



UNIVERSIDAD
POLITECNICA
DE VALENCIA



Máster Universitario
en Tecnologías, Sistemas y
Redes de Comunicaciones

Análisis de Señales Fisiológicas. Aplicación a la Neuroeconomía

Autor: Adrián Colomer Granero

Directora: Valery Naranjo Ornedo

Fecha de comienzo: 15/10/2013

Lugar de trabajo: Instituto Interuniversitario de Investigación
en Bioingeniería y Tecnología Orientada al Ser Humano

Objetivos – El objetivo principal del presente trabajo es el de analizar señales fisiológicas registradas en un entorno de laboratorio emulando diferentes situaciones o experiencias. Diversos objetivos específicos surgen de este objetivo general:

- El primero de ellos es el de entender el funcionamiento de cada uno de los equipos (colocación de electrodos, software de registro, formato de salida de los datos, etc.) presentes en el laboratorio para la correcta adquisición de las diferentes señales fisiológicas: electroencefalografía (EEG), electrocardiografía (ECG), respuesta galvánica de la piel (GSR) y respiración (RSP).
- Tras abordar la problemática que surge en la etapa de adquisición, el siguiente de los objetivos consiste en estudiar el procedimiento de acondicionamiento de cada una de las bioseñales registradas haciendo uso, para ello, de diversos algoritmos.
- Disponiendo de las señales libres de artefactos, el siguiente propósito es el de aplicar, sobre éstas, diversas métricas para la extracción de características.
- Se pretende desarrollar una herramienta que automatice todo el proceso de acondicionamiento y análisis que persiguen los objetivos anteriormente mencionados.
- Por último, el testeado de dicha herramienta se efectuará analizando registros de diferentes estudios llevados a cabo en el laboratorio. Cada uno de estos estudios tratan de dar respuesta a diferentes comportamientos, decisiones y emociones que experimenta el ser humano en diversos ámbitos tales como la economía y el deporte entre muchos otros.

Metodología – Para cada uno de los experimentos que se llevan a cabo, se efectúa la adquisición de las bioseñales en una de las salas de registro del laboratorio con los instrumentos de los que éstas están provistas. Posteriormente, los datos de salida se exportan a Matlab para su segmentación y organización en una estructura propia. Dependiendo de cada una de las señales, se hace uso de unos algoritmos u otros para su acondicionamiento y extracción de características. Tras esta etapa y disponiendo de los parámetros pertinentes, se lleva a cabo un análisis estadístico utilizando la herramienta *Statistical Package for the Social Sciences* (SPSS) con el objetivo de interpretar los resultados.

Desarrollos teóricos – Se han estudiado a fondo métodos de separación de fuentes y algoritmos basados en la extracción de características tanto espaciales como temporales.

Trabajo de laboratorio – El registro de las diferentes señales fisiológicas se ha llevado a cabo sacando el máximo provecho tanto de los equipos como de las instalaciones de las que está provisto el Laboratorio de Neurotecnologías Inmersivas (LENI) perteneciente al instituto Labhuman donde se ha desarrollado la presente tesina.

Resultados – Más allá de los resultados específicos de cada uno de los estudios, el presente trabajo de investigación ha dado como fruto un exhaustivo conocimiento del manejo

de los equipos de adquisición existentes en el LENI así como una aplicación desarrollada en Matlab, denominada FisiOPas, que aunando todo lo investigado, automatiza al máximo el proceso de análisis de cada estudio: desde la importación de datos hasta el cálculo de todas las métricas e índices utilizados, pasando por el acondicionamiento y segmentación de cada una de las señales bioeléctricas adquiridas.

Esta herramienta será de vital importancia en los futuros estudios de investigación llevados a cabo en Labhuman. Campos como la neuroeconomía, la neurorehabilitación y la neuroarquitectura requieren del registro y posterior análisis de señales fisiológicas.

Líneas futuras – Como líneas futuras a este trabajo, se propone el diseño y validación de un clasificador que permita, a partir de las características extraídas, clasificar a los usuarios o los estímulos según las hipótesis definidas en cada estudio. Para ello habrá que determinar las características más significativas de las señales involucradas en cada tipo de estudio y entrenar al clasificador para conseguir la máxima precisión en el proceso de clasificación.

Se pretende también, a corto plazo, integrar nuevas señales fisiológicas en la herramienta desarrollada como saturación de oxígeno en sangre (SpO₂), temperatura (ST) y face tracking (monitorización de gestos faciales).

Por último resaltar que es interesante la posibilidad de implementar la herramienta desarrollada en Matlab utilizando lenguaje C++. Este hecho posibilitaría una mejora en el manejo de los datos, reduciendo así, el tiempo de análisis de cada uno de los estudios.

Publicaciones – Artículo “Biosignal Analysis for Advertisement Evaluation.” aceptado en el XXIX Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio (URSI 2014). Artículo “Brain Activity Quantification for Sport Audiovisual Content Visualization Using EEG.” en revisión en el 8th International Conference on Bio-Inspired Systems and Signal Processing (BIOSIGNALS 2015).

Abstract – This Master’s thesis aims to analyse physiological signals registered in a laboratory environment during the recreation of different situations or experiences. For this purpose the performance of acquisition instruments, biosignal preprocessing, feature extraction and statistical analysis has been some of the researched topics in this work.

The overall result of this work has been an application developed for automatic analysis of the experiments conducted in the laboratory and two publications, one accepted and the other under revision.

This tool will be of vital importance in the following researches to be carried out in Labhuman in different fields where physiological measurements and analysis must be involved, as neuroeconomy, neurorehabilitation, neuroarchitecture, etc.

In addition, throughout of this document we will acquaint with the newest scientific techniques in the study of the human feelings and behaviors.

Autor: Adrián Colomer Granero, [email: adcogra@teleco.upv.es](mailto:adcogra@teleco.upv.es)

Directora: Valery Naranjo Ornedo, [email: vnaranjo@dcom.upv.es](mailto:vnaranjo@dcom.upv.es)

Fecha de entrega: 14/07/2014

Índice

1. Introducción	4
2. Estado del arte	5
3. Fundamentos Anatomofisiológicos	6
3.1. El sistema nervioso	6
3.1.1. Potencial de acción	6
3.1.2. El Electroencefalograma	8
3.1.3. Actividad electroencefalográfica	9
3.2. El sistema cardiovascular	9
3.2.1. El ciclo cardíaco eléctrico	9
3.2.2. El electrocardiograma	10
3.3. Conductividad de la piel	11
3.4. El sistema respiratorio	12
4. Metodología	13
4.1. Adquisición	13
4.1.1. Generación de experiencias	13
4.1.2. Equipos de medidas fisiológicas	14
4.2. Limpieza y acondicionamiento del registro	18
4.2.1. Preprocesado de la señal de electroencefalografía	18
4.2.2. Preprocesado de la señal de electrocardiografía	27
4.2.3. Preprocesado de los registros de GSR y RSP	28
4.3. Análisis y extracción de características	29
4.3.1. Métricas empleadas en el análisis del registro EEG	29
4.3.2. Métricas empleadas en el análisis del registro ECG	33
4.3.3. Métricas empleadas en el análisis de los registros GSR y RSP	34
5. Resultados	35
5.1. Valencia emocional	35
5.1.1. Fases de definición y ejecución	35
5.1.2. Fase de análisis	36
5.2. Super Bowl	37
5.2.1. Fases de definición y ejecución	37
5.2.2. Fase de análisis	38
6. Conclusiones y Líneas futuras	40
Referencias	41
A. Artículos	45

1. Introducción

La **fisiología** es la rama de la biología que estudia los procesos, actividades y fenómenos de las células y tejidos de los organismos vivos y que explica los factores físicos y químicos causantes de las funciones vitales. Ciertas respuestas corporales producidas por los seres vivos y originadas por cambios electroquímicos a nivel celular se registran en forma de **señal fisiológica** o **bioseñal**.

Existen dos tipos de células (nerviosas y musculares) que poseen membranas excitables. Dichas membranas experimentan cambios transitorios en su conductancia en respuesta a impulsos despolarizantes, produciéndose un impulso de potencial intracelular denominado potencial de acción. Este fenómeno, que tiene como origen un intercambio iónico (proceso químico), desencadena una bioseñal de carácter puramente eléctrico (**señal bioeléctrica**).

Hace ya más de un siglo que se adquirieron las primeras señales fisiológicas. Desde entonces, la principal utilidad de las mismas ha sido la de ayudar al facultativo en el diagnóstico clínico. Registros electrocardiográficos, por ejemplo, han sido vitales para la detección de múltiples patologías cardíacas.

Actualmente, la ciencia pretende ir más allá y utilizar el registro de bioseñales con el objetivo de entender mejor el comportamiento del ser humano en determinadas situaciones.

Detectar los procesos cognitivos que se llevan a cabo a la hora de tomar decisiones por parte de un ser humano, evaluar el impacto que pueden suscitar en una persona determinados contenidos audiovisuales, cuantificar de manera objetiva emociones que afloran sobre un sujeto en determinadas experiencias tanto positivas como negativas y determinar qué características y propiedades debe reunir un producto para que una persona decida adquirir ese mismo y no otro, son sólo algunos ejemplos sobre los que múltiples investigadores profundizan en la actualidad.

Comúnmente se han utilizado técnicas en psicología como entrevistas y cuestionarios, a completar por los participantes tras la ejecución de un determinado experimento que se lleva a cabo con la intención de obtener información acerca de las emociones y sentimientos que afloran en el ser humano ante una determinada experiencia.

Tras varios años de uso de estas técnicas, se ha reconocido que en muchas ocasiones no es posible recabar información veraz acerca de los procesos cognitivos que subyacen durante la prueba, siendo inaccesibles los sentimientos y la memoria implícita a través de la entrevista.

Es por ello que se deben aunar los beneficios que aportan las técnicas comunes en psicología con nuevos métodos científicos, como el análisis de señales fisiológicas. Mediante estos novedosos métodos es posible obtener mediciones objetivas que se correlacionan con un aumento o disminución de la atención, la memoria, el gusto o cualquier otro proceso cognitivo que se lleva a cabo cuando se estimula alguno de los cinco sentidos que posee el ser humano.

2. Estado del arte

El principal objetivo del análisis de señales fisiológicas es el de obtener la mayor información posible sobre grupos de individuos permitiendo así un mayor conocimiento sobre el ser humano y poder así diseñar y crear recursos que se ajusten al máximo a sus necesidades.

La detección de emociones mediante un registro de electroencefalografía (EEG) se ha convertido en un importante foco de investigación. Este hecho se pone de manifiesto en trabajos como [1–3] donde utilizando diferentes clasificadores se intentan identificar y agrupar los contenidos audiovisuales expuestos según los sentimientos evocados por los participantes (disgusto, felicidad, sorpresa y miedo). Para ello, se extraen diferentes características sobre el EEG empleando transformadas wavelet y análisis en el dominio tiempo-frecuencia.

Otro de los objetivos que persigue la adquisición y posterior estudio de bioseñales es la detección de reacciones fisiológicas como el estrés. En [4–8] se analizan registros de EEG y conductancia de la piel (GSR) con el propósito de extraer parámetros que identifiquen de la mejor manera posible el fenómeno bajo estudio. Para ello, los investigadores someten a diferentes sujetos a determinados estímulos tanto visuales como auditivos para generar la sensación de estrés. Por lo que respecta a la extracción de características, emplean técnicas de asimetría en diversos dominios, demostrando que en grupos de participantes a los que se les genera estrés dicha asimetría presenta valores negativos, mientras que la asimetría en el grupo no estimulado es positiva.

Por último, una aplicación cada vez más extendida en la comunidad investigadora es la de evaluar contenidos publicitarios. Son muchos los trabajos que van enfocados en esta línea [9, 10]. En ellos, se combina el análisis de múltiples señales fisiológicas registradas durante la observación de anuncios publicitarios. El objetivo, es conocer los intervalos temporales durante los cuales los anuncios son más efectivos para así no extender el anuncio con contenidos que el consumidor pase totalmente por alto. En [11] se analizan registros EEG, GSR y de electrocardiografía (ECG) durante la visualización de anuncios comerciales entremezclados en un documental sobre naturaleza. El propósito es el de cuantificar diferentes procesos cognitivos como el gusto y la memorización correlacionando las medidas fisiológicas con entrevistas post-estudio.

Cabe destacar que esta metodología es extrapolable a la evaluación de cualquier contenido audiovisual como trailers o películas cinematográficas, videojuegos, imágenes, etc.

Trabajos de gran interés son también [12, 13] en los cuales se emplea una técnica novedosa denominada Event Related Potentials (ERPs) para la evaluación de logos y objetos de mobiliario respectivamente. La técnica consiste en realizar un promedio de los segmentos EEG registrados durante la repetición de un mismo estímulo (o familias de estímulos) con el objetivo de obtener el potencial evocado. Mediante este procedimiento se logra reducir el ruido y ensalzar la señal. Una vez se dispone de la onda de potencial evocado, sobre ésta, se aplican distintas métricas que permiten analizar e interpretar qué producto es el más valorado por parte del grupo de sujetos bajo estudio.

3. Fundamentos Anatomofisiológicos

3.1. El sistema nervioso

El sistema nervioso está compuesto por el **cerebro**, la **médula espinal** y los **nervios periféricos** (Figura 1a). Dicho sistema está formado por las células nerviosas, llamadas neuronas y las células de soporte llamadas células gliales.

Las neuronas sensoriales están conectadas con unos receptores especializados en detectar y responder a diferentes estímulos, internos o externos. Por su parte, las neuronas motoras controlan la actividad muscular y son responsables de múltiples comportamientos, incluyendo la capacidad de hablar.

Las células intercaladas entre las neuronas sensoriales y motoras son las interneuronas, siendo las más numerosas en el cerebro humano. Las interneuronas intervienen en los reflejos simples y, además, son las responsables de las funciones superiores del cerebro. Las células gliales, que por mucho tiempo fueron consideradas solamente como soporte para las neuronas, contribuyen de manera muy importante en el desarrollo del sistema nervioso y en su funcionamiento.

El cerebro y la médula espinal están conectados a los receptores sensoriales y a los músculos por medio de axones muy largos que constituyen los nervios periféricos. La médula espinal tiene dos funciones. En primer lugar, es la responsable tanto de los reflejos simples, tales como el estiramiento de la rodilla y retirar la mano cuando nos quemamos como de reflejos más complejos. En segundo lugar, la médula espinal constituye la “autopista” por la cual viaja toda la información entre el cuerpo y el cerebro en ambas direcciones [14].

3.1.1. Potencial de acción

Atendiendo a la morfología de las neuronas, es posible dividirla en tres zonas: un cuerpo celular llamado soma o cuerpo neuronal, una o varias prolongaciones cortas que generalmente transmiten impulsos hacia el **soma celular**, denominadas **dendritas** y una prolongación larga, denominada **axón** que conduce los impulsos desde el soma hacia otra neurona u órgano diana [15]. El potencial de acción se genera debido al intercambio iónico que se produce por el contacto del axón con el medio extracelular. Algunas neuronas, tienen su axón recubierto por unas vainas de mielina que lo asilan física y eléctricamente del medio extracelular evitando que se desencadene el potencial de acción en estas neuronas (Figura 1b).

En la parte receptora de la célula, las dendritas establecen contactos con los axones procedentes de otras células, cada uno de ellos separado por un minúsculo espacio denominado grieta sináptica. Una dendrita puede recibir contactos de una, varias o miles de neuronas. Estos puntos en donde se establecen los contactos es lo que se conoce como **sinapsis** y la comunicación que se produce entre las células se denomina transmisión sináptica. Cabe destacar, que existen ciertas neuronas que disponen de un axón recubierto por vainas de mielina.

Cuando una dendrita recibe uno de los mensajeros químicos liberados por uno de los

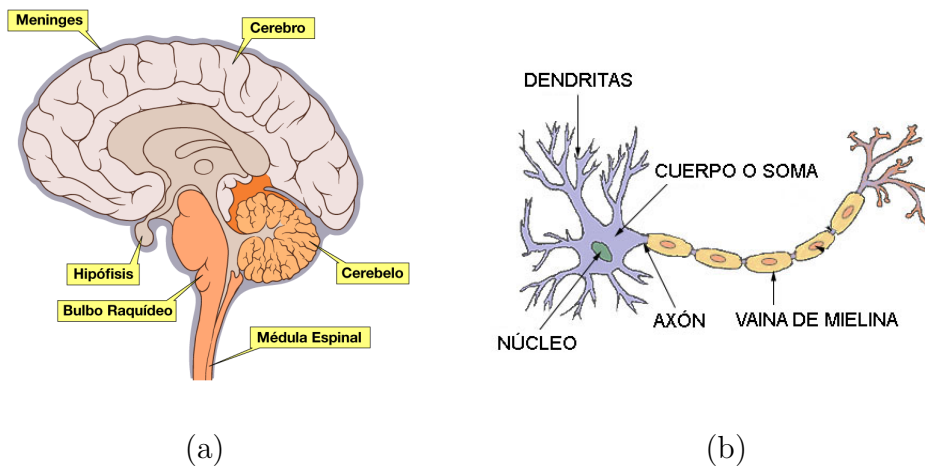


Figura 1: (a) Sistema nervioso central de un ser humano y (b) morfología de la neurona.

axones (neurotransmisor) al espacio que los separa, se crean en ella pequeñas corrientes eléctricas (Figura 2a). Si estas corrientes se dirigen a la célula reciben el nombre de excitatorias, si por el contrario se alejan de la célula son llamadas inhibitorias. Todos estos “inputs” se acumulan en las dendritas y se dispersan por el cuerpo celular. Si el sumatorio de todas las corrientes que se han generado no crean suficiente actividad dichas corrientes acaban muriendo sin consecuencia alguna. Sin embargo, si estas corrientes al sumarse superan un valor umbral de disparo, se desencadena el potencial de acción dando lugar a la comunicación entre neuronas.

La corriente que viene dada por el potencial de acción, se propaga ya que a lo largo de la membrana del axón existen canales iónicos, que se pueden abrir y/o cerrar permitiendo el paso de iones eléctricamente cargados. Alguno de estos canales permite el paso de iones de sodio (Na^+), mientras que otros permiten el paso de iones de potasio (K^+). Cuando los canales se abren, los iones de Na^+ y K^+ pasan creando gradientes químicos y eléctricos opuestos, en el interior y exterior de la célula, en respuesta a la despolarización eléctrica de la membrana (Figura 2b).

Cuando un potencial de acción se inicia en el cuerpo celular, los canales que se abren en primer lugar son los canales de Na^+ . Un pulso de sodio entra directamente en la célula y en cuestión de milisegundos se establece un nuevo equilibrio. En un instante, el voltaje de membrana cambia en aproximadamente 100 mV. Se transforma de un potencial negativo dentro de la membrana (aproximadamente -70mV) a uno positivo (aproximadamente $+30\text{mV}$). Este cambio de potencial hace que los canales de K^+ se abran, iniciando un pulso de iones de K^+ hacia el exterior de la célula, casi tan rápido como el flujo de iones de Na^+ , lo que hace que el potencial dentro de la célula vuelva nuevamente a su valor negativo original.

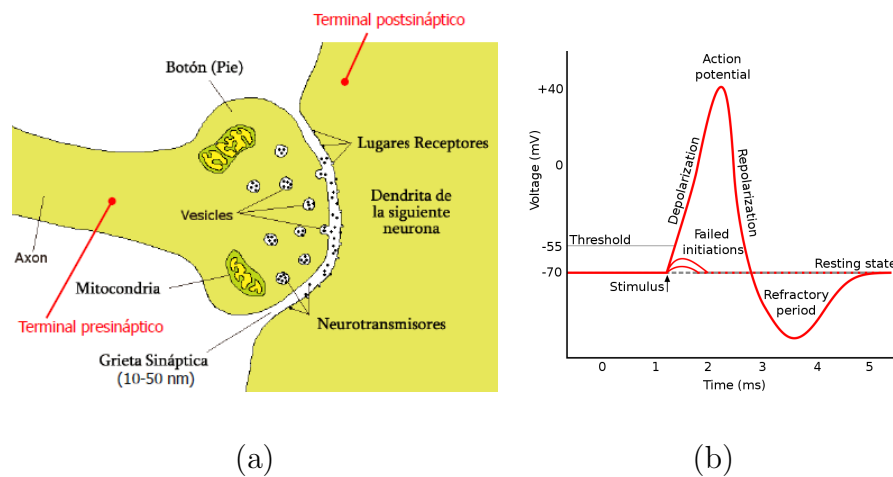


Figura 2: (a) Sinápsis entre dos neuronas y (b) potencial de acción de la misma.

3.1.2. El Electroencefalograma

La señal de electroencefalografía (EEG), es generada por la suma de actividad eléctrica de distintas poblaciones neuronales junto con una pequeña aportación por parte de las células gliales. El potencial que genera una sola neurona es demasiado pequeño como para poder ser registrado, es por ello, que es necesario medir el potencial colectivo de los diversos grupos neuronales. Debido al proceso químico de sinápsis, las neuronas generan campos eléctricos y magnéticos. El registro de dichos campos, se puede llevar a cabo bien desde una corta distancia de las fuentes generadoras recibiendo el nombre de campos locales de potencial eléctrico o *local field potentials (LFPs)*, bien desde la superficie de la corteza cerebral denominándose electrocorticograma (**ECoG**) o bien por medio de electrodos situados en el cuero cabelludo dando lugar al conocido **EEG de superficie**.

La actividad espontánea del cerebro y la evocada por cualquier estímulo pueden ajustarse a un modelo de dipolo equivalente. Cuando múltiples células piramidales se activan sincronamente, sus vectores de activación se suman produciendo un vector cuyo valor resulta de la suma de los vectores activados de forma simultánea [16].

Los principales responsables de las ondas registradas en el EEG son los potenciales postsinápticos (PPS), que son aquellos que tienen lugar por la apertura de canales iónicos en la membrana de la célula postsináptica causando un flujo de iones cargados positivamente hacia el interior o exterior de ésta. Aunque los potenciales de acción (PA) son de mayor amplitud, los PPS poseen una mayor duración (10 a 30 veces más) y afectan a una superficie más extensa de membrana, haciendo posible su suma, tanto a nivel temporal como espacial.

El potencial eléctrico que se registra en una adquisición electroencefalográfica de superficie se caracteriza por una baja amplitud, del orden de $5 \mu\text{V}$ a $200 \mu\text{V}$. Esta característica hace difícil la adquisición de la señal y facilita que ésta sea distorsionada por distintos tipos de artefactos [17].

3.1.3. Actividad electroencefalográfica

El registro EEG durante la vigilia es aquel que se registra en un estado de relajación del paciente pero sin ninguna preparación especial. La actividad electroencefalográfica se divide según la frecuencia de los potenciales en cinco grupos designados por letras griegas.

En primer lugar la **banda α** es aquella comprendida entre los 8 y los 12 Hz. Esta actividad, descubierta por Berger en 1929, caracteriza el registro durante la vigilia y el reposo y se atenúa con la actividad visual o mental. Algunos autores demuestran como se pueden cuantificar diversos procesos cognitivos cómo el agrado, midiendo la asimetría entre hemisferios en esta banda de frecuencias [18–20].

Por su parte la **banda β** se caracteriza por un rango de frecuencias entre los 13 y los 24 Hz. Esta actividad también fue reconocida por Berger, quien le dio su nombre. Su distribución es frontocentral y puede haber reactividad ante estímulos táctiles y actividad motora de las extremidades contralaterales.

La actividad cerebral en la **banda δ** se caracteriza por una variación muy lenta de las ondas (frecuencias inferiores a 4 Hz) y se presentan durante el sueño profundo, en la infancia y en enfermedades orgánicas cerebrales graves.

Los **ritmos γ** son patrones de oscilación de las neuronas de los seres humanos con una frecuencia de entre 25 y 100 Hz (40 Hz típicamente) [21, 22]. Según diversas teorías, las ondas gamma pueden estar implicadas en la creación de la unidad de la percepción consciente [23, 24].

Los **ritmos θ** aparecen en la corteza límbica, en la región del hipocampo, tienen localización fronto-centro-temporal. También se los suele llamar actividad rítmica lenta, con una frecuencia entre 4-7 Hz. Se presentan en la infancia aunque también pueden presentarlas los adultos en periodos de stress emocional y frustración o durante la somnolencia.

Cabe destacar que diversos autores analizan el proceso de memorización activa tanto en el rango de frecuencias que comprende la banda beta como en el rango que delimita la banda theta [19, 25, 26].

3.2. El sistema cardiovascular

El corazón es un órgano formado por cuatro cavidades, dos aurículas y dos ventrículos. La parte derecha del mismo recibe sangre sin oxigenar y la manda a los pulmones para su oxigenación, posteriormente es el lado izquierdo el encargado de distribuir hacia los diferentes órganos la sangre oxigenada. El corazón requiere de unos movimientos mecánicos que haga que la sangre fluya correctamente por su interior. Estos movimientos mecánicos son conocidos como **sístole** y **diástole** cardíaca y son posibles gracias a los impulsos eléctricos que se propagan a través del tejido cardíaco [27].

3.2.1. El ciclo cardíaco eléctrico

La célula cardíaca (electromiocito) está compuesta por una membrana celular que separa el medio intracelular del medio extracelular. A través de esta membrana y debido a la apertura de diversos canales que existen en la misma se produce un intercambio iónico

constante. El proceso químico que se lleva a cabo da lugar al potencial de acción (Figura 3a) y se detalla a continuación:

Una determinada célula cardíaca en reposo se caracteriza por un potencial constante y negativo. Cuando está recibe un impulso de corriente de la célula vecina se propicia la apertura rápida de canales de sodio (Na^+) y por consiguiente un aumento de potencial de la célula dando lugar a la **despolarización celular**. Una vez se llega a cierto valor máximo de potencial, se abren los canales de calcio (Ca^{2+}) dando lugar a la entrada de dichos iones a la célula. El calcio es esencial en este proceso puesto que es el que permite la contracción del músculo. Durante el intervalo temporal que entra calcio a la célula se produce una meseta en la forma de onda del potencial de acción. Llega un determinado momento en que los canales de potasio (K^+) se abren y comienza a salir potasio hacia el medio extracelular propiciando un descenso en el potencial de la célula y dando lugar a la **repolarización celular**. Gracias al periodo refractario absoluto (PRA) que inhibe cualquier impulso eléctrico que pueda recibir la célula en el momento que se está desencadenando un potencial de acción, la célula vuelve a su estado de reposo (unos -90 mV) [27].

El flujo que sigue el potencial de acción se describe a continuación (Figura 3b): los impulsos se generan en el **nodo sinusal** puesto que se trata de un tejido autoexcitable. Debido a la comunicación entre las células cardíacas (longitudinal o lateral) los potenciales de acción se propagan hacia las aurículas. A través de la **vía internodal** los potenciales de acción viajan hacia los ventrículos hasta alcanzar el nodo auriculo-ventricular (**nodo A-V**), en este momento, se produce el retardo necesario para que la contracción de los ventrículos no comience hasta que se hayan vaciado completamente las aurículas. La salida del nodo A-V se conecta con el **haz de Hiss** que se divide en dos ramas. De estas ramas surgen las **fibras de Purkinje**, las cuales están en conexión con las fibras musculares del miocardio. La finalidad de la propagación es que la excitación llegue casi simultáneamente a todo el **miocardio** [27].

3.2.2. El electrocardiograma

El electrocardiograma (ECG) muestra una representación gráfica de la suma de los potenciales eléctricos de las células del corazón. En la Figura 4 se observa como el trazado comienza con la **onda P** correspondiente a la despolarización (contracción) auricular. Posteriormente se aprecia la onda con mayor amplitud del registro (**complejo QRS**) donde fisiológicamente se dan los procesos de repolarización (relajación) auricular y despolarización ventricular (este proceso solapa al anterior puesto que la extensión celular de los ventrículos es mucho mayor a la de las aurículas). Por último, un ciclo cardíaco se completa con la repolarización ventricular (**onda T**) [28].

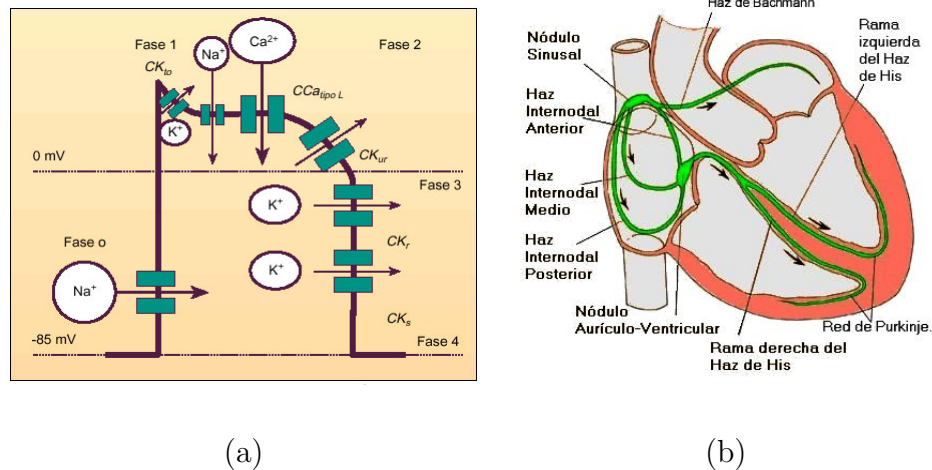


Figura 3: (a) Potencial de acción en una célula cardíaca y (b) propagación del mismo a través del tejido cardíaco.

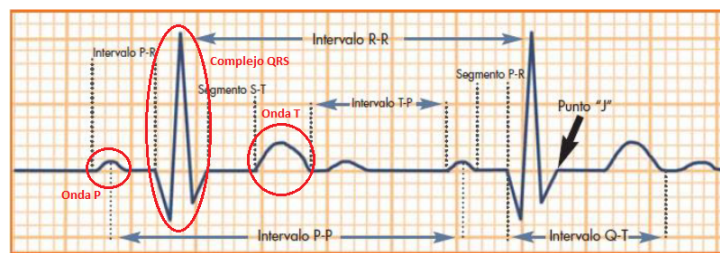


Figura 4: Trazado típico de un electrocardiograma.

3.3. Conductividad de la piel

La piel es el órgano más extenso del cuerpo humano. Actúa como barrera protectora que aísla al organismo del medio que lo rodea y procura el mantenimiento del balance hídrico y térmico. La biología estudia tres capas principales que, de superficie a profundidad, son la epidermis, la dermis y la hipodermis o tejido subcutáneo (Figura 5).

El sistema nervioso autónomo (SNA), también conocido como sistema nervioso vegetativo, es la parte del sistema nervioso que controla las acciones involuntarias. Dicho sistema actúa sobre músculos, glándulas y vasos sanguíneos.

Las emociones y sentimientos que se encuentran implicados en la activación del sistema nervioso simpático son principalmente las que disponen al organismo para el ataque o defensa (temor, ansiedad, stress, etc.) aunque otros estados como la alegría o la respuesta ante estímulos novedosos y de alto contenido significativo para el sujeto también lo ponen en marcha. Cuando el sistema simpático se pone en marcha genera un neurotransmisor denominado acetilcolina que activa las glándulas sudoríparas situadas en la dermis [29].

La respuesta galvánica de la piel (en inglés *Galvanic Skin Response* (GSR)) mide los cambios en la conductividad de la piel, que varía dependiendo la cantidad de humedad

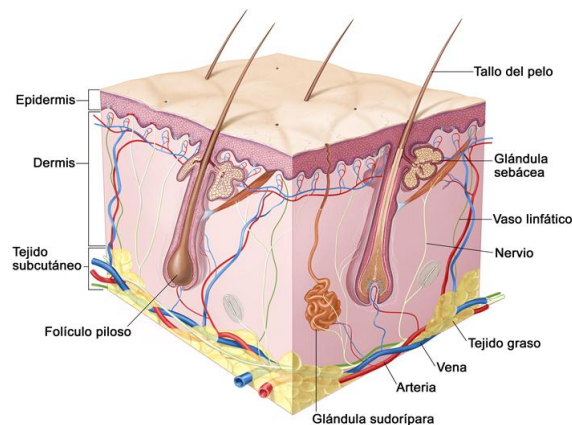


Figura 5: Anatomía de la piel del ser humano.

inducida por el sudor en la misma. Si la rama simpática del sistema nervioso autónomo está muy excitada la actividad de las glándulas sudoríparas incrementan la conductividad.

3.4. El sistema respiratorio

El sistema respiratorio (Figura 6) es el encargado de captar oxígeno y eliminar el dióxido de carbono procedente del anabolismo celular. Está compuesto por las vías respiratorias: las fosas nasales, la faringe, la laringe, la tráquea, los bronquios y los bronquiólos.



Figura 6: Anatomía del sistema respiratorio del ser humano.

El proceso de respiración lo forman la fase de inspiración y la de espiración. En la primera, el diafragma se contrae y se mueve hacia abajo, los músculos pectorales menores y los intercostales presionan las costillas hacia fuera. La cavidad torácica se expande y el aire entra con rapidez en los pulmones a través de la tráquea para llenar el vacío resultante. Por su parte en la fase de espiración, el diafragma se relaja; entonces los pulmones se contraen y el aire se expelle [30].

4. Metodología

En Labhuman, el instituto donde se ha llevado a cabo la investigación, se dispone del **Laboratorio Europeo de Neurotecnologías Inmersivas (LENI)**. El LENI es un laboratorio que, a través de las últimas tecnologías inmersivas, permite la captación de la información necesaria para evaluar el comportamiento del ser humano.

Cada uno de los experimentos que se llevan a cabo en el laboratorio consta de tres fases: una primera **fase de definición** donde se plantea la investigación que se va a llevar a cabo, la metodología para desarrollarla y las hipótesis a validar. En esta primera fase es donde se selecciona el contenido audiovisual a evaluar y se establecen los estímulos a presentar con el fin de evocar determinadas emociones y comportamientos sobre los participantes. Posteriormente se pasa a la **fase de evaluación**, en la cual, se procede a la ejecución del estudio diseñado en la primera fase. Para ello se hace uso de la última tecnología en presentación de contenidos, realidad virtual y sistemas de adquisición de señales fisiológicas. Por último, es en la tercera fase (**fase de análisis**) en la cual se analizan todos los datos obtenidos durante los días de ejecución del experimento y se interpretan los resultados extraídos.

4.1. Adquisición

Como se ha comentado en la introducción de la presente sección, en la fase de evaluación se ejecuta el experimento. Todos los experimentos que se llevan a cabo tienen un denominador común: la generación de una experiencia mediante la exposición de determinados escenarios (virtuales o reales) con el objetivo de evocar emociones, sensaciones, procesos cognitivos y comportamientos del ser humano ante la experiencia que se le expone. Para la generación de dichas experiencias se dispone de una serie de equipos y salas donde se toma información de los diversos participantes mediante una amplia gama de biosensores.

4.1.1. Generación de experiencias

En el laboratorio existen dos grandes grupos de salas: las salas espejo y las salas de experimentación. Las **salas espejo** han sido optimizadas para su uso en un espacio de observación compartido. Mediante estos espacios es posible comprobar los acontecimientos que se están llevando a cabo en las salas de experimentación sin ser vistos desde dichas salas. Para ello, las habitaciones espejo permiten comunicarse con las salas que observan por intercomunicadores y así poder controlar el experimento con los ordenadores de control, capturar vídeo y audio y sincronizar toda la información con los estímulos generados.

El otro grupo lo forman las salas de experimentación, en las cuales se llevan a cabo los experimentos. Este grupo está formado por cuatro espacios con distintas características.

La **sala Contextual** es una habitación transformable según las especificaciones del experimento a realizar. Por ejemplo, en uno de los experimentos esta sala se transformó en el salón de una casa con el propósito de proporcionar al sujeto una sensación hogareña e intentar eliminar el factor laboratorio (Figura 7a).

La **sala Cave** se trata de un cubo formado por cuatro proyectores mediante los cuales se recrean experiencias utilizando los desarrollos más avanzados en realidad virtual y *retail* (Figura 7b).

El **espacio Experimental** está formado por dos ordenadores y un equipo de seguimiento de mirada (Eye Tracker), gracias al cuál se puede obtener información pupilométrica del participante (Figura 7c).

Por último, la **habitación Power Wall** se caracteriza por una pantalla de unas dimensiones comparables a las de una pantalla cinematográfica donde se reproducen todo tipo de contenidos audiovisuales para generar una experiencia muy realista (Figura 7d).



Figura 7: (a) Sala Contextual, (b) Cave, (c) Experimental y (d) Power Wall del LENI.

4.1.2. Equipos de medidas fisiológicas

Las cuatro salas comentadas en la sección anterior comparten un denominador común, en todas ellas se cuenta con los equipos más modernos de medidas fisiológicas. A continuación se van a describir tanto las características como la forma de colocar cada uno de los sensores.

Adquisición del electroencefalograma (EEG)

Para el registro de actividad cerebral, el laboratorio dispone de un instrumento de medida estático y otro portable.

El **equipo estático** pertenece al fabricante Twente Medical Systems International (TMSI). Se trata de un sistema basado en una etapa de amplificación y digitalización de propósito general. El amplificador (Figura 8a) dispone de 32 entradas unipolares, 4 entradas bipolares, 4 entradas auxiliares y 8 entradas digitales a una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Dicho instrumento de medida permite sincronizar mediante hardware la señal de electroencefalografía con otras bioseñales. Haciendo uso de este equipo, el EEG

de superficie se registra mediante un gorro de tela en el que se han insertado 32 electrodos Ag/AgCl basados en agua (Figura 8b).

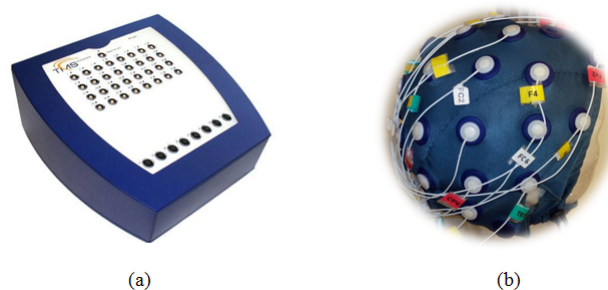


Figura 8: Equipo TMSI empleado para el registro de electrocardiografía.

Por su parte, el **casco portable**, conectado a un ordenador mediante tecnología WiFi, está compuesto por 14 sensores más dos canales de referencia y pertenece al fabricante Emotiv (Figura 9). Cabe decir que dependiendo el tipo de experimento que se lleva a cabo se utiliza uno de los dos equipos teniendo en cuenta que el estático ofrece una mayor calidad de señal registrada mientras que el portable posibilita una movilidad total del participante.



Figura 9: Casco EMOTIV empleado para el registro de electrocardiografía .

Ambos instrumentos de medida siguen el Sistema 10-20 de colocación de electrodos [31]. En este sistema, cada localización se define por dos ejes de coordenadas que se trazan a partir de puntos externos del cráneo. En el eje que une nasion con inion (Figura 10a) se localizan las diferentes regiones cerebrales, tales como la frontal, la central, la temporal, la parietal y la occipital (Figura 10b).

El eje que se traza desde el punto preauricular de un pabellón auricular a su homólogo define el plano lateral con números impares a la izquierda, números pares a la derecha y la letra z para las localizaciones centrales. Calculando el 10 y el 20 % de las distancias de estos puntos se colocan 14 electrodos con el equipo Emotiv y 30 con el TMSI en localizaciones estándar (en la intersección de los ejes se encuentra el electrodo Cz) (Figura 10a). La configuración básica puede extenderse hasta 64, 128 o 256 electrodos.

En cuanto al lugar de referencia (o tierra) que sigue cada uno de los equipos de medida, cabe destacar que el sistema TMSI utiliza la muñeca opuesta a la mano predominante del sujeto bajo estudio para situar una pulsera con el electrodo que hace de referencia

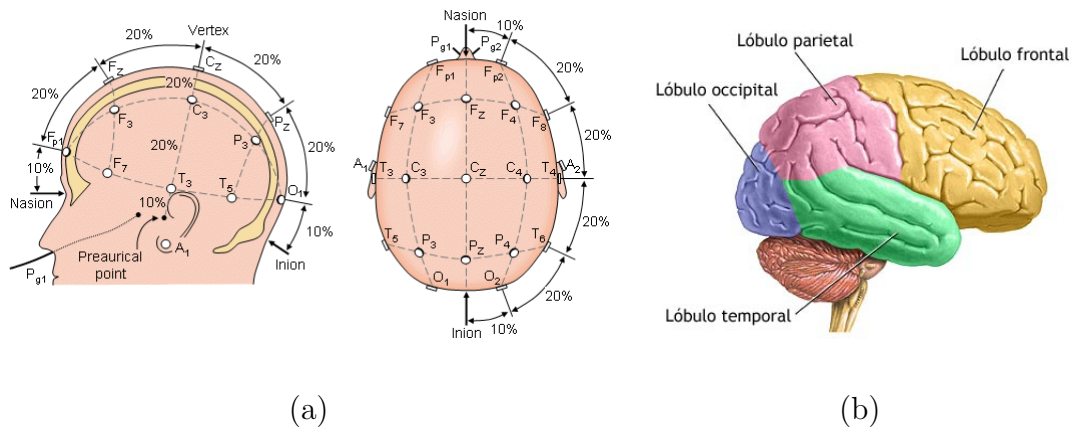


Figura 10: (a) Estándar 10-20 y (b) división anatómica del cerebro.

común sobre los electrodos que registran la actividad cerebral. Por su parte, el dispositivo de Emotiv incluye dos electrodos muy próximos a las orejas del sujeto que actúan como referencia común.

Como se ha comentado al comienzo de la presente sección, es en la fase de definición del estudio donde se definen los contenidos audiovisuales y los estímulos de los que constará el experimento. El primer paso que se debe llevar a cabo en la fase de evaluación es el montaje del mismo. Este montaje está condicionado por el instrumento de registro de actividad cerebral que se emplee.

El equipo TMSI viene acompañado de un software denominado **Neurolab**. Con el software Neurolab es posible crear un video compuesto por diversos contenidos audiovisuales de todo tipo (videos, imagenes, juegos, realidad virtual, etc.) Además, este mismo software es el que se utiliza para efectuar el registro de las bioseñales pudiendo observarlas en tiempo real.

Si por el contrario, el experimento requiere de una mayor movilidad por parte del participante, se deberá utilizar el casco portable Emotiv. Dicho sistema dispone de un software exclusivamente de registro denominado **TestBench**. Con este programa, es posible ver la señal de EEG en tiempo real y establecer marcas temporales, pero no conformar los estudios. Se hace uso por tanto de herramientas externas para dicho cometido.

Adquisición del electrocardiograma (ECG)

Mediante el equipo TMSI es posible captar numerosas bioseñales todas ellas sincronizadas con los contenidos audiovisuales que se presentan en un experimento. Haciendo uso de las cuatro entradas bipolares del instrumento es posible registrar la actividad eléctrica cardíaca del participante durante toda la prueba. Para dicho propósito se utilizan dos electrodos desechables que poseen gel conductor (Figura 11a) situados estratégicamente en la parte alta del pecho. Uno de ellos, el que va al terminal positivo del amplificador, se sitúa tres dedos por debajo de la clavícula derecha y el que conecta con el terminal negativo del amplificador, tres dedos por debajo de la clavícula izquierda (Figura 11d).

Adquisición de la respuesta galvánica de la piel (GSR)

Mediante el sensor de actividad eléctrica de la dermis o sensor de respuesta galvánica es posible medir la capacidad de la piel para la transmisión de corrientes eléctricas, la cual varía si existe sudoración y cambios en el organismo. El sensor de GSR consiste en dos bandas de tela con velcro, en las cuales hay cosido un electrodo (Figura 11b). Dichas bandas se colocan en los dedos de la mano no dominante del participante. Más concretamente el electrodo que ejerce de terminal positivo se sitúa en la falange medial o proximal del dedo índice mientras que el electrodo que ejerce de terminal negativo se sitúa en la falange medial o proximal del dedo medio o corazón (Figura 11e). Este sensor se coloca en uno de los ocho canales auxiliares del amplificador del equipo.

Adquisición del registro de respiración (RSP)

Utilizando otro de los ocho canales auxiliares se puede conectar la banda elástica que incorpora dos sensores encargados de medir la respiración (Figura 11c). La banda elástica se coloca alrededor de la parte baja del pecho, exactamente en la parte inferior de la caja torácica (Figura 11f). Debido a los fenómenos fisiológicos de inspiración y expiración, los sensores que posee la banda miden cual ha sido la deformación que ha sufrido la misma en cada uno de los procesos.

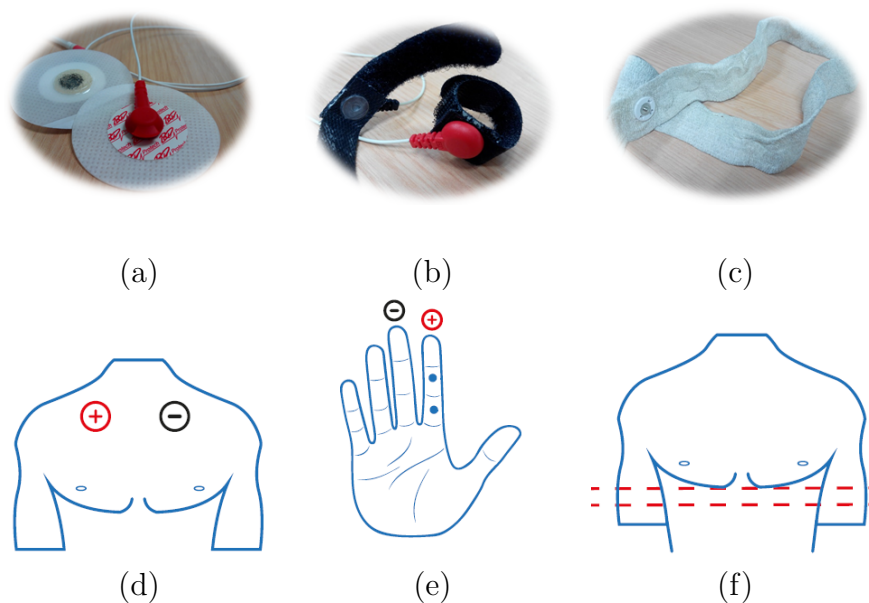


Figura 11: Sensores empleados y su colocación:(a,d) ECG, (b,e) GSR y (c,f) RSP.

Eye Tracking

Las salas de registro del LENI también disponen de un equipo de seguimiento de mirada, más concretamente el Tobii TX300 Eye Tracker. Este dispositivo es capaz de

recoger el lugar donde apuntan las pupilas del participante, mediante técnicas ópticas, a una frecuencia de muestreo de 300 Hz.

Una vez se dispone de dichos datos del participante, es posible obtener diversa información utilizando el software que proporciona la propia compañía del dispositivo hardware: Tobii Studio 3.2. La atención que muestra el sujeto a los contenidos audiovisuales que se le exponen es posible cuantificarla mediante métricas como por ejemplo: el tiempo que un usuario detiene su mirada en un área determinada de la pantalla, el patrón que siguen los movimientos de sus ojos, la dilatación de las pupilas en cada momento del experimento, etc.

Además, es posible confeccionar mapas térmicos superpuestos a los fotogramas del contenido que se presenta, representando con colores fríos las zonas menos observadas y con colores cálidos las zonas más observadas. Estos mapas se pueden obtener de cada usuario individualmente o agrupados siguiendo cierto criterio por parte del evaluador.

4.2. Limpieza y acondicionamiento del registro

En cualquier adquisición de señales fisiológicas, el ruido, las interferencias y artefactos de todo tipo degradan muy notablemente la calidad de la señal. Es por ello que previamente a analizar y extraer características de los registros, se hace necesario un preprocesado donde aunando técnicas de filtrado y separación de fuentes se logre una señal limpia, con buena relación señal a ruido y libre de artefactos e interferencias. Seguidamente, se detallará como se ha llevado a cabo este proceso para cada una de las diferentes bioseñales que se registran en un experimento llevado a cabo en el laboratorio.

4.2.1. Preprocesado de la señal de electroencefalografía

Como se ha comentado en la Sección 3.1.2, el potencial eléctrico que se registra en un EEG de superficie presenta una baja amplitud. Es por ello, que fenómenos como el mal contacto electrodo-piel, la componente continua y las interferencias de la red eléctrica distorsionan notablemente el registro; pero estos fenómenos pueden reducirse e incluso eliminarse utilizando técnicas de filtrado.

El principal problema de la señal electroencefalográfica son los artefactos, que se pueden clasificar en dos grandes grupos. Por un lado contamos con los **artefactos no estereotipados** que son aquellos producidos por los movimientos de los electrodos y el mal contacto electrodo-piel, movimientos musculares grandes o fuentes externas. Por otro lado, encontramos los **artefactos estereotipados** que son aquellos producidos por fenómenos fisiológicos del participante durante el experimento. Son por tanto los parpadeos, los movimientos oculares (tanto verticales como horizontales), los movimientos musculares débiles (principalmente provenientes de mastoides y cuello) incluso la señal cardíaca las que se mezclan en forma de artefacto estereotipado con nuestra señal de actividad cerebral. Debido a que estos fenómenos comparten el rango de frecuencias de nuestra señal útil, es imposible discriminarlos y eliminarlos mediante técnicas de filtrado. Se hace necesario, por tanto, utilizar métodos de localización y separación de fuentes. A continuación, se detalla el proceso completo a seguir para obtener un registro EEG libre de artefactos.

Importar registro en crudo de la actividad cerebral

Haciendo uso del equipo TMSI y por lo tanto del software Neurolab para el registro de señales fisiológicas, los datos generados tras la ejecución de una sesión de experimentación son guardados en un formato con extensión ‘.bzix’. Dicho formato de salida de los datos es propietario de la empresa de la cuál se adquirió el hardware. Además la rutina de lectura de estos ficheros también fue suministrada por la compañía.

Los datos están compuestos tanto por las propias señales adquiridas mediante el amplificador como por información útil acerca del experimento llevado a cabo, como: las especificaciones técnicas referidas a cada señal, las marcas de inicio y fin de los diferentes estímulos mostrados o las marcas mediante teclado que indican algún evento ocurrido durante el experimento, entre otros. Todos estos datos son exportables a Matlab en forma de estructura, para poder trabajar libremente con los registros.

Para realizar el preprocesado y limpieza de artefactos de la señal de electroencefalografía, se ha utilizado EEGLAB [32], software que se ejecuta sobre Matlab. Haciendo uso, como base, de las funciones que nos proporciona esta plataforma, se han implementado algoritmos automáticos con los que poder acondicionar el registro para la posterior detección de artefactos. Además, EEGLAB posee herramientas para la visualización del registro muy útiles e intuitivas que también han sido incorporadas y mejoradas en el desarrollo posterior de nuestra aplicación.

El primer paso es importar el EEG crudo a formato EEGLAB indicando la variable de la estructura generada por el archivo cargado en Matlab donde se encuentran los datos de actividad cerebral. Además a la función se le pasa también información adicional como la frecuencia de muestreo y un fichero de texto con la disposición de los sensores sobre el gorro (ángulo y radio) para crear distribuciones topográficas.

Una vez se dispone del registro en EEGLAB, lo primero que se hace es comprobar el estado de los canales y eliminar aquellos que se encuentren en muy mal estado o sin registro de actividad cerebral, es decir, planos. Para comprobar los canales en mal estado, se calculan los estadísticos, de hasta cuarto orden, de cada uno de ellos (media, desviación estándar, oblicuidad o asimetría y nivel de curtosis). Estableciendo diversos umbrales, se decide qué canales son candidatos a ser eliminados y cuales están en buen estado. Para la segunda comprobación, es decir, detectar los canales que no han registrado actividad cerebral, lo único que se debe hacer es comprobar si existen muestras con valor nulo en un total del 15% de la prueba, si es así, el electrodo o electrodos en cuestión son eliminados.

Los electrodos eliminados por una razón u otra se computan mediante interpolación de la forma de onda registrada por los electrodos vecinos.

Posteriormente, se debe hacer un re-referenciado de los canales. Para ello, se calcula el promedio de todos ellos y la diferencia de cada uno con el resultado del promedio. El motivo de volver a tomar un punto en común a todos los canales es para evitar el posible efecto distancia producido por la lejanía, a la que se encuentra el brazalete utilizado como tierra, de los electrodos que registran la actividad cerebral.

El electroencefalograma presenta información útil en el rango de frecuencias comprendido entre 0.5 y 40 Hz. Por tanto, el siguiente paso es filtrar el registro empleando un filtro FIR paso banda. El método empleado para dicho cometido, trata de compensar el

retardo de fase que surge al aplicar el filtrado. Aplicando dicho filtro, se elimina tanto la componente continua como las posibles interferencias debidas a la red eléctrica.

Eliminación de artefactos no estereotipados

Una vez se dispone de la señal acondicionada, el siguiente paso es insertar unas marcas temporales (eventos de referencia) que permitan dividir la totalidad del registro en ventanas de un intervalo de tiempo variable (típicamente entre uno y cuatro segundos), con el objetivo de ejecutar un primer algoritmo de detección de artefactos de gran amplitud. El motivo de dividir la señal en ventanas es que cuando el algoritmo detecte que una zona del registro está en mal estado (debido a fuertes artefactos) tan sólo se eliminen las divisiones pertenecientes a dicha zona, dejando intacta la señal en las zonas que presenta buena calidad. Lógicamente a mayor tamaño de ventana existe mayor probabilidad de eliminar señal útil, pero una ventana demasiado pequeña propicia un incremento notable del coste computacional del algoritmo. En la Figura 12 se observa la señal EEG con los eventos de referencia insertados, formando así, ventanas temporales de un segundo de duración.

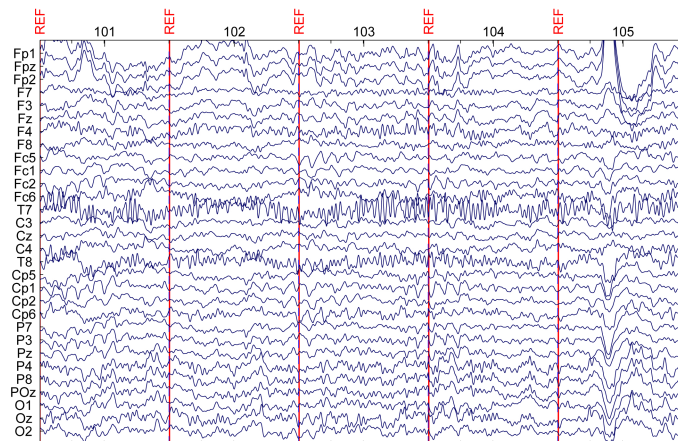


Figura 12: Señal de EEG (30 electrodos) con los eventos de referencia insertados.

A partir de los eventos situados en la señal el siguiente paso es segmentar la misma, con lo cual nuestro registro continuo queda dividido en segmentos de la misma duración (un segundo en nuestro caso) denominados épocas.

Disponiendo de la señal segmentada en épocas de un segundo, sólo resta ejecutar el algoritmo sobre ella. Dicho algoritmo recorre cada una de las épocas y comprueba el potencial registrado en cada uno de los electrodos. Si más del 10% de sensores superan un nivel umbral de tensión en un determinado segmento, éste será marcado para eliminar (Figura 13). Se establece un valor umbral comprendido entre los 75 y los 100 μV debido a que es el rango de potencial eléctrico común registrado en la señal EEG.

Con la señal liberada de las épocas que estaban en mal estado, el siguiente paso es la detección de los artefactos producidos por fenómenos fisiológicos o movimientos

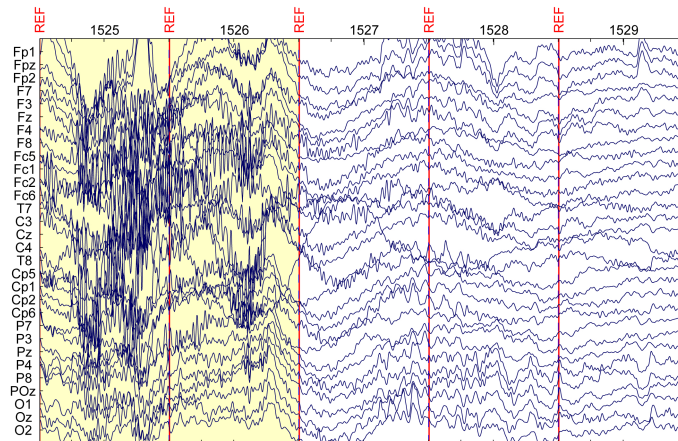


Figura 13: Segmentos marcados para su eliminación tras ejecutar el algoritmo.

involuntarios del participante durante el experimento mediante métodos de localización y separación de fuentes.

Análisis de Componentes Independientes (ICA)

El objetivo del Análisis de Componentes Independientes (ICA) [33] es recuperar fuentes de señal estadísticamente independientes a partir de la observación de mezclas (en principio lineales) de dichas señales.

Generalmente ICA define un modelo de datos multivariantes observados. En el modelo, las variables son mezclas lineales o no lineales de variables desconocidas, así como también es desconocido el sistema en el que se mezclan. Para el modelo ICA es de gran importancia que las variables sean no gaussianas y mutuamente independientes. Los resultados de la transformación ICA se conocen como componentes independientes (ICs).

Supongamos que se observan n mezclas lineales x_1, \dots, x_n de n componentes independientes, lo cual se puede expresar matemáticamente:

$$x_j(t) = a_{j1}s_1(t) + a_{j2}s_2(t) + \dots + a_{jn}s_n(t) \quad \forall j \quad (1)$$

donde cada x_j representa la mezcla, cada s_n representa las componentes independientes y a_{jn} hace referencia a los pesos de la mezcla. Estas son variables aleatorias y tienen media nula.

Expresamos lo anteriormente descrito de manera vectorial y matricial: sea \mathbf{x} el vector aleatorio cuyos elementos son las mezclas x_1, \dots, x_n y de la misma forma definimos el vector \mathbf{s} como un vector cuyos elementos son s_1, \dots, s_n . Se define \mathbf{A} como la matriz cuyos elementos son los parámetros a_{ij} . De esta forma obtenemos el modelo de mezcla expresado como:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} \quad (2)$$

En algunas ocasiones necesitaremos las columnas de \mathbf{A} ; definiéndolas como a_i , el modelo puede ser escrito de la siguiente manera:

$$x = \sum_{i=1}^n a_i s_i \quad (3)$$

El modelo estadístico (2) recibe el nombre de ICA. El modelo de ICA es un modelo generativo, ya que los datos observados son generados por un proceso de mezcla de las componentes originales (s_i), donde dichas componentes independientes son variables latentes. Incluso la matriz de mezclado \mathbf{A} se supone desconocida. Todo lo que se observa es el vector aleatorio \mathbf{x} , y mediante \mathbf{x} tendremos que estimar tanto \mathbf{A} como \mathbf{s} [34].

Por simplicidad, asumimos que la desconocida matriz de mezclado \mathbf{A} es cuadrada. Por tanto, después de estimar \mathbf{A} , podemos calcular su inversa, \mathbf{W} . Esta es la manera en la que es conocido el modelo estadístico de ICA:

$$\mathbf{s} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (4)$$

Bell y Sejnowski [35] propusieron un algoritmo basado en redes neuronales con el objetivo de separar las mezclas \mathbf{x} en componentes independientes \mathbf{s} . Dicho método trata de maximizar la entropía conjunta, $H(y)$, de la salida de un proceso neuronal que minimice la información mutua entre las componentes, $y_i = g(s_i)$, donde $g(s_i)$ es una función invertible, acotada y no lineal y $\mathbf{s} = \mathbf{W}\mathbf{x}$. De esta forma la solución del modelo ICA se consigue mediante una regla adaptativa que maximiza la entropía conjunta $H(y)$, con respecto a \mathbf{W} :

$$\Delta \mathbf{W} \propto \frac{\partial H(y)}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{W}^T \mathbf{W} = [\mathbf{I} + \mathbf{p}\mathbf{s}^T] \mathbf{W}, \quad (5)$$

donde $p_i = (\partial y_i / \partial s_i)$. La función no lineal $g(s)$ juega un papel muy importante en el éxito del algoritmo. Idealmente $g()$ sería la función de densidad acumulativa de las distribuciones de las fuentes independientes. En la práctica si se escoge la función sigmoide, el algoritmo queda limitado a la separación de fuentes con distribución super-Gaussiana. Una forma elegante de generalizar la resolución del algoritmo es escoger $p_i = +\tanh(s_i) - s_i$ para fuentes sub-Gaussianas y $p_i = -\tanh(s_i) - s_i$ para fuentes super-Gaussianas. El signo puede elegirse para cada componente mediante la curtosis $k_4(s_i)$, quedando la regla de adaptación de la siguiente forma:

$$\Delta \mathbf{W} \propto \frac{\partial H(y)}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{W}^T \mathbf{W} = [\mathbf{I} - \text{sign}(k_4) \tanh(\mathbf{s})\mathbf{s}^T - \mathbf{s}\mathbf{s}^T] \mathbf{W} \quad (6)$$

Por tanto después de ejecutar el algoritmo quedan estimadas tanto las fuentes \mathbf{s} como la inversa de la matriz de mezclas, \mathbf{W} .

Aplicando ICA al registro EEG

Aplicando la técnica matemática detallada anteriormente, se pueden limpiar los registros EEG ya que como se comentó en la Sección 3.1.2, un electroencefalograma se obtiene

mediante la aplicación de electrodos sobre el cuero cabelludo, que registran los impulsos provenientes de grupos neuronales. Cada electrodo recoge todas las señales sin criterio de selección alguno. La idea de la técnica ICA, es intentar separar las señales no cerebrales de las cerebrales que han sido captadas por los sensores.

El éxito de ICA al aplicarlo a los datos de EEG está estrictamente determinado por el grado en que las dinámicas del EEG encajan en el modelo de ICA. El primer requisito, que las fuentes subyacentes se mezclen linealmente en los registros del electrodo, es asegurado por la biofísica del volumen de conducción en las frecuencias de EEG [36].

La suposición de estacionariedad espacial relativa de las fuentes de EEG es compatible, al menos, con pruebas de modularidad cerebral de la anatomía y la imagen funcional. La asunción de relativa independencia de las fuentes de señales es compatible con modelos fisiológicos que enfatizan el acoplamiento local, intracortical de corto rango y radial talamocortical, en la generación de sincronías locales eléctricas en el rango de EEG [37].

La descomposición ICA presenta diferentes variantes y algoritmos. Debido a las características tanto temporales como frecuenciales del EEG, en el presente trabajo se hace uso del algoritmo **Infomax** [35] con la opción ‘**extend**’ activada. Dicho algoritmo no necesita ningún conocimiento previo de la distribución de las entradas, es decir, es una regla de aprendizaje no supervisada. Está definido para señales que no estén corruptas por ningún tipo de ruido y para trabajar con fuentes super-Gaussianas. Mediante la opción ‘**extend**’ comentada anteriormente, el algoritmo puede encontrar fuentes con distribución de actividad sub-Gaussiana, como artefactos eléctricos y/o actividad lenta.

Por lo tanto, aplicando el algoritmo sobre los diversos registros se resuelve el problema de separación de fuentes particularizado al electroencefalograma (Figura 14).

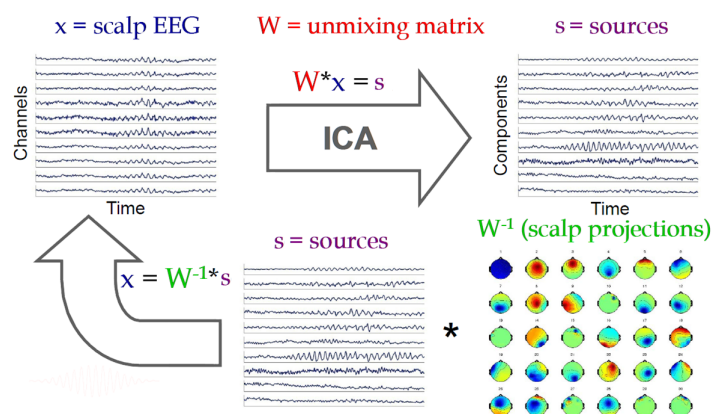


Figura 14: Resolución del problema de separación de fuentes aplicado al EEG.

Eliminación de artefactos estereotipados

Una vez se ejecuta el algoritmo ICA sobre la señal de electroencefalografía y se obtienen las componentes independientes hay que identificar cuáles pertenecen a la actividad

cerebral que nos interesa y cuales de ellas pertenecen a otros procesos fisiológicos que artefactan la señal útil.

Este proceso es el más complicado en el protocolo de limpieza del EEG. Un algoritmo basado en la obtención de parámetros espaciales y temporales de las componentes independientes y la propia experiencia que va adquiriendo el investigador son de vital importancia para llevar a cabo con éxito este proceso.

El algoritmo en cuestión se denomina ADJUST (*Automatic EEG artifact Detector based on the Joint Use of Spatial and Temporal features*) [38] y se trata de una herramienta de gran utilidad para la detección de los artefactos estereotipados.

Concretamente, de cada una de las componentes independientes obtenidas mediante el algoritmo ICA (tantas como número de electrodos) se calculan los siguientes parámetros para tratar de identificar las componentes que artefactan el registro.

- **Spatial Average Difference (SAD)**. Se trata de una medida especialmente sensible a la amplitud de las áreas frontales en comparación con las zonas posteriores.

$$SAD = |\langle a \rangle_{FA}| - |\langle a \rangle_{PA}|, \quad (7)$$

donde \mathbf{a} es el vector de pesos normalizado de la IC bajo estudio (una columna de la matriz de mezclas \mathbf{A}), $|\langle \dots \rangle_{FA}|$ denota el promedio sobre los canales de la zona frontal y $|\langle \dots \rangle_{PA}|$ el promedio sobre los canales de la zona posterior (Figura 15a).

- **Temporal Kurtosis (TK)**. Se calcula la curtosis sobre el curso temporal de la componente independiente. Es muy sensible a valores extremos de la distribución de amplitud. Junto a la métrica SAD se emplea para la detección de parpadeos.

$$TK = trim_and_mean([\langle s_i(t)^4 \rangle_{ep} - \langle s_i(t)^2 \rangle_{ep}^2] - 3), \quad (8)$$

donde $s_i(t)$ es la evolución temporal de la IC a lo largo de la época i , $|\langle \dots \rangle_{ep}|$ denota el promedio dentro de la época y *trim_and_mean* el promedio de todas las épocas.

- **Spatial Variance Difference (SVD)**. Una condición adicional para que la IC sea catalogada como parpadeo es que la varianza de los pesos pertenecientes al área frontal sea mayor a la varianza de los pesos asociados al área posterior, para ello se extrae la siguiente característica de la IC.

$$SVD = (\langle a^2 \rangle_{FA} - \langle a \rangle_{FA}^2) - (\langle a^2 \rangle_{PA} - \langle a \rangle_{PA}^2), \quad (9)$$

- **Maximum Epoch Variance (MEV)**. Se halla el máximo valor de variación temporal en una determinada época. Es una medida más sensible que la curtosis y detecta muy bien las fluctuaciones típicas de los movimientos oculares verticales.

$$MEV = \frac{trim_and_max(\langle s_i(t)^2 \rangle_{ep} - \langle s_i(t) \rangle_{ep}^2)_i}{trim_and_mean(\langle s_i(t)^2 \rangle_{ep} - \langle s_i(t) \rangle_{ep}^2)_i}, \quad (10)$$

donde $trim_and_max$ indica el máximo valor del vector varianza calculado a partir del valor individual de cada época que compone la evolución temporal de la fuente $s_i(t)(IC)$ bajo estudio.

- **Spatial Eye Difference (SED).** Se trata de una medida especialmente sensible a grandes amplitudes en los canales frontales (próximos a los ojos), generalmente caracterizados por el cambio de fase (uno positivo y otro negativo). Trata de detectar los movimientos oculares horizontales.

$$SED = |\langle a \rangle_{LE}| - |\langle a \rangle_{RE}|, \quad (11)$$

donde $|\langle \dots \rangle_{LE}|$ denota el promedio sobre los canales del ojo izquierdo y $|\langle \dots \rangle_{RE}|$ el promedio sobre los canales del ojo derecho (Figura 15b).

- **Generic Discontinuities Spatial Feature (GDSF).** Los artefactos generados por los cambios de impedancia del dispositivo suelen generar fluctuaciones de amplitud en un determinado canal. El curso temporal de este artefacto es capturado por MEV. Su distribución espacial es sensible a la siguiente característica.

$$GDSF = \max(|a_n - \langle k_{mn} a_m \rangle_m|)_n, \quad (12)$$

donde a_n es el n^{th} peso topográfico, $k_{mn} = \exp(-\|y_m - y_n\|)$ decae exponencialmente con la distancia $\|y_m - y_n\|$ entre el canal m y el n , $|\langle \dots \rangle_m|$ denota el promedio sobre los canales $m \neq n$ y $\max(\dots)_n$ indica el máximo sobre el total de canales n .

Tras la extracción de todas las características de una IC, se calcula un valor umbral por medio de un algoritmo de procesamiento de imagen basado en la técnica *Expectation-Maximization* (EM) [39] a partir del cual se toman las decisiones de detección.

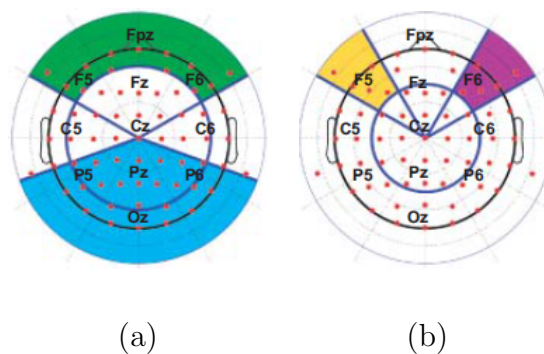


Figura 15: (a) Zonas frontal y posterior y (b) área del ojo derecho e izquierdo.

El resultado cuando ejecutamos el algoritmo ADJUST sobre las componentes independientes obtenidas anteriormente se ve reflejado de forma muy intuitiva (Figura 16a).

En rojo se marcan las ICs que corresponden a artefactos con el objetivo de que sean eliminadas (Figura 16b). No obstante, aparte de la ayuda que brinda este algoritmo, se deben comprobar visualmente una a una las componentes restantes (las de color verde) y decidir, con la experiencia previa adquirida, si es una componente perteneciente a actividad cerebral o no. Este procedimiento es necesario porque el umbral de decisión aplicado por el algoritmo sobre las características temporales y espaciales puede provocar falsos negativos.

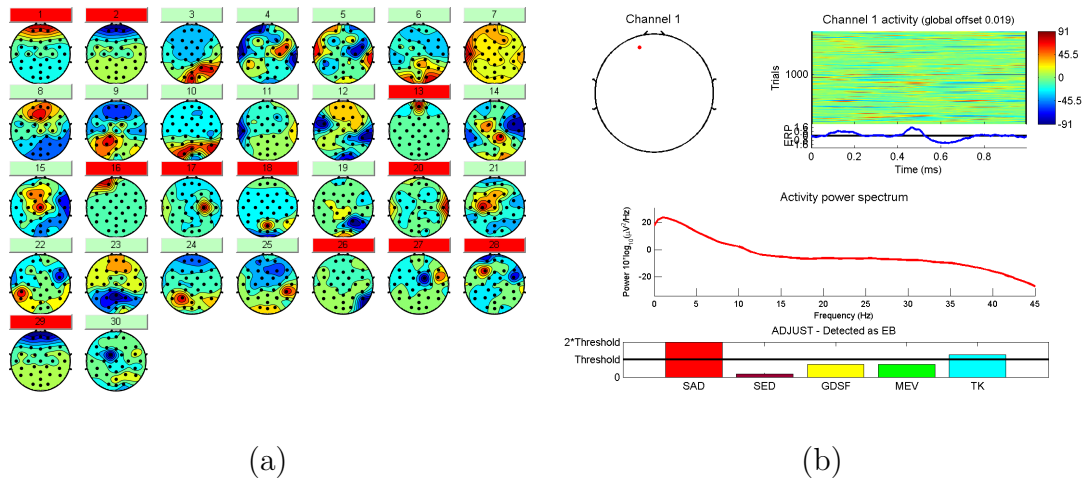


Figura 16: (a) Resultado del algoritmo ADJUST sobre las ICs y (b) parpadeo detectado.

Tras eliminar las componentes independientes que dañan el registro, es posible comprobar el efecto que ha tenido la decisión sobre la señal temporal del electroencefalograma (Figura 17).

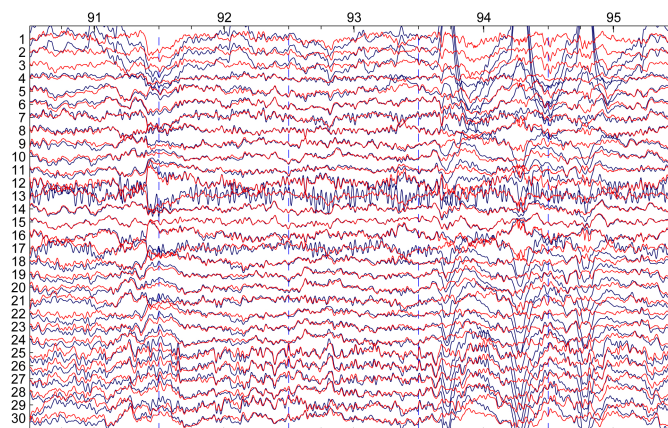


Figura 17: Registro original (azul) y resultante (rojo) tras la eliminación de las ICs.

El trazado de color azul oscuro se corresponde con el registro original, mientras que el trazado rojo se corresponde con la señal resultante de haber eliminado las ICs pertinentes.

Se aconseja recorrer la totalidad del registro comprobando el buen estado del mismo, verificando que allí donde había artefacto, la señal roja no sigue a la azul y donde se evidencia actividad cerebral, el trazado rojo se ajusta en buena medida al azul oscuro.

Filtrado por bandas

Después de efectuar la inserción de épocas y transformar nuevamente el registro segmentado en continuo, se procede a aislar las distintas componentes frecuenciales de la actividad cerebral, descritas en el apartado 3.1.3, aplicando un filtro FIR pasobanda. Tras realizar este proceso para cada uno de los rangos de frecuencia de las distintas bandas, dispondremos de seis registros EEG libres de artefactos listos para analizar.

4.2.2. Preprocesado de la señal de electrocardiografía

Para el análisis que se desea llevar a cabo del registro ECG, es necesaria la detección del complejo QRS, por ello, se hace indispensable el preprocesado de la señal cardíaca.

Diversos ruidos e interferencias contaminan el registro disminuyendo notablemente la relación señal a ruido y alterando la morfología de la onda:

- Ruido debido al **movimiento del electrodo**. La variación de la impedancia que se produce con el movimiento del electrodo tiene como consecuencia diversos cambios transitorios de la línea de base.
- **Contracciones musculares** (EMG). Producen interferencias transitorias del orden de milivoltios y frecuencias típicas entre 0 y 10 kHz.
- Ruido de **contacto en el electrodo**. Se debe a interferencias transitorias causadas por la pérdida de contacto del electrodo con la piel. Se manifiesta en el ECG con saltos de la línea de base con caídas exponenciales.
- **Desplazamiento de la línea base**. Debido a la respiración se produce una modulación AM de la línea base. Es un fenómeno de baja frecuencia (0.15-0.3 Hz).
- La interferencia producida por la **red eléctrica** (50/60 Hz) y el ruido generado por los **instrumentos de medida**.

En primer lugar, la señal ECG se filtra paso alto para corregir todos los problemas relacionados con la línea base, tanto los cambios transitorios, como las caídas exponenciales o el desplazamiento de la misma. Para ello, se aplica un filtro FIR en forma directa II haciendo uso de la función *filter()* de Matlab y se elimina la componente continua de la señal, restando la media. Cabe destacar, que no se utiliza un filtrado IIR puesto que este produciría distorsión de fase modificando la morfología de la onda. En la Figura 18a se puede apreciar como la señal roja resultante de filtrar el ECG en crudo (señal azul) presenta una línea base totalmente corregida.

Después del primer filtrado paso alto se aplica un filtro Notch para eliminar la interferencia de los 50 Hz de la red y un filtro paso bajo (con una f_c comprendida entre los 60

y los 70 Hz) con el objetivo de eliminar los artefactos producidos por el ruido muscular caracterizado por altas frecuencias (Figura 18b).

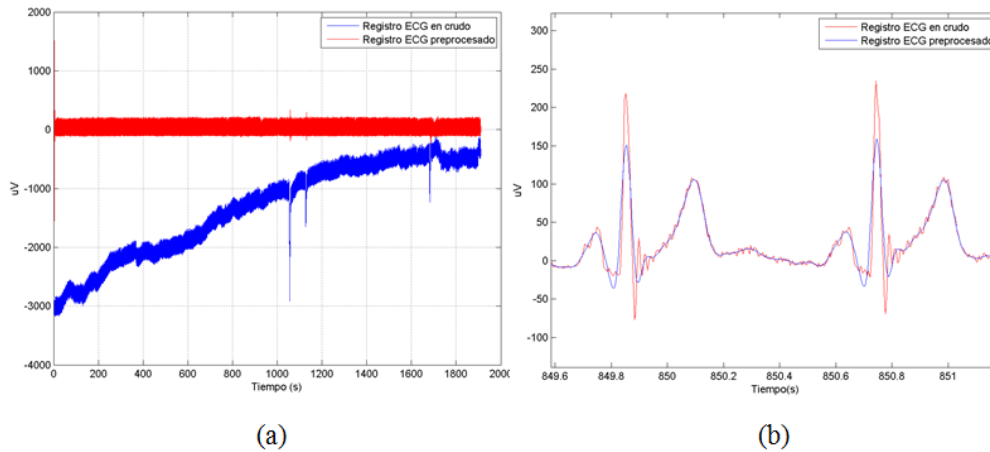


Figura 18: (a) Resultado de filtrar paso alto y (b) paso bajo el registro ECG.

4.2.3. Preprocesado de los registros de GSR y RSP

La morfología de los registros GSR y RSP (Figura 19) hacen que tan sólo se precise de un filtro paso bajo que elimine las altas frecuencias con el objetivo de que la detección de máximos locales, para el análisis, sea lo más eficiente posible. Al perder información eliminando las altas frecuencias, los picos de interés son más fácilmente detectables.

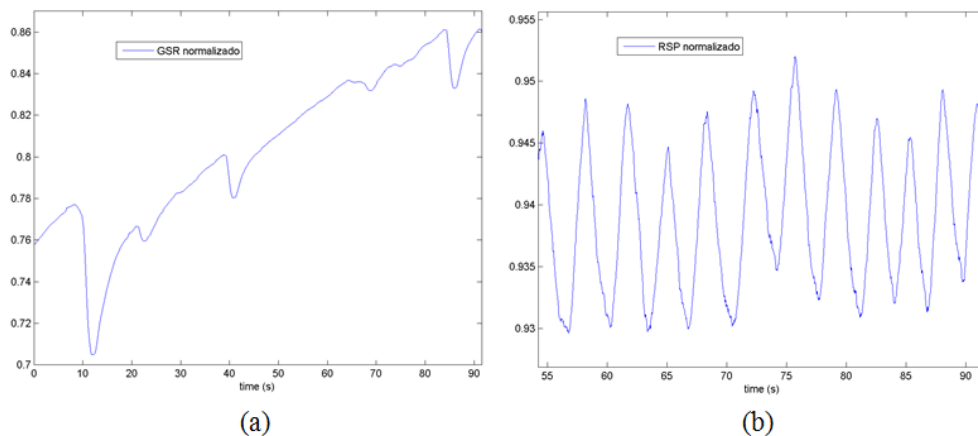


Figura 19: (a) Morfología de las señales de conductancia de la piel y (b) respiración.

4.3. Análisis y extracción de características

Con el objetivo de cuantificar las emociones, los procesos cognitivos y el comportamiento de los participantes ante diferentes experiencias, se hace necesario el análisis de todas las bioseñales adquiridas y preprocesadas. De cada una de ellas, se extraen características empleando diversas métricas, tanto propias como halladas en la literatura.

4.3.1. Métricas empleadas en el análisis del registro EEG

Global Field Power (GFP)

La señal EEG obtenida directamente de la superficie del cuero cabelludo registra la activación sincrónica de grupos neuronales. Una métrica utilizada para cuantificar la actividad cerebral temporalmente es el Global Field Power (GFP) [40] definido como:

$$GFP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} (u_i - u_j)^2}{N_e}}, \quad (13)$$

donde u_i es el potencial eléctrico (a lo largo del tiempo) en el electrodo i , u_j es el potencial eléctrico (a lo largo del tiempo) en el electrodo j y N_e es el número total de electrodos sobre los que se computa el GFP.

Es interesante destacar que el GFP se calcula teniendo en cuenta los electrodos prefrontales, frontales y fronto-centrales que siguen el estándar 10-20 de colocación de electrodos. Este hecho es debido a que los procesos cognitivos que se desean evaluar mediante esta métrica, como la memorización, el interés, el gusto o la atención tienen su origen en el lóbulo frontal del cerebro [11].

Índice de interés

Obtener el índice de interés en un estudio posibilita evaluar partes del mismo y observar si los contenidos audiovisuales seleccionados son los más adecuados o no.

En primer lugar es necesaria la tipificación del GFP atendiendo a un **periodo de baseline**. El periodo de *baseline* consiste en uno o varios bloques que se insertan en el estudio y sirven como referencia para los contenidos que se desean evaluar. Dicho periodo debe ser neutro para cualquier participante y su objetivo es el de registrar la actividad cerebral base del sujeto, para eliminar factores como la fatiga o pérdida de concentración. Típicamente se utilizan vídeos de documentales y sonidos relajantes.

De esta manera a partir de la normalización del GFP respecto a los bloques de *baseline* obtenemos una nueva variable denominada *Zscore* en la literatura [11] definida por:

$$Zscore = \frac{GFP_i - \overline{GFP_B}}{\sigma(GFP_B)}, \quad (14)$$

donde GFP_i se corresponde con el GFP del estímulo i sobre el cual se desea evaluar el índice de interés, GFP_B pertenece a la media temporal del GFP del periodo del experi-

mento que se defina como *baseline*, mientras que $\sigma(GFP_B)$ es la desviación estándar del GFP en el mismo periodo.

Una vez se dispone del GFP normalizado, en las bandas **Theta** y **Beta**, se extrae información acerca del número de picos que ocurren a lo largo del estímulo que se está evaluando. Para ello, se define un umbral calculado a partir de la distribución que sigue la variable $Zscore$ y se calculan los máximos locales que superan dicho nivel.

El último requisito para el cálculo del índice de interés es el de delimitar en ventanas temporales el contenido a evaluar y obtener los picos de actividad cerebral que se registran en dichos intervalos. De esta forma el índice de interés se define como:

$$Interés(\%) = \frac{N_{picos}(Ventanas)}{N_{picos}(Total)} * 100, \quad (15)$$

donde $N_{picos}(Ventanas)$ es el número de máximos locales que superan el umbral definido en los intervalos delimitados por las ventanas temporales mientras que $N_{picos}(Total)$ es el número de picos registrados en la totalidad del estímulo a evaluar.

Índice de memorización

El índice de memorización se trata de una métrica continua en el tiempo que cuantifica la capacidad que tiene un contenido de ser recordado [10]. Para su cálculo, en primer lugar es necesario normalizar el GFP, en las bandas **Theta** y **Alfa**, según $GFP_{norm} = \frac{GFP_i}{\sum_{i=1}^M GFP_i}$, donde GFP_i es el Global Field Power a lo largo del tiempo del estímulo bajo estudio i y M es el número de muestras temporales.

Para obtener el índice de memorización es necesario efectuar una encuesta al participante unas horas después de haber finalizado el experimento mediante la cual se debe comprobar qué estímulos recuerda el sujeto y qué estímulos ha olvidado. Dichos cuestionarios, son diseñados por especialistas en psicología durante la fase de definición del estudio. En la encuesta, se presentan fotogramas de los contenidos a evaluar y se le pide al participante que demuestre si recuerda el contenido a través de una serie de preguntas.

A partir de los cuestionarios, es posible dividir a la población en dos grandes grupos: las personas que han recordado cierto estímulo (grupo *Remember*) y las personas que lo han olvidado (grupo *Forget*). Siguiendo esta distinción es posible promediar el GFP_{norm} de ambos grupos obteniendo un $GFP_{Remember}$ y un GFP_{Forget} .

Por último, las dos señales GFP resultantes se suavizan mediante interpolación cúbica con el objetivo de obtener la envolvente de las mismas. El resultado, por tanto, son dos trazos a lo largo del periodo de visualización del estímulo bajo estudio, uno perteneciente al grupo que lo ha olvidado y el otro al grupo de personas que lo ha recordado.

Índice de agrado

El índice de agrado es una métrica continua en el tiempo que nos proporciona información de los momentos del contenido audiovisual que más gustan a los participantes del estudio [9].

Se desea comparar la actividad cerebral que se registra en los electrodos situados en la zona frontal izquierda respecto a la actividad registrada por los electrodos de la parte frontal derecha. Para ello, es necesario calcular el GFP, en las bandas **Theta** y **Alfa**, por parejas asimétricas de electrodos obteniendo un GFP_{Left} y un GFP_{Right} .

De la misma forma que en el índice de memorización, gracias a las encuestas post-experimento existe la posibilidad de conocer a que usuarios les ha gustado el contenido del estímulo bajo estudio (grupo *Like*) y a que participantes no les ha gustado (grupo *Dislike*). Por tanto el siguiente paso es obtener el GFP_{Left} del grupo *Like*, el GFP_{Left} del grupo *Dislike*, el GFP_{Right} del grupo *Like* y el GFP_{Right} del grupo *Dislike* y obtener el índice de agrado como:

$$\text{Índice de agrado (PI)} = GFP_{Right}(L/D) - GFP_{Left}(L/D), \quad (16)$$

donde $GFP_{Right}(L/D)$ es el GFP promedio para, el grupo *Like* o *Dislike*, calculado sobre cierta pareja de electrodos situados en la parte frontal derecha del cuero cabelludo mientras que $GFP_{Left}(L/D)$ es el GFP promedio, para el grupo *Like* o *Dislike*, calculado sobre cierta pareja de electrodos situados en la parte frontal izquierda del cuero cabelludo.

Por último, se precisa suavizar las dos señales obtenidas mediante interpolación cúbica con el objetivo de obtener la envolvente de las mismas. El resultado obtenido, son dos trazos a lo largo del periodo de visualización del estímulo bajo estudio, uno perteneciente al grupo que le ha gustado el contenido visualizado y el otro perteneciente al grupo que no le ha gustado.

Parámetros de Hjorth

Otras características sobre la actividad cerebral en el dominio temporal son los descriptores lineales de Hjorth [41, 42].

El índice de actividad (A) es una métrica que cuantifica la potencia media que presenta la señal de cada uno de los electrodos. Por su parte, el índice de movilidad (M) es un parámetro que proporciona la frecuencia media en cada uno de los sensores. Por último el índice de complejidad (C) mide los cambios de frecuencia medios que se registran en cada uno de los canales. Estos parámetros se definen de la siguiente forma:

$$A = var(\mathbf{u}_{(i, n)}); \quad M = \sqrt{\frac{A(\frac{d\mathbf{u}_{(i, n)}}{dt})}{A(\mathbf{u}_{(i, n)})}}; \quad C = \frac{M(\frac{d\mathbf{u}_{(i, n)}}{dt})}{M(\mathbf{u}_{(i, n)})}, \quad (17)$$

donde $\mathbf{u}_{(i, n)}$ es un vector que contiene el potencial registrado en el electrodo i durante un determinado intervalo de tiempo comprendido por n muestras.

La métrica se aplica por cada uno de los electrodos para un determinado segmento de registro que comprende cada uno de los estímulos. El resultado es un vector (compuesto por tantas celdas como sensores existan) de actividad, movilidad y complejidad por cada participante para cada uno de los estímulos.

Parámetros de Wackermann

Se define un sistema tridimensional (Σ, Φ, Ω) de descriptores globales que extraen diversas características en el dominio temporal del electroencefalograma denominados parámetros de Wackermann [43]. Las dos primeras métricas son una extensión de los parámetros de Hjorth pero en versión multicanal.

Estimando los momentos integrales de primer y segundo orden:

$$m_0 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \|\mathbf{u}_{(k, j)}\|^2 \quad (18)$$

$$m_1 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left\| \frac{\Delta \mathbf{u}_{(k, j)}}{\Delta t} \right\|^2, \quad \text{donde } \Delta \mathbf{u}_{(k, j)} \equiv \mathbf{u}_{(k, j)} - \mathbf{u}_{(k, j-1)}, \quad (19)$$

donde n son las muestras totales comprendidas en el periodo temporal del estímulo a evaluar y $\mathbf{u}_{(k, j)}$ es un vector donde se almacena el potencial en μV de los k sensores en la muestra j .

Se definen, por tanto, $\Sigma = \sqrt{\frac{m_0}{k}}$ y $\Phi = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{m_1}{m_0}}$ y se calcula la matriz de covarianza C de dimensiones $k \times k$:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbf{u}_{(k, j)} \mathbf{u}_{(k, j)}^T \quad (20)$$

obteniendo los autovalores de la matriz C ; los autovalores representan las diferentes contribuciones sobre un espacio ortogonal del total de la varianza $T = \text{tr}(C) = \sum \lambda_s$. Normalizando los autovalores se obtiene $\lambda'_s = \lambda_s / \sum_t \lambda_t$ que representa las contribuciones relativas a la varianza unidad y es posible obtener Ω como $\log \Omega = -\sum_s \lambda'_s \log \lambda'_s$.

La métrica se aplica sobre tantas matrices U de dimensiones $k \times n$ como estímulos se quieran evaluar. El resultado son tres valores (Σ, Φ, Ω) por cada participante para cada uno de los estímulos.

Brainrate

Se trata de una métrica que estima la frecuencia media ponderada del espectro del EEG. En la literatura [44] se propone como un indicador preliminar del nivel general de activación mental. La expresión del brainrate viene dada por:

$$f_b = \sum_w f_w P_w = \sum_w f_w \frac{\overline{\mathbf{u}_{(i, n)}}}{\sum_{j=1}^n \mathbf{u}_{(i, j)}}, \quad (21)$$

donde el índice w denota la banda de frecuencia (para delta $w = 1$, para theta $w = 2$, etc.), $\overline{\mathbf{u}_{(i, n)}}$ se corresponde con la media del potencial eléctrico registrado en el electrodo i durante el periodo de interés comprendido por n muestras.

El resultado de aplicar esta métrica es un vector (de tantas componentes como electrodos se emplean en la adquisición) para cada participante y para cada estímulo a evaluar.

Hurst exponent

Gracias a esta métrica es posible cuantificar la tendencia relativa de una serie en el tiempo. El exponente de Hurst [45] se define como $E \left[\frac{R(n)}{S(n)} \right] = Cn^H$, cuando $n \rightarrow \infty$. donde n es el número de muestras de la observación, $R(n)$ es el rango de dichas muestras, $S(n)$ su desviación estandar, $E[x]$ es el operador esperanza, C es una constante y H el parámetro de Hurst incógnita. El resultado de aplicar esta métrica es un vector (de tantas componentes como electrodos se emplean en la adquisición) para cada participante y para cada estímulo a evaluar.

4.3.2. Métricas empleadas en el análisis del registro ECG

Tras efectuar sobre la señal cardíaca el preprocesado detallado en el apartado 4.2.2, el primer objetivo para llevar a cabo la etapa de análisis es la detección del complejo QRS, concretamente de la onda R. Para dicho cometido, se emplea el algoritmo de Pan-Tompkins [46]. Uniendo las ondas R de cada uno de los latidos, se obtiene la señal del tacograma o secuencia RR (Figura 20). Dicha señal, registra información acerca de la frecuencia cardíaca latido a latido durante todo el experimento y gracias a ella es posible realizar un análisis conocido como *Heart Rate Variability* (HRV).

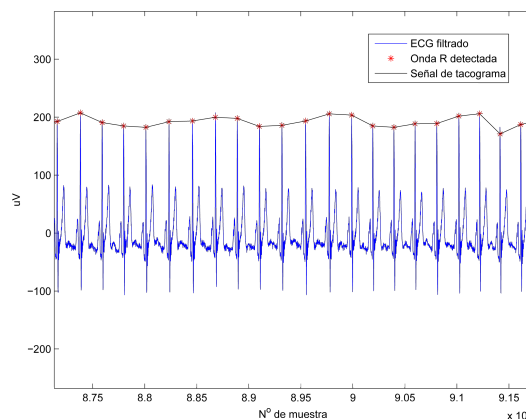


Figura 20: Registro ECG con onda R detectada y señal tacograma generada.

El análisis HRV consiste en la extracción de parámetros, sobre la señal del tacograma, en cuatro dimensiones o dominios (tiempo, frecuencia, tiempo-frecuencia y análisis no lineal), que se recogen en la guía acerca de la medición clínica del HRV que realizó la sociedad Europea de Cardiología [47].

El análisis estadístico de la señal RR en el dominio del tiempo fue históricamente el primero que se llevó a cabo. Algunos de los parámetros que se pueden extraer en este dominios son: el máximo, mínimo, media y mediana de la frecuencia cardíaca, la desviación estándar entre intervalos RR ($SDRR$), la desviación estándar del promedio de los intervalos RR (en ventanas de cinco minutos)($SDARR$), la raíz cuadrada de la media

de la suma de las diferencias sucesivas entre RRs adyacentes ($RMSSD$), el número de pares RR sucesivos que presentan una diferencia inferior a 50 ms (RR_{50}) y el cociente entre el RR_{50} y el número total de RRs (pRR_{50}).

Otra técnica de análisis de la secuencia RR que goza actualmente de mucha aceptación y ha sido muy utilizada, es el análisis espectral (en inglés *Power Spectral Density* (PSD)) de la secuencia RR. Así pues, el PSD puede dar información sobre la cantidad de potencia en determinados rangos de frecuencias que contribuyen a la serie temporal RR. En general, el análisis frecuencial se suele realizar en 4 bandas definidas [47]: banda ULF, VLF, LF y HF. Para seres humanos dichas bandas son definidas con los valores 0-0.0033 Hz, 0.0033-0.04 Hz, 0.04-0.15 Hz, y 0.15-0.4 Hz respectivamente. La banda ULF y VLF son a menudo ignoradas debido a la falta de grabaciones largas de señal que son necesarias para obtener valores precisos en estas bandas.

Las medidas típicas de HRV extraídas de la frecuencia son potencias dentro de cada una de las bandas y ratios de esas potencias. La cantidad de la potencia dentro de cada banda se obtiene integrando la señal del PSD entre los límites de las bandas de frecuencias. Las medidas de potencia se presentan en valores absolutos (aVLF, aLF, aHF), normalizadas a la energía total (nLF, nHF) o en un valor de porcentaje sobre la energía total (pVLF, pLF, pHF). Además de las medidas de potencia, el ratio de la banda LF por la HF (LF/HF) [48] es el que ha demostrado ser más útil en medidas de corta duración (< 1 hora) pues da información sobre el balance simpático/parasimpático. Finalmente menos usadas son las medidas del pico de frecuencia fundamental en las bandas VLF, LF y HF (peakVLF, peakLF y peakHF).

Combinando las dos técnicas comentadas anteriormente nace la técnica del análisis en tiempo-frecuencia, en la cual se extraen los mismos parámetros que en el dominio de la frecuencia pero sobre segmentos del registro EEG de un determinado tamaño de ventana.

Por último, por lo que respecta al análisis no lineal se hace uso de técnicas como gráficas de Poincaré, medidas basadas en la entropía y medidas basadas en fractales.

4.3.3. Métricas empleadas en el análisis de los registros GSR y RSP

Por lo que respecta a los registros de GSR y RSP, es posible extraer diversas características de la señal para su posterior estudio estadístico con el objetivo de que estas sean empleadas en el entrenamiento de un clasificador.

En primer lugar, se calculan la media, varianza y desviación típica de la conductividad de la piel en el periodo temporal durante el que transcurren cada uno de los estímulos. Asimismo se extrae información de los máximos locales que se registran y del mínimo local que antecede a dichos máximos. El número de máximos y mínimos, el número de máximos entre la duración total del estímulo, los valores de conductividad máximo y mínimo y el margen o diferencia entre dichos valores son otros de los parámetros que se extraen.

En cuanto al registro RSP, se calculan parámetros fisiológicos, durante cada estímulo, como la frecuencia respiratoria, la amplitud relativa a la respiración o la profundidad y rapidez de respiración, entre otros.

Para la extracción de los parámetros de GSR y RSP se ha hecho uso de morfología de señal, con el objetivo de detectar correctamente los máximos locales que interesan.

5. Resultados

Con el fin de exponer los resultados obtenidos en el presente trabajo, a continuación, se detallarán dos de los experimentos llevados a cabo en el Laboratorio Europeo de Neurotecnologías Inmersivas.

5.1. Valencia emocional

5.1.1. Fases de definición y ejecución

Objetivos

El presente estudio consistió en el registro de la actividad cerebral durante la observación de vídeos pertenecientes a la historia del Valencia C.F. entremezclados en un documental de la ciudad de Valencia.

El objetivo general del estudio era el de entender el comportamiento y los sentimientos de los aficionados del club cuando están viendo un partido en el estadio o mientras celebran la consecución de un título por parte de su club.

Para cubrir el objetivo general se plantearon una serie de cuestiones u objetivos específicos:

- ¿Existen diferencias en cuanto a actividad cerebral durante la visualización de vídeos históricamente positivos en comparación con los negativos?
- ¿Puede ser cuantificada objetivamente la actividad cerebral y ser usada para la clasificación de los vídeos siguiendo una escala emocional?
- ¿Es posible detectar automáticamente los fotogramas de los vídeos que producen un incremento o decremento significativo de la actividad cerebral?

Diseño del experimento

Para la ejecución del experimento se escogieron veinte aficionados del Valencia C.F. (18 aficionados y 2 aficionadas) con una edad comprendida entre los 22 y los 50 años. Ciertamente, tras la fase de preprocesado de la señal de EEG, los datos correspondientes a cuatro participantes tuvieron que ser descartados por una baja calidad de la señal durante una parte importante de la prueba. Por tanto, fueron analizados los registros de quince aficionados y una aficionada del Valencia C.F.

En cuanto a la metodología seguida para llevar a cabo el experimento, consistía en la observación de media hora de un documental compuesto por secuencias pertenecientes a la ciudad de Valencia. Durante la consecución de dicho documental, se insertaron tres bloques con vídeos emotivos de la historia del Valencia C.F.: el primero a siete minutos del comienzo del documental, el segundo a la mitad del mismo y el tercero antes de finalizar. Cada uno de estos bloques estaba compuesto por dos vídeos aleatorios de un total de seis (cuatro positivos y dos negativos), todos de la misma duración. Los vídeos escogidos

repasaban momentos de la historia del equipo entre los que destacan: las dos finales de Champions League perdidas, las celebraciones de los títulos de UEFA y Liga conseguidos y secuencias de las categorías inferiores del club.

El experimento se llevo a cabo en la sala Power Wall con el objetivo de recrear un estadio lo suficientemente grande. El participante era sentado en una silla reclinable y la habitación estaba débilmente iluminada por un flexo. El equipo de medida que se utilizó para registrar la actividad cerebral fue el TMSI (descrito en la Sección 4.1.2).

5.1.2. Fase de análisis

Para abordar los objetivos que se marcaron en este estudio se utilizó la métrica del GFP (detallada en la Sección 4.3.1) con el propósito de cuantificar objetivamente la actividad cerebral. Para ello, se calculó el *Zscore* empleando como periodo de *baseline* los dos minutos de documental antecedentes a cada bloque de vídeos y se obtuvieron (para cada uno de los participantes) los picos significativos de actividad en cada uno de los estímulos.

Por lo que respecta a los resultados obtenidos, la Figura 21 muestra como mediante el número de picos de actividad cerebral se logró obtener una clasificación objetiva de los momentos de la historia del Valencia C.F revividos. Destacar que, en media, en los vídeos negativos se registra una actividad cerebral inferior a la que se da durante la visualización de los vídeos positivos.

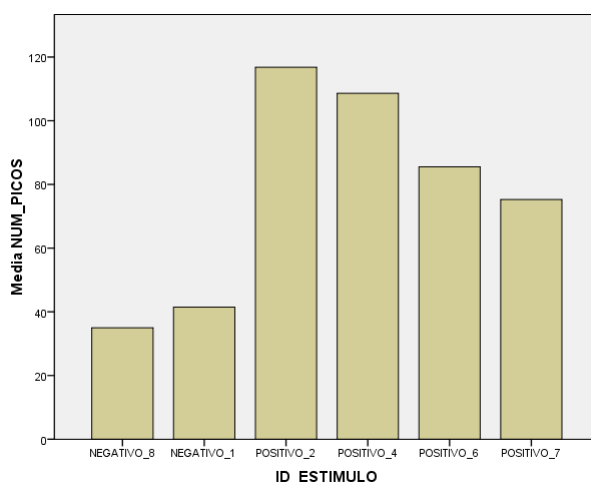


Figura 21: Escala emocional de los estímulos.

Por otra parte, ha sido posible mediante la métrica del GFP cuantificar la actividad cerebral frame a frame y obtener los fotogramas en los que se ha registrado un mayor nivel de la misma, en cada una de las bandas bajo estudio. La Figura 22 muestra los fotogramas representativos de un alto nivel de actividad cerebral. Destacar que en cada una de las bandas se evidencian momentos distintos del vídeo ya que los procesos cognitivos que se dan en cada rango de frecuencias son distintos, como se explica en la Sección 3.1.3.

Este fenómeno se ha podido comprobar efectuando un análisis de varianza de la variable $Zscore$ y obteniendo significancia entre bandas ($p < 0.01$).

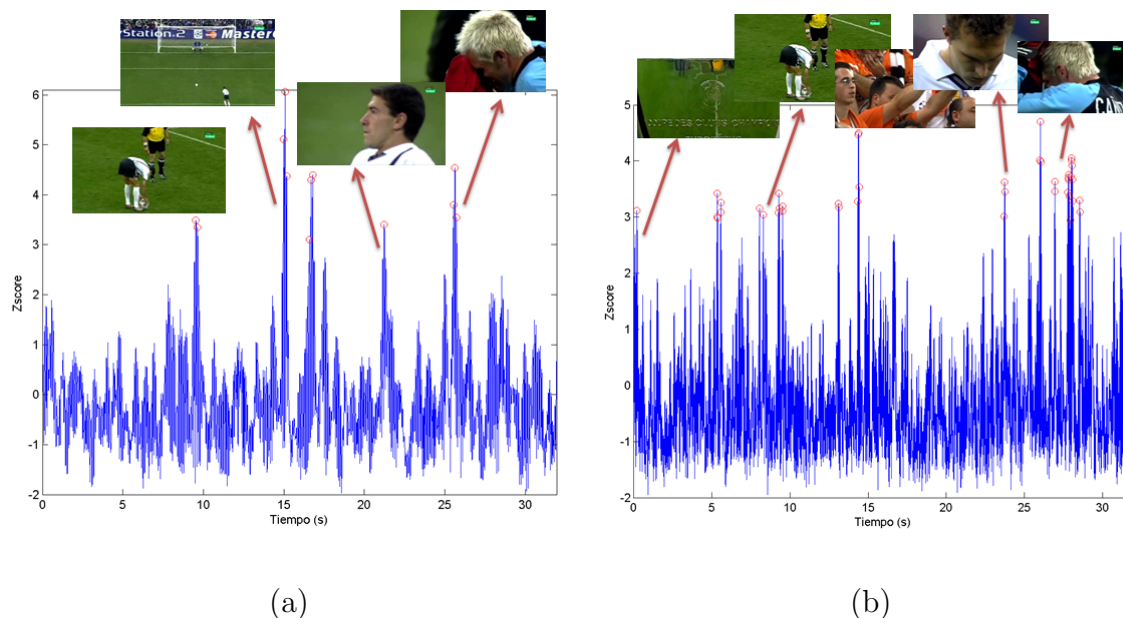


Figura 22: $Zscore$ en la banda theta (a) y beta (b) durante la visualización de un estímulo negativo por parte de un participante representativo y picos de actividad.

5.2. Super Bowl

5.2.1. Fases de definición y ejecución

Objetivos

El experimento llevado a cabo en el Laboratorio de Neurotecnologías Inmersivas y bautizado como Super Bowl 2013 tenía como principal objetivo conocer los procesos cognitivos y las reacciones del ser humano ante la exposición de contenidos publicitarios tratando de dar respuesta a las siguientes cuestiones:

- ¿Se perciben diferencias en cuanto a actividad cerebral durante la visualización de los anuncios entre los participantes que *a posteriori* recuerdan el anuncio y los participantes que lo olvidan?
- ¿Es posible mediante el análisis de señales fisiológicas distinguir si un anuncio gusta o no gusta?
- ¿Se pueden determinar los fotogramas en los que se produce un incremento de actividad cerebral y correlacionarlos con un análisis pupilométrico?

Diseño del experimento

Con el propósito de dar respuesta a las cuestiones planteadas, se diseñó un experimento que involucró a diecinueve personas (7 hombres y 12 mujeres) cuya edad estaba comprendida entre 25 ± 5 años. Tras la etapa de preprocesado de la señal de EEG se tuvo que prescindir de tres registros que presentaban una relación señal a ruido (SNR) muy baja. Por lo tanto, fueron dieciséis señales EEG las que pudieron ser analizadas.

Se escogieron ocho anuncios expuestos durante la Super Bowl 2013. Se seleccionaron anuncios positivos, neutros y negativos atendiendo a la puntuación Ace Score (medida de creatividad y efectividad basada en la reacción subjetiva del espectador ante los anuncios).

Con motivo de la colaboración del instituto de investigación con la empresa Heineken, se decidió escoger como noveno anuncio, uno de los más conocidos de la marca de cerveza: “The date”. Este anuncio, por tanto, es el que se deseaba evaluar comparando la actividad cerebral generada durante su visualización con la de los otros ocho anuncios.

El procedimiento de la tarea experimental consistió en la visualización de un documental marino en el que se entremezclaron tres bloques de anuncios (cada bloque lo formaban tres anuncios aleatorios).

Dos horas después del experimento, los participantes fueron encuestados a través de un test online con el objetivo de conocer qué anuncios recordaba cada uno y la calificación que estos otorgaban a los anuncios (de 0 a 10). El objetivo de dicha encuesta fue el de obtener el índice de memorización y gusto detallados en la Sección 4.3.1.

5.2.2. Fase de análisis

Obteniendo de cada uno de los participantes el GFP normalizado (Sección 4.3.1) medio durante la visualización de cada uno de los anuncios, se efectuó un estudio estadístico entre los grupos que se obtuvieron del test online.

Se realizó un análisis de varianza de la actividad cerebral registrada en la banda Theta y Beta extendida (bandas en las cuales se lleva a cabo el proceso cognitivo de la memorización) del anuncio bajo estudio (“The date”) obteniendo diferencias significativas ($p = 0.011$) entre el grupo de participantes que recordó el anuncio y el grupo que lo olvidó. Concretamente, el primer grupo registró una mayor actividad en ambas bandas frecuenciales (pronunciándose más dicha diferencia en la banda Theta) que el segundo grupo (Ver Anexo A).

Posteriormente y mediante la misma métrica se corroboró que existen diferencias significativas ($p < 0.01$) entre la actividad cerebral registrada en el anuncio bajo análisis en comparación con el peor anuncio expuesto en la Super Bowl 2013 (según el Ace Score). Por el contrario, no se obtuvieron diferencias significativas ($p = 0.545$), en cuanto a actividad, durante la visualización del mejor anuncio de la Super Bowl 2013 y “The date”.

Por medio del GFP se calcularon los índices de memorización y gusto detallados en la Sección 4.3.1 con el objetivo de hallar las partes del anuncio que más retienen los sujetos que lo observaron. Es posible observar la evolución de los mencionados procesos cognitivos (Figura 23 y 24) a lo largo del anuncio para las bandas Theta y Alfa.

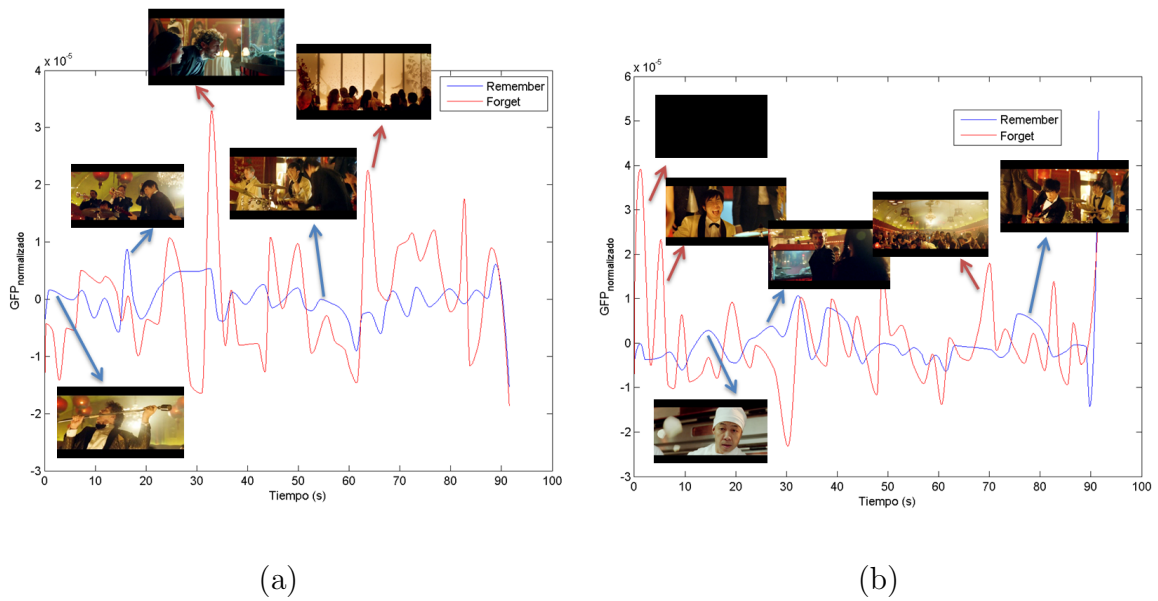


Figura 23: Índice de memorización en las bandas theta (a) y alfa (b).

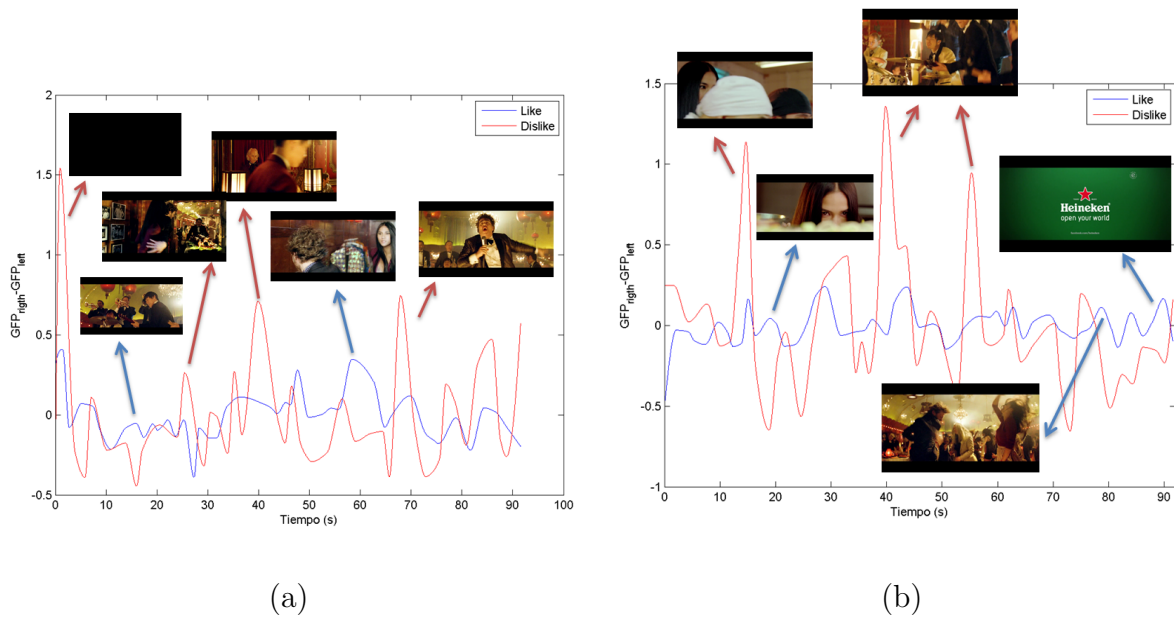


Figura 24: Índice de gusto en las bandas theta (a) y alfa (b).

Por último y como se puede ver en el Anexo A, se obtuvieron los momentos del anuncio en los cuales se registró mayor actividad cerebral, detectando automáticamente los fotogramas con información de la mirada del participante, con el propósito de comprobar donde focalizaba su atención. Esto mismo, se llevó a cabo utilizando el registro GSR.

6. Conclusiones y Líneas futuras

En el momento que empezó la investigación, el LENI comenzaba a tomar forma, puesto que llegaban a él todo un abanico de equipos para el registro de señales fisiológicas.

Uno de los principales objetivos abordados, ha sido el de entender el funcionamiento de cada uno de los equipos (colocación de electrodos, software de registro, formato de salida de los datos, etc.) así como el de generar experiencias tanto reales como virtuales.

Después de la primera etapa de adquisición y tras realizar una exhaustiva investigación de la literatura, se ha estudiado tanto el procedimiento como los algoritmos a emplear para el acondicionamiento de cada una de las bioseñales registradas.

Por lo que respecta a la señal de EEG, mediante el método ICA se ha logrado llevar a cabo la separación de las diversas fuentes que llegan a cada uno de los sensores, en componentes independientes. Dichas componentes han sido identificadas y clasificadas como artefactantes o pertenecientes a actividad cerebral mediante un algoritmo basado en la extracción de características temporales y espaciales. Gracias a la combinación de estos algoritmos ha sido posible eliminar artefactos estereotipados. Por su parte los artefactos no estereotipados han sido identificados mediante algoritmos de detección por umbral.

El preprocesado del resto de señales fisiológicas se ha llevado a cabo haciendo uso de técnicas de filtrado.

El siguiente objetivo ha sido el de aplicar tanto métricas existentes en la literatura como propias para la extracción de características de cada una de las señales.

Toda la investigación llevada a cabo se ha puesto de manifiesto con diversos experimentos. En el presente documento se han detallado dos de ellos, pero se han realizado otros tantos, los cuales están en fase de ejecución o análisis.

Como se ha comentado en los dos estudios expuestos, el último de los objetivos ha sido el de obtener un mayor conocimiento acerca de las emociones y del comportamiento del ser humano, analizando de forma estadística todos los parámetros obtenidos.

Además aunando todo lo investigado, se ha desarrollado una aplicación en Matlab, denominada FisiPas, que automatiza al máximo todo el proceso de análisis del estudio: desde la importación de datos hasta el cálculo de todas las métricas e índices expuestos anteriormente, pasando por el acondicionamiento y segmentación (acorde a los estímulos presentados) de cada uno de los registros.

Como líneas futuras a este trabajo, se propone principalmente el uso de todas las características extraídas sobre las bioseñales en el entrenamiento de un clasificador. El objetivo es el de poder agrupar automáticamente diferentes tipos de estímulos expuestos. Para entrenar y validar dicho clasificador se disponen de nuevos estudios en fase de definición o ejecución que deberán ser analizados.

Se pretende también a corto plazo integrar nuevas señales fisiológicas en la herramienta desarrollada como saturación de oxígeno en sangre (SpO₂), temperatura (ST) y face tracking (monitorización de gestos faciales).

Por último comentar que es interesante la posibilidad de implementar la herramienta existente utilizando lenguaje C++. Este hecho posibilitaría una mejora en el manejo de los datos, reduciendo así, el tiempo de análisis de cada uno de los estudios.

Referencias

- [1] M. Murugappan, R. Nagarajan, and S. Yaacob, "Appraising human emotions using time frequency analysis based eeg alpha band features," pp. 70–75, July 2009.
- [2] M. Murugappan, M. Rizon, R. Nagarajan, S. Yaacob, D. Hazry, and I. Zunaidi, "Time-frequency analysis of eeg signals for human emotion detection," in *4th Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering 2008*, vol. 21 of *IFMBE Proceedings*, pp. 262–265, Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [3] M.-K. Kim, M. Kim, E. Oh, and S.-P. Kim, "A review on the computational methods for emotional state estimation from the human eeg.," *Comp. Math. Methods in Medicine*, vol. 2013, p. 13, 2013.
- [4] N. Sulaiman, M. N. Taib, S. A. M. Aris, N. H. A. Hamid, S. Lias, and Z. H. Murat, "Stress features identification from eeg signals using eeg asymmetry & spectral centroids techniques," in *Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), 2010 IEEE EMBS Conference on*, pp. 417–421, IEEE, Nov. 2010.
- [5] H. Norhazman, N. Zaini, M. Taib, H. Omar, R. Jailani, S. Lias, L. Mazalan, and M. Sani, "Behaviour of eeg alpha asymmetry when stress is induced and binaural beat is applied," *ISCAIE 2012 - 2012 IEEE Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics*, pp. 297–301, 2012.
- [6] N. Sulaiman, M. Taib, S. Lias, Z. Murat, S. Aris, and N. Hamid, "Novel methods for stress features identification using eeg signals," *International Journal of Simulation: Systems, Science and Technology*, vol. 12, no. 1, pp. 27–33, 2011.
- [7] D. Conway, I. Dick, Z. Li, Y. Wang, and F. Chen, "The effect of stress on cognitive load measurement," in *Human-Computer Interaction INTERACT 2013*, vol. 8120, pp. 659–666, Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [8] J. Bakker, M. Pechenizkiy, and N. Sidorova, "What's your current stress level? detection of stress patterns from gsr sensor data," in *Proceedings of the 2011 IEEE 11th International Conference on Data Mining Workshops*, pp. 573–580, IEEE Computer Society, 2011.
- [9] G. Vecchiato, P. Cherubino, A. Trettel, and F. Babiloni, *Neuroelectrical brain imaging tools for the study of the efficacy of TV advertising stimuli and their application to neuromarketing*, vol. 3 of *Biosystems and Biorobotics*. Springer, 2013.
- [10] G. Vecchiato, F. Babiloni, L. Astolfi, J. Toppi, D. Jounging, K. Wanzeng, and W. Daming, "Enhance of theta eeg spectral activity related to the memorization of commercial advertisings in chinese and italian subjects," *Biomedical Engineering and Informatics*, vol. 11, no. 4, pp. 1491–1494, 2011.

- [11] G. Vecchiato, L. Astolfi, F. De Vico Fallani, F. Cincotti, D. Mattia, S. Salinari, R. Soranzo, and F. Babiloni, "Changes in brain activity during the observation of tv commercials by using eeg, gsr and hr measurements.," *Brain Topogr*, vol. 23, no. 2, pp. 165–79, 2010.
- [12] T. C. Handy, D. Smilek, L. Geiger, C. Liu, and J. W. Schooler, "Erp evidence for rapid hedonic evaluation of logos.," *J. Cognitive Neuroscience*, vol. 22, no. 1, pp. 124–138, 2010.
- [13] M.-H. Lin, C.-Y. Wang, S.-K. Cheng, and S.-H. Cheng, "An event-related potential study of semantic style-match judgments of artistic furniture.," *Int J Psychophysiol*, vol. 82, pp. 188–195, 2011.
- [14] R. Morris and M. Fillenz, *Neuroscience: The science of the brain*. The British Neuroscience Association, 2003.
- [15] R. Paniagua, M. Nistal, P. Sesma, M. Álvarez-Uría, B. Fraile, R. Anadón, and F. J. Sáez, *Citología e histología vegetal y animal*. McGraw-Hill Interamericana de España, S.A.U, 2002.
- [16] E. Delamónica, *Electroencefalografía*. El Ateneo, 1984.
- [17] R. Cooper, L. Winter, H. Crown, and W. Walter, "Comparison of subcortical, cortical and scalp activity using chronically indwelling electrodes in man," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.*, vol. 18, pp. 217–228, 1965.
- [18] R. J. Davidson, "What does the prefrontal cortex "do" in affect: perspectives on frontal eeg asymmetry research," *Biological psychology*, vol. 67, pp. 219–33, Oct. 2004.
- [19] W. Klimesch, "Eeg alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis," *Brain Research Reviews*, vol. 29, pp. 169–195, Apr. 1999.
- [20] G. Vecchiato, J. Toppi, L. Astolfi, F. de Vico Fallani, F. Cincotti, D. Mattia, F. Bez, and F. Babiloni, "Spectral eeg frontal asymmetries correlate with the experienced pleasantness of tv commercial advertisements.," *Med. Biol. Engineering and Computing*, vol. 49, no. 5, pp. 579–583, 2011.
- [21] J. Hughes, "Gamma, fast, and ultrafast waves of the brain: their relationships with epilepsy and behavior.," *Epilepsy & Behavior*, vol. 13, pp. 25–31, 2008.
- [22] I. Gold, "Does 40-hz oscillation play a role in visual consciousness?," *Consciousness and Cognition*, vol. 8, no. 2, pp. 186 – 195, 1999.
- [23] B. György, *Rhythms of the brain*. Oxford, 2006.

- [24] W. Singer and C. M. Gray, “Visual feature integration and the temporal correlation hypothesis,” *Annual Review of Neuroscience*, vol. 18, no. 1, pp. 555–586, 1995.
- [25] M. Werkle-Bergner, V. Müller, S.-C. Li, and U. Lindenberger, “Cortical eeg correlates of successful memory encoding: implications for lifespan comparisons.,” *Neurosci Biobehav Rev*, vol. 30, no. 6, pp. 839–54, 2006.
- [26] C. Summerfield and J. A. Mangels, “Coherent theta-band eeg activity predicts item-context binding during encoding.,” *Neuroimage*, vol. 24, no. 3, pp. 692–703, 2005.
- [27] J. Ferrero, J. Loma-Osorio, and A. Arnau, *Bioelectrónica: Señales bioeléctricas*. Universidad Politécnica de Valencia, 1994.
- [28] P. López-Mases, “Características de las personas afectas de fibrilación auricular en una consulta de cardiología,” Master’s thesis, Universitat de València, 2014.
- [29] W. Boucsein, *Electrodermal Activity*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [30] J. B. West, *Fisiología Respiratoria*. Panamericana, 2005.
- [31] H. Jasper, “Report of the committee on methods of clinical examination in electroencephalography: 1957,” *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 10, no. 2, pp. 370 – 375, 1958.
- [32] A. Delorme and S. Makeig, “Eeglab: an open source toolbox for analysis of single-trial eeg dynamics,” *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 134, pp. 9–21, 2004.
- [33] A. Hyvärinen and E. Oja, “Independent component analysis: Algorithms and applications,” *Neural Netw.*, vol. 13, pp. 411–430, May 2000.
- [34] C. Jutten and J. Herault, “Blind separation of sources, part i: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture,” *Signal Processing*, vol. 24, no. 1, pp. 1 – 10, 1991.
- [35] A. J. Bell and T. J. Sejnowski, “An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution,” *Neural Comput.*, vol. 7, pp. 1129–1159, Nov. 1995.
- [36] P. Nunez and R. Srinivasan, *Electric fields of the brain: The Neurophysis of EEG, second edition*. New York: Wiley, 1981.
- [37] E. Salinas and T. J. Sejnowski, “Correlated neuronal activity and the flow of neural information,” *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 2, pp. 539–550, 2001.
- [38] A. Mognon, J. Jovicich, Bruzzone, L., and M. Buiatti, “Adjust: An automatic eeg artifact detector based on the joint use of spatial and temporal features,” *Psychophysiology*, vol. 48, no. 2, pp. 229–240, 2011.

- [39] L. Bruzzone and D. Fernández-Prieto, “Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection.,” *IEEE T. Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38, no. 3, pp. 1171–1182, 2000.
- [40] W. S. D. Lehmann, “Reference-free identification of components of checkerboard-evoked multichannel potential fields,” *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 48, no. 6, pp. 609–621, 1980.
- [41] B. Hjorth, “{EEG} analysis based on time domain properties,” *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 29, no. 3, pp. 306 – 310, 1970.
- [42] C. Vidaurre, N. Krämer, B. Blankertz, and A. Schlögl, “Time domain parameters as a feature for eeg-based brain-computer interfaces,” *Neural Networks*, vol. 22, no. 9, pp. 1313 – 1319, 2009.
- [43] J. Wackermann, “Towards a quantitative characterisation of functional states of the brain: from the non-linear methodology to the global linear description.,” *Int J Psychophysiol*, vol. 34, no. 1, pp. 65–80, 1999.
- [44] N. Pop-Jordanova and J. Pop-Jordanov, “Spectrum-weighted eeg frequency (“brain-rate”) as a quantitative indicator of mental arousal.,” *Macedonian Academy of Sciences and Arts, Section of Biological and Medical Sciences*, vol. 26, pp. 35–42, Dec. 2005.
- [45] S. Geng, W. Zhou, Q. Yuan, D. Cai, and Y. Zeng, “Eeg non-linear feature extraction using correlation dimension and hurst exponent.,” *Neurol Res*, vol. 33, no. 9, pp. 908–12, 2011.
- [46] J. Pan and W. J. Tompkins, “A real-time qrs detection algorithm.,” *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 32, pp. 230–236, Mar. 1985.
- [47] American Heart Association, “Task force of the european society of cardiology and the north american society of pacing and electrophysiology,” *European Heart Journal*, vol. 17, pp. 354–381, 1996.
- [48] M. V. Kamath, “Effects of steady state exercise on the power spectrum of heart rate variability.,” *Medicine and science in sports and exercise*, vol. 23, pp. 428–434, Apr. 1991.

A. Artículos

Artículos relacionados directamente con este trabajo de investigación:

▪ Publicados actualmente:

- Título: BIOSIGNAL ANALYSIS FOR ADVERTISMENT EVALUATION.
Autores: **Adrián Colomer**, Valery Naranjo, Jaime Guixeres, J.M Ausín and Mariano Alcañiz.
Congreso: XXIX Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio (URSI 2014).
Lugar y fecha: Valencia, España, 3-5 Septiembre 2014.

▪ Bajo revisión:

- Título: BRAIN ACTIVITY QUANTIFICATION FOR SPORT AUDIOVISUAL CONTENT VISUALIZATION USING EEG.
Autores: **Adrián Colomer**, Valery Naranjo, Jaime Guixeres, J.C Rojas, Javier Coret and Mariano Alcañiz.
Congreso: 8th International Conference on Bio-Inspired Systems and Signal Processing (BIOSIGNALS 2015).
Lugar y fecha: Lisboa, Portugal, 12-15 Enero 2015.

Biosignal Analysis for Advertisement Evaluation

A.Colomer⁽¹⁾, V.Naranjo⁽¹⁾, J.Guixeres⁽¹⁾, J.M. Ausín⁽¹⁾ and M. Alcañiz⁽¹⁾.

{acolomer, vnaranjo, jguixeres, jmausin, malcaniz}@labhuman.com

⁽¹⁾Universitat Politècnica de València, I3BH/LabHuman, Camino de Vera s/n, 46022 Valencia, Spain.

Abstract—This work aims to analyse the cerebral activity occurring during the observation of commercial ads. In this study, EEG, GSR and Eye Tracking from nineteen healthy subjects have been recorded and analysed. The cerebral activity was quantified in order to find differences between people who forgot a particular commercial and people who remembered the ad, to distinguish and to assess ads as well as to detect consumer attention during the advertisement visualization. Results are summarized as follows: (1) participants that remembered the ad present a higher level of brain activity in theta ($p = .011$) and extended beta bands than the participants that forgot the ad. (2) A higher level of Global Field Power for ad under analysis is observed comparing this ad with the worst Super Bowl 2013 ad ($p = .000$). (3) Frames in which cerebral activity peaks were obtained correlate with key frames of skin conductance response.

I. INTRODUCTION

In recent years there is an increasing interest in understanding the human behaviour when people make decisions in multiple fields. In the process of choosing and purchasing a product many cognitive processes such as pleasantness, attention, and memory occur in the brain [1]–[4].

Standard marketing techniques consisted in the use of an interview and the fill out a questionnaire for the subjects after the exposition to novel commercial ads before the massive launch of the ad itself (ad pre-test). However, it is now recognised that often the verbal advertising pre-testing is flawed by the respondent’s cognitive processes activated during the interview, being the implicit memory and subject’s feelings often inaccessible to the interviewer that uses traditional techniques [5]. Thus, combining common marketing techniques with new scientific methods, such as the physiological signals analysis, it is possible obtain objective metrics that correlate with an increase/decrease of attention, memory or emotional engagement during the observation of such commercial ads.

Companies increasingly spend more money to produce their ads in order to attract as many customers as possible. By using physiological signals this study analyses the brain activity occurring during the observation of particular commercial ad.

The commercial airtime during the Super Bowl broadcast is the most viewership register of the year. Thus, a selection of Super Bowl 2013 ads randomly intermingled in a documentary was employed in order to understand the behaviour and feelings of consumers when they are watching TV advertising.

The experimental questions to be studied in this work are the following:

- Are there differences in cerebral activity during the observation of commercial ad under analysis between the

population that remembered the ad and the population that forgot the ad?

- May the cerebral activity be objectively quantified and may be used to distinguish between good and bad advertisement?
- Is it possible to automatically determine the video frames that produce a significant increase or decrease in cerebral activity and to correlate this cerebral activity with other physiological measures?

II. METHODS

A. Subjects

At the beginning of the experiment, it involved nineteen voluntary and healthy subjects (7 males and 12 females), aged between 25 ± 5 years old. However, electroencephalography (EEG) data from three subjects were removed due to corrupted data. The corrupted data caused standard deviation greater than average value for Theta and Beta bands. Therefore, the study consisted of 7 males and 9 females. All participants had normal or corrected-to-normal vision and hearing. They had not participated in a brain entrainment study before. Participants were duly informed about the entire protocol of the study before signing the consent form.

B. Experimental Design

In order to carry out a based study, firstly we selected eight commercial ads showed on the Super Bowl 2013. These eight ads were selected according to the Ace Score: positive, neutral and negative ads were chosen. Ace Score is the measure of ad creative effectiveness based on viewer reaction to national TV ads. Respondents are randomly selected and representative of the U.S. TV viewing audience. The results are presented on a scale of 1-950. The commercial ad under analysis “The Date” of Heineken completed our selection. The procedure of the experimental task consisted in observing a thirty-minute a documentary about the submarine world in which three blocks of Super Bowl ads were inserted: the first one after seven minutes from the beginning, the second one in the middle and the last one at the end of the trial. Each of these blocks was formed by three commercials. These videos were randomly distributed to remove the factor “sequence” as possible confounding effect in the later analysis.

Two hours after the experiment, users were interviewed by an online test. In this test different frames of proposed ads were presented. The user must connect the frames presented with the correct ad brands. The purpose of this interview was

to know the remembered and forgotten advertisements for each person.

C. EEG and GSR Recording

The cerebral activity was recorded by means of a stationary 32-channel system (TMSI hardware and NeuroLab Software) Ag/AgCl water based electrode. All subjects were comfortably seated on a reclining chair. EEG activity was collected at a sampling rate of 256 Hz while impedances kept below 5k Ω . For the experiment, we used thirty electrodes and a bracelet ground located on the opposite wrist to the habitual subject hand. The montage followed the International 10-20 system [6]. Besides, de Galvanic Skin Response was collected by means of two electrodes located on the index and middle fingers. Through these electrodes the skin conductance was recorded during all experiment.

D. EEG and GSR Analysis

The baseline of EEG traces was removed and the output dataset was band pass (0.5 - 40 Hz) filtered. Then, the corrupted data channels was rejected and the stimuli events were integrated into the data in order to segment the EEG signal. Next step was to calculate the kurtosis of the extracted segmentation epochs in order to reject the epochs with high kurtosis level. Later, Independent Component Analysis (ICA) by mean of runica algorithm was applied to detect and remove components due to eye movements, blinks and muscular artefacts. Thirty source signals were obtained (one per electrode). Then, an automatic and embedded Matlab method (ADJUST) [7] was used to discriminate the artefactual components of EEG signals by combining stereotyped artefact-specific spatial and temporal features. Components whose features exceed certain criteria were marked to reject (Fig. 1).

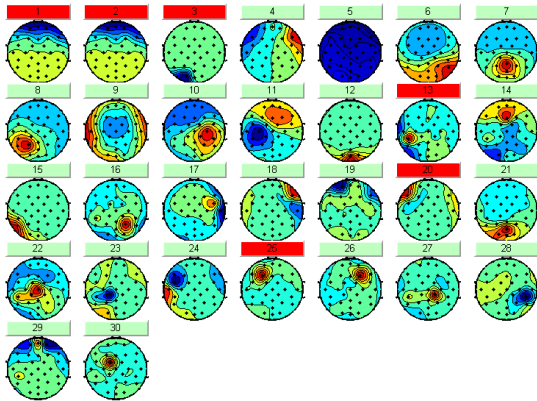


Fig. 1. The thirty IC's with the artefactual components marked to reject.

Each free artefact trace EEG was band pass filtered twice in order to isolate the only spectral components in theta (4 - 7 Hz) and beta extended (13 - 40 Hz) bands. These frequency bands are associated with human memorization process [1], [2].

The record obtained directly from the scalp shows intracranial synchronous activation of many neurons. To quantify

the amount of cerebral activity the Global Field Power (GFP) [8] was employed using (1).

$$GFP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} (u_i - u_j)^2}{N_e}} \quad (1)$$

where u_i is the potential at the electrode i (along the way), u_j is the potential at the electrode j (along the way) and N_e is the total number of electrodes employed to compute the GFP.

Frontal areas are the cerebral locations mainly involved in the phenomena we are interested in investigating [9]. Thus, the electrodes Fp1, Fpz, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, Fc5, Fc1, Fc2 and Fc6 were taken into account in the calculation. A GFP signal was then calculated for each band considered in the experiment, theta and beta extended.

Regarding the GSR signal preprocessing, a morphological filter was employed to remove the signal ripple. Then, the most representative peaks of the skin conductance were detected automatically.

E. Eye Tracking

Tobii TX300 Eye Tracker was employed in the experiment. This eye tracker collects gaze data at 300 Hz yet allows large head movements. While the user is visualizing the audiovisual contents the eye movements were registered for later analysis.

Tobii Studio 3.2 software was employed for data analysis. The attention of a human to a certain content can be analysed by eye tracking equipment. The gaze tracking of a user, the time that a user stops his gaze in a particular area and how the user is reading or scanning a text are good indicators of human attention. The data of gaze tracking is recorded in a video for later analysis. Thermal maps superimposed on the image to evaluate can be obtained representing with cold colours the less observed areas and with hot colours the most observed areas.

Thermal and gaze tracking maps can be calculated for each user individually or by groups of users gathered according to factor.

III. RESULTS AND DISCUSSION

In this section two different kind of results will be shown. In the first and the second subsection the statistical analysis of normalized GFP was performed by using the Analysis of Variance (ANOVA) for different factors. The temporal evolution of normalized GFP for a typical subject will be presented, showing moreover the results of peak detection as well as the frames corresponding to these peaks of activation (key frames). These key frames will be correlated with GSR response and with thermal and gaze tracking maps in the third subsection.

A. Remember vs Forget

Using the post-experiment interview information, the data of "The date" ad commercial was analysed. The sixteen participants were divided in two groups: Remember and Forget. The mean of cerebral activity during the Heineken ad was computed by Global Field Power average for each user.

Performing the ANOVA test, significant differences between groups were obtained in theta band [$F=8.694$, $p=0.011$]. Figure 2 shows as the group remember presents a higher level of brain activity in both bands and the group forget presents a lower level of brain activity.

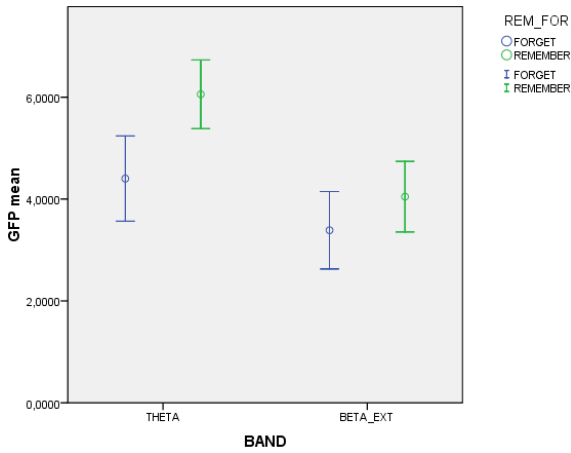


Fig. 2. GFP average according to band factor.

B. Ads comparison

Other purpose of this work was to compare the advertisement under analysis with the commercial ads of Super Bowl 2013. For this aim, the best and worst ads, by means of Ace Score, were selected to perform the comparison and ANOVA analysis using the mean GFP variable. Figure 3 shows significant differences [$F=27.686$, $p=0.000$] in beta extended band between Heineken ad and the worst Super Bowl 2013 ad (Fig. 3.a). However, for comparison between “The date” and the best Super Bowl 2013 ads, in beta extended band, not significant results [$F=0.376$, $p=0.545$] were obtained (Fig. 3.b). Both comparisons in theta band presented not significant differences.

C. Eye Tracking and GSR correlation

When the Global Field Power is computed, a continuous signal quantifying the cerebral activity along of each ad is obtained. For the visualization, the GFP has been normalized following (2).

$$GFP_{norm} = \frac{GFP_i - \overline{GFP_B}}{\sigma(GFP_B)} \quad (2)$$

where GFP_i is the Global Field Power during the ad under analysis, $\overline{GFP_B}$ is the GFP mean during a period of two-minute marine world documentary, considered as baseline, and $\sigma(GFP_B)$ is the standard deviation of the same period.

Figure 4 shows the typical responses of the normalized GFP in theta (Fig. 4.a) and extended beta (Fig. 4.b) bands for a representative user during the observation of the Heineken advertisement within the documentary. As it can be seen, the normalized GFP presents different response for each bands, showing different number and distribution of peaks, occurring

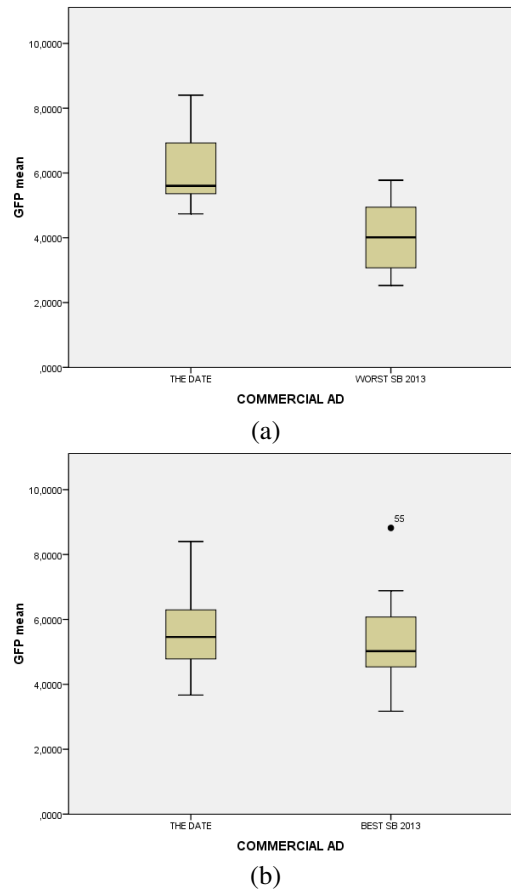


Fig. 3. Comparing “The date” with the worst (a) and the best (b) SB ads.

at different frames of the stimulus [1]. Figure 4 contains the key frames, frames corresponding to the peaks of cerebral activity. All values that exceeds the threshold of $GFP_{norm} \geq 4.5$ associated with a $p < 0.05$ (uncorrected for multiple comparisons) are registered as a peak. Thermal map of user gaze was superimposed in the frame.

Generally, higher cerebral activity occurs visualizing the faces of the characters, in high motion scenes and frames where the ad brand appears. The gaze tracking obtained by the thermal map is common for most participants.

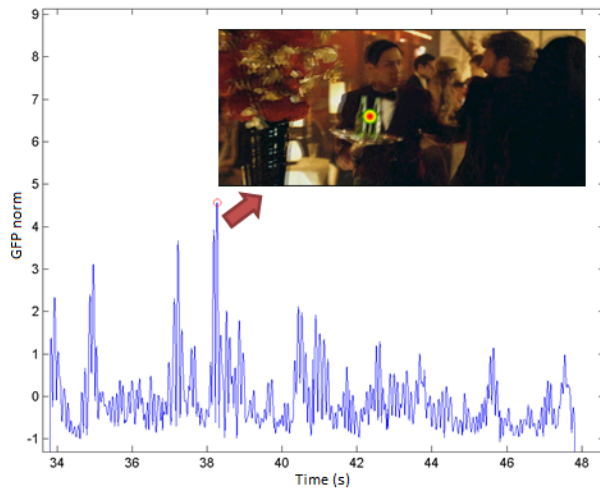
As for the GSR signal, detecting the most representative peaks it is possible to correlate the conductance response with the key frames obtained in the cerebral activity analysis.

For example, the frame in which a waiter carrying two bottles of Heineken beer appears, the frame in which a first plane of the main actor appears and the frame in which the brand logo appears (at the end of the ad) (Fig. 5).

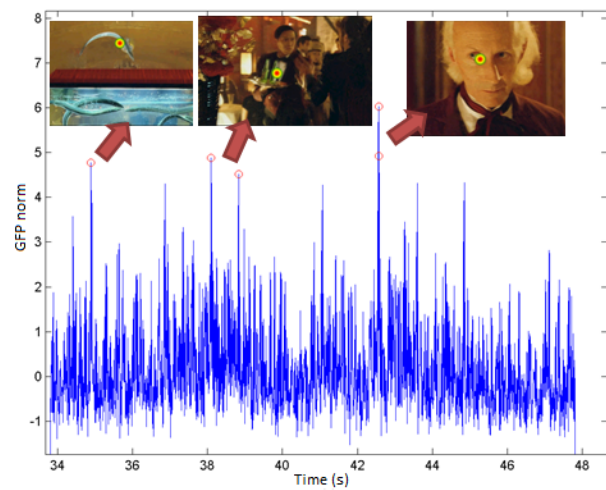
IV. CONCLUSIONS

Results of the present study suggests the following answers to the questions elicited in the introduction section:

- After analysing the Heineken ad in the experiment using the cerebral activity quantification based on Global Field Power, a different behaviour between participants that



(a)



(b)

Fig. 4. Fifteen seconds of normalized GFP evolution for a representative subject during “The date” visualization in theta (a) and extended beta (b) bands.

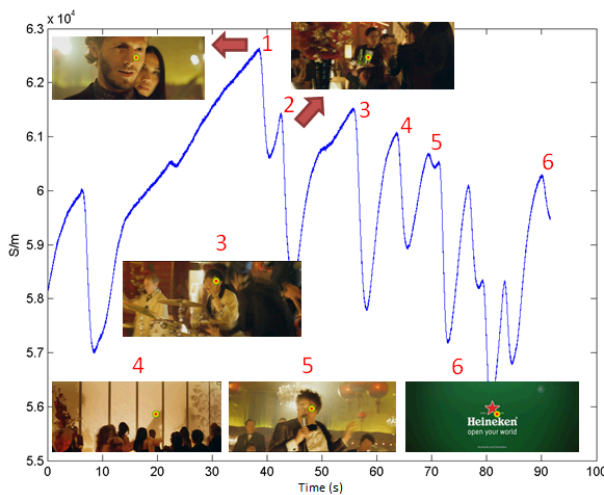


Fig. 5. Galvanic Skin Response during the full ad.

remembered “The Date” and participants that forgot this advertisement has been found. The first group presents a higher level of brain activity in both bands supporting the fact that while a human is memorizing more neurons are working.

- In mean, the brain activity during the ad under analysis is higher than the worst (significantly) and the best (not significantly) Super Bowl 2013 ads.
- Using the normalized GFP index, it is possible to analyse frame by frame each video in order to study the frames of the video where the subject shows higher cerebral activity (key frames). Normalized GFP index in theta and beta bands presents different distribution of peaks, occurring at different frames. The key frames detected for most of the subjects were the same, showing similar patterns

of gaze tracking. Most frames of this patterns coincide with the key frames obtained for the skin conductance response.

In future research, observations and conclusions of this work will be widely validated. The human behaviour in diverse audiovisual content will be evaluated in order to understand better the emotions and feelings processed in the brain.

ACKNOWLEDGMENTS

This work has been supported by Heineken Research Grant at the Universitat Politècnica de Valencia.

REFERENCES

- [1] G. Vecchiato, L. Astolfi, F. De Vico Fallani, F. Cincotti, D. Mattia, S. Salinari, R. Soranzo, F. Babiloni, “Changes in brain activity during the observation of TV commercials by using EEG, GSR and HR measurements.” *Brain Topogr*; vol.23 , no. 2, pp. 165-179, 2010.
- [2] G. Vecchiato, L. Astolfi, A. Tabarrini, S. Salinari, D. Mattia, F. Cincotti, L. Bianchi, D. Sorrentino, F. Aloise, R. Soranzo, F. Babiloni, “EEG Analysis of the Brain Activity during the Observation of Commercial, Political, or Public Service Announcements,” in *Comp. Int. and Neurosc.* 2010.
- [3] W. Kong, X. Zhao, S. Hu, G. Vecchiato, F. Babiloni, “Electronic evaluation for video commercials by impression index,” in *Cognitive Neurodynamics* vol.7 , no. 6, pp. 531-534, 2013.
- [4] W. Kong, X. Zhao, S. Hu, J. Zhang, G. Dai, G. Vecchiato, F. Babiloni, “The study of memorization index based on W-GFP during the observation of TV commercials,” in *Systems and Informatics (ICSAI)* pp. 2198-2202, 2012.
- [5] G. Zaltman, *How customers think*, Harvard Business School Press, 2003.
- [6] S. Sanei and J.A. Chambers, *EEG signal processing*, Wiley, 2007.
- [7] A. Mognon , J. Jovicich , L. Bruzzone, M. Buiatti, “ADJUST: An Automatic EEG artifact Detector based on the Joint Use of Spatial and Temporal features,” in *Psychophysiology* vol.48 , no. 2, pp. 229-240, 2011.
- [8] D. Lehmann, W. Skrandies, “Reference-free identification of components of checkerboard-evoked multichannel potential fields,” in *Electroencephalography and clinical neurophysiology* vol.48 , no. 6, pp. 609-621, 1980.
- [9] G. Vecchiato, L. Astolfi, J. Toppi, P. Cherubino, J. Dai, W. Kong, D. Wei, F. Babiloni, “Enhance of theta EEG spectral activity related to the memorization of commercial advertisings in Chinese and Italian subjects,” in *CISP* Oct. 2011, Shanghai.

Brain Activity Quantification for Sport Audiovisual Content Visualization Using EEG

Adrián Colomer¹, Valery Naranjo¹, Jaime Guixeres¹, Juan Carlos Rojas¹
Javier Coret¹ and Mariano Alcañiz¹

¹*Instituto Interuniversitario de Investigación en Bioingeniería y Tecnología Orientada al Ser Humano, Universitat Politècnica de Valencia, Valencia, Spain*
{acolomer, vnaranjo, jguixeres, jcrojas, jcoret, malcaniz}@labhuman.com

Keywords: Human Behaviour, Cerebral Activity, Sport, Football, EEG, GFP, ICA, ADJUST.

Abstract: This study aims to analyse the brain activity occurring during the observation of football videos randomly intermingled in a documentary. The electroencephalography recording is employed to measure the signal scalp of 20 healthy subjects. The signal preprocessing is performed using Independent Component Analysis (ICA) and ADJUST. The cerebral activity is quantified through Global Field Power (GFP) in order to classify the clips following an emotive scale, to establish differences between positive and negative video stimuli. Results are summarized as follows: (1) Comparing the cerebral activity of a positive video with its predecessor neutral stimulus, significant differences were obtained ($p = .0019$). However, the same analysis for negative videos shows no significant differences ($p = .096$). (2) The number of peaks in brain activity allow us to classify the videos used in the study. (3) Significant differences ($p = .000$) in brain activity for theta and beta bands were obtained.

1 INTRODUCTION

Today there is an increasing interest in understanding the human behaviour in certain situations. Using various sensors it is possible to collect physiological signals from people and to obtain metrics that quantify feelings, emotions, and memory among others (Sulaiman et al., 2010; Norhazman et al., 2012; Sulaiman et al., 2011; Brouwer et al., 2011).

Researchers within the consumer neuroscience community promote the view that findings and methods from neuroscience complement and illuminate existing knowledge in consumer research in order to better understand consumer behaviour (Klucharev et al., 2008). In the literature, there are recent interesting works (Vecchiato et al., 2010a; Vecchiato et al., 2010b) where Electroencephalography signal (EEG), Galvanic Skin Response (GSR) and Heart Rate (HR) were employed to analyse the brain activity during the "naturalistic" observation of commercial ads.

In this paper, the same methodology used in the observation of commercials has been applied to a new field, sport, of vital importance to society.

This study analyses the brain activity occurring during the observation of football videos randomly intermingled in a documentary in order to understand

the behaviour and feelings of fans when they are watching a match in the stadium and when they are enjoying a title earned by their football clubs.

The experimental questions to be studied in this work are the following:

- Are there differences in cerebral activity during the observation of positive and negative emotional videos?
- May the cerebral activity be objectively quantified and may this objective measurement be used to classify emotional videos?
- Is it possible to automatically determine the video frames that produce a significant increase or decrease in cerebral activity?

The paper is organized as follows: in Section 2 the main stages of the proposed method are described, including information of participants, the experimental design of the study and the procedures for EEG recording and analysis. Section 3 shows the experimental results and discussion. Finally, Section 4 provides conclusions and some future work lines.

2 METHODS

2.1 Subjects

At the beginning of the experiment, it involved twenty Valencia C.F fans (18 males and 2 females), aged between 22 to 50 years old. However, EEG data from one male participant were removed due to corrupted data. The corrupted data caused standard deviation greater than average value for Theta and Beta bands. Therefore, the study consisted of 17 males and 2 females. All participants had normal or corrected-to-normal vision and hearing. They had not participated in a brain study before. Participants were duly informed about the entire protocol of the study before signing the consent form.

2.2 Experimental Design

The procedure of the experimental task consisted in observing a thirty-minute documentary of Valencia city sequences in which three Valencia C.F video blocks were inserted: the first one after seven minutes from the beginning, the second one in the middle and the last one at the end of the trial. Each of these blocks was formed by two emotional videos of important moments of the football team history. These videos were randomly distributed according to one of the following configurations: positive-positive, positive-negative, negative-positive, negative-negative. During the whole documentary, a total of six emotional videos were presented. The chosen clips showed highlights of the club's history, for example: Two Champions' League's finals that the team lost (2000 and 2001), the titles won in the 2003-2004 season (Spanish League and UEFA cups), the goals scored in the last season and some sequences of club's junior teams. Randomization of the occurrence of Valencia C.F videos within the documentary was made to remove the factor "sequence" as possible confounding effect in the later analysis.

2.3 EEG Recording

The cerebral activity was recorded by means of a stationary 32-channel system (TMSI hardware and NeuroLab Software) Ag/AgCl water based electrode. All subjects were comfortably seated on a reclining chair, in an electrically-shielded, dimly-lit lab room. They watched the audiovisual content of the experiment on a large screen through a projector with the purpose of simulating that the subject was at the football stadium in stimulating phases (Figure 1). EEG activity was collected at a sampling rate of 256 Hz while

impedances kept below 5k Ω . For the experiment, we used thirty electrodes and the bracelet ground located on the opposite wrist to the habitual subject hand. The montage followed the International 10-20 system (Sanei and Chambers, 2007) and is shown in Figure 2.



Figure 1: Subject using the 32-channel system in the experiment.

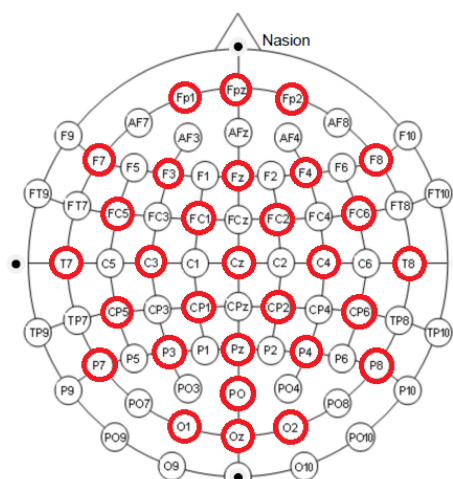


Figure 2: Electrodes used following 10-20 International system.

2.4 EEG Analysis

Firstly, the baseline of EEG traces was removed and the output dataset was band pass (0.5 - 40 Hz) filtered. Then, the corrupted data channels were rejected and the stimuli events were integrated into the data in order to segment the EEG signal. Next step was to calculate the kurtosis of the extracted segmentation epochs in order to reject the epochs with high kurtosis level. Later, Independent Component Analysis (ICA) was applied to detect and remove components due to eye movements, blinks and muscular artefacts using an electroencephalography software in

Matlab (EEGLAB) (Delorme and Makeig, 2004). An automatic method (ADJUST) (Mognon et al., 2011) was used to discriminate the artefacted components of EEG signals by combining stereotyped artefact-specific spatial and temporal features.

Each artefact-free trace EEG was band pass filtered twice in order to isolate the only spectral components in theta (4 - 7 Hz) and beta (13 - 24 Hz) bands. These frequency bands are associated with human memorization process (Vecchiato et al., 2010a; Vecchiato et al., 2010b).

The record obtained directly from the scalp shows intra-cranial synchronous activation of many neurons. To quantify the amount of cerebral activity the Global Field Power (GFP) (Lehmann and Skrandies, 1980) was employed using (1).

$$GFP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} (u_i - u_j)^2}{N_e}} \quad (1)$$

where u_i is the potential at the electrode i (along the way), u_j is the potential at the electrode j (along the way) and N_e is the total number of electrodes employed to compute the GFP.

Frontal areas are the cerebral locations mainly involved in the phenomena we are interested in investigating. Thus, the frontal electrodes were used to compute GFP, concretely the signals coming from the following frontal, pre-frontal and central electrodes of the 10-20 International system (Fp1, Fpz, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, Fc5, Fc1, Fc2 and Fc6) were taken into account in the calculation. A GFP signal was then calculated for each band considered in the experiment, theta and beta. Finally, these GFP signals were normalized according to (2), obtaining the corresponding $Zscore$ measurements.

$$Zscore = \frac{GFP_i - \overline{GFP_B}}{\sigma(GFP_B)} \quad (2)$$

where GFP_i is the Global Field Power during the stimulus under analysis, $\overline{GFP_B}$ is the GFP mean during a period of two-minute neutral documentary, considered as baseline, and $\sigma(GFP_B)$ is the standard deviation of the same period.

For each positive and negative stimulus and subject the most significant peaks for $Zscore$ variables were obtained, considering a peak all values that exceeds the threshold of $Zscore >= 6.5$, associated with a $p < 0.05$ (uncorrected for multiple comparisons).

In this way, two parameters were calculated: the number of peaks inside the time window defined by the clip duration (Np_s) and the number of peaks inside a window of the same length during the visualization of the documentary immediately preceding the stimulus under analysis (Np_{ps}). Figure 3 shows the EEG

traces for a subject during an interval of the experiment. Blue bars delimit the block of documentary previous to the stimulus under analysis and red bars delimit the stimulus. Np_s and Np_{ps} were obtained only considering the yellow window shown in Figure 3, because both time intervals (pre-stimulus and stimulus) must have the same length.

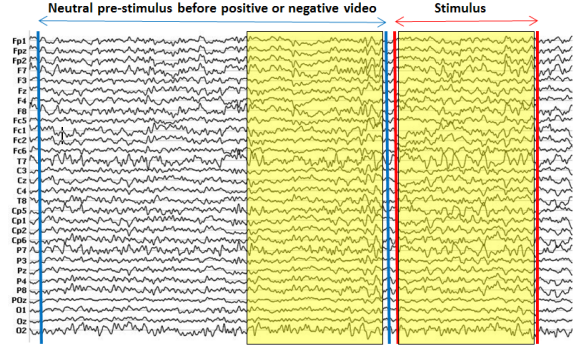


Figure 3: Temporal window in stimulus and pre-stimulus.

Besides Np_s and Np_{ps} , an average value of $Zscore$, \overline{Zscore} , was calculated for subject and stimulus by means of:

$$\overline{Zscore} = \frac{1}{N} \sum_{n \in W} Zscore[n],$$

where W is a window of duration N (stimulus length).

These parameters, \overline{Zscore} , Np_s and Np_{ps} , were obtained for both bands of interest (theta and beta).

3 RESULTS AND DISCUSSION

In this section two different kind of results will be shown. Firstly, the results of the $Zscore$ evolution for a typical subject will be presented, showing moreover the results of peak detection as well as the frames corresponding to these peaks of activation (key frames). Besides that, the statistical analysis of \overline{Zscore} and Np_s versus Np_{ps} was performed by using the Analysis of Variance (ANOVA) for different factors.

3.1 GFP evolution

Figure 4 shows the typical responses of the $Zscore$ variable obtained by the GFP of frontal electrodes in theta (Figure 4.a) and beta (Figure 4.b) bands for a representative Valencia C.F fan during the observation of a emotionally negative video within the documentary. As can be seen, the $Zscore$ in each bands

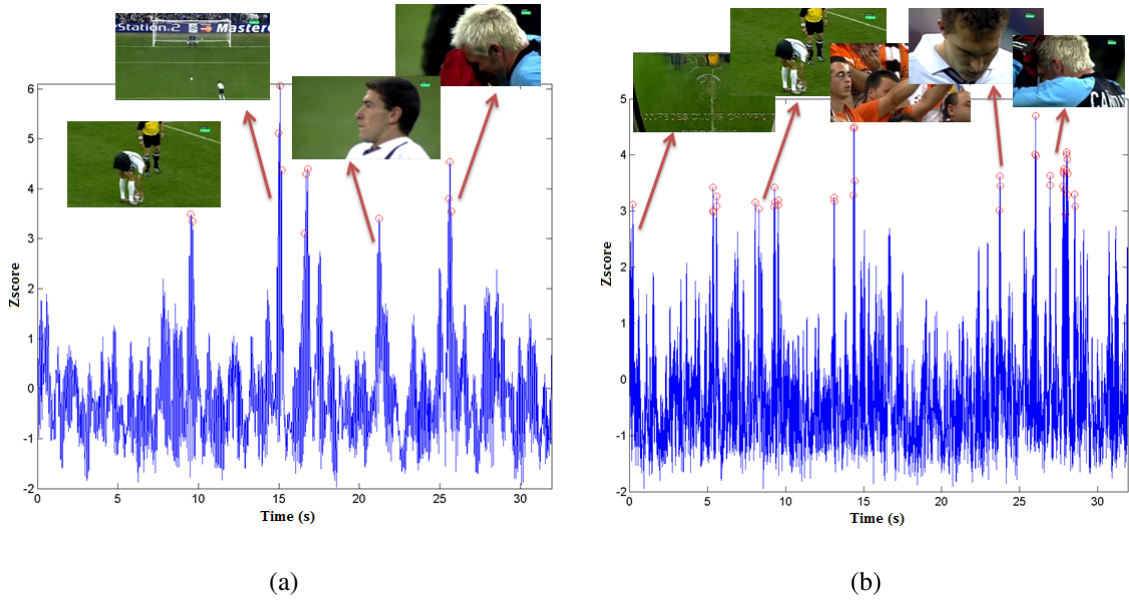


Figure 4: Responses of the $Zscore$ computed on frontal electrodes in theta (a) and beta (b) frequency bands for a representative subject during the observation of a negative emotional video within the documentary.

presents different response, showing different number and distribution of peaks, occurring at different frames of the stimulus (Vecchiato et al., 2010a).

3.2 Differences between stimuli

As mentioned in the introduction section of this work, another purpose of this study was to explore the possibility of distinguishing between the emotional character of the stimuli (positive or negative) by means of cerebral activity quantification. Significant differences ($F = 6.054$, $p = .0019$) were obtained when the mean number of peaks (Np_s) of positive emotional videos was compared with the mean number of peaks of the predecessor neutral stimulus (Np_{ps}). However, when the same comparison for negative stimuli was done, the results were not significant ($F = 2.916$, $p = .096$).

For the classification of the different videos employed in the study according to the brain activity quantification, the average number of peaks for all subjects for each video has been used.

According to Figure 5 videos that showed higher cerebral activity were positive 2 (the UEFA title won) and positive 6 (sequences of club's junior teams). Otherwise the two negative videos registered the lowest number of peaks therefore the lowest cerebral activity. A negative video is emotional for subjects because they remember those moments but a positive video is more rewarding for them.

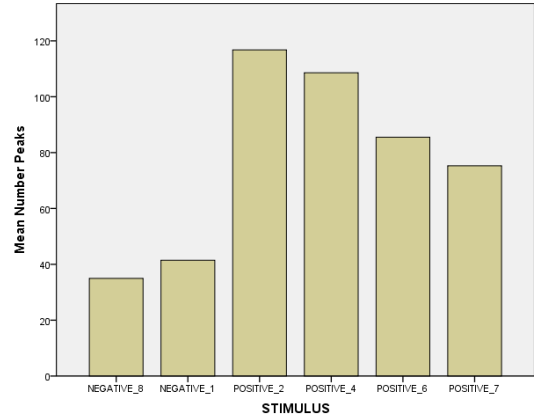


Figure 5: Average number of peaks measured at each stimulus.

4 CONCLUSIONS

Results of the present study suggests the following answers to the questions elicited in the introduction section:

- After analysing all stimuli presented in the experiment using the cerebral activity quantification based on the number of peaks, a different behaviour between positive and negative video has been found out. Comparing the cerebral activity of a positive video (Np_s) with its predecessor neutral stimulus (Np_{ps}), significant differences were obtained. However, the same analysis for nega-

tive videos doesn't show significant differences. An increase in brain activity was recorded when positive emotions are stimulated.

- The quantification of the brain activity has been performed using GFP. As a result, an emotional classification of the videos was made taking into account the average number of peaks across the subjects for each stimulus. As it was shown in previous question, an increase in cerebral activity occurs while the positive videos are displayed.
- Using the *Zscore* index obtained from the *GFP*, it is possible to analyse frame by frame each video in order to study the moments of the video where the subject shows higher cerebral activity (key frames). *Zscore* in theta and beta bands presents different distribution of peaks, occurring at different frames. The key frames detected for most of the subjects were the same, showing similar patterns. Celebration of goals and titles by players and fans were the frames where the highest brain activity was measured.

In conclusion, the football videos analysed in this study provoked an increase in the cerebral activity in relation to the viewing of the documentary. Moreover, during the visualization of positive videos the subjects experimented in mean an increase in cerebral activity higher than the experimented during the visualization of negative videos. In mean the activity was higher in beta band.

In future research, observations and conclusions of this work will be widely validated. The human behaviour in diverse audiovisual content will be evaluated in order to understand better the emotions and feelings processed in the brain.

ACKNOWLEDGEMENTS

This work has been possible by the collaboration of Valencia C.F S.A.D.

REFERENCES

- Brouwer, A.-M., Neerinx, M., Kallen, V., Van Der Leer, L., and ten Brinke, M. (2011). Eeg alpha asymmetry, heart rate variability and cortisol in response to virtual reality induced stress. *Journal of Cybertherapy and Rehabilitation*, 4(1):27–40.
- Delorme, A. and Makeig, S. (2004). Eeglab: an open source toolbox for analysis of single-trial eeg dynamics. *Journal of Neuroscience Methods*, 134:9–21.
- Klucharev, V., Smidts, A., and Fernandez, G. (2008). Brain mechanisms of persuasion: How "expert power" modulates memory and attitudes. *Soc Cogn Affect Neurosci*, 3(4):353–366.
- Lehmann, D. and Skrandies, W. (1980). Reference-free identification of components of checkerboard-evoked multichannel potential fields. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 48(6):609–621.
- Mognon, A., Jovicich, J., Bruzzone, L., and Buiatti, M. (2011). Adjust: An automatic eeg artifact detector based on the joint use of spatial and temporal features. *Psychophysiology*, 48(2):229–240.
- Norhazman, H., Mohamad Zaini, N., Taib, M. N., Omar, H. A., Jailani, R., and Lias, S. (2012). Behaviour of eeg alpha asymmetry when stress is induced and bin-aural is applied. In *International Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics (ISCAIE 2012)*, pages 297–301, Kota Kinabalu, Malaysia.
- Sanei, S. and Chambers, J. A. (2007). *EEG Signal Processing*. Wiley.
- Sulaiman, N., Taib, M. N., Aris, S. A. M., Hamid, N. H. A., Lias, S., and Murat, Z. H. (2010). Stress features identification from eeg signals using eeg asymmetry & spectral centroids techniques. In *Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), 2010 IEEE EMBS Conference on*, pages 417–421. IEEE.
- Sulaiman, N., Taib, M. N., Lias, S., Murat, Z. H., Aris, S. A. M., and Hamid, N. H. A. (2011). Novel methods for stress features identification using eeg signals. *International Journal of Simulation, Systems, Science and Technology*, 12(1):27–33.
- Vecchiato, G., Astolfi, L., De Vico Fallani, F., Cincotti, F., Mattia, D., Salinari, S., Soranzo, R., and Babiloni, F. (2010a). Changes in brain activity during the observation of tv commercials by using eeg, gsr and hr measurements. *Brain Topogr*, 23(2):165–79.
- Vecchiato, G., Astolfi, L., Tabarrini, A., Salinari, S., Mattia, D., Cincotti, F., Bianchi, L., Sorrentino, D., Aloise, F., Soranzo, R., and Babiloni, F. (2010b). Eeg analysis of the brain activity during the observation of commercial, political, or public service announcements. *Comp. Int. and Neurosc.*