

团 体 标 准

T/CSBME xxx—202x

静息态头皮脑电数据质量评估及预处理流程 规范

Specification for resting-state scalp electroencephalography data quality assessment
and preprocessing

202x - xx - xx 发布

202x - 0x - 0x 实施

目 次

前 言	2
引 言	3
1 范围	4
2 规范性引用文件	4
3 术语和定义	4
4 静息态头皮脑电原始数据质量评估流程	6
4.1 数据采集	6
4.2 质量控制	7
5 预处理流程	7
附录 A（规范性）数据质量评分算法	8
参 考 文 献	12

前 言

本文件按照GB/T 1.1—2020《标准化工作导则 第1部分：标准化文件的结构和起草规则》的规定起草。

请注意本文件的某些内容可能涉及专利。本文件的发布机构不承担识别专利的责任。

本文件由中国生物医学工程学会提出。

本文件由中国生物医学工程学会知识产权与标准化工作委员会归口。

本文件起草单位：电子科技大学、西南科技大学、西南大学、常州大学、郑州大学、太原理工大学、重庆邮电大学、川北医学院附属医院。

本文件主要起草人：董立、罗程、蒋思思、尧德中、董奇玮、张杨松、雷旭、邹凌、张锐、温昕、李沛洋、王晓明、侯昌月、吕继东。

引 言

静息态头皮脑电（resting-state scalp electroencephalography, rsEEG）是在清醒休息的无特定任务条件下记录的大脑自发电活动，具有无创、成本较低、时间分辨率高、适用人群广等特点，是脑功能研究、脑疾病辅助评估和脑机接口研究中常用的数据类型。与任务态脑电相比，静息态采集对受试者配合要求较低，适用于儿童、老年人及临床患者等多类人群，已广泛用于脑电节律分析、功能连接分析、微状态分析及神经电生理生物标志物研究。

然而，静息态头皮脑电原始数据易受眼动、肌电、体动、环境电磁干扰、电极接触不良及设备异常等因素影响，不同机构在采集条件、文件组织、质量判定阈值和预处理参数方面存在较大差异，影响数据的可比性、可重复性和共享利用。为统一静息态头皮脑电原始数据质量评估指标，规范预处理基本流程，提高多中心研究和临床应用中的数据一致性，制定本文件。

静息态头皮脑电数据质量评估及预处理流程规范

1 范围

本文件规定了静息态头皮脑电（rsEEG）原始数据质量评估及预处理流程的要求。
本文件适用于静息态头皮脑电原始数据的质量评估与预处理。

2 规范性引用文件

下列文件中的内容通过文中的规范性引用而构成本文件必不可少的条款。其中，注日期的引用文件，仅该日期对应的版本适用于本文件；不注日期的引用文件，其最新版本（包括所有的修改单）适用于本文件。

GB 9706.226-2021 医用电气设备 第2-26部分：脑电图机的基本安全和基本性能专用要求（IEC 60601-2-26:2012，MOD）

T/CSBME 098-2025 同步脑电-功能磁共振成像（EEG-fMRI）数据采集及后处理流程

3 术语和定义

下列术语和定义适用于本文件。

3.1

脑电图（electroencephalogram, EEG）

描述（屏幕或纸上）取自规定位置电极上的随时间变化的电压。

[来源：GB 9706.226—2021，201.3.202]

3.2

电极（electrode）

用于头皮或插入脑部区域用以检测电活动的传感器。

[来源：：GB 9706.226—2021，201.3.203]

3.3

通道（channel）

硬件和/或软件选择某一脑电图导联来显示、记录或传输。

[来源：：GB 9706.225—2021，201.3.202]

3.4

伪迹（artifacts in EEG）

在脑电信号中，由非目标神经活动引入的干扰信号。

[来源：T/CSBME 098-2025，3.5]

3.5

采样率（sampling rate）

每秒从连续信号中提取并组成离散信号的采样个数。

注1：也被称为采样速度或者采样频率。

注2：单位用赫兹（Hz）表示。

[来源：T/CSBME 098-2025，3.6]

3.6

静息态头皮脑电（resting-state scalp electroencephalography, rsEEG）

受试者在清醒休息的无特定任务状态下，通过头皮电极记录到的大脑神经元群自发性电活动。

3.7

质量评估 (quality assessment)

对原始脑电数据进行客观的量化评价过程。

注：通过计算关键质量指标并结合阈值判定规则，判断数据是否符合预定质量要求及其后续预处理策略。

3.8

预处理 (preprocessing)

在正式分析前对原始脑电数据进行的一系列标准化处理步骤，旨在减少噪声、提高信噪比。

注：典型步骤包括坏导处理、滤波、伪迹去除、重参考等。

3.9

滤波 (filtering)

在时域或频域上选择性地衰减或增强信号中特定频率成分的信号处理过程。

注：包括低通、高通、带通和带阻滤波等。

3.10

眼电伪迹 (ocular artifacts)

由眼球运动（扫视、凝视）或眼睑活动（眨眼）产生的电场对头皮电极记录造成的干扰，通常表现为前额及眶周区域的大幅波动。

3.11

坏导 (bad channel)

原始脑电数据中产生噪声或者受噪声污染的低质量信号通道，即某通道产生噪声或受噪声污染超过一定比例则定义该通道为坏导。

注：坏导产生的原因包括但不限于电极损坏、操作不当、设备故障、生理噪声污染、环境干扰等原因。

3.12

重参考 (re-referencing)

对已获取的脑电信号进行的一种线性变换，将原始参考电极记录的信号，转换为相对于另一个电极或其他虚拟电极（如平均参考）的差值信号。

3.13

脑电电极坐标系统 (EEG channel location system)

用于标准化脑电电极放置位置的国际通用系统，通常包含电极名称与坐标。

注：该系统依据头皮解剖标志（鼻根点、枕骨隆突及左右耳前点）确定电极位置，相邻电极间距为参考总距离的10%或20%。

3.14

数据质量综合评分 (overall data quality, ODQ)

未被检测出任一异常类型（包括非数值数据、异常高幅噪声、异常高频噪声和低相关性噪声）的数据段（窗）占有所有数据段的比例，其取值介于0%至100%之间。

注：可用于综合判断数据的整体可用性与制定分级预处理策略。

3.15

非数值数据比例 (overall ratio of No signal windows, ONS)

被检测到包含NaN/Inf异常值或常量信号（幅值标准差或绝对中位差极小）的数据段占有所有数据段的比例，取值范围为0%~100%。

注：可用于识别设备异常（包括但不限于接触不良、数据读写异常等原因）导致的非正常数据。

3.16

异常高幅值噪声比例 (overall ratio of high-amplitude windows, OHA)

被检测到存在异常高幅度或显著偏置的数据段比例，取值范围为0%~100%。

注：可用于识别眨眼、运动等引起的高幅度伪迹。

3.17

异常高频噪声比例 (overall ratio of high-frequency noise windows, OFN)

被检测到存在异常高频噪声的数据段比例，其基于高频与低频功率的噪信比判定，取值范围为0%~100%。

注：可用于识别高频伪迹信号。

3.18

低相关性噪声比例 (overall ratio of low-correlation windows, OLC)

被检测到各通道间相关性异常、与整体脑电信号同步性不一致的数据段比例，取值范围为0%~100%。

注：可用于识别诸如环境噪声、周期信号等非电生理活动噪声信号。

3.19

坏导比例 (overall ratio of bad channels, OBC)

被判定为坏导的脑电通道占所有通道的比例。

4 静息态头皮脑电原始数据质量评估流程

4.1 数据采集

4.1.1 采集流程

操作者宜按以下顺序实施：

- 1) 采集环境保持安静、整洁、温湿度适宜，远离强电磁干扰源，工频干扰应处于可控状态。
- 2) 核对受试者身份信息，明确静息态类型（闭眼、睁眼或睁闭眼交替）。
- 3) 向受试者说明采集要求，完成头皮清洁、电极佩戴和通道连接，并检查电极接触状态及阻抗。
- 4) 使受试者处于静坐清醒状态，保持自然放松，尽量避免说话、吞咽、大幅头体运动及频繁眨眼；闭眼静息态应防止入睡，睁眼静息态应保持稳定注视前方某个固定物体。
- 5) 按4.1.3命名规则设置原始数据文件名，采集连续脑电数据，并同步记录任务状态、开始结束时间、异常事件及必要的事件标记（包括但不限于出现脱电极、明显体动、咳嗽、说话、打哈欠、困倦或设备报警等情况）。
- 6) 保存原始文件及相关记录，并完成备份和追溯信息登记。

4.1.2 采集参数要求

静息态头皮脑电采集参数要求：

1) 电极放置应符合国际通用的脑电电极坐标系统（如10-20系统）；参考电极和接地电极设置应明确并全程记录。脑电电极推荐不少于16导且覆盖全脑；各通道接触应稳定，电极阻抗推荐不高于5K Ω 。

2) 原始文件应完整保留全部采集通道。

3) 采样率不应低于200Hz；在设备条件允许时，推荐采用500Hz及以上采样率。

4) 有效连续记录时长不少于3min；若包含闭眼与睁眼状态切换，应准确标记各阶段起止时间。

5) 脑电文件命名应确保可追溯性与唯一性，文件名中宜包含被试唯一识别码、脑电任务简称、重采信息等，推荐命名框架如图1所示：

{ID}_{taskname-n}_{content}.{suffix}

图1 脑电原始数据文件命名规范

注：ID为被试唯一编号；taskname为任务英文简称；静息态推荐命名为：RestClose：闭眼静息态；RestOpen：睁眼静息态；RestCloseOpen：睁闭眼交替静息；n为重扫次数，为可选项；content为自定义字段；suffix为文件后缀，为采集系统自带，不得擅自修改；不同字段用下划线隔开，推荐每个字段采用数字+字母的方式进行命名。

4.2 质量控制

4.2.1 脑电数据文件要求

脑电数据文件应满足以下要求：

- 1) 文件完整、无损坏、可正常读取。
- 2) 文件命名符合4.1.2中5)的要求
- 3) 文件至少包含采样率、电极名称、参考方式和电极坐标系统信息。
- 4) 若数据包含事件信息，应确认事件标签名称、数量和时间位置与实际采集过程一致。
- 5) 同步记录并保存受试者静息状态类型、采集起止时间、设备型号、通道数量、被试状态、配合度、实验环境、异常事件及是否重采等信息。

4.2.2 脑电数据内容质量要求

脑电数据内容按照附录A的方法计算并应符合以下要求：

- 1) 数据质量综合评分：不应低于60%。
- 2) 坏导比例：不应高于40%。
- 3) 非数值数据比例：推荐不高于10%。
- 4) 高幅噪声比例：推荐不高于30%。
- 5) 高频噪声比例：推荐不高于40%。
- 6) 低相关性噪声比例：推荐不高于10%（可选）。

4.2.3 生成质量评估报告

质量评估报告应包括：

- 1) 脑电数据文件名称及采集状态说明；
- 2) 脑电数据内容质量指标数值、阈值判定结果及对应的数据伪迹段标记示意图；
- 3) 若存在坏导，应标明坏导通道名称；
- 4) 若存在事件标签，应标明脑电事件标签名称及数量。

5 预处理流程

对静息态头皮脑电原始数据完成质量评估后，按以下流程进行预处理：

- 1) 坏导去除：根据原始数据质量评估结果及人工复核结果识别坏导，并在后续处理前剔除。
- 2) 带通滤波：静息态EEG数据宜采用1Hz-40Hz或0.5Hz-40Hz带通滤波，以保留主要脑电节律并抑制低频漂移与高频噪声；当电源工作频率为60Hz时，宜采用1Hz-50Hz或0.5Hz-50Hz带通滤波。
- 3) 眼电伪迹去除：可采用眼电回归、独立成分分析（ICA）等方法去除眼动相关伪迹。
- 4) 其他生理与运动伪迹去除：可采用独立成分分析（ICA）、鲁棒主成分分析（rPCA）或其他方法，进一步去除心电、肌电及运动等伪迹。
- 5) 坏导插值：对已剔除的坏导进行插值重建，推荐采用参考电极空间插值（RESIT）或球形样条插值（SSI）方法。
- 6) 重参考处理：完成滤波与伪迹去除后，应对EEG数据进行重参考。若通道数大于等于16导且头皮覆盖完整，宜采用电极标准化技术（REST）进行零参考转换；若小于16导或头皮覆盖不完整，宜使用单电极参考或保留原始数据采集时参考。
- 7) 对脑电数据再次进行质量评估，评价去噪效果，数据质量综合评分推荐不低于60%。
- 8) 对其他残留伪迹信号进行检测，并在数据中以事件标签形式进行标记。

附录 A
(规范性)
数据质量评分算法

A.1 适用范围

本方法适用于静息态头皮脑电数据内容质量控制以及预处理后数据质量评估中的脑电数据质量评分。
本方法不适用于癫痫等特殊临床受试脑电数据的质量评测。

A.2 算法描述

本部分处理前应对脑电数据进行1Hz的高通滤波以去除低频漂移信号，同时进行陷波滤波去除电源工作频率干扰。

A.2.1 非数值数据检测算法

$$I_{ONS}(c, i) = \begin{cases} 1, & \text{若 } (\exists x_{c,i}(t) \in \{\text{NaN}, \text{Inf}, \text{常数}\}) \vee (SD(X_{c,i}) < 10^{-10}) \vee (MAD(X_{c,i}) < 10^{-10}) \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases}$$

式中：

$I_{ONS}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的常量或无信号坏窗指示函数；

$x_{c,i}(t)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗中特定采样点 t 的信号幅值；

NaN —— 非数字 (Not-a-Number)；

Inf —— 无穷大值 (Infinite)；

$SD(X_{c,i})$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗信号序列的标准差；

$MAD(X_{c,i})$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗信号序列的绝对中位差。

$$ONS = \frac{1}{C \times N} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^N I_{ONS}(c, i) \times 100\%$$

式中：

ONS —— 非数值数据比例；

C —— 脑电数据的总通道数量；

N —— 每个通道被分割出的总数据窗数量；

$I_{ONS}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的无/常量信号坏窗指示函数。

由该方法检测出的坏窗比例记为非数值数据比例 (ONS)。

A.2.2 异常高幅值噪声检测算法

异常高幅值噪声检测应综合绝对幅值准则和鲁棒离散度准则。

$$rSD_{zscore}(c, i) = \frac{rSD(X_{c,i}) - \text{median}(rSD)}{rSD_{deviation}}$$

式中：

$rSD_{zscore}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的 z 分数鲁棒标准差；

$rSD(X_{c,i})$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗信号序列的鲁棒标准差；

$\text{median}(rSD)$ —— 全部数据窗 rSD 的中位数；

$rSD_{deviation}$ —— 全部数据窗 rSD 的鲁棒离散度估计。

$$I_{OHA}(c, i) = \begin{cases} 1, & \text{若 } (\max |x_{c,i}(t)| > T_{amplitude}) \vee (rSD_{zscore}(c, i) > T_{zSD}) \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases}$$

式中：

$I_{OHA}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的异常高幅值坏窗指示函数；

$x_{c,i}(t)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗中特定采样点 t 的信号幅值；

$T_{amplitude}$ —— 绝对幅值阈值（推荐取 $150 \mu V$ ）；

$rSD_{zscore}(c,i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的 z 分数鲁棒标准差；

T_{zSD} —— z 分数鲁棒标准差设定阈值（推荐取 3）。

$$OHA = \frac{1}{C \times N} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^N I_{OHA}(c,i) \times 100\%$$

式中：

OHA —— 异常高幅值噪声比例；

C —— 脑电数据的总通道数量；

N —— 每个通道被分割出的总数据窗数量；

$I_{OHA}(c,i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的异常高幅值坏窗指示函数。

由该方法检测出的坏窗比例记为异常高幅值噪声比例（OHA）。

A. 2. 3 异常高频噪声检测算法

$$rNSR(c,i) = \frac{MAD(X_{c,i,high})}{MAD(X_{c,i,low})}$$

式中：

$rNSR(c,i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的鲁棒噪信比；

$MAD(X_{c,i,high})$ —— 该数据窗高频成分（高于电源工作频率的信号）的绝对中位差；

$MAD(X_{c,i,low})$ —— 该数据窗低频成分（低于电源工作频率的信号）的绝对中位差。

$$rNSR_{zscore}(c,i) = \frac{rNSR(c,i) - median(rNSR)}{rNSR_{deviation}}$$

式中：

$rNSR_{zscore}(c,i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的 z 分数鲁棒噪信比；

$rNSR(c,i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的鲁棒噪信比；

$median(rNSR)$ —— 全部数据窗 $rNSR$ 的中位数；

$rNSR_{deviation}$ —— 全部数据窗 $rNSR$ 的鲁棒离散度估计。

$$I_{OFN}(c,i) = \begin{cases} 1, & \text{若 } (rNSR(c,i) > T_{NSR}) \vee (rNSR_{zscore}(c,i) > T_{zNSR}) \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases}$$

式中：

$I_{OFN}(c,i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的异常高频噪声坏窗指示函数；

$rNSR(c,i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的鲁棒噪信比；

T_{NSR} —— 噪信比阈值（推荐取 0.5）；

$rNSR_{zscore}(c,i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的 z 分数鲁棒噪信比；

T_{zNSR} —— z 分数噪信比阈值（推荐取 5）。

$$OFN = \frac{1}{C \times N} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^N I_{OFN}(c,i) \times 100\%$$

式中：

OFN —— 异常高频噪声比例；

C —— 脑电数据的总通道数量；

N —— 每个通道被分割出的总数据窗数量；

$I_{OFN}(c,i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的异常高频噪声坏窗指示函数。

由该方法检测出的坏窗比例记为异常高频噪声比例（OFN）。

A. 2.4 低相关性噪声检测算法

$$r_{adj}(c, i) = P_{98}(\{\rho(X_{c,i}, X_{k,i}) | k \in \{1, \dots, C\}, k \neq c\})$$

式中：

$r_{adj}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的调整后最大相关系数；

P_{98} —— 第 98 百分位数；

$\rho(X_{c,i}, X_{k,i})$ —— 第 c 与第 k 通道在第 i 个数据窗的 Pearson 相关系数；

C —— 脑电数据的总通道数量。

$$I_{OLC}(c, i) = \begin{cases} 1, & \text{若 } r_{adj}(c, i) < T_{correlation} \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases}$$

式中：

$I_{OLC}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的低相关性坏窗指示函数；

$r_{adj}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的调整后最大相关系数；

$T_{correlation}$ —— 设定阈值（推荐取 0.6）。

$$OLC = \frac{1}{C \times N} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^N I_{OLC}(c, i) \times 100\%$$

式中：

OLC —— 低相关性噪声比例；

C —— 脑电数据的总通道数量；

N —— 每个通道被分割出的总数据窗数量；

$I_{OLC}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的低相关性坏窗指示函数。

由该方法检测出的坏窗比例记为低相关性噪声比例（OLC）。

A. 2.5 坏导判定算法

$$I_{bad}(c, i) = I_{ONS}(c, i) \vee I_{OHA}(c, i) \vee I_{OFN}(c, i) \vee I_{OLC}(c, i)$$

式中：

$I_{bad}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的综合坏窗指示函数；

$I_{ONS}(c, i)$ —— 非数值数据坏窗指示函数；

$I_{OHA}(c, i)$ —— 异常高幅值坏窗指示函数；

$I_{OFN}(c, i)$ —— 异常高频噪声坏窗指示函数；

$I_{OLC}(c, i)$ —— 低相关性坏窗指示函数。

$$R_{bad}(c) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{bad}(c, i)$$

式中：

$R_{bad}(c)$ —— 第 c 个通道的坏窗率；

N —— 每个通道被分割出的总数据窗数量；

$I_{bad}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的综合坏窗指示函数。

$$I_{BC}(c) = \begin{cases} 1, & \text{若 } R_{bad}(c) > 60\% \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases}$$

式中：

$I_{BC}(c)$ —— 第 c 个通道的坏导指示函数；

$R_{bad}(c)$ —— 第 c 个通道的坏窗率。

$$OBC = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C I_{BC}(c) \times 100\%$$

式中：

OBC —— 坏导比例；

C —— 脑电数据的总通道数量；

$I_{BC}(c)$ —— 第 c 个通道的坏导指示函数。

坏导数量与总通道数量之比记为坏导比例（OBC）。

A. 2. 6 数据质量综合评分算法

$$ODQ = \left(1 - \frac{1}{C \times N} \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^N I_{bad}(c, i) \right) \times 100\%$$

式中：

ODQ —— 数据质量综合评分；

C —— 脑电数据的总通道数量；

N —— 每个通道被分割出的总数据窗数量；

$I_{bad}(c, i)$ —— 第 c 个通道内第 i 个数据窗的综合坏窗指示函数。

$$\text{Level} = \begin{cases} A, & \text{若 } ODQ \geq 90\% \\ B, & \text{若 } 80\% \leq ODQ < 90\% \\ C, & \text{若 } 60\% \leq ODQ < 80\% \\ D, & \text{若 } ODQ < 60\% \end{cases}$$

式中：

Level —— 数据质量分级（A 级为优秀，B 级为良好，C 级为合格，D 级为不合格）；

ODQ —— 数据质量综合评分。

本标准以ODQ不低于60%作为原始数据和预处理后数据的基本可用性要求。

参 考 文 献

- [1] GB 9706.226-2021 医用电气设备 第2-26 部分:脑电图机的基本安全和基本性能专用要求
 - [2] 尧德中. 脑功能探测的电学理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
 - [3] YAO D. A method to standardize a reference of scalp EEG recordings to a point at infinity[J]. *Physiological Measurement*, 2001, 22(4): 693-711.
 - [4] ZHAO L, ZHANG Y, YU X, et al. Quantitative signal quality assessment for large-scale continuous scalp EEG from a big data perspective[J]. *Physiological Measurement*, 2023, 44: 035009
 - [5] DONG L, LI F, LIU Q, WEN X, LAI Y, XU P, YAO D. MATLAB toolboxes for Reference Electrode Standardization Technique (REST) of scalp EEG[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2017, 11: 601.
 - [6] YAO D, QIN Y, HU S, DONG L, BRINGAS-VEGA M L, VALDÉS SOSA P A. Which reference should we use for EEG and ERP practice?[J]. *Brain Topography*, 2019, 32(4): 530-549.
 - [7] PERNET C R, APPELHOFF S, FLANDIN G, et al. EEG-BIDS, an extension to the brain imaging data structure for electroencephalography[J]. *Scientific Data*, 2019, 6(1): 103.
 - [8] GABARD-DURNAM L J, MALKIN M, MERRILL S M, et al. The Harvard Automated Processing Pipeline for Electroencephalography (HAPPE): standardized processing software for developmental and high-artifact data[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2018, 12: 97
 - [9] Cyril Pernet, Marta Garrido, Alexandre Gramfort, Natasha Maurits, Christoph M. Michel, Elizabeth Pang, Riitta Salmelin, Jan Mathijs Schoffelen, Pedro A. Valdes-Sosa & Aina Puce. Best Practices in Data Analysis & Sharing in Neuroimaging using MEEG. OSFpreprint <https://osf.io/a8dhx>
 - [10] 国家药品监督管理局医疗器械技术审评中心. 《医疗器械网络安全注册审查指导原则》(2022年修订版)[S]. 北京: 国家药品监督管理局医疗器械技术审评中心, 2022
-