WeBrain 工具说明

Li Dong: Lidong@uestc.edu.cn

Version：1.1
Date：7/26/2018

教育部神经信息重点实验室
电子科技大学生命科学与技术学院
四川成都 610054

1. 什么是 WeBrain

WeBrain 是由电子科技大学生命科学与技术学院尧德中教授团队开发的基于 web 的神经大数据管理与计算云平台。该平台从技术上实现计算机技术（Web、数据库、分布式计算与调度、Docker 等）与复杂的脑神经数据（尤其是脑电）处理的深度融合，并将复杂的脑电等数据分析标准化、流程化，推进科研规范，使得新学者大大节省“入门”时间。WeBrain 云平台对于用户几乎无任何编程能力，软件或者系统安装要求。用户通过网络浏览器即可登陆使用云平台。同时，该平台还力图建立一个虚拟的国际化脑信息虚拟化社区（International Virtual Community of Brainformatics (IVCB)，以实现不同领域专家/研究者实现密切、及时的合作、交流与共赢。更多关于 WeBrain 的信息，可访问 http://webrain.uestc.edu.cn/。

2. 数据导入工具

在 WeBrain 中，每例被试的数据应单独作为 zip 文件压缩。例如，EEG 数据的 zip 文件（一例被试）可以是'Sub_01.zip'，其包含由 EEG 采集系统生成的所有 EEG 文件（例如 BrainProduct EEG 采集系统产生的文件：sub_01.dat，sub_01.vhdr 和 sub_01.vmrk）或者包含 EEG 文件的文件夹。

警告：请勿在文件名中输入任何空格！！！

2.1 EEG 数据读取

EEGLAB 函数（基于 eeglab14_1_0b）用于加载各种 EEG 数据。目前，支持的 EEG 数据格式有：

EEGLAB .set 文件(推荐)
该函数是'pop_importdata（）'。它支持读取 EEGLAB 数据集文件（.set）。
ASCII/Float .txt 文件和 MATLAB .mat/.dat 文件
该函数是'pop_importdata（）'。在读取 MATLAB .mat 文件时，请确认它必须只包含一个 MATLAB 变量（导联数×时间点）。读取 ASCII .txt 文件时，请确认必须仅包含带有导联数×时间点的 EEG 数据。如果您的数据是.txt 或.mat 文件，则在使用某些 EEG 工具时，必须在参数框中填写采样率。
Curry 6/7 .dat 文件
该函数是'pop_loadcurry（）'。它支持读取 NeuroScan Curry6 / 7 连续 EEG 数据文件（.dat，.dap 和.rs3）。
NeuroScan .cnt 文件
该函数是'pop_loadcnt（）'。它支持读取 NeuroScan EEG 数据文件（.cnt）。将自动检测 16 位或 32 位的数据格式。
NeuroScan .eeg 文件
该函数是'pop_loadeeg（）'。它支持读取 NeuroScan EEG 数据文件（.eeg）。 如果.eeg 文件是已被分段的数据（导联数×时间点×试验数），则某些工具可能不

可用。

Biosemi .bdf / .edf 文件

该函数是'pop_readbdf()'。基于 Biosemi 功能，它支持读取 16 位欧洲标准“EDF”（欧洲数据格式）和 24 位 BDF（Biosemi 数据格式）。

Brain Vis. Rec. .vhdr 文件

该函数是'pop_loadbv()'。它支持读取 Brain Vision Analyzer 数据文件（.dat，.vhdr 和.vmrk）。

3. EEG 工具

警告：请勿在输入的参数中输入任何空格！

3.1 WB_EEG_REST

WB_EEG_REST 是 WeBrain 中参考电极标准化技术（REST）的工具。REST 是一种重参考技术，它能够将参考大脑/身体表面任意点或转换为平均参考/双侧耳朵参考后的多通道自发 EEG 数据,事件相关电位数据转换为在无穷远处参考的新数据集，而无穷远处的电位为零或保持不变(Yao, 2001; Yao et al., 2005)。目前，世界各地的 EEG / ERPs 社区越来越多地认可 REST（据我们所知，至少有 12 个国家/地区），并且超过 50 项研究采用 REST 技术将数据转换为零参考，为其新发现奠定基础。同时，REST 已被视为头皮脑电图的罗塞塔石碑（Kayser and Tenke，2010），并列入国际临床神经生理学联合会（IFCN）的新指南，用于脑电图分析。有关 REST 工具箱的更多详细信息也可以在本文中看到(Dong et al., 2017).

使用 REST 时请引用:

Yao, D., 2001. A method to standardize a reference of scalp EEG recordings to a point at infinity. Physiol Meas. 22, 693-711.

Dong, L., et al., 2017. MATLAB Toolboxes for Reference Electrode Standardization Technique (REST) of Scalp EEG. Frontiers in Neuroscience. 11.

参数

lfFile:传递矩阵可以是一个矩阵(*.dat, leadfield.exe 的输出，信源 × 导联数），它是通过使用正演理论，基于电极分布、头部模型和等效源模型计算出来。它也可以是基于使用 FieldTrip 真实头部模态的 ft_prepare_leadfield.m（例如 lf.leadfield）的输出。

rechanns:带有重参考导联编号的字符串（REST 重参考的导联数，例如'[1：4,7：30]'）或'all'。

输出

对于每例被试，将生成包含重参考后 EEG 数据的 zip 文件（保存为 EEG .set 文件，导联数×时间点，其包含具有零参考的 EEG 电位）。

传递矩阵的计算

为了得到新的电极系统，需要计算传递矩阵。它可以是基于真实头部模形，使用 FieldTrip 中的 ft_prepare_leadfield.m（例如 lf.leadfield）的输出。用户还可以下载“Leadfield.exe”来计算同心三球头模型的传递矩阵。它基于 3000 个皮层偶极子（球面等效偶极子）和标准同心三球头模型的电极阵列计算传递矩阵。建议基于三维笛卡尔 x（左耳定义为-x 轴）、y（鼻根是 （+y 轴）、z，将三列实际电极坐标数值（不需要基准点的坐标）保存在'* .txt' ASCII 文件中，坐标将自动标准化并与头部模型配准。另外，注意在 Windows 系统上使用 C 语言编译可执行文件“Leadfield.exe”来计算传递矩阵; 如果你想在 Linux 系统（Ubuntu）上运行它，一个简单的解决方案是首先安装'Wine'软件（即在终端输入命令'sudo apt-get install wine'）。

传递矩阵的计算包括以下两个步骤。

1. 文件→加载电极文件：'* .txt'ASCII 文件; 仅包含 x，y，z 三列坐标数值;
2. 文件→计算传递矩阵。可能需要几分钟，这取决于矩阵的大小和计算机性能。 计算完成后，传递矩阵在电极文件目录中保存为“Lead_Field.dat”（偶极子 × 导联数）。

注意

输入 EEG 数据的参考应该是单点（例如鼻尖，顶点，双侧乳突或双侧耳朵）或平均参考。

相关资料链接

REST:
http://www.neuro.uestc.edu.cn/rest/

REST software
http://www.neuro.uestc.edu.cn/rest/Down.html

EEGLAB
http://sccn.ucsd.edu/eeglab/index.html

FieldTrip
http://www.fieldtriptoolbox.org/start
http://www.fieldtriptoolbox.org/reference/ft_prepare_leadfield
http://www.fieldtriptoolbox.org/development/project/example_fem
http://www.fieldtriptoolbox.org/tutorial/headmodel_eeg_fem?s[]=fem&s[]=headmodel

3.2 WB_EEG_CalcPower

WB_EEG_CalcPower 是利用 EEGALB 的时频分析计算能量指标的工具（使用函数 timefreq（））。计算功率指数的步骤包括（图 1）：

[1] 可以根据输入“eventlabel”提取特定事件数据。如果输入'eventlabel'为空，则

将使用所有数据。坏段中的 EEG 段（标签 9999，由工具 WB_EEG_Mark 标记）将被自动排除，不用于计算功率指数。

[2] 将特定事件 EEG 信号分为若干段。

[3] 使用快速傅里叶变换（FFT）对每段 EEG 数据（默认每段为 5s）进行时频分析，以获得特定频段中每个电极的 EEG 频段的绝对能量。在时频分析之前，每段数据将去除线性漂移。能量值通过以下公式计算：

$$Y_{power} = 2 * \frac{\|Y\|^2}{length\ \ of\ \ epoch\ \ signal}$$

其中 Y 是通过 FFT 计算的复数，‖.‖是复数模运算（使用 MATLAB 的'abs'函数）。

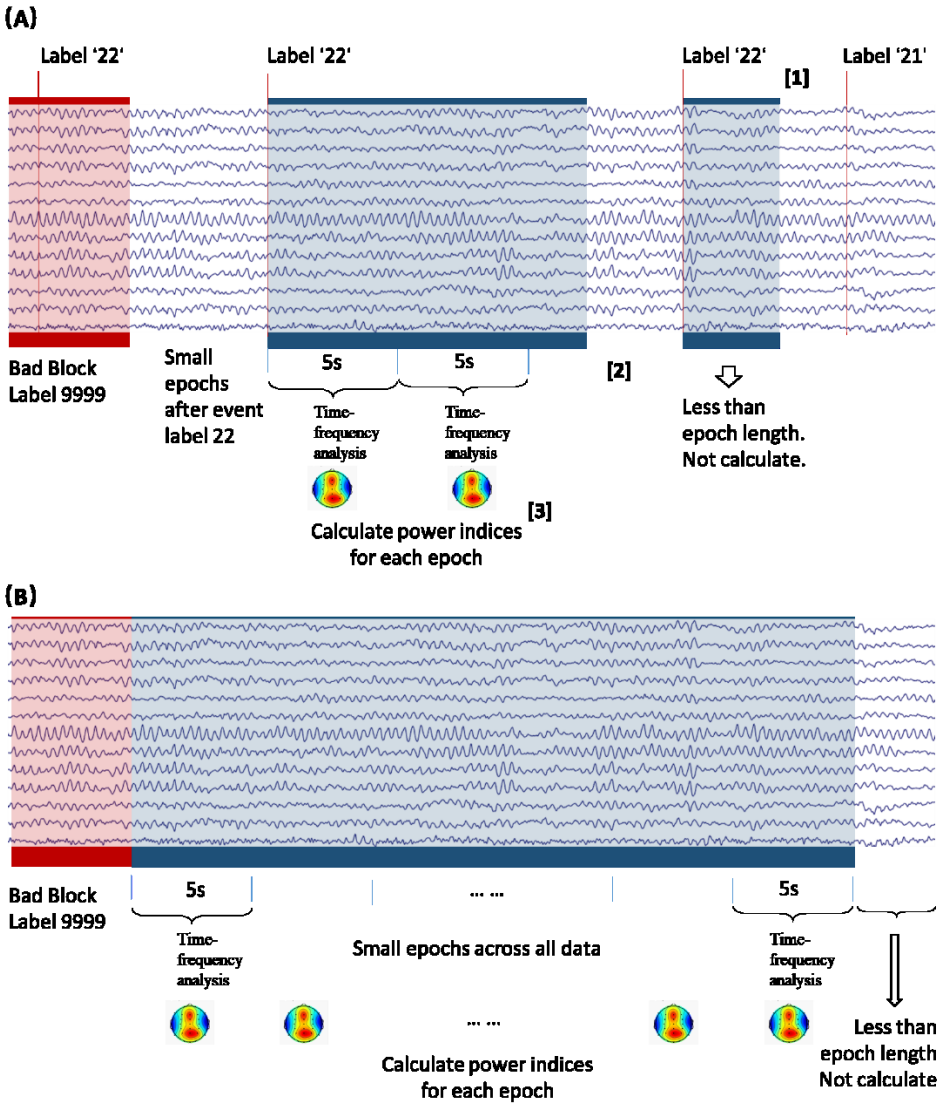


图 1：计算 EEG 数据能量指标的过程。 （A）计算特定事件数据的能量指标。第一步：可以根据输入“eventlabel”提取特定事件数据。如果输入'eventlabel'为空，则将使用所有数据。坏段中的 EEG 段（标签 9999，由工具 WB_EEG_Mark 标记）也将被自动排除，不用于计算能量指标。第二步：将特定事件 EEG 信号分为若干段。第三步：使用快速傅里叶变换（FFT）对每段 EEG 数据（默认每段为 5s）进行时频分析，以获得特定频段中每个电极的 EEG 频段绝对能量。 (B)

计算所有数据的能量指标。首先将所有数据划分为若干段，然后计算每段的数据（不包括坏段）的能量指标。

默认频段是 delta (Nuwer et al., 1994), theta (Nuwer et al., 1994), alpha1 (Malver et al., 2014), alpha2 (Malver et al., 2014), beta1 (Jobert et al., 2013; Malver et al., 2014), beta2 (Jobert et al., 2013; Malver et al., 2014), beta3 (Jobert et al., 2013; Malver et al., 2014), gamma1 (Jobert et al., 2013; Nuwer et al., 1994) and gamma2 (Nuwer et al., 1994)。能量比指标 (Kashefpoor et al., 2016; Snaedal et al., 2010; Thatcher et al., 2005) 是 r1, r2, r3, r4, r5 和 r6, 以及 alpha 频率峰值（PAF）。
27 个指数的默认列表：

delta: 1 - 4 Hz 的平均能量
theta: 4 - 8 Hz 的平均能量
alpha1: 8 - 10.5 Hz 的平均能量
alpha2: 10.5 - 12.5 Hz 的平均能量
beta1: 12.5 - 18.5 Hz 的平均能量
beta2: 18.5 - 21 Hz 的平均能量
beta3: 21 - 30 Hz 的平均能量
gamma1: 30 - 40 Hz 的平均能量
gamma2: 40 - 60 Hz 的平均能量
fullband: 1-60 Hz 的平均能量
特定频段的相对能量=特定频段的能量/全频段的总能量。
r1 = theta / (alpha1 + alpha2 + beta1);
r2 = (delta + theta) / (alpha1 + alpha2 + beta1 + beta2);
r3 = theta/alpha = theta / (alpha1+alpha2);
r4 = theta/beta = theta / (beta1 + beta2 + beta3);
r5 = delta/theta;
r6 = alpha/beta = (alpha1 + alpha2) / (beta1 + beta2 + beta3);
PAF (alpha 频率峰值) = alpha (alpha1+alpha2) 频段上的最大值能量。

更多关于 EEG 数据功率指数的内容可以参阅相关文献 (Chen et al., 2008; Kashefpoor et al., 2016; Malver et al., 2014; Nuwer et al., 1994; Snaedal et al., 2010; Thatcher et al., 2005).

参数

epochLenth: 用于计算能量的数据段长度。单位是秒。默认值为 5 秒。小于 epochLenth 设定时长的数据将不用于计算。如果 epochLenth 为负（图 2），则意味着将使用事件标签（eventlabel）之前的数据（不重叠）。

eventlabel: 事件标签表示特定事件数据。如果为空，则所有数据都将用于计算。如果在事件中未找到 eventlabel，则不会对数据进行分段和计算。如果事件结构（eventlabel）不包括持续时间，则持续时间将等于 epochLenth。事件标签中不要包含空格（例如 S 22）。将忽略空格字符来比较事件串。默认为空（'[]'）。

bandLimit: 表示特定频段的字符串数组。默认值是 '[1,4],[4,8],[8,10.5],[10.5,12.5],[12.5,18.5],[18.5,21],[21,30],[30,40],[40,60],[

1,60]'。如果为'[]'，将使用默认频段。频段应该用逗号分隔。

bandName: 表示频段名字的字符串数组（以逗号隔开）. bandName 必须与 bandLimit 对应（例如 bandName 1 对应 bandLimit 1）。频段的名称是必需的，对于 r1-r6 和 PAF，频段的名称应该是{'delta';'theta';'alpha1';'alpha2';'beta1';'beta2';'beta3'}中，对于 r3-r6 和 PAF，频段的名称应该是{' delta';'theta';'alpha';'beta'}。对于相对能量指标，'fullband' 必须包含在 bandName（{'fullband'}）中。默认值是'delta,theta,alpha1,alpha2,beta1,beta2,beta3,gamma1,gamma2,fullband'. 如果是'[]', 将会使用默认频段名字。

seleChanns：表示所选通道的字符串（例如'[1：4,7：30]'）或'all'。默认为"全部"。

proportion: 每段/滑动窗口的重叠比例。它应该是[0,1）。默认值为 0（不重叠）。

srate: EEG 数据的采样率。如果为是'[]'，则采样率将在 EEG 数据中自动检测。但对于 ASCII / Float .txt 文件和 MATLAB .mat 文件，用户应手动填写采样率。默认为'[]'。

grouplabel: 被试的组标签。它可能会用于之后的统计分析。默认为'[]'.

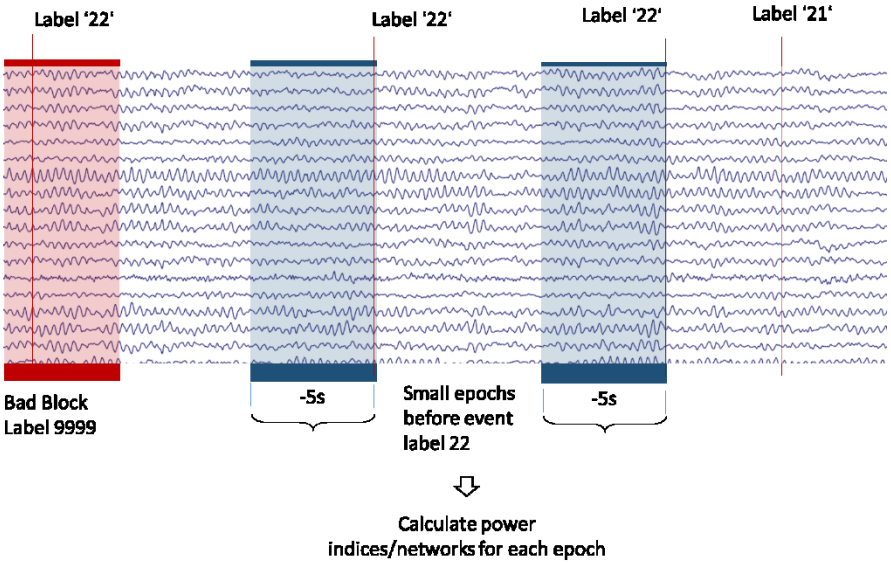


图 2: 如果 epochLenth 是负数，则意味着将使用事件标签（eventlabel）之前的数据（不重叠）

Note: 使用 EEGLAB 将 EEG 数据以 EEG 结构导入。EEG.data 应该是导联数×时间点或导联数×时间点×段数。如果 EEG.data 的大小是导联数×时间点×段数（已经被分段），则所有数据将用于计算能量指标。坏段中的数据（标签 9999，由 wb_pipeline_EEG_Mark 标记）也将被自动排除，不用于计算能量指标。

输出

对于每例被试，输出是 MATLAB .mat 文件（名为 power_ *），该文件是一个 EEG_results 结构，包括能量指标，每段的平均指标和参数。

EEG_results.type: 结果的类型。即 'power'

EEG_results.filename: EEG 数据的的文件名;

EEG_results.Power: 每个频段的能量 (导联数×频段×段数);
EEG_results.Power_relative: 每个频段的相对能量 (导联数×频段×段数);
EEG_results.PAF : alpha(alpha1+alpha2) 波段上的最大能量 (导联数×段数);
EEG_results.R1 : r1 (导联数×段数);
EEG_results.R2 : r2 (导联数×段数);
EEG_results.R3 : r3 (导联数×段数);
EEG_results.R4 : r4 (导联数×段数);
EEG_results.R5 : r5 (导联数×段数);
EEG_results.R6 : r6 (导联数×段数);
EEG_results.Block_percentage: 用于计算的 EEG 数据占全部数据的百分比
EEG_results.Power_mean: 所有数据段的平均能量 (导联数×频段);
EEG_results.Power_relative_mean : 所有数据段的平均相对能量 (导联数×频段);
EEG_results.R1_mean : 所有数据段 r1 的平均值 (导联数×1);
EEG_results.R2_mean : 所有数据段 r2 的平均值 (导联数×1);
EEG_results.R3_mean : 所有数据段 r3 的平均值 (导联数×1);
EEG_results.R4_mean : 所有数据段 r4 的平均值 (导联数×1);
EEG_results.R5_mean : 所有数据段 r5 的平均值 (导联数×1);
EEG_results.R6_mean : 所有数据段 r6 的平均值 (导联数×1);
EEG_results.PAF_mean : 所有数据段 PAF 的平均值 (导联数×1);
EEG_results.spectrum: 所有数据段的频谱 （导联数×频率×段数）;
EEG_results.freqs: 时频分析的频率 (1×频率);
EEG_results.spectrum_mean: 所有数据段的平均频谱 (导联数×频率);
EEG_results.grouplabel: 被试的组标签。它可能会用于之后的统计分析。

EEG_results.parameter.WaveletCycles: 时频分解的周期数。默认是使用 FFT 和 Hanning 窗口逐渐减小;
EEG_results.parameter.WaveletMethod: 使用的小波方法/程序。默认为'dftfilt3'：Morlet 小波或 hanning 离散傅里叶变换（精确 Tallon baudry）;
EEG_results.parameter.TaperingFunction: FFT 渐变函数是 ‘hanning’ 函数;
EEG_results.parameter.DetrendStr: ‘On’: 在时域分析前，对每段数据去除线性漂移;
EEG_results.parameter.bandLimit: 表示特定频段的数组;
EEG_results.parameter.bandName: 表示波段名称的单元数组;
EEG_results.parameter.eventlabel: 表示特定数据的事件标签;
EEG_results.parameter.selechanns: 表示所选导联数的数组;
EEG_results.parameter.epochLenth: 数据段的长度。单位是时间点;
EEG_results.parameter.srate: EEG 数据的取样率;
EEG_results.parameter.proportion: 每段/滑动窗口的重叠比例;
EEG_results.parameter.chanlocs: 通道位置;
EEG_results.parameter.ref: EEG 数据的参考;

相关资料链接

NIT
http://www.neuro.uestc.edu.cn/NIT.html

EEGLAB
http://sccn.ucsd.edu/eeglab/index.html

3.3 WB_EEG_Mark

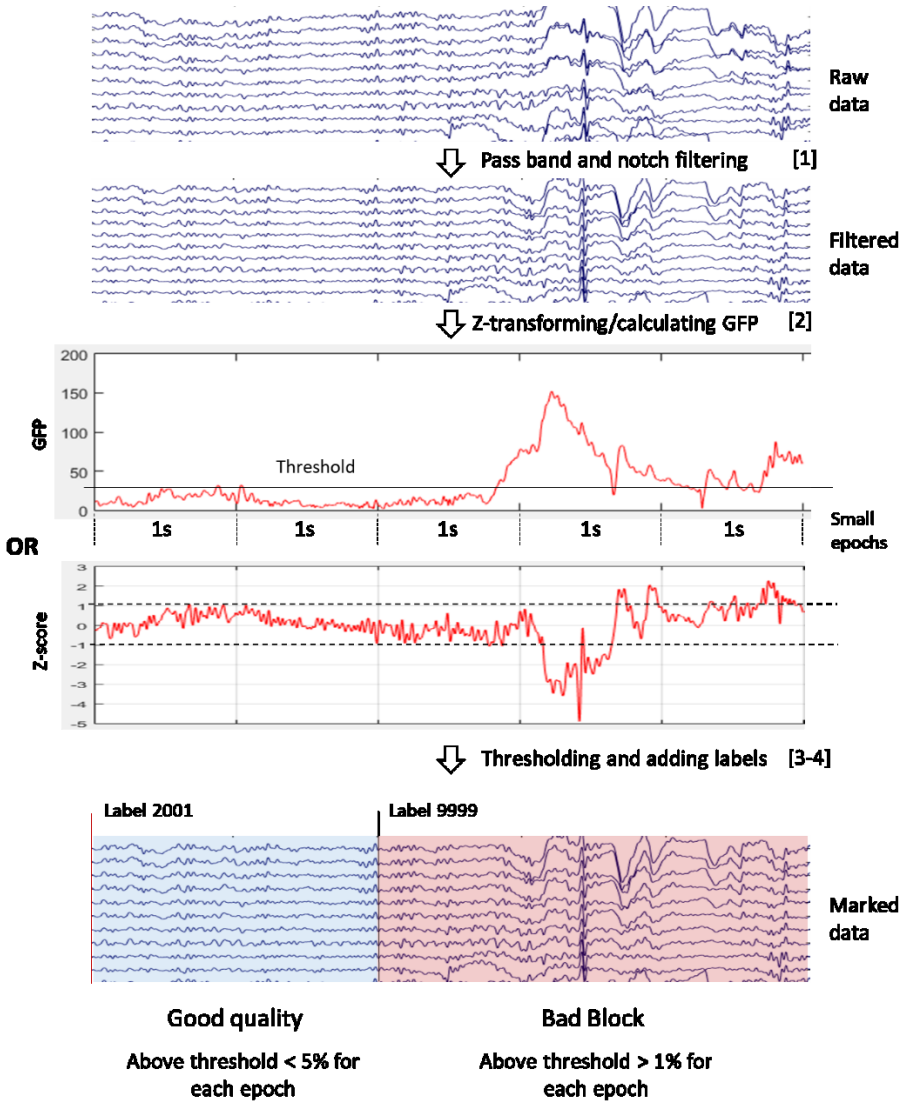
WB_EEG_Mark 是一种基于 z 分数/全局能量阈值自动标记坏段/好段 EEG 数据的工具（图 3）。建议在计算 EEG 指数（例如能量，网络）或 ERP 之前使用。标记 EEG 数据的步骤包括：

[1] 对所有 EEG 数据进行滤波（通带滤波和陷波滤波器）

[2] 对 EEG 数据进行 z 变换/计算全局能量。计算每个时间点所有电极的 z 变换分数值（平均值减去并除以标准偏差），或者计算所有电极的标准偏差（全局能量，GFP）。

[3] 对所有电极的求 z 值/使用全局能量，为了防止伪迹的积累，在导联上对其求平均值。

[4] 对每段/窗口的累积 z 变换/全局能量进行阈值化。坏段用'9999'标记(EEG.event.type 为‘9999’, 每段内数值（绝对值）高于阈值占比大于 1%)。好段数据用'2001'标记（EEG.event.type 为'2001'，每段内数值（绝对值）高于阈值占比低于 5%）。如果已经存在标签为“9999”的坏段，则坏段数据将不会被标记为好段。



图三：自动标记 EEG 数据坏段/好段的流程

参数

passband: 滤波器频段。默认值是'[1,60]'. 如果 passband 是空（'[]'），将跳过带通滤波.

NotchBand: 陷波器频段. 默认值是 '[45,55]'。中国工频一般是 50Hz，美国一般是 60 Hz。如果 max(passband)<min(NotchBand)或者 NotchBand 是空，将跳过陷波滤波。

flag1: flag1 = 0: 标记坏段 (默认); flag1 = 1: 标记好段。

flag2: flag2 = 0: 全局能量 (默认); flag2 = 1: z 变换.

Thre: z 分数/全局能量阈值。全局能量的默认值为 20。对于不同的 EEG 数据，可以由用户自行改变阈值。

WinLenth: 窗口长度（时段）。单位是秒。默认值为 1 秒。

seleChanns: 表示所选导联编号的字符串（例如'[1：4,7：30]'）或'all'。默认为"all"。

srate: EEG 数据的采样率。如果为是'[]'，则可以从 EEG 数据中自动检测。但对于 ASCII / Float .txt 文件和 MATLAB .mat 文件，用户应手动填写采样率。默

认为'[]'。

输出

对于每例被试，将生成包含标记的 EEG 数据（保存为包含标记事件的 EEG .set 文件）的 zip 文件。坏段标为'9999'（EEG.event.type 为'9999'）。好段标为'2001'（EEG.event.type 是'2001'）。
EEG.MarkPercent: 被标记事件（持续时间）的百分比。
EEG.dataZ: 数据的 Z 分数或全局能量。

相关资料链接

FieldTrip 中的自动去除伪迹
http://www.fieldtriptoolbox.org/tutorial/automatic_artifact_rejection

3.4 WB_EEG_CalcNetwork

WB_EEG_CalcNetwork 是基于头皮 EEG 导联来计算 EEG 网络的基本工具。计算 EEG 网络过程包括（图 4）：

[1] 可以根据输入“eventlabel”提取特定事件数据。如果输入的‘eventlabel’ 是空，将会使用所有的数据。坏段中的 EEG 数据（标签为 9999，由 wb_pipeline_EEG_Mark 标记）将被自动排除，不用于计算网络。
[2] 特定的 EEG 信号将被分成若干段。
[3] 对每段的 EEG 数据（默认长度为 5 秒）进行相关/相干/ PSI / PLV 计算，以获得特定频段下电极的 EEG 网络。

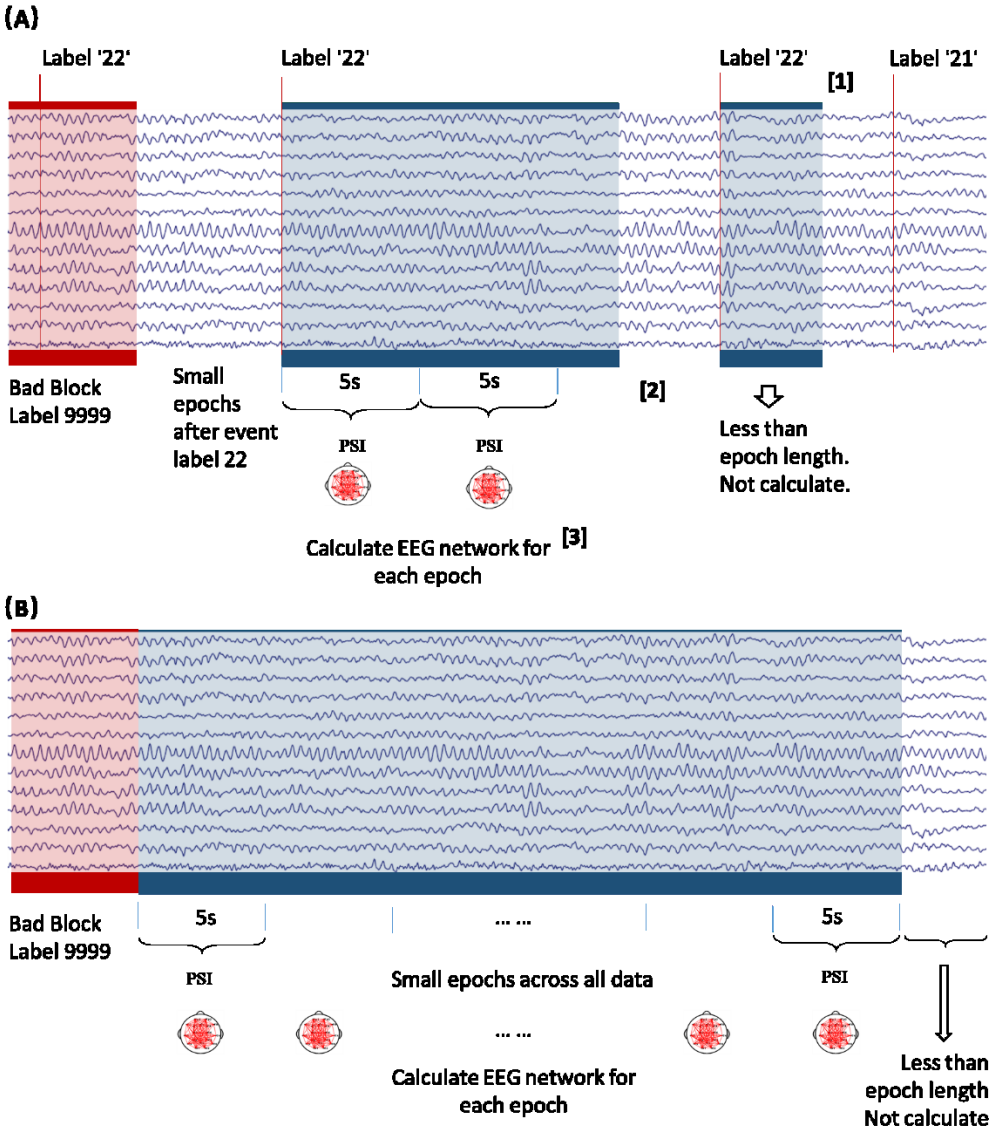


图 4: 计算 EEG 数据的 EEG 网络流程。 (A) 计算特定事件数据的 EEG 网络。第一步: 首先根据输入'eventlabel'提取特定事件数据 (例如 label '22')。坏段中的 EEG 段（标签为 9999，由 WB_EEG_Mark 标记）将被自动排除，不用于计算功率指数。第二步: 特定的 EEG 信号将被分成数个若干段。第三步: 对每段的 EEG 数据（默认长度为 5 秒）进行相关/相干/ PSI / PLV 计算，以获得特定频段下电极的 EEG 网络。(B) 计算所有数据的 EEG 网络。首先将所有数据划分若干段，然后将使用每段的数据（不包括坏段）来计算 EEG 网络。

连接可以定义为 (Bob et al., 2008; Edagawa and Kawasaki, 2017; Lee and Hsieh, 2014; Xu et al., 2014):

1. 皮尔逊相关:

$$\text{Corr} = \frac{C(i,j)}{\sqrt{C(i,i)C(j,j)}};$$ 其中 C 是协方差矩阵。

2. 幅度平方相干。幅度平方相干性估计是频率的函数，其值介于 0 和 1 之间，表示在每个频率下 x 与 y 的对应程度。幅度平方相干是 x 和 y 的功率谱密度

pxx（f）和 pyy（f）以及 x 和 y 的互-功率谱密度 pxy（f）的函数：

$$\text{Cohere} = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)}$$

3. 相位一致性（Phase Synchronization Index，PSI）：

$$\text{PSI} = \sqrt{<\cos(\Delta\phi(t))>^2 + <\sin(\Delta\phi(t))>^2}$$

其中$\Delta\phi(t) = \phi_1(t) - \phi_2(t)$ 是特定频率下两个 EEG 信号之间的瞬时相位差；$<\cdot>$ 表示时间平均值。对于异步进程，PSI 趋向于 0，对于锁相系统，PSI 趋向于 1。因为真实数据含噪声，0 与 1 都无法达到，但我们可以预计同步电振荡的 PSI 将明显大于非同步过程的 PSI。

4. 相位锁定值（Phase Locking Value，PLV）。对于两个数据长度为 L 的 EEG 信号，PLV 可以定义为:

$$\text{PLV} = \left|\frac{1}{L}\sum_{t=0}^{L} e^{i\phi(t)}\right|$$

相位锁定值对相位变化很敏感，其值在 0 到 1 之间。当且仅当符合严格锁相条件时，PLV=1。相反对于均匀分布的相位，PLV=0。

默认频段为 (Chen et al., 2008; Malver et al., 2014; Nuwer et al., 1994; Thatcher et al., 2005):

delta: 1 - 4 Hz
theta: 4 - 8 Hz
alpha: 8 - 12.5 Hz
beta: 12.5 - 25 Hz
high beta: 25 - 30 Hz
gamma1: 30 - 40 Hz 的平均能量
gamma2: 40 - 60 Hz 的平均能量
fullband: 1 - 60 Hz

参数

epochLenth: 用于计算能量的数据段长度，单位是秒。默认值为 5s。小于 epochlenth 设定时长的数据段将不用于计算。如果 epochlenth 为负（图 2），则使用事件标签（eventlabel）之前的数据来计算（无重叠）。

eventlabel: 表示特定事件数据的事件标签。如果为空，则所有数据都将用于计算指数。如果在事件中未找到 eventlabel，则不会对数据进行分段和计算。如果事件结构（eventlabel）不包括持续时间，则持续时间将等于 epochLenth。事件标签中不要包含空格（例如 S 22）。将忽略空格字符来比较事件字符串。默认为空（'[]'）。

bandLimit: 表示特定频段的字符串数组。默认值是‘[1,4],[4,8],[8,10.5],[10.5,12.5],[12.5,18.5],[18.5,21],[21,30],[30,40],[40,60],[1,60]’。如果为‘[]’，将使用默认频段。频段应该用逗号分隔。

seleChanns: 表示导联编号的字符串（例如'[1：4,7：30]'）或'all'。默认为“all”。

method: EEG 网络计算方法。默认为 'psi'.

‘corr’: 皮尔逊相关
‘cohere’: 幅度平方相干
‘psi’: 相位一致性
‘plv’: 相位锁定值

proportion: 每段/滑动窗口的重叠比例。它应该是[0,1）。默认值为 0（不重叠）。

srate: EEG 数据的采样率。如果它为'[]'，则可以在 EEG 数据中自动检测。但对于 ASCII / Float .txt 文件和 MATLAB .mat 文件，用户应手动填写采样率。默认为'[]'。

grouplabel: 被试的组标签。它可能会用于之后的统计分析。默认为'[]'.

备注: 使用 EEGLAB 将 EEG 数据以 EEG 结构导入。EEG.data 应该是导联数×时间点或导联数×时间点×段数。如果 EEG.data 的大小是导联数×时间点×段数（已被分段），则所有数据将用于计算。坏段中的时期（标签 9999，由 wb_pipeline_EEG_Mark 标记）将被自动排除，不用于计算功率指数。

输出

对于每例被试，输出是一个 matlab.mat 文件（network_*.mat），该文件是一个 EEG_results 结构，包括连接矩阵、所有数据段的平均连接矩阵、z 分数连接矩阵和参数。该结果可以根据图论，利用 EEG 工具 WB_EEG_calcBasicNetIndices，计算网络属性指标。

EEG_results.type: 结果的类型, 即 ‘network’;

EEG_results.nettype: 网络的类型;
‘BU’: 无向二值网络;
‘BD’: 有向二值网络;
‘WU’: 无向加权网络;
‘WD’: 有向加权网络.

EEG_results.M: 每个频段的连接矩阵（对称）。M 的大小是导联数 × 导联数 × 段数 × 频段;

EEG_results.M_zscore: 每个频段的费希尔 z 分数连接矩阵。M_zscore 的大小是导联数 × 导联数 × 段数 × 频段;

EEG_results.M_mean: 每段的平均连接矩阵。M_mean 的大小是导联数 × 导联数 × 段数 × 频段;

EEG_results.M_zscore_mean: 每段的费希尔 z 分数平均连接矩阵。M_zscore_mean 的大小是导联数 × 导联数 × 段数 × 频段;

EEG_results.Block_percentage: 用于计算网络的 EEG 数据百分比.

EEG_results.filename: EEG 数据的文件名;

EEG_results.parameter.bandLimit: 表示特定频段的数组;

EEG_results.parameter.bandName: 表示波段名称的数组;

EEG_results.parameter.eventlabel: 表示特定数据的事件标签;

EEG_results.parameter.selechanns: 表示所选导联编号的数组;

EEG_results.parameter.epochLenth: 数据段的长度。单位是时间点；

EEG_results.parameter.srate: EEG 数据的采样率；

EEG_results.parameter.method: 计算 EEG 网络的方法;
EEG_results.parameter.proportion: 每段/滑动窗口的重叠比例;
EEG_results.parameter.chanlocs: 导联位置;
EEG_results.parameter.ref: EEG 数据参考;
EEG_results.grouplabel: 被试的组标签。它可能会用于之后的统计分析。

3.5 WB_EEG_CalcERP

WB_EEG_CalcERP 是为每个 EEG 电极创建平均事件相关电位（ERP）的工具。计算 ERP 的步骤包括（图 5）

[1] 使用 Hamming 窗口 sinc FIR 滤波器对数据进行滤波。此步骤是需要进行选择的，默认情况下不进行滤波（即将通带设置为[]）。

[2] 提取区段（默认为[-0.2 0.8]秒）和基线校正（[-0.2,0]秒）：通过提取指定事件类型或事件编号的数据段，连续的 EEG 数据集将会转换为区段数据。将提取与正确反应标记相对应的锁时事件（即 marker1）。此外，坏段中的事件（标签 9999，标记为 WB_EEG_Mark）将被自动排除。

[3] 利用简单阈值法去除输入数据中的伪迹。使用振幅、梯度和最大最小这三个标准来去除伪迹。

[4] 从叠加平均的 epochs 中得到 ERP 波形（默认值为[-0.2 0.8]秒）。

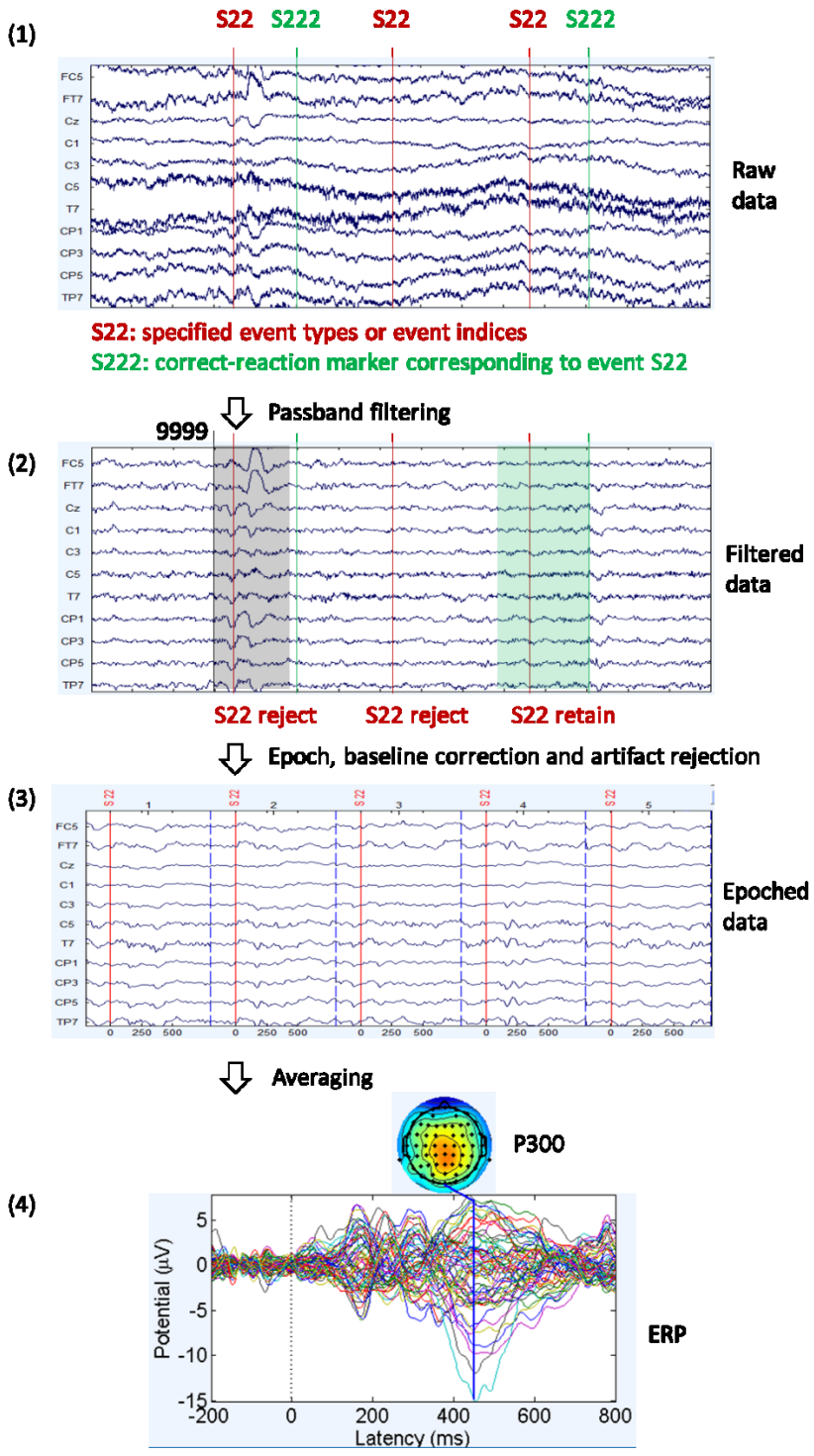


Fig. 5: ERP 分析过程. (1) 包含事件标记的原始脑电图数据。例如，s22 是指定的事件类型（例如目标刺激），s222 是与 s22 对应的正确反应标记。 (2) 对脑电图数据进行滤波。首先可以使用 Hamming 窗口 sinc FIR 滤波器对数据进行滤波。(3) 提取区段（例如，[-0.2，0]秒）、基线校正和伪迹消除。通过提取指定事件类型或事件编号的数据段，连续的 EEG 数据将会转换为区段数据。然后，将对区段数据进行基线校正和伪迹去除。用简单电压阈值的三个准则来去除伪迹，包括振幅、梯度和最大最小标准。仅提取与正确反应标记相对应的锁时事件（即 marker1）。此外，坏段中的事件（标签 9999，标记为 WB_EEG_Mark）将被自

动排除。(4) 叠加平均。从叠加平均的 epochs 中得到 ERP 波形。

参数

event1: 表示特定的事件类型或事件编号（例如事件标签）。如果未找到事件标签，则不会进行分段和计算。事件标签中不包含空格（例如 S 22）。将忽略空格字符来比较事件字符串。默认值为“[]”。

epochlimits: 锁时事件区段的时间范围[开始，结束]，以秒为单位。默认值为[-0.2，0.8]秒。

valuelim_1: 伪迹去除的振幅阈值标准：试验数据的下限和上限延迟。如果给定一个正值，则下界使用相反的值。例如，使用[-100，100]微伏（μV）来消除伪迹区段。默认值为[-100，100]（μV）。

valuelim_2: 伪迹去除的梯度阈值标准：允许的最大电压步进/采样点。默认值为 50 微伏（μV）。

valuelim_3: 伪迹去除的最大-最小阈值标准：区段数据中允许的最大绝对差异。默认值为 150 微伏（μV）。

selechanns: 表示所选导联编号的数组（例如“1:4、7:30”或“all”）。默认值为“all”。

marker1: 与指定事件对应的正确反应标记（例如事件 1）。marker1 中不要包含空格(例如 S 222). 默认值是‘[]’.

t1: 正确反应标记前的持续时间（秒）。默认值是 2s.

passband: 滤波的范围（例如“1，30”）。默认值为“无筛选”（即“[]”）。

srate: EEG 数据的采样率。它可以在 EEG 数据中自动检测。但是对于 ASCII/Float .txt 文件或者 MATLAB .mat 文件，用户应该手动填写采样率。默认值是‘[]’.

注意:

- 使用 EEGLAB 将 EEG 数据以 EEG 结构导入。EEG 数据应为导联数×时间点或导联数×时间点×段数。如果 EGG.data 的大小为导联数×时间点×段数（已经被分段），则所有数据将用于创建 ERP。
- 对于每一个导联，伪迹去除需要同时满足伪迹去除的 3 个标准。

输出

对于每例被试，将生成包含 ERP 数据的 zip 文件（保存为 ERP .set 文件，其中包括 ERP 电位、维度为导联数×时间点×试验数的脑电图数据）。可以在 EEGLAB 中导入和使用 ERP .set 文件。将进一步添加以下字段到 ERP .set 文件中。

EEG.eventlist: 所接受的事件的列表;
EEG.erp: 每个导联的平均事件相关电位;
EEG.trials: 试验数;
EEG.xmin: 锁时事件区段的开始时间（秒）;
EEG.xmax: 锁时事件区段的结束时间（秒）;
EEG.epoch: 在同一时间长度的数据段内，其他事件的值。

3.6 WB_EEG_runICA

WB_EEG_runICA 是一个基于 EEGLAB 函数 - runica（）在 EEG 数据上运行 ICA 的工具。该工具使用 Bell&Sejnowski（1995）的 logistic infomax ica 算法对输入数据进行独立成分分析（ICA）分解，该算法具有 Amari、Cichoki 和 Yang 的自然梯度特征。该工具也可以使用 Lee、Girolami 和 Sejnowski 的具有可选 PCA 降维的扩展 ICA 算法对输入数据进行独立成分分析（ICA）。基于权重变化的退火处理用于实现分离过程的自动化。ICA 通常用于从 EEG 数据中去除伪迹（例如眨眼）或提取特征（例如 ERP）。

Parameters

selechanns: 表示所选导联编号的数组（例如“1:4,7:30”或“all”）。默认值为“all”。

ICs: ICA 成分的数量。默认值是脑电图导联数或保留的 PC 数。注意，我们通常用比例子更多的试验来运行 ICA。一般来说，找到 N 个稳定分量（从 N 导联数据）通常需要超过 kN^2 的数据样本点（每个导联），其中 N^2 是 ICA 试图学习的非混合矩阵中的权重数量，k 是乘数。k 值将随着导联数的增加而增加。当数据不足时，使用“PCA”选项（设置要保留的 PC 数量）得到少于 n 个成分可能是唯一的选择。此参数可能会返回警告的结果（矩阵欠定），这是因为权重矩阵是矩形而不是正方形。

Ntrain : Perform tanh() "extended-ICA" with sign estimation N training blocks。如果 N>0，自动估计亚高斯型源信号的数量。如果 N<0，则将亚高斯比较数固定为-N[比 N>0 更快]（默认值为 0->off）。“runica”infomax 算法只能选择具有超高斯活性分布的成分（即比高斯更高的峰值，比如倒 T）。如果数据中存在强的线性噪声，最好将训练块设置为 1，这样算法还可以检测到亚高斯型活动源，如线性电流和/或慢活动。

PCs: 分解的主成分（默认值=[]->off，即默认值不执行 PCA 分析。）子空间。其值是要保留的主成分数。

stop: 当权重变化小于此值时停止训练（默认值为 1e-6，如果导联数小于 33，则建议取值 1e-7）。

maxsteps: ICA 训练步骤的最大数目。默认值为 512。

sphering: [‘on’/’off’]表示数据是否球化。默认为 ‘on’.

备注: 使用 EEGLAB 将 EEG 数据以 EEG 结构导入。EEG 数据应为导联数×时间点或导联数×时间点×段数。

输出

对于每例被试都应该是一个含有 EEG 数据的 zip 文件，其中包括新字段 icaweights、icasphere 和 icachansind（导联编号）。（保存为包含 ICA 结果的 EEG.set 文件）。可以在 EEGLAB 导入并中使用 EEG 数据。

EEG.icasphere: ICA sphere;

EEG.icaweights: ICA 权重;

EEG.icachansind: 所选择的电极;

EEG.activations: ICA 成分。如果 EEG 数据是分段的，将生成激活（对应于 ICA 时程）；
EEG.icawinv = pinv(icaweights * icasphere); %与 inv 相同的先验结果。

EEG.ICAPara.ICs: ICA 成分的数量;
EEG.ICAPara.Ntrain: Perform tanh() "extended-ICA" with sign estimation N training blocks;
EEG.ICAPara.PCs: 要保留的 PC 数；
EEG.ICAPara.stop: 当权重变化小于该值时停止训练；
EEG.ICAPara.MaxSteps: ICA 最大训练步骤数；
EEG.ICAPara.sphering: 表示数据是否球化；

3.7 WB_EEG_CalcNetMeasures

WB_EEG_CalcNetMeasures 是使用 BCT 工具箱基于图论计算网络属性的工具。MATLAB .mat 文件将使用 webrain 工具“wb-eeg-calcnetwork”导入为 EGG_reuslts 结构。EEG_reuslts 至少应包含连接矩阵 M (EEG_results.M) 和 EEG result 类型 (EEG_results.type).EEG_results.M 的前两个维度应为导联数/节点数 × 导联数/节点数，并且 EEG_results.type 应该为‘network’. 有关网络计算方法的更多信息，请参阅相关论文 (Rubinov and Sporns, 2010) 和 BCT 工具箱：https://sites.google.com/site/bctnet/Home.

参数
nettype: 网络的类型。默认为使用保存在中的 EEG_results (‘[]’) 中的 nettype。nettype 可以是：
‘BU’: 无向二值网络;
‘BD’: 有向二值网络;
‘WU’: 无向加权网络;
‘WD’: 有向加权网络.
proportion: 要保留的权重比例（比例阈值）。仅用于 nettype‘BD’ or ‘BU’。默认值为'[0.1:0.1:0.9]'。范围：比例=1（保留所有权重）到比例=0（不保留权重）。
flag: flag=1：计算所有数据段网络的网络属性（EEG_results.M）
flag=0：计算所有数据段的平均网络（EEG_results.M_mean）属性（默认值）。

相关链接:
BCT 工具箱
https://sites.google.com/site/bctnet/Home

输出
对于每例被试，输出是一个 MATLAB.mat 文件（netmeasure_*.mat），它是一个包含网络属性和参数的单元 NetMeasure。

NetMeasure: 包含网络属性（1×频率，比例×频率或比例×段数×频率）的单元数组。

NetMeasure.nettype: 网络类型;
NetMeasure.degree: 节点度;
NetMeasure.indegree: 节点入度;
NetMeasure.outdegree: 节点出度;
NetMeasure.Kn: 网络平均度;
NetMeasure.Kcost: 网络代价;
NetMeasure.Kn_in: 网络平均入度;
NetMeasure.Kn_out: 网络平均出度;

NetMeasure.strength: 节点强度;
NetMeasure.strength_m: 平均节点强度;
NetMeasure.instrength: 节点入强度;
NetMeasure.outstrength: 节点出强度;
NetMeasure.instrength_m: 平均节点入强度;
NetMeasure.outstrength_m: 平均节点出强度;

NetMeasure.Cn: 节点聚类系数。聚类系数表示节点与相邻节点连接紧密程度，是有关该节点与其相邻节点之间边数目的分数;
NetMeasure：平均聚类系数;
NetMeasure.Ln: 特征路径长度。连接矩阵描述节点对是否通过路径连接（是否连通）。连接矩阵包含所有节点对之间最短路径的长度。特征路径长度是网络中的平均最短路径长度;
NetMeasure.Eglob: 全局效率。全局效率是网络中平均最短路径长度的倒数，与特征路径长度成反比关系;
NetMeasure.Eloc: 节点局部效率。局部效率是基于节点邻域计算的全局效率，与聚类系数有关。
NetMeasure.Eloc_m: 平均局部效率;

NetMeasure.BC: 节点中介中心性。节点中介中心性是关于节点的最短路径数目分数。节点介数中心性值较高的节点参与了大量的最短路径的构成;
NetMeasure.BC_m: 平均节点介数中心性;

NetMeasure.assort_coef: 同配系数（无向图：强度/强度相关性）。同配系数（assortativity coefficient）是连接两端节点度数之间的相关系数。正的分类系数表明节点倾向于与其他具有相同或相似程度的节点连接;
NetMeasure.assort_coef1: 同配系数（有向图：出强度/入强度相关）;
NetMeasure.assort_coef2: 同配系数（有向图：入强度/出强度相关）;
NetMeasure.assort_coef3: 同配系数（有向图：出强度/出强度相关）;
NetMeasure.assort_coef4: 同配系数（有向图：入强度/入强度相关）;

NetMeasure.rich_club.rich_coef: 水平（度）为 k，1×水平的 rich-club 系数。k 度

的 rich-club 系数是度大于等于 k 的节点之间实际存在边数与这些节点之间最大可能存在的最大边数的比值；

NetMeasure.rich_club.proportion: 最大权重的比例（0 <p <1）；1×比例

NetMeasure.rich_club.rich_coef_proportion: 各比例的 rich-club 系数；比例×水平

NetMeasure.rich_club.Nk: 度大于 k 的节点数;

NetMeasure.rich_club.Ek: 度大于 k 的子图中保留的边数。

4. 版权:

WeBrain 的所有版权归中国电子科技大学生命科学与技术学院教育部神经信息重点实验室所有。WeBrain 仅用于非商业用途。它是免费的，但不属于公共领域。

5. 致谢

1. 感谢 REST, NIT, SPM, BCT, Fieldtrip and EEGLAB 工具箱。
2. 感谢 MATLAB。
3. 本用户指南的作者是董立，赵玲玲。

6. 参考文献

Bob, P., et al., 2008. EEG phase synchronization in patients with paranoid schizophrenia. Neurosci Lett. 447, 73-7.

Chen, A.C., et al., 2008. EEG default mode network in the human brain: spectral regional field powers. Neuroimage. 41, 561-74.

Dong, L., et al., 2017. MATLAB Toolboxes for Reference Electrode Standardization Technique (REST) of Scalp EEG. Frontiers in Neuroscience. 11.

Edagawa, K., Kawasaki, M., 2017. Beta phase synchronization in the frontal-temporal-cerebellar network during auditory-to-motor rhythm learning. Scientific Reports. 7.

Jobert, M., et al., 2013. Guidelines for the recording and evaluation of pharmaco-sleep studies in man: the International Pharmaco-EEG Society (IPEG). Neuropsychobiology. 67, 127-67.

Kashefpoor, M., Rabbani, H., Barekatain, M., 2016. Automatic Diagnosis of Mild Cognitive Impairment Using Electroencephalogram Spectral Features. J Med Signals Sens. 6, 25-32.

Kayser, J., Tenke, C.E., 2010. In search of the Rosetta Stone for scalp EEG: converging on reference-free techniques. Clin Neurophysiol. 121, 1973-5.

Lee, Y.Y., Hsieh, S., 2014. Classifying different emotional states by means of EEG-based functional connectivity patterns. PLoS One. 9, e95415.

Malver, L.P., et al., 2014. Electroencephalography and analgesics. Br J Clin Pharmacol. 77, 72-95.

Nuwer, M.R., et al., 1994. IFCN Guidelines for Topographic and Frequency-Analysis of EEGs and EPs - Report of an IFCN Committee. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology. 91, 1-5.

Rubinov, M., Sporns, O., 2010. Complex network measures of brain connectivity: uses and interpretations. Neuroimage. 52, 1059-69.

Snaedal, J., et al., 2010. The use of EEG in Alzheimer's disease, with and without scopolamine - A pilot study. Clinical Neurophysiology. 121, 836-841.

Thatcher, R.W., North, D., Biver, C., 2005. EEG and intelligence: Relations between EEG coherence, EEG phase delay and power. Clinical Neurophysiology. 116, 2129-2141.

Xu, P., et al., 2014. Differentiating between psychogenic nonepileptic seizures and epilepsy based on common spatial pattern of weighted EEG resting networks. IEEE Trans Biomed Eng. 61, 1747-55.

Yao, D., 2001. A method to standardize a reference of scalp EEG recordings to a point at infinity. Physiol Meas. 22, 693-711.

Yao, D., et al., 2005. A comparative study of different references for EEG spectral mapping: the issue of the neutral reference and the use of the infinity reference. Physiol Meas. 26, 173-84.