、Epochs以及Evoked，所有对信号的分析都是基于对这三类数据结构的操作之上。同时每一类结构含有的Info属性囊括了该结构内数据的大部分有用特征信息，便于调用。

优点：

1. 文档清晰且详细，图文并茂；
2. 丰富的调用。MNE支持多种滤波手段以及信号预处理方式，同时还支持对于不同数据结构的序列可视化、电极位置可视化等功能；
3. 样例丰富。官方文档中提供了多种脑电信号处理的实例，同时工具包中也包含了供测试的Sample数据。

缺点：存在某些自定义行为没有出现在文档中，需要实际操作后才能发现，容易掉进坑里。

## 2.3 EEGLAB[[4]](#footnote-4)

简介：EEGLAB是美国加州大学圣地亚哥分校Swartz Center for Computational Neuroscience的Scott Makeig教授团队开发的，是EEG和MEG信号处理软件开源化的先行者之一，可能也是目前使用最多的EEG工具箱。

优点：

1. 拥有GUI界面，同时可以方便地进行脚本编程和批处理；
2. 支持读取多种格式的EEG数据，同时也可以根据自己的需要，编写读取特定文件格式的插件程序；
3. 拥有独立成分分析（independent component analysis，ICA）、时频分析（time-frequency analysis，TFA）以及基于ICA的偶极子成像（dipole source imaging）；
4. 拥有针对特定信号处理和分析方法的插件，可以免费下载。

缺点：GUI界面略显古老和死板。

## 2.4 FieldTrip

简介：由荷兰Donders Institute for Brain, Cognition and Behaviour开发。同EEGLAB一样，FieldTrip提供了基本和高阶的EEG处理方法。与EEGLAB不同的是，FieldTrip没有稳定的版本，一般是每日更新。

优点：特色是分布式源成像（distributed source imaging）。

缺点：FieldTrip没有GUI界面，其所有使用均需要通过自行编程调用其中函数来实现，这也是FieldTrip的初衷：使研究者能专注于信号处理本身；但是这也在一定程度上限制了其用户需要有较高的MATLAB编程基础。

## 2.5 BrainStorm[[5]](#footnote-5)

简介：由美国南加州大学（University of Southern California）、Cleveland Clinic Neurological Institute、法国Centre Nationa de la Recherche Scientifique (CNRS, France) for the Cognitive Neuroscience & Brain Imaging Laboratory及加拿大麦吉尔大学（McGill University）等多个研究机构共同开发。

优点：

1. 除了可以处理EEG/MEG外，也可以处理其它电生理数据；
2. 拥有较为现代化的GUI界面，特色主要是分布式溯源.

缺点：在编写脚本的灵活性方面略差。

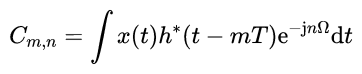
# 处理方法

## 时频分析

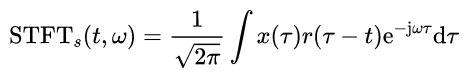
较早应用的EEG 分析方法是从时域中直接提取出其中有用波形特征的信息，AR 模型、方差分析（ANOVA）、波形参数分析和波辨识、直方图分析（Histogram）、相关分析（CA）、峰值检测等都是研究中使用较多的时域分析方法。由于脑电信号在频域往往比在时域更加简单直观，所以大多数研究是在频域下进行的。频谱分析、倒频谱分析、包络分析、阶比谱分析以及全息谱分析等方法是使用较多的频域信号分析处理方法。时频分析提供频域和时域的联合分布信息，清晰地阐明了信号频率时变性，近年来受到越来越多的重视。较早应用的EEG 分析方法是从时域中直接提取出其中有用波形特征的信息，AR 模型、方差分析（ANOVA）、波形参数分析和波辨识、直方图分析（Histogram）、相关分析（CA）、峰值检测等都是研究中使用较多的时域分析方法。由于脑电信号在频域往往比在时域更加简单直观，所以大多数研究是在频域下进行的。频谱分析、倒频谱分析、包络分析、阶比谱分析以及全息谱分析等方法是使用较多的频域信号分析处理方法。时频分析提供频域和时域的联合分布信息，清晰地阐明了信号频率时变性，近年来受到越来越多的重视。时域分析直接从时域提取特征是最早发展起来的方法,因为它直观性强, 物理意义比较明确, 因此仍有不少脑电图工作者使用。过去的EEG分析主要靠肉眼观察, 这可以看作是人工时域分析。虽然大量脑电信息从频域观察更为直观,但也有一些重要信息在时域上反映更为突出, 如反映癫痫信息的棘慢波、反映睡眠信息的梭形波等瞬态波形, 因此时域分析在目前脑电定量化与分析中也有很重要的地位。时域分析主要用来直接提取波形特征, 如过零截点分析、直方图分析、方差分析、相关分析、峰值检测及波形参数分析、相干平均、多通道脑电时域分析技术、脑电瞬态特征的提取等等。

### 线性时频（STFT）：

线性时频的变换主要是指短时傅里叶变换（STFT）， STFT的连续Gabor变换定义为：

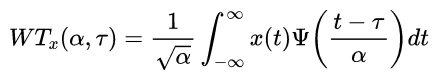


Gm,n 为Gabor系数，h(.)表示为归一化Gauss窗。Gabor变换的时频分辨率完全由Gauss窗决定。STFT原理是通过窗口函数r抽取一段信号,对其作傅里叶变换，然后移动窗口函数，再不断重复上述过程，其中STFT的表达式：



### 小波变换：

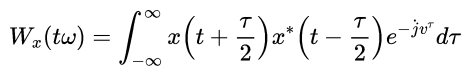
小波变换[1]具有多分辨率(多尺度)、品质因数即相对带宽(中心频率与带宽之比)恒定的优点, 因此适当地选择基本小波, 可使小波在时、频两域都有表征信号局部特征的能力。当使用较小尺度时, 时轴上观察范围小, 而在频域上相当于用较高频率做分辨率较高的分析, 即用高频小波做细致观察;当使用较大尺度时, 时轴上观察范围大, 而在频域上相当于用低频小波作概貌观察。因此小波变换被誉为“数学显微镜”。信号x(t)的小波变换定义为:



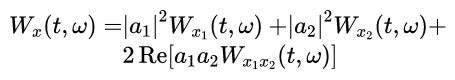
它是一种把时间和频率两域结合起来的分析方法, 在时频域都具有表征信号局部特征的能力的特点。时域分辨率和频域分辨率的相互矛盾得以解决。适当选取小波ψ(t), 可看作滤波器的特性, 意味着具有某一特性滤波器在不同分辨率下观察信号。

### 二次时频表示（维格纳分布）：

异常脑电波如癫痫患者, 其EEG中出现棘波, 尖波及棘慢综合波等, 脑电波属于时变, 非平稳信号, 不同时刻有不同的频率成分, 单纯时频域不能准确表征信号, EEG 许多病变以瞬态形式出现的, 只有时频结合才能有效处理, 维格纳分布正是具有一些重复性质的时频分析法, 很适合于脑电信号瞬态波形的特征提取。wigner[2]的定义：



若有:

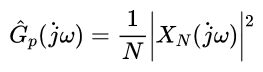


## 频域分析

### 功率谱估计方法

功率谱估计[3]是频域分析的主要手段。它的意义在于把幅度随时间变化的脑电波变换为脑电功率随频率变化的谱图,从而可直观地观察到脑电节律的分布与变换情况。谱估计法一般可分为经典方法与现代方法。

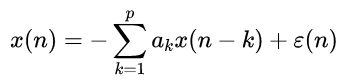
1）经典方法：直接法是对进行傅里叶变换得到 然后对齐振幅取平方并除以N得到：



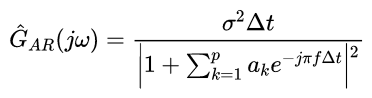
间接法则是将相关函数与功率谱构成一对傅里叶变换，再对原始方法进行频谱分析。

### 参数模型法：

为了避免经典谱估计存在的缺点, 近年来发展了各种现代谱估计技术, 参数模型法是其中应用最为广泛的一种方法, 在EEG信号处理中应用也较为普遍。参数模型法的优点是频率分辨率高, 特别适用于短数据处理, 且谱图平滑, 有利于参数的自动提取和定量分析, 因此适合于对EEG作动态分析。目前在EEG 分析中应用较多的是AR(Auto Regressive)模型谱估计技术。这种模型把现在的输出x(n)看成现在的输入激励值ε(n)和过去p个输出值的加权和, 即：

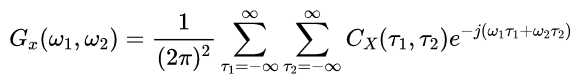


其中p为阶次。求出模型参数后, 用下式估计该信号的功率谱:



### 双谱分析

功率谱分析[1]能有效地反映信号的二阶信息, 却丢失包括相位信息在内的高阶信息, 而这些信息对EEG信号分析有意义。针对这种问题, 可采用双谱分析的方法进行解决。在双谱分析方法中定义双谱密度函数为：



其中, Cx (τ1,τ2)为平稳随机过程x(t)的三阶中心矩：



其中, mx 是x(t)的均值。

双谱函数只是包含信号的相位信息, 但未给出相位信息, 研究采用模型分析法通过线性系统模型的特性来实现,因此相位特性亦可通过研究系统的相位特性来完成。对高斯随机而言, 双谱作为随机信号偏离高斯分布的一个测度, 经过对实际EEG 数据检验表明, 不同功能状态下的EEG 对高斯性的偏离度有较大差别。双谱分析可以观察信号各频率分量之间的相关性, 双谱分析要求信号至少三阶平稳, 因此对短数据EEG 信号才有意义。

## 高阶频谱分析

高阶谱分析(Higher-Order Spectral Estimation)是对功率谱的推广，是脑电分析一种常用的方法。一个平稳随机信号的高阶谱是其高阶累积量的傅里叶变换。其中，高阶谱计算量随阶数的增加愈来愈复杂深入，故一般双谱或三阶谱使用频率较高一些。特殊的，当高阶谱的阶数为三时称为双谱，双谱分析方法能深层次挖掘出常规脑电图无法显示的隐含信息，高阶谱在参数估计问题、信号检测中能够自动抑制高斯噪声，用重新构成信号的相位和幅度，检测时间序列的非线性结果。

## 非线性分析

非线性通常指不成直线、不按比例的关系，代表脑电不规则的变化。研究者尝试应用统计叠加、频谱分析、相关分析等方法分析处理这些信号，取得一定进展。但从另一个角度分析这些方法都是基于线性的，适用于稳定的平衡线性系统分析方法对于非线性信号分析会造成精度损失。相关维数、Lorenz散点图、Lyapunov指数、复杂性测度等都是目前研究脑电的主要的非线性方法。其中，相关维数由以下公式定义：

公式代表了在n维空间的一个子集，将这个子集所在空间用边长为ε的n维立方体进行划分，设M(ε )为覆盖这个子集所需的n维立方体的最小数目，则这个子集的相关维数为即为。

复杂性测度则通过脑电信号序列的随机程度来反应这段脑电信号序列信息量的大小，该复杂程度可以通过近似熵来衡量，它用边缘概率的分布来区分各种过程，衡量当维数变化时序列中产生新模式的概率的大小以及时间序列中新信息的发生率。

## 人工神经网络

人工神经网络（ANN，Artificial Neural Network）是一个能进行复杂逻辑操作的理论化数学模型，其具有高速寻找优化解的能力，但泛化能力较弱，难以找到通用的模型，且易陷入局部是其典型不足之处，但有应用简便，分类结果较为准确的优势。ANN 理论在众多研究领域应用并取得了成功，但由于一些假象信息或信息内容不完整，决策规则时而相互冲突、互相矛盾，时而无则可依，这都是对传统的信息处理方式的巨大挑战。ANN 具备自动诊断、问题求解功能，具有模拟与人的思维有关的优势，合理判定，能解决传统方法难以实现的难题。ANN 以其独有的非线性自适应信息处理能力，成功地应用在模式识别、智能控制、优化组合、预测等领域。

# 使用模型

## 4.1 基于LSTM模型的癫痫预测

长短期记忆（Long short-term memory, LSTM）是一种特殊的RNN，主要是为了解决长序列训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题。简单来说，就是相比普通的RNN，LSTM能够在更长的序列中有更好的表现。目前将LSTM神经网络引入到EEG-sEEG 的信号处理中使用最多的还是用于癫痫的检测。处理过程如下：

癫痫发作预测基本上都是采用的多通道脑电，通过加移动窗的方法将EEG 信号分段，然后提取信号特征，组成特征向量，最后用LSTM神经网络来实现癫痫发作预测。

## 4.2 基于CNN模型的癫痫预测

利用搭建的卷积神经网络结构自动学习脑电数据特征,以区分正常脑电和癫痫发作脑电。基于卷积神经网络的癫痫脑电自动识别算法针对脑电数据能够取得较为理想的识别性能。基于卷积神经网络的癫痫发作预测算法,该算法主要包含三个部分:信号预处理,卷积神经网络和后处理。其中在预处理阶段首先使用移动窗技术对原始的脑电信号进行分段处理,然后对分好的每段信号利用小波变换得到不同频段的脑电数据。在卷积神经网络部分主要搭建卷积神经网络结构,利用卷积神经网络强大的特征自动提取性能,对脑电信号进行训练和测试。后处理阶段则主要是利用逻辑运算,平滑处理等方法对训练和测试的结果做进一步的分析。

# 国内外研究团队

# 上海交通大学仿脑计算与机器智能研究中心[[6]](#footnote-6)

# 所属单位

上海交通大学电子信息与电气工程学院

# 主要负责人

吕宝粮教授和张丽清教授

# 团队介绍

仿脑计算与机器智能研究中心（Center for Brain-like Computing and Machine Intelligence, BCMI）的长期目标是理解人类大脑智能信息处理机理和认知过程，为信息技术提供新型的计算结构和算法。利用先进脑电设备、系统建模技术，研究新型的智能信息处理计算机理、计算模型和算法。当前感兴趣的研究方向包括脑计算机接口、计算机视觉、语音信号处理、自然语言处理、生物信息学、机器学习与认知计算理论。

# 相关研究方向

脑机接口与脑电信号处理。团队通过利用统计学习方法和信息几何方法，如PCA / ICA，NMF，NTF（非负张量分解）等，进行以下研究活动：

* 研究降低脑电噪声的方法，事件相关电位，假想运动诱发电位的模式分析和警戒模式分析。
* 研究诱发电位的时空特征及其动力学。
* 开发诱发电位，虚拟运动电位和警惕性的模式分类方法
* 设计基于EEG的警戒分析系统和脑机交互系统

# Swartz计算神经科学中心[[7]](#footnote-7)

# 所属单位

加州大学圣迭戈分校

# 主要负责人

Scott Makeig教授

# 团队介绍

团队主要研究人脑动力学，探索新颖有效的技术以分析高分辨率的功能性大脑活动信号。 该中心包括配备脑电图（EEG）活动/行为研究的实验室和能够测试功能性大脑数据动态模型的先进计算机系统。该团队通过综合神经生物学、认知科学、计算和工程资源以探索、理解思维与大脑之间的关系。 该中心开发了著名的EEGLAB。

# 主要研究方向

一个目标是研究支持社交互动的大脑活动。 第二个项目是研究我们对时间和时间关系的认识，这与大脑动力学密切相关。 第三个感兴趣的领域是我们控制自己的大脑节律的能力，这是一个具有潜在实际近期应用的主题。

# 萨尔兹堡脑动力学实验室[[8]](#footnote-8)

# 所属单位

萨尔兹堡大学认知神经科学中心

# 主要负责人

Nathan Weisz

# 团队介绍

萨尔茨堡脑动力学实验室致力于推动对大规模大脑动力学如何产生行为的理解。 团队成员主要在听觉、视觉和运动领域进行认知和临床神经科学问题的研究，主要依靠以高时间分辨率（MEG，EEG，sEEG）监测大脑活动的方法。团队由备受认可的年轻科学家组成，彼此共享和分享知识。

# 相关研究方向

该团队的主要研究方向是如何根据神经动力学实现预测。团队致力于研究如何详细描述皮质纤维过程，即从皮质到耳蜗，并通过研究各种听力障碍群体（如耳鸣或耳聋群体）来实现临床应用上的意义。

# Gotman Lab

# 所属单位

蒙特利尔神经研究所

# 主要负责人 Jean Gotman, PhD

# 团队介绍 实验室是蒙特利尔神经研究所癫痫小组的一部分。它参与研究人类癫痫和其他神经系统疾病的电生理表现。在癫痫预警以及癫痫定位方面取得了丰硕的结果。

# 相关研究方向

该实验室的研究主要集中在癫痫的脑电图分析，包括长期监测，自动事件检测，偶极源定位，使用ICA检查癫痫放电，以及分析癫痫中的高频脑电图（HFO）。 最近的研究还集中在将脑电图和功能磁共振成像结合起来研究癫痫。

# 开放的脑电数据：

目前在互联网上有一些开放的EEG数据可供下载。具体的EEG数据集及其地址整理如下：

表格 2 开放的EEG数据

|  |  |
| --- | --- |
| 数据集名称 | 地址 |
| BCI Competition | <http://www.bbci.de/competition> |
| The TUH Abnormal EEG Corpus | <https://www.isip.piconepress.com/projects/tuh_eeg/> |
| UCSD(EEGLAB) | <https://sccn.ucsd.edu/~arno/fam2data/publicly_available_EEG_data.html> |
| PhysioBank Databases | <http://www.physionet.org/physiobank/database/#neuro> |
| CSR | <http://csr.case.edu/index.php/Main_Page> |

# 总结

脑电信号是具有包含大量噪声、非线性、非平稳性等特点的复杂生理电信号，对于诊断癫痫、睡眠障碍等疾病有重要意义。对脑电信号的处理是脑电信号分析中很重要的一步，同样也是很困难的一步。本文对脑电信号的基本知识和常用的处理方法做了简单的归纳总结，以期对脑电信号的处理有较为全面的认识。

# 引用

1. 吴晓彬, 邱天爽, 吕扬生. 基于时频分析的EEG信号分析处理方法研究进展[J]. 国外医学：生物医学工程分册, 2004, 27(6):321-326.
2. 谢松云, 张振中, 杨金孝, & 张坤. (2007). 脑电信号的若干处理方法研究与评价. 计算机仿真, 24(2), 326-330.
3. 马颖颖, 张泾周, & 吴疆. (2007). 脑电信号处理方法. 北京生物医学工程, 26(1), 99-102.
4. 邱会丽, 何煜, 程徐, 赵萌, & 陈胜勇. (2018). 基于tof+ccd相机组合标定的eeg电极定位. 计算机工程, 44(11), 245-250+256.
5. Yu, P. , Lu, D. , Jin-Zhao, L. , Zhang-Yong, L. , Qian-Neng, Z. , & Guo-Quan, L. , et al. (2014). A method of removing baseline drift in ecg signal based on morphological filtering. Acta Physica Sinica, 63(9), 1691-1695.
6. 徐东紫. (2017). 独立成分分析在脑功能网络中的应用. 临床医药文献电子杂志(34), 198-199+201.
7. 李娜, & 陈亚光. (2006). 基于小波变换与自适应滤波的eeg信号的提取. 中国科技信息(23), 276-278.

1. EDFbrowser官方文档：<https://www.teuniz.net/edfbrowser/EDFbrowser%20manual.html> [↑](#footnote-ref-1)
2. EDFlib官方文档：https://www.teuniz.net/edflib/index.html，GitLab地址：<https://gitlab.com/Teuniz/EDFlib> [↑](#footnote-ref-2)
3. MNE官方文档：<https://martinos.org/mne/stable/documentation.html> [↑](#footnote-ref-3)
4. EEGLAB官网：<https://sccn.ucsd.edu/eeglab/> [↑](#footnote-ref-4)
5. BrainStorm官网：<http://neuroimage.usc.edu/brainstorm/Introduction> [↑](#footnote-ref-5)
6. 官方网站：<http://bcmi.sjtu.edu.cn/index.cn.html> [↑](#footnote-ref-6)
7. 官方网站：<http://www.theswartzfoundation.org/research_b.asp> [↑](#footnote-ref-7)
8. 官方网站：<https://www.oboblab.at/> [↑](#footnote-ref-8)