

Procesamiento de Señales de EEG

Alfonso Alba

Facultad de Ciencias, UASLP

Noviembre 2007

Parte I

Introducción

Sesión 1: Contenido

Electroencefalografía

- Introducción al EEG

- Aplicaciones

- Análisis de EEG

Procesamiento de señales en Octave/Matlab

- Introducción a Octave

- Lectura de archivos de datos

- Graficación de señales

Potenciales evocados

- Extracción y visualización de potenciales evocados

Introducción al EEG

- ▶ La electroencefalografía (EEG) es una técnica de neuroimagenología que consiste en mediciones de voltaje registradas por uno o más electrodos ubicados en la superficie del cráneo (no-invasivo), o directamente dentro de la corteza cerebral (invasivo).
- ▶ Hans Berger en los 1920's fué el primero en obtener un registro de EEG del cerebro humano.



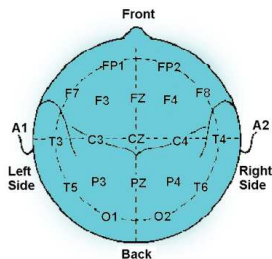
Figura: Electroencefalograma registrado por Hans Berger en 1929

Localización de los electrodos

- ▶ Para el registro del EEG no invasivo, se coloca en la cabeza del sujeto una gorra en la cual están incrustados los electrodos.
- ▶ Uno de los sistemas de posicionamiento mas utilizados es el sistema 10-20, el cual define también la nomenclatura de los electrodos.



Gorro con electrodos



Sistema 10-20

Aplicaciones del EEG

- ▶ Estudio de las propiedades e interacciones entre redes neuronales
- ▶ Estados de atención
- ▶ Procesos sensoriales y cognitivos (en respuesta a un estímulo)
- ▶ Diagnóstico
- ▶ Terapia

Análisis de EEG

- ▶ Potenciales evocados
- ▶ Potencia inducida
- ▶ Sincronía de largo alcance
- ▶ Localización de fuentes de corriente

GNU Octave

- ▶ Es un lenguaje de alto nivel orientado al cómputo numérico
- ▶ Trabaja nativamente con vectores y matrices
- ▶ Es (hasta cierto punto) compatible con Matlab y Scilab
- ▶ Es multiplataforma
- ▶ Puede extenderse mediante funciones escritas en C/C++
- ▶ Es de distribución libre: <http://www.octave.org>

OctavEEG

- ▶ Es un conjunto de funciones escritas en el lenguaje de Octave para procesamiento y visualización de señales de EEG.
- ▶ Se encuentra actualmente en la primera etapa de desarrollo.
- ▶ Todas las funciones contienen el prefijo **eeg_**

Formato de archivos de datos

- ▶ OctavEEG soporta el formato de archivos **TrackWalker**.
- ▶ Por cada sujeto se genera un archivo con extensión **.PLG** y otro con extensión **.WIN**.
- ▶ El archivo **.PLG** contiene las señales $V_e(t)$ como enteros de 16 bits con signo en el siguiente orden:

$$\underbrace{V_1(1) \ V_2(1) \ \dots \ V_{N_c}(1)}_{\text{muestra } t = 1} \quad \underbrace{V_1(2) \ V_2(2) \ \dots \ V_{N_c}(2)}_{\text{muestra } t = 2} \quad \dots \quad \underbrace{V_1(N_t) \ V_2(N_t) \ \dots \ V_{N_c}(N_t)}_{\text{muestra } t = N_t}$$

- ▶ El archivo **.WIN** contiene ventanas de tiempo con el siguiente formato:

$$ID(1) \ TI(1) \ TF(1) \quad ID(2) \ TI(2) \ TF(2) \quad \dots$$

donde $ID(k)$ es un identificador (char), y $TI(k)$, $TF(k)$ son enteros (32 bits) que indican la muestra inicial y final de la ventana k .

Lectura de archivos de datos

- ▶ Para leer los datos de EEG se utilizan dos funciones:
 - ▶ **eeg_find_datafiles(dir)** - Devuelve una estructura con los nombres de los archivos .PLG y .WIN encontrados en el directorio **dir**.
 - ▶ **eeg_read_dataset(files, Nc, id)** - Devuelve un arreglo con los datos leídos a partir de los archivos referidos por **files**. Solamente las ventanas con identificador **id** son devueltas. Si **id** se omite, se devuelve un arreglo de juegos de datos.
- ▶ Ejemplo de uso:

```
> files = eeg_find_datafiles("datos");  
> data = eeg_read_dataset(files, 19, 128);
```

Parámetros de los datos de EEG

- ▶ Para la realización de algunos procesos y la interpretación de los resultados, es necesario conocer algunos parámetros relacionados con los datos de EEG. En particular nos interesan:
 - ▶ Número de canales (electrodos) registrados
 - ▶ Frecuencia de muestreo
 - ▶ Tiempo en el cual se presenta el estímulo
 - ▶ Localización de los electrodos
- ▶ Esta información puede fijarse en una estructura mediante la función **eeg_set_parameters**:

```
> param = eeg_set_parameters(19, 200, 200, 'elecpos1020');
```

donde **elecpos1020** es un archivo de texto que contiene las etiquetas y posiciones de los electrodos.

Graficación de señales

- ▶ Para graficar una de las ventanas podemos usar la función **eeg_plot_trial(data, ntrial, param, channels)** donde
 - ▶ **data** contiene el juego de datos para una condición experimental.
 - ▶ **ntrial** es el número de ventana o repetición a graficar.
 - ▶ **param** es una estructura de parámetros (opcional).
 - ▶ **channels** es un vector con los índices de los electrodos a graficar (opcional).

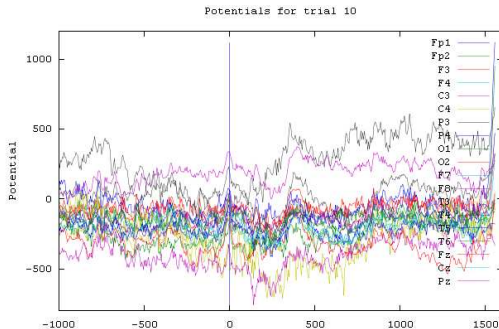
- ▶ Ejemplo de uso:

```
> data = eeg_read_dataset(eegfiles, 19, 128);  
> param = eeg_set_parameters(19, 200, 200, 'elecpos1020');  
> eeg_plot_trial(data, 1, param);
```

Graficación de señales

► Ejemplo de uso:

```
> data = eeg_read_dataset(eegfiles, 19, 128);  
> param = eeg_set_parameters(19, 200, 200, 'elecpos1020');  
> eeg_plot_trial(data, 10, param);
```



Actividad relacionada a eventos

- ▶ En muchos estudios de EEG se desean analizar los cambios en la actividad cerebral durante la realización de uno o mas procesos sensitivos o cognitivos.
- ▶ Una manera de lograr que el cerebro ejecute ciertos procesos es a través de un paradigma de estímulo-respuesta, donde al sujeto se le presenta un estímulo y se le pide una respuesta.
- ▶ La actividad cerebral previa a la presentación del estímulo se considera neutral, y el interés radica en los cambios significativos de actividad con respecto al estado neutral.
- ▶ El momento en el que se presenta la respuesta cerebral, con respecto a la presentación del estímulo, se denomina *latencia*.

Potenciales evocados

- ▶ Los *potenciales evocados* (PE) son una de las primeras herramientas utilizadas para el estudio de la actividad relacionada a eventos.
- ▶ Se considera que los PE's reflejan actividad cuya latencia y fase está completamente determinada por el estímulo.
- ▶ Por lo tanto, los PE pueden extraerse simplemente promediando las señales de voltaje sobre todas las repeticiones:

$$PE_e(t) = \frac{1}{N_r} \sum_{j=1}^{N_r} V_{j,e}(t).$$

- ▶ Los PE se denotan por medio de la letra **P** o **N** que indica la polaridad (positiva o negativa), y su latencia aproximada. Por ejemplo, **P300** indica un PE positivo alrededor de los 300 ms.

Extracción de potenciales evocados

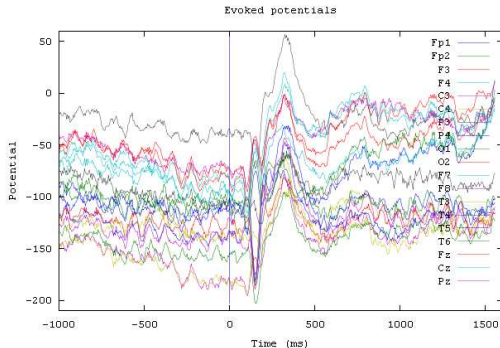
- ▶ OctavEEG incluye la función **eeg_average_trials(data)**, con la cual se pueden calcular los PE's.
- ▶ Ejemplo de uso:

```
> eegdata = eeg_read_dataset(eegfiles, 19, 128);  
> param = eeg_set_parameters(19, 200, 200, 'elecpos1020');  
> evoked = eeg_average_trials(eegdata);  
> eeg_plot_evp(evoked, param);
```

Extracción de potenciales evocados

► Ejemplo de uso:

```
> evoked = eeg_average_trials(eegdata);  
> eeg_plot_evpc(evoked, param);
```



Práctica: Motivación

- ▶ Los datos provistos contienen varias condiciones experimentales: Go (ID = 128), NoGo (ID = 129), y dos condiciones de control (ID = 130, 131). Para este experimento el interés es comparar las condiciones Go y NoGo.
- ▶ Existen dos rasgos distintivos en los PE de la condición NoGo con respecto a Go:
 1. Se presenta un PE N200 (latencia \sim 250 ms) en regiones frontales en NoGo, mas no en Go.
 2. Se presenta un PE P300 en regiones parietales en ambas condiciones, pero ligeramente retrasada en NoGo con respecto a Go.

Práctica: Ejercicio

1. Cargue los datos de las condiciones Go y NoGo en variables distintas (e.g., **godata** y **nogodata**).
2. Calcule los potenciales evocados para cada condición.
3. Grafique los PE de ambas condiciones para el electrodo 17 (Fz) y verifique el PE N200 en NoGo. Note también que el P300 en NoGo está ligeramente retrasado y tiene una mayor amplitud que en Go.
4. Grafique los PE para el electrodo 19 (Pz) y verifique el retraso del P300 en NoGo con respecto a Go.

Parte II

Potencia evocada e inducida

Sesión 2: Contenido

Descomposición tiempo-frecuencia

- Ritmos en el EEG

- Filtros de cuadratura

- Filtrado en OctavEEG

Potencia evocada

Potencia inducida

Análisis de significancia estadística

- Análisis de significancia

- Cambios significativos de potencia evocada/inducida

Mapas TFT de potencia evocada e inducida

Ritmos en el EEG

- ▶ El EEG posee una naturaleza oscilatoria cuya ritmo se asocia con distintos procesos atencionales.
- ▶ Estas oscilaciones se clasifican según su frecuencia como:
 - ▶ Delta (1-4 Hz)
 - ▶ Theta (4-7 Hz)
 - ▶ Alfa (7-14 Hz)
 - ▶ Beta (14-30 Hz)
 - ▶ Gamma (30 Hz en adelante)
- ▶ Los potenciales registrados por el EEG pueden verse como una superposición de oscilaciones de banda angosta.

Descomposición tiempo-frecuencia

- ▶ Para extraer la actividad en cada banda de frecuencias, uno puede pasar las señales de los electrodos $V_e(t)$ por un banco de filtros de cuadratura definidos por los kernels h_ω , donde ω denota la frecuencia de entonamiento del filtro.
- ▶ El resultado es un nuevo juego de señales $F_{\omega,e}(t)$ complejas dadas por

$$F_{\omega,e} = V_e * h_\omega,$$

donde $*$ denota la convolución:

$$(f * g)(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(k)g(t - k).$$

Filtros de Gabor

- ▶ Uno de los filtros mas populares es el filtro de Gabor, el cual es un filtro pasa-banda con respuesta en frecuencia Gaussiana.
- ▶ El kernel de un filtro de Gabor está dado por

$$h_{\omega}(t) = \frac{\sigma_{\omega}}{\sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{\sigma_{\omega}^2 t^2}{2} \right] \exp [j\omega t],$$

donde ω es la frecuencia de entonamiento, and σ_{ω} es el ancho de banda del filtro.

Filtros de cuadratura sinusoidales

- ▶ Una desventaja de los filtros de Gabor es que cuando están entonados a frecuencias muy bajas, su respuesta a frecuencias negativas es significativa, lo cual destruye la cuadratura de los filtros y distorsiona la respuesta en fase.
- ▶ Una alternativa son los filtros de cuadratura sinusoidales, cuya respuesta en frecuencia está dada por:

$$S_{\omega_k, h}(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 + \cos \left(\frac{\omega - \omega_k}{h_k} \pi \right) \right] & \text{if } \omega \in [\omega_k - h_k, \omega_k], \\ \frac{1}{2} \left[1 + \cos \left(\frac{\omega - \omega_k}{h} \pi \right) \right] & \text{if } \omega \in [\omega_k, \omega_k + h], \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

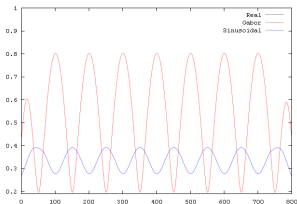
donde ω_k es la frecuencia de entonamiento, h es el ancho de banda, y $h_k = \min\{h, \omega_k\}$.

Comparación entre filtros

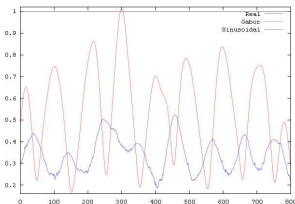
- Las siguientes gráficas muestran la envolvente obtenida con los filtros de Gabor y sinusoidales para una señal senoidal x de 1 Hz:

$$x(t) = \cos(2\pi t),$$

$$\eta(t) \sim \mathcal{N}(0, 1).$$



Amplitud de $x(t)$

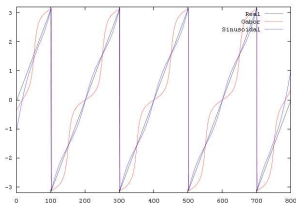


Amplitud de $x(t) + \eta(t)$

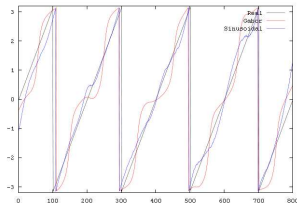
Comparación entre filtros

- Las siguientes gráficas muestran la fase obtenida con los filtros de Gabor y sinusoidales para una señal senoidal x de 1 Hz:

$$x(t) = \cos(2\pi t), \quad \eta(t) \sim \mathcal{N}(0, 1).$$



Fase de $x(t)$



Fase de $x(t) + \eta(t)$

Filtrado en OctavEEG

OctavEEG incluye varias funciones para realizar el filtrado de señales:

- ▶ **eeg_kernel_gabor(freq, bw, sr)** - devuelve el kernel de un filtro de Gabor entonado a **freq** con ancho de banda **bw** para una frecuencia de muestreo **sr** (en Hz).
- ▶ **eeg_kernel_sinusoidal(freq, bw, sr)** - devuelve el kernel de un filtro sinusoidal.
- ▶ **eeg_convolve_dataset(data, h)** - filtra los datos **data** con el kernel **h**.
- ▶ **eeh_filter_dataset(data, param, freq)** - filtra los datos **data** a las frecuencias especificadas en el vector **freq**.

Potencia evocada

- ▶ La potencia evocada $Y_{\omega,e}(t)$ se obtiene como la amplitud (o log-amplitud) de los potenciales evocados filtrados a una frecuencia ω , y restando una línea de base.
- ▶ En nuestro caso, la línea de base se obtiene como el promedio de actividad durante el pre-estímulo para cada frecuencia y cada electrodo.

$$F_{\omega,e}(t) = \log |(PE_e * h_{\omega})(t)|,$$

$$Y_{\omega,e}(t) = F_{\omega,e}(t) - \frac{1}{T_s} \sum_{t'=1}^{T_s} F_{\omega,e}(t').$$

Potencia inducida

- ▶ La potencia inducida refleja cambios en la actividad cerebral cuya latencia depende del estímulo pero con una cierta variabilidad.
- ▶ Durante la actividad inducida, las señales para distintos episodios no están necesariamente en fase.
- ▶ Por lo tanto, la potencia inducida no puede extraerse promediando las señales crudas de potenciales, sino las señales de amplitud de los mismos.

Cálculo de la potencia inducida

Típicamente la actividad inducida a una frecuencia ω se calcula de la siguiente manera:

1. Se obtiene la amplitud (o log-amplitud) de las señales de EEG para cada episodio, filtradas alrededor de la frecuencia ω :

$$F_{\omega,j,e}(t) = \log |(V_{j,e} * h_{\omega})(t)|.$$

2. Se resta una línea de base a cada señal de amplitud para obtener la *amplitud relativa*:

$$X_{\omega,j,e}(t) = F_{\omega,j,e}(t) - \frac{1}{T_s} \sum_{t'=1}^{T_s} F_{\omega,j,e}(t').$$

3. Se obtiene la amplitud relativa promedio sobre todos los episodios:

$$Y_{\omega,e}(t) = \frac{1}{N_r} \sum_{j=1}^{N_r} X_{\omega,j,e}.$$

Interpretación de la potencia inducida

- ▶ Se considera que la actividad inducida está asociada con el grado de sincronización de las poblaciones de neuronas subyacentes.
- ▶ De esta manera, a los incrementos significativos de potencia inducida ($Y > 0$) se les denomina *event-related synchronization* (ERS), mientras que a los decrementos significativos ($Y < 0$) se les conoce como *event-related desynchronization* (ERD).

Análisis de significancia

- ▶ Las medidas de potencia evocada y potencia inducida reflejan cambios en la actividad cerebral con respecto a una línea de base, la cual se obtiene a partir de una condición que se considera neutral (e.g., el pre-estímulo).
- ▶ Es necesario determinar los valores de estas medidas que corresponden a cambios verdaderamente significativos; es decir, que no entran dentro de la variabilidad natural de la condición neutral.
- ▶ La manera típica de hacer esto es mediante el cálculo de los p-valores de cada medida con respecto a la distribución de la medida durante la condición neutral.

Estimación de p-valores

- ▶ El *p-valor* asociado a un valor x_0 es la probabilidad de observar un dato al menos tan extremo como x_0 .
- ▶ En particular, estamos interesados en valores *extremos positivos y extremos negativos* de la potencia evocada/inducida, por lo cual podemos definir el p-valor $p_v(x)$ de una observación x_0 como:

$$p_v(x_0) = \begin{cases} p_{\text{null}}(x > x_0 \mid x_0 > 0), & \text{si } x_0 > 0 \\ p_{\text{null}}(x < x_0 \mid x_0 < 0), & \text{si } x_0 < 0, \end{cases}$$

donde $p_{\text{null}}(x)$ es la función de densidad de la medida x (distribución nula).

Estimación de la distribución nula

- ▶ **Estimación paramétrica:** Uno puede suponer que la distribución nula tiene cierta forma (e.g., normal), y calcular simplemente los parámetros de la distribución (e.g., varianza).
- ▶ **Estimación no paramétrica:** Una mejor opción consiste en estimar la distribución empírica de los datos. Por ejemplo,

$$p_{\text{null}}(x) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^{T_s} k_h(x - Y(t)),$$

donde k_h es una función de ventana (e.g., gaussiana) cuya anchura está dada por h .

Clasificación de cambios significativos

- ▶ Muchas veces en la práctica uno está interesado solamente en los cambios significativos; es decir, aquellos donde $pv(x) < \alpha$ para un umbral de significancia α (típicamente 0.05 o 0.01).
- ▶ Entonces, es posible etiquetar los datos en tres posibles clases:

$$c(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } pv(x) < \alpha, x < 0 \\ 1 & \text{si } pv(x) < \alpha, x > 0 \\ 0 & \text{de otra manera.} \end{cases}$$

Cambios significativos de potencia evocada/inducida

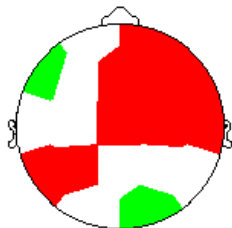
OctavEEG incluye las siguientes funciones para estimar potencia evocada e inducida:

- ▶ **ep** = `eeg_evoked_power(data, param, freqs)`
- ▶ **ip** = `eeg_induced_power(data, param, freqs)`

donde **data** es un conjunto de datos, **param** es una estructura de parámetros, y **freqs** es un vector de frecuencias (en Hz).

Diagramas topográficos

- ▶ Los cambios significativos en potencia evocada o inducida pueden representarse como un campo $Y_{\omega,e}(t) \in \{-1, 0, 1\}$.
- ▶ Para una frecuencia ω y tiempo t , podemos graficar la distribución espacial de Y en un *diagrama de cabeza* o *diagrama topográfico*.

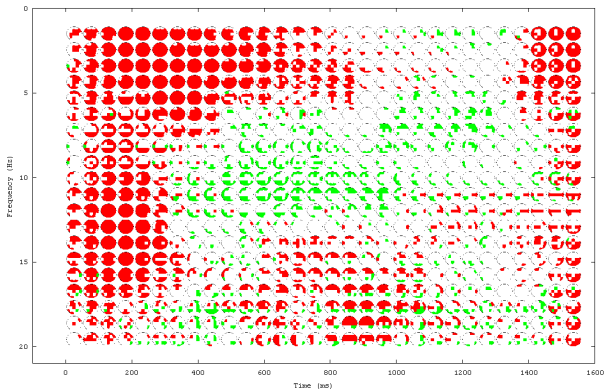


```
eeg_head_diagram(ep10(250,:), param);
```

Mapas TFT

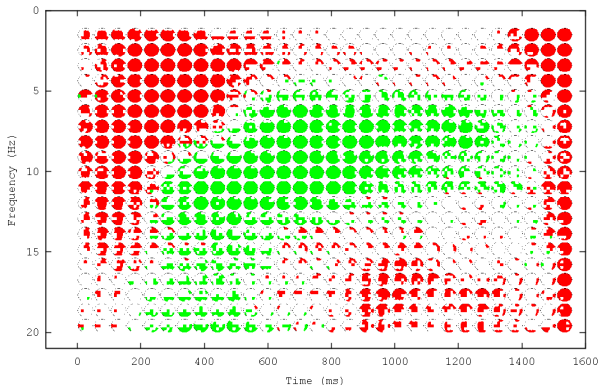
- ▶ Una manera de graficar los cambios en la actividad cerebral durante todo el post-estímulo, y para todas las bandas de frecuencia, es mediante los mapas tiempo-frecuencia-topografía (TFT).
- ▶ En estos mapas, se divide el plano tiempo-frecuencia en celdas, en las cuales se grafica un diagrama topográfico de la actividad en la ventana tiempo-frecuencia correspondiente a la celda.
- ▶ Típicamente, cada celda ocupa de 50 a 100 ms (e.g., 10 a 20 muestras a 200 Hz) en el eje del tiempo, y 1 o 2
- ▶ OctavEEG incluye la función **eeg_tft_map(y, param)** para renderizar mapas TFT.

Mapa TFT de potencia evocada



```
> ep = eeg_evoked_potentials(data, param, 1:20);  
> eeg_tft_map(ep, param);
```

Mapa TFT de potencia inducida



```
> ip = eeg_induced_potentials(data, param, 1:20);  
> eeg_tft_map(ip, param);
```

Parte III

Coherencia y sincronía

Sesión 3: Contenido

Conectividad dinámica

Motivación

Métodos

Coherencia

Definición

Ejemplo

Visualización

Sincronía de fase

Motivación

Ejemplo

Conectividad dinámica

- ▶ Durante la ejecución de procesos sensoriales y cognitivos, diversas áreas (posiblemente distantes) del cerebro interactúan entre sí por medio de conexiones recíprocas.
- ▶ Estas interacciones pueden reflejarse en las señales de EEG de varias maneras:
 - ▶ Las señales muestran un pico dentro de una ventana de tiempo (e.g., sincronía a nivel de neurona)
 - ▶ La diferencia de fases entre las señales es relativamente constante.
 - ▶ Existe una interdependencia estadística entre las señales.

Métodos para medir conectividad dinámica

- ▶ La conectividad dinámica se mide típicamente como una forma de interdependencia entre las señales de parejas de electrodos.
- ▶ Las medidas de interdependencia mas comunes son:
 - ▶ Coherencia y correlación estadística (Gardner, 1992; Friston, 1997; Nunez, 1997).
 - ▶ Información Mutua (Quian-Quiroga, 2002; David, 2004)
 - ▶ Medidas basadas en la diferencia de fases (Alba, 2007), o su variabilidad (Lachaux, 1999; Schack, 2005)
 - ▶ Sincronía Generalizada (Quian-Quiroga, 2002; David, 2004)

Coherencia

- ▶ La coherencia estadística de dos variables X y Y con media cero está dada por

$$\rho_{XY}^2 = \frac{|E\{XY^*\}|^2}{E\{|X|^2\} E\{|Y|^2\}}.$$

- ▶ En la práctica, estimamos la coherencia sobre una ventana de tiempo $[t - w, t + w]$ (del orden de 100 ms):

$$C_{XY}^2(t) = \frac{|R_{XY}(t)|^2}{R_{XX}(t) R_{YY}(t)},$$

donde

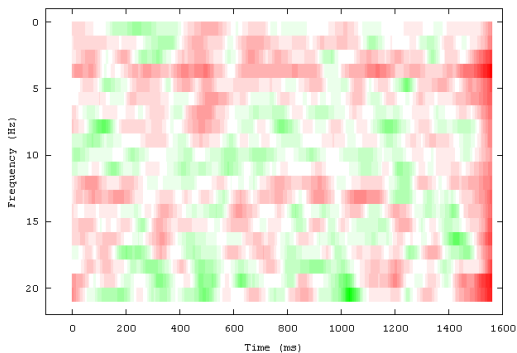
$$R_{XY}(t) = \frac{1}{2w + 1} \sum_{k=t-w}^{t+w} X(k)Y^*(k).$$

Cálculo de la coherencia

- ▶ OctavEEG incluye la función **[coh, pairs] = eeg_coherence(data, param, freq, wms, pairs, alpha)** para calcular los cambios significativos en la coherencia de los datos **data** a las frecuencias dadas por **freq**.
- ▶ El ancho de la ventana donde se estima la coherencia es de **wms** ms y la matriz **pairs** de $n \times 2$ define las parejas de electrodos de interés.
- ▶ La coherencia se calcula para cada episodio. Luego se resta la línea de base (e.g., promedio en el pre-estímulo), y se promedian los episodios.
- ▶ La matriz resultante **coh(f, t, p)** indica los cambios a la frecuencia **f**, tiempo **t**, y pareja de electrodos data por **pairs(p,:)**.

Ejemplo

```
param = eeg_set_parameters(19, 200, 200, 'elecpos1020');  
files = eeg_find_datafiles('datos');  
godata = eeg_read_dataset(files, 19, 128);  
coh = eeg_coherence(godata, param, 1:20, 100, [1,2], 0);  
eeg_tf_map(coh, param, 1:20);
```



Visualización

- ▶ Los datos de sincronía están en cuatro dimensiones: frecuencia, tiempo, y pareja de electrodos.
- ▶ Se pueden graficar para una frecuencia y tiempo dados mediante un diagrama multi-toposcópico.
- ▶ También es posible promediar sobre una de las dimensiones espaciales y obtener un mapa TFT del grado de conectividad correspondiente a cada electrodo.

Sincronía de fase

- ▶ La sincronía de fase se presenta al formarse un enlace dinámico bidireccional entre dos regiones del cerebro.
- ▶ En general, dos señales de banda angosta con fases $\phi_1(t)$ y $\phi_2(t)$ están en sincronía de fase en una ventana de tiempo T si

$$\phi_1(t) - \phi_2(t) \approx \text{constante}, t \in T.$$

- ▶ Un criterio aún mas estricto es

$$\phi_1(t) - \phi_2(t) \approx 0, t \in T.$$

Medidas de sincronía de fase

- ▶ Dispersión de la diferencia de fases (Lachaux's PLV/STPLV)

$$\mu(t) = E \{ \exp [i(\phi_1(t) - \phi_2(t))] \},$$

donde el promedio puede estimarse sobre los episodios (PLV) o sobre una ventana de tiempo (STPLV).

- ▶ Magnitud de la diferencia de fases (MPD)

$$\mu(t) = 1 - \frac{1}{\pi} |\text{wrap}(\phi_1(t) - \phi_2(t))|.$$

Estimación de sincronía

- ▶ Las siguientes funciones están disponibles en OctavEEG:
 - ▶ `s = eeg_synchrony_pls(data, param, freq)`
 - ▶ `s = eeg_synchrony_stpls(data, param, freq)`
 - ▶ `s = eeg_synchrony_mpd(data, param, freq)`

Parte IV

Estudio del EEG en reposo

Sesión 4: Contenido

EEG en reposo

Motivación

Retos en el análisis de EEG en reposo

Potencia relativa

Potencia relativa

Comparación de potencia en condiciones en reposo

Análisis de significancia mediante permutaciones

Hipótesis nula

Estimación de la distribución nula

Clasificación de diferencias significativas

Motivación

- ▶ El *EEG en reposo* es aquél en el cual no se presentan cambios debido a procesos sensoriales o cognitivos.
- ▶ Típicamente se registra con ojos cerrados o durante el sueño.
- ▶ En algunas ocasiones es necesario comparar el EEG en reposo de dos condiciones distintas. Por ejemplo,
 - ▶ Antes y después de alguna terapia.
 - ▶ Cuando se desea comparar entre sujetos sanos y sujetos con algún problema neuropsicológico.
 - ▶ Cuando es difícil establecer un paradigma de estímulo-respuesta (e.g., bebés).

Retos en el análisis de EEG en reposo

- ▶ En el EEG en reposo no se tiene una línea de base a partir de la cual se puedan estimar cambios en la actividad cerebral.
- ▶ Si se van a comparar dos condiciones distintas, no es posible tomar una de ellas como línea de base, ya que cada condición puede tener un sesgo.
- ▶ La construcción de una población nula para el análisis de significancia no es trivial.

Potencia relativa

- ▶ Una manera de estimar cambios en la potencia cuando la línea de base se desconoce es utilizando la *potencia relativa* $R_{\omega,j,e}(t)$, dada por

$$R_{\omega,j,e}(t) = \frac{|F_{\omega,j,e}(t)|}{\sum_{\nu} |F_{\nu,j,e}(t)|},$$

donde

$$F_{\omega,j,e}(t) = (V_{j,e} * h_{\omega})(t)$$

es la señal del electrodo e para el episodio j , filtrada alrededor de la frecuencia ω .

- ▶ La potencia relativa representa el porcentaje de potencia en cada banda de frecuencia al instante t .

Comparación de potencia en condiciones en reposo

- ▶ Supongamos que para una frecuencia ω y un electrodo e se tienen las señales de potencia relativa $R_i^A(t)$ y $R_j^B(t)$ de dos condiciones en reposo, donde i, j representan los distintos episodios registrados para cada condición.
- ▶ Se desea tener un estadístico $\gamma^{A,B}$ que mida la diferencia entre ambas condiciones.
- ▶ Algo más simple es considerar un estadístico $\gamma_{i,j}^{A,B}$ que mida la diferencia entre los episodios i y j de las condiciones A y B , respectivamente, y estimar $\gamma^{A,B}$ como

$$\gamma^{A,B} = E \left\{ \gamma_{i,j}^{A,B} \right\}.$$

Estadísticos de comparación

Algunas opciones para $\gamma_{i,j}^{A,B}$ son

- ▶ La diferencia de las medias:

$$\gamma_{i,j}^{A,B} = \overline{R_i^A} - \overline{R_j^B}.$$

- ▶ La diferencia de las varianzas:

$$\gamma_{i,j}^{A,B} = \text{var} \left\{ R_i^A(t) \right\} - \text{var} \left\{ R_j^B(t) \right\}.$$

- ▶ La prueba Kolmogorov-Smirnov (K-S):

$$\gamma_{i,j}^{A,B} = \max \left\{ |P_i^A(x) - P_j^B(x)| \right\},$$

donde P_i^A y P_j^B son las distribuciones cumulativas de R_i^A y R_j^B , respectivamente.

Estimación de $\gamma^{A,B}$

- ▶ Recordemos que

$$\gamma^{A,B} = E \left\{ \gamma_{i,j}^{A,B} \right\}.$$

- ▶ Una forma de estimar $\gamma^{A,B}$ es

$$\gamma^{A,B} = \frac{1}{N_A N_B} \sum_{i=1}^{N_A} \sum_{j=1}^{N_B} \gamma_{i,j}^{A,B},$$

sin embargo, esto puede ser computacionalmente muy demandante.

- ▶ Una alternativa es elegir aleatoriamente N parejas de episodios (i_k, j_k) , $k = 1, \dots, N$ y estimar

$$\gamma^{A,B} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \gamma_{i_k, j_k}^{A,B}.$$

Análisis de significancia

- ▶ **Hipótesis nula:** Las muestras $R_i^A(t)$ y $R_j^B(t)$ provienen de la misma distribución.
- ▶ Esta hipótesis se rechaza para valores extremos de $\gamma^{A,B}$.
- ▶ Para determinar qué valores de $\gamma^{A,B}$ se consideran extremos, es necesario estimar la distribución de γ bajo la hipótesis nula, es decir, la distribución de $\gamma^{A,A}$.

Estimación de la distribución nula

- ▶ De la misma forma que se hizo para estimar $\gamma^{A,B}$, podemos tomar una serie de muestras $\gamma_{i_n, j_n}^{A,A}$, $n = 1, \dots, N$, con $i_n \neq j_n$.
- ▶ Calculamos $\gamma^{A,A}$ como el promedio de las $\gamma_{i_n, j_n}^{A,A}$.
- ▶ Repetimos el proceso anterior para obtener una muestra

$$\left\{ \gamma_{(1)}^{A,A}, \gamma_{(2)}^{A,A}, \dots, \gamma_{(Q)}^{A,A} \right\}.$$

- ▶ Estimamos la distribución p_γ de las $\{\gamma_{(q)}^{A,A}\}$ (distribución nula) usando kernels:

$$p_\gamma(x) = \frac{1}{Z} \sum_{q=1}^Q k_h \left(x - \gamma_{(q)}^{A,A} \right).$$

Clasificación de diferencias significativas

- Finalmente, podemos estimar un índice de significancia S de $\gamma^{A,B}$ con respecto a la distribución nula p_γ como sigue:

$$S = \begin{cases} \frac{P_\gamma(\gamma^{A,B}) - P_\gamma(0)}{1 - P_\gamma(0)} & \text{si } \gamma^{A,B} > 0, \\ \frac{P_\gamma(\gamma^{A,B}) - P_\gamma(0)}{P_\gamma(0)} & \text{si } \gamma^{A,B} < 0. \end{cases}$$

- $S > 0$ indica que la amplitud relativa en la condición B es mayor que en la condición A , mientras que $S < 0$ indica lo contrario.
- Un valor de S es significativo si $|S| > \alpha$ (típicamente $\alpha = 0.99$).