

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE CARTAGENA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERIA DE
TELECOMUNICACION



Proyecto Fin de Carrera

Sistema de Software de Adquisición y Procesado de EEG
mediante MATLAB



-Autor:

- Alberto Pérez-Muelas Noguera

-Director(es):

- Francisco Martínez González
- Germán Rodríguez Bermúdez

Cartagena, Enero/2017

Ficha Proyecto



| | |
|----------------------------|--|
| Autor | Alberto Pérez-Muelas Noguera |
| E-mail del Autor | djalbertino@hotmail.com |
| Director(es) | Francisco Martínez González |
| E-mail del Director | f.marnez@upct.es |
| Codirector(es) | Germán Rodríguez Bermudes |
| Título del PFC | Software de Adquisición y Procesado de EEG mediante MATLAB |
| Descriptor(es) | Procesado Lineal, Bioseñales, Detección de Estados |

1. Planteamiento inicial del Proyecto

Extraer conocimiento de las señales de electroencefalograma (EEG) se ha convertido en un importante área de investigación de la ingeniería biomédica. A sus aplicaciones iniciales de diagnóstico médica, hoy día, se le suman numerosos esfuerzos, para desarrollar aplicaciones que permitan a los usuarios controlar dispositivos externos, únicamente con su actividad cerebral. Este proyecto se plantea, para desarrollar un software de procesado en tiempo real de señales EEG, desarrollado bajo el entorno de MATLAB, teniendo como objetivo principal, la implementación de un sistema de interfaz cerebro-ordenador (cuyo acrónimo inglés es BCI) basado en paradigmas de imaginación de movimiento. Además se pretende que el programa desarrollado sea capaz de trabajar en línea. El proyectista deberá desarrollar un interfaz gráfico que permita al usuario controlar el programa de forma simple, así como todas las herramientas de procesado necesarias. Esto significa que debe implementar al menos un método de extracción de características de la señal EEG y un algoritmo de clasificación de las mimas.

2. Objetivos del Proyecto

Los objetivos del proyecto son:

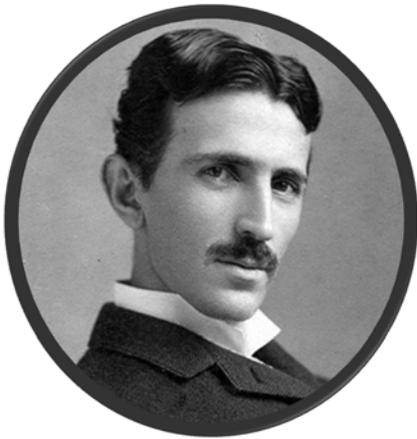
- 1.- Realizar una breve introducción a los sistemas de Interfaz cerebro-ordenador.
- 2.- Desarrollar un software de procesado de señal de electroencefalograma (EEG)
- 3.- Procesar en tiempo real señales de EEG
- 4.- Implementar un sistema básico de Interfaz cerebro-ordenador mediante Matlab.

3. Fases del Proyecto

El proyecto se puede estructurar en varias fases:

- 1.- Estudio básico de los principios de los sistemas BCI.
- 2.- Estudio e identificación de los algoritmos más extendidos de procesado de señal.
- 3.- Desarrollo de interfaz gráfica para sistema BCI mediante Matlab.
- 4.- Implementación de software de procesado en tiempo real de señales de EEG.

| | |
|------------------------------|--|
| Titulación | Ingeniero de Telecomunicación |
| Intensificación | Sistemas y Redes de Telecomunicación |
| Departamento | CUD - Centro Universitario de la Defensa |
| Fecha de Presentación | Diciembre - 2016 |



*“A lo largo de espacio hay energía,
y es una mera cuestión de tiempo
hasta que los hombres tengan éxito
en sus mecanismos vinculados al
aprovechamiento de esa energía.”*

Nikola Tesla (1856-1943)

Especiales agradecimientos a:

- A **Francisco Martínez González**, por haberme dado la oportunidad de introducirme en el campo de la Ingeniería Biomédica desde la perspectiva matemática.
- A **Germán Rodríguez Bermúdez**, por dejarme ver de muy cerca los sistemas EEG y sus diferentes aplicaciones en el campo científico.

y especial memoria a un grande de la docencia y la investigación:
Pedro J. García La Encina



**Universidad
Politécnica
de Cartagena**

INDICE

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

- 1.1. CONTEXTO: PROCESADO DE SEÑALES BIOMEDICAS
- 1.2. SEÑALES BIOMEDICAS
- 1.3. ELECTROENCEFALOGRAMA
- 1.4. POTENCIALES EVOCADOS
- 1.5. BRAIN COMPUTER INTERFACE
- 1.6. HIPOTESIS DE PARTIDA

CAPITULO 2. OBJETIVOS

- 2.1. EXPOSICIÓN

CAPITULO 3. REVISION DEL ESTADO DEL ARTE

- 3.1. INTRODUCCION EEG
- 3.2. BREVE HISTORIA DEL EEG
- 3.3. ESTUDIO Y ANATOMIA DEL ENCÉFALO
- 3.4. ELECTROGENESIS CEREBRAL
- 3.5. ELECTROGENESIS CORTICAL
- 3.6. SINCRONIZACION DE LA ACTIVIDAD CELULAR
- 3.7. CAPTACIÓN DEL EEG
- 3.8. TIPOS DE ELECTRODOS
- 3.9. SISTEMAS DE POSICIONAMIENTO DE LOS ELECTRODOS SUPERFICIALES
- 3.10. ONDAS DEL EEG
- 3.11. MÉTODO DE CANCELACIÓN DE RUIDO. JAULA DE FARADAY
- 3.12. EEG CUANTITATIVO (QEEG)
- 3.13. METODOS DE EXTRACCION, SELECCIÓN Y CLASIFICACION DE CARACTERISTICAS
- 3.14. WAVELETS EN EEG
- 3.15. FT –TRANSFORMADA DE FOURIER EN EEG
- 3.16. CLASIFICADOR LINEAL DE FISHER

CAPITULO 4. METODOLOGIA EMPLEADA Y SOFTWARE DESARROLLADO

4.1. INTRODUCCION

4.2. DESCRIPCION

4.2.1. ESPACIO “EEG SIGNAL”

4.2.2. ESPACIO “EEG SPECTRUMS”

4.2.3. ESPACIO “OUTPUT DECISOR”

4.2.4. ESPACIO “SOURCE”

4.2.5. ESPACIO “CONTROL EXECUTION”

4.2.6. ESPACIO “SIMULATION”

4.3. ESPACIO DE TRABAJO. REGISTROS EEG CUD

4.4. CODIGO FUENTE. ARCHIVOS

4.4.1. ARCHIVO “guiBCI.m”

4.4.2. ARCHIVO “fftPower.m”

4.4.3. ARCHIVOS “calibrateAlpha.m” y “calibrateBeta.m”

4.4.4. ARCHIVO “about.m”

4.4.5. ARCHIVO “myTone.m”

4.4.6. ARCHIVO “outputs.m”

CAPITULO 5. RESULTADOS

5.1.0. DATOS EMPLEADOS PARA LA OBTENCION DE RESULTADOS

5.1.1. ADQUISICIÓN Y PREPROCESAMIENTO

5.1.2. EXTRACCIÓN DE CARACTERISTICAS

5.1.3. CLASIFICACION

5.1.4. EXPERIMENTOS Y TOMA DE DATOS

5.1.5. DESCRIPCION DE LOS EXPERIMENTOS

5.2.0. RESULTADOS ESTADÍSTICOS

5.2.1. SUJETO UNO

5.2.2. SUJETO DOS

5.2.3. SUJETO TRES

5.2.4. SUJETO CUATRO

CAPITULO 6. DISCURSION, CONCLUSIONES Y PROPUESTA

FUTURO TRABAJO

6.1. DISCUSION. CONCLUSIONES.

6.2. PROPUESTA DE TRABAJO FUTURO

BIBLIOGRAFIA

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1. CONTEXTO: PROCESADO DE SEÑALES BIOMEDICAS

El procesado de señales biomédicas constituye un área de investigación interdisciplinar donde equipos de médicos, biólogos, e ingenieros, entre otros, colaboran para desarrollar algoritmos adecuados a los diferentes tipos de señales y aplicaciones que posibiliten el establecimiento de diagnósticos más precisos.

Este concepto se utiliza para describir mediante Modelos, principalmente matemáticos, los diferentes procesos físicos, químicos, biológicos ó sociales que ocurren.

Los Sistemas están integrados por varios elementos ó dispositivos mediante interconexiones grandes y complejas. Y los elementos que conforman el sistema, cumplen por lo general, diferentes funciones dentro del mismo.

Entre las técnicas de procesado e interpretación de señales de las que se vale la ingeniería biomédica encontramos las siguientes:

- ⇒ *Representaciones tiempo-frecuencia*
- ⇒ *Análisis de complejidad*
- ⇒ *Modelado con redes neuronales*
- ⇒ *Análisis de la dinámica no lineal de sistemas*
- ⇒ *Análisis estadístico de Bioseñales*
- ⇒ *Procesado adaptativo de señales*
- ⇒ *Reconocimiento de patrones*
- ⇒ *Métodos de asociación*

1.2. SEÑALES BIOMEDICAS

La ingeniería biomédica (IB) es la aplicación de los principios de la tecnología al campo de la medicina y biología. Este campo combina el diseño y las capacidades de resolución de problemas de la ingeniería con las ciencias médicas para avanzar en el tratamiento de enfermedades, incluyendo diagnóstico, monitorización y terapia. Es un campo de estudio relativamente reciente y la investigación y el desarrollo son por tanto de una gran importancia en el mismo.

Las señales biomédicas son observaciones de procesos fisiológicos en organismos, como por ejemplo ritmos neuronales o cardíacos, imágenes de órganos, etc. El

procesamiento de estas señales consiste en el análisis de las mismas para obtener información que pueda ayudar a tomar decisiones en diversos campos de la medicina. Estas señales se pueden clasificar a su vez según su descripción matemática en cuatro tipos: deterministas, estocásticas, fractales y caóticas, y según su origen en eléctricas, acústicas, mecánicas, biomagnéticas, ópticas, bioquímicas, impedancias e imágenes. Las señales de tipo estocástico son aquellas para las cuales es imposible predecir su valor futuro incluso conociendo valores pasados debido a la presencia de componentes aleatorios. Normalmente las señales biomédicas son de este tipo por diversas razones, tales como el ruido generado por los instrumentos de medición o por la propia naturaleza aleatoria de las mismas. Una parte importante de las señales biomédicas son las de tipo bioeléctrico, las cuales pueden ser debidas a actividad espontánea o a como respuesta a un estímulo. Entre las que se originan por actividad espontánea destacan el electroencefalograma (EEG), el electrocardiograma (ECG), el electrograma (EG), el electromiograma (EMG), el electroneurograma (ENG), el electrooculograma (EOG) y el electroretinograma (ERG).

1.3. ELECTROENCEFALOGRAMA

El EEG consiste en el registro de la actividad eléctrica en el cuero cabelludo producida por las neuronas del encéfalo mediante la medición de las fluctuaciones de voltaje que resultan de las corrientes iónicas entre las neuronas del cerebro [3]. Se usa activamente en la investigación en el campo de la neurociencia. Algunas de sus aplicaciones en el ámbito clínico son la distinción entre ataques epilépticos y otros episodios como síncope o migraña y entre encefalopatías y estados psiquiátricos como la catatonía. En un EEG convencional, el registro se obtiene colocando una serie de electrodos en el cuero cabelludo mediante un gel conductor para reducir la impedancia. Los nombres y la posición de los electrodos están determinados por el sistema internacional 10-20 [4] para la mayoría de aplicaciones de investigación. Dicho sistema fue desarrollado con el objetivo de estandarizar la reproducibilidad de tal forma que los estudios sobre un sujeto pudieran ser comparados a lo largo del tiempo y con otros sujetos. Cada electrodo tiene una letra para identificar el lóbulo cerebral: Frontal (F), Temporal (T), Parietal (P) y Occipital (O), y un número para identificar el hemisferio. Los nodos de referencia usan la letra A. Los electrodos situados en el hemisferio izquierdo tienen números impares y los situados en el derecho, pares. El número z se usa para los electrodos localizados en el eje central. La Figura 1.2 muestra el esquema de electrodos del sistema 10-20. Las señales recogidas por estos electrodos tienen unas amplitudes del orden de los μV y están comprendidas en el espectro entre 0.5 y 100 Hz. Los EEG suelen estar afectados por señales eléctricas de origen no cerebral denominadas artefactos. La amplitud de dichos artefactos puede llegar a ser grande en comparación con la amplitud de las señales corticales de interés. Algunos de los artefactos biológicos más comunes son los inducidos por el ojo (parpadeos, movimientos del globo ocular), cardiacos y musculares. Este trabajo se centra en el estudio de las señales P300, las cuales forman parte del conjunto de potenciales evocados introducidos a continuación.

1.4. POTENCIALES EVOCADOS

Los potenciales evocados son potenciales eléctricos registrados del sistema nervioso humano que aparecen tras la presentación de un estímulo, lo que los distingue de los potenciales espontáneos.

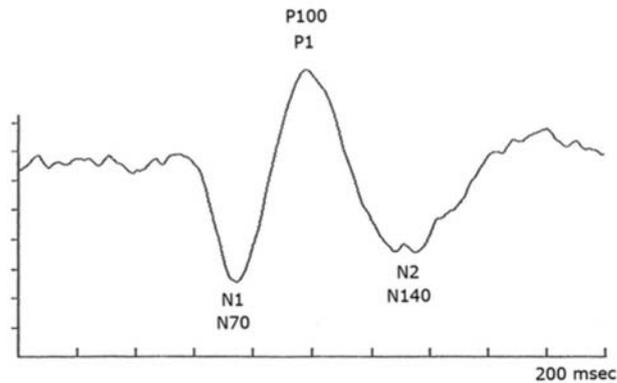


Fig.1 Potencial Evocado Visual (VEP)

La amplitud de los potenciales evocados suele ser pequeña, en un rango de entre un microvoltio a unos pocos microvoltios. Debido a esta baja amplitud suele ser necesario el promediado de estimulaciones repetidas del mismo estímulo, ya que de esta forma se puede eliminar el ruido, de naturaleza aleatoria y por tanto diferente en cada estimulación. En función del tipo de estímulo que los provoca, algunos de los potenciales evocados se pueden clasificar en:

- Potenciales evocados visuales: cambios en el potencial producidos en la corteza visual tras una estimulación luminosa.
- Potenciales evocados auditivos: estos potenciales son generados en la cóclea y siguen un camino que pasa por el nervio coclear hasta llegar al córtex cerebral. Son evocados por estímulos auditivos.
- Potenciales evocados somato sensoriales: se registran estimulando nervios periféricos como el tibial, normalmente mediante estímulos eléctricos. La información que aportan los potenciales evocados es utilizada, mediante los sistemas que se introducen a continuación, para el desarrollo y diseño de aplicaciones orientadas a mejorar la vida de las personas discapacitadas.

1.5. BRAIN COMPUTER INTERFACE

Brain Computer Interface (BCI) es un sistema de comunicación mediante el cual mensajes u órdenes que un individuo envía al mundo exterior no pasan por los caminos habituales de salida del cerebro de los nervios periféricos y músculos. Se pueden considerar, por tanto, como sistemas que permiten al cerebro interactuar con el medio sin hacer uso de dichos nervios y músculos.

Los BCI se pueden clasificar en dos clases: dependientes e independientes. Los BCI dependientes son aquellos que se basan en actividad cerebral eléctrica provocada mientras que los independientes son aquellos que se basan en señales que aparecen de forma espontánea. Un ejemplo de los primeros son los BCI basados en VEP en los que el usuario mira una letra concreta de una matriz y la señal generada depende de la dirección de la mirada. Entre los segundos destacan los BCI basados en potenciales evocados P300, los cuales aparecen independientemente de la intención del usuario. Los BCI basados en EEG traducen la intención del usuario, la cual se encuentra codificada en la actividad cerebral, en acciones de distinto tipo. Tras ser registradas, las señales se muestrean y digitalizan. Dichas señales son entonces procesadas en dos etapas: extracción de características y clasificación de características. La extracción consiste en la selección de la información más relevante de las señales para que en la posterior etapa de clasificación sea más sencillo discriminar las mismas en clases mediante métodos estadísticos. Uno de los principales usos de los BCI es el servir como sistemas de comunicación y control para personas con discapacidades motoras severas como lesiones de la médula espinal o esclerosis lateral amiotrofia. Mediante el BCI estos usuarios pueden expresar sus deseos a los cuidadores o incluso operar sistemas procesadores de texto o sillas de ruedas.

1.6. HIPOTESIS DE PARTIDA

El presente proyecto está centrado en el tratamiento de señales de EEG. Para el cual se parte de la base de demostrar mediante el algoritmo de clasificación de Fisher y por medio de la implementación de un sistema BCI de MATLAB, como el sistema es capaz de interpretar cuando el sujeto mueve ó imagina el movimiento de la mano derecha ó de la mano izquierda.

La hipótesis planteada, demuestra que tomando muestras de la densidad espectral de potencia en media de tramos de medio segundo a partir de las ondas cerebrales características alpha y beta como datos de entrada del clasificador mencionado líneas arriba, este sistema es capaz de discernir la voluntad del paciente.

CAPÍTULO 2

OBJETIVOS Y FASES

2.1. EXPOSICIÓN

En el cuerpo humano se generan una amplia variedad de señales eléctricas, provocadas por la actividad química que tiene lugar en los nervios y músculos que lo conforman. El cerebro, sistema objetivo en el presente proyecto, conduce a un patrón característico de variaciones de voltaje, cuyo registro y análisis de estos eventos bioeléctricos son importantes desde el punto de vista de la práctica clínica y de la investigación.

Los objetivos que se presentan para el logro como un todo de un sistema de adquisición y procesado de señales biomédicas con aplicación en este proyecto son:

- i. **Realizar una breve introducción a los sistemas de Interfaz cerebro-ordenador**
- ii. **Desarrollar un software de procesado de señal de electroencefalograma (EEG)**
- iii. **Procesar señales de EEG a partir de registros de pacientes**
- iv. **Implementar un sistema básico de Interfaz cerebro-ordenador mediante Matlab**

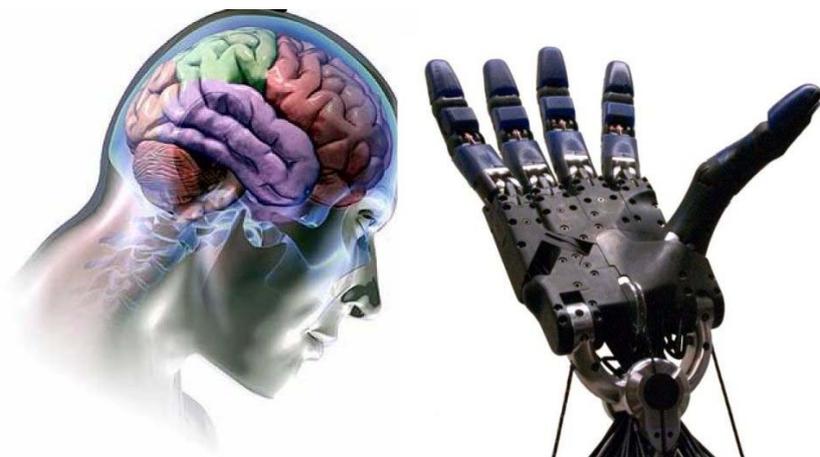


Fig2. BCI



Fig3. Fases BCI

Con respecto al punto dos anterior, comentar que el presente proyecto inicialmente se orientó al desarrollo de exactamente el mismo software, solo que con la diferencia de que además de procesar registros ya previamente captados de EEG, se pudiera realizar todo el proceso en tiempo real valiéndose del sistema de captación EEG de la casa española NE Neuroelectrics.



Fig4. Casco BCI Neuroelectrics

Este sistema presenta una gran ventaja frente a los demás sistemas, y la más destacable, que el engorroso sistema de cables está omitido. Con este casco esta tarea no hay que hacerla cada vez que se quiera monitorizar a un paciente, pues los electrodos van todos implementados muy sofisticadamente en el propio casco y toda la información va centralizada a una petaca que vía bluetooth enlaza con el pc donde se visiona todo el registro. Pues bien, NE dispone de una librería para MATLAB denominada MatNIC, la cual permite efectivamente interactuar desde el pc con el casco, pero presenta el problema de que la info. recibida a través de esta librería no es descodificada correctamente. Es decir, permite interactuar con el casco en cualquiera o todos los canales que ofrece, pero sin embargo no permite ver correctamente la onda EEG recibida al ir claramente modulada y/o codificada. Además, para poder trabajar con MatNIC, se precisa de tener el programa principal ó NIC software funcionando, con lo

cual esto quita recursos a la máquina donde se esté ejecutando y priva de independencia al software que en el presente proyecto se ha desarrollado. Por lo cual, con lo descrito al respecto se determinó finalmente por no implementarlo en el software.

Finalmente, y continuando con los objetivos, destacar que las fases para lograr lo descrito son las siguientes:

- I. Estudio básico de los principios de los sistemas BCI**
- II. Estudio e identificación de los algoritmos más extendidos de procesado de señal**
- III. Desarrollo de interfaz gráfica para sistema BCI mediante Matlab**
- IV. Implementación de software de procesado de señales de EEG**

CAPÍTULO 3

REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE

3.1. INTRODUCCION EEG

La Electroencefalografía es el registro y evaluación de los potenciales eléctricos generados por el cerebro y obtenidos por medio de electrodos situados sobre la superficie del cuero cabelludo.

El electroencefalograma (EEG) es el registro de la actividad eléctrica de las neuronas del encéfalo. Dicho registro posee formas muy complejas que varían con la localización de los electrodos y entre individuos. Esto es debido al gran número de interconexiones que presentan las neuronas y por la estructura no uniforme del encéfalo.

3.2. BREVE HISTORIA DEL EEG

Fue una guerra lo que brindó la oportunidad de explorar el cerebro humano por vez primera. En 1870, Fritsch y Hitzig, médicos militares del ejército prusiano, observaron que al estimular, mediante corriente galvánica, determinadas áreas laterales de cerebros descubiertos (de algunas de las bajas de la batalla de Sedán) se producían movimientos en el lado opuesto del cuerpo. Cinco años más tarde R. Caton confirmó que el cerebro es capaz de producir corrientes eléctricas. Ferrier, siguiendo en la misma línea, experimentó con la «corriente farádica». Como resultado de todo ello, hacia finales de siglo se tenían suficientes pruebas de que el cerebro de los animales poseía propiedades eléctricas comparables a las encontradas en el nervio y en el músculo. En 1913, Prawdycz-Neminski registró lo que llamó «electrocerebrograma» de un perro, siendo el primero en intentar clasificar semejantes observaciones. Hay que puntualizar, sin embargo, que todos los experimentos se hacían sobre cerebros descubiertos. Al ser los cambios eléctricos muy pequeños y sin procedimientos de amplificación, era imposible registrar los impulsos que alcanzaran el exterior del cráneo aún de haberse sospechado su existencia. Fue en 1928 cuando Hans Berger ideó un método que prometía una investigación de la actividad eléctrica cerebral, descubriendo lo que se conoció como «ritmo de Berger». Sin embargo debido a su falta de conocimientos técnicos, no fue hasta algunos años después cuando se reconoció su importancia. Mientras tanto, las posibilidades de la electroencefalografía clínica se discutían, por primera vez, en una reunión en el Laboratorio central de Patología del Hospital Maudsley de Londres, en 1929. A pesar de que el grupo de investigadores intentara obtener registros del «ritmo de Berger» usando amplificadores y un galvanómetro vetusto, sin embargo no se tomaba en serio el estudio del cerebro ni los descubrimientos de Berger. Fue en 1934 cuando a raíz de una demostración pública ante un auditorio británico en una reunión de la Sociedad de Fisiología, en Cambridge, Adrian y

Matthews verificaron por primera vez el «Ritmo de Berger». Berger, utilizando las mejoras introducidas por Adrian, siguió avanzando hasta donde le permitía su técnica defectuosa, observando por ejemplo que cuando el sujeto abría los ojos o resolvía algún problema mentalmente se alteraba el ritmo amplio y regular. Esto fue verificado posteriormente por Adrian y Matthews quien al tener mejores conocimientos científicos y mejores técnicas avanzaron incluso mucho más, demostrando que el ritmo regular y amplio de diez ciclos por segundo surgía de las áreas visuales de asociación y no de todo el cerebro. Años más tarde se apreció la importancia de tal descubrimiento. Posteriormente la electropatología del cerebro creció en importancia, confirmándose las predicciones de Golla sobre las alteraciones de las oscilaciones rítmicas en las enfermedades. Se avanzó mucho en este campo, comenzando a interesar, entre los investigadores del EEG, el estudio de la epilepsia y otras enfermedades mentales, poniéndose de relieve la complejidad del tema y la imposibilidad de aislamiento de funciones simples, siendo necesario estudiar al cerebro como un órgano total. A partir de estos comienzos con el paso de los años y mediante evaluaciones sucesivas, se han llegado a conocer otros aspectos del EEG tal como lo conocemos hoy en día.

3.3. ESTUDIO Y ANATOMIA DEL ENCÉFALO

El encéfalo, contenido en el cráneo, es la parte más voluminosa del sistema nervioso central (SNC), que continúa en la médula espinal, contenida en la columna vertebral, y en los nervios sensitivos y motores que llevan, respectivamente, información sensorial al encéfalo y el control de la musculatura del esqueleto. El encéfalo se divide en las siguientes partes: tallo cerebral, cerebelo y cerebro.

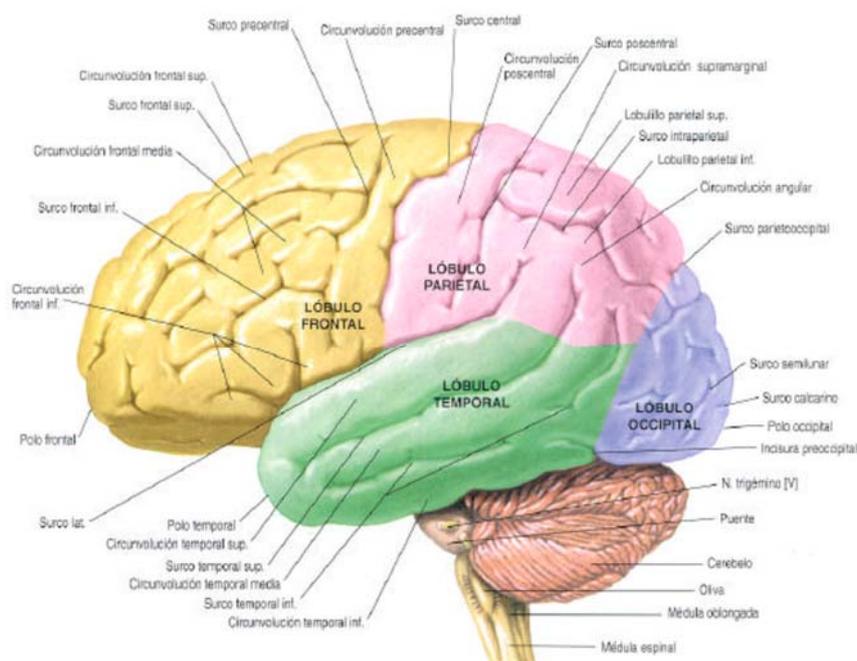


Fig.5 Vista lateral izquierda del encéfalo y tronco del encéfalo.

El tallo cerebral es la parte evolutivamente más antigua del encéfalo; conecta entre sí el córtex cerebral, la médula espinal y el cerebelo; controla asimismo los ritmos cardíaco y respiratorio, y es el centro de diversos reflejos motores. El cerebelo es el coordinador de los movimientos voluntarios, además de mantener el equilibrio. Además realiza una función de “filtro paso bajo” para alisar lo que de otro modo serían movimientos musculares “espasmódicos”.

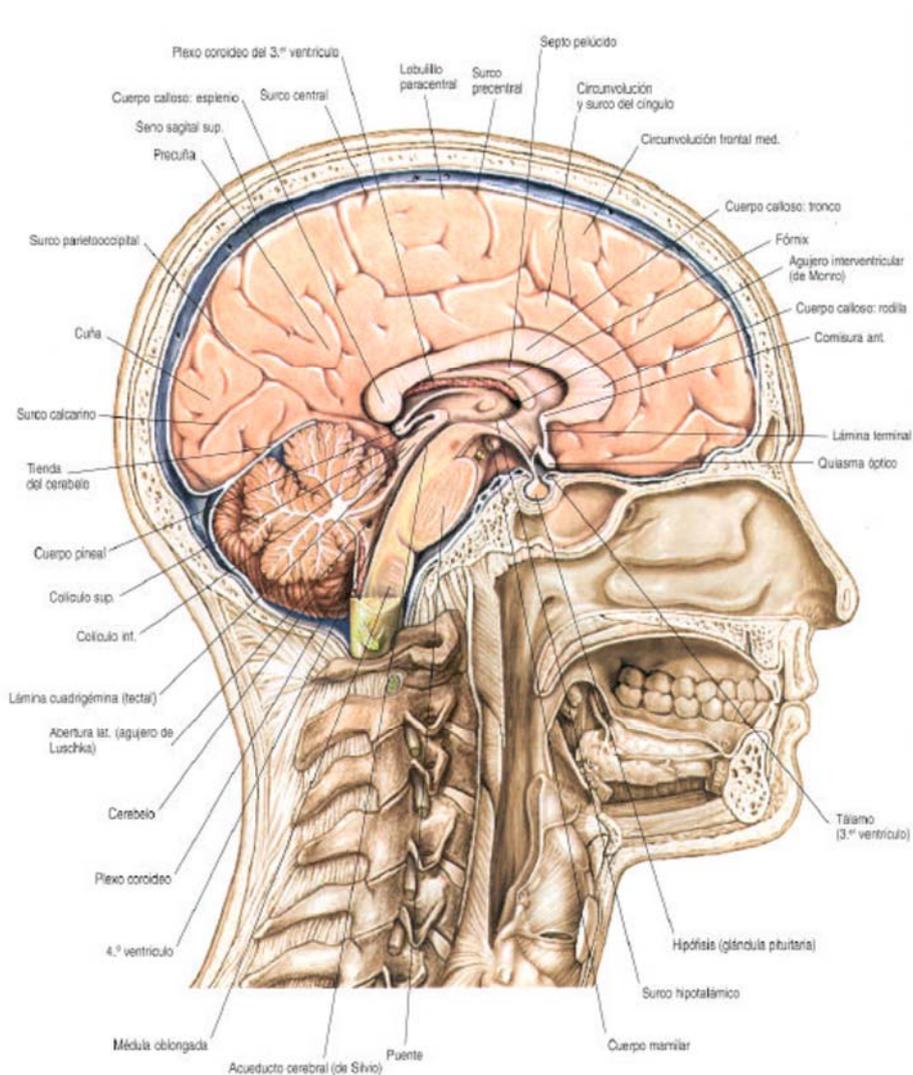


Fig.6 Vista lateral de la sección media del encéfalo y tronco del encéfalo

El cerebro es la parte más evolucionada del encéfalo y en él están localizadas las funciones conscientes del sistema nervioso. Posee dos partes llamadas hemisferios que se relacionan con las partes opuestas del cuerpo. La superficie externa del hemisferio se conoce por córtex y en ella se recibe la información sensorial. Las capas más profundas están formadas por axones y núcleos de células. La subdivisión más importante del encéfalo es la corteza cerebral que contiene unos 9 de los 12 billones de neuronas que hay en el cerebro humano. La corteza es en realidad una capa más bien fina de neuronas situada en la periferia del cerebro que contiene muchas fisuras o pliegues entrantes para dar una mayor área superficial. Algunas de las fisuras más profundas, llamadas también

surcos se utilizan como límites para dividir la corteza en ciertos lóbulos. En la figura se muestran varias de las más prominentes, junto con la situación de los lóbulos más importantes.

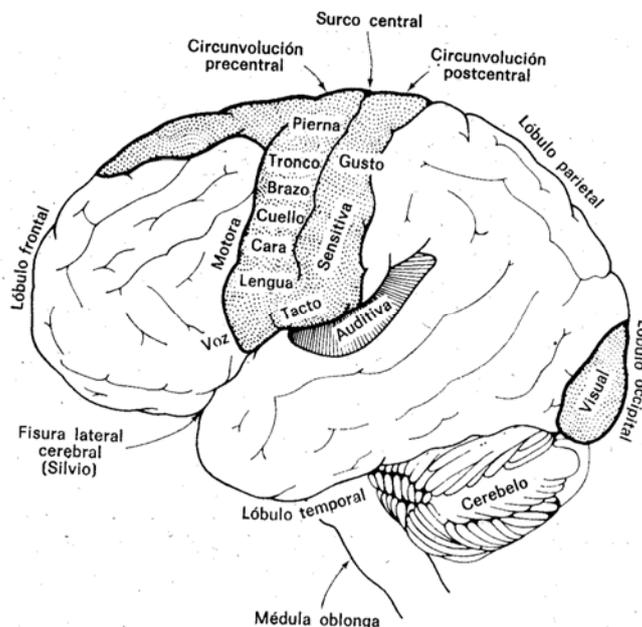


Fig.7 La corteza cerebral

Todas las entradas sensoriales alcanzan con el tiempo la corteza cerebral donde ciertas regiones parecen estar relacionadas específicamente, con ciertas modalidades de información sensitiva. Otras regiones de la corteza parecen estar relacionadas específicamente con las funciones motoras. Por ejemplo, todas las entradas sensoriales somáticas (calor, frío, presión, tacto, etc.) llegan a una región de la superficie cortical justo por detrás del surco central, abarcando la parte delantera del lóbulo parietal. Las entradas sensoriales somáticas de cada punto del organismo llevan a una parte específica de esta región, estando las entradas procedentes de las piernas y los pies más cerca de la parte superior, a continuación el torso, seguido de brazos, manos, dedos, cara, lengua, faringe y finalmente las regiones intraabdominales en la parte inferior. La cantidad de superficie adjudicada a cada parte del organismo es proporcional al número de nervios sensitivos que contiene y no a su tamaño físico real. Una representación gráfica de la disposición de estas áreas, denominada homúnculo parece una figura humana grotesca, cabeza abajo, con grandes dedos, cara, labios y lengua. Justo delante del surco central está el lóbulo frontal, donde se encuentran las principales neuronas motoras que van a los distintos músculos del cuerpo. Las neuronas motoras también están distribuidas en la superficie de la corteza de una forma similar a las neuronas sensitivas. La situación de las distintas funciones motoras también se puede representar con un homúnculo igualmente boca abajo pero proporcionado según el grado de control muscular ofrecido por cada parte del organismo. La figura ocho muestra el homúnculo sensor y el homúnculo motor, que representan la distribución espacial en la superficie

cortical de las funciones sensitivas y motoras. En cada caso, en la figura se muestra sólo la mitad del cerebro seccionado transversalmente por la región indicada.

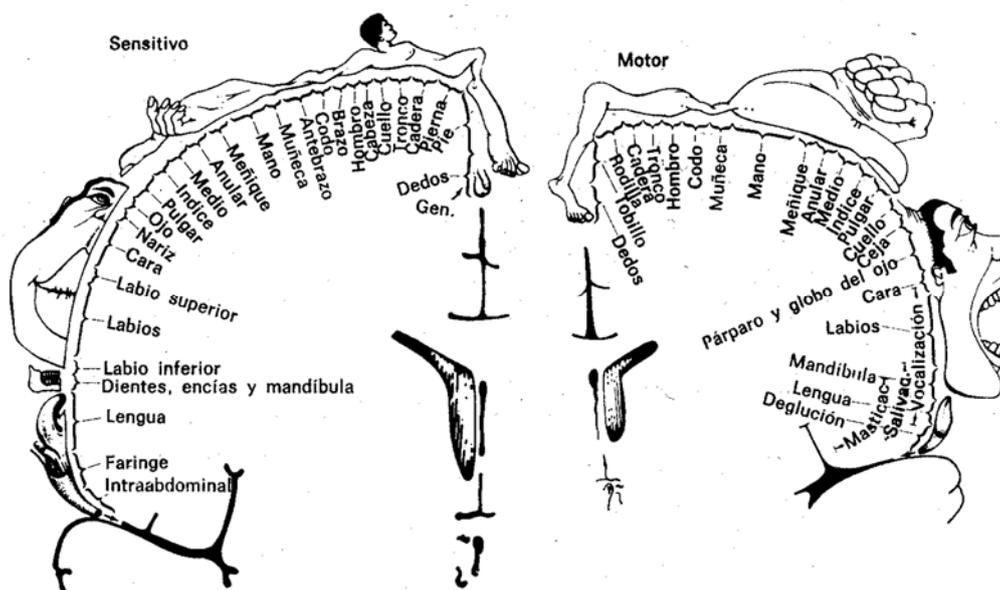


Fig.8 Homúnculos humanos sensitivo y motor

La parte delantera del cerebro llamada a veces lóbulo prefrontal, contiene neuronas para algunas funciones de control motor especiales, incluyendo el control de movimiento de los ojos. El lóbulo occipital está muy hacia atrás de la cabeza, sobre el cerebelo. El lóbulo occipital contiene la corteza visual donde se proyectan en una representación geográfica las formas obtenidas en la retina. La entrada sensitiva auditiva se puede seguir hasta los lóbulo temporales de la corteza, situados justo por encima de los oídos. Las neuronas que responden a las distintas frecuencias de la entrada de sonido se encuentran dispersas por toda la región, estando situadas las frecuencias más altas hacia la parte delantera y las más bajas hacia la parte trasera. El olfato y el gusto no tienen situaciones específicas sobre la corteza cerebral, aunque en la percepción del olor interviene un bulbo cercano al centro del cerebro. La corteza cerebral tiene muchas áreas que no son ni sensitivas ni motoras. En el hombre, esto sucede en la mayor parte de la corteza. Muchos científicos creen que estas áreas, denominadas áreas de asociación están involucradas en la integración o asociación de las distintas entradas para producir las respuestas de salida apropiadas y transmitirlas a las neuronas motoras para controlar el organismo.

3.4. ELECTROGENESIS CEREBRAL

El tejido nervioso presenta como una de sus funciones básicas la capacidad de generar potenciales eléctricos que son la base de la excitabilidad del organismo. Para comprender la forma en que se generan estos potenciales es preciso un conocimiento de la estructura y las conexiones de aquellas partes del cerebro que los originan. En rigor, todo el sistema nervioso posee capacidad electrogénica. Sin embargo, para los propósitos del EEG bastará con considerar la corteza cerebral y las regiones directamente relacionadas con ella. Histológicamente, la neocorteza está constituida por seis capas celulares:

I: Capa superficial plexiforme de pequeñas células.

II: Capa de células granulares III.

III: Capa de células piramidales.

IV: Capa de células granulares.

V: Capa de células piramidales.

VI: Capa profunda polimorfa.

Las células de las capas III y V son efectoras.

Las células de las capas II y IV son receptoras.

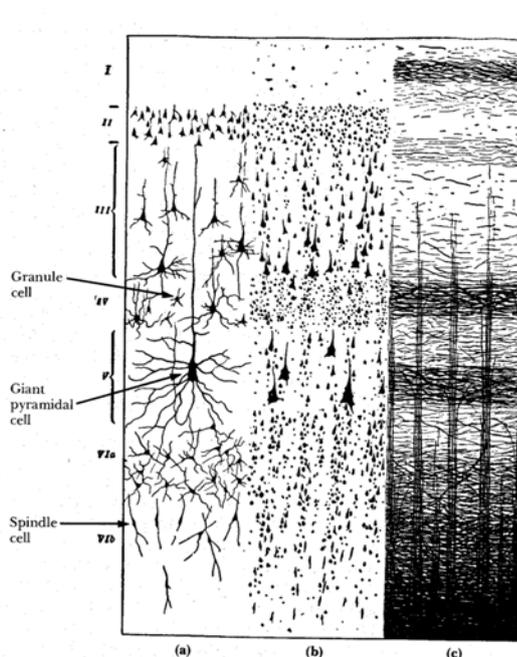


Fig.9 Sección de la corteza parietal mostrando las seis capas histológicas

3.5. ELECTROGENESIS CORTICAL

Se han puesto de manifiesto tres generadores corticales:

Generador A: Situado a unas 500 micras de la superficie cortical está producido por la despolarización de las dendritas apicales de las células piramidales. Su actividad produce ondas negativas en la superficie de la corteza. No tiene relación con la descarga de potenciales de acción de las células.

Generador B: Situado a 900 micras de profundidad está formado por las despolarizaciones de los somas de las células piramidales. Produce ondas positivas en la superficie cortical y su actividad coincide con la aparición de potenciales de acción en las células.

Generador C: Está situado también a 900 micras, pero su actividad determina ondas negativas en la superficie cortical y es el resultado de la hiperpolarización de las células. Su actividad coincide con una interrupción de la descarga de potenciales de acción en las células piramidales.

De forma general, una tensión positiva en la superficie cortical traduce una despolarización en las capas más profundas de la corteza. En cambio, una tensión negativa puede ser el resultado, bien de una despolarización superficial, o de una hiperpolarización profunda.

3.6. SINCRONIZACION DE LA ACTIVIDAD CELULAR

De lo dicho anteriormente, las señales corticales son consecuencia de la actividad neuronal. Sin embargo, dado que en un registro normal se recoge la actividad de muchos miles de neuronas, para poder conseguir una actividad global mínima es preciso que las neuronas vecinas se encuentren sincronizadas. Cuando así ocurre, se pueden observar ondas tanto mayores y tanto mas lentas, cuanto mayor sea la sincronía de los generadores. La sincronización se encuentra bajo control de estructuras subcorticales, fundamentalmente ciertos núcleos talámicos que actúan como los marcapasos sincronizadores de las actividades rítmicas corticales. Por el contrario, otras regiones más caudales que van desde el hipotálamo hasta la porción rostral del bulbo constituyen estructuras desincronizadoras.

3.7. CAPTACIÓN DEL EEG

La actividad bioeléctrica cerebral puede captarse por diversos procedimientos:

- Sobre el cuero cabelludo
- En la base del cráneo
- En cerebro expuesto
- En localizaciones cerebrales profundas

Para captar la señal se utilizan diferentes tipos de electrodos:

- Electrodo superficial: Se aplican sobre el cuero cabelludo
- Electrodo basales: Se aplican en la base del cráneo sin necesidad de procedimiento quirúrgico
- Electrodo quirúrgicos: para su aplicación es precisa la cirugía y pueden ser corticales o intracerebrales

El registro de la actividad bioeléctrica cerebral recibe distintos nombres según la forma de captación:

- Electroencefalograma (EEG): cuando se utilizan electrodos de superficie o basales. Electroencefalograma (ECoG): si se utilizan electrodos quirúrgicos en la superficie de la corteza
- Estéreo Electroencefalograma (E-EEG): cuando se utilizan electrodos quirúrgicos de aplicación profunda.

3.8. TIPOS DE ELECTRODOS

Superficiales: Existen varios tipos:

a) Adheridos. Son pequeños discos metálicos de 5 mm de diámetro. Se adhieren con pasta conductora y se fijan con colodión que es aislante. Aplicados correctamente dan resistencias de contacto muy bajas (1-2 kilo ohmios).

b) De contacto. Consisten en pequeños tubos de plata clorurada roscados a soportes de plástico. En su extremo de contacto se colocan una almohadilla que se humedece con solución conductora. Se sujetan al cráneo con bandas elásticas y se conectan con pinzas de «cocodrilo». Son de colocación muy fácil, pero incómodos para el paciente. Por esto no permiten registros de larga duración.

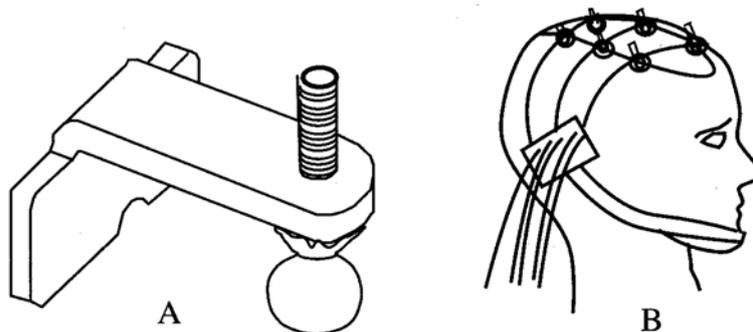


Fig.10 A. Esquema de un electrodo de contacto. B. Colocación de los electrodos de contacto.

c) En casco de malla

De introducción reciente. Los electrodos están incluidos en una especie de casco elástico. Existen cascos de diferentes tamaños, dependiendo de la talla del paciente. Se sujetan con cintas a una banda torácica. Como características mas importantes presentan la comodidad de colocación, la comodidad para el paciente en registros de larga duración, su gran inmunidad a los artefactos y la precisión de su colocación, lo que los hace muy útiles en estudios comparativos, aunque para sacar provecho de esta característica es precisa una técnica muy depurada.



Fig.11 Principio de colocación de electrodos en casco de malla

d) De aguja. Su uso es muy limitado; solo se emplea en recién nacidos y en UCI. Pueden ser desechables (de un solo uso) o de uso múltiple. En este caso, su esterilización y manipulación deben ser muy cuidadosos. Todos los electrodos descritos hasta aquí registran solamente la convexidad superior de la corteza. Para el estudio de la cara basal del encéfalo se utilizan electrodos especiales como el faríngeo, el esfenoidal, y el timpánico.

e) Quirúrgicos. Se utilizan durante el acto quirúrgico y son manipulados exclusivamente por el neurocirujano. Pueden ser duros, corticales o intracerebrales.

3.9. SISTEMAS DE POSICIONAMIENTO DE LOS ELECTRODOS SUPERFICIALES

Aunque hay varios sistemas diferentes (Illinois, Montreal, Aird, Cohn, Lennox, Merlis, Oastaut, Schwab, Marshall, etc), el sistema internacional «Diez-Veinte» es el más utilizado en el momento actual. Para situar los electrodos según este sistema se procede de la forma siguiente:

- Se mide la distancia entre el nasion y el inion pasando por el vertex. El 10% de esta distancia sobre el nasion señala el punto Fp (Frontal Polar). El 10% de esta distancia sobre el inion señala el punto O (Occipital).

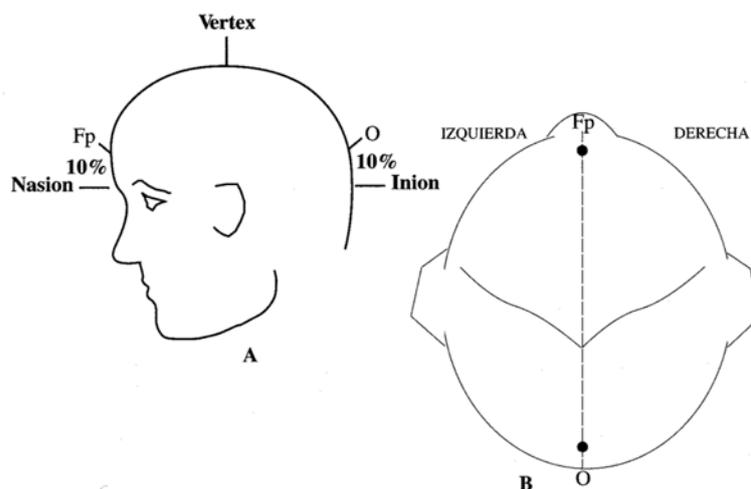


Fig.12 A. Vista de perfil. B. Vista superior. Fp, punto frontal polar; O, punto occipital

– Entre los puntos FP y O se sitúan otros tres puntos espaciados a intervalos iguales (entre cada dos el 20/o de la distancia nasion-inion). Estos tres puntos son, de delante hacia atrás, el Fz (Frontal) el Cz (Central o Vertex) y el Pz (Parietal). No deben confundirse Fz, Cz o Pz cuyos subíndices significan «cero» («zero» en inglés) con la letra «O» referente a los electrodos occipitales.

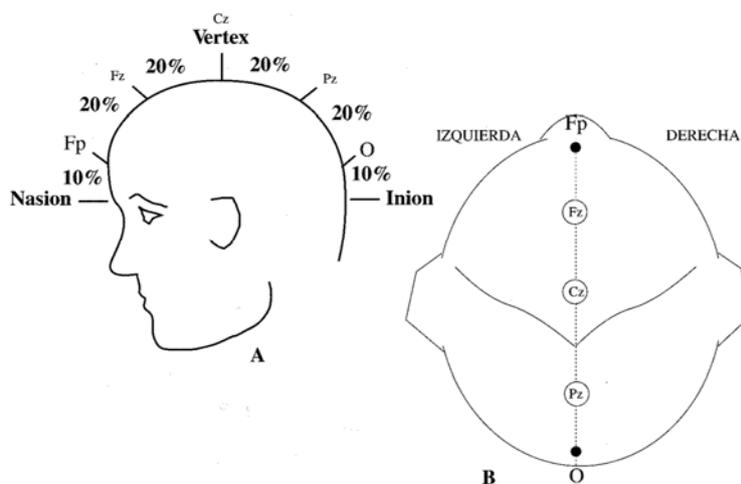


Fig.13 A. Vista perfil. B. Vista superior. Fz, punto frontal; cz, punto central; Pz, punto parietal

– Se mide la distancia entre los puntos preauriculares (situados por delante del pabellón auditivo) pasando por el vertex (Cz). El 10% de esta distancia marca la posición de los puntos temporales mediales, T3 (izquierdo) y T4 (derecho).

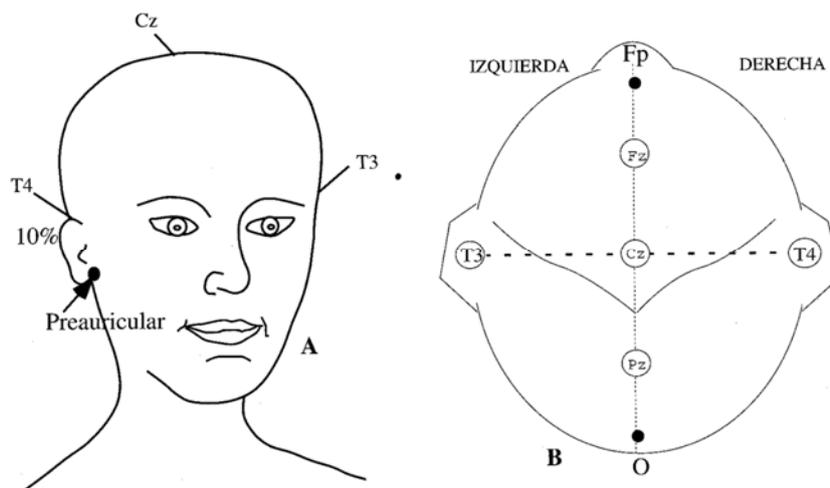


Fig.14 Medición coronal lateral.
A. Vista frontal. B. Vista superior. Situación de los electrodos T3 y T4.

– Un 20% de la medida por encima de los puntos temporales medios se colocan los electrodos C3 (izquierda) y C4 (derecha). El vertex es ahora el punto de intersección entre la línea anteroposterior y la línea coronal lateral.

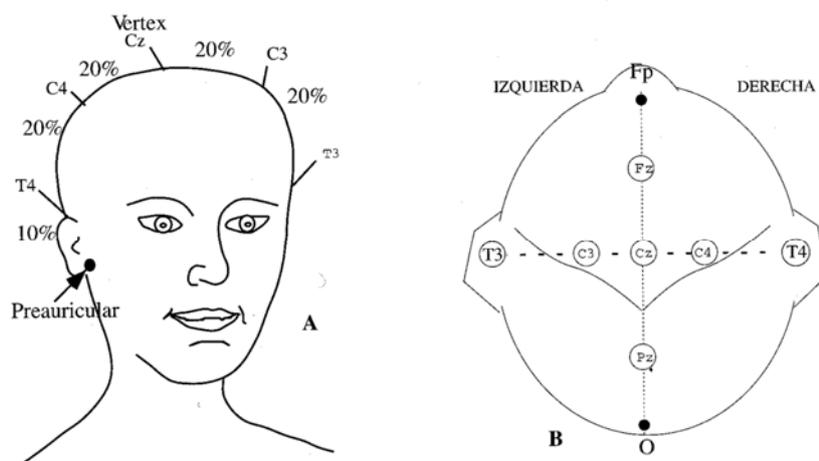


Fig.15 A. Vista de frente. B. Vista superior. Situación de los electrodos C3 y C4

– Los electrodos F3 y F4 (Izquierda y derecha, respectivamente) están situados de forma equidistante entre el punto frontal medio (Fz) y la línea de electrodos temporales.

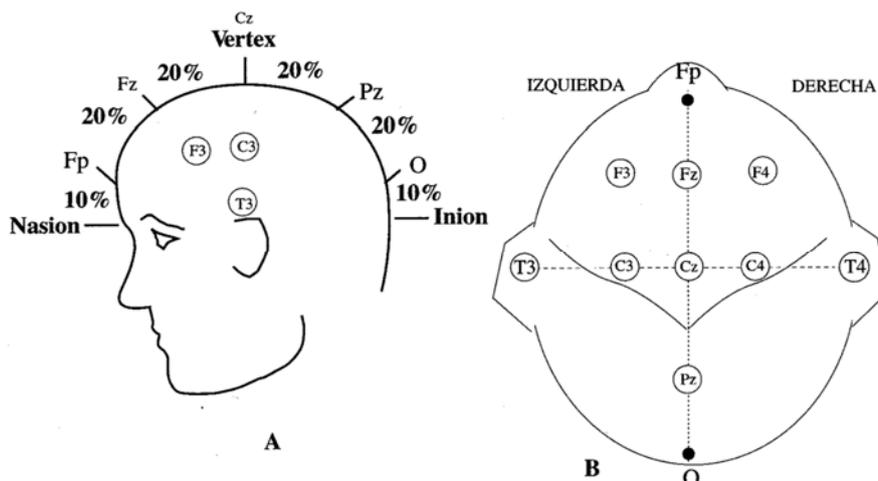


Fig.16 A. Vista de perfil. B. Vista superior. Situación de los electrodos F3 y F4

– Los electrodos P3 y P4 (izquierda y derecha, respectivamente) equidistan entre el punto P medio y la línea de los electrodos temporales.

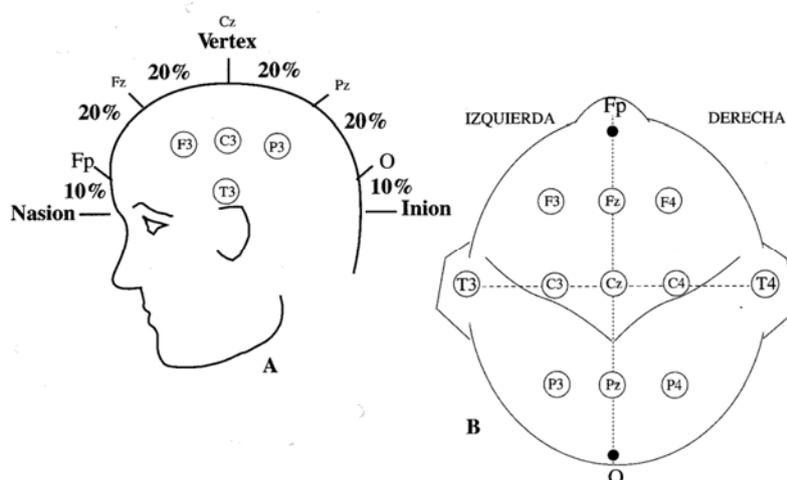


Fig.17 A. Vista de perfil. B. Vista superior. Situación de los electrodos P3 y P4

– Se mide la distancia entre el punto medio Fp y el punto medio O a través de T3. El 10% de esta distancia a través de Fp corresponde a los electrodos FP1 y FP2. El 10% de esta distancia a través de O corresponde a los electrodos O1 y O2.

El electrodo F7 (y el F8) se sitúa equidistante entre los puntos FP1 (ó FP2) y T3 (ó T4).

El electrodo T5 (y el T6) se sitúa en la línea media entre T3 (ó T4) y O1 (ó O2).

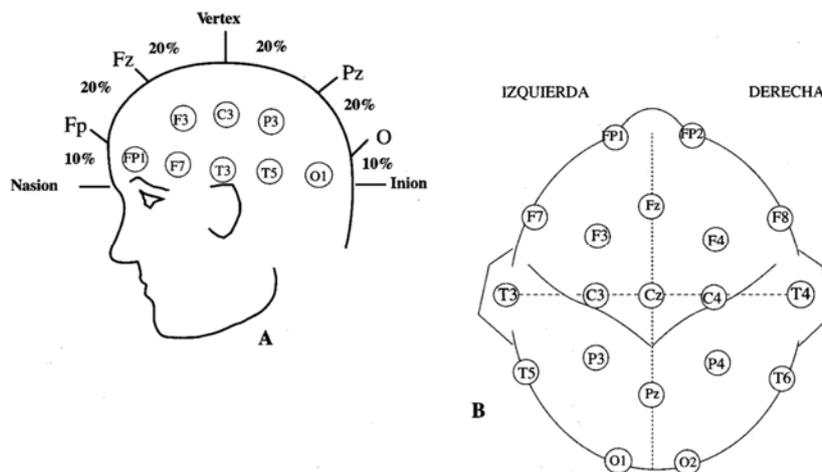


Fig.18 A. Vista de perfil. B. Vista superior. Situación de los electrodos F7, F8, T5, T6, FP1, P2, O1 y O2

- A un 10% de los temporales T3 y T4 se sitúan los electrodos auriculares A1 y A2 respectivamente.

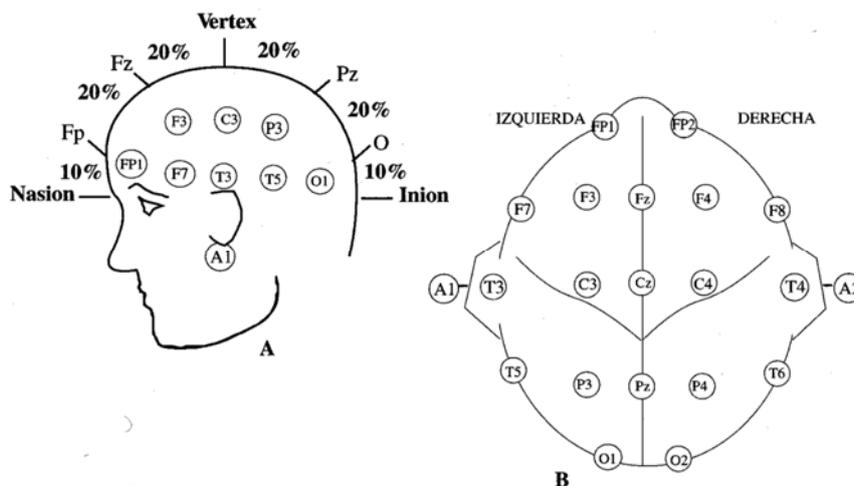


Fig.19 A. Vista de perfil. B. Vista superior. Situación de los electrodos A1 y A2

Como regla general, los electrodos del lado izquierdo llevan numeración impar mientras que los del lado derecho la llevan par. Además, como ya se dijo, los electrodos de la línea media reciben el subíndice «z» (por «zero», cero en inglés).

- La versión europea del sistema presenta ligeras variaciones: Los electrodos temporales mediales, llamados T3 y T4 se representan como Tm (temporal medial). Paralelamente, los electrodos F7 y F8, T5 y T6 son denominados como temporales anteriores Ta (F7 y F8) y temporales posteriores Tp (T5 y T6). Es decir que la versión europea considera los frontales superiores F7 y F8 como temporales anteriores, habiendo así una pequeña diferencia de posición. Los electrodos F3 y F4 son representados como Fs (frontales superiores) y los P3 y P4 como P (parietales). Finalmente los centrales C3 y C4 son representados como CI y CD. Además la versión

europaea considera dos electrodos más, los mastoideos, colocados junto a las apófisis mastoideas (M).

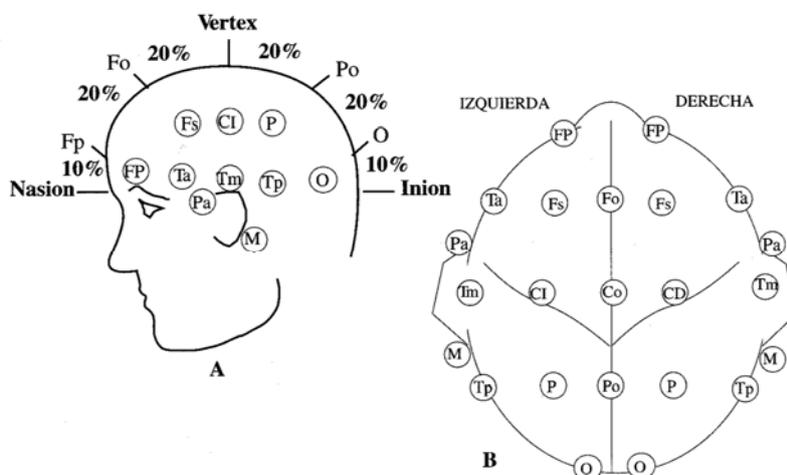
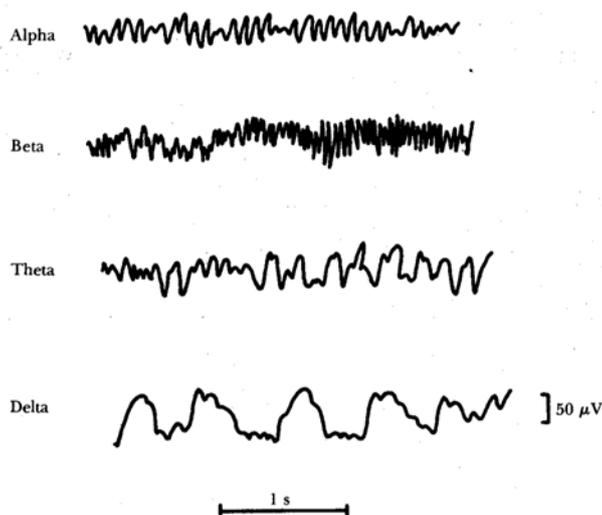


Fig.20 Sistema de colocación de electrodos según versión europea. A. Vista de perfil. B. Vista superior

3.10. ONDAS DEL EEG

Poseen amplitudes que van desde los 10 mV en registros sobre el córtex, a 100 μ V en la superficie del cuero cabelludo. Las frecuencias de estas ondas se mueven entre 0,5 y 100 Hz y dependen mucho del grado de actividad del córtex cerebral. La mayoría de las veces estas ondas no poseen ninguna forma determinada, en algunas son ritmos normales que suelen clasificarse en ritmos Delta, Theta, Alpha y Beta. En otras poseen características muy específicas de patologías cerebrales como la epilepsia.



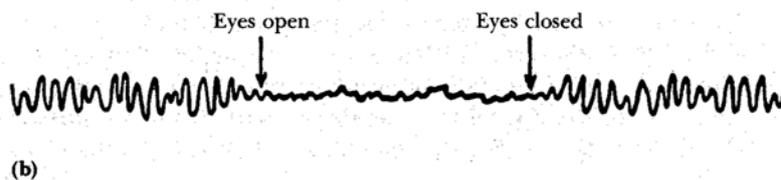


Fig.21 Ritmos normales en electroencefalografía.

Las ondas alpha poseen frecuencias entre 8 y 13 Hz. Se registran en sujetos normales despiertos, sin ninguna actividad y con los ojos cerrados, localizándose sobre todo en la zona occipital; su amplitud está comprendida entre 20 y 200 mV.

Las ondas beta poseen frecuencias entre 14 y 30 Hz, aunque pueden llegar hasta los 50 Hz; se registran fundamentalmente en las regiones parietal y frontal. Se dividen en dos tipos fundamentales, de comportamiento muy distinto, beta1 y beta2. Las ondas beta1, tienen una frecuencia doble a las ondas beta2 y se comportan de forma parecida a ellas. Las ondas beta2, aparecen cuando se activa intensamente el SNC o cuando el sujeto está bajo tensión.

Las ondas q poseen frecuencias entre 4 y 7 Hz y se presentan en la infancia aunque también pueden presentarlas los adultos en períodos de stress emocional y frustración. Se localizan en las zonas parietal y temporal.

Las ondas delta poseen frecuencias inferiores a 3,5 Hz y se presentan durante el sueño profundo, en la infancia y en enfermedades orgánicas cerebrales graves.

Hemos visto cómo la actividad cerebral durante la vigilia modifica sustancialmente el EEG. Algo parecido ocurre durante el sueño, en el que tienen lugar de forma cíclica cambios espectrales muy notables, pudiendo ser cualquier desviación indicativa de una patología cerebral. En la figura inmediata se distinguen distintas fases del sueño que corresponden sucesivamente a los estados de alerta o excitación, de relajación, de somnolencia, de sueño y, finalmente, de sueño profundo. Obsérvese que la frecuencia de las ondas del EEG va disminuyendo progresivamente, aunque pueden aparecer ondas transitorias rápidas (puntas, ondas V y complejos K). Además del EEG se suelen registrar conjuntamente otras variables fisiológicas como el EOG (electrooculograma), el ECG (electrocardiograma), el EMG (electromiograma) y la frecuencia respiratoria, que ayudan a determinar la profundidad del sueño del sujeto en observación. Así por ejemplo, el EOG permite determinar las fases REM (rapid eye movement) del sueño, el EMG el grado de relajación muscular, etc.

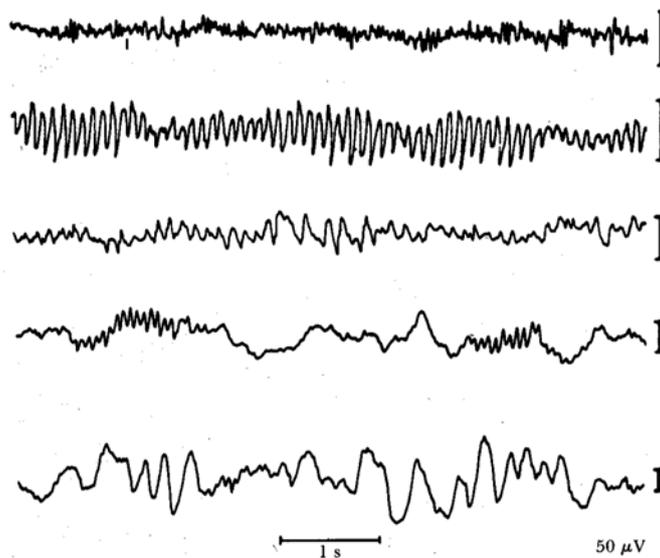


Fig.22 EEG durante distintas fases del sueño

Por último señalaremos que las distintas fases del sueño se suelen repetir de forma cíclica durante la noche. Uno de los usos fundamentales del EEG está en el diagnóstico y localización de la epilepsia, que tiene su origen en una activación excesiva de parte o de todo el SNC. Existen tres grupos básicos de epilepsia: la epilepsia generalizada – que abarca todo el cerebro –, la parcial – que sólo lo hace en parte – y la de difícil clasificación – que no corresponde a ninguno de los tipos anteriores.

Algunos ejemplos de crisis más frecuentes que presentan sujetos con epilepsia generalizada son las crisis tónico- clónicas (grand mal), las crisis mioclónicas y las crisis de ausencia. Las crisis tónico-clónicas parecen tener origen en la hiperexcitabilidad o anomalía de las neuronas del sistema de activación reticular. Las descargas se expanden por todo el sistema nervioso dando lugar a convulsiones del cuerpo entero que dura desde algunos segundos hasta 3 o 4 minutos. Después del ataque el sujeto puede permanecer inconsciente bastantes minutos (hasta una hora). El EEG presenta, en la fase tónica, ondas de frecuencia igual a las ondas α pero de mayor amplitud y registrables desde cualquier punto del córtex. Durante las crisis mioclónicas el sujeto experimenta un ataque parecido al “gran mal”, pero el proceso termina muy rápidamente sin que el sujeto pierda la conciencia ni cese su actividad. En las crisis de ausencia el sujeto presenta de 5 a 20 segundos de inconsciencia con contracciones musculares en la región de la cabeza, volviendo a continuación a la actividad que estaba desarrollando antes del ataque. El EEG muestra puntas y ondas características. Las epilepsias parciales suelen ser causadas por lesiones cerebrales orgánicas focales (tumores, traumatismos, tejido destruido,...). Algunos ejemplos de crisis parciales son las crisis con síntomas motores (posturales, jacksonianas, afásicas,...), con síntomas sonatosensoriales (visuales, auditivos,...), con trastornos de la conciencia (automatismos, crisis de angustia, de risa,...), etc. En la figura 23 se observa un ejemplo gráfico de una crisis motriz: ondas rectangulares de frecuencia entre 2 y 4 Hz con ondas superpuestas de 14 Hz.

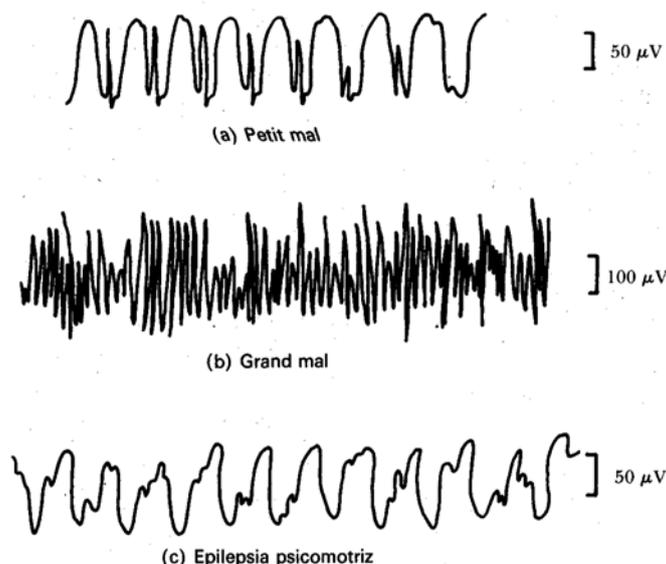


Fig.23 EEG correspondiente a distintos tipos de epilepsia

3.11. MÉTODO DE CANCELACIÓN DE RUIDO. JAULA DE FARADAY.

El efecto jaula de Faraday provoca que el campo electromagnético en el interior de un conductor en equilibrio sea nulo, anulando el efecto de los campos externos. Esto se debe a que cuando el conductor está sujeto a un campo electromagnético externo, se polariza, de manera que queda cargado positivamente en la dirección en que va el campo electromagnético, y cargado negativamente en el sentido contrario. Puesto que el conductor se ha polarizado, este genera un campo eléctrico igual en magnitud pero opuesto en sentido al campo electromagnético, luego la suma de ambos campos dentro del conductor será igual a cero.

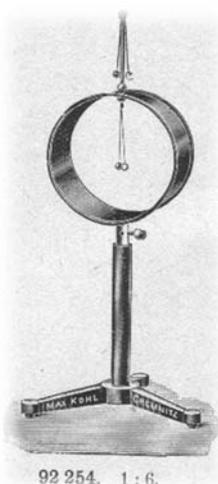


Fig.24 Instrumento Demostrativo

Se pone de manifiesto en numerosas situaciones cotidianas, por ejemplo, el mal funcionamiento de los teléfonos móviles en el interior de ascensores o edificios con estructura de rejilla de acero.

Una manera de comprobarlo es con una radio sintonizada en una emisora de Onda Media. Al rodearla con un periódico, el sonido se escucha correctamente. Sin embargo, si se sustituye el periódico con un papel de aluminio la radio deja de emitir sonidos: el aluminio es un conductor eléctrico y provoca el efecto jaula de Faraday.

El funcionamiento de la jaula de Faraday se basa en las propiedades de un conductor en equilibrio electrostático. Cuando la caja metálica se coloca en presencia de un campo eléctrico externo, las cargas positivas se quedan en las posiciones de la red, los electrones sin embargo, que en un metal son libres, se mueven en sentido contrario al campo eléctrico, y aunque la carga total del conductor es cero, uno de los lados de la caja en el que se acumulan los electrones, se queda con un exceso de carga negativa, mientras que el otro lado se queda sin electrones, carga positiva.



Fig.25 Jaula Faraday

Actualmente, este tipo de blindaje de campo eléctrico tiene diversas aplicaciones. Se pueden mencionar, por ejemplo la protección de aparatos electrónicos de campos eléctricos externos, tanto en laboratorios como en ciertas construcciones edilicias. Otro ejemplo claro son los teléfonos y radios, que no se escuchan en recintos conductores cerrados, como pueden ser ascensores o ciertas edificaciones, puesto que no pueden recibir ondas de campo eléctrico.

En el caso del presente proyecto, se da uso a la Jaula de Faraday para la protección de las derivaciones EEG en la etapa de registro clínico. Aportando al grabador una entrada libre de frecuencias parásitas como puede ser de ejemplo, la componente alterna de 50Hz procedente de fuentes luminosas tipo lámparas ó tubos fluorescentes.

3.12. EEG CUANTITATIVO (QEEG)

Tras los años de auge de descubrimiento del EEG, los fisiólogos y médicos de la época se valían de registros básicos, los cuales analizaban mediante lo que se conoce como un estudio cualitativo, esto es, oteando las formas de ondas obtenidas. Con el tiempo, en años más próximos a los que vivimos en la actualidad, los especialistas vieron la necesidad de encontrar un sistema de análisis EEG más objetivo, pues vieron que salvo casos evidentes, estaban altamente expuestos a fallos en sus diagnósticos.

El EEG cuantitativo ó QEEG nace pues para cuantificar los parámetros obtenidos en un registro, dando más fiabilidad mediante el cálculo pertinente al diagnóstico buscado. Dicho de otro modo, mediante la obtención de valores se podrá ser capaz de determinar con mayor fiabilidad ciertas anomalías a un coste mucho menor que con un método cualitativo.

En términos generalistas debemos tener presente, que para hacer un análisis cuantitativo se requiere que entre los elementos del problema de investigación exista una relación cuya naturaleza sea representable por algún modelo numérico ya sea lineal, exponencial o similar. Es decir, que haya claridad entre los elementos de investigación que conforman el problema, que sea posible definirlo, limitarlos y saber exactamente donde se inicia el problema, en cual dirección va y qué tipo de incidencia existe entre sus elementos. Luego el QEEG es posible, pues cumple todos los requisitos.

En la siguiente tabla pueden verse de forma resumida, las principales características para cada tipo de análisis:

| <u>Análisis</u> | |
|---|--|
| <i>Cualitativo</i> | <i>Cuantitativo</i> |
| <i>Centrada en la fenomenología y comprensión</i> | <i>Basada en inducción probabilística</i> |
| <i>Observación naturista sin control</i> | <i>Medición penetrante y controlada</i> |
| <i>Subjetiva</i> | <i>Objetivo</i> |
| <i>Inferencias de sus datos</i> | <i>Inferencia más allá de los datos</i> |
| <i>Exploratorio, inductivo y descriptivo</i> | <i>Confirmatorio, inferencial, deductivo</i> |
| <i>No generalizable</i> | <i>Generalizable</i> |
| <i>Realidad dinámica</i> | <i>Realidad estática</i> |

Tabla.1 Diferencias Análisis Cuantitativo vs. Análisis Cualitativo

3.13. METODOS DE EXTRACCION, SELECCIÓN Y CLASIFICACION DE CARACTERISTICAS

Los sistemas Brain Computer Interface (BCI) son aquellos que monitorizan la actividad cerebral y traducen determinadas características, correspondientes a las intenciones o sentimientos del usuario, en comandos de control de un dispositivo. De entre las diversas técnicas existentes para registrar la actividad cerebral, se escoge habitualmente la del electroencefalograma (EEG) ya que se trata de una técnica no invasiva, de bajo coste, portátil y sencilla de usar. No obstante, dada la modesta velocidad y precisión de un BCI basado en EEG, se hace necesario el uso tanto de sistemas multicanal como de métodos adecuados de procesado de señal. El procesado de la señal EEG se divide en varias etapas: extracción de características, selección y clasificación de las mismas.

Los métodos de extracción extraen determinadas características de la señal EEG que pueden ser útiles para discriminar entre diferentes tareas mentales. Después, mediante el empleo de métodos de selección se escoge el subgrupo de características más relevantes y que proporcionarán una clasificación más eficiente. Para realizar esta etapa del procesado de la señal se pueden emplear entre otros los siguientes métodos:

- Parámetros espectrales
- Modelos autorregresivos
- Filtro adaptativo
- Métodos no lineales



Fig.26 Equipo BCI

Los métodos de clasificación permiten determinar, a partir de las características seleccionadas, a qué clase de tarea mental pertenece una muestra concreta. Para ello a día de hoy se disponen de numerosos métodos de clasificación entre los que están:

- K-vecinos más cercanos
- Análisis discriminante lineal
- Clasificador Bayesiano
- Redes neuronales
- Modelos de mezclas gaussianas

Para el presente trabajo, se hará uso de la obtención de los parámetros espectrales de EEG a través de la Transformada de Fourier seguido de un clasificado mediante un sistema basado en discriminante lineal, en concreto se hace uso del clasificador de Fisher. A continuación se describirán las bases de la Transformada de Fourier así como también el clasificador de Fisher. No obstante y primeramente se hará una descripción del uso de Transformada Wavelet debido a su creciente aplicación como técnica de procesamiento de señales no estacionarias, con la idea de plasmar en futuros trabajos la gran ventaja del tratamiento de señales de origen biológico mediante el uso de esta herramienta.

3.14. WAVELETS EN EEG

Debido a las limitaciones de otros algoritmos en cuanto a robustez frente al ruido, artefactos y derivas de línea base, surge la necesidad de una herramienta para el procesado de señal lo suficientemente potente para salvar todos estos problemas. La respuesta se encuentra en la Transformada Wavelet (WT), cuya capacidad de detección de transitorios, así como su robustez frente al ruido y no-estacionariedades, se ha utilizado en el EEG para:

- ⇒ *detección de componentes anormales*
- ⇒ *detección y clasificación de ondas concretas (alpha, beta, gamma, theta...)*
- ⇒ *detección y clasificación de ondas malignas*
- ⇒ *compresión de señales*
- ⇒ *monitoreo del EEG antes y después de eventos concretos*

Aunque la idea de analizar señales en diferentes escalas y resoluciones ha existido desde inicios de siglo, la teoría conocida como teoría wavelet fue desarrollada recientemente con los trabajos de Grossman y Morlet (1984). Y Daubechies (1988) y Mallat (1989) vincularon la teoría wavelet al procesado de señales discretas.

La Wavelet es la descomposición de la señal sobre un conjunto de funciones obtenidas de una única función llamada *wavelet madre* ó *prototipo* por medio de dilataciones y contracciones. Es decir, escalados y desplazamientos en el tiempo.

La WT tiene una resolución tiempo-frecuencia variable sobre el plano tiempo versus frecuencia, y satisface la desigualdad de Heisenberg. Ya que la representación tiene buena resolución temporal tanto en altas como en bajas frecuencias. Esto es muy importante en el análisis de señales biológicas, debido a que la mayor parte de las características de estas señales son no estacionarias.

Se pueden definir tres tipos de WT:

- ⇒ *la continua (CWT), donde la señal de entrada y los parámetros de escala y tiempo son continuos*
- ⇒ *la expansión de series wavelet (WSE), donde la señal de entrada es continua y los parámetros de escala y tiempo son discretos*
- ⇒ *la discreta (DWT), donde la señal de entrada y los parámetros de escala y tiempo son discretos.*

En la práctica no es necesario que la WT tenga parámetros de frecuencia u escala continua, por lo que para reducir la complejidad computacional, la escala se puede discretizar por un factor de dos. Dando lugar a la transformada wavelet diádica (DyWT). Una ventaja adicional es que si la función wavelet se deriva de un análisis multiresolución, el cálculo de la WT es muy eficiente.

La DyWT exhibe varias propiedades interesantes como:

- ⇒ *linealidad e invariancia en el tiempo*
- ⇒ *detección de variaciones abruptas y lentas en la señal*

Y entre las wavelet más utilizadas se tienen:

- ⇒ *las derivadas de una Gaussiana*
- ⇒ *las Splines*
- ⇒ *las Daubechies*
- ⇒ *las Coiflets*
- ⇒ *y las Morlet*

A continuación se presentan las bases teóricas de la WT, en particular de la transformada wavelet continua (CWT), que es con la cual se abordará un punto crucial en el procesado EEG para el correcto desarrollo del algoritmo propuesto.

La CWT está definida como la convolución de una señal $x(t)$ con una función wavelet $w(t)$ desplazada en el tiempo por un parámetro de translación b y dilatada por un parámetro de escala a . Matemáticamente:

$$CWT_x(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} X(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt$$

donde $\psi^*(t)$ es el complejo conjugado de la función wavelet $\psi(t)$ que satisface las siguientes condiciones:

$$\begin{aligned} \Rightarrow \lim_{t \rightarrow \infty} \psi(t) &= 0 \\ \Rightarrow \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt &= 0 \end{aligned}$$

En la primera condición, la función debe decaer con respecto al tiempo para garantizar localización y en la segunda la función corresponde a un filtro pasabanda, por lo que oscila como una onda. Además, $\psi(t)$ se comprime o se expande dependiendo del parámetro de escala a , por lo que la CWT puede extraer las componentes de alta y baja frecuencia de la señal $x(t)$.

La complejidad computacional y la información redundante de la CWT se puede reducir si el parámetro de escala a se discretiza a lo largo de la secuencia diádica 2^j , donde $j = 1, 2, 3, \dots, N$ obteniendo la DyWT que se define como:

$$\text{DyWT}_x(b, 2^j) = \frac{1}{2^j} \int_{-\infty}^{\infty} X(t) \Psi^* \left(\frac{t-b}{2^j} \right) dt$$

$$\text{donde } \Psi_{2^j}(t) = \frac{1}{2^j} \Psi \left(\frac{t}{2^j} \right)$$

Sobre esta base, Mallat (1989) propuso un algoritmo rápido para calcular esta transformada y demostró que si se selecciona una función wavelet que sea la primera derivada de una función suavizada, entonces los máximos locales de la DyWT indican las variaciones abruptas en la señal, mientras que los mínimos locales indican las variaciones lentas.

Una limitación del algoritmo de Mallat es que sólo permite calcular la CWT para valores de escala que sean potencias de 2.

3.15. FT –TRANSFORMADA DE FOURIER EN EEG

El análisis tiempo-frecuencia de una señal permite identificar simultáneamente, la distribución espectral de la energía y su evolución temporal.

Gran cantidad de señales, entre ellas las de EEG, presentan características que se evidencian con claridad en el dominio de la frecuencia. Una de las herramientas más utilizadas para el estudio de dichas características es la Transformada de Fourier (TF), que permite determinar el contenido frecuencial de la señal. Esta técnica es suficiente para señales estacionarias ya que presenta buena localización en frecuencia, sin embargo la información que provee la transformada de Fourier no está localizada en el tiempo. En consecuencia, las señales de EEG, típicamente no estacionarias, no quedan descriptas completamente mediante esta técnica.

Dada una señal $s(t)$ de energía finita, su transformada de Fourier es una función de la frecuencia (f), definida por:

$$TF\{s(t)\} = \hat{s}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)e^{-j2\pi f t} dt$$

Para el caso de tiempo discreto, se define como:

$$TFTD\{s(n)\} = \hat{s}(f) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} s(n)e^{-j2\pi n f}$$

$\hat{s}(f)$ es una nueva representación de $s(t)$ o $s(n)$, que facilita la visualización de la distribución en frecuencia de la energía. Sin embargo, mediante la TF no se obtiene información acerca del instante en que aparecen/desaparecen las diferentes componentes de frecuencia, es decir que la TF no brinda información de eventos transitorios, como por ejemplo las crisis epilépticas.

A pesar de estas limitaciones, existen gran cantidad de casos en los que la TF es utilizada en el procesamiento de señales de EEG, especialmente en aquellos en los que se desea estudiar el comportamiento espectral de algún evento (ritmos cerebrales, crisis epilépticas, movimientos voluntarios, etc.). Un ejemplo claro es el caso de señales con ritmos cerebrales, en las que la técnica se utiliza para la caracterización espectral, la separación de los diferentes ritmos y la estimación de las frecuencias dominantes de cada uno de ellos.

3.16. CLASIFICADOR LINEAL DE FISHER

Análisis Discriminante Lineal (ADL) es una generalización del discriminante lineal de Fisher, un método utilizado en estadística, reconocimiento de patrones y aprendizaje de máquinas para encontrar una combinación lineal de rasgos que caracterizan o separan dos o más clases de objetos o eventos. La combinación resultante puede ser utilizada como un clasificador lineal, o más comúnmente, para la reducción de dimensiones antes de la posterior clasificación.

LDA está estrechamente relacionado con el análisis de varianza (ANOVA) y el análisis de regresión, el cual también intenta expresar una variable dependiente como la combinación lineal de otras características o medidas.^{1 2} Sin embargo, ANOVA usa variables independientes categóricas y una variable dependiente continua, mientras que el análisis discriminante tiene variables independientes continuas y una variable dependiente categórica (o sea, la etiqueta de clase). La regresión logística y la regresión probit son más parecidas a ADL que ANOVA, pues también explican una variable categórica por los valores de variables independientes continuas. Estos otros métodos son preferibles en aplicaciones donde no es razonable asumir que las variables independientes están normalmente distribuidas, lo cual es una suposición fundamental del método ADL.

ADL está también estrechamente relacionado con el análisis de componente principal (ACP) y el análisis factorial en que ambos buscan combinaciones lineales de variables que explican mejor los datos. ADL explícitamente intenta modelar la diferencia entre las clases de datos. ACP por otro lado no toma en cuenta cualquier diferencia entre las clases, y el análisis factorial construye las combinaciones de características basadas en las diferencias en vez de las semejanzas. El análisis discriminante es también diferente del análisis factorial en que no es una técnica de independencia: una distinción entre las variables independientes y las variables dependientes (también llamadas variables de criterio) debe estar hecha. ADL trabaja cuando las medidas hechas sobre las variables independientes para cada observación son valores continuos. Al ocuparse de variables independientes categóricas, la técnica equivalente es el análisis discriminante de correspondencia.

Tras todo lo anteriormente introducido sobre este clasificador, matemáticamente hablando, la regla del discriminante lineal de Fisher menciona lo siguiente:

Sea la variable $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_N \end{pmatrix}$ y dos poblaciones π_1 y π_2 .

Sean $E_{\pi_1}(X) = \mu_1$ y $E_{\pi_2}(X) = \mu_2$ con $V_{\pi_1}(X) = V_{\pi_2}(X) = \Sigma$

Se busca una combinación lineal de la forma:

$$Y = l'X = l_1X_1 + l_2X_2 + \dots + l_pX_p$$

que sea óptima para clasificar una observación en alguna de las dos poblaciones

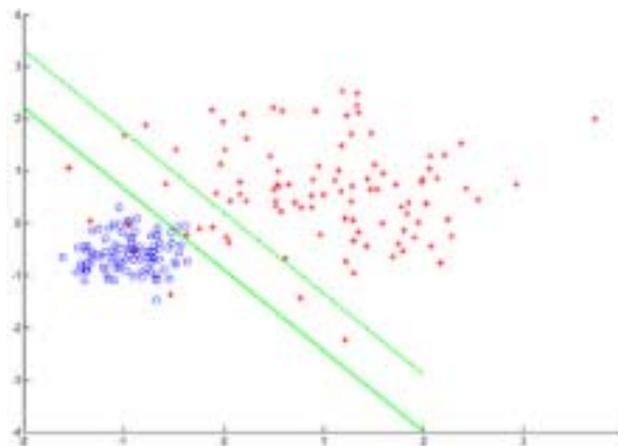


Fig.27 Clasificador Fisher de Dos Clases

La aplicación principal del análisis discriminante en medicina es la valoración del estado de severidad en los pacientes y pronóstico de los resultados de la enfermedad. Por ejemplo, durante el análisis retrospectivo, los pacientes están divididos en grupos según la severidad de la enfermedad – ligera, moderada y severa. Luego los resultados del análisis clínico y de laboratorio son estudiados para revelar variables que son estadísticamente diferentes en los grupos estudiados. Usando estas variables las funciones discriminantes se construyen, lo cual ayuda a clasificar objetivamente la magnitud de la enfermedad en un futuro paciente en ligera, moderada o severa. En la biología, principios similares son usados para clasificar y definir grupos de diferentes objetos biológicos, por ejemplo, para definir tipos de fagos de Salmonella enteritidis, basados en el espectro infrarrojo de la transformada de Fourier, para detectar una fuente animal de Escherichia Coli, estudiando sus factores de virulencia, etc.

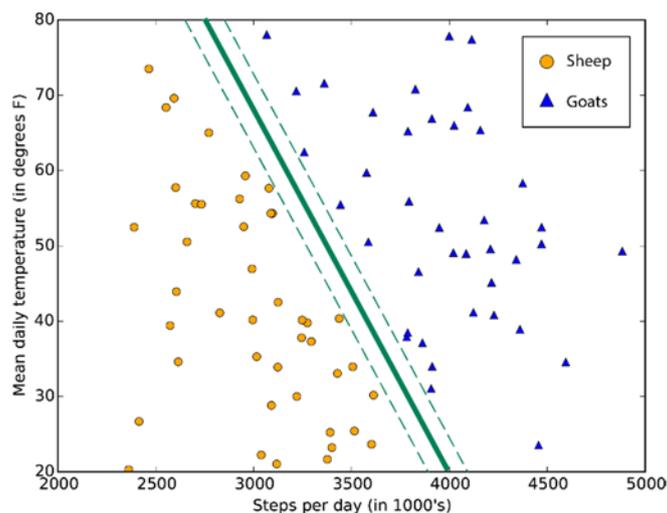


Fig.28 Clasificador Fisher de Dos Clases con Margen en Frontera

CAPÍTULO 4

METODOLOGIA EMPLEADA Y SOFTWARE DESARROLLADO

4.1. INTRODUCCION

En el presente capítulo, se procede a la presentación del software desarrollado en este proyecto. Tal software ha sido denominado como BCI Simulator pues además de implementar un decisor en función de la señal registrada, reproduce la sesión BCI grabada, para permitir así estudiar de los sujetos con mayor detenimiento todos y cada uno de los eventos ocurridos en dicha sesión y así poder determinar y/o averiguar nuevas características en el estudio de EEG.

Durante el presente capítulo se explica con mayor detenimiento el funcionamiento de cada una de las partes del mismo, intentando dar un enfoque simple dentro de la complejidad que el mismo ya posee para haber logrado su desarrollo.

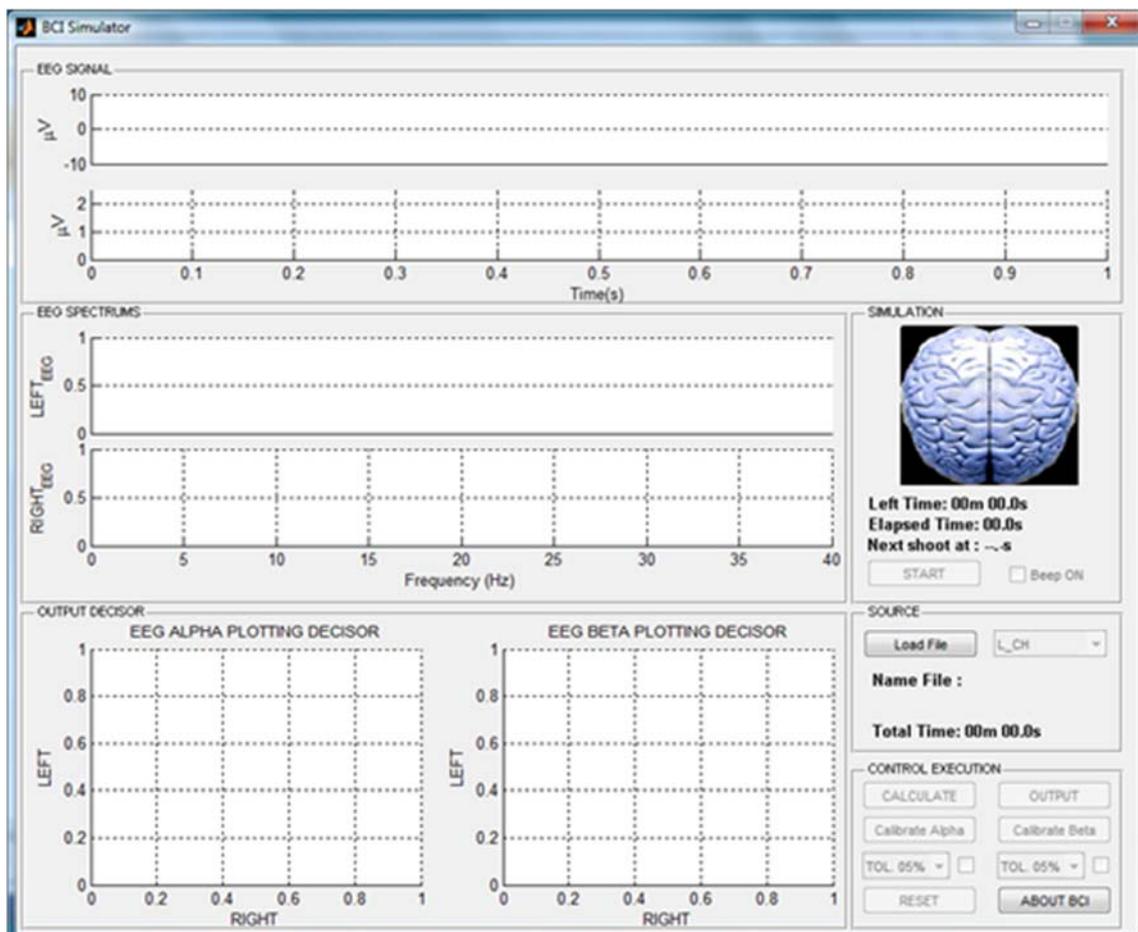


Fig29a. Pantalla principal BCI Simulator

4.2. DESCRIPCION

BCI Simulator, es un software desarrollado en MATLAB con el fin de reproducir tantas veces como se quiera las sesiones de BCI EEG que hayan sido registradas, y a su vez permitir con el algoritmo implementado determinar si el sujeto estaba pensando en un movimiento a derechas o en un movimiento a izquierdas.

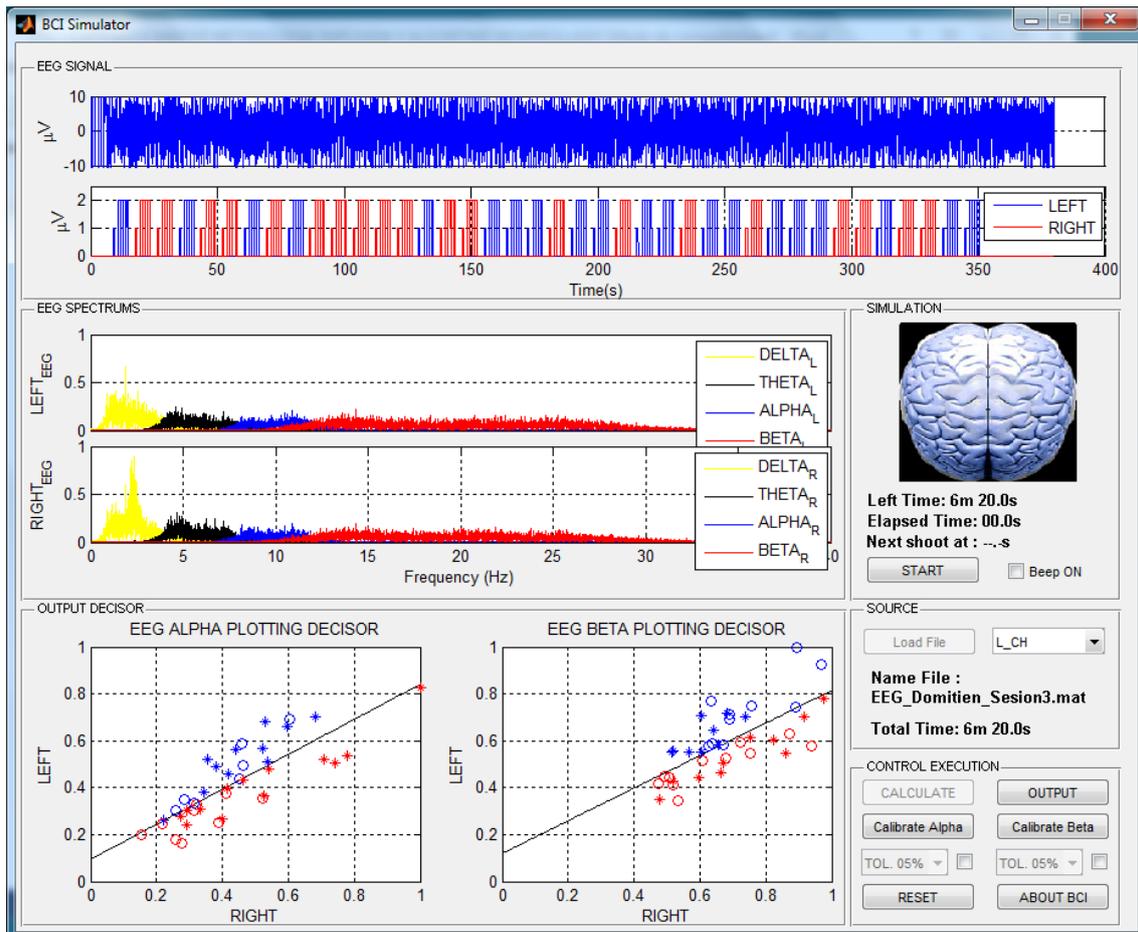


Fig29b. BCI Simulator en funcionamiento

Como puede verse en la figura sobre estas líneas, se muestra BCI Simulator con una sesión BCI cargada, analizada y lista para su simulación. Pero para mejor comprensión del funcionamiento del mismo, en los siguientes subapartados se describe cada una de las partes del software.

4.2.1. ESPACIO “EEG SIGNAL”

Ubicado en la parte alta de la ventana, EEG Signal contiene dos representaciones en el dominio del tiempo (en segundos), y cuya magnitud se representa en micro voltios.

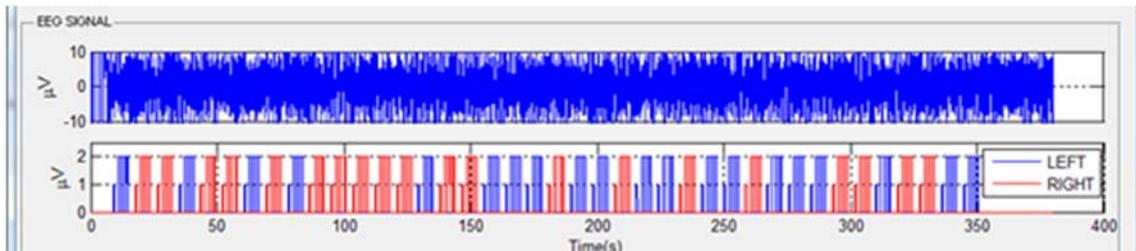


Fig30. EEG Signal

Prosiguiendo y de arriba hacia abajo, la primera de ellas representada en azul, corresponde al canal izquierdo del registro EEG, el cual podremos intercambiar por el derecho seleccionándolo desde el control ubicado en el panel “SOURCE”. En el caso de que se intercambiara, automáticamente se graficaría el correspondiente EEG del canal derecho en color rojo. Pues para este software se ha determinado que el color rojo vaya ligado al movimiento a derechas, y el canal izquierdo al color azul.

En la segunda gráfica, lo que se representa son los targets que se le marcaron al paciente ó sujeto en el momento que se hizo la grabación de la sesión de BCI. Estos targets consisten en pulsos azules que indican al paciente que piense en movimientos a izquierdas y en pulsos rojos que indican que piense a derechas. Tales targets, independientemente que sean de izquierdas o derechas, se componen de cinco pulsos espaciados un segundo. El pulso inicial de un microvoltio de amplitud indica al sujeto que se prepare. Esto es, es la señal de “ready” (preparado/a). A esta señal le siguen los cuatro pulsos restantes de una amplitud doble a esta primera, en los cuales (como ya se ha descrito en función del color) el sujeto estaba pensando lo que se le indicó, esto es, que pensara en un movimiento a derechas ó en un movimiento a izquierdas.

4.2.2. ESPACIO “EEG SPECTRUMS”

En este apartado se describe otra interesante área mostrada en la ventana del software. Su cometido no es otro que el de representar para cada uno de los dos canales extraídos del EEG, las cuatro principales componentes espectrales. Esto es: Delta, Theta, Alpha y Beta. Cuyos valores ó rangos en frecuencia fueron descritos en el capítulo anterior, y que como puede verse en la figura bajo estas líneas se comprenden entre los cero y los cuarenta hercios.

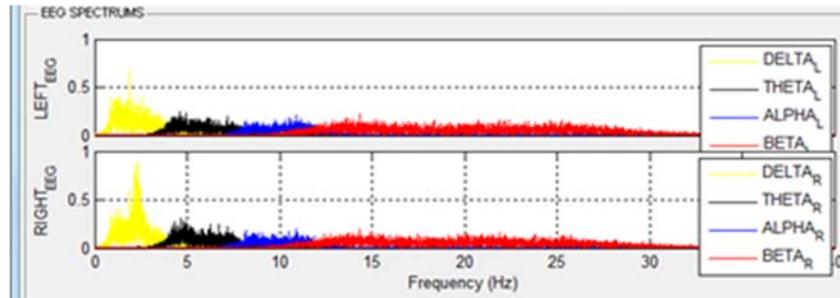


Fig31. EEG Spectrums

Para la representación de estas cinco componentes, el proceso ha consistido en un filtrado previo para despojar de las componentes parásitas que hayan podido acoplarse al registro. Dicho filtrado se realiza con un filtro tipo Butterworth para después con este mismo filtro ir extrayendo en un proceso iterativo y de menor a mayor frecuencia las cuatro bandas de cada canal. Siendo entonces este el orden a seguir en términos de filtrado para ambos canales:

- 1) Filtrado Anti-Parasitos
- 2) Filtrado DELTA
- 3) Filtrado THETA
- 4) Filtrado ALPHA
- 5) y Filtrado BETA

Filtro de Butterworth

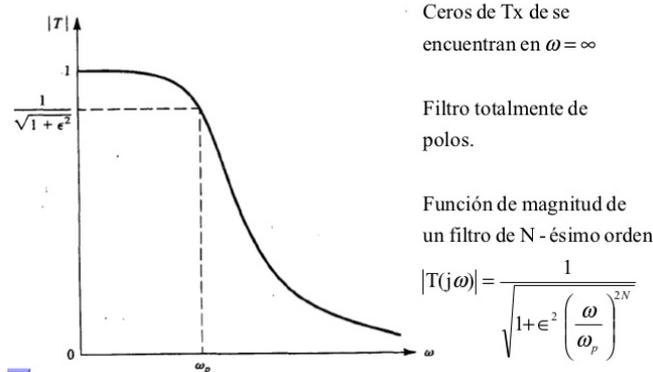


Fig32. Función Transferencia Filtro Butterworth

Finalmente, para cada uno de los dos canales, estas cuatro sub-señales son normalizadas y representadas en el dominio de la frecuencia en una escala de amplitud (ya adimensional tras este normalizado) de entre cero y uno. Pues con carácter posterior lo que interesa con este normalizado es poder facilitar la toma de decisiones de si la muestra obtenida es un valor perteneciente a la clase derecha o un valor de la clase izquierda.

4.2.3. ESPACIO “OUTPUT DECISOR”

Es habitual en BCI utilizar para entrenar el clasificador y para hacer las predicciones del sistema utilizar conjuntamente Alpha y Beta. También es frecuente la implementación de algoritmos de selección de características que escogen aquellas que son más relevantes para poder incrementar el rendimientos del clasificador. En este proyecto no se ha implementado ningún algoritmo de selección de características, pero muestra los resultados que se obtendrían cuando se utiliza Alpha ó Beta de forma independiente. De esta forma el software muestra de forma didáctica los diferentes rendimientos en clasificación en función de las características empleadas.

En esta área del software (OUTPUT DECISOR), es donde encontraremos las decisiones tomadas para Alpha y para Beta.

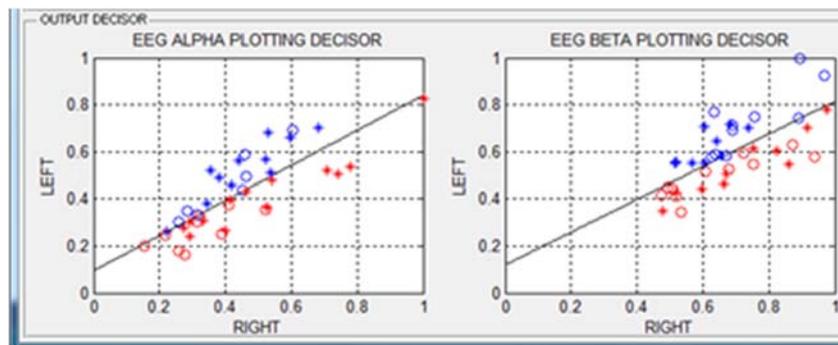


Fig33. Output Decisor

Como puede verse en la figura, se han ubicado cada uno de los diferentes cuarenta disparos en función de su potencia normalizada para Alpha en el canal izquierdo y la potencia normalizada para Alpha en el canal derecho, obteniendo de este modo las coordenadas que ubican en el espacio del decisor a la muestra en cuestión. Cada uno de estos dos valores de potencia que ofrece las coordenadas en este espacio normalizado bidimensional, ha sido calculado sólo en el instante decisivo cuando se le indicó al paciente que pensara en un movimiento a derechas o en un movimiento a izquierdas. Esto significa, que este valor de potencia es más fiable pues está calculado sobre una porción o ventana puntual del EEG de cuatro segundos exactos de duración. Análogamente, para el espacio de valores de Beta, el proceso de obtención de la ubicación de las muestras es exactamente el mismo, calculando sus coordenadas mediante la potencia extraída en la citada ventana en Beta por el canal derecho y por el canal izquierdo.

Tras la ubicación de los cuarenta ensayos o disparos, el software traza la frontera de decisión, que no es más que el fundamento del clasificador lineal de Fisher. Tal frontera trata de una función de primer grado, esto es, una recta modelada en primera instancia mediante un algoritmo que calcula la recta de regresión que mejor se ajusta a la nube de puntos obtenida. Después de obtener dicha recta, es cuando el algoritmo toma verdaderamente las decisiones, clasificando las muestras en las dos clases (Izquierda="Azul" ó Derecha="Rojo") del siguiente modo:

- a) **Positivo:** cuando una muestra está correctamente clasificada, pues coincide la decisión con su respectivo target mostrado en la gráfica del tren de targets del área de EEG Signal, esta es dibujada con un asterisco.
- b) **Positivo-Negativo:** se llama así ó también un falso positivo, a toda aquella muestra clasificada en la clase que no le corresponde. Tales muestras se mostrarán en el color que han sido clasificadas mediante un círculo.
- c) **Negativo:** cuando se active la banda de guarda alrededor de la frontera para muestras que estén muy próximas a esta pues esas muestras por dicha cercanía no queda claro que sean de una clase u otra, serán marcadas como negativos mediante círculos en negro.

4.2.4. ESPACIO “SOURCE”

Esta área está destinada al control de carga de la fuente mediante un botón que nos da acceso al sistema de directorios de la máquina para poder seleccionar el archivo, a la selección para su visualización del EEG del canal izquierdo ó derecho y a mostrar el tiempo total del registro y el nombre del archivo que lo contiene.

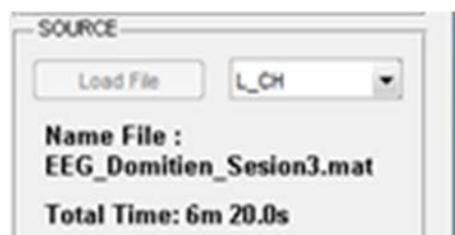


Fig34. Source

4.2.5. ESPACIO “CONTROL EXECUTION”

Esta área está destinada al control de ejecución de diferentes funciones que implementa el software una vez que se ha cargado correctamente el archivo.

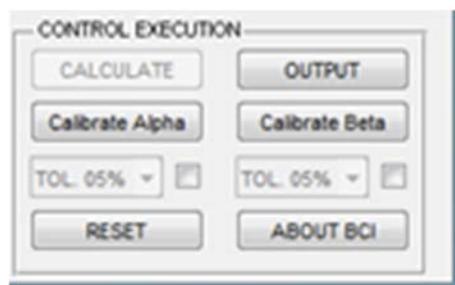


Fig35. Control Execution

A continuación describimos cada uno de ellos:

- a) **CALCULATE:** este botón está destinado a calcular los espectros de EEG del área “EEG Espectrums” y los valores de salida del decisor mostrados en las gráficas descritas anteriormente correspondientes al área de OUTPUT DECISOR.
- b) **Calibrate Alpha/Beta:** estos dos botones permiten mover la frontera de decisión haciéndola negativa cuando es positiva, cambiar su pendiente y desplazarla arriba o abajo.

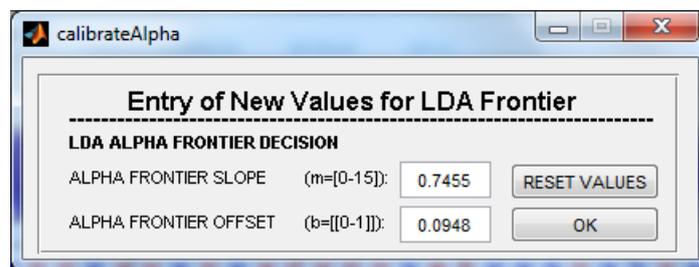


Fig36. Calibrate

- c) **TOL.:** estos dos selectores están destinados a marcar el ancho en tanto por ciento respecto de la frontera para activar los posibles negativos que hayan en nuestro decisor. Los valores de tolerancia van comprendidos desde un uno por cien hasta un dieciséis por cien.
- d) **RESET:** este botón permite resetear la simulación, ó reiniciar la aplicación por completo poniéndola a cero lista para un nuevo registro de EEG. Para ello un cuadro de diálogo como el siguiente aparecerá. Si se responde YES, el software se reseteará por completo borrando toda la sesión, y si por el contrario se responde NO, el software tan solo reiniciará el área de simulación dejando el resto de la sesión preservada correctamente.

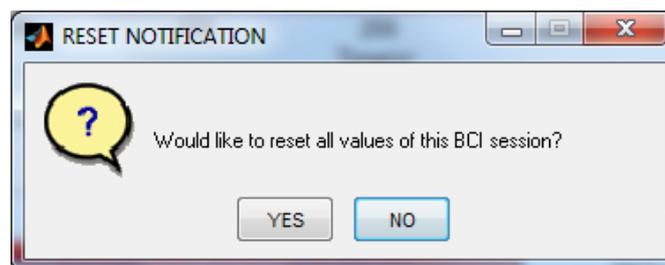


Fig37. Cuadro diálogo RESET

- e) **ABOUT BCI:** este último botón permite mostrar la ventana de créditos del software.



Fig38. About BCI

- f) **OUTPUT:** este botón está destinado a mostrar los valores estadísticos obtenidos por el clasificador tanto en Alpha como en Beta.

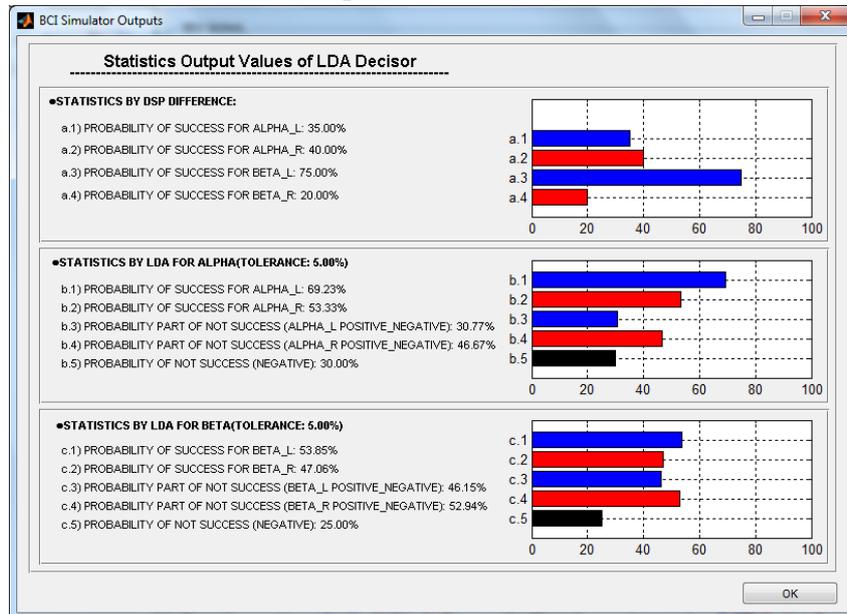


Fig39. BCI Simulator Outputs

Como puede verse, este apartado otorga valores estadísticos de todos los tipos obtenidos. Esto es, positivos, negativos y falsos positivos. Además otorga una visión gráfica de dichos valores, permitiendo una mayor facilidad de visión de los resultados. En la parte alta de esta ventana se puede ver, que se tiene una estadística basada en la diferencia de potencia entre ambos canales, derecha e izquierda. Y a continuación se muestran las estadísticas de interés del decisor lineal de Fisher, mostrando además la tolerancia en el caso de que esta esté activada.

Para finalizar, cabe decir que esta ventana de estadística permite la generación de un archivo de texto, el cual será siempre sugerido mediante un cuadro de diálogo al usuario cuando desee cerrar la ventana. A continuación mostramos uno de estos archivos de salida a modo de ejemplo:

```
-----
          **** Statistics Output Values of LDA Decisor ***
-----
•STATISTICS BY DSP DIFFERENCE:
-----
a.1) PROBABILITY OF SUCCESS FOR ALPHA_L: 65.00%
a.2) PROBABILITY OF SUCCESS FOR ALPHA_R: 35.00%
a.3) PROBABILITY OF SUCCESS FOR BETA_L: 80.00%
a.4) PROBABILITY OF SUCCESS FOR BETA_R: 20.00%
-----
•STATISTICS BY LDA FOR ALPHA(TOLERANCE: 0.00%)
-----
b.1) PROBABILITY OF SUCCESS FOR ALPHA_L: 58.82%
b.2) PROBABILITY OF SUCCESS FOR ALPHA_R: 56.52%
b.3) PROBABILITY PART OF NOT SUCCESS (ALPHA_L POSITIVE_NEGATIVE):
41.18%
b.4) PROBABILITY PART OF NOT SUCCESS (ALPHA_R POSITIVE_NEGATIVE):
43.48%
b.5) PROBABILITY OF NOT SUCCESS (NEGATIVE): 0.00%
-----
•STATISTICS BY LDA FOR BETA(TOLERANCE: 0.00%)
-----
c.1) PROBABILITY OF SUCCESS FOR BETA_L: 47.37%
c.2) PROBABILITY OF SUCCESS FOR BETA_R: 47.62%
c.3) PROBABILITY PART OF NOT SUCCESS (BETA_L POSITIVE_NEGATIVE):
52.63%
c.4) PROBABILITY PART OF NOT SUCCESS (BETA_R POSITIVE_NEGATIVE):
52.38%
c.5) PROBABILITY OF NOT SUCCESS (NEGATIVE): 0.00%
-----
Date           : 28-Jun-2016 17:56:39
Name of File:  output.txt
Size of File: 1731 bytes
-----
          *** END OF STATISTICS OUTPUT FILE ***
-----
```

Si al cuadro de diálogo inmediato se responde YES, este nos creará un archivo de resultados como el mostrado líneas inmediatas anteriores.

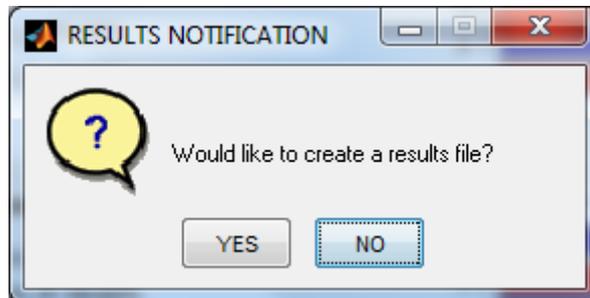


Fig40. Cuadro diálogo RESULTS

4.2.6. ESPACIO “SIMULATION”

Se llega en este punto a la última área a describir del software, se trata del módulo que permite simular en tiempo real la sesión de BCI y además ir viendo muestra a muestra cómo van siendo clasificadas según el criterio del clasificador lineal de Fisher todos y cada uno de los cuarenta disparos en las gráficas destinadas para tal fin ubicadas en el área de OUTPUT DECISOR descrita en líneas superiores.

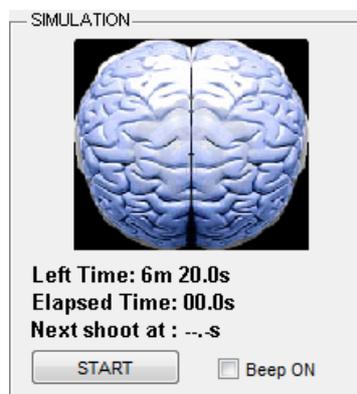


Fig41. Simulation

En esta área podemos encontrar primeramente los dos hemisferios cerebrales, los cuales se utilizan para marcar en un tono rosado durante la simulación aquel que se espera que sea estimulado, y manteniendo el restante en el tono azulado.

Tres marcas temporales:

- Left Time:** muestra el tiempo que resta para que la simulación finalice
- Elapsed Time:** muestra el tiempo transcurrido de la simulación
- Next shoot at:** muestra el instante del siguiente disparo

El botón START, es el responsable de iniciar la simulación una vez que el archivo haya sido correctamente cargado mediante LOAD y calculado mediante CALCULATE. Tras pulsar e iniciar la simulación, el valor de este botón cambiará a STOP, permitiendo detener la simulación. Momento en el cual mientras no se haya alcanzado el final del fichero se volverá a tornar como START para proseguir con la simulación. Además, y de carácter muy interesante para las simulaciones, el check box ubicado a la derecha de este botón, nos permitirá activar las señales acústicas que señalarán cada uno de los diferentes disparos que vayan sucediendo a lo largo de la simulación.

4.3. ESPACIO DE TRABAJO. REGISTROS EEG CUD

El espacio de trabajo de registros EEG utilizado, se basa en grabaciones realizadas en el Centro Universitario de la Defensa de San Javier mediante el sistema EEG “g-tec” mundialmente conocido. Tales registros están contenidos en dos archivos. El primero de ellos contiene datos en formato MATLAB con cuatro pistas ó tracks de información muestreados exactamente a doscientas cincuenta y seis muestras por segundo que se describen a continuación:

- a) La primera de las pistas, contiene un vector de tiempos con cada uno de los instantes donde se tomó la muestra de EEG registrada.
- b) Los siguientes dos pistas, esto es, la dos y la tres, contienen la información en bruto tomada del sujeto de la señal de EEG de los canales izquierdo y derecho respectivamente.
- c) Y finalmente el cuarto canal, contiene un vector de valores de cero, uno y dos para indicar así los instantes donde se inició el disparo ó señalización al sujeto, donde se inició el indicar al sujeto que pensase en ese movimiento ó que sencillamente descansara y no pensase en nada.

Además, estos archivo siempre tendrán un nombre siguiendo la sintaxis EEG_Domitien_SesionX, donde X es 1,2,3,4...N Indicando así el número de sesión EEG que corresponde y facilitando al segundo tipo de archivo su identificación, pues este segundo archivo contiene los targets o salidas deseadas para cada una de las sesiones existentes de archivos del primer tipo descrito. Y este archivo contendrá tantas pistas o tráck como sesiones haya realizadas, correspondiendo cada pista a su sesión.

4.4. CODIGO FUENTE. ARCHIVOS

Durante este apartado se mencionan y describen cada uno de los archivos de código MATLAB creados para el completo desarrollo del presente software. Dichos archivos y su correspondiente código puede encontrarse en la carpeta adjunta a esta memoria. Debido a su extensión y que su inclusión haría ilegible esta memoria, se ha decidido únicamente reflejar en los apartados siguientes pequeños trozos de código a modo de ejemplo.

4.4.1. ARCHIVO “guiBCI.m”

Este archivo es el archivo principal del proyecto, es el que ejecuta el proceso principal de ejecución e incluye todas las llamadas a las rutinas generadas y a los archivos externos de apoyo generados.

```

139 -         if nCurrentShoot == 1
140 -             if session(nCurrentShoot) == 1
141 -                 %IZQUIERDA
142 -                 axes(handles.axes8);
143 -                 handles.imagen = imread('hemisferioL_P.png');
144 -                 imagesc(handles.imagen), axis off;
145 -                 axes(handles.axes9);
146 -                 handles.imagen = imread('hemisferioR_N.png');
147 -                 imagesc(handles.imagen), axis off;
148 -             elseif session(nCurrentShoot) == 0
149 -                 %DERECHA
150 -                 axes(handles.axes8);
151 -                 handles.imagen = imread('hemisferioL_N.png');
152 -                 imagesc(handles.imagen), axis off;
153 -                 axes(handles.axes9);
154 -                 handles.imagen = imread('hemisferioR_P.png');
155 -                 imagesc(handles.imagen), axis off;
156 -             end
157 -             %Inicializa el proteo 1 a 1 en Grafica ALPHA
158 -             cla(handles.axes6, 'reset');
159 -             p = zeros(1,2);
160 -             p(1) = mA;
161 -             p(2) = bA;
162 -             x1 = linspace(0,1,100);
163 -             y1 = polyval(p,x1);
164 -             axes(handles.axes6);
165 -             plot(x1,y1,'k'), title('EEG ALPHA PLOTTING DECISOR'), ylim([0 1]), xlim([0 1]);
166 -             grid on, hold on, xlabel('RIGHT'), ylabel('LEFT');
167 -             if toleALPHA > 0
168 -                 y1 = linspace(y1(1)*(1-toleALPHA), y1(end)*(1-toleALPHA), 100);
169 -                 plot(x1,y1,'m');
170 -                 y1 = polyval(p,x1);
171 -                 y1 = linspace(y1(1)*(1+toleALPHA), y1(end)*(1+toleALPHA), 100);
172 -                 plot(x1,y1,'m');
173 -             end
174 -             %Inicializa el proteo 1 a 1 en Grafica BETA
175 -             cla(handles.axes7, 'reset');
176 -             p = zeros(1,2);
177 -             p(1) = mB;
178 -             p(2) = bB;
179 -             x1 = linspace(0,1,100);
180 -             y1 = polyval(p,x1);
181 -             axes(handles.axes7);
182 -             plot(x1,y1,'k');
183 -             title('EEG BETA PLOTTING DECISOR'), ylim([0 1]), xlim([0 1]);
184 -             grid on, hold on, xlabel('RIGHT'), ylabel('LEFT');
185 -             if toleBETA > 0
186 -                 y1 = linspace(y1(1)*(1-toleBETA), y1(end)*(1-toleBETA), 100);
187 -                 plot(x1,y1,'m');
188 -                 y1 = polyval(p,x1);
189 -                 y1 = linspace(y1(1)*(1+toleBETA), y1(end)*(1+toleBETA), 100);
190 -                 plot(x1,y1,'m');
191 -             end
192 -         end
193 -         %-----
194 -         estado = get(handles.checkbox1, 'Value');
195 -         cadena = get(handles.pushbutton2, 'String');
196 -         while strcmp(cadena, 'STOP')
197 -             textLabel = sprintf('Left Time: %dm %3.1fs', min, sec);
198 -             set(handles.text6, 'String', textLabel);
199 -             textLabel = sprintf('Elapsed Time: %3.1fs', secAsc);
200 -             set(handles.text7, 'String', textLabel);
201 -             cadena = get(handles.pushbutton2, 'String');
202 -             %CRONOMETRO DESCENDENTE
203 -             if sec > 0
204 -                 sec = sec - 0.2;
205 -                 secAsc = secAsc + 0.2;
206 -             else

```

Fig.42 Código de fichero guiBCI.m

4.4.2. ARCHIVO “fftPower.m”

Este archivo es un archivo externo destinado a la generación del espectro de una señal en el dominio temporal que se le dé como entrada.

```
1 function [freq,amp] = fftPower(in_vect, SR)
2 % -----
3 % [freq,amp] = fftPower(in_vect, SR);
4 %
5 % This function provides an FFT output that is understandable.
6 % The outputs should be self explanatory. Use "plot(freq,amp)" to
7 % show the frequency spectrum. The amplitude is normalized
8 % so and amplitude of 1 represents an sine wave with and
9 % amplitude of one.
10 %
11 % Las entradas son:
12 %     in_vect : Vector de señal de entrada
13 %     SR      : Frecuencia de muestreo de in_vect
14 % -----
15
16 %if nargin ~= 3
17 %   in_vect = in_vect - mean(in_vect);
18 %end
19
20 - h = fft(in_vect);
21 - m = abs(h)*2/length(h);
22 - f = (0:length(h)-1)/length(h)*SR;
23
24 - amp = m(1:(length(m)/2));
25 - freq = f(1:(length(f)/2));
26
```

Fig.43 Código de fichero fftPower.m

4.4.3. ARCHIVOS “calibrateAlpha.m” y “calibrateBeta.m”

Estos dos archivos externos están destinados al cuadro de diálogo que gestiona los valores de calibrado de la frontera de decisión para el decisor lineal de Fisher en Alpha y en Beta.

```

85 - global lAciertoA lContA rAciertoA rContA nulosA toleALPHA; %Para ALPHA
86 - isOK1 = 0;
87 - isOK2 = 0;
88 - mA = str2double(get(handles.edit1, 'String'));
89 - if mA >= -15 && mA <= 15 %Aprox. 86° 12' de Inclinación máx permitida para
90 - %disp('1 Esta OK');
91 - isOK1 = 1;
92 - end
93 - bA = str2double(get(handles.edit2, 'String'));
94 - if bA >= 0 && bA < 1
95 - %disp('2 Esta OK');
96 - isOK2 = 1;
97 - end
98 - if isOK1 && isOK2
99 - %disp('TODO OK!!!');
100 - choice = questdlg('Would like to modify de frontier values?', ...
101 - 'DECISOR NOTIFICATION', 'YES', 'NO', 'NO');
102 - if strcmp(choice, 'YES')
103 - figHandles = get(0, 'Children');
104 - cla(nube_1, 'reset');
105 - p = zeros(1,2);
106 - p(1) = mA;
107 - p(2) = bA;
108 - x1 = linspace(0,1,100);
109 - y1 = polyval(p,x1);
110 - axes(nube_1);
111 - plot(x1,y1,'k');
112 - title('EEG ALPHA PLOTTING DECISOR'), ylim([0 1]), xlim([0 1]);
113 - grid on, hold on, xlabel('RIGHT'), ylabel('LEFT');
114 - if toleALPHA > 0
115 - y1 = linspace(y1(1)*(1-toleALPHA),y1(end)*(1-toleALPHA),100);
116 - plot(nube_1,x1,y1,'m');
117 - y1 = polyval(p,x1);
118 - y1 = linspace(y1(1)*(1+toleALPHA),y1(end)*(1+toleALPHA),100);
119 - plot(nube_1,x1,y1,'m');
120 - end
121 - rAciertoA = 0;
122 - rContA = 0;
123 - lAciertoA = 0;
124 - lContA = 0;
125 - nulosA = 0;
126 - %BUCLE DISCRIMINADOR PUNTO A PUNTO PARA ALPHA
127 - for i=1:40
128 - y = mA*AlphaBeta_L(1,i) + bA;
129 - %DERECHA
130 - if AlphaBeta_R(1,i) < y*(1-toleALPHA)
131 - rContA = rContA + 1;
132 - if session(i)==0
133 - rAciertoA = rAciertoA + 1;
134 - plot(AlphaBeta_L(1,i),AlphaBeta_R(1,i),'r*');
135 - AlphaBeta_OUTS(1,i) = 1; %POSITIVO
136 - else
137 - plot(AlphaBeta_L(1,i),AlphaBeta_R(1,i),'ro');
138 - AlphaBeta_OUTS(1,i) = -1; %POSITIVO_NEGATIVO
139 - end
140 - %IZQUIERDA
141 - elseif AlphaBeta_R(1,i) > y*(1+toleALPHA)
142 - lContA = lContA + 1;
143 - if session(i)==1
144 - lAciertoA = lAciertoA + 1;
145 - plot(AlphaBeta_L(1,i),AlphaBeta_R(1,i),'b*');
146 - AlphaBeta_OUTS(1,i) = 1; %POSITIVO
147 - else
148 - plot(AlphaBeta_L(1,i),AlphaBeta_R(1,i),'bo');
149 - AlphaBeta_OUTS(1,i) = -1; %POSITIVO_NEGATIVO
150 - end
151 - %NULO
152 - else

```

Fig.44 Código de fichero calibrateAlpha.m

4.4.4. ARCHIVO “about.m”

Este archivo externo está destinado a la creación y muestra de la ventana de créditos del software desarrollado.

```

31         'gui_OpeningFcn', @about_OpeningFcn, ...
32         'gui_OutputFcn', @about_OutputFcn, ...
33         'gui_LayoutFcn', [] , ...
34         'gui_Callback', []);
35 -     if nargin && ischar(varargin{1})
36 -         gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
37 -     end
38
39 -     if nargout
40 -         [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
41 -     else
42 -         gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
43 -     end
44     % End initialization code - DO NOT EDIT
45
46
47     % --- Executes just before about is made visible.
48     function about_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
49     % This function has no output args, see OutputFcn.
50     % hObject    handle to figure
51     % eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
52     % handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
53     % varargin   command line arguments to about (see VARARGIN)
54
55     % Choose default command line output for about
56 -     handles.output = hObject;
57 -     axes(handles.axes1);
58 -     handles.imagen = imread('cud.jpg');
59 -     imagesc(handles.imagen), axis off;
60 -     axes(handles.axes2);
61 -     handles.imagen = imread('MP_ETSIT_UPCT_Bicolor.png');
62 -     imagesc(handles.imagen), axis off;
63     % Update handles structure
64 -     guidata(hObject, handles);

```

Fig.45 Código fragmento de fichero about.m

4.4.5. ARCHIVO “myTone.m”

Este archivo externo está destinado a la generación de las señales acústicas destinadas a la simulación (si el usuario lo requiere). Tal archivo es capaz de generar dos tonos consecutivos de una décima de segundo a dos kilohertzios, o un tono de un kilohertzio y tres décimas de segundo de duración.

```
1 function out = myTone(x)
2     fA = 2000;
3     fB = 1000;
4     fsA = 20*fA;
5     fsB = 20*fB;
6     TsA = 1/fsA;
7     TsB = 1/fsB;
8     tTotalA = 0.1;
9     tTotalB = 0.3;
10    tA = 0:TsA:tTotalA;
11    tB = 0:TsB:tTotalB;
12    sA = sin(2*pi*fA*tA);
13    sB = sin(2*pi*fB*tB);
14    if x == 1
15        sound(sA, fsA);
16        sound(sA, fsA);
17        out = 1;           %OK
18    elseif x == 2
19        sound(sB, fsB);
20        out = 1;           %OK
21    else
22        sound(sA, fsA);
23        sound(sB, fsB);
24        out = -1;         %ERROR
25    end
26 end
27
```

Fig.46 Código fichero myTone.m

4.4.6. ARCHIVO “outputs.m”

Este archivo está destinado a la creación y muestra de la ventana de estadísticas del decisor lineal de Fisher, así como también de la generación del archivo de salida con los valores obtenidos si el usuario lo requiere.

```

70 - set(handles.text16, 'String', textLabel);
71 - %Barras en Axes1
72 - axes(handles.axes1);
73 - y = [0, 100*matchBeta_L/20, 0, 100*matchAlpha_L/20];
74 - barh(y,'b'), hold on;
75 - y = [100*matchBeta_R/20, 0, 100*matchAlpha_R/20, 0];
76 - barh(y,'r');
77 - grid on, xlim([0 100]);
78 - set(handles.axes1, 'YTickLabel', {'a.4', 'a.3', 'a.2', 'a.1'});
79 - %-----
80 - %ESTADISTICAS ALPHA POR LDA
81 - %-----
82 - textLabel = sprintf('•STATISTICS BY LDA FOR ALPHA(TOLERANCE: %3.2f%%) \n', toleALPHA*100);
83 - set(handles.text3, 'String', textLabel);
84 - if lContA > 0
85 -     probA = 100*lAciertoA/lContA;
86 - else
87 -     probA = 0;
88 - end
89 - textLabel = sprintf('b.1) PROBABILITY OF SUCCESS FOR ALPHA_L: %3.2f%%', probA);
90 - set(handles.text5, 'String', textLabel);
91 - if rContA > 0
92 -     probB = 100*rAciertoA/rContA;
93 - else
94 -     probB = 0;
95 - end
96 - textLabel = sprintf('b.2) PROBABILITY OF SUCCESS FOR ALPHA_R: %3.2f%%', probB);
97 - set(handles.text6, 'String', textLabel);
98 - textLabel = sprintf('b.3) PROBABILITY PART OF NOT SUCCESS (ALPHA_L POSITIVE_NEGATIVE): %3.2f%%', 100-probA);
99 - set(handles.text7, 'String', textLabel);
100 - textLabel = sprintf('b.4) PROBABILITY PART OF NOT SUCCESS (ALPHA_R POSITIVE_NEGATIVE): %3.2f%%', 100-probB);
101 - set(handles.text18, 'String', textLabel);
102 - textLabel = sprintf('b.5) PROBABILITY OF NOT SUCCESS (NEGATIVE): %3.2f%%', 100*nulosA/nMaxShoots);
103 - set(handles.text8, 'String', textLabel);
104 - %Barras en Axes2
105 - axes(handles.axes2);
106 - y = [0, 0, 100-probA, 0, probA];
107 - barh(y,'b');
108 - hold on, grid on, xlim([0 100]);
109 - y = [0, 100-probB, 0, probB, 0];
110 - barh(y,'r');
111 - y = [100*nulosA/nMaxShoots, 0, 0, 0, 0];
112 - barh(y,'k');
113 - set(handles.axes2, 'YTickLabel', {'b.5', 'b.4', 'b.3', 'b.2', 'b.1'});
114 - %-----
115 - %ESTADISTICAS BETA POR LDA
116 - %-----
117 - textLabel = sprintf('•STATISTICS BY LDA FOR BETA(TOLERANCE: %3.2f%%)', toleBETA*100);
118 - set(handles.text4, 'String', textLabel);
119 - if lContB > 0
120 -     probA = 100*lAciertoB/lContB;
121 - else
122 -     probA = 0;
123 - end
124 - textLabel = sprintf('c.1) PROBABILITY OF SUCCESS FOR BETA_L: %3.2f%%', probA);
125 - set(handles.text9, 'String', textLabel);
126 - if rContB > 0
127 -     probB = 100*(rAciertoB/rContB);
128 - else
129 -     probB = 0;
130 - end
131 - textLabel = sprintf('c.2) PROBABILITY OF SUCCESS FOR BETA_R: %3.2f%%', probB);
132 - set(handles.text10, 'String', textLabel);
133 - textLabel = sprintf('c.3) PROBABILITY PART OF NOT SUCCESS (BETA_L POSITIVE_NEGATIVE): %3.2f%%', 100-probA);
134 - set(handles.text11, 'String', textLabel);
135 - textLabel = sprintf('c.4) PROBABILITY PART OF NOT SUCCESS (BETA_R POSITIVE_NEGATIVE): %3.2f%%', 100-probB);
136 - set(handles.text19, 'String', textLabel);
137 - textLabel = sprintf('c.5) PROBABILITY OF NOT SUCCESS (NEGATIVE): %3.2f%%', 100*nulosB/40);

```

Fig.47 Código fichero myTone.m

CAPÍTULO 5

RESULTADOS

5.1.0. DATOS EMPLEADOS PARA LA OBTENCION DE RESULTADOS

Las señales de electroencefalograma empleadas para probar el software desarrollado en este Proyecto Final de Carrera provienen de un experimento llevado a cabo por los profesores del CUD (Centro Universitario de la Defensa), Pedro José García Laencina y Germán Rodríguez Bermúdez. La figura inmediata a estas líneas muestra el software que emplearon para el experimento realizado, que es una evolución del software BCI para paradigmas de imaginación de movimiento desarrollado por la empresa gTec mediante Simulink. Tal como se puede ver en la figura, el recuadro 1, marcado en rojo, contiene los bloques de adquisición de datos y preprocesado de señal y además permite visualizar la señal de entrada y grabarla. El recuadro 2, en azul, contiene el bloque de extracción de características, que además permite el almacenamiento en un fichero de las características calculadas junto con las señales de sincronización del sistema. El recuadro 3 contiene el bloque de clasificación de señales que también ha sido modificado con respecto al software original y, finalmente, el recuadro 4 en color naranja contiene el bloque de realimentación original.

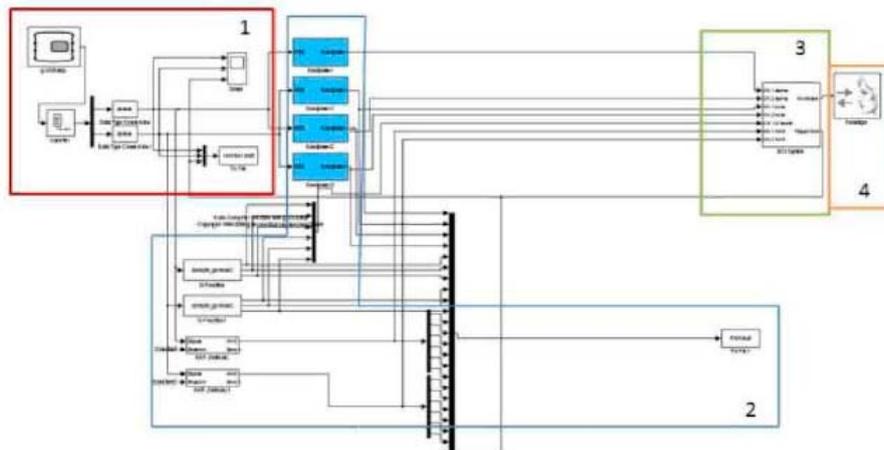


Fig.48 Software SIMULINK para el Desarrollo de los Experimentos

5.1.1. ADQUISICIÓN Y PREPROCESAMIENTO

La adquisición de datos se realizó con electrodos pasivos Ag/CI y un amplificador USBamp muestreando a 256Hz con 8 bits de resolución. Se configuraron dos canales bipolares y en cada uno de ellos se han establecido tres filtros: Un filtro paso alto a 0,5Hz, un paso bajo a 30Hz y un Notch a 50Hz para eliminar ruido de la red eléctrica.

5.1.2. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

El bloque extracción de características que implementaron, tal y como se puede ver en la figura anterior, calculaba tres métodos que trabajan en paralelo. Por ello, no solo dispone de módulos de cálculo de PSD (Power Spectral Density) para las bandas Alpha y Beta, como el software original de "g-tec", sino que desarrollaron módulos de cálculo de los parámetros de Hjorth y se han incluido módulos de modelado adaptativo autoregresivo (AAR), desarrollados en Biosig.

5.1.3. CLASIFICACION

Para el bloque de clasificación, al igual que "g-tec", se empleó un FLD (Fisher Lineal Discriminant). Al tener una extracción de características que proporciona vectores de gran dimensión, se redimensionó tanto el tamaño del vector de pesos como el número de entradas de características del módulo de clasificación.

5.1.4. EXPERIMENTOS Y TOMA DE DATOS

Un total de seis voluntarios participaron en ese estudio compuesto por cinco sesiones de imaginación de movimiento de una de sus manos. Todos ellos estaban libres de medicación y, por otra parte, no presentaban ninguna anomalía del sistema nervioso central. Tal y como se ha comentado más arriba, los experimentos se han realizado con equipamiento BCI de la empresa g.tec. Dado que se considera el paradigma de imaginación de movimiento de una de las manos, se ha utilizado la configuración de canales bipolares en las dos posiciones C3 -hemisferio izquierdo- y C4 -hemisferio derecho- y, además, un quinto electrodo en la posición de referencia Cz. Como tierra se utilizó un electrodo de pinzas en la oreja derecha. Los cinco electrodos pasivos se sitúan sobre el cuero cabelludo de los sujetos utilizando un casco estandarizado para BCI y, antes de situarlos, se aplicó gel para mejorar la adquisición de señal EEG. Todos los electrodos están conectados al equipo g.USBamp, que se ocupó de la adquisición, digitalización y amplificación de las señales EEG.

5.1.5. DESCRIPCION DE LOS EXPERIMENTOS

La duración media de cada experimento de adquisición de datos era de 180 minutos aprox. y se compone de cinco sesiones distintas: las dos primeras sesiones sin realimentación y las tres restantes con realimentación. Durante el experimento, el sujeto se sitúa frente a un ordenador situado a 1 m. Cada sesión consta de 40 intentos (20 "mano izquierda" y 20 "mano derecha") de una duración aproximada de 9 segundos. Una sesión se inicia con la presentación en pantalla de una cruz. A continuación, en $t = 2s$, se reproduce un tono de advertencia ("beep") para indicar al sujeto que tiene que concentrarse. Un segundo más tarde, desaparece la cruz, y se muestra una flecha roja apuntando hacia la derecha o hacia la izquierda durante unos cinco segundos aproximadamente. Dependiendo de la dirección de la flecha, el sujeto tiene que imaginar el movimiento de su mano izquierda o derecha.

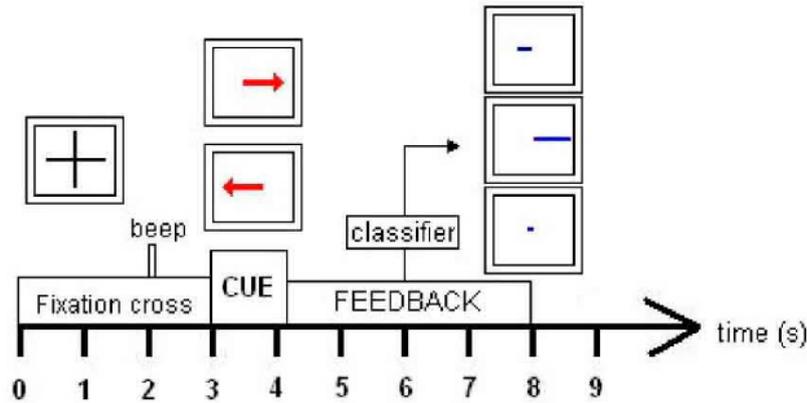


Fig.49 Diagrama Temporal de un intento de Imaginación de Movimiento de mano Derecha/Izquierda con Realimentación

Las señales EEG adquiridas en cada intento entre $t = 3s$ y $t = 7,5s$ son procesadas y clasificadas. Posteriormente, se producen unos instantes sin representación por pantalla (relajación) de duración aleatoria hasta un máximo de $t = 9s$. El intervalo aleatorio se utiliza con el fin de evitar una sincronización del cerebro. Con respecto a las sesiones sin realimentación, el FLD entrenado utiliza las características extraídas de las señales EEG durante el intervalo de clasificación, es decir, se calcula el vector de pesos del discriminante lineal utilizando las señales EEG adquiridas sin realimentación como conjunto de entrenamiento. Una vez que el FLD ha sido entrenado, éste es utilizado durante las sesiones con realimentación para mover la barra azul en función del valor continuo obtenido como salida del clasificador.

5.2.0. RESULTADOS ESTADÍSTICOS

A continuación se va a presentar una serie de resultados de los cuatro registros EEG que se dispone. Los resultados a mostrar serán con y sin zona de tolerancia del cinco por ciento alrededor de la frontera, y así comparar los diferentes resultados obtenidos y su eficacia. Además se mostrará su respectiva salida y situación de la frontera a fin de comprender mejor los efectos.

Se debe tener en cuenta que las señales que se me han proporcionado son de sujetos que nunca había usado nunca antes un sistema BCI y que era la primera vez que intentaban manejarlo. Esto conlleva que el porcentaje de acierto sea bajo debido a que la calidad de la señal EEG de los usuarios para clasificación es baja. Lo habitual es que los usuarios de BCI sean entrenados durante varias sesiones para conseguir incrementar el rendimiento del sistema pues con el tiempo aprenden a modular sus señales de EEG, y esto es algo que en los datos de los que se disponen no se ha realizado.

5.2.1. SUJETO UNO

En este apartado se presentan los resultados obtenidos para el sujeto 1. La primera figura inmediata a estas líneas, muestra de forma gráfica los puntos obtenidos por el decisor de derecha e izquierda. Como se puede ver, hay una gran proximidad entre clases

y se presenta un umbral de separación de compromiso. Los resultados obtenidos de forma cuantitativa son representados tal como se muestra de forma numérica y grafica en sus respectivas figuras. Obteniéndose en este caso (como valores más destacables) del sujeto uno para la clase izquierda usando la característica Alpha, una probabilidad de éxito es de un 57,89% y de un 57,14% para la clase derecha. Análogamente para la característica Beta de este mismo sujeto, se obtiene una probabilidad de éxito de un 47,06% para la clase izquierda, y un 47,83% para la clase derecha.

Aunque no es habitual en sistemas BCI, se ha decidido implementar un sistema de tolerancia que puede oscilar entre un 1% y un 16% alrededor de la frontera de decisión, con el fin de excluir aquellas muestras muy próximas a la frontera.

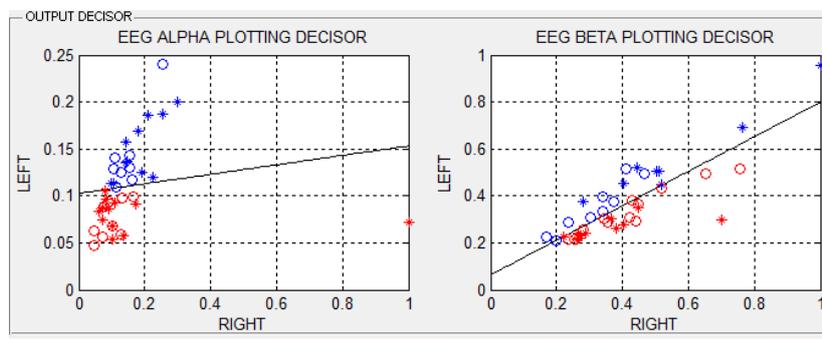


Fig.50 Nube de puntos Sujeto 1 sin Tolerancia 5%

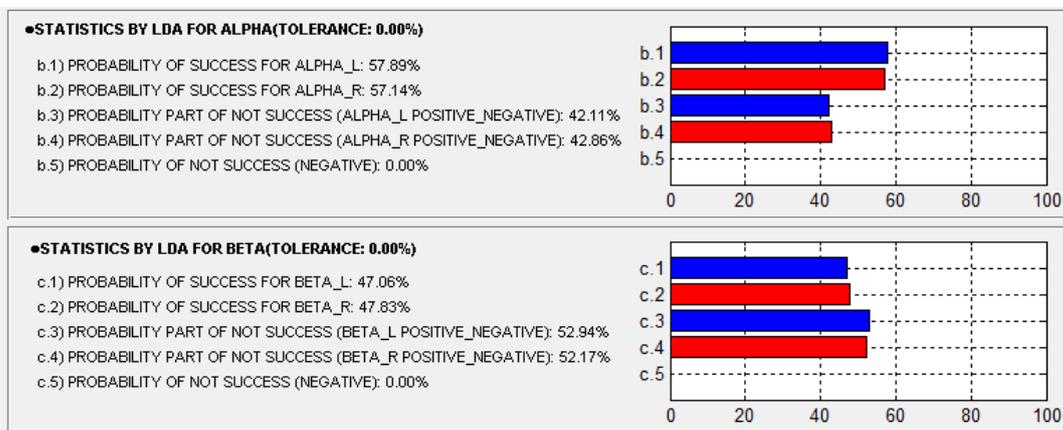


Fig51. Estadística Sujeto 1 sin tolerancia

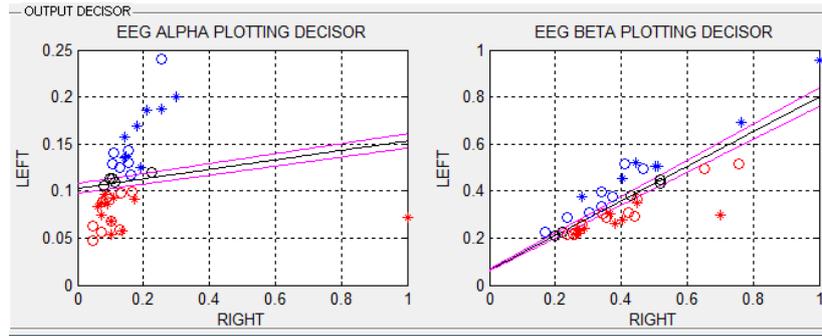


Fig.52 Nube de puntos Sujeto 2 con Tolerancia 5%

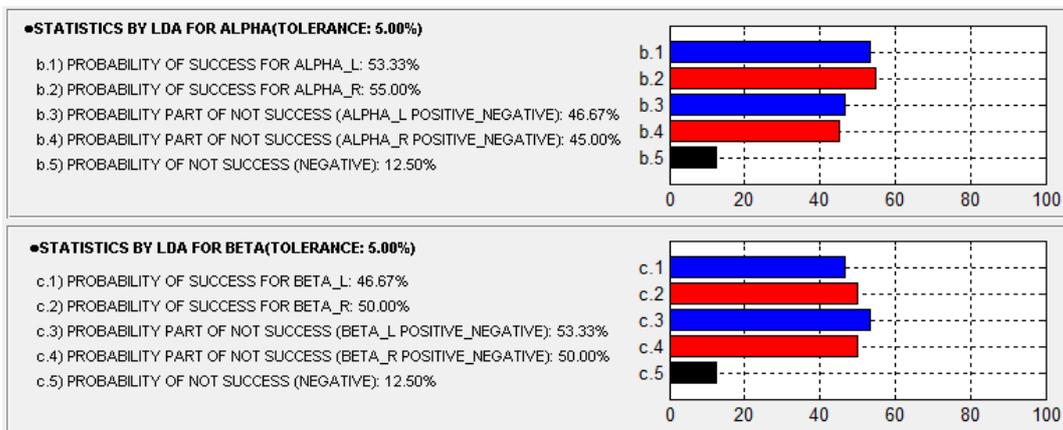


Fig.53 Estadística Sujeto 1 con tolerancia

5.2.2. SUJETO DOS

En este apartado se presentan los resultados obtenidos para el sujeto dos. La primera figura inmediata a estas líneas, muestra de forma gráfica los puntos obtenidos por el decisor de derecha e izquierda. Como se puede ver, hay una gran proximidad entre clases y se presenta un umbral de separación de compromiso. Los resultados obtenidos de forma cuantitativa son representados tal como se muestra de forma numérica y grafica en sus respectivas figuras. Obteniéndose en este caso (como valores más destacables) del sujeto uno para la clase izquierda usando la característica Alpha, una probabilidad de éxito es de un 58,82% y de un 56,52% para la clase derecha. Análogamente para la característica Beta de este mismo sujeto, se obtiene una probabilidad de éxito de un 47,37% para la clase izquierda, y un 47,62% para la clase derecha.

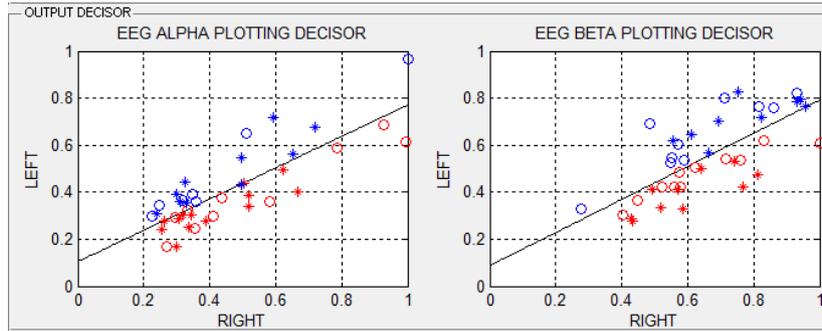


Fig.54 Nube de puntos Sujeto 2 sin Tolerancia 5%

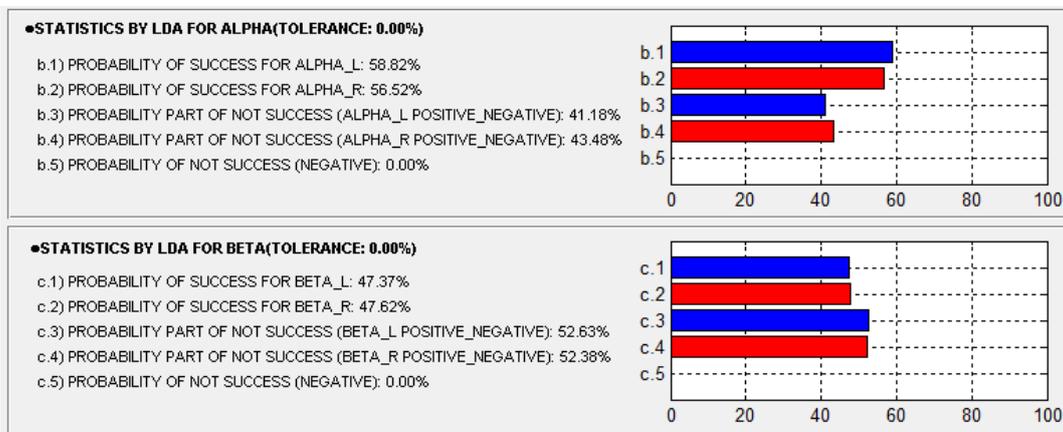


Fig.55 Estadística Sujeto 2 sin tolerancia

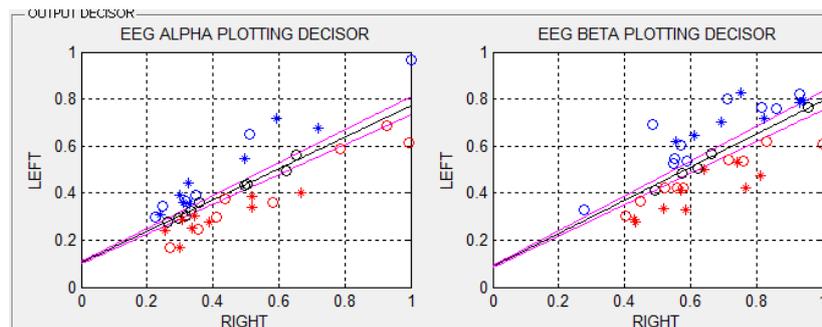


Fig.56 Nube de puntos Sujeto 2 con Tolerancia 5%

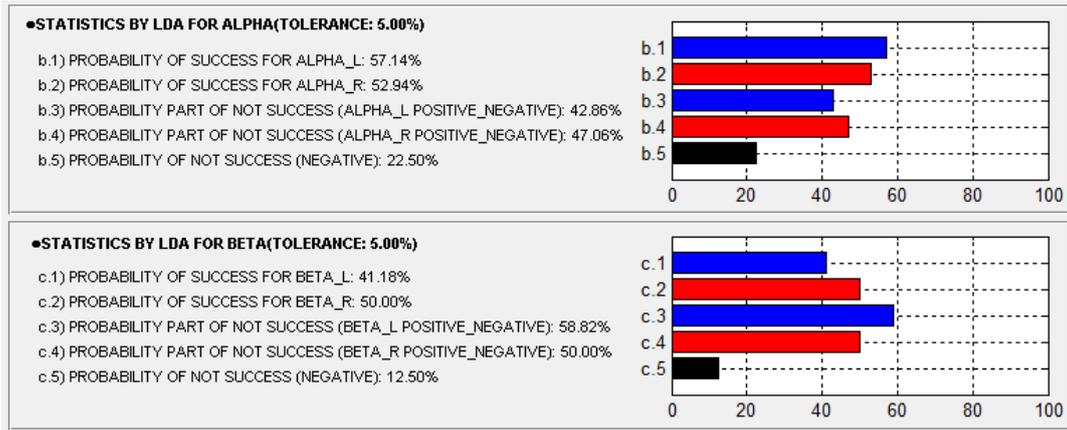


Fig.57 Estadística Sujeto 2 con tolerancia

5.2.3. SUJETO TRES

En este apartado se presentan los resultados obtenidos para el sujeto tres. La primera figura inmediata a estas líneas, muestra de forma gráfica los puntos obtenidos por el decisor de derecha e izquierda. Como se puede ver, hay una gran proximidad entre clases y se presenta un umbral de separación de compromiso. Los resultados obtenidos de forma cuantitativa son representados tal como se muestra de forma numérica y grafica en sus respectivas figuras. Obteniéndose en este caso (como valores más destacables) del sujeto uno para la clase izquierda usando la característica Alpha, una probabilidad de éxito es de un 61,11% y de un 59,09% para la clase derecha. Análogamente para la característica Beta de este mismo sujeto, se obtiene una probabilidad de éxito de un 53,85% para la clase izquierda, y un 47,06% para la clase derecha.

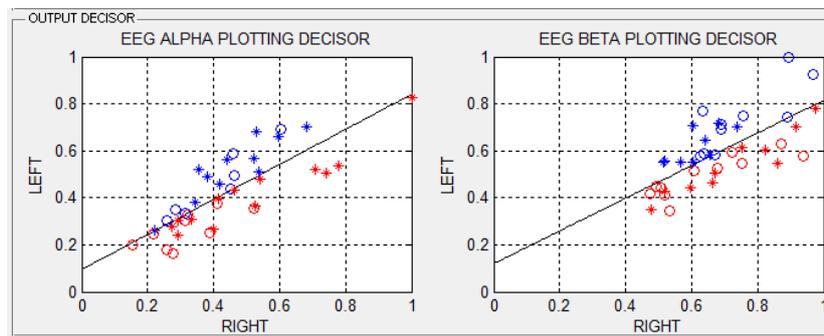


Fig.58 Nube de puntos Sujeto 3 sin Tolerancia 5%

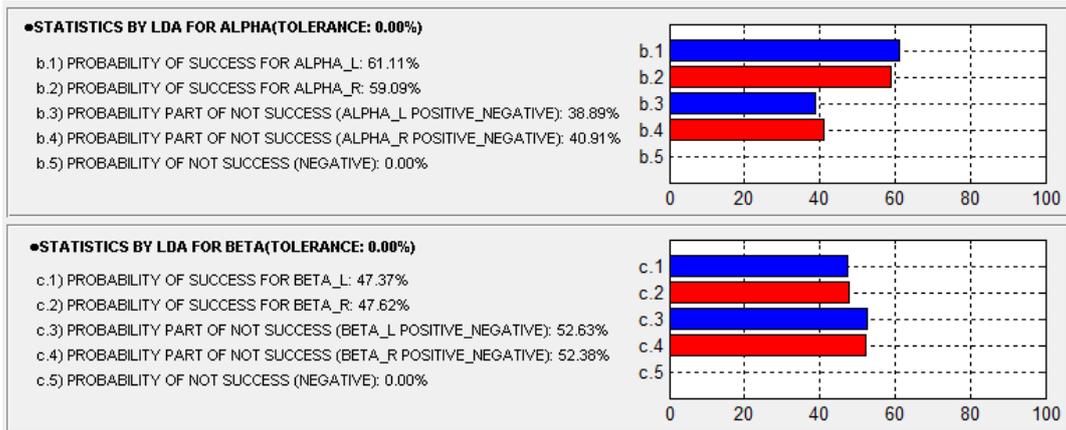


Fig.59 Estadística Sujeto 3 sin tolerancia

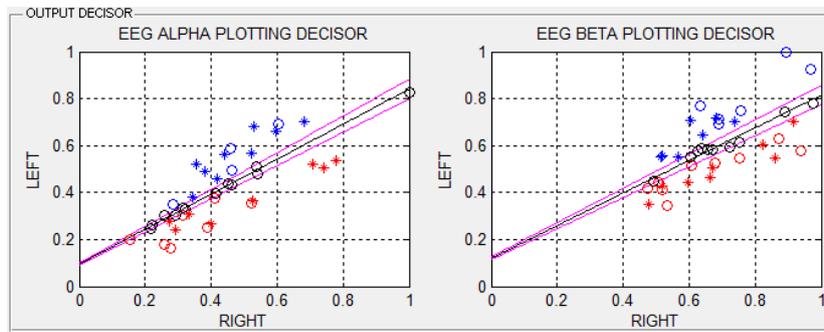


Fig.60 Nube de puntos Sujeto 3 con Tolerancia 5%

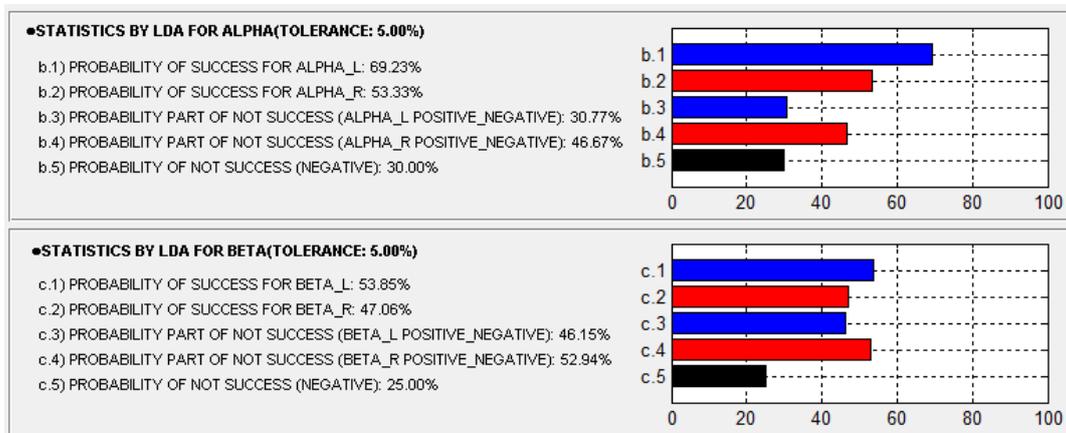


Fig.61 Estadística Sujeto 3 con tolerancia

5.2.4. SUJETO CUATRO

Finalmente, en este apartado se presentan los resultados obtenidos para el sujeto cuatro. La primera figura inmediata a estas líneas, muestra de forma gráfica los puntos obtenidos por el decisor de derecha e izquierda. Como se puede ver, hay una gran proximidad entre clases y se presenta un umbral de separación de compromiso. Los resultados obtenidos de forma cuantitativa son representados tal como se muestra de forma numérica y grafica en sus respectivas figuras. Obteniéndose en este caso (como valores más destacables) del sujeto uno para la clase izquierda usando la característica Alpha, una probabilidad de éxito es de un 68,75% y de un 53,33% para la clase derecha. Análogamente para la característica Beta de este mismo sujeto, se obtiene una probabilidad de éxito de un 53,33% para la clase izquierda, y un 61,11% para la clase derecha.

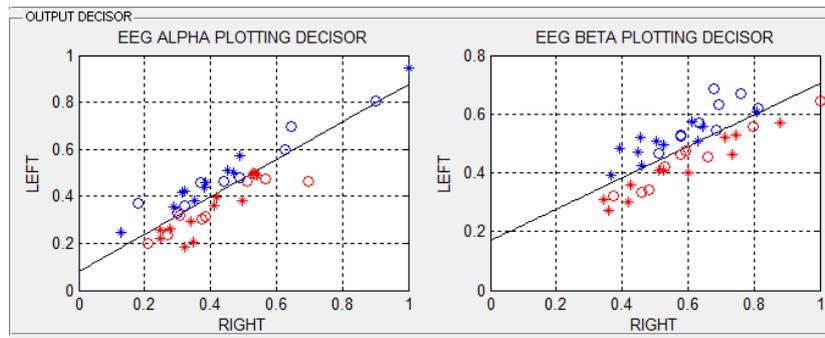


Fig.62 Nube de puntos Sujeto 4 sin Tolerancia 5%

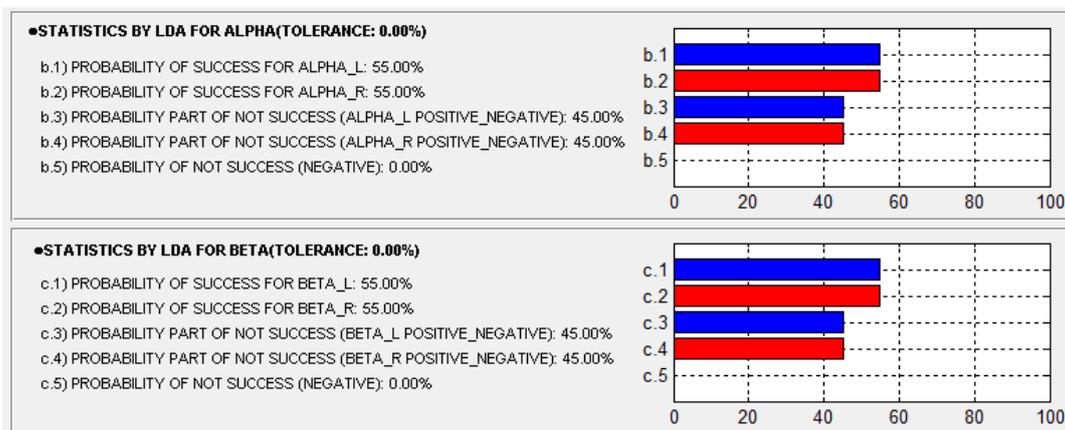


Fig.63 Estadística Sujeto 4 sin tolerancia

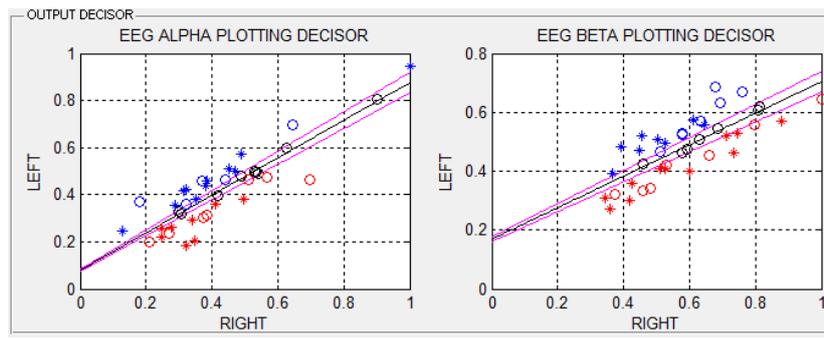


Fig.64 Nube de puntos Sujeto 4 con Tolerancia 5%

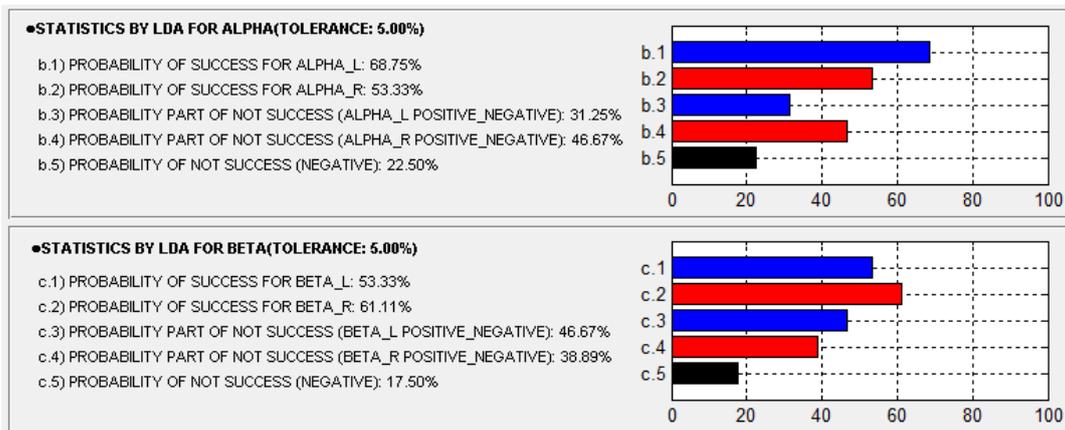


Fig.65 Estadística Sujeto 4 con tolerancia

Para mayor aclaración de lo mencionado, a continuación se detalla en una tabla de modo resumido, los resultados obtenidos y sus respectivas medias tras el ejercicio realizado con los cuatro sujetos.

| | Alpha | | Beta | |
|-----------------|-----------------|----------------|-----------------|----------------|
| | Left | Right | Left | Right |
| Sujeto_1 | 57,59% | 57,14% | 47,06% | 47,83% |
| Sujeto_2 | 68,82% | 56,62% | 47,37% | 47,62% |
| Sujeto_3 | 61,11% | 59,09% | 53,85% | 47,06% |
| Sujeto_4 | 68,75% | 53,33% | 53,33% | 61,11% |
| Media | 64,0675% | 56,545% | 50,4025% | 50,905% |

Tabla.2 Resumen de Probabilidades de Éxito Obtenidas

CAPÍTULO 6

DISCUSION, CONCLUSIONES Y PROPUESTA FUTURO TRABAJO

6.1. DISCUSION. CONCLUSIONES.

A lo largo de todo este trabajo, se ha pasado desde la ilustración en materia de estado del arte de EEG, pasando por la presentación y correspondiente explicación del software desarrollado, hasta la obtención de unos resultados mostrados en el capítulo cinco del presente proyecto. Que como se ha podido ver, dichos resultados son desde el punto de vista de la prontitud y la sencillez que clasificador, muy aceptables. Máxime, si se juegan correctamente con las zonas de guarda alrededor de la frontera del clasificador, pudiendo así evitar muestras que puedan ser indistintamente de una u otra clase.

Tras lo introducido, cabe decir que entre las conclusiones obtenidas se tiene las siguientes:

- ⇒ *tratándose de un algoritmo lineal, los resultados obtenidos para una clasificación preliminar son satisfactorios. Además, ofrece una buena respuesta en términos de tiempo de cómputo.*
- ⇒ *se ha podido observar que en este conjunto de datos el clasificador ofrece mejores resultados con los valores obtenidos de las ondas alpha que las beta.*
- ⇒ *no es necesario crear prolongados registros de actividad EEG para determinar la detección de un determinado potencial. Con tan solo unos pocos segundos en los que se implementa la tarea mental es suficiente para determinar una salida.*
- ⇒ *no es necesario un complejo cableado de derivaciones EEG para determinar una decisión. Con los justos cables situados en las zonas de interés, se es capaz de recoger suficiente información.*
- ⇒ *la implementación de algoritmos de EEG basados en FFT con decisor lineal de Fisher ofrecen una alta velocidad de procesado y una alta simplificación de cálculo. Permitiendo implementar algoritmos como el presente en equipos de menor coste.*

Como conclusión final, podemos decir que se ha realizado satisfactoriamente los siguientes puntos:

- Desarrollar un software de procesado de señal de electroencefalograma (EEG)
- Procesar señales de EEG a partir de Registros de Pacientes
- Implementar un sistema básico de Interfaz cerebro-ordenador mediante Matlab
- Desarrollar un software que además permita emular la sesión BCI

6.2. PROPUESTA DE TRABAJO FUTURO

Como propuesta de trabajo futuro, se propone:

- la implementación de la clasificación de las características Alpha y Beta conjuntamente
- la implementación de nuevos métodos de extracción de características como por ejemplo parámetros autoregresivos
- probar este software con señales EEG de usuarios experimentados
- y la implementación de algún algoritmo de selección de características

BIBLIOGRAFÍA

- **Los electrocardiogramas. Método sistemático para su lectura.** Segunda Edición. [Armstrong, Michael L.]
Ed. El ATENEO. Buenos Aires
- **Principal component analysis in ECG signal processing.** [Francisco Castells, Pablo Laguna, Leif Sörnmo, Andreas Bollman, José Millet Roig]
Hindawi Publishing Corp. New York, NY, United States
- **Automatic detection of wave boundaries in multilead. ECG signals: validation with the CSE database.** [Pablo Laguna, Raimon Jané, Pere Caminal]
Academic Press Professional, Inc. San Diego, CA, USA
- **Einthoven y el Electrocardiograma.** [Pablo César Acevedo]
- **A Comparison of Waveform Fractal Dimension Algorithms.** [Rosana Esteller, *Student Member, IEEE*, George Vachtsevanos, *Senior Member, IEEE*, Javier Echaz, *Member, IEEE*, and Brian Litt, *Member, IEEE*]
- **Detección del Final de la Onda T en el ECG Mediante Áreas de Trapecios.** [C. R. V. Seisdodos, J.E. Neto, M. O. Miranda Jr, E. D. Moreno e R. C. L. Oliveira]
ISBN: 978-85-60064-13-7
- **Electrocardiograma** [<http://es.wikipedia.org/wiki/Electrocardiograma>]
- **Willem Einthoven** [http://es.wikipedia.org/wiki/Willem_Einthoven]
- **Aprenda Matlab como si estuviera en primero.** [Javier García Jalón, Jose Ignacio Rodríguez].
Publicaciones de la Universidad Politécnica de Madrid
- **An Introduction to Wavelets.** [Amara Graps]
- **A Wavelet Tour of Signal Processing. Second Edition.** [Stéphane Mallat].
Academic Press.
- **Biosignal and Biomedical Image Processing. MATLAB-Based Applications.** [John L. Semmlow]
New Brunswick, New Jersey, U.S.A. Piscataway, New Jersey, U.S.A.

- F. Martínez-Albadalejo, G. Rodríguez-Bermúdez y P. J. García-Laencina. "Estado del arte en plataformas software para el diseño de sistemas Brain Computer Interface", Revista VI Jornadas de introducción a la investigación de la UPCT (1888-8356), Vol. 7. 2014.
- G. Rodríguez-Bermúdez, P. J. García-Laencina, D. Brizion y J. Roca-Dorda. "Adquisición, procesamiento y clasificación de señales EEG para diseño de sistemas BCI basados en imaginación de movimiento", Revista V Jornadas de introducción a la investigación de la UPCT (1888-8356), Vol. 6. 2013.
- G. Rodríguez-Bermúdez, M. Á. Sánchez-Granero, P. J. García-Laencina, M. F. Martínez, J. Serna-Serrano y J. Roca-Dorda. "Testing the Self-Similarity Exponent to Feature Extraction in Motor Imagery Based Brain Computer Interface Systems", International Journal of Bifurcation and Chaos, Vol. 25. 2016.
- P. J. García-Laencina, G. Rodríguez-Bermúdez y J. Roca-Dorda. "Exploring dimensionality reduction of EEG features in motor imagery task classification", Expert Systems With Applications, Vol. 41, September, 2014, pp. 5285-5295.
- J. J. Vidal, «Toward direct Brain-Computer communication,» Annual review biophysisc and bioengineering, vol. 2, pp. 157-180, 1973.
- L. F. Nicolas-Alonso y J. Gomez-Gil, «Brain Computer Interfaces, a Review.,» Sensors, vol. 2, pp. 1211-1279, 2012.
- J. R. Millan, P. W. Ferrez y A. Buttfeld, Non invasive brain-machine interfaces. Ariadna Final Report (05-6402)., 2006.
- C. Wang, C. Wang, H. Zhang, K. S. Phua, T. H. Dat y C. Guan, «Introduction to NeuroComm: a Platform for Developing Real-Time EEG-based Brain-Computer Interface Applications,» de Zhang, Haihong, Phua, Kok Soon, 2007.
- "Adquisición, procesamiento y clasificación de señales EEG para el diseño de sistemas BCI basados en imaginación de movimiento" Germán Rodríguez Bermúdez, Pedro J. García Laencina, Domitien Brizion, Joaquín Roca Dorda, Centro Universitario de la Defensa (CUD) de San Javier, Santiago de la Ribera-Murcia, España

