



脑机接口与机器学习实验室
BRAIN-COMPUTER INTERFACE AND MACHINE LEARNING LABORATORY



人机交互技术： EEG基础

伍冬睿

华中科技大学

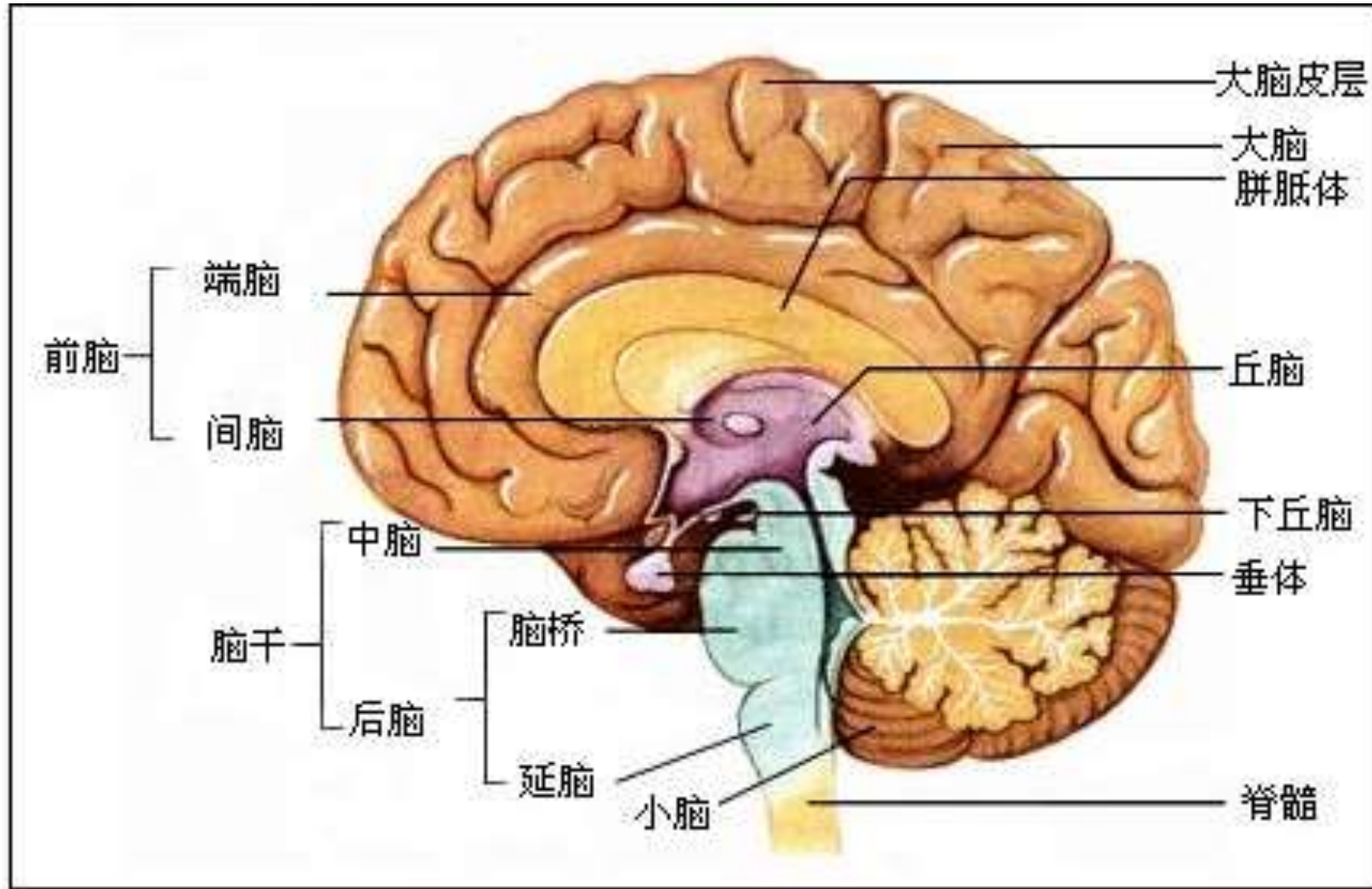
人工智能与自动化学院

脑机接口与机器学习实验室

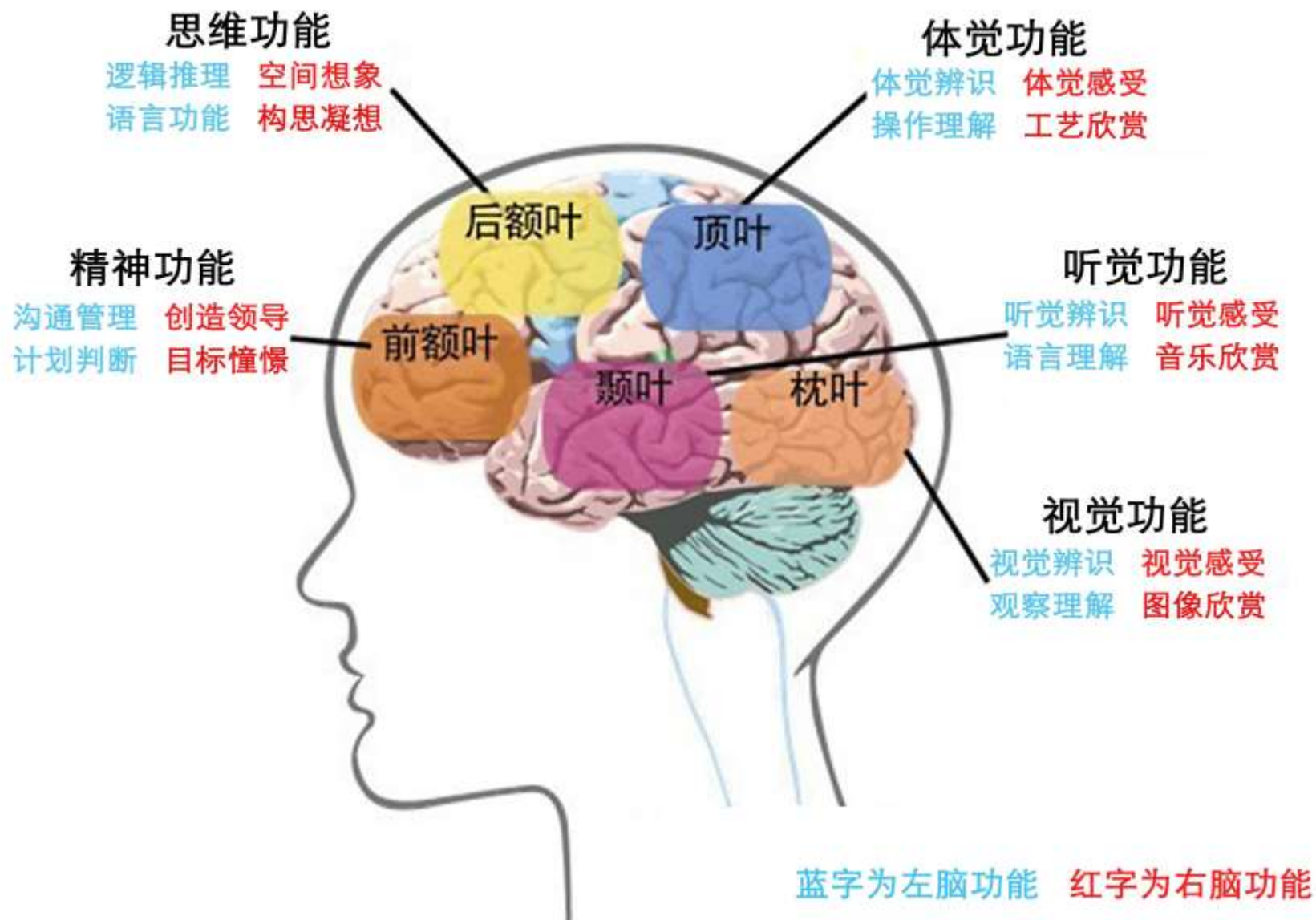
目录

- 大脑机理
- EEG历史
- 脑电信号获取
- 时域特性与滤波
- 空间特性与滤波
- 非脑电伪迹

大脑结构地图

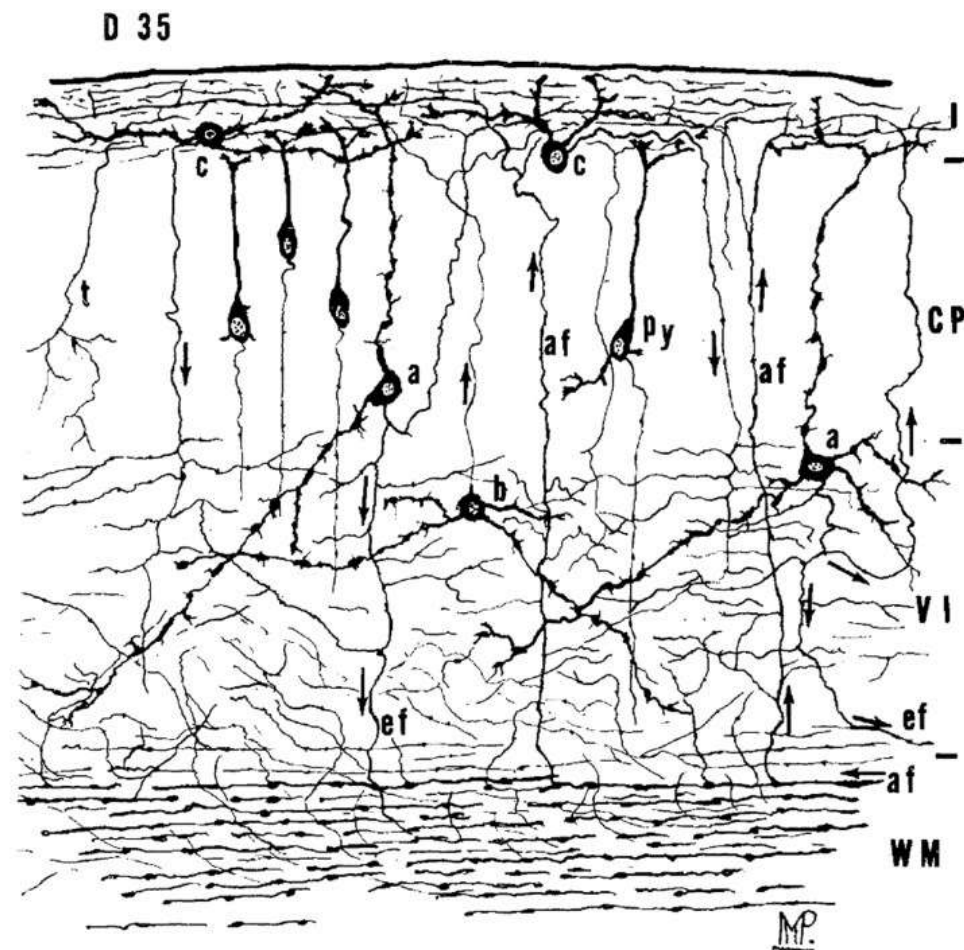


大脑功能地图



BCI与神经元

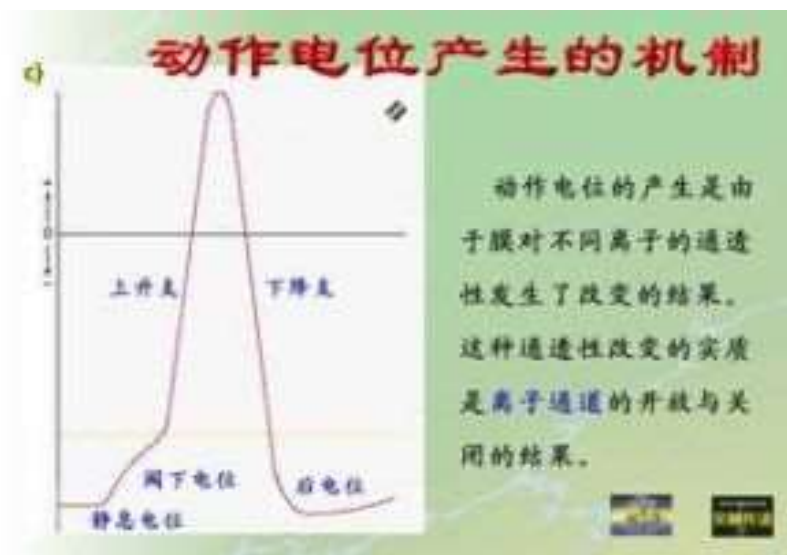
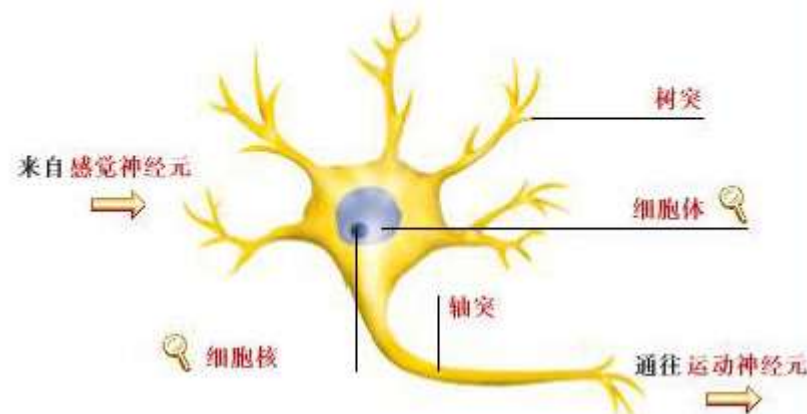
- BCI依赖于可观测的大脑活动
- 除了功能性成像技术(fMRI、fNIRS), BCI依靠神经元激发现象
- EEG、MEG、ECoG 只能检测到大规模的神经活动, 如数万个神经元同步激发



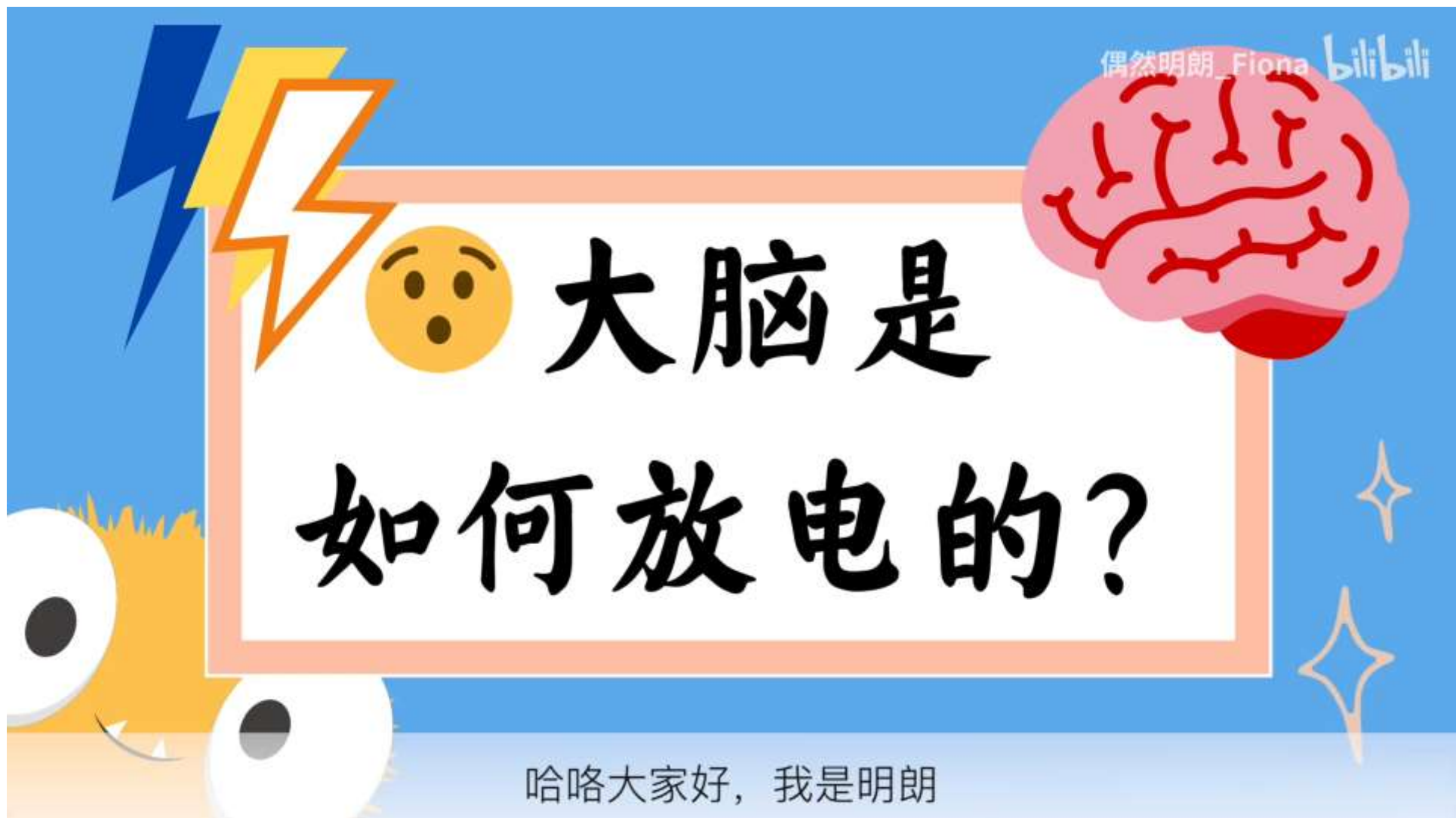
神经元运行机制

- 神经元从其他数百个神经元获取信息、处理信息并传递信息给其他神经元
- 神经元之间通过动作电位或锋电位通信
- 锋电位波形基本固定，波形本身携带很少信息或完全不携带信息
- 真正携带信息的是锋电位的放电率（每秒出现的锋电位数量）和出现时间，因而神经元可用具有0-1输出的数字模型表示

人体中99%以上的神经细胞是中间联结神经元，或称中间神经元，它们存在于中枢神经系统内，起着联络运动神经元和感觉神经元的作用。同时，还接收、处理并中转全身传来的信息。



动作电位



神经元的可塑性

- 神经元之间的连接是可塑的，使得大脑的神经网络能适应新的输入和变化的环境
- 长期可塑性（变化持续数小时，数天，或更长）：
 - 长时程增强（long-term potentiation, LTP）：以两个神经元间相关的放电活动来增强它们之间突触连接的强度
 - 长时程抑制（long-term depression, LTD）：通过两个神经元间不相关的放电活动来缩减它们之间突触的连接强度
 - 时序锋电位的可塑性（spike timing depression plasticity, STDP）：输入与输出锋电位的相对时间决定了突触变化的极性
- 短期可塑性（突触对输入锋电位进行时域滤波）：
 - 短期抑制：输入锋电位序列的每一个锋电位产生的影响都比其前一个锋电位要弱
 - 短期激励：每个锋电位都比其前一个锋电位影响要强

Hebb理论

- 赫布理论 (Hebbian theory) 描述了突触可塑性的基本原理，即突触前神经元向突触后神经元的持续重复的刺激可以导致突触传递效能的增加
- Donald Hebb于1949年提出，又被称为赫布定律 (Hebb's rule)、赫布假说 (Hebb's postulate)、细胞结集理论 (cell assembly theory) 等。他如此表述这一理论：

我们可以假定，反射活动的持续与重复会导致神经元稳定性的持久性提升……当神经元A的轴突与神经元B很近并参与了对B的重复持续的兴奋时，这两个神经元或其中一个便会发生某些生长过程或代谢变化，致使A作为能使B兴奋的细胞之一，它的效能增强了。这一理论经常会被总结为“连在一起的神经元一起激活” (Cells that fire together, wire together)。这可以用于解释“联合学习” (associative learning)，在这种学习中通过对神经元的刺激使得神经元间的突触强度增加。这样的学习方法被称为赫布型学习 (Hebbian learning)

Hebb学习

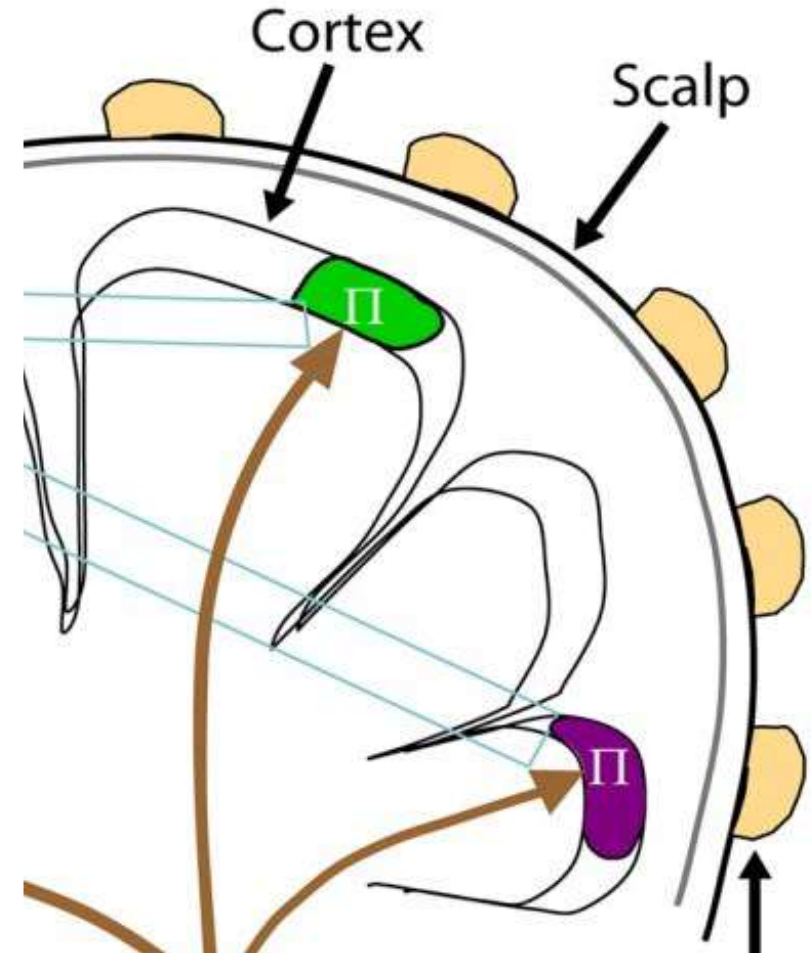
- Hebb学习规则是一个无监督学习规则，这种学习的结果是使网络能够提取训练集的统计特性，从而把输入信息按照它们的相似性程度划分为若干类
- Hebb学习规则只根据神经元连接间的激活水平改变权值，因此这种方法又称为相关学习或并联学习
- Hebb学习规则与“条件反射”机理一致，并且已经得到了神经细胞学说的证实
- 巴甫洛夫的条件反射实验：每次给狗喂食前都先响铃，时间一长，狗就会将铃声和食物联系起来。以后如果响铃但是不给食物，狗也会流口水
- 受该实验的启发，Hebb的理论认为在同一时间被激发的神经元间的联系会被强化。比如，铃声响时一个神经元被激发，在同一时间食物的出现会激发附近的另一个神经元，那么这两个神经元间的联系就会强化，从而记住这两个事物之间存在着联系。相反，如果两个神经元总是不能同步激发，那么它们间的联系将会越来越弱

大规模神经元激发

- 什么时候数万个神经元会同步激发？
 - 外部事件引发相关神经元级联活动，如认知过程
 - 内部事件引发相关神经元级联活动，如顿悟
 - 大量神经元进入同步的稳态激发，如空闲振荡
- **事件相关电位**和**振荡过程**是BCI能检测到的两大EEG/MEG现象

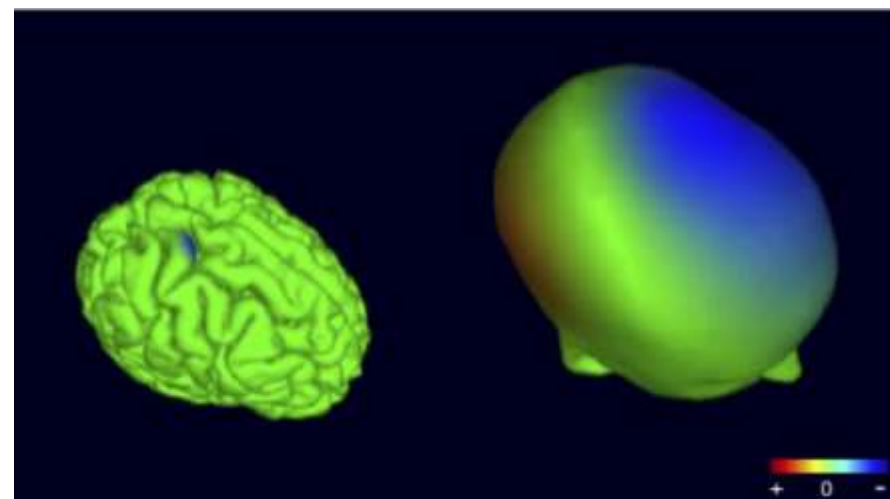
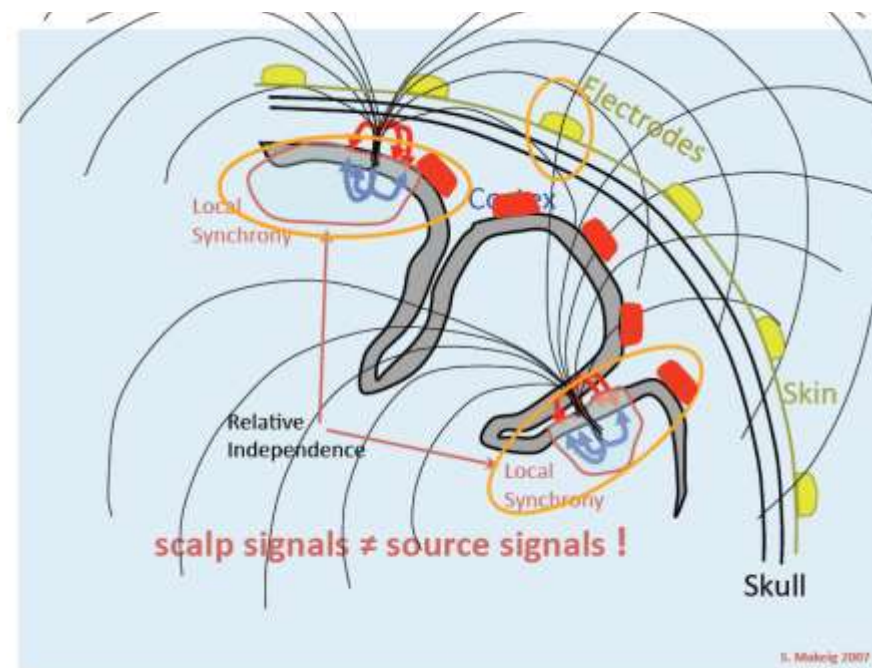
神经信号检测

- 根本机理可能无法直接观测，如多巴胺能系统、深层大脑结构、少数神经元等
- 非常分散的神经元通常不会同步激发
- 相邻的神经元通常会协调运行
- 电磁场可能会互相抵消



神经信号传导

- 神经元活动线性叠加传播到头皮
- 单个电极测量的是多个神经元活动的加权和
- 大脑内部一个小点的活动传播到头皮后的信号可能会非常分散



目录

- 大脑机理
- **EEG历史**
- 脑电信号获取
- 时域特性与滤波
- 空间特性与滤波
- 非脑电伪迹

EEG历史

1875年，利物浦的Caton发表了在兔子和猴子大脑放电的实验研究结果：Caton, Richard. 'The electric currents of the brain'. British Medical Journal, 2 (1875)

"Caton has already published experiments on the brains of dogs and apes in which bare unipolar electrodes were placed either on the cerebral cortex and the other on the surface of the skull. The currents were measured by a sensitive galvanometer. There were found distinct variations in current, which increased during sleep and with the onset of death strengthened, and after death became weaker and then completely disappeared."

---- Hans Berger, 1929

EEG历史

- 1890年，波兰犹太裔生物学家 Adolf Beck发表了关于兔子和狗大脑自发放电活动的研究成果
- Beck将电极直接放置在大脑表皮用来测试感觉刺激，对大脑活动的波动情况进行观察并得出了脑电波信号的结论
- 1942年纳粹集中营自杀



EEG历史

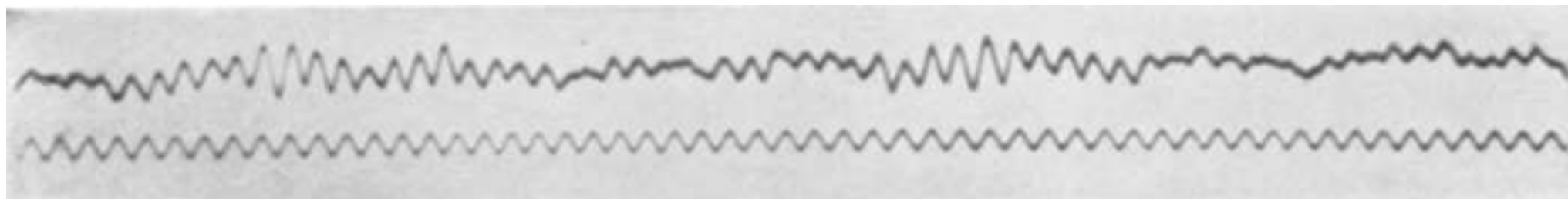
- 1912年，俄罗斯生理学家Vladimir Pravdich-Neminsky首次发现了哺乳动物（狗）的脑电图诱发电位

Pravdich-Neminsky VV. Ein Versuch der Registrierung der elektrischen Gehirnerscheinungen. Zbl Physiol 27: 951–960, 1913.

- 1914年，Napoleon Cybulski 和 Jelenska-Macieszyna首次记录了癫痫病发作时的脑电图信号

EEG历史

- 1924年，德国精神病医生 Hans Berger首次发现人类 EEG
- 1929年首次发表论文
- Berger' s wave: alpha wave (7.812–13.28 Hz) rhythm



目录

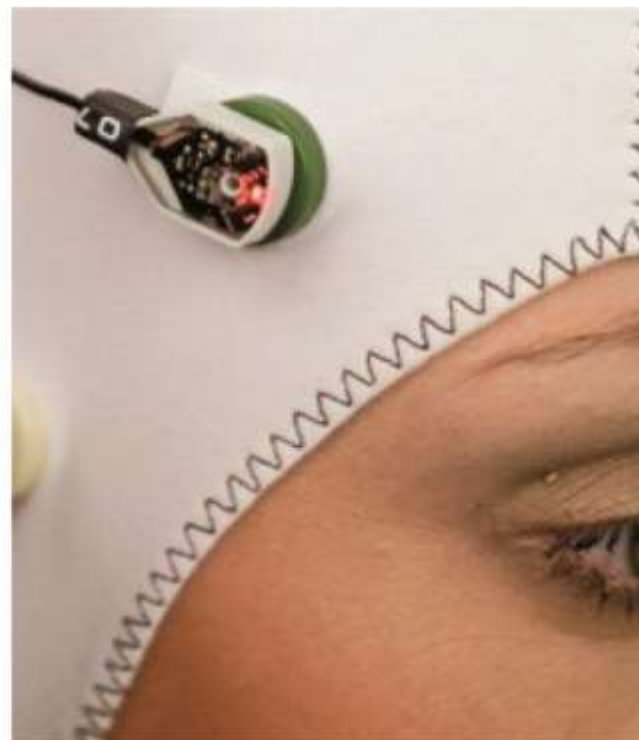
- 大脑机理
- EEG历史
- **脑电信号获取**
- 时域特性与滤波
- 空间特性与滤波
- 非脑电伪迹

脑电传感器

- 大部分使用导电膏
- 主动式电极渐成主流



Passive, gel-based
(EasyCap)



Active, gel-based
(Brain Products)

脑电传感器

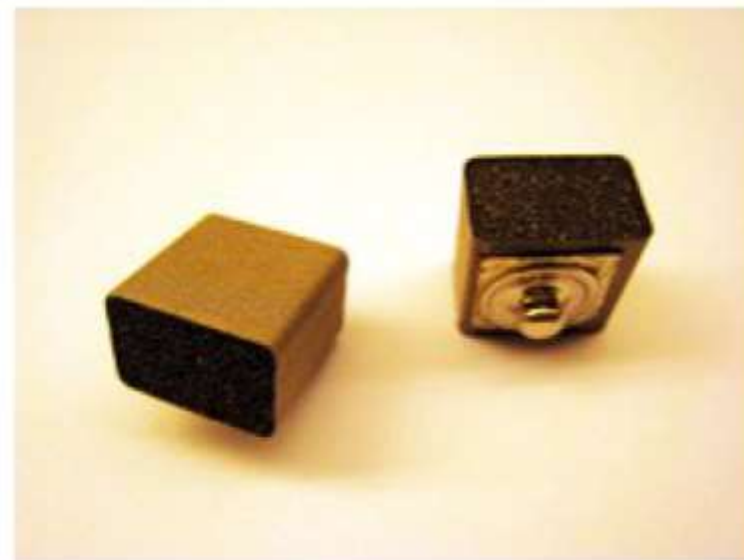
无需导电膏的干电极日渐流行



Pins
(g.SAHARA)



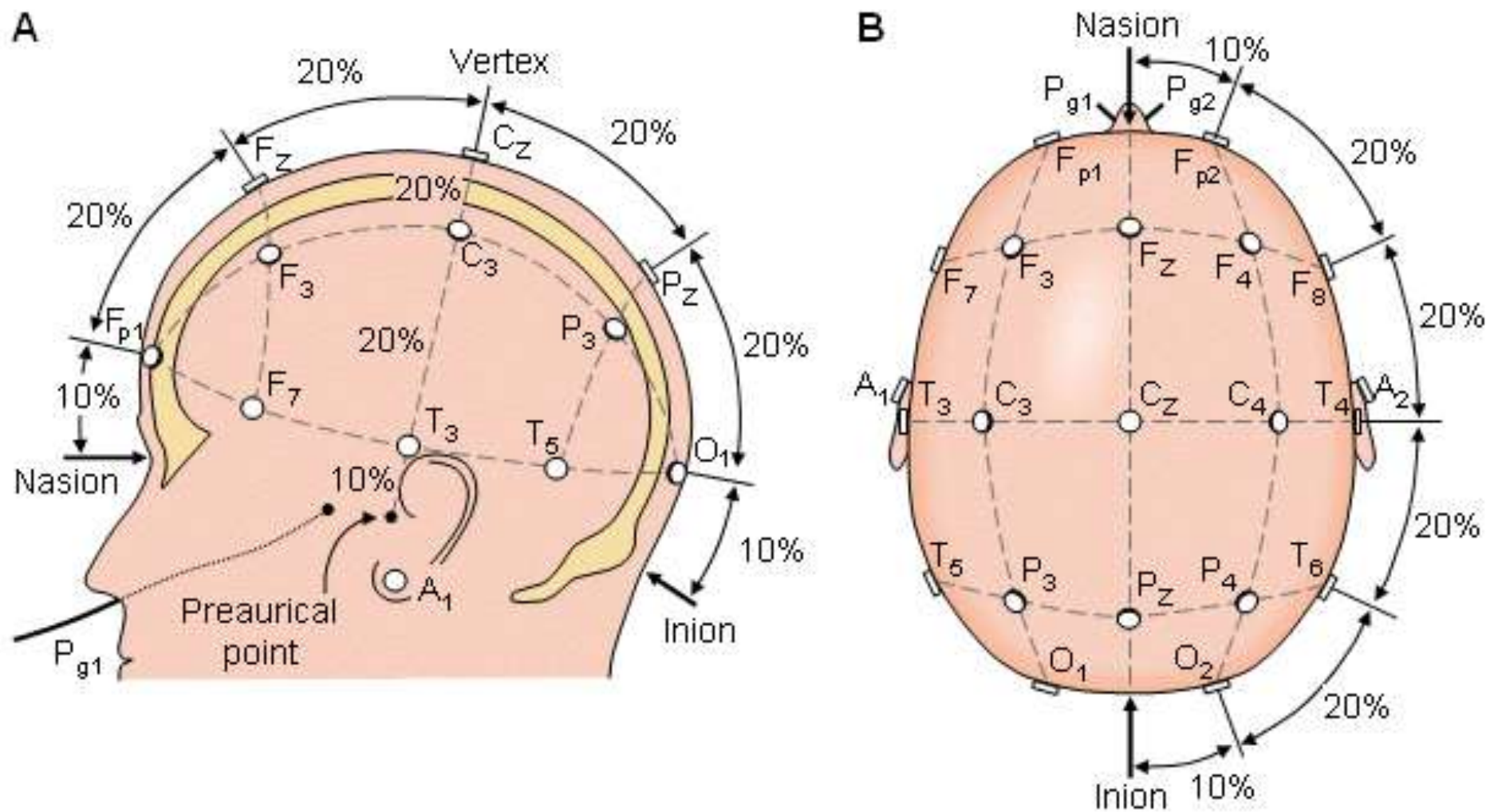
Spring-loaded Pins
(NCTU)



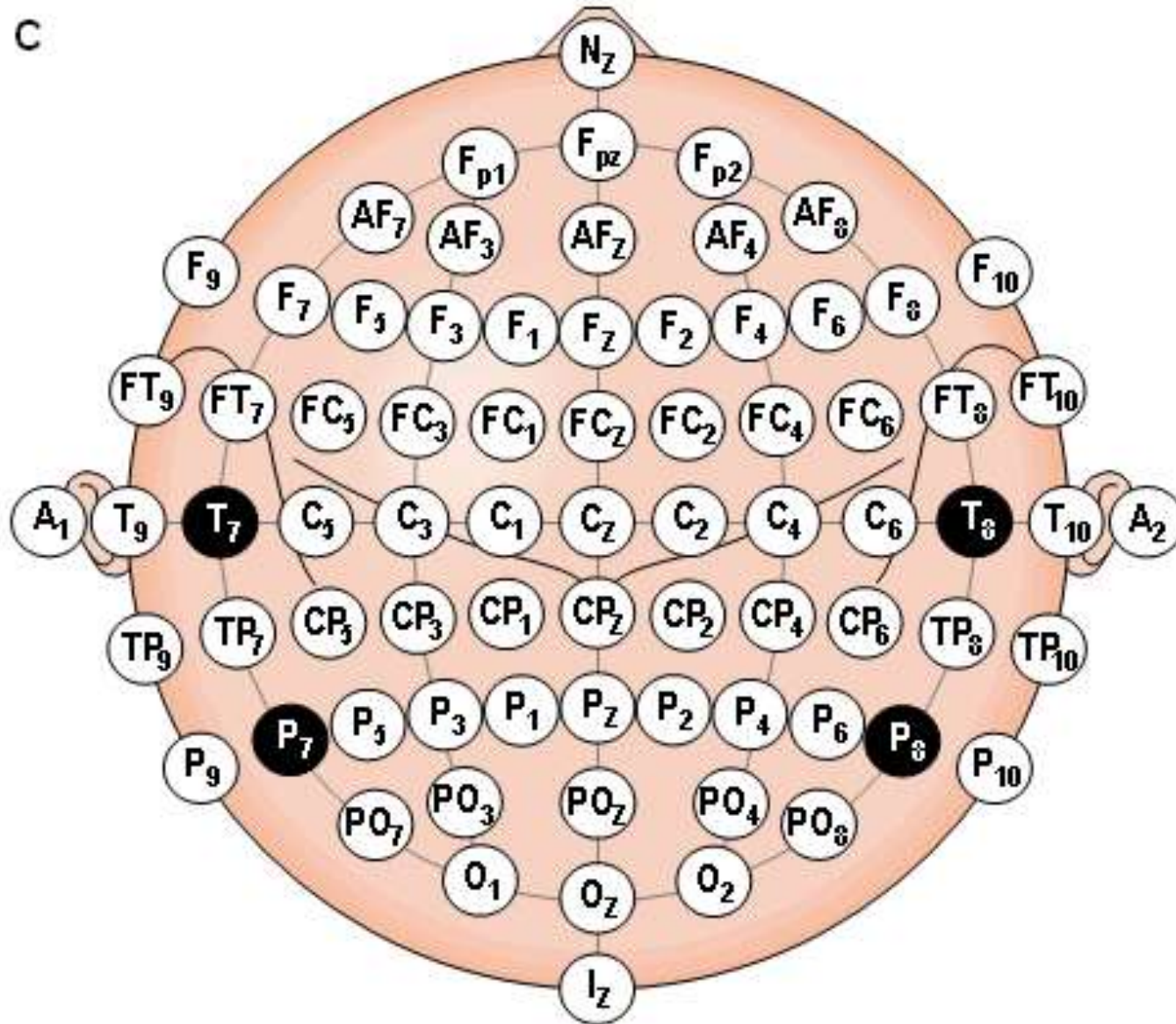
Foam-based sensors
(NCTU)

脑电电极位置

国际10-20标准



脑电电极位置



脑电传感器



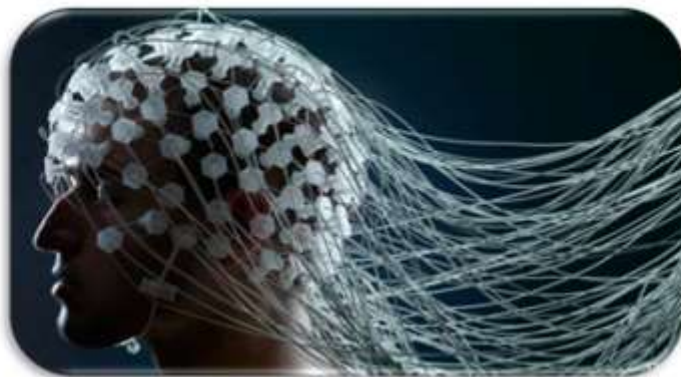
(a)



(b)



(c)



(g)



(d)



(f)

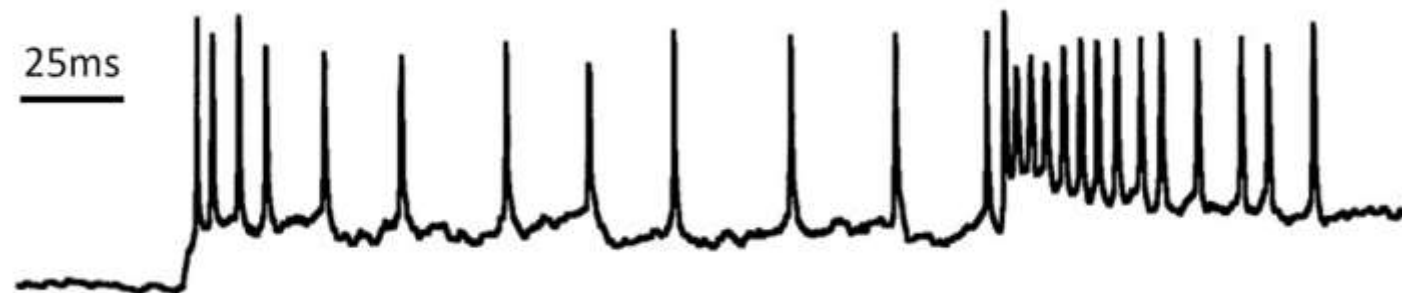


(e)

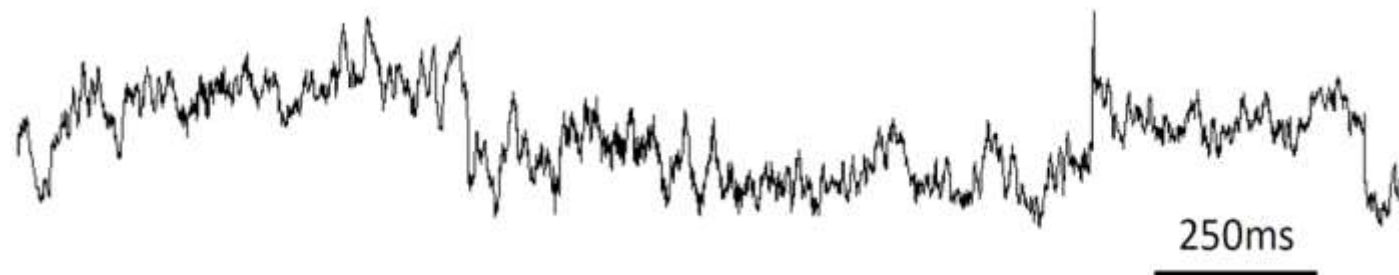
目录

- 大脑机理
- EEG历史
- 脑电信号获取
- **时域特性与滤波**
- 空间特性与滤波
- 非脑电伪迹

神经元信号和大脑皮层信号



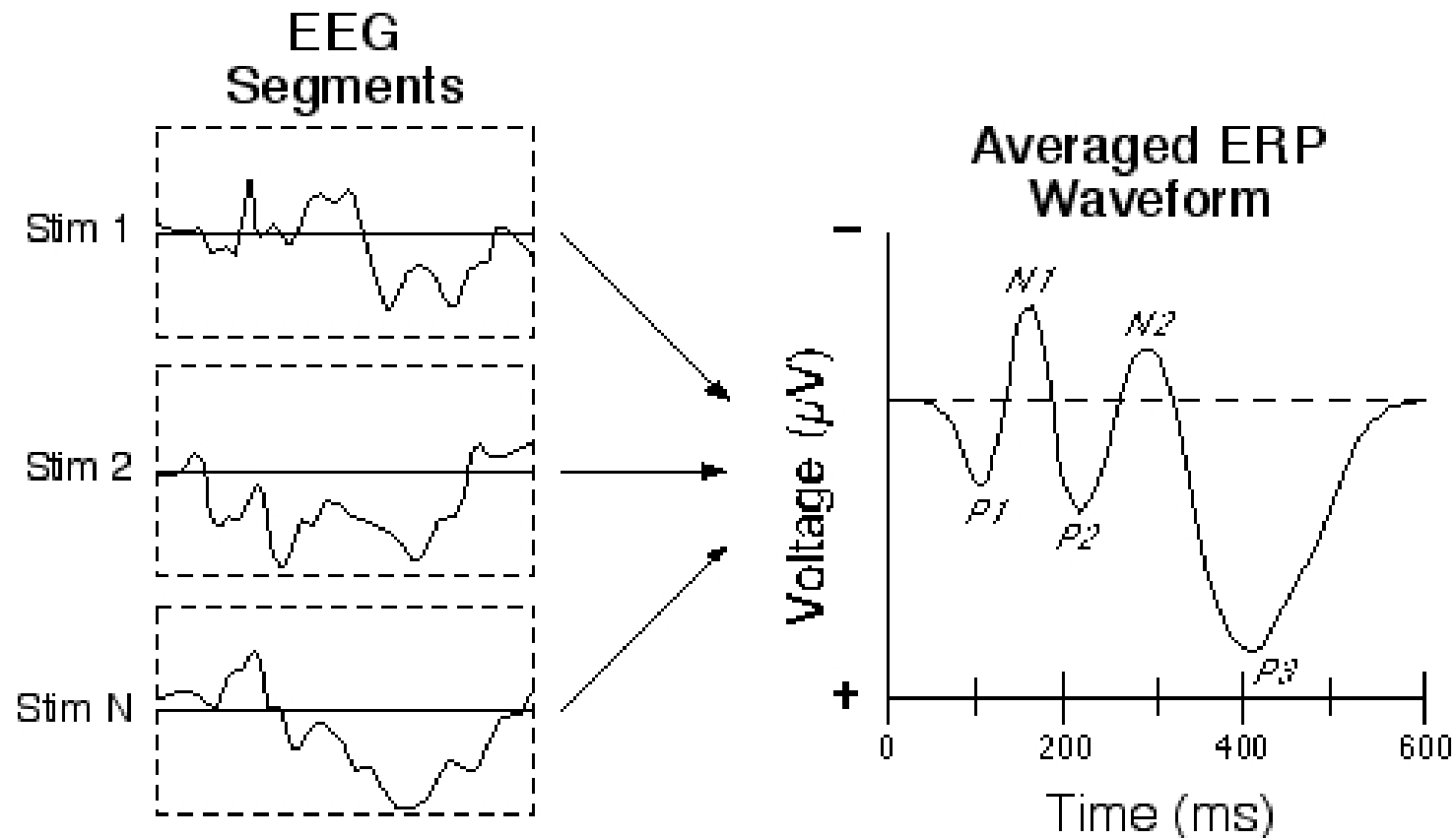
神经元



大脑皮层

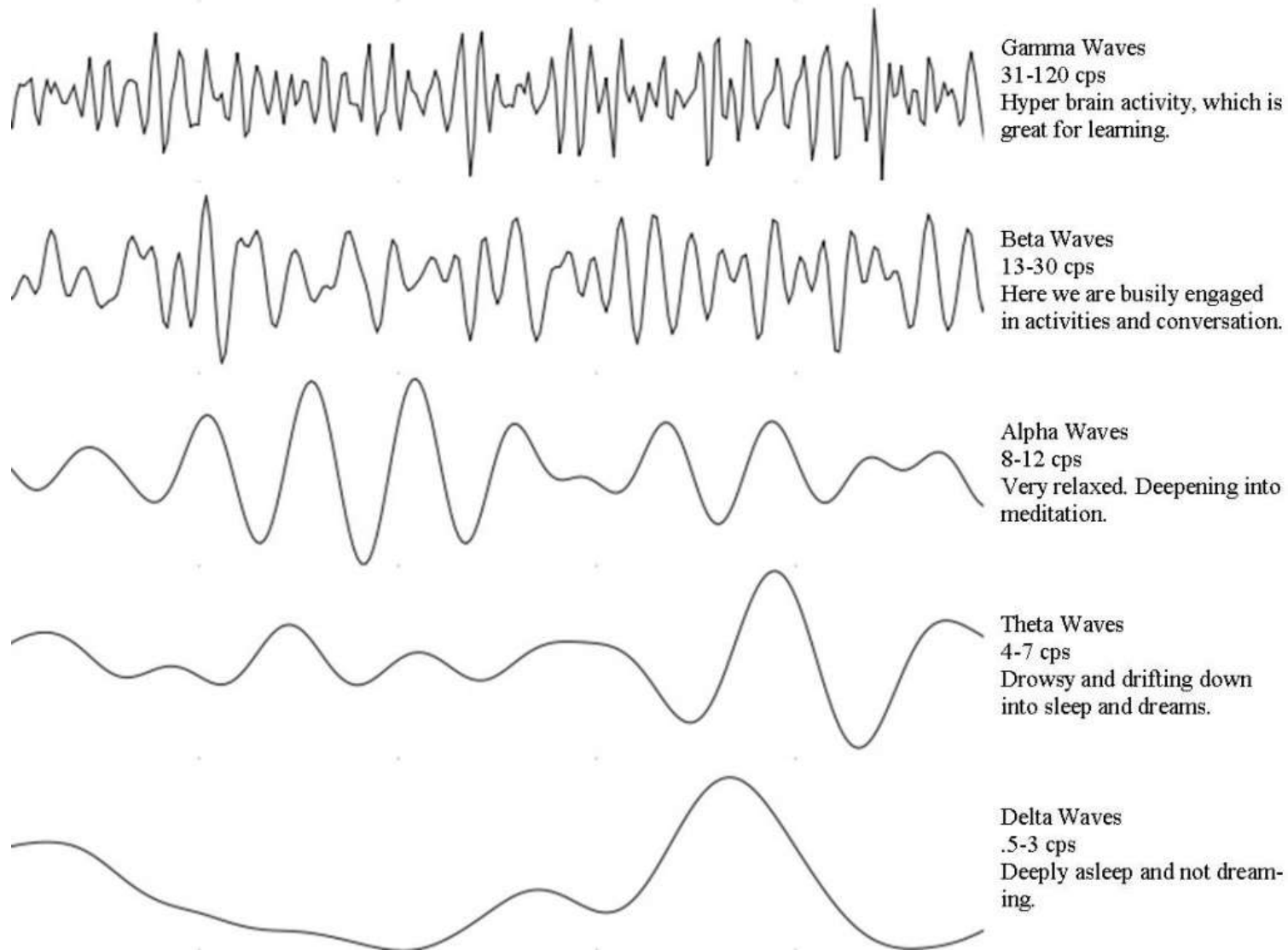
事件相关电位

- 事件相关电位 (event-related potential, ERP) 是与特定的物理事件或心理事件在时间上相关的电压波动
- ERP可以被颅外记录, 并凭借滤波和信号叠加技术, 从脑电信号中被提取出来



振荡节律

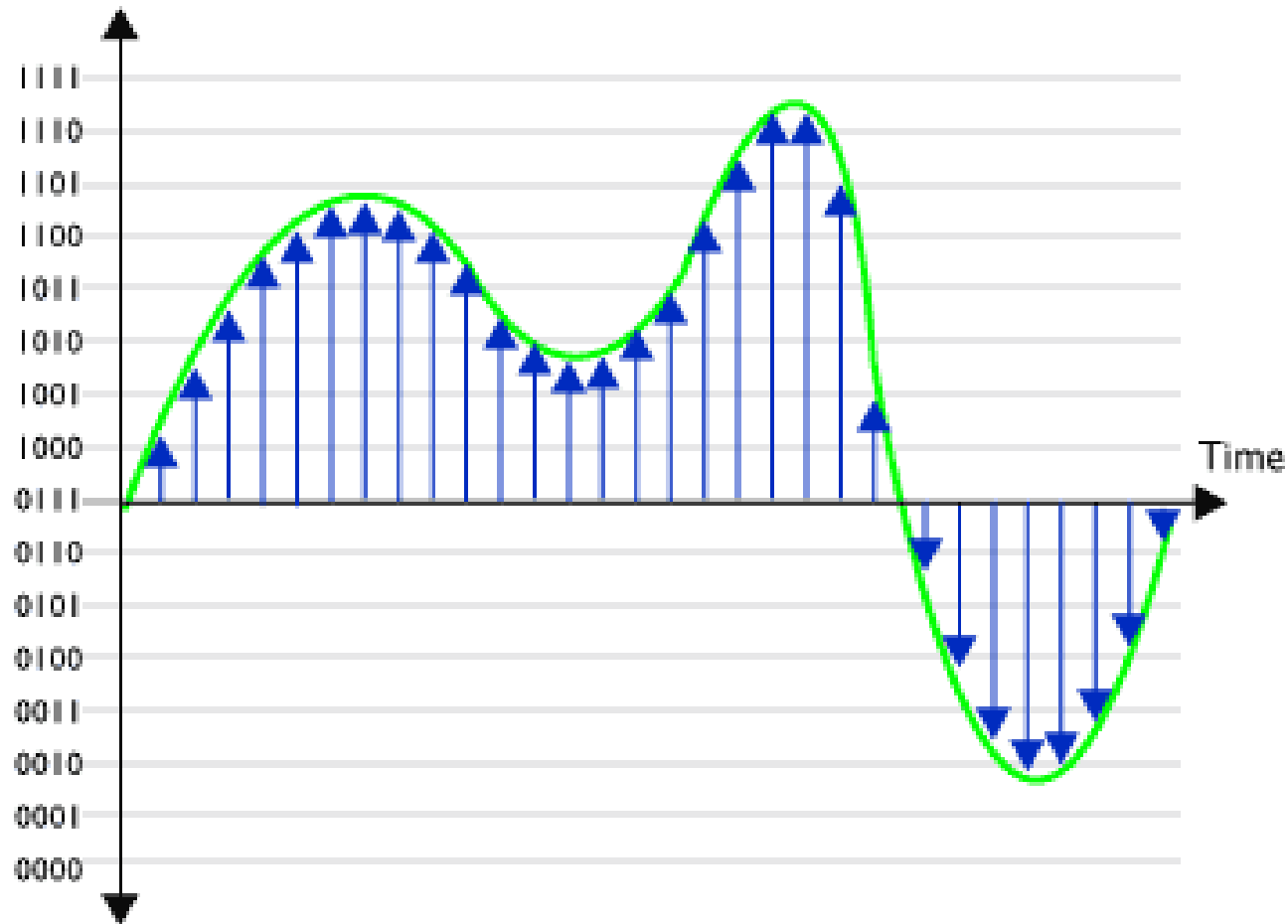
Brain Waves Graph



mu 节 律 (8-12Hz) : 不运动时, 出现在感觉运动区域; 运动或运动想象时, 减小或消失

数模转换

经过放大（可达50000倍），脑电信号经过一个模拟低通滤波器，然后以一定频率数字化采样存储



采样定理

如果原始信号的频率低于奈奎斯特频率 B ，那么以高于 $2B$ 的频率采样，可以完整重构原始信号

$$g(t) = \frac{\sin 2\pi Bt}{2\pi Bt} \quad s(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} s\left(\frac{n}{F_s}\right) g\left(\frac{t-n}{F_s}\right)$$

时域滤波器

- 把多通道输入信号 $X(n)$ 转换成多通道输出信号 $Y(n)$, 其中每一个输出通道 $y_i(n)$ 只依赖对应输入通道 $x_i(n)$
- 常用时域滤波器：滑动窗口平均，小波变换
- 特殊时域滤波器：谱滤波器

滑动窗口平均

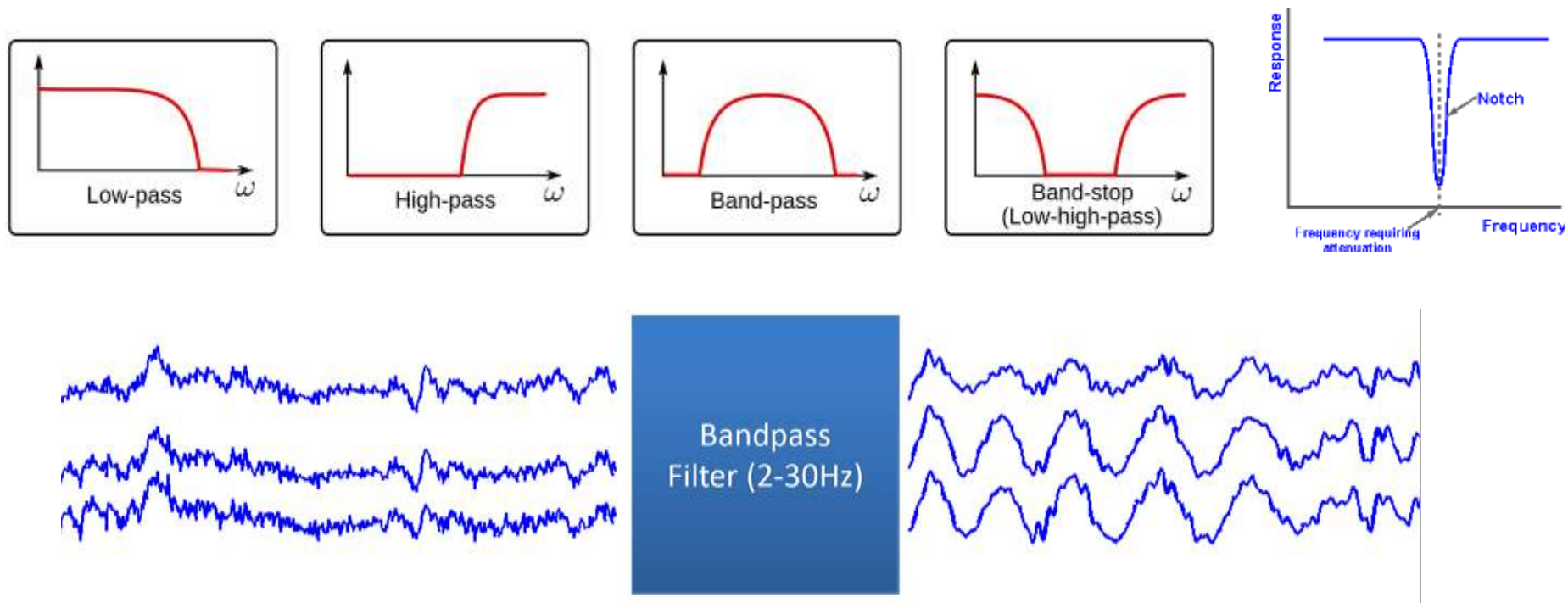
$$y_i(n) = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} x_i(n-k)$$

低通滤波器，平滑信号



谱滤波器

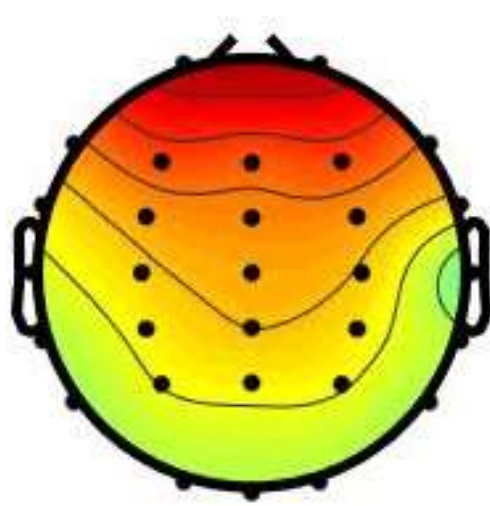
- 时域滤波器，其设计目的是改变输入信号的频谱
- 信号频谱：
$$s(n) = \sum_{k=1}^N A_k \sin(\omega_k nT + \phi_k)$$
- 低通，高通，带通，陷波



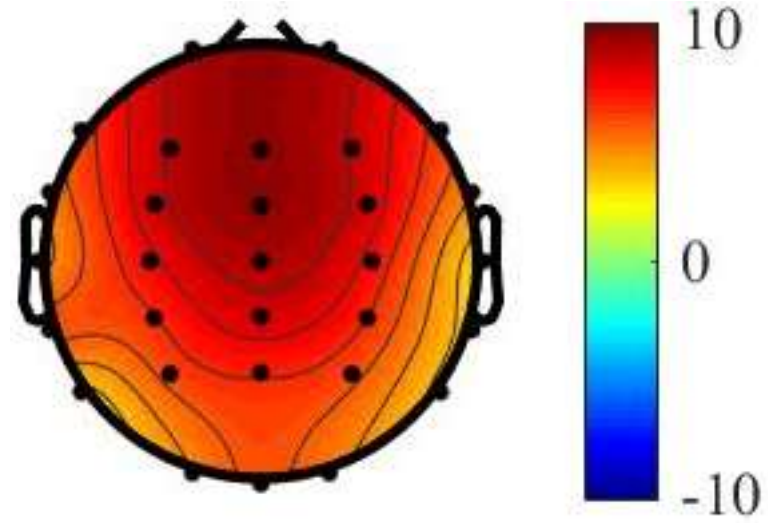
目录

- 大脑机理
- EEG历史
- 脑电信号获取
- 时域特性与滤波
- **空间特性与滤波**
- 非脑电伪迹

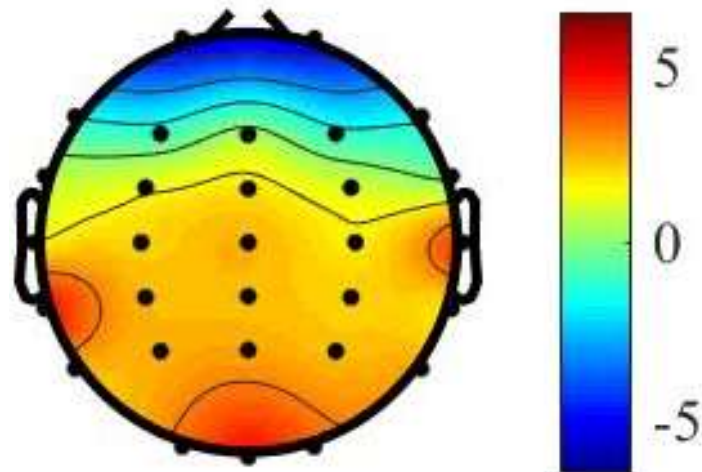
头皮地图



清醒状态

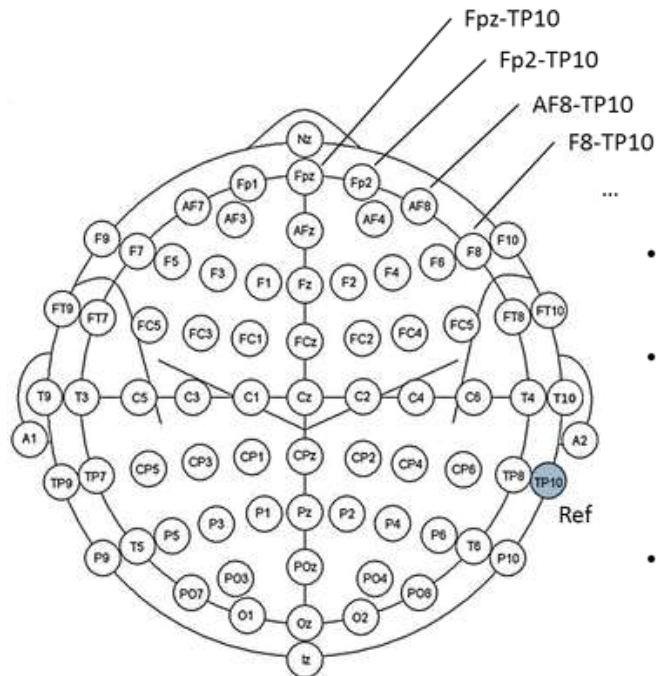


瞌睡状态

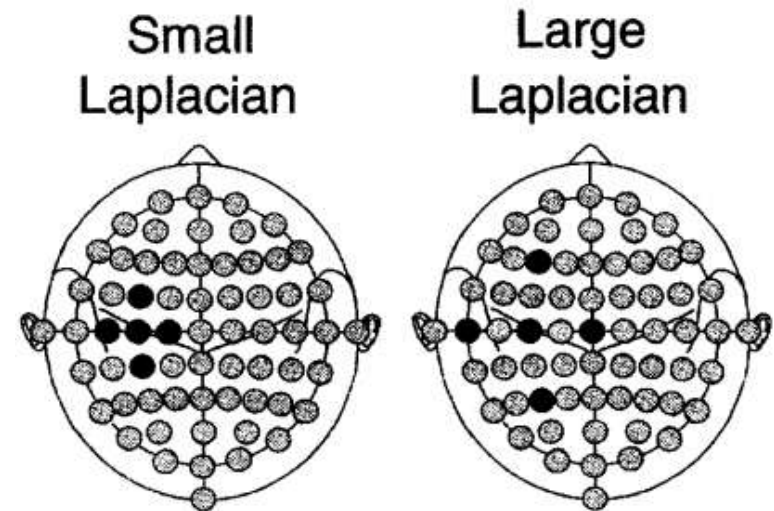


空间滤波器

- 把多通道输入信号 $X(n)$ 转换成多通道输出信号 $Y(n)$
- 一般用来提高信噪比，或者近似模拟源信号
- 一般是线性滤波器： $Y(n) = \mathbf{M}X(n)$
- 常用空间滤波器：重参考，表面Laplacian, 独立成分分析，共同空间模式

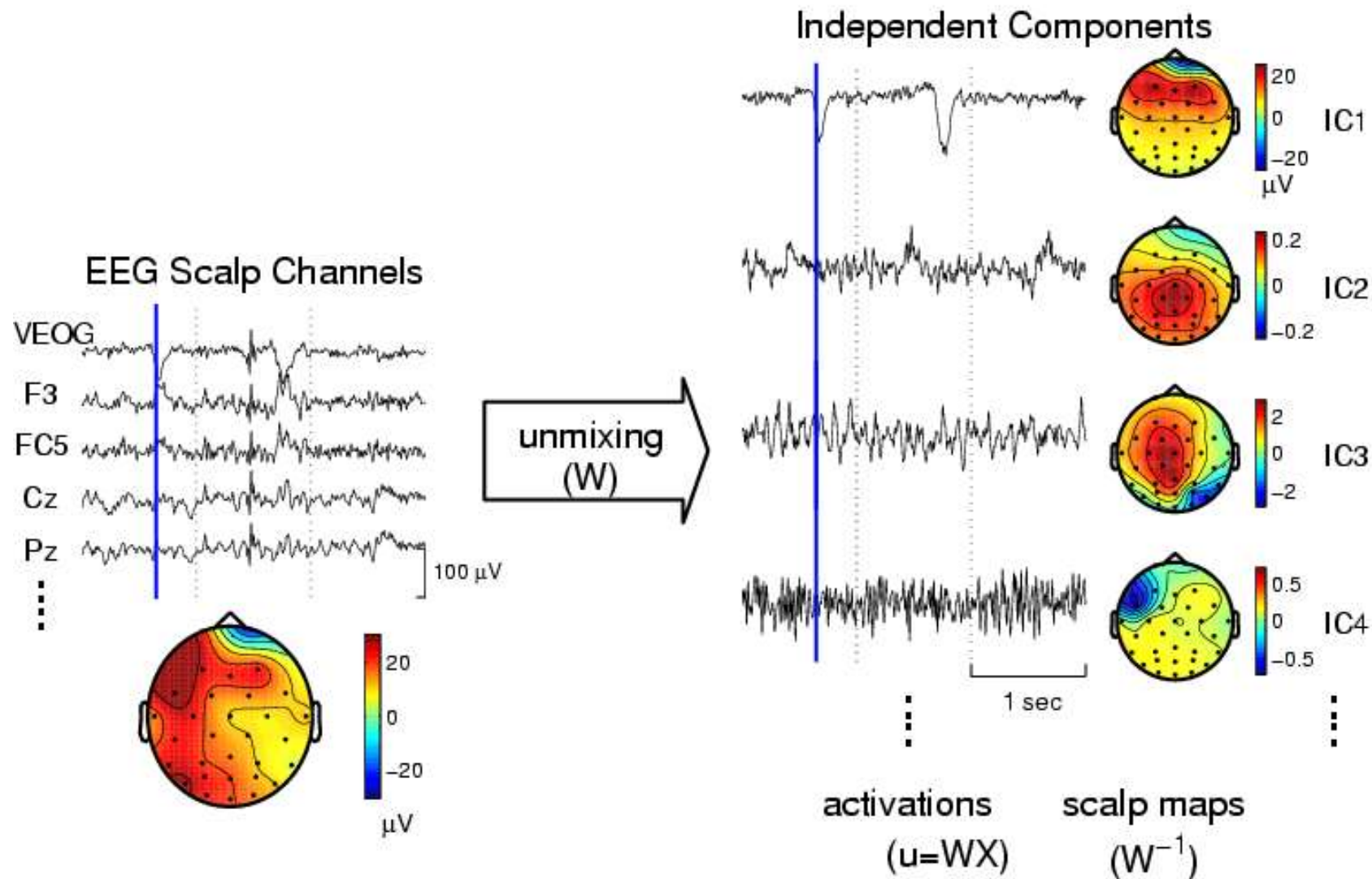


- Average Reference assumption
 $Fpz + Fp1 + AF3 + F8 + FT8 + \dots + TP10 = 0$
- First recalculate the activity at reference TP10
Sum of all electrode activity =
 $Fpz + Fp1 + AF3 + F8 + \dots - 64TP10$
minus $Fpz + Fp1 + AF3 + F8 + \dots + TP10 = 0$
 $TP10 = -(\text{Sum of all electrode activity})/65$
- Add up the activity of TP10 to all channels



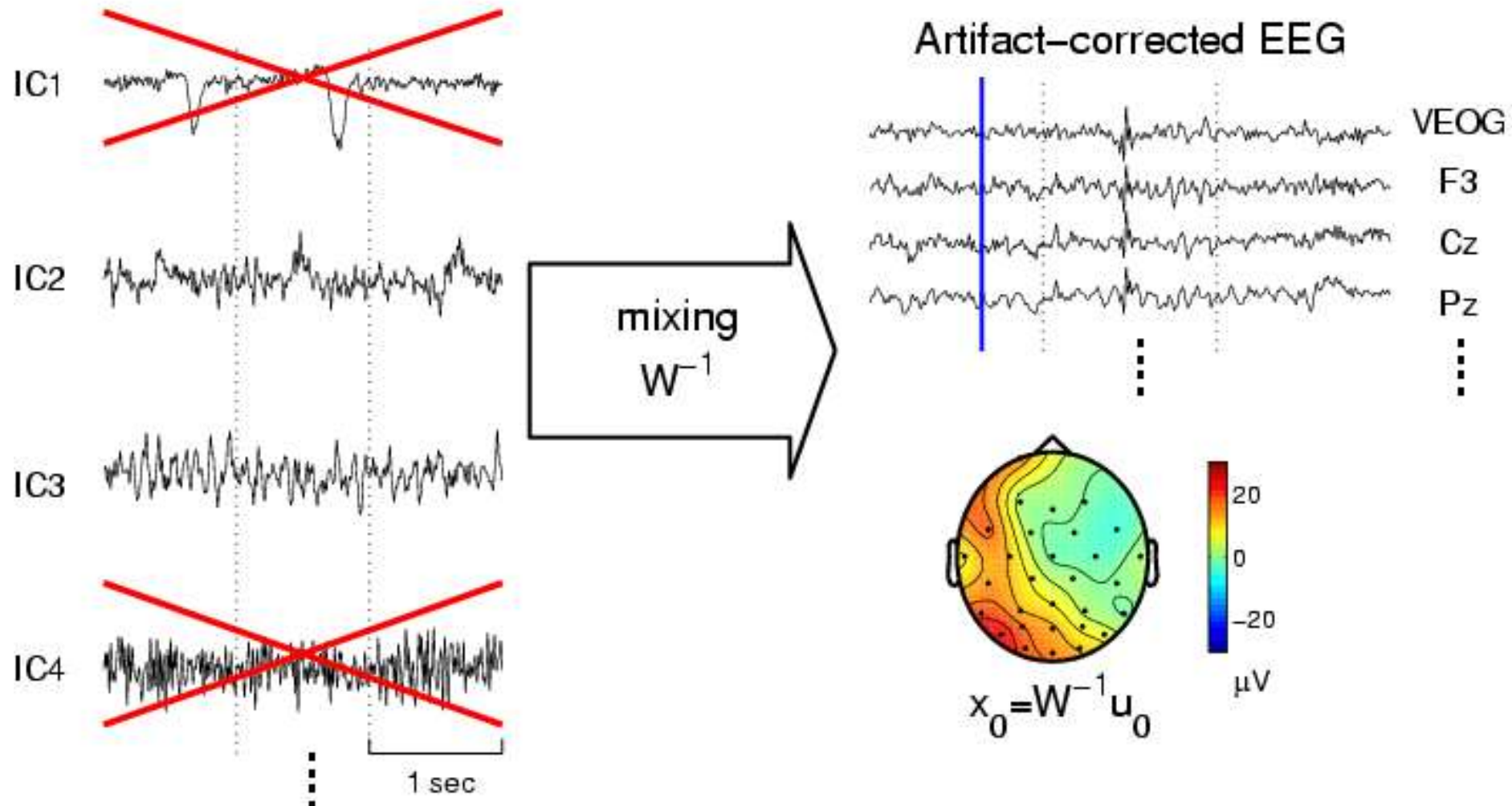
独立成分分析

ICA decomposition

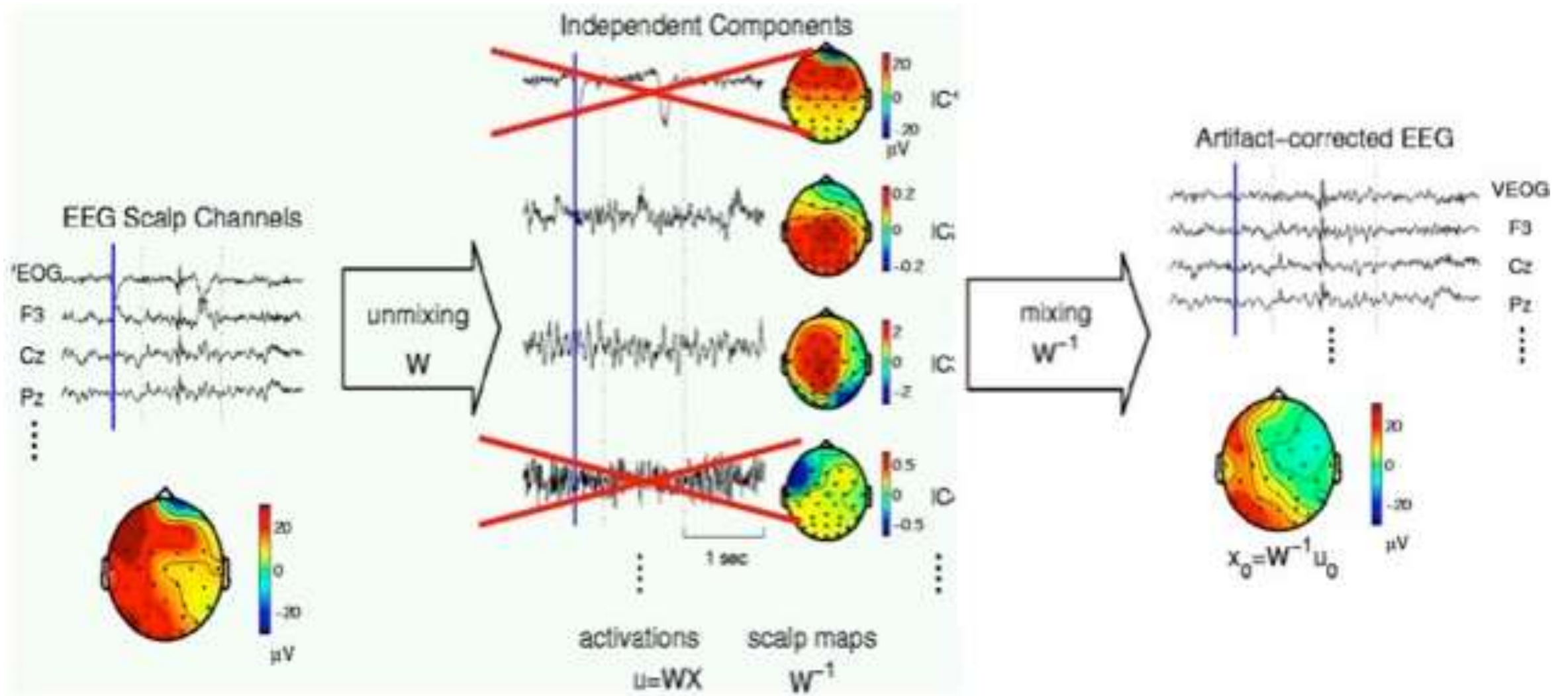


独立成分分析

Summed Projection of Selected Components



独立成分分析

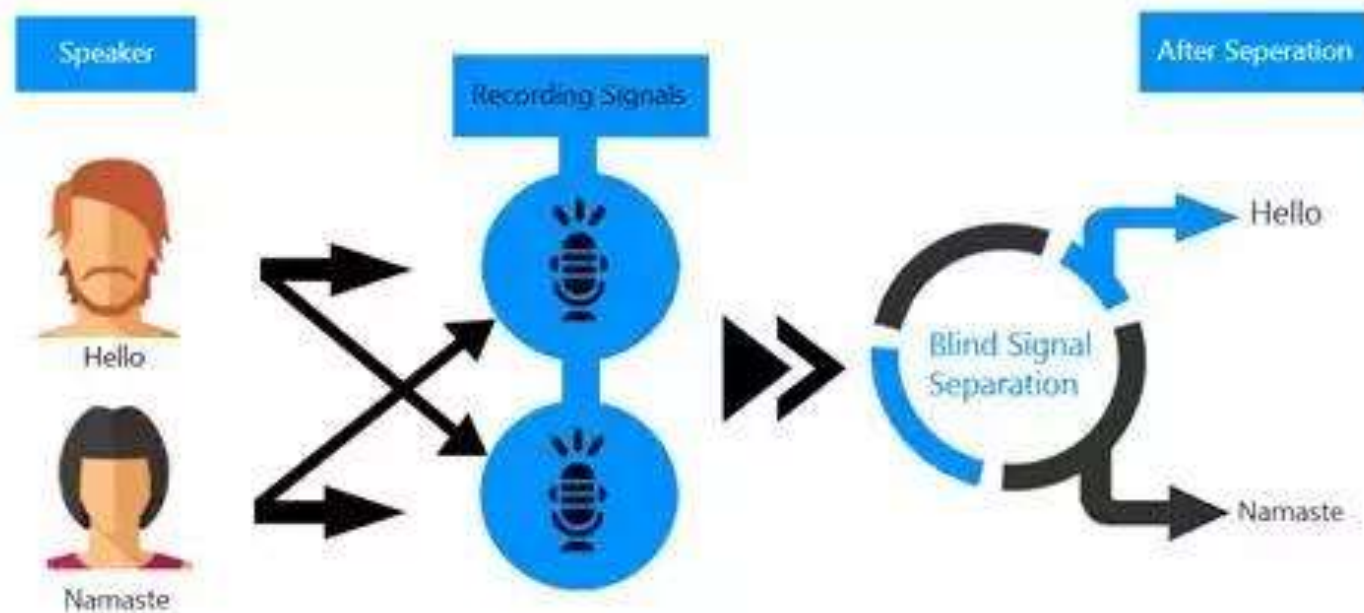


盲源分离

- 盲源分离 (BSS: Blind Source Separation)，又称为盲信号分离，是指在信号的理论模型和源信号无法精确获知的情况下，如何从混迭信号（观测信号）中分离出各源信号的过程。这里的“盲”，指源信号不可测，混合系统特性事先未知这两个方面
- 盲源分离和盲辨识是盲信号处理的两大类型。盲源分离的目的是求得源信号的最佳估计，盲辨识的目的是求得传输通道的混合矩阵
- 在生物医学信号处理、阵列信号处理、语音信号识别、图像处理及移动通信等领域得到了广泛的应用

鸡尾酒会问题

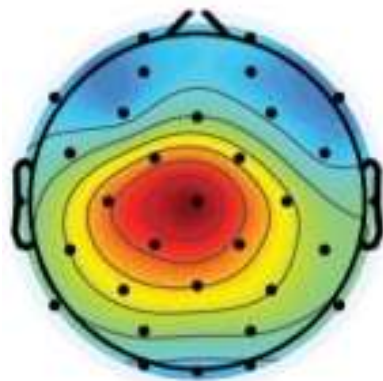
“鸡尾酒会问题”（cocktail party problem）是在计算机语音识别领域的一个问题：当前语音识别技术已经可以以较高精度识别一个人所讲的话，但是当说话的人数为两人或者多人时，语音识别率就会极大的降低



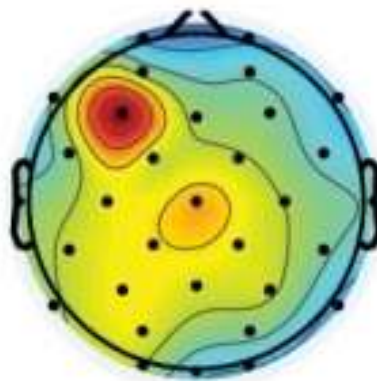
共同空间模式 (CSP)

设计空间滤波器使两种脑电模式更容易区分

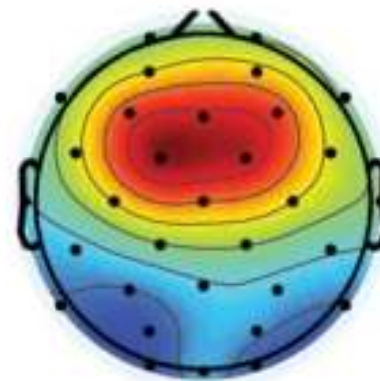
CSP Pattern 1



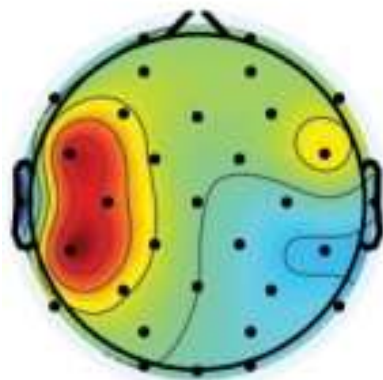
CSP Pattern 2



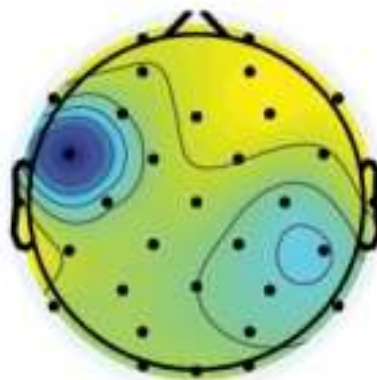
CSP Pattern 3



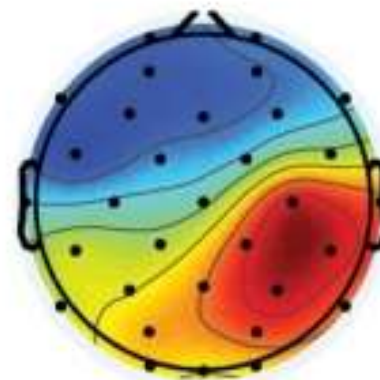
CSP Pattern 6



CSP Pattern 5



CSP Pattern 4



共同空间模式 (CSP)

For Class $k \in \{-1, 1\}$, CSP finds a spatial filter matrix $W_k^* \in \mathbb{R}^{c \times f}$, where f is the number of spatial filters, to maximize the variance ratio between Class k and Class $-k$:

$$W_k^* = \arg \max_{W \in \mathbb{R}^{c \times f}} \frac{\text{tr}(W^\top \bar{C}_t^k W)}{\text{tr}(W^\top \bar{C}_t^{-k} W)},$$

where $\bar{C}_t^k \in \mathbb{R}^{c \times c}$ is the mean spatial covariance matrix of the N_l labeled EEG trials in Class k , and tr the trace of a matrix. The solution W_k^* is the concatenation of the f leading eigenvectors of $(\bar{C}_t^{-k})^{-1} \bar{C}_t^k$.

Then, CSP concatenates the $2f$ spatial filters from both classes to obtain the filter matrix $W^* = [W_{-1}^* \ W_1^*] \in \mathbb{R}^{c \times 2f}$, and computes the spatially filtered $\tilde{X}_t^n = W^{*\top} X_t^n \in \mathbb{R}^{2f \times t}$.

Finally, the log-variances of \tilde{X}_t^n can be extracted as features:

$$\mathbf{x}_t^n = \log \left(\frac{\text{diag} \left(\tilde{X}_t^n (\tilde{X}_t^n)^\top \right)}{\text{tr} \left(\tilde{X}_t^n (\tilde{X}_t^n)^\top \right)} \right) \in \mathbb{R}^{1 \times 2f},$$

where diag means the diagonal elements of a matrix, and \log is the logarithm operator.

Ramoser, H., Muller-Gerking, J., & Pfurtscheller, G. (2000). Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement. *IEEE Trans. on Rehabilitation Engineering*, 8, 441–446.

EEGLab

<https://sccn.ucsd.edu/eeglab/downloadtoolbox.php>

To install EEGLAB:

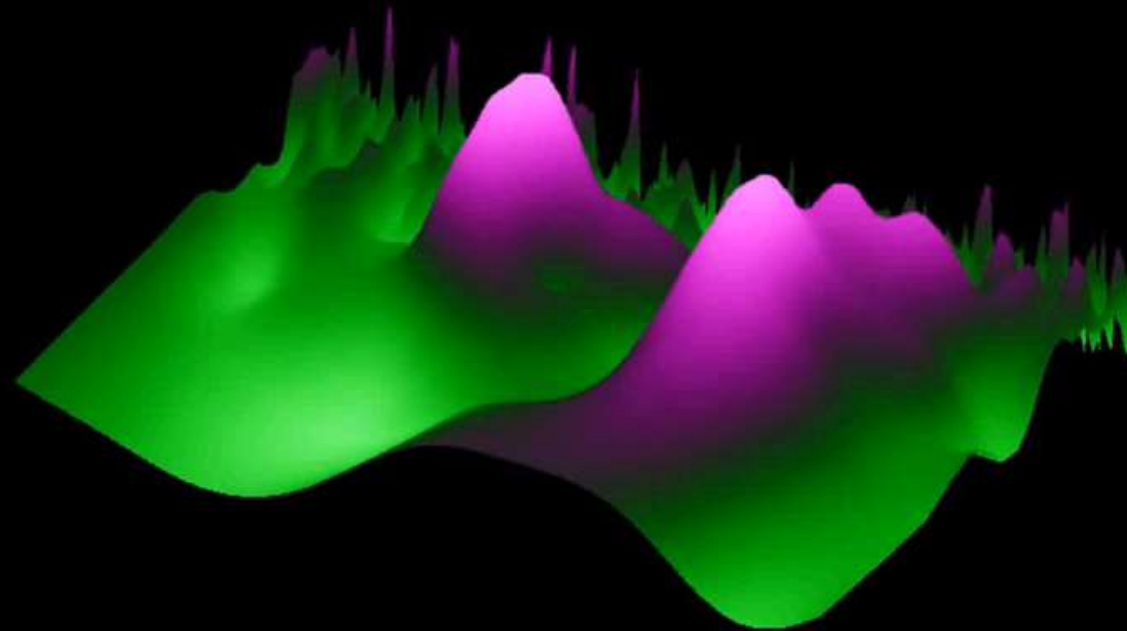
1. Unzip the EEGLAB zip file in the folder of your choice
2. Start Matlab
3. Change the Matlab path to the EEGLAB folder you have just uncompressed
4. Type "eeglab" and press enter on the Matlab prompt

EEG预处理步骤

```
codes=[34 % Non-target image onset
35 % Target image onset
];
fFeature=64;
tLimits=[0 .7]; % time interval after stimulus; used in epoching
EEGs = pop_loadset('D:\Data\Data Collection 1 - VEP
Oddball\B_01_VEP.set')
EEGs = pop_select(EEGs,'channel',1:64); % Select useful channels
EEGs = pop_eegfiltnew(EEGs,1,50); % Band-pass filtering
EEGs = pop_resample(EEGs,fFeature); % Resample
%% Convert an EEG dataset to average reference or to a new common
reference channel (or channels)
EEGs = pop_reref(EEGs,[]); % average re-referencing
%% Convert a continuous EEG signal into epochs time locked to
specified event types or event indices
EEGs = pop_epoch(EEGs,mat2cell(codes,
ones(1,length(codes))),tLimits);
%% Remove baseline from an epoched dataset
EEGs = pop_rmbase(EEGs,[]);
```

EEG信号处理

Neural time series data analysis
lecturelets



Mike X Cohen

目录

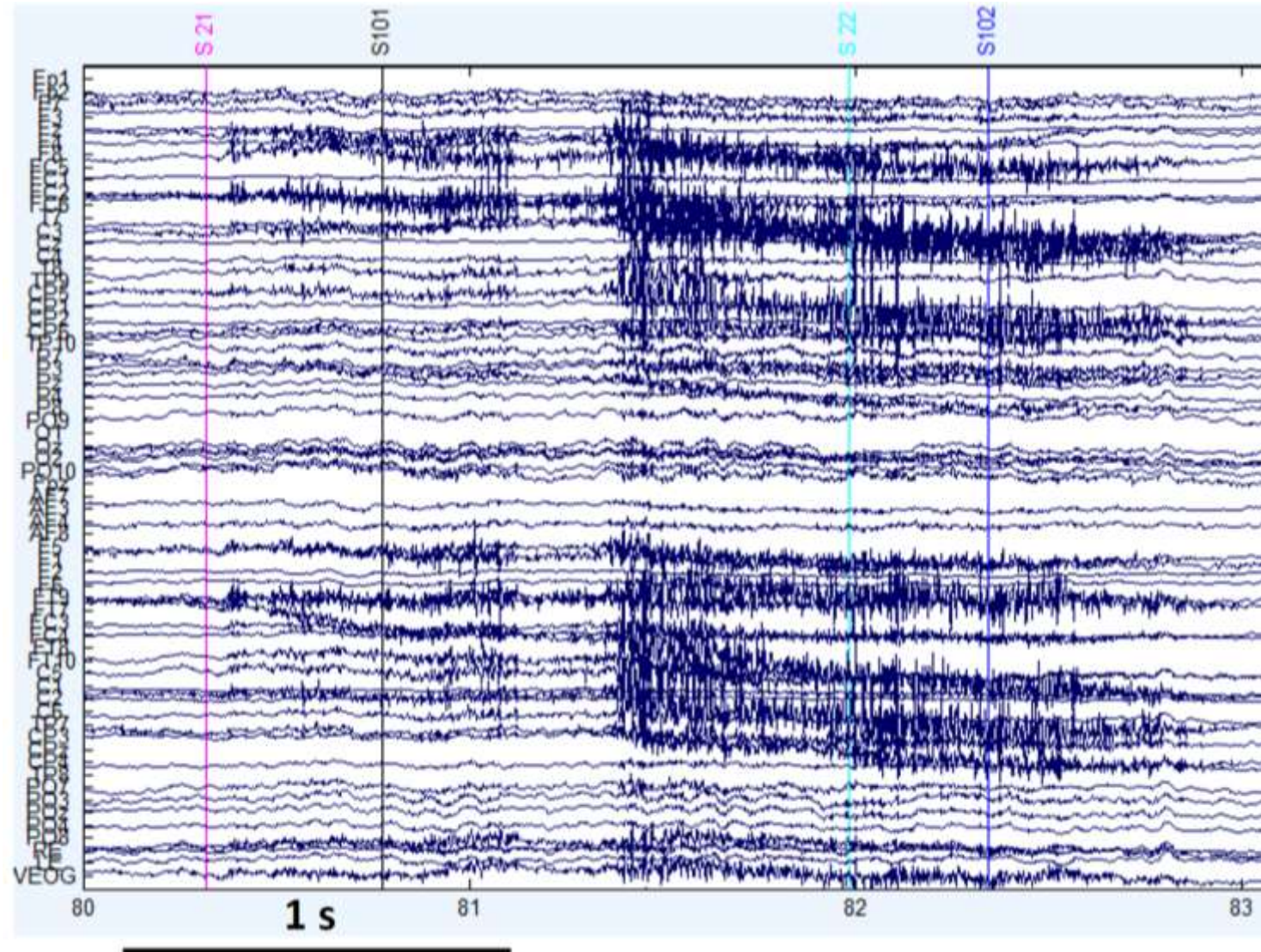
- 大脑机理
- EEG历史
- 脑电信号获取
- 空间特性与滤波
- 时域特性与滤波
- **非脑电伪迹**

非脑电伪迹和噪声

- 幅值经常远超EEG
- **人体产生的**：颈部、面部和眼部肌肉，眼球运动，心跳
- **环境产生的**：50/60Hz交流电频率，设备电磁场
- **传感器相关**：直流电漂移，导线晃动，热噪声，数模转换量化噪声

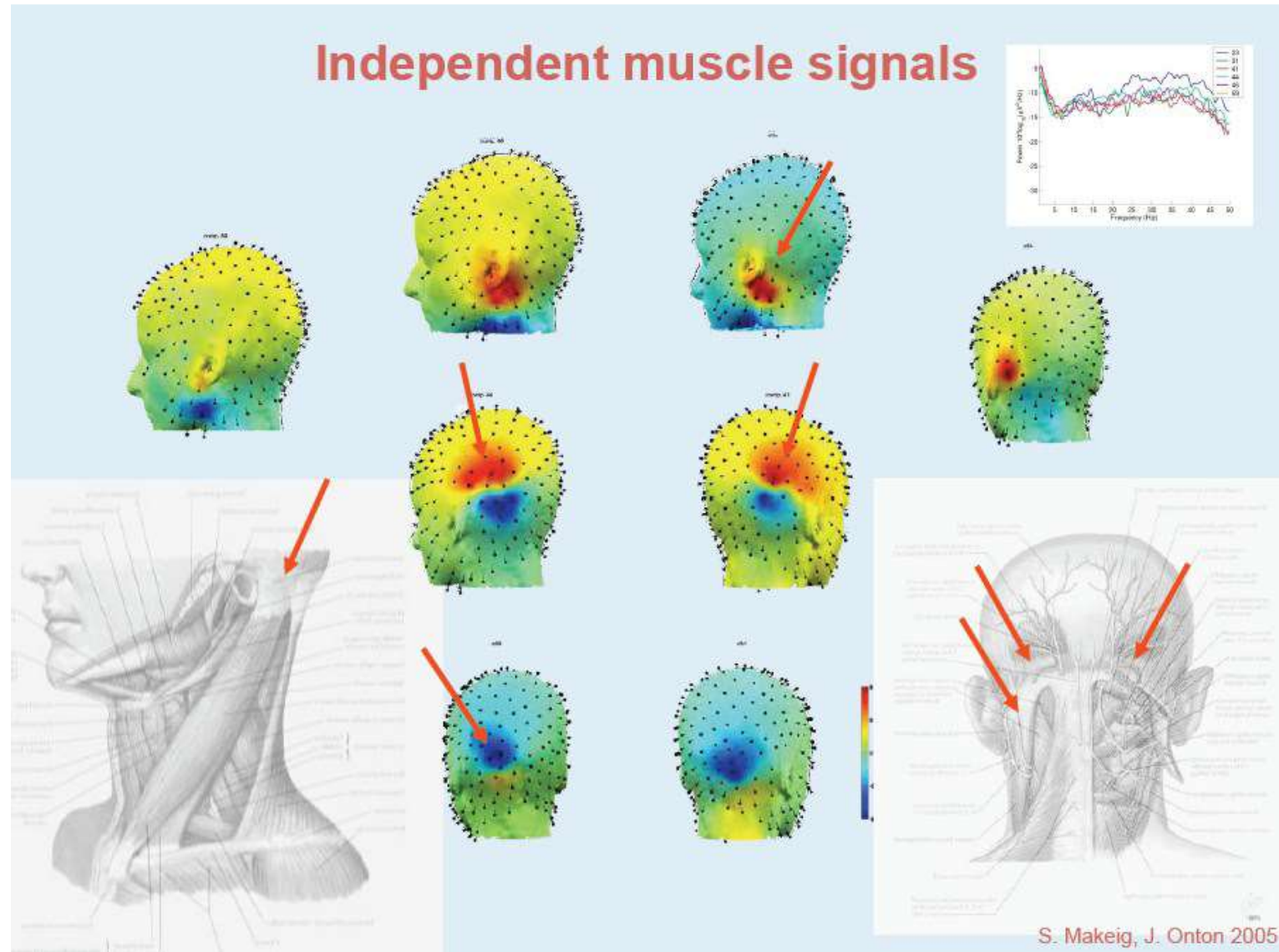
肌电伪迹

频率高，带宽大，幅值强



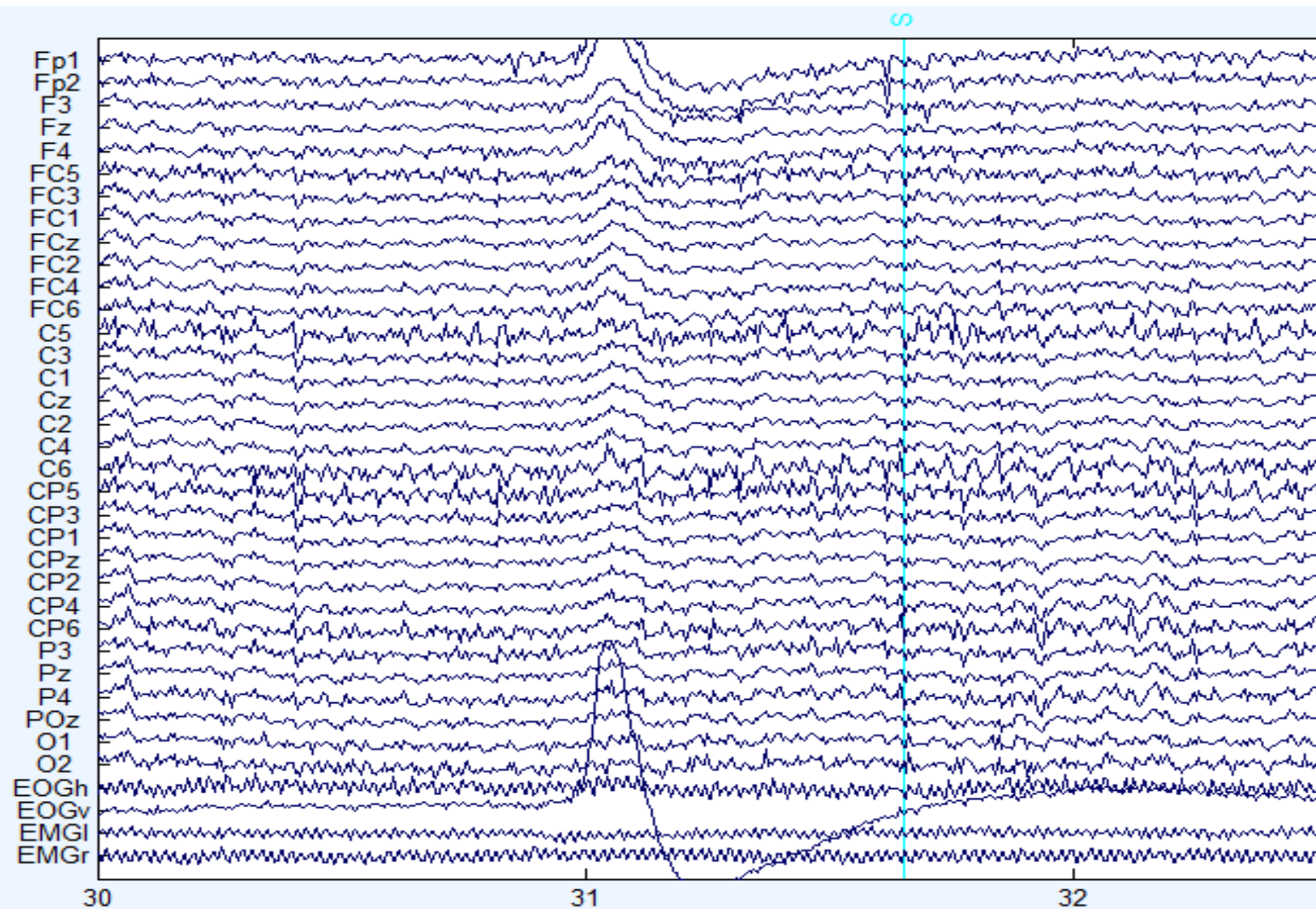
肌电伪迹

在大脑皮层的位置比较固定

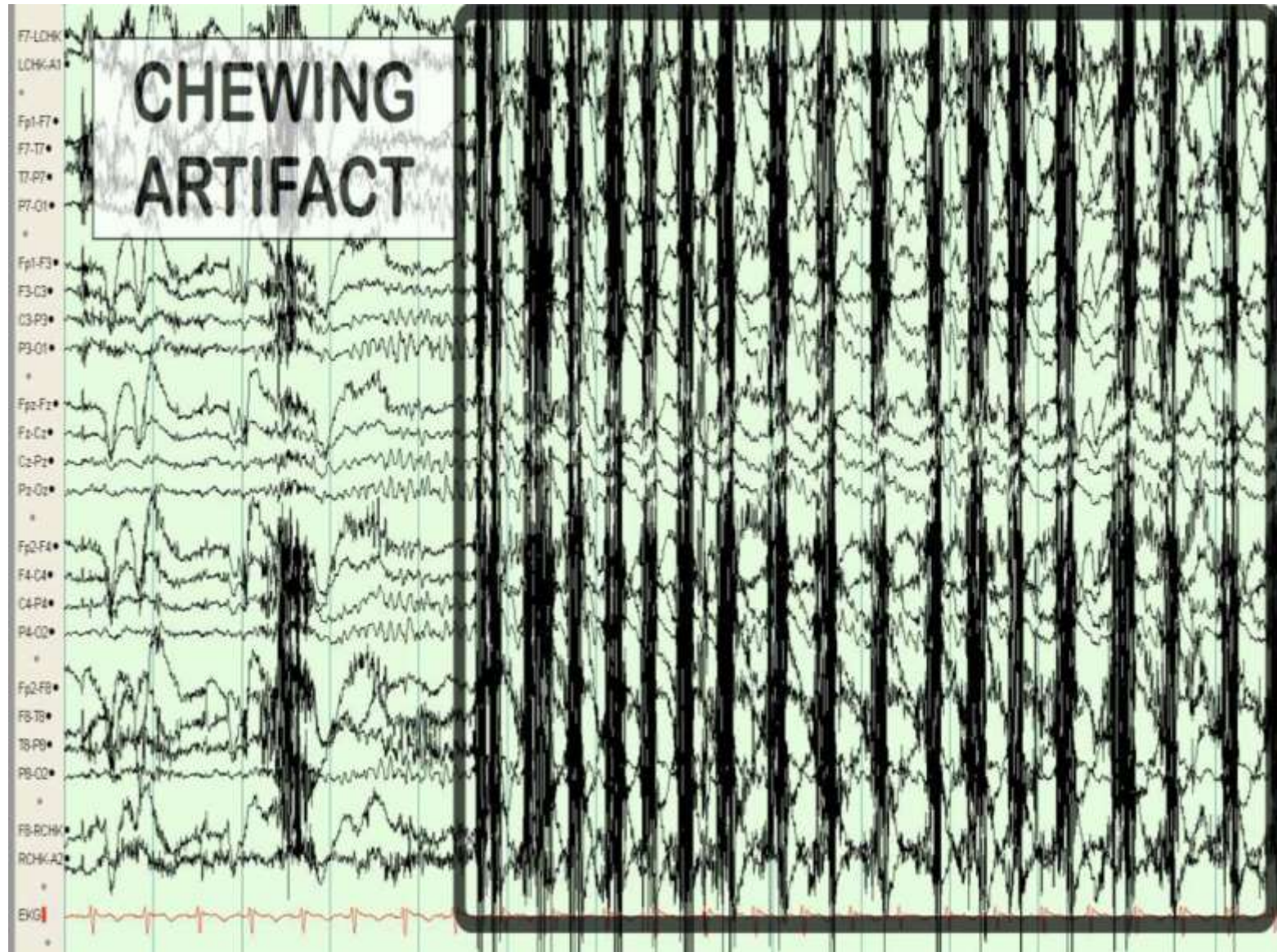


眨眼伪迹

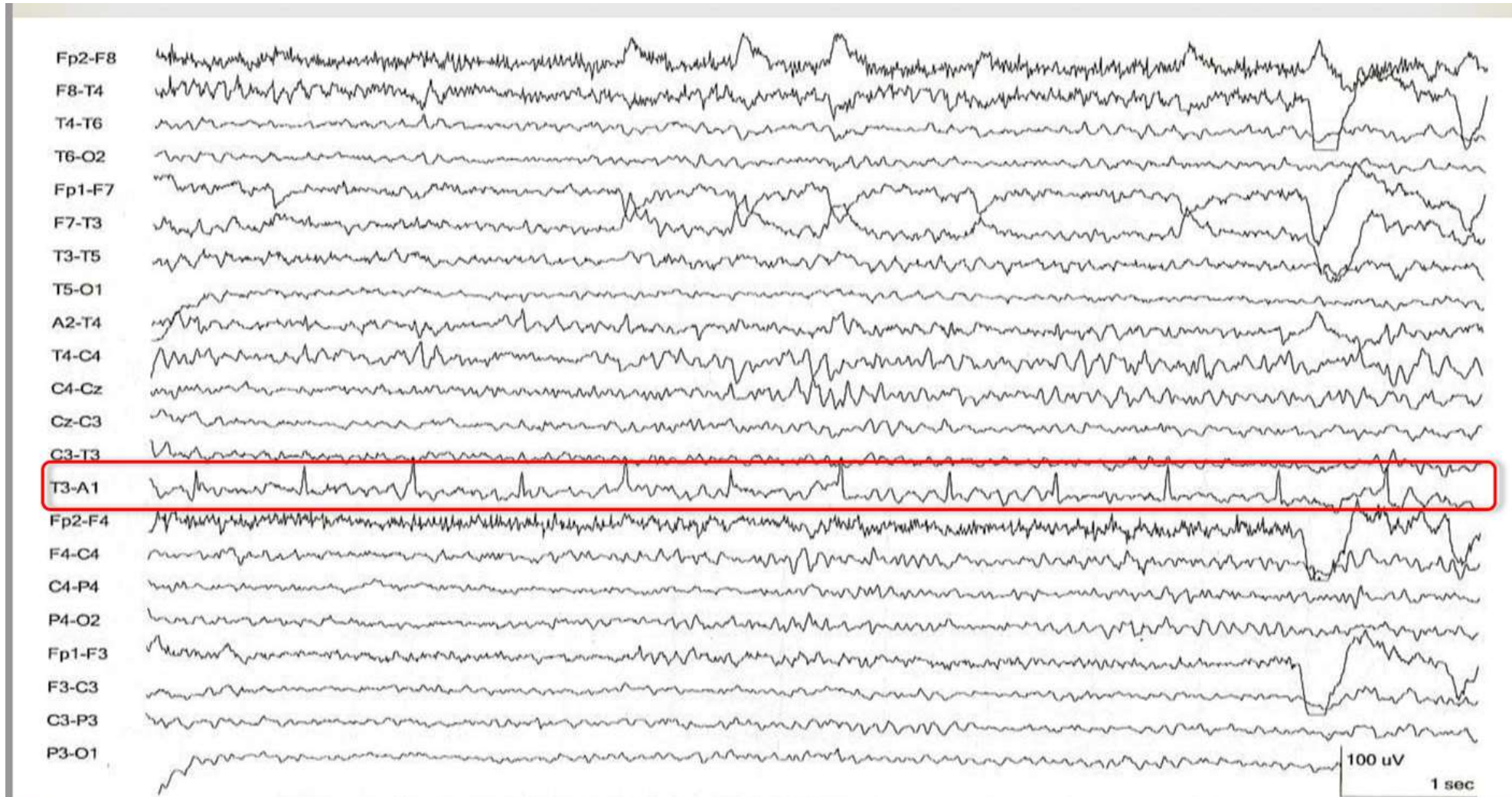
主要出现在前脑区域的大幅低频峰



咀嚼

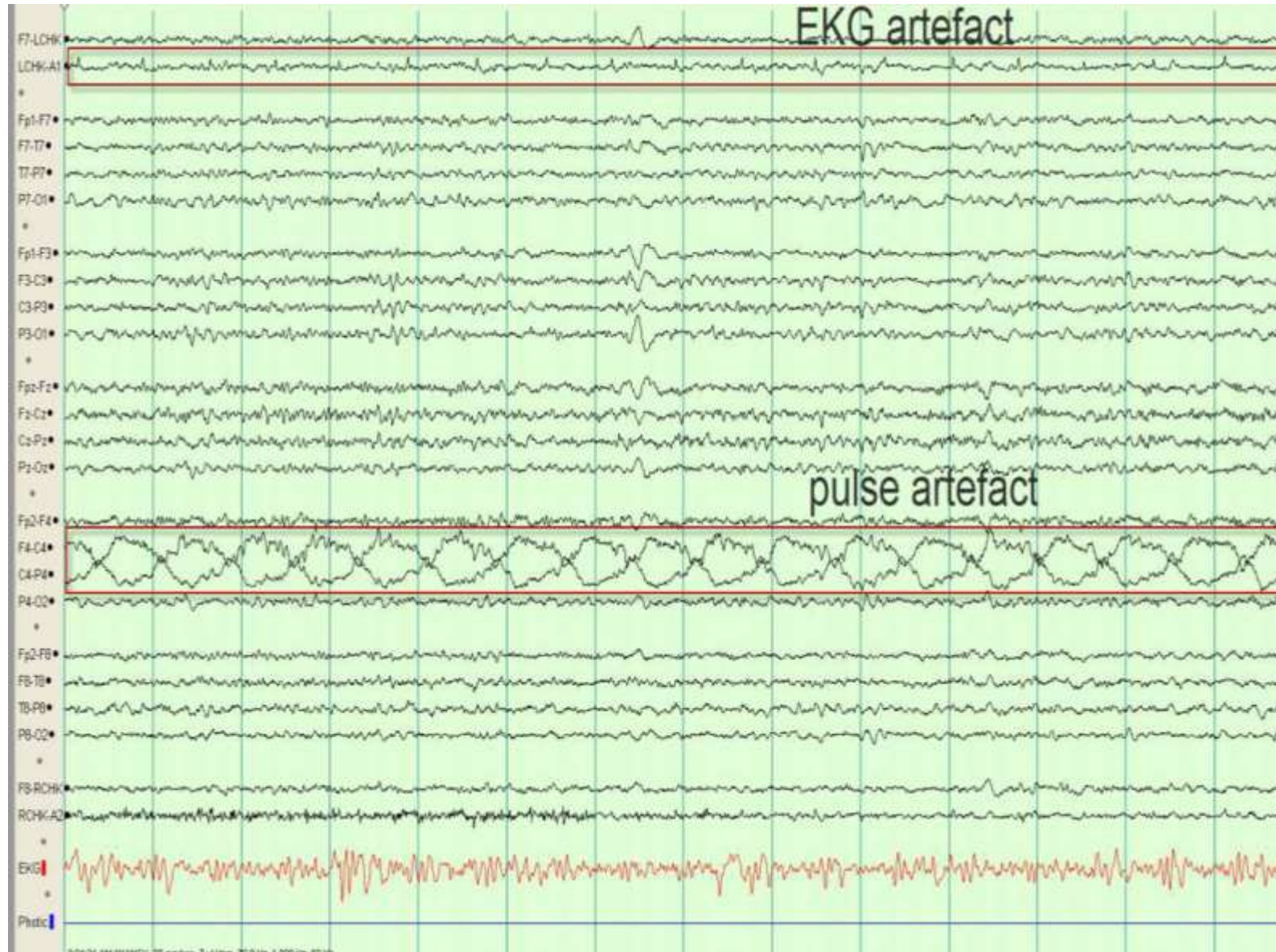


心电伪迹

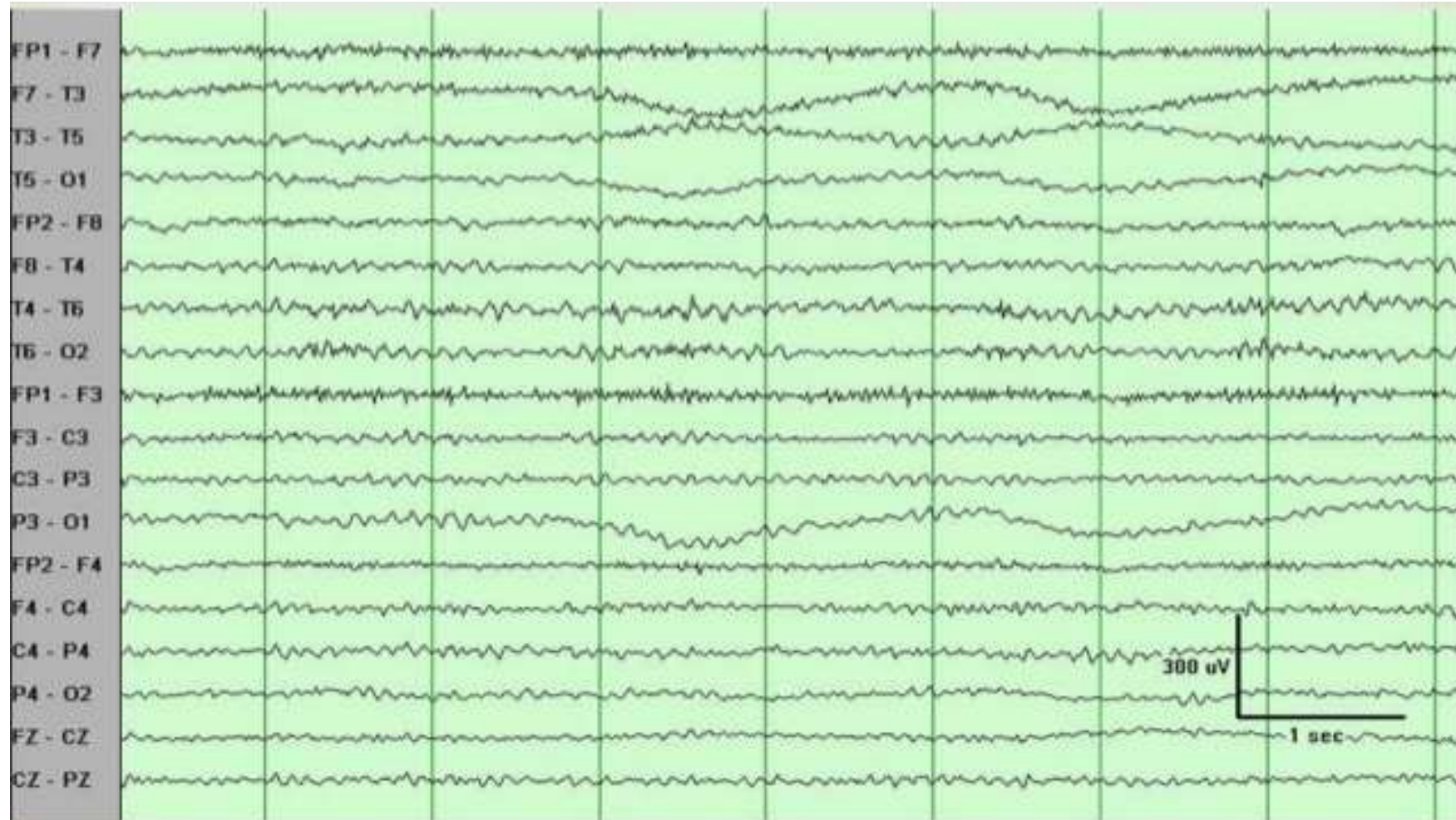


ECG artifact is identified by its fixed period and morphology and is limited to T3-A1 channel in this bipolar montage

脉搏伪迹

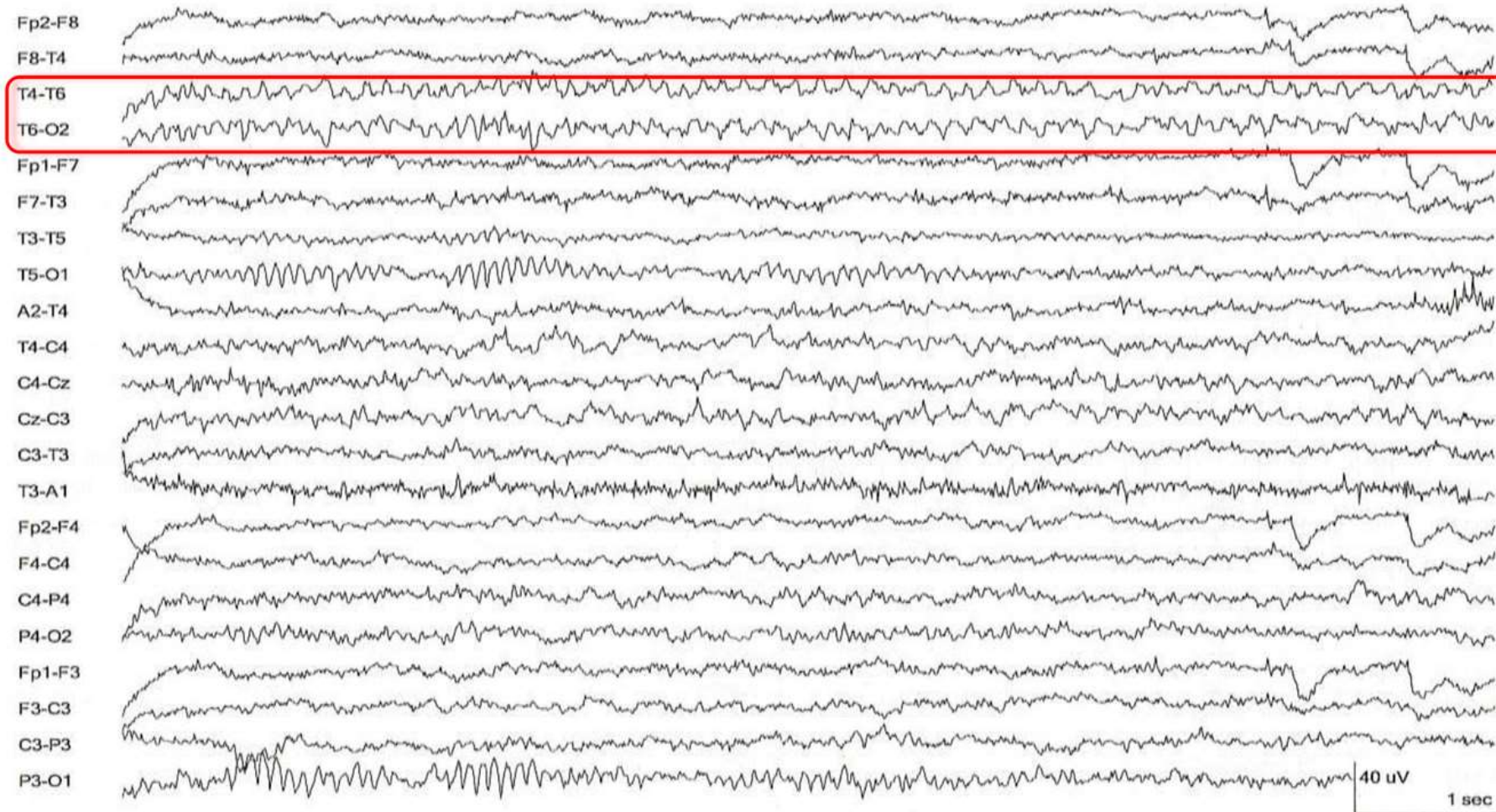


出汗伪迹



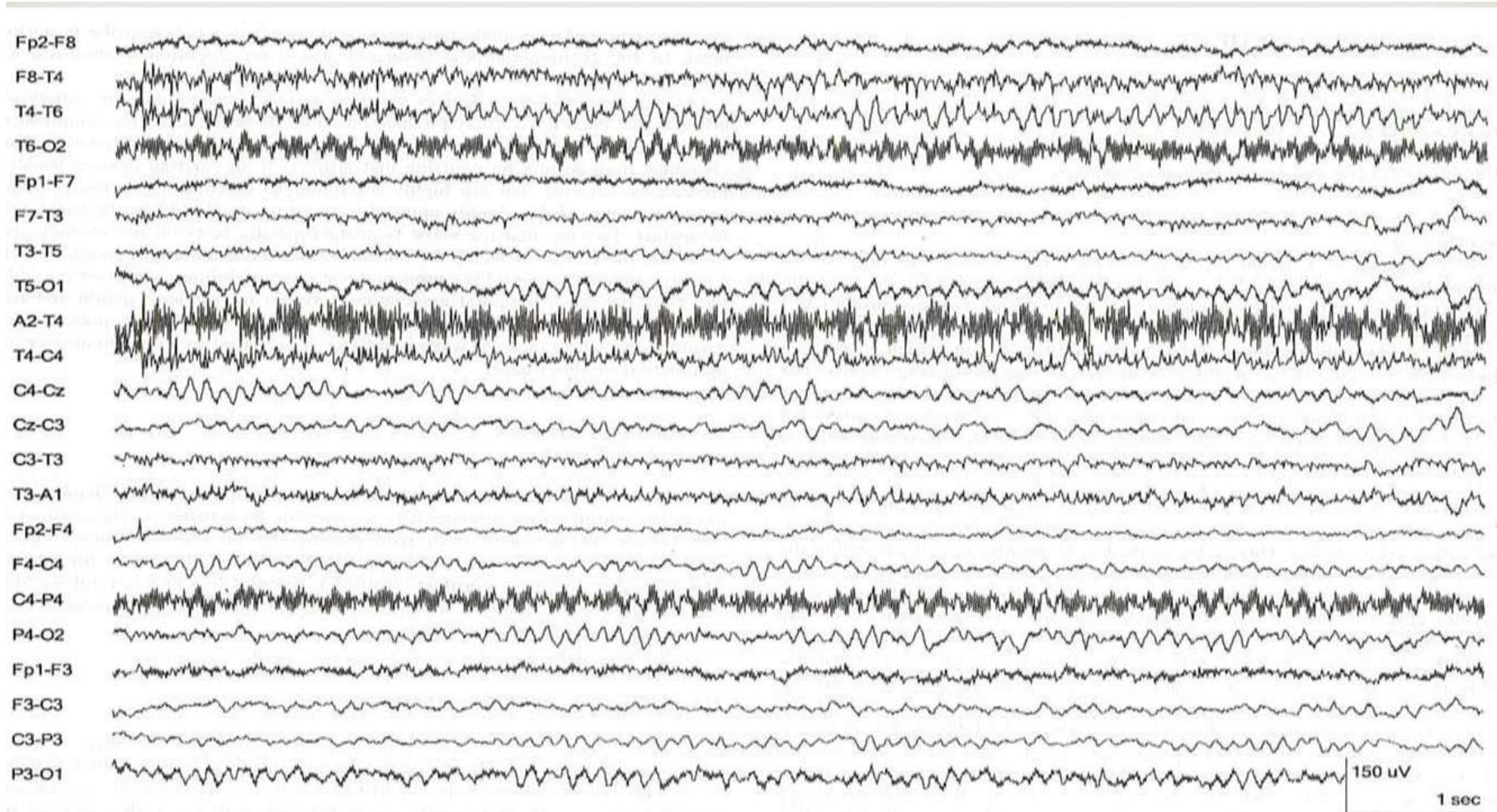
This is characterized by very low-frequency (here, 0.25- to 0.5-Hz) oscillations. The distribution here (midtemporal electrode T3 and occipital electrode O1) suggests sweat on the left side

电极移动



The focal slowing in the T4-T6 and T6-O2 channels has no field beyond T6 electrode and has the oscillations typical of rhythmic electrode movement

60Hz工频噪声



The very high frequency artifact does not vary and is present in the posterior central region, which does not typically manifest muscle artifact. This example was generated by eliminating the 60Hz notch filter.

电机干扰



The very high frequency activity suggests an electrical source, and the fixed morphology and repetition rate indicate an external device. This was caused by an electric motor within the pump.



脑机接口与机器学习实验室

BRAIN-COMPUTER INTERFACE AND MACHINE LEARNING LABORATORY



伍冬睿

华中科技大学

人工智能与自动化学院

脑机接口与机器学习实验室