

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico

Subdirección Académica

Departamento de Ciencias Computacionales

TESIS DE MAESTRÍA EN CIENCIAS

**Modelo Semántico para la Gestión de Técnicas de HCI Mediante el
Monitoreo de Actividad Bio-Eléctrica (EEG) para Caracterizar Estados
Mentales y su Relación con Cambios en el Contexto del Usuario**

Presentada por

Ing. Luis Alberto Balam Guzmán

Como requisito para la obtención del grado de
Maestro en Ciencias de la Computación

Director de tesis

Dr. Juan Gabriel González Serna

"2015, Año del Generalísimo José María Morelos y Pavón"

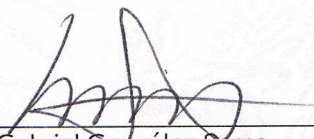
Cuernavaca, Mor., 24/junio/2015
OFICIO No. DCC/119/2015

Asunto: Aceptación de documento de tesis

C. DR. GERARDO V. GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
PRESENTE

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial del **C. Luis Alberto Balam Guzmán**, con número de control M13CE026, de la Maestría en Ciencias de la Computación, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis profesional titulado "**Modelo semántico para la gestión de técnicas de HCI mediante el monitoreo de actividad bio-eléctrica (EEG) para caracterizar estados mentales y su relación con cambios en el contexto del usuario**" y hemos encontrado que se han realizado todas las correcciones y observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de impresión definitiva.

DIRECTOR DE TESIS



Dr. Juan Gabriel González Serna
Doctor en Ciencias de la Computación
7820329

REVISOR 1



Dr. Marco Antonio Oliver Salazar
Doctor en Ciencias en Ingeniería Electrónica
6526083

REVISOR 2



Dr. Noé Alejandro Castro Sánchez
Doctor en Ciencias de la Computación
08701806

REVISOR 3



Dra. Alicia Martínez Rebollar
Doctora en Informática
7399055

C.p. Lic. Guadalupe Garrido Rivera - Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
Estudiante
Expediente

AMR/Imz

SEP

SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO
Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico

"2015, Año del Generalísimo José María Morelos y Pavón"

Cuernavaca, Mor., 25 de junio de 2015
OFICIO No. SAC/154/2015

Asunto: Autorización de impresión de tesis

ING. LUIS ALBERTO BALAM GUZMÁN
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS
DE LA COMPUTACIÓN
PRESENTE

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado "**Modelo semántico para la gestión de técnicas de HCI mediante el monitoreo de actividad bio-eléctrica (EEG) para caracterizar estados mentales y su relación con cambios en el contexto del usuario**", ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

Esperando que el logro del mismo sea acorde con sus aspiraciones profesionales, reciba un cordial saludo.

ATENTAMENTE

"CONOCIMIENTO Y TECNOLOGÍA AL SERVICIO DE MÉXICO"

DR. GERARDO VICENTE GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO



CENTRO NACIONAL DE
INVESTIGACIÓN Y
DESARROLLO
TECNOLÓGICO
SUBDIRECCIÓN
ACADEMICA

C.p. Lic. Guadalupe Garrido Rivera.- Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
Expediente

GVGR/mcr

Dedico esta tesis a mis padres, quienes me apoyaron y creyeron en mí siempre;
nada de esto sería posible sin ustedes.
A mi hermano César, que estuvo al pendiente de mí.
A mi hermanita, que tuvo las palabras indicadas para alentarme en todo momento.

Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por brindarme el apoyo económico para desarrollar este trabajo de tesis.

Al Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET) por permitirme realizar una Maestría en Ciencias.

A mis padres, que me dieron la vida y me formaron para ser una buena persona. Gracias por los consejos y el apoyo incondicional que siempre recibí de ambos. Gracias Doris por soportar mis desvelos, y gracias a ti Papá por estar siempre pendiente de tu familia.

A mis hermanos, que me han motivado para terminar este proyecto. Gracias César, siempre conté con tu apoyo y tus consejos, eres un gran ejemplo. Gracias Pollo por tus palabras de aliento en momentos difíciles.

A Yolanda, por estar siempre a mi lado apoyándome y alentándome a concluir este proyecto.

A mis compañeros y amigos de CENIDET, con quienes compartí muchas experiencias a lo largo de la Maestría.

A Yair y Ale por todo el apoyo brindado. Gracias por su amistad sincera.

A mi Director de Tesis, Dr. Juan Gabriel González Serna, por apoyarme en la realización de este proyecto en todo momento. Gracias por los conocimientos brindados y por la dedicación y disposición que tuvo conmigo durante mi estancia en CENIDET.

A mis revisores, el Dr. Noé Alejandro Castro Sánchez, la Dra. Alicia Martínez Rebollar, el Dr. Marco Antonio Oliver Salazar, por sus observaciones y comentarios respecto a este trabajo de Tesis.

A mis compañeros del IIE por todo el apoyo brindado. Gracias M.C. Javier Moreno por las facilidades que me has dado para poder finalizar los trámites necesarios de la Maestría.

Resumen

La Interacción Humano Computadora (por sus siglas en inglés HCI, Human Computer Interaction) es un área de estudio enfocada en la investigación, diseño y desarrollo de nuevas tecnologías para ayudar a mejorar la interacción entre personas (usuarios) y dispositivos de cómputo (computadoras).

Recientemente, en el área de HCI se ha incluido la explotación de biorretroalimentación EEG (Electroencefalograma) que ha permitido obtener resultados altamente enriquecidos ya que, al hacer uso de interfaces cerebro computadora, los datos obtenidos directamente de la actividad neuronal del usuario, proporcionan información y características que ninguna otra modalidad de interacción puede ofrecer.

Este trabajo de investigación se centra en el desarrollo de un modelo para caracterizar estados mentales, mediante la implementación del algoritmo de clasificación automática de Bayes y de la extracción de características por medio de la Transformada Rápida de Fourier (FFT).

El modelo se implementó a través del desarrollo de una herramienta visual que permite agregar señales EEG de entrenamiento a un corpus. A mayor número de señales de entrenamiento, la clasificación será más precisa. Así mismo se desarrolló un módulo que permite observar gráficamente el resultado de la clasificación de señales EEG.

En los experimentos realizados a 35 personas, se clasificaron los estados mentales de relajación y concentración, utilizando el algoritmo de Bayes y SMO. En la evaluación del modelo se obtuvieron los siguientes resultados: (i) una precisión del 52.45% en un escenario no controlado y sin llevar a cabo un procesamiento digital de la señal EEG, (ii) una precisión del 73.03% en un escenario no controlado y llevando a cabo un procesamiento digital de la señal EEG, (iii) una precisión del 55.88% en un escenario controlado y sin procesar la señal EEG, y finalmente (iv) una precisión del 94.11% en un escenario controlado y con un procesamiento digital de la señal.

Abstract

Human Computer Interaction (for its acronym in English HCI) is an area focused on the research, design and development of new technologies for the improvement of the interaction between people (users) and computing devices (computers).

Recently, the EEG (Electroencephalogram) biofeedback has been included in the area of HCI. This biofeedback has yielded highly enriched results, because of the use of Brain Computer Interfaces. With such interfaces it is possible to obtain data directly from the neuronal activity of the user, and thus we can get information and features that no other mode of interaction can provide.

In this research we focused on the development of a model to characterize mental states, by implementing the automatic classification Bayes algorithm, and also by extracting features using the Fast Fourier Transform (FFT).

We implemented the model through the development of a visual tool. This tool allow us to add EEG signals to a training corpus. The greater the number of signals, the classification will be more accurate. And also, we implemented a module that allow us to present the EEG signals classification results in a graphical way.

We carry out experiments with 35 people. In this experiments we classify the relaxation and concentration mental states by using Bayes and SMO algorithms. In the model evaluation we obtained the following results: (i) 52.45% accuracy on a uncontrolled environment and without a EEG signal digital processing, (ii) 73.03% accuracy on a uncontrolled enviroment and with EEG signal digital processing, (iii) 55.88% accuracy in a controlled environment without EEG signal processing, and finally (iv) 94.11% accuracy in a controlled environment with digital signal processing.

Índice

Lista de figuras.....	iv
Lista de tablas.....	vi
1 Introducción	1
1.1 Introducción	2
1.2 Antecedentes	3
1.2.1 Aprendizaje automático para la creación de bases de conocimiento a partir de modelos semánticos organizacionales basados en ontologías multidimensionales (González Franco, 2012)	3
1.3 Descripción del problema.....	3
1.4 Objetivos del proyecto	5
1.4.1 Objetivos específicos.....	5
1.5 Justificación.....	5
2 Marco Teórico.....	6
2.1 Justificación.....	7
2.2 Anatomía del encéfalo.....	7
2.2.1 Lóbulo frontal.....	8
2.2.2 Lóbulo temporal.....	8
2.2.3 Lóbulo parietal	8
2.2.4 Lóbulo occipital.....	8
2.3 Ritmos cerebrales	8
2.3.1 Ondas Beta	9
2.3.2 Ondas Alfa.....	9
2.3.3 Ondas Theta.....	9
2.3.4 Ondas Delta.....	10
2.4 Electroencefalografía	10
2.5 Electroencefalógrafo	10
2.6 Señales electroencefalográficas.....	11
2.7 Interfaz cerebro computadora.....	11
2.8 Sistema 10-20.....	11

2.9	Emotiv EEG	13
2.10	Filtros digitales.....	14
2.10.1	Filtro Pasa Bandas.....	14
2.10.2	Filtro Pasa Bajas.....	15
2.10.3	Filtro Pasa Altas	15
2.10.4	Filtro de eliminación de banda	16
2.10.5	Filtro FIR.....	16
2.10.6	Filtro IIR.....	16
2.11	Transformada rápida de Fourier	16
3	Estado del Arte	18
3.1	Técnicas de extracción de características de señales EEG para aplicaciones BCI (Abdul-Bary Raouf & Toka Abdul-Hameed, Features extraction techniques of EEG signal for BCI applications, 2011). 19	
3.2	Clasificación de múltiples clases EEG para Interfaz Cerebro Computadora (Mythra, Veenakumari, & Sanjeev, 2013)	20
3.3	Clasificación con SVM de señales EEG para Interfaz Cerebro Computadora (Costantini, y otros, SVM Classification of EEG Signals for Brain Computer Interface, 2009)	21
3.4	Procesamiento de señales EEG de discurso imaginado para Interfaz Cerebro Computadora (Arafat S. & Kanade, 2014)	22
3.5	Estudio comparativo sobre algoritmos de aprendizaje automática utilizando BCI basado en P300 (Oweis R. J., Hamdi, Ghazali, & Lwissy, 2013).....	23
3.6	Detección de contraseña a través del movimiento imaginado de la muñeca (Khan, Password Detection via Imagined Wrist Movement in BCI, 2009)	24
3.7	Control de Interfaz Cerebro Computadora para Animación Facial (Ahmed, Hoirul Basori, & Saari, 2013)	25
3.8	Análisis del estado del arte.....	26
4	Metodología	29
4.1	Metodología	30
4.2	Fase 1. Adquisición de la señal bioeléctrica.....	30
4.2.1	Extracción de la información	31
4.2.2	Pre-procesamiento de la información.....	32
4.3	Fase 2. Procesamiento de la señal bioeléctrica.....	33
4.4	Fase 3. Obtención de características.....	37

4.5	Fase 4. Clasificación	39
4.5.1	Entrenamiento	39
4.5.2	Clasificación.....	41
5.	Diseño e Implementación.....	44
5.1	Arquitectura.....	45
5.1.1	Módulo 1: Procesamiento de la señal EEG.....	46
5.1.2	Módulo 2: Clasificación del estado mental	55
5.2	Diagrama de clases del módulo de clasificación del estado mental.....	55
5.2.1	Módulo de clasificación del estado mental	56
5.2.2	Módulo de la aplicación gráfica	59
5.2.3	Interfaz gráfica	59
6	Pruebas y Resultados.....	62
6.1	Descripción de las pruebas	63
6.1.1	Protocolo de pruebas para el estado mental de relajación.....	63
6.1.2	Protocolo de pruebas para el estado mental de concentración	65
6.2	Pruebas no controladas sin procesamiento de señal	69
6.3	Pruebas no controladas con procesamiento de señal	70
6.4	Pruebas controladas sin procesamiento de señal.....	71
6.5	Pruebas controladas con procesamiento de señal.....	72
6.6	Pruebas controladas con procesamiento de señal utilizando el algoritmo de clasificación de Bayes	73
7	Conclusiones y Trabajos a Futuro.....	75
7.1	Conclusiones	76
7.2	Trabajos Futuros.....	77
	Referencias.....	78

Lista de figuras

Figura 2.1 Anatomía del encéfalo humano.	7
Figura 2.2 Características de las ondas cerebrales (Sambrano, 1997).	9
Figura 2.3 Tipos de ondas cerebrales (Sambrano, 1997).	10
Figura 2.4 Posicionamiento de los electrodos.	12
Figura 2.5 Posicionamiento de los electrodos (vista completa).	12
Figura 2.6 Emotiv EPOC.	13
Figura 2.7 Respuesta a la frecuencia de cuatro tipos de filtros (Coughlin & Driscoll, 1999).	15
Figura 4.1 Metodología de solución.	30
Figura 4.2 Adquisición de señal bioeléctrica (EEG).	30
Figura 4.3 Módulo de adquisición de señales de Openvibe.	31
Figura 4.4 Configuración del módulo de adquisición de Openvibe.	32
Figura 4.5 Electroencefalograma obtenido con Openvibe.	32
Figura 4.6 Bloque que filtra una señal en Openvibe.	33
Figura 4.7 Configuración del bloque Temporal filter de Openvibe.	33
Figura 4.8 Filtro para obtener el ritmo Delta.	34
Figura 4.9 Filtro para obtener el ritmo Theta.	34
Figura 4.10 Filtro para obtener el ritmo Alfa.	35
Figura 4.11 Filtro para obtener el ritmo Beta.	35
Figura 4.12 Programación a bloques del tratamiento de la señal EEG.	36
Figura 4.13 Señal del ritmo delta en Openvibe.	37
Figura 4.14 10 Módulo que permite realizar un análisis espectral.	37
Figura 4.15 Análisis espectral del ritmo Delta.	37
Figura 4.16 Módulo Frequency Band Selector de Openvibe.	38
Figura 4.17 Frequency Band Selector configurado de 1 a 4 Hz.	38
Figura 4.18 Espectro de frecuencia del ritmo Delta.	38
Figura 4.19 Programa resultante en Openvibe.	39
Figura 4.20 Etiquetado de las señales EEG.	40
Figura 4.21 Etiquetado de señales EEG en la clasificación de Relajación.	40
Figura 4.22 Etiquetado de señales EEG en la clasificación de Concentración.	40
Figura 4.23 Módulo de entrenamiento.	41
Figura 4.24 Diagrama del módulo de clasificación.	41
Figura 4.25 Interfaz del módulo de clasificación.	42
Figura 4.26 Gráfica de resultados de la clasificación.	42
Figura 4.27 Promedios de los ritmos cerebrales durante el proceso de clasificación.	43
Figura 5.1 Arquitectura del sistema de clasificación de estados mentales.	45
Figura 5.2 Icono de servidor de adquisición.	46
Figura 5.3 Servidor de adquisición.	46
Figura 5.4 Configuración del driver a utilizar para la adquisición de señal.	47

Figura 5.5 Configuración del driver.....	47
Figura 5.6 Conexión establecida con el dispositivo.....	48
Figura 5.7 Obtención de señal EEG.....	48
Figura 5.8 Diseñador de OpenViBE.....	49
Figura 5.9 Ventana principal del diseñador de OpenViBE.....	49
Figura 5.10 Diseño del escenario.....	50
Figura 5.11 Configuración del cliente de adquisición.....	51
Figura 5.12 Configuración del Temporal filter 1.....	51
Figura 5.13 Configuración del Temporal filter 2.....	52
Figura 5.14 Configuración del Temporal filter 3.....	52
Figura 5.15 Configuración del Temporal filter 4.....	53
Figura 5.16 Configuración del selector de frecuencia 1.....	53
Figura 5.17 Configuración del selector de frecuencia 2.....	54
Figura 5.18 Configuración del selector de frecuencia 3.....	54
Figura 5.19 Configuración del selector de frecuencia 4.....	54
Figura 5.20 Acomodando las visualizaciones.....	55
Figura 5.21 Diagrama de clases del clasificador EEG.....	56
Figura 5.22 Interfaz principal.....	60
Figura 5.23 Interfaz de entrenamiento.....	60
Figura 5.24 Interfaz de clasificación.....	61
Figura 6.1 Sujetos de prueba durante la etapa de relajación.....	64
Figura 6.2 Amplitud de las ondas cerebrales en el estado de relajación.....	65
Figura 6.3 Prueba de concentración con el test del trazo.....	67
Figura 6.4 Ejemplo del test del trazo.....	67
Figura 6.5 Test de Toulouse.....	68
Figura 6.6 Amplitud de las ondas cerebrales en el estado de concentración.....	69
Figura 6.7 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.....	70
Figura 6.8 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.....	74
Figura 7.1 Amplitud de los espectros de frecuencia de las ondas cerebrales en un estado mental de relajación (izquierda) y de concentración (derecha).....	76

Lista de tablas

Tabla 2.1 Tabla de electrodos respecto al lóbulo	11
Tabla 2.2 Características del Emotiv EPOC.	13
Tabla 3.1 Análisis del estado del arte.....	28
Tabla 4.1. Parámetros de los ritmos cerebrales	36
Tabla 6.1 Resultados de las pruebas no controladas sin procesamiento de señal.	69
Tabla 6.2 Resultados de las pruebas no controladas con procesamiento de señal.	70
Tabla 6.3 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.	71
Tabla 6.4 Resultados de las pruebas controladas sin procesamiento de señal.	71
Tabla 6.5 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.	72
Tabla 6.6 Resultados de las pruebas controladas con procesamiento de señal.	72
Tabla 6.7 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.	73
Tabla 6.8 Pruebas controladas con procesamiento de señal utilizando el algoritmo de Bayes.	73

Capítulo 1

Introducción

1.1 Introducción

Las Tecnologías de Información y de Comunicaciones (TIC) han transformado las actividades del hombre en las sociedades modernas. En la actualidad, el no contar con conocimientos básicos para operar una computadora puede limitar las posibilidades del desarrollo profesional de las personas, y, de manera creciente, de su interacción social. La globalización tecnológica ha permitido que interactuemos con dispositivos que antes no estaban a nuestro alcance; actualmente no podemos concebir dispositivos sin interface gráfica del usuario (GUI), pues esto propicia una interacción más amable con los usuarios.

Esta misma revolución tecnológica ha propiciado el surgimiento de un campo de conocimiento muy prometedor: Human Computer Interaction (HCI). HCI es un área de estudio que trata sobre la investigación, diseño y desarrollo de nuevas tecnologías para ayudar a mejorar la interacción entre personas (usuarios) y dispositivos de cómputo (computadoras) (Chamberlin, 2012). Esto ha permitido el surgimiento de una interface más flexible, directa y natural al ser humano: Natural User Interfaces (NUI).

Las NUI permiten al usuario tener una interacción basada en su comportamiento natural (movimiento de las manos, movimiento del cuerpo, entre otros), es decir, sin hacer uso de sistemas de mando o de dispositivos de entrada de las GUI (como un ratón o un teclado). Un caso muy específico de este tipo de interfaces son las Brain-Computer Interfaces (BCI's), que permiten explotar la actividad neuronal de los usuarios para llevar a cabo la interacción con diversos dispositivos.

La técnica que se utiliza para medir la actividad cerebral se conoce como electroencefalografía y a las señales obtenidas, electroencefalograma (EEG); la actividad electroencefalográfica incluye una variedad de ritmos, también llamados ondas: Alpha, Beta, Theta y Delta. Estas ondas generadas por el cerebro y captadas a través del EEG están asociadas a diferentes estados mentales del usuario.

Las técnicas de evaluación de la Experiencia del Usuario (EU) han utilizado los enfoques tradicionales, los cuales se basan en técnicas de análisis observacional, entrevistas y cuestionarios; sin embargo, recientemente se ha incluido la explotación de biorretroalimentación EEG que ha permitido obtener resultados altamente enriquecidos ya que, al hacer uso de BCI, la información obtenida directamente de la actividad neuronal del usuario proporciona información y características que ninguna otra modalidad de interacción puede ofrecer. A esto también se suma el análisis contextual del usuario ya que los resultados obtenidos por EEG varían de acuerdo al estado emocional en el que se encuentre la persona, así como los estilos de personalidad del mismo.

El objetivo de esta investigación es diseñar e implementar un modelo basado en el monitoreo de las señales EEG que permita caracterizar estados mentales de un usuario, y encontrar una relación en base a los cambios del contexto en el que se lleve a cabo la evaluación EU.

1.2 Antecedentes

Actualmente, en la línea de sistemas distribuidos de CENIDET, se está desarrollando un proyecto de doctorado relacionado con la evaluación de la experiencia del usuario y con el uso de interfaces cerebro-computadora, mismos que mantienen relación con este trabajo de investigación, por lo que se describen a continuación.

1.2.1 Aprendizaje automático para la creación de bases de conocimiento a partir de modelos semánticos organizacionales basados en ontologías multidimensionales (González Franco, 2012)

En este trabajo de investigación actualmente en desarrollo, se plantea la definición de un modelo de evaluación centrado en el usuario, el cual es aplicable a sistemas BCI (por sus siglas en inglés *Brain Computer Interaction*); se explotan las distintas mediciones fisiológicas para obtener una valoración objetiva de la experiencia del usuario.

El modelo propuesto en (González Franco, 2012) implementará múltiples métodos de evaluación de la experiencia del usuario. Pretende establecer una relación entre la actividad cerebral de un usuario y los parámetros de efectividad, confianza y satisfacción, principalmente. Esta investigación se centra en la extracción de datos neurofisiológicos para la posterior evaluación de la experiencia del usuario.

La metodología propuesta en (González Franco, 2012) se basa en la extracción de medidas fisiológicas del usuario para poder establecer relaciones entre las métricas obtenidas. Para esto se hace uso de la electroencefalografía (EEG) para obtener las señales que permitan establecer relaciones entre diferentes estados afectivos y cognitivos que influyen durante la experiencia del usuario.

1.3 Descripción del problema

Hoy en día existen un gran número de dispositivos con los que el ser humano puede interactuar; estos dispositivos han sido objeto de grandes cambios en un corto periodo de tiempo, principalmente debido a cambios en el diseño para la interacción con el usuario final. Esto ha propiciado el surgimiento de un nuevo campo de investigación: Human Computer Interaction (HCI).

Como se menciona en (Hassan Montero, 2005) HCI es un área de estudio centrada en el fenómeno de interacción entre usuarios y sistemas informáticos, cuyo objetivo es proporcionar bases teóricas, metodológicas y prácticas para el diseño y evaluación de productos interactivos que puedan ser usados de forma eficiente, eficaz, segura y satisfactoria.

Tradicionalmente la investigación en el campo de la HCI ha centrado su estudio en las habilidades y procesos cognitivos del usuario, estudiando únicamente su comportamiento racional y dejando de lado su comportamiento emocional (Brave, 2002).

En (Brave, 2002) se menciona que las emociones son evocadas en la relación con un producto, mientras que el humor no, es un estado previo. Aun así, tanto emoción como humor tienen una relación de influencia mutua: las emociones experimentadas influyen en el estado de humor del usuario, y el humor del usuario condiciona la posibilidad de que un producto evoque determinadas emociones o no.

Los aspectos emocionales juegan un papel fundamental en la interacción del usuario. Como se menciona en (Norman, 2012) los estados emocionales afectan a los procesos cognitivos. En otras palabras, los estados afectivos del usuario influyen en qué tan bien éste resuelve problemas racionales. De forma más específica, de acuerdo a (Brave, 2002) las emociones afectan a la capacidad de atención y memorización, al rendimiento del usuario y a su valoración del producto.

Para evaluar la experiencia del usuario (EU) se recurre al uso de cuestionarios, entrevistas, análisis observacional y muy recientemente mediciones fisiológicas como electroencefalogramas (EEG), ritmo cardiaco, frecuencia respiratoria, entre otros. El problema con este tipo de evaluaciones es que no obtienen una valoración precisa, es decir, no podemos saber cómo se siente realmente el usuario sobre el sistema (Vermeeren, ACM. 2010).

El uso de EEG en la evaluación de la EU permite una valoración más precisa, que sumado a las técnicas convencionales mencionadas anteriormente nos genera resultados importantes para comprender mejor la EU debido a que las muestras de satisfacción hacia el producto provienen directamente de lo que el usuario está sintiendo en el momento en el que está usando el producto.

De acuerdo a lo anterior, el presente trabajo de investigación plantea la definición de un modelo que gestione técnicas HCI basadas en la actividad bioeléctrica del usuario a través de EEG, y caracterizar estados mentales de acuerdo al contexto en el que se encuentre.

1.4 Objetivos del proyecto

Identificar estados mentales de un usuario mediante el monitoreo de actividad bioeléctrica (EEG) y cambios contextuales utilizando dispositivos multisensoriales en ambientes CARS.

1.4.1 Objetivos específicos

- Efectuar el monitoreo del potencial eléctrico cerebral en las frecuencias correspondientes a las ondas Theta, Alfa, Beta y Delta.
- Crear un corpus de señales electroencefalográficas, etiquetándolas como relajación y concentración.
- Realizar la implementación de un algoritmo de clasificación automática para obtener el estado mental de una persona.
- Implementar el algoritmo de clasificación automática en una aplicación que genere datos cuantitativos que permitan la identificación de patrones de actividad cerebral.

1.5 Justificación

El uso de técnicas tradicionales como cuestionarios, entrevistas, grabaciones, entre otros, permiten tener una valoración parcial del usuario sobre el sistema (Hassan Montero, 2005). Los investigadores de HCI han establecido que para evaluar apropiadamente la EU es necesario saber cómo se siente realmente el usuario sobre el sistema (Vermeeren, ACM, 2010). Por esta razón surge la necesidad de llevar a cabo técnicas que permitan obtener una valoración más precisa del usuario sobre el sistema.

Para poder obtener una evaluación apropiada es necesario considerar la personalidad, el estado afectivo y las emociones del usuario. Debido a que este tipo de evaluaciones son subjetivas, es necesario tener métricas confiables que permitan valorar la EU (Wu Ting, Yan Guo-zheng, Yang Bang-hua, 2007).

El uso de EEG nos permitirá obtener métricas directamente del sujeto que está evaluando el sistema, pues estas medidas provienen de las señales que el cerebro envía y nos dan conocimiento real de lo que el sujeto está sintiendo al momento de usar el sistema.

La creación del modelo propuesto en esta investigación nos permitirá tener una valoración más precisa del usuario en el sistema debido a la utilización de EEG para analizar el estado introspectivo del usuario y a la monitorización de los cambios contextuales del usuario utilizando dispositivos multisensoriales en ambientes CARS.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1 Justificación

El encéfalo es la porción del sistema nervioso central ubicada en la cavidad craneal, pesa alrededor de 1400 g y representa aproximadamente el 2% del peso corporal; se le considera como un órgano relacionado con el pensamiento, la memoria, la imaginación, la conciencia, la atención, la experiencia emocional, el sueño. También está relacionado con todas las actividades motoras, con la regulación de las funciones viscerales, endocrinas y somáticas, y con la recepción y expresión de los símbolos y señales que constituyen los fundamentos de la comunicación, toda la información relacionada al mundo que nos rodea es captada por receptores de diversas clases, los cuales actúan como transductores que transforman los estímulos físicos y químicos del medio ambiente en impulsos nerviosos que el encéfalo interpreta y da un significado (Pérez Pérez, 2002).

2.2 Anatomía del encéfalo

El cerebro posee dos mitades relativamente simétricas denominadas hemisferios; uno de los hemisferios se encuentra a la izquierda y el otro, a la derecha. La corteza de cada hemisferio se divide en cuatro lóbulos que se denominan como los huesos del cráneo que los cubren: lóbulo temporal, lóbulo frontal, lóbulo parietal y lóbulo occipital. En la Figura 2.1 se muestra la orientación de un cerebro normal en el cráneo de un ser humano en posición erecta (Kolb & Whishaw, 2006).

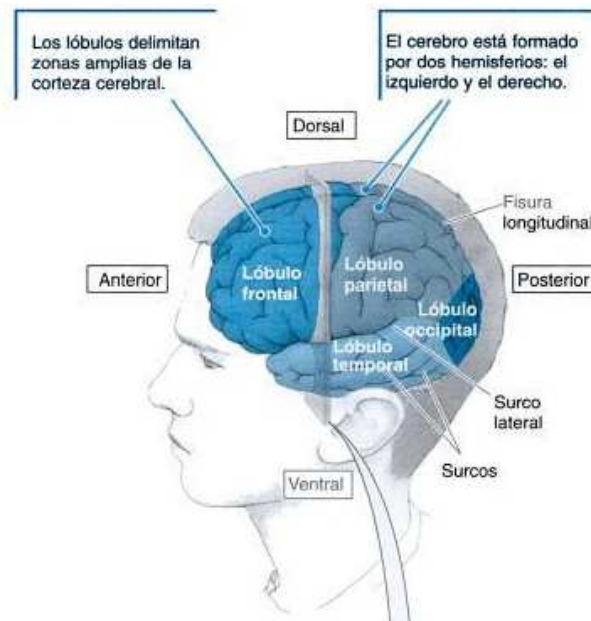


Figura 2.1 Anatomía del encéfalo humano.

2.2.1 Lóbulo frontal

El lóbulo frontal representa aproximadamente un tercio de la superficie hemisférica. Una gran parte del lóbulo frontal se encarga de la planificación, predicción y programación de las necesidades del individuo. La parte inferior del lóbulo frontal, principalmente la situada en el hemisferio izquierdo, está especializada en la articulación del habla. Una estrecha banda del lóbulo frontal ubicada a la cisura central, se encarga de controlar los movimientos del cuerpo. Una lesión que afecte a esta área puede causar parálisis contralateral (Diamond, Scheibel, & elson, 1996).

2.2.2 Lóbulo temporal

El lóbulo temporal, cuya parte superior se relaciona con el sentido de la audición. La lesión de esta zona cerebral puede provocar una disminución de la audición o una sordera. La zona interna del lóbulo temporal juega un importante papel en el procesamiento de la memoria. La mayor parte del lóbulo temporal restante puede estar implicado en la integración de múltiples funciones sensoriales tales como la audición, visión y el tacto (Diamond, Scheibel, & elson, 1996).

2.2.3 Lóbulo parietal

El lóbulo parietal está situado por detrás del surco centra. Los impulsos nerviosos relacionados con las sensaciones de dolor, temperatura, tacto y presión acceden a una porción del lóbulo parietal situada posteriormente a la cisura central. Algunos investigadores han demostrado que las alteraciones estructurales localizadas en las zonas inferiores del lóbulo parietal están asociadas con trastornos de la lectura. La estimulación de varias partes de este lóbulo en pacientes conscientes produce sensaciones gustativas (Diamond, Scheibel, & elson, 1996).

2.2.4 Lóbulo occipital

El lóbulo temporal se localiza por detrás de los lóbulos parietal y temporal. La información visual se procesa en los lóbulos occipitales; la lesión en esta zona produce una ceguera parcial o total (Diamond, Scheibel, & elson, 1996).

2.3 Ritmos cerebrales

El encéfalo tiene una incesante actividad eléctrica y química. Estas actividades son medidas a través de un electroencefalógrafo, amplificando su frecuencia y captando cuatro tipos de ondas cerebrales: beta, alfa, theta y delta (Sambrano, 1997).

Los ritmos de las ondas cerebrales son, según se cree, el resultado de impulsos electroquímicos que se producen en las células del cerebro cuando estas envían información a diversas partes del cuerpo. Los ritmos del cerebro están en continua variación; el nivel de

frecuencia cambia a medida que el cerebro pasa de Alfa a Beta y luego, nuevamente a Alfa (Puliti, 2004). En la Figura 2.2 se muestran las frecuencias y características de las ondas cerebrales.

ONDAS CEREBRALES		
Nombre	Frecuencia	Características
<i>Delta</i>	0,5 a 4 c.p.s.	<i>Sueño profundo</i>
<i>Theta</i>	5 a 7 c.p.s.	<i>Sueño crepuscular intermedio sueño y vigilia</i>
<i>Alfa</i>	8 a 14 c.p.s.	<i>Alerta relajada. Estados de tranquilidad</i>
<i>Beta</i>	15 a 22 c.p.s.	<i>Alerta, concentración. En un trabajo exigente ansiedad presión</i>
<i>Beta alfa</i>	23 a 35 c.p.s.	<i>Crisis de ansiedad, de agresividad</i>

c.p.s.= ciclos por Segundo

Figura 2.2 Características de las ondas cerebrales (Sambrano, 1997).

2.3.1 Ondas Beta

Este tipo de ondas, oscilan entre 14 y 30 ciclos por segundo y se pone de manifiesto durante los períodos en que la mente y los sentidos se encuentran en actividad (Rocha de Azevedo & Rocha de Azevedo). Una onda beta es el ritmo de vigilia normal del cerebro asociada con el pensamiento activo, la atención activa, se centran en el mundo exterior, o la resolución de problemas concretos. Una onda beta de alto nivel puede ser adquirida cuando un ser humano está en un estado de pánico (Sanei & Chambers, 2007).

2.3.2 Ondas Alfa

Las ondas alfa aparecen en la mitad posterior de la cabeza y se encuentran generalmente sobre la región occipital del cerebro (Sanei & Chambers, 2007). Este tipo de ondas, tiene un ritmo oscilante entre 8 y 12 ciclos por segundo, a las que se llega cerrando los ojos y relajando completamente los músculos. En tales circunstancias, el individuo no piensa ni tiene emociones. Cualquier agitación, por leve que sea, lo lleva de inmediato al ritmo Beta (Rocha de Azevedo & Rocha de Azevedo).

2.3.3 Ondas Theta

Este tipo de ondas, corresponden a un ritmo que oscila entre 6 y 7 ciclos por segundo, llegando a él en estado de sueño ligero (Rocha de Azevedo & Rocha de Azevedo). Las ondas theta aparecen cuando la conciencia se desliza hacia la somnolencia. Estas ondas se han asociado con el acceso a material inconsciente, inspiración creativa y profunda meditación.

Una onda theta suele ir acompañada de otras frecuencias y parece estar relacionada con el nivel de excitación (Sanei & Chambers, 2007).

2.3.4 Ondas Delta

Este tipo de ondas corresponden al sueño y cuyo ritmo oscila entre 3 y 4 ciclos por segundo (Rocha de Azevedo & Rocha de Azevedo). Estas ondas son principalmente asociadas con el sueño profundo y pueden estar presentes al despertar (Sanei & Chambers, 2007).

En la Figura 2.3 se muestran los tipos de ondas cerebrales descritos anteriormente.

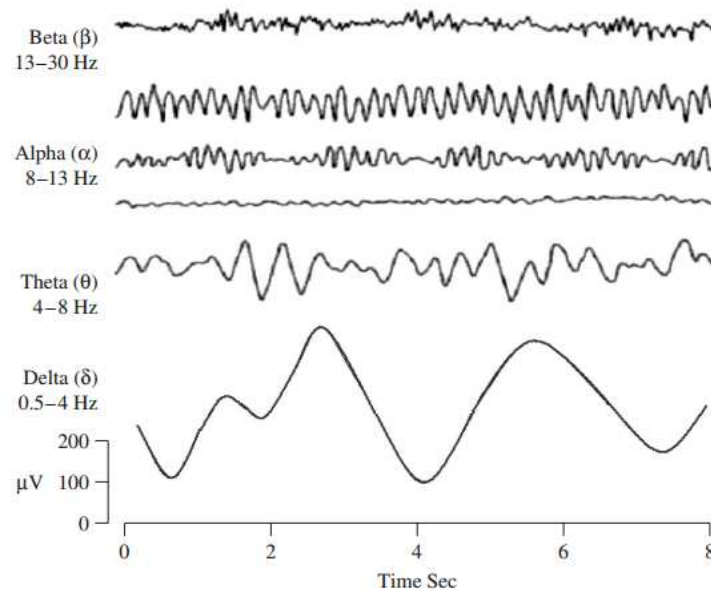


Figura 2.3 Tipos de ondas cerebrales (Sambrano, 1997).

2.4 Electroencefalografía

La Electroencefalografía (EEG) es una técnica de imagen médica que lee la actividad eléctrica del cuero cabelludo generado por estructuras del cerebro (Niedermeyer & Lopes da Silva). En el contexto clínico, se refieren a la EEG como la grabación de la actividad eléctrica espontánea del cerebro en un corto período de tiempo, usualmente de 20 a 40 minutos (Khalil-Abou & Musilus, 2006).

2.5 Electroencefalógrafo

El electroencefalógrafo es un aparato que registra la actividad eléctrica de las ondas cerebrales (Arias, 2000).

La observación directa de los pulsos nerviosos requiere la inserción de sondas en los nervios, y es poco práctica para estudios rutinarios de diagnóstico médica. Por suerte, los electrodos colocados sobre la piel pueden detectar señales relacionadas con la actividad eléctrica a gran escala del interior del cuerpo. Este es el fundamento del electroencefalógrafo (EEG) y del electrocardiógrafo (ECG), instrumentos que son de gran utilidad para el estudio de los trastornos del cerebro y del corazón, respectivamente (Kane & Sternheim, 2007).

2.6 Señales electroencefalográficas

Una señal electroencefalográfica (EEG) es una medición de las corrientes que fluyen durante excitaciones sinápticas de las dendritas de muchas neuronas piramidales de la corteza cerebral. Cuando se activan las células del cerebro (neuronas), las corrientes sinápticas se producen dentro de las dendritas. Esta corriente genera un campo magnético medible por máquinas electromiograma (EMG) y un campo eléctrico secundario sobre el cuero cabelludo medible por los sistemas de EEG.

2.7 Interfaz cerebro computadora

La interfaz cerebro computadora es un método de comunicación basado en la actividad neuronal generada por el cerebro y es independiente de las vías de salida normal de los nervios periféricos y los músculos. El objetivo del BCI no es determinar la intención de una persona por las escuchas en la actividad cerebral, sino más bien proporcionar un nuevo canal de salida para el cerebro que requiere un control adaptativo voluntario por el usuario (Wolpaw, 2010).

2.8 Sistema 10-20

El sistema 10/20 o sistema Internacional 10/20 (Technologies, 2012) es un método reconocido internacionalmente para describir la ubicación de electrodos del cuero cabelludo. El sistema está basado en la relación entre la ubicación de un electrodo y el área de la corteza cerebral. Los números ‘10’ y ‘20’ se refieren al hecho que las distancias entre los electrodos adyacentes son el 10% o bien el 20% del total de la distancia delante-atrás o derecha-izquierda del cráneo. Cada lugar tiene una letra para identificar el lóbulo y el número para identificar la ubicación del hemisferio (Tabla 2.1).

Electrodo	Lóbulo
F	Frontal
T	Temporal
C	Central
P	Parietal
O	Occipital

Tabla 2.1 Tabla de electrodos respecto al lóbulo

No existe el lóbulo central, la letra ‘C’ es usada sólo con propósitos de identificación. La ‘z’ (cero) se refiere a un electrodo colocado en el medio de la línea.

Los números pares (2, 4, 6, 8) se refieren a la posición de los electrodos en el hemisferio derecho. Los números impares (1, 3, 5, 7) se refieren a la posición de los electrodos en el hemisferio izquierdo.

Se utilizan cuatro puntos de referencia para el posicionamiento esencial de los electrodos: primero, el nasión que es punto entre la frente y la nariz; segundo, el inión que es el punto más bajo del cráneo desde la parte posterior de la cabeza y está normalmente indicado por una protuberancia prominente; el punto pre auricular atrás de la oreja. Las posiciones extra pueden ser agregadas para utilizar el espacio entre el sistema existente 10/20. En las Figuras 2.4 y 2.5 se observa el posicionamiento de los electrodos.

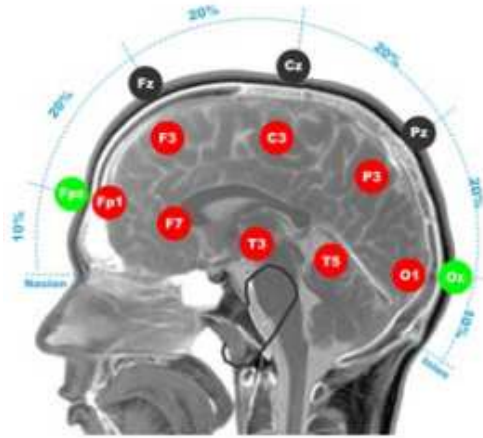


Figura 2.4 Posicionamiento de los electrodos.

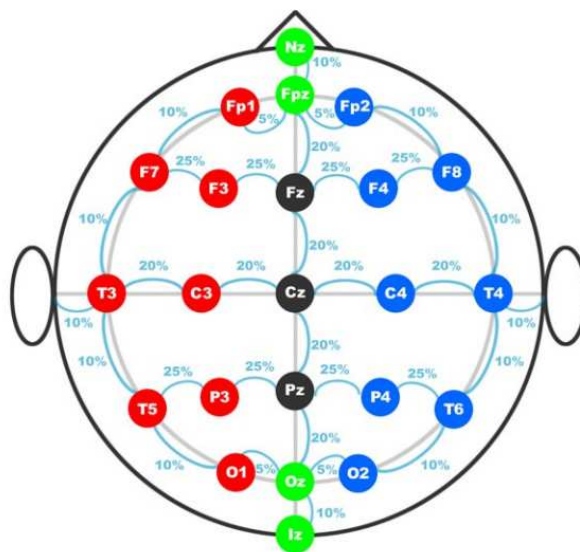


Figura 2.5 Posicionamiento de los electrodos (vista completa).

2.9 Emotiv EEG

Emotiv (EMOTIV, 2014) es un sistema de alta resolución, multicanal y portable que ha sido diseñado para aplicaciones de investigación prácticas. Emotiv presenta una interfaz personal revolucionaria para la interacción humano computador. En la Figura 2.6 se muestra el dispositivo Emotiv EPOC.



Figura 2.6 Emotiv EPOC.

Emotiv usa un conjunto de 14 sensores más 2 referencias para sintonizar señales eléctricas producidas por el cerebro para detectar los pensamientos, sentimientos y expresiones del usuario en tiempo real. Las características de Emotiv se aprecian en la Tabla 2.2.

Diadema EEG	
Número de canales	14
Nombres de los canales (Sistema Internacional 10-20)	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4
Método de muestreo	Muestreo secuencial
Frecuencia de muestreo	128 muestras por segundo
Resolución	14 bits
Ancho de banda	0.2-45 Hz, filtros de corte digitales a 50 y 60 Hz
Rango dinámico	8400uV (pp)
Modo de acomplamiento	AC Acoplada
Conectividad	Inalámbrica (propietaria), banda de 2.4 GHz
Energía	LiPoly
Duración de la batería (típica)	12 Horas
Medición de impedancia	La calidad de los contactos en tiempo real utilizando el sistema patentado

Tabla 2.2 Características del Emotiv EPOC.

Las suites de detección que son incorporadas dentro del Emotiv son:

Expresiones faciales.

- La suite de detección de expresión facial utiliza las señales tomadas por el Emotiv para interpretar las expresiones faciales en tiempo real. Cuando un usuario sonríe, su avatar puede imitar la expresión incluso antes de que sean conscientes de sus propios sentimientos.

Métricas de rendimiento y estados emocionales.

- Las métricas de rendimiento y estados emocionales monitorean los estados emocionales de los usuarios en tiempo real.

Comandos mentales.

- La detección de comandos mentales lee e interpreta los pensamientos conscientes de un usuario. Los usuarios pueden manipular objetos virtuales con sólo el poder de pensarlo.

2.10 Filtros digitales

Los filtros son un componente básico de todo procesamiento de señal y sistemas de telecomunicaciones en aplicaciones como ecualización de canal, reducción de ruido, radar, procesamiento de audio, procesamiento de video, procesamiento de señal biomédica, y análisis de datos financieros y económicos. Las funciones primarias de un filtro son uno o más de los siguientes:

- (a) confinar una señal dentro de una banda de frecuencia prescrita o canal como en filtros pasa bajas, pasa altas o pasa bandas,
- (b) descomponer una señal dentro de dos o más señales sub-bandas para el procesamiento de la señal sub-banda,
- (c) modificar el espectro de frecuencia de una señal, y
- (d) modelar la relación entrada-salida de un sistema.

Existen cuatro tipos de filtros: pasa bajas, pasa altas, pasa banda y de eliminación de banda. En la figura se pueden observar las gráficas de la respuesta a la frecuencia de esos cuatro tipos de filtros (Coughlin & Driscoll, 1999).

2.10.1 Filtro Pasa Bandas

Los filtros pasa bandas sólo dejan pasar una banda de frecuencias mientras atenúan las demás frecuencias que están fuera de la banda. En la Figura 2.7(c) se muestran las gráficas de

respuesta a la frecuencia características de filtros pasa banda, la línea continua representa la gráfica ideal y las líneas punteadas, las curvas reales (Coughlin & Driscoll, 1999).

2.10.2 Filtro Pasa Bajas

Los filtros pasa bajas son el tipo de filtro que más se aplica, su voltaje de salida es constante (Coughlin & Driscoll, 1999) (Texas Instruments, 2011). La Figura 2.7(a) es una gráfica de la magnitud del voltaje de salida de un filtro pasa bajas en función de la frecuencia. La línea continua corresponde a la gráfica de un filtro pasa bajas ideal; las líneas punteadas indican las curvas correspondientes a filtros pasa bajas reales. El rango de frecuencias transmitidas se conoce como pasabanda. El rango de frecuencias atenuadas se conoce como banda de rechazo (Coughlin & Driscoll, 1999).

2.10.3 Filtro Pasa Altas

El filtro pasa altas tiene una banda de paso que atenúan el voltaje de salida de todas las frecuencias por encima de la frecuencia de corte y pasan con poca o ninguna atenuación (Coughlin & Driscoll, 1999) (Texas Instruments, 2011). Para frecuencias superiores a la frecuencia de corte, la magnitud del voltaje de salida es constante. En la Figura 2.7(b) se aprecian las gráficas del filtro pasa altas ideal y real. La línea continua corresponde a la curva ideal, en tanto que las líneas punteadas muestra la diferencia de los filtros pasa altas reales de la situación ideal (Coughlin & Driscoll, 1999).

En la Figura 2.7 la respuesta a la frecuencia de cuatro de los tipos de filtros descritos en esta sección.

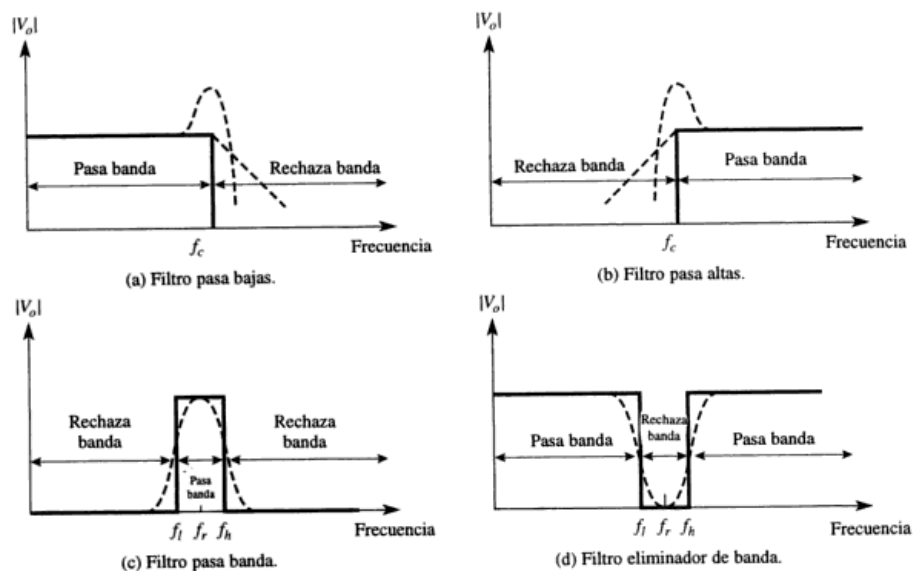


Figura 2.7 Respuesta a la frecuencia de cuatro tipos de filtros (Coughlin & Driscoll, 1999).

2.10.4 Filtro de eliminación de banda

Los filtros de eliminación de banda rechazan determinada banda de frecuencias, en tanto pasan todas las frecuencias que no pertenecen a la banda. En la Figura 2.7(d) se muestran las gráficas de respuesta a la frecuencia características de filtros pasa banda, la línea continua representa la gráfica ideal y las líneas punteadas, las curvas reales (Coughlin & Driscoll, 1999).

2.10.5 Filtro FIR

Los filtros FIR (Finite impulse response) tienen solo un número finito de términos en su respuesta al impulso. Estos filtros tienen un número de ventajas sobre los filtros del tipo IIR. Un filtro FIR siempre es estable, realizable, y provee una respuesta de fase lineal bajo condiciones específicas. Estas características hacen a los filtros FIR atractivos para muchos diseñadores de filtros. Sin embargo, la mayor desventaja de los filtros FIR es que el número de coeficientes necesarios para implementar un filtro en específico es frecuentemente mucho más grande que para diseños IIR (Les, 2004).

2.10.6 Filtro IIR

El filtro digital IIR tiene una curva de ganancia que aproxima las características de filtro de un filtro analógico correspondiente. Una de las mejores maneras de obtener las aproximaciones de un filtro digital a filtros analógicos es desarrollar una fórmula matemática que muestre como convertir de $T(s)$, la descripción matemática del filtro analógico usando transformadas de Laplace, a $T(z)K$, la descripción del filtro digital. De esta manera, se puede obtener la codificación de un filtro IIR correspondiente.

Los filtros IIR aproximan la ganancia y fase de respuesta de filtros analógicos. Estos filtros son usados principalmente donde filtros analógicos son implementados. Sin embargo, la implementación en un procesador permite mucha más flexibilidad, elimina la degradación y produce una precisión específica basada en el número de bits usados, así como una perfecta reproducibilidad de filtro. Algunas de las áreas de aplicación de estos filtros son en mejoramiento de sonidos y música, telecomunicaciones, procesamiento de imágenes y video, instrumentación biomédica, y procesamiento de radares y sonares (Steve, 2000).

2.11 Transformada rápida de Fourier

La popularidad de la FFT (transformada rápida de Fourier, por sus siglas en inglés) es evidenciada por la amplia variedad de áreas de aplicación. Además de radares convencionales, comunicaciones, sonares y procesamiento de señales del habla; campos actuales del uso de la FFT incluyen la ingeniería biomédica, imágenes, análisis de los datos del mercado de valores, espectroscopia, análisis metalúrgico, análisis de sistemas no lineales, análisis mecánico, análisis geofísico, simulación, síntesis de la música e instrumentación.

La esencia de la Transformada de Fourier de una forma de onda es descomponer o separar la forma de onda en una suma de senos de diferentes frecuencias. Si estas ondas sinusoidales suman la forma de onda original entonces se ha determinado la transformada de Fourier de la forma de onda original. La representación gráfica de la transformada de Fourier es un diagrama que muestra la amplitud y frecuencia de cada uno de las ondas sinusoidales determinadas.

Debido a su amplio margen de aplicación, el análisis de la transformada de Fourier se extendió a la computadora digital. Esto dio origen a Transformada discreta de Fourier como un método para el análisis de la transformada de Fourier en las computadoras digitales, sin embargo, se encontró que este método se veía muy limitado debido a que requería tiempos de cómputo excesivamente altos. Esto llevó a la necesidad de técnicas para reducir el tiempo de cómputo de la Transformada discreta de Fourier. En 1965, Cooley y Tukey publicaron su algoritmo matemático [1] el cual ha sido conocido como “la transformada rápida de Fourier”. La transformada rápida de Fourier (FFT) es un algoritmo computacional que reduce el tiempo de cómputo de la transformada discreta de Fourier, de esta forma, La FFT ha revolucionado el uso de la transformada discreta de Fourier (E, 1988)

Capítulo 3

Estado del Arte

Es importante conocer las técnicas más recientes para adquirir el conocimiento necesario, en el siguiente capítulo se describirán los trabajos que tienen objetivos similares a los del proyecto.

3.1 Técnicas de extracción de características de señales EEG para aplicaciones BCI (Abdul-Bary Raouf & Toka Abdul-Hameed, Features extraction techniques of EEG signal for BCI applications, 2011).

En este trabajo se utiliza el análisis espectral, incluyendo la Transformada Rápida de Fourier (FFT, Fast Fourier Transform), la Transformada de Fourier de Tiempo Reducido (STFT, Short Time Fourier Transform) y análisis espacio-tiempo-frecuencia. Para el proceso de clasificación se utiliza una red neuronal de perceptrón multicapa (multilayer perceptron MLP neural network) entrenada con el algoritmo de propagación hacia atrás (back propagation algorithm). Las frecuencias utilizadas para la clasificación de tareas mentales son: alpha, beta y theta.

Se obtuvieron datos de 24 ingenieros de sexo masculino sanos. Cada sujeto realiza diferentes tareas en un estado totalmente pasivo; es decir, no realiza ningún movimiento y se le solicita al sujeto que mantenga los ojos cerrados. Las tareas realizadas son las siguientes:

- Tarea 1: Medición base. Se le solicita al sujeto que se relaje y trate de no pensar en nada en particular.
- Tarea 2: Aritmética mental. El sujeto realiza una multiplicación de números de dos dígitos, por ejemplo: $49 * 15$. La complejidad del problema
- Tarea 3: Tarea motora. Click derecho en el mouse.

Los potenciales EEG se registraron con un gorro de electrodos 10-20 EEG sobre el cuero cabelludo. Estos electrodos miden los potenciales eléctricos débiles generados por la actividad cerebral. Estas señales son obtenidas de 16 canales y para la adquisición de datos se utiliza el Sistema de Adquisición Digital Micromed (Micromed Digital Acquisition System) con una frecuencia de muestreo de 256 muestras por segundo, este sistema contiene un amplificador y un ADC.

Las señales se preprocesan para maximizar la señal con relación al ruido (Signal-to-noise ratio, SNR), debido a que existen muchas fuentes de ruido en las señales EEG. Por ejemplo: no neurales (movimientos del ojo, actividad muscular) o neurales. Se utilizaron los siguientes filtros:

- Filtros de muesca con una frecuencia nula de 50 Hz para asegurar el rechazo de la fuente de alimentación fuerte.
- Filtros de paso alto con una frecuencia de corte de 0.3 Hz para eliminar los componentes de muy baja frecuencia, tales como la respiración.

- Filtros de paso bajo con una frecuencia de corte de 40 Hz para mitigar el ruido de alta frecuencia.

Formalmente, la clasificación consiste en encontrar la etiqueta de un vector de características x , utilizando un mapeo f , donde f aprende de un conjunto de entrenamiento T . El conjunto de entrenamiento consta de vectores de 320 características. Para realizar la clasificación, los vectores de características se dividieron en conjunto de entrenamiento y conjunto de prueba.

La red neuronal multicapa BP (Back Propagation) fue entrenada para clasificar dos tareas motoras (Tarea 1 y Tarea 2) y dos tareas mentales (Tarea 1 y Tarea 3). La función de entrenamiento de la red actualiza los valores de peso y sesgo de acuerdo con la optimización de Levenberg-Marquardt. Cada neurona aplica la misma función de transferencia, que es una función sigmoideal para las capas ocultas y una función de activación lineal para la capa de salida.

En los experimentos, la red fue alimentada con señales EEG, cada muestra entra a una neurona artificial. El análisis de frecuencia se utiliza tomando la Transformada de Fourier de la señal y dividiendo el espectro en 30 bandas de frecuencia, cada banda alimenta una neurona. El análisis de tiempo y frecuencia se utiliza tomando la STFT de la señal EEG que mejora la tasa de clasificación. Finalmente, el análisis espacio-tiempo-frecuencia se utiliza considerando los datos de dos canales al mismo tiempo (cada canal representa los datos de dos electrodos).

3.2 Clasificación de múltiples clases EEG para Interfaz Cerebro Computadora (Mythra, Veenakumari, & Sanjeev, 2013)

En este trabajo se lleva a cabo la descomposición, reconstrucción y clasificación de señales EEG para una interfaz cerebro computadora. La metodología consiste en cuatro módulos: Recolección de datos, preprocesamiento de datos, extracción de características, pruebas y validación cruzada.

Recolección de datos

Los datos están organizados en matriz de matrices. Cada elemento de la matriz se compone de una cadena de asunto, una cadena de tarea, una cadena de prueba y la matriz de datos. El tamaño de cada matriz de datos es de 7 filas por 2500 columnas. Las filas corresponden a los canales C3, C4, P3, P4, O1, O2 y EOG. Los electrodos se colocan de acuerdo al sistema de electrodos 10-20. Las columnas son las 2500 muestras tomadas a 250 Hz durante 10 segundos. Por ejemplo: el primer elemento de la matriz queda de la siguiente forma: ‘sujeto 1’ ‘baseline’ ‘prueba 1’ ‘[7 * 2500]’.

Los sujetos de prueba 1 y 2 eran empleados de una universidad, el primero diestro de 48 años y el segundo zurdo de 39 años. Los sujetos 3 al 7 estudiantes universitarios, diestros entre 20 y 30 años. Todos los sujetos eran hombres a excepción del sujeto 5. Cada sujeto realizó 10

pruebas de cada tarea, 5 en un día y 5 en otro día. Los sujetos 2 y 7 solo completaron 5 pruebas en un día. El Sujeto 5 realizó tres sesiones.

Preprocesamiento de datos

Los datos se normalizan, y una vez normalizados el filtrado se realiza en Matlab con el filtro equiripple 0-40 Hz de pasa bandas y frecuencia de muestreo de 250 Hz.

Extracción de características

La señal filtrada se descompone en 6 niveles utilizando la Daubechies wavelet. A la matriz de características se le aplican parámetros estadísticos como media, mínimos, máximos y desviación estándar.

Pruebas y validación cruzada

Para la clasificación se observaron los clasificadores KNN Y SVM y se utilizó la técnica 10-fold cross validation. Mediante la adopción de distintos clasificadores con diferentes parámetros estadísticos puede reducir la tasa de error y mejorar la clasificación, y cambiar el tamaño del conjunto de datos de entrenamiento también puede mejorar la clasificación.

3.3 Clasificación con SVM de señales EEG para Interfaz Cerebro Computadora (Costantini, y otros, SVM Classification of EEG Signals for Brain Computer Interface, 2009)

En este trabajo se propone una interfaz cerebro computadora, el objetivo es reconocer la voluntad de un ser humano, sin la necesidad de detectar el movimiento de cualquier músculo. Este tipo de sistema puede ser útil para personas con alguna discapacidad. Para lograr el objetivo planteado, es necesario el desarrollo de un sistema capaz de reconocer y clasificar 4 tipos de tareas: pensando en mover la mano derecha, pensando en mover la mano izquierda, realizando una operación matemática simple y pensando en una canción. El sistema incluye tres fases: adquisición de datos, preprocesamiento y clasificación.

Adquisición de datos

El sistema se compone de 61 electrodos que se colocan en la superficie de la cabeza del sujeto, de acuerdo a un estándar utilizado en este tipo de aplicaciones. Los electrodos están conectados a una computadora a través de fibra óptica y las señales se obtienen una velocidad de muestreo de 256 Hz.

El conjunto de datos de entrenamiento y prueba del sistema fue adquirido por medio de los 61 electrodos, y está formado por series de tiempo transformados al dominio de frecuencia con el fin de obtener el espectro de potencia. Por cada electrodo se cuenta con 128 canales de frecuencia y se utilizó el algoritmo de clasificación SVM.

Preprocesamiento

Para cada tarea se calculó la FFT en 3 ventanas de 256 muestras. Por cada ventana se obtuvo el valor medio de las ondas alpha (8-12 Hz). Sólo se considera la primera mitad de cada ventana FFT, debido a que la segunda mitad es simétrica y no proporciona información adicional. Los canales del 1 al 127 representan frecuencias de 1 a 127 Hz, el canal 0 representa 0 Hz y por lo tanto es omitido.

De esta manera, se cuenta con un total de 381 (127 para cada una de las ventanas) puntos de datos para cada tarea que será clasificada. Por último, debido a que hay una gran variación en los rangos de los valores, se lleva a cabo una normalización, de modo que todos los valores se encuentren en el rango de 0 a 1.

Experimentos

Se realizaron experimentos con 5 sujetos durante 2 días. Cada día el sujeto realizó 2 sesiones. Durante una sesión, se solicitó al sujeto realizar 400 tareas seleccionadas al azar entre las siguientes: pensando en mover la mano derecha, pensando en mover la mano izquierda, realizando una simple operación matemática y pensando en una canción. Cada tarea tenía una duración de 3 segundos, por lo tanto, toda la sesión tenía 20 minutos de duración.

El objetivo era realizar discriminaciones entre cada par de tareas: (i) mano derecha y mano izquierda, (ii) operación matemática y canción, (iii) mano derecha y operación matemática, (iv) mano izquierda y canción, (v) mano derecha y canción y (vi) mano izquierda y operación matemática. Se generaron 6 conjuntos de datos, uno por cada combinación de tareas. El conjunto total de datos se dividió en conjunto de entrenamiento (75%) y conjunto de prueba (25%).

Por cada sujeto se obtuvo un promedio de los resultados de 4 sesiones diferentes. Los resultados se consideraron de manera aislada; es decir, no se mezclaron datos de diferentes sujetos o diferentes sesiones de los mismos sujetos.

3.4 Procesamiento de señales EEG de discurso imaginado para Interfaz Cerebro Computadora (Arafat S. & Kanade, 2014)

En este trabajo se llevó a cabo un experimento para extraer información relacionada con la imaginación oculta en la señal EEG. Cada vez que se habla o se decide hablar algo, el cerebro produce una señal EEG específica, en este caso se trata de decodificar la señal EEG producida mientras se imagina la palabra izquierda y derecha. Las señales EEG se registran a partir de 8 canales y se procesan para extraer características usando el modelo AR y la clasificación se realiza con el algoritmo KNN.

Se seleccionó la onda cerebral beta para los experimentos porque es de conexión rápida y tiende a dominar el estado normal de vigilia cuando la atención se dirige hacia el mundo exterior. Los primeros pasos en el experimento son la recopilación y el preprocesamiento de datos.

Recopilación de datos

La recopilación de señales EEG se realiza en el formato de Matlab y se utilizan electrodos EEG 10-20 sobre el cuero cabelludo con gorro. Los electrodos miden señales débiles (5-100 μ V) generadas por la actividad cerebral. Las señales son de un adulto normal en un estado de relajación. Primero, la palabra “left” es escuchada por el sujeto, se le solicita que imagine la palabra “left” y se registra la señal EEG. De igual forma se registra la señal EEG con la palabra “right”.

Preprocesamiento

El preprocesamiento de datos implica la eliminación de artefactos, como movimiento de ojos y músculos. Estos artefactos provocan cambios en la amplitud de la señal, por lo tanto son removidos con el método *band pass filtered waveform*. Debido a que se registra la señal beta las señales se filtran en el rango de frecuencia 14-25 Hz.

Extracción de características y clasificación de la palabra imaginada

La caracterización de la señal se realiza con el modelo AR. Se realizaron pruebas con órdenes del 3 al 10 para verificar con cual se obtiene una mayor precisión en la clasificación. Se compararon y analizaron muchas gráficas con diferentes tipos de estimaciones PSD. De acuerdo al análisis se seleccionó el orden 5.

La clasificación de las palabras imaginadas se realizó con el algoritmo KNN, basado en la distancia euclidiana entre los coeficientes del modelo AR en los conjuntos de entrenamiento y prueba. Cada coeficiente AR de los electrodos en el conjunto de prueba fue comparado con los mismos coeficientes AR de los electrodos en el conjunto de entrenamiento. El experimento se realizó con dos sujetos.

3.5 Estudio comparativo sobre algoritmos de aprendizaje automática utilizando BCI basado en P300 (Oweis R. J., Hamdi, Ghazali, & Lwissy, 2013)

En este trabajo se trata de evaluar y comparar diferentes algoritmos. La configuración utilizada detecta el potencial generado por el P300 en respuesta a seis estímulos. El desempeño se evalúa en términos de tasas de error, tasas de bits y tiempos de ejecución de cuatro algoritmos: BLDA, LDA, PB y SVM. Se utilizó el procedimiento de 4-fold cross validation para evaluar

cada algoritmo. Se utilizan técnicas de aprendizaje automático, en las cuales el algoritmo es entrenado para identificar señales específicas a partir de un conjunto de entrenamiento.

En este estudio se utilizó el mismo conjunto de datos utilizado en la investigación de Hoffman (Hoffmann, Vesin, Ebrahimi, & Diserens, 2008), que comprende cuatro sujetos sanos y 4 con déficits neurológicos. Los datos EEG registrados se basaron en estímulos visuales (televisión, teléfono, lámpara, puerta, ventana y radio) obtenidos del P300. Cada sujeto grabó cuatro sesiones, un minuto por cada clase de seis clases diferentes, dando un total de 24 minutos de grabación. Se les solicitó que se concentraran en una imagen específica para cada ejecución; y la secuencia de estímulos se les presentó al azar. El objetivo es identificar cuál de los algoritmos es el más adecuado.

Los datos utilizados en el entrenamiento y las pruebas contienen datos de ocho canales de señales EEG registrados a partir de cuatro electrodos de la línea media (CZ, Pz, Fz y Oz) y cuatro electrodos parietales (P3, P4, P7 y P8). Los datos fueron preprocesados de la siguiente forma: (i) filtro de muesca de alto orden para eliminar el ruido, (ii) un filtro pasa bandas Butterworth de tercer orden con frecuencias de corte inferior y superior de 1-12 Hz respectivamente, para identificar los valores que producen los mejores resultados, (iii) Se redujo la dimensión de los datos filtrados a 32 muestras.

Las tasas de bits promedio durante las cuatro sesiones obtenidos son los siguientes: BLDA 23 ± 13 , LDA 20 ± 13.6 , PB 17.3 ± 5.6 y SVM 14.6 ± 5.5 bits/minutos. Estos datos sugieren que BLDA superó a los otros métodos en términos de velocidad y precisión. En general, todos los algoritmos obtienen resultados bastante buenos, BLDA y PB obtuvieron los mejores resultados. BLDA tuvo el tiempo de ejecución más rápido y LDA el más lento; esto puede explicarse por el hecho de que LDA calcula la matriz inversa directamente para obtener el vector de pesos y BLDA calcula hyper-parámetros de manera recursiva para obtener el vector de pesos.

3.6 Detección de contraseña a través del movimiento imaginado de la muñeca (Khan, Password Detection via Imagined Wrist Movement in BCI, 2009)

El propósito de este proyecto es identificar si es posible detectar y clasificar los movimientos de la muñeca izquierda y derecha, cuando estos movimientos son imaginados. El procedimiento del experimento es el siguiente: el usuario se sienta frente a la computadora e imagina moviendo su muñeca en alguna de estas 4 direcciones: pronación, supinación, flexionar o extender. Durante el movimiento las señales EEG son registradas por el BCI. Una vez finalizado el experimento, los datos se procesan y la salida del sistema es uno de los movimientos de la muñeca, izquierda o derecha. El sistema consta de los siguientes módulos: (i) Registro de señales, (ii) preprocesamiento de señales, (iii) selección de características y (iv) clasificación.

Registro de señales: El propósito de este módulo es registrar, medir, amplificar y medir las señales EEG antes de convertirlas al formato digital.

Preprocesamiento de señales: El preprocesamiento de las señales se realiza con el método de modelado auto-regresivo de Burg, el cual está basado en el uso de la recursión de Levison-Durbin y minimización de error hacia adelante y hacia atrás.

Selección de características: Se utilizó el algoritmo de distancia Bhattacharya para seleccionar las características de las señales y evitar inexactitudes en el sistema. Esto reduce el número de procesamiento de señales y cálculos.

Clasificación: Se utiliza el algoritmo LDA y el criterio de selección de Fisher.

Los experimentos se realizaron con 4 sujetos sanos, las señales se obtuvieron a una velocidad de muestreo de 46 Hz en un laboratorio de BCI usando un sistema mindset 10-20 con 21 electrodos. Los sujetos realizaron 3 experimentos de 5 minutos para cada una de las tareas: imaginar movimientos de la muñeca izquierda e imaginar movimientos de la muñeca derecha. Se solicitó a los sujetos que imaginaran 1 de los 4 movimientos de la muñeca (pronación, supinación, flexión y extender). El tiempo para llevar a cabo un movimiento en particular era de dos segundos y 2 segundos para realizar una posición de reposo al finalizar cada movimiento. La secuencia de movimientos fue aleatoria y se les dio un descanso de 10 minutos después de cada sesión de 5 minutos.

Las señales EEG registradas se presentan con los coeficientes de orden p en un modelo de regresión aritmética escalar. Estos parámetros se estimaron utilizando el algoritmo de Berg y se concatenaron para formar un conjunto de vectores de características de dimensión pxc , donde c es el número de canales usados.

La precisión del sistema se define como el número de clasificaciones correctas dividido entre el número total de movimientos. Los resultados en los movimientos imaginados mostraron que la información se puede extraer cuando el sujeto únicamente imagina realizar el movimiento pero inhibe la actividad muscular real.

3.7 Control de Interfaz Cerebro Computadora para Animación Facial (Ahmed, Hoirul Basori, & Saari, 2013)

En este trabajo se realiza la clasificación de las señales cerebrales para obtener dos emociones primarias que representan estados de relajación y concentración. La animación facial es un problema difícil porque el rostro humano se compone de muchos detalles, y la animación de estos puntos no es fácil de controlar y manipular. La animación facial permite generar expresiones faciales para humanos virtuales, como el miedo, la felicidad, la tristeza y la ira. Las técnicas que permiten controlar las partes de la cara se clasifican en parametrización e interpolación.

La interpolación permite proveer key-frames con las propiedades del modelo geométrico de las expresiones faciales. A partir de los key-frames se realiza una parametrización de las animaciones faciales y se puede tener el control de estas animaciones. Una de las

características más importantes de la interacción entre el cerebro humano y el avatar es la clasificación de características. Las señales del cerebro se clasifican en 5 principales tipos de frecuencias: alpha, beta, gamma, delta y theta.

En los experimentos realizados sólo se toman en cuenta las frecuencias alpha y beta. Las emociones se pueden categorizar en un rango de frecuencia específico, en este caso se identifican los estados de relajación y concentración. El registro de las señales se realizó en rangos de frecuencia de 1-20 Hz. Los valores para el estado de relajación se encuentran en el rango 1-15 Hz, mientras que los valores para el estado de concentración se encuentran en el rango 2-20 Hz. La frecuencia en cada segundo para el estado de relajación es menor que la frecuencia para el estado de concentración.

Las expresiones faciales se pueden clasificar de acuerdo al estado de relajación y concentración para crear una interacción natural entre el usuario y el avatar. Las emociones humanas dependen de estos dos estados para crear la interacción, y la comunicación es eficaz porque se basa en la emoción interna del usuario a partir del análisis de las señales alpha y beta.

3.8 Análisis del estado del arte

En la tabla se presentan los proyectos mencionados, incluyendo el que se desarrolló en este trabajo de investigación.

Los trabajos anteriores son similares al proyecto que se pretende realizar, complementándose uno al otro, a continuación se presenta una tabla de características y de comparación. En la Tabla 3.1 se muestran una descripción breve y características de los trabajos relacionados.

Trabajo	Dispositivo utilizado	Número de sujetos de prueba	Método de obtención de características	Algoritmo de clasificación	Precisión de clasificación	Trabaja con otros dispositivos BCI	Ondas cerebrales utilizadas
Técnicas de extracción de características de señales EEG para aplicaciones BCI (Abdul-Bary Raouf & Toka Abdul-Hameed , Features extraction techniques of EEG signal for BCI applications, 2011)	Electrodos 10-20 EEG con gorro	24	- FFT - STFT - Space time-frequency analysis	Multilayer perceptron MLP neural network entrenado con el algoritmo back propagation	96%	No	Alpha Beta Theta
Clasificación de múltiples clases EEG para interfaces cerebro computadora (Mythra, Veenakumari, & Sanjeev, 2013)	Electrodos 10-20 EEG	7	DWT	KNN LDA SVM	60% 80% 98%	No	Alpha Beta Theta Delta Gama
Clasificación con SVM de señales EEG para Interfaz Humano Computadora (Costantini, y otros, SVM Classification of EEG Signals for Brain Computer Interface, 2009)	61 electrodos con gorro	5	FFT	SVM Izquierda/derecha Operación/canción Derecha/operación Izquierda/canción Derecha/canción Izquierda/operación	52.2% 63.4% 67.2% 73.8% 66.8% 68.0%	No	Alpha
Procesamiento de señales EEG de discurso imaginado para Interfaz Cerebro Computadora (Arafat S. & Kanade, 2014)	Electrodos 10-20 EEG con gorro	2	- Band pass filtered waveform - Modelo AR	KNN Sujeto 1 “left” Sujeto 1 “right” Sujeto 2 “left” Sujeto 2 “right”	81.4% 91.33% 27.84% 96.48%	No	Beta
Estudio comparativo sobre algoritmos de aprendizaje	P300-based BCI	8	whitening transform	BLDA LDA	98.75% 98.26%	No	Alpha Beta

automático utilizando BCI basado en P300 (Oweis R. , Hamdi, Ghazali, & Lwissy, 2013)				PB SVM	98.40% 97.80%		
Detección de contraseña a través del movimiento imaginado de la muñeca (Khan, Password Detection via Imagined Wrist Movement in BCI, 2009)	Sistema mindset 10-20 con 21 electrodos	4	- Autoregressive Modeling - Levinson-Durbin recursion - Minimization of forward and backward error - Bhattacharya Distance Algorithm	LDA Fisher Selection Criterion Sujeto 1 Sujeto 2 Sujeto 3 Sujeto 4	80% 97% 97% 98%	No	Alpha Beta Theta Delta
Control de Interfaz Cerebro Computadora para Animación Facial (Ahmed, Hoirul Basori, & Saari, 2013)	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	No	Alpha Beta
Modelo semántico para la gestión de técnicas de HCI mediante el monitoreo de actividad bioeléctrica (EEG) para caracterizar estados mentales y su relación con cambios en el contexto del usuario.	Emotiv EEG (con soporte para múltiples dispositivos)	35	FFT (con soporte para incluir otros métodos)	SMO (con soporte para incluir otros algoritmos)	93.13%	Sí	Alpha, Beta, Theta, Delta

Tabla 3.1 Análisis del estado del arte.

Capítulo 4

Metodología

4.1 Metodología

Para la realización de este trabajo fue necesario diseñar una metodología la cual consta de 4 fases que incluyen el tratamiento de la señal electroencefalográfica y su posterior clasificación para caracterizar los estados mentales de una persona. En la Figura 4.1 se observa el diagrama de estas fases.

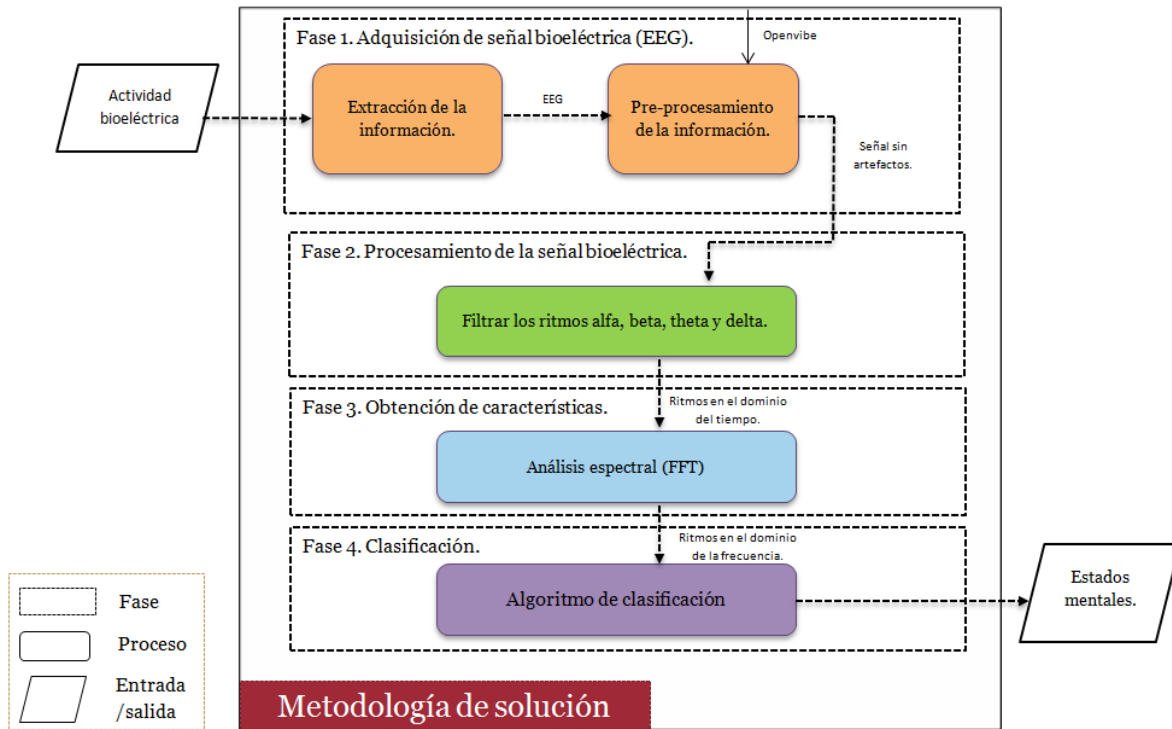


Figura 4.1 Metodología de solución.

A continuación se describe cada una de las fases.

4.2 Fase 1. Adquisición de la señal bioeléctrica

Esta fase consiste en adquirir las señales EEG de forma digital y llevar a cabo un procesamiento antes de utilizarla. En la Figura 4.2 se muestran los dos procesos que se llevan a cabo durante esta fase.

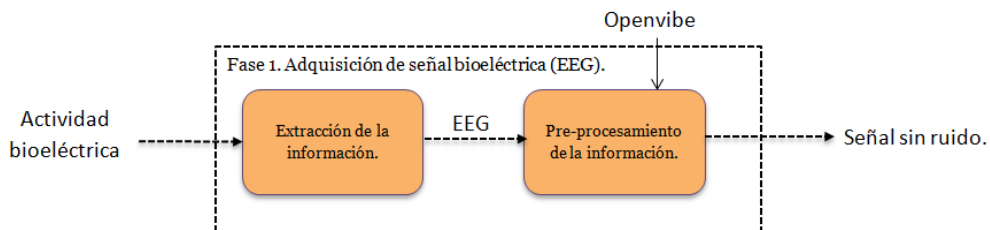


Figura 4.2 Adquisición de señal bioeléctrica (EEG).

4.2.1 Extracción de la información

Para la adquisición de las señales electroencefalográficas (EEG) se utilizó el dispositivo BCI comercial Emotiv EEG. La empresa Emotiv provee librerías que permiten obtener las señales EEG desde su dispositivo.

Las librerías de Emotiv pueden implementarse en lenguajes de programación de alto nivel como C#, C++, Java y Python.

También existe software de código abierto que permite implementar la librería de Emotiv para la obtención de señales EEG; en este trabajo de tesis se optó por utilizar el software de código abierto Openvibe que permite, además de obtener señales EEG desde el BCI Emotiv, procesar las señales y analizarlas posteriormente.

Para poder llevar a cabo la obtención de las señales EEG del BCI Emotiv es necesario adquirir una licencia del SDK en su versión Educational o Research. El software Openvibe cuenta con un módulo de adquisición de señales como se muestra en la Figura 4.3.

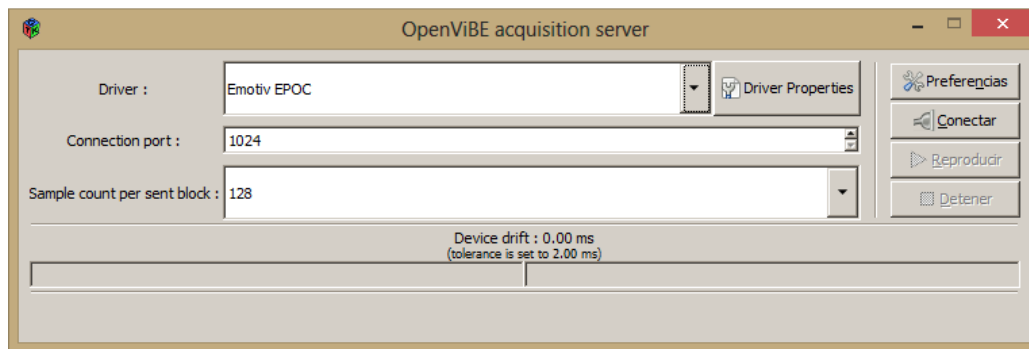


Figura 4.3 Módulo de adquisición de señales de Openvibe.

Este módulo permite conectar la computadora con un dispositivo BCI, en este caso, el dispositivo Emotiv. Para poder conectar este módulo es necesario indicar la ruta de la librería de Emotiv en las versiones anteriormente especificadas, como se muestra en la Figura 4.4.

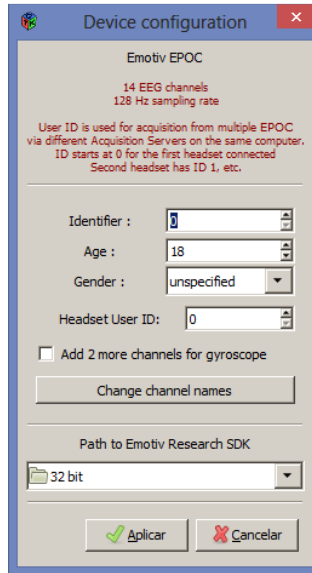


Figura 4.4 Configuración del módulo de adquisición de Openvibe.

4.2.2 Pre-procesamiento de la información

Las señales del cerebro son el resultado de un proceso estocástico complicado o en casos específicos, es el producto de procesos determinísticos no lineales. El registro de estas señales se denomina electroencefalograma (EEG). En la Figura 4.5 se muestra el ejemplo de un electroencefalograma.

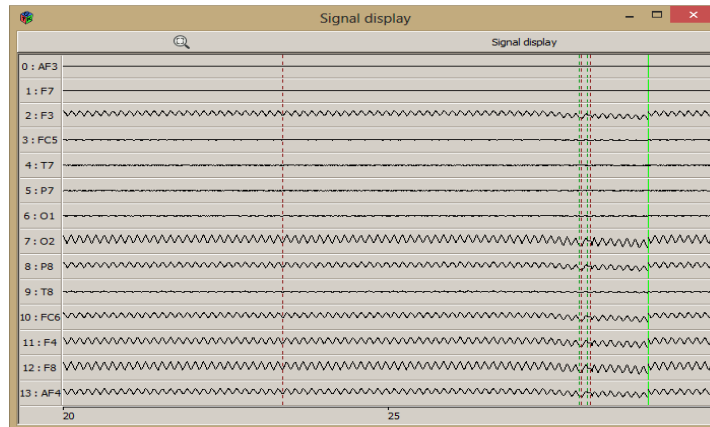


Figura 4.5 Electroencefalograma obtenido con Openvibe.

Las señales EEG contienen información muy valiosa pero difícil de separar; en ellas van implícitos los movimientos físicos que realizamos, sentimientos, estados de ánimo, etc. Para clasificar las señales EEG se debe llevar a cabo un procesamiento que consiste en eliminar información que no sea de interés para lo que se desea analizar. En este proceso se lleva a cabo la eliminación de ruido y señales que se encuentren en frecuencias que no necesitamos.

El ruido o artefacto es una señal no deseada que causa resultados erróneos en el análisis de los electroencefalogramas. Algunos artefactos pueden ser el parpadeo de los ojos, señales asociadas a movimientos cardiacos, la respiración, movimiento faciales y el ruido que provoca el mismo dispositivo BCI.

La empresa Emotiv sugiere filtrar la señal antes de procesarla debido a las especificaciones de su equipo. El filtro utilizado fue un pasa-bandas con una frecuencia de corte de 0.5 Hz y 40 Hz. Para implementar este filtro, Openvibe provee un bloque de programación que realiza esta tarea como se muestra en la Figura 4.6.



Figura 4.6 Bloque que filtra una señal en Openvibe.

El bloque **Temporal filter** se debe configurar correctamente para filtrar la señal deseada. La configuración que se lleva a cabo en este bloque es la que se muestra en la Figura 4.7.

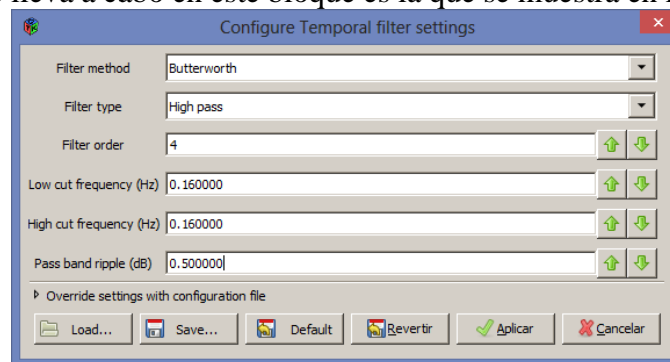


Figura 4.7 Configuración del bloque Temporal filter de Openvibe.

4.3 Fase 2. Procesamiento de la señal bioeléctrica

Los ritmos a obtener se encuentran en rangos de frecuencia conocidos:

- a) Delta - 1 a 4 Hz
- b) Theta - 4 a 7 Hz
- c) Alfa - 7 a 13 Hz
- d) Beta - 13 a 30 Hz

Para obtener estos ritmos es necesario llevar a cabo un filtrado de señal. El tipo de filtro utilizado es un pasa-bandas con las frecuencias de corte ya mencionadas. Se utilizó nuevamente el bloque **Temporal filter** con 4 configuraciones distintas como se muestra en las Figuras 4.8, 4.9, 4.10 y 4.11:

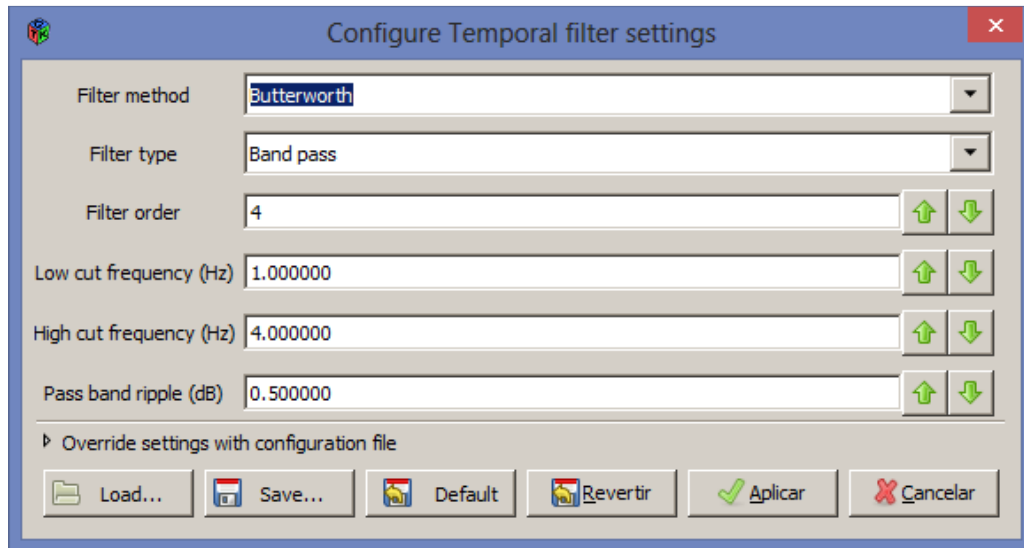


Figura 4.8 Filtro para obtener el ritmo Delta.

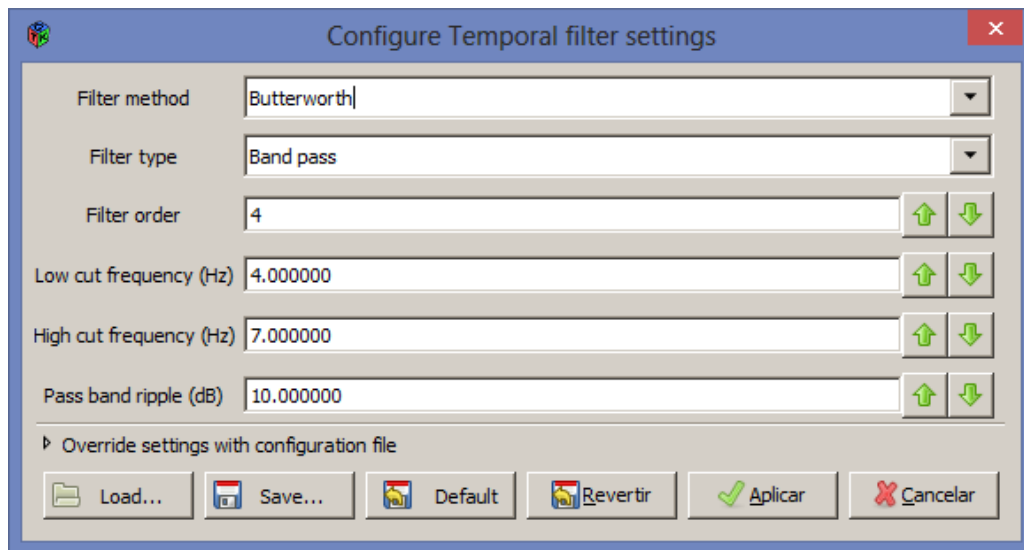


Figura 4.9 Filtro para obtener el ritmo Theta.

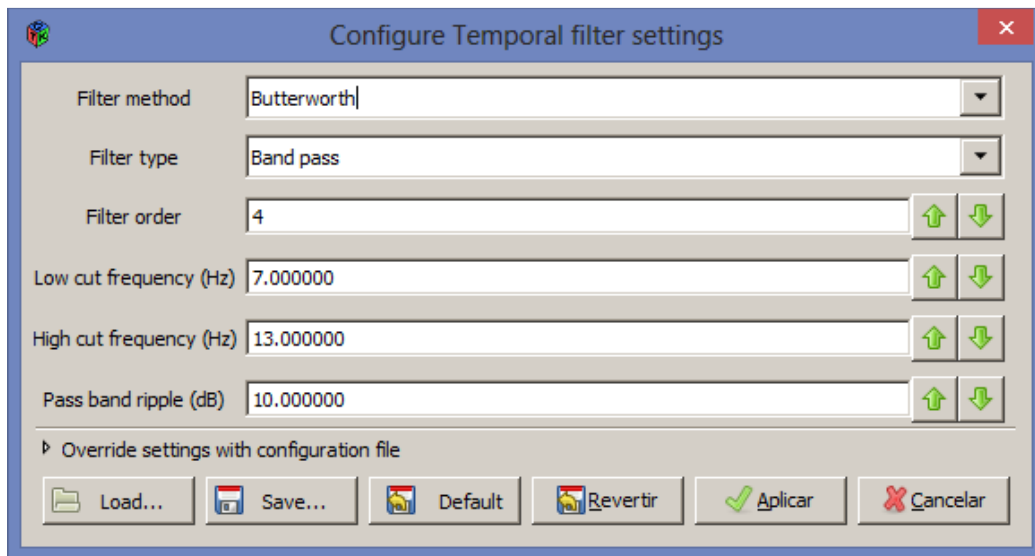


Figura 4.10 Filtro para obtener el ritmo Alfa.

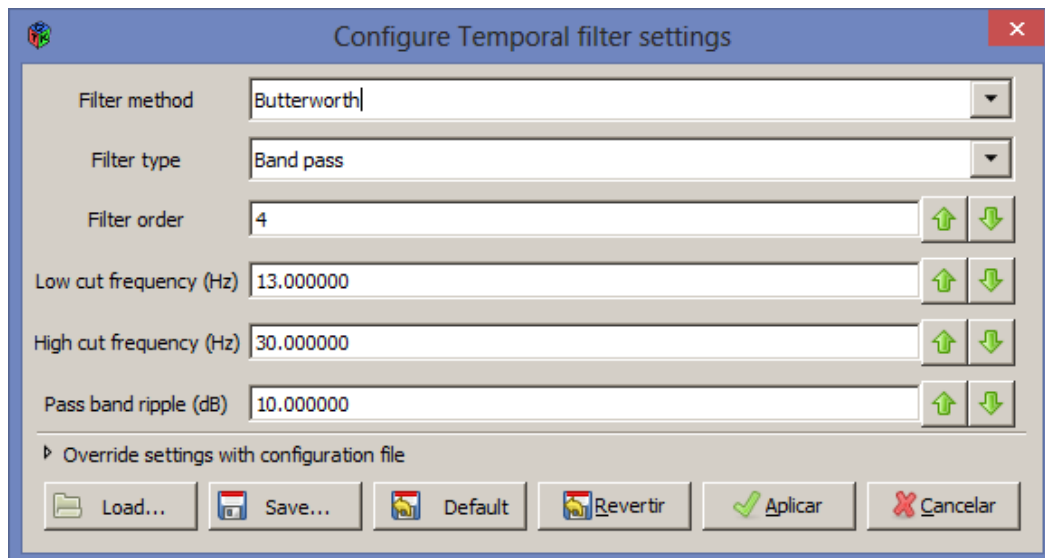


Figura 4.11 Filtro para obtener el ritmo Beta.

Configuración de los filtros temporales		
Ritmo delta	Método de filtrado:	Butterworth
	Tipo de filtro:	Pasa Bandas
	Orden del filtro:	4
	Frecuencia de corte baja (Hz)	1
	Frecuencia de corte alta (Hz)	4
Theta	Método de filtrado:	Butterworth
	Tipo de filtro:	Pasa Bandas
	Orden del filtro:	4
	Frecuencia de corte baja (Hz)	4
	Frecuencia de corte alta (Hz)	7
Alfa	Método de filtrado:	Butterworth
	Tipo de filtro:	Pasa Bandas
	Orden del filtro:	4
	Frecuencia de corte baja (Hz)	7
	Frecuencia de corte alta (Hz)	13
Beta	Método de filtrado:	Butterworth
	Tipo de filtro:	Pasa Bandas
	Orden del filtro:	4
	Frecuencia de corte baja (Hz)	13
	Frecuencia de corte alta (Hz)	30

Tabla 2.1. Parámetros de los ritmos cerebrales

El programa parcial del tratamiento de la señal EEG quedó compuesta por una etapa inicial de filtrado (aplicando un filtro pasa-altas con frecuencia de corte de 0.16 Hz) para eliminar el ruido del dispositivo y una segunda etapa de filtrado para separar los cuatro ritmos deseados (alfa, beta, theta y delta). En la Figura 4.12 se muestra la programación a bloques.

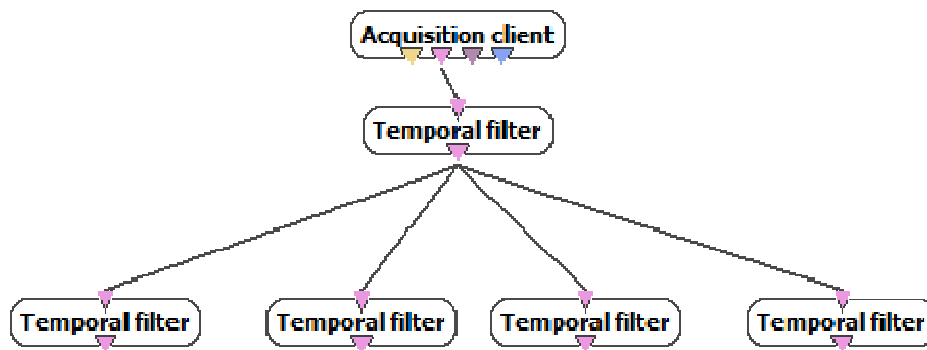


Figura 4.12 Programación a bloques del tratamiento de la señal EEG.

Al probar la aplicación se observa la obtención de cada uno de los ritmos deseados. En la Figura 4.13 se puede observar la señal correspondiente al ritmo Delta (1-4 Hz) en el dominio del tiempo del electrodo AF3.

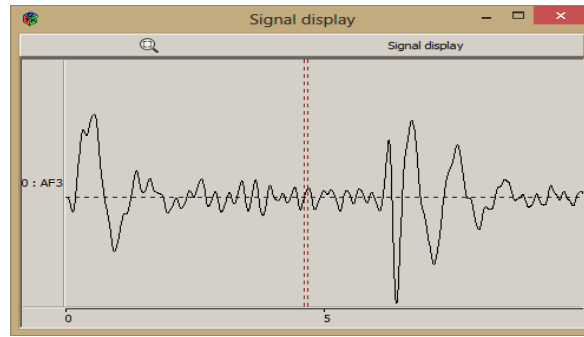


Figura 4.13 Señal del ritmo delta en Openvibe.

4.4 Fase 3. Obtención de características

Para la obtención de características de una señal se llevan a cabo diversas técnicas. Una de las técnicas más utilizadas es la determinación de la densidad espectral de potencia (PSD), la cual describe la distribución del contenido en potencia de la señal con respecto a la frecuencia. Es posible calcular la PSD de una señal de acuerdo a distintos métodos, ya sea a partir de la Transformada Rápida de Fourier (FFT), a partir de los parámetros de un modelo auto-regresivo (AR), etc (Benimeli, 2006). En este trabajo, se ha recurrido al cálculo de la PSD partiendo de la FFT de la señal.

El módulo de programación utilizado en Openvibe se llama Spectral analysis como se muestra en la Figura 4.14.



Figura 4.14 10 Módulo que permite realizar un análisis espectral.

Spectral analysis realiza un análisis espectral a partir de la Transformada Rápida de Fourier (FFT) y devuelve como resultado la amplitud del espectro en el dominio de la frecuencia. De esta forma se pudieron obtener las características de los cuatro ritmos identificados. En la Figura 4.15 se puede observar el análisis espectral del ritmo Delta.

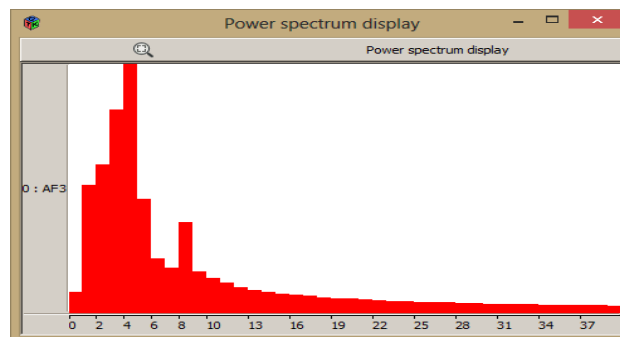


Figura 4.15 Análisis espectral del ritmo Delta.

Sin embargo, como se muestra en la imagen anterior, todavía se observan registros de señales en frecuencias que no corresponden con el ritmo Delta (1-4 Hz). Por esta razón fue necesario hacer uso de un módulo para eliminar las frecuencias que no estuvieran en el rango de cada uno de los ritmos. En la Figura 4.16 se muestra el módulo utilizado.



Figura 4.16 Módulo Frequency Band Selector de Openvibe.

El módulo Frequency Band Selector permite eliminar frecuencias que se encuentren fuera del rango configurado. La configuración utilizada para cada módulo fue la misma que se usó para cada uno de los filtros implementados anteriormente para separar los ritmos deseados (alfa, beta, theta y delta). En la Figura 4.17 se aprecia la configuración del módulo Frequency Band Selector para el ritmo Delta.

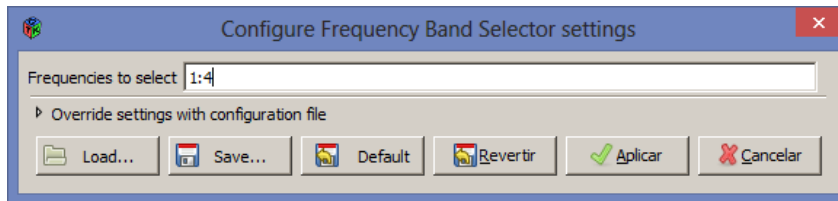


Figura 4.17 Frequency Band Selector configurado de 1 a 4 Hz.

El resultado de utilizar este módulo fue un espectro sin las frecuencias que pasaban aún después de filtrar la señal. De esta forma, el espectro resultante es únicamente el que se encuentra dentro del rango del ritmo deseado. En la Figura 4.18 se observa el espectro de frecuencia del ritmo Delta.

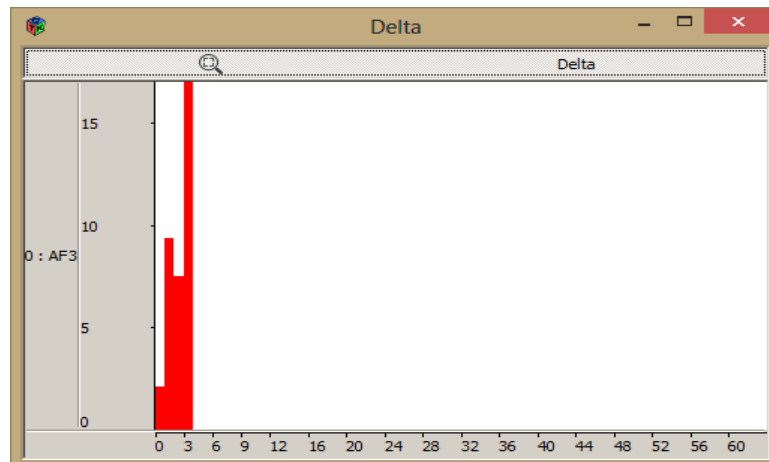


Figura 4.18 Espectro de frecuencia del ritmo Delta.

En la Figura 4.19 se muestra el programa resultante en Openvibe.

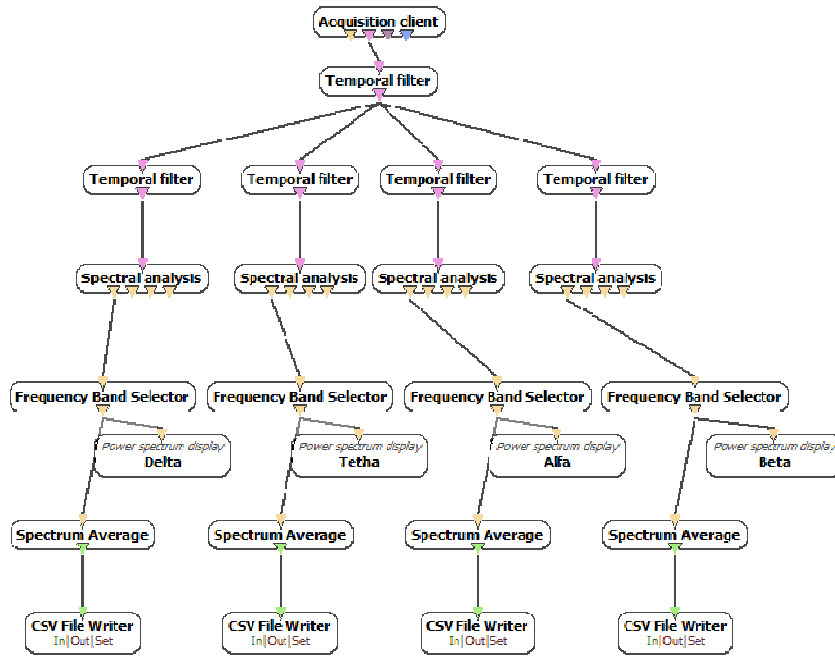


Figura 4.19 Programa resultante en Openvibe.

4.5 Fase 4. Clasificación

En esta fase se lleva a cabo la clasificación de las señales, a partir de dos procesos: Entrenamiento y clasificación, los cuales se describen a continuación.

4.5.1 Entrenamiento

En la fase de entrenamiento se etiquetan patrones de comportamiento cerebral basados en las 4 ondas principales (alfa, beta, theta y delta), dadas ciertas actividades que propicien los estados mentales de concentración y relajación, en diferentes sujetos de pruebas. En la Figura 4.20 se observa el proceso seguido para generar el corpus de señales EEG.

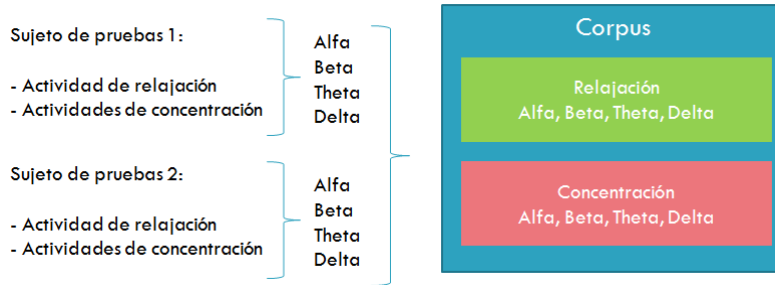


Figura 4.20 Etiquetado de las señales EEG.

Las señales de entrenamiento son almacenadas en un corpus, que es un archivo con extensión **arff** (extensión utilizada por weka). En este corpus se etiquetan las señales EEG para indicar si corresponden a un estado de relajación o concentración. En las Figuras 4.21 y 4.22 se muestra como se realiza el etiquetado de señales EEG.

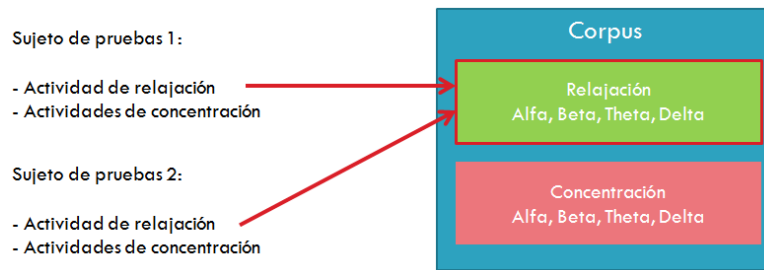


Figura 4.21 Etiquetado de señales EEG en la clasificación de Relajación.

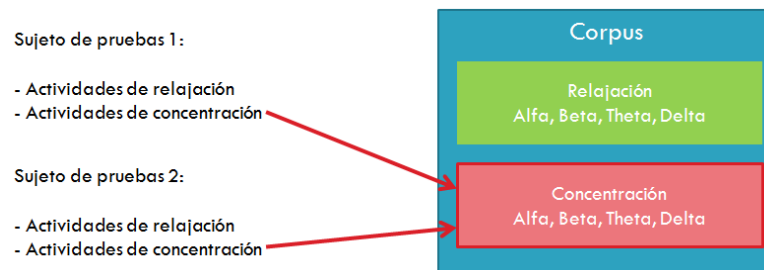


Figura 4.22 Etiquetado de señales EEG en la clasificación de Concentración.

Finalmente, cada vez que se añaden señales nuevas etiquetadas en el corpus de entrenamiento, se debe generar el modelo que utiliza weka para la clasificación posterior.

Para que esta tarea no se tenga que llevar a cabo manualmente, se desarrolló un módulo programado en Java, con la herramienta NetBeans que permite añadir y etiquetar señales EEG al corpus de entrenamiento, y generar el modelo de manera automática. En la Figura 4.23 se muestra la interfaz del módulo de entrenamiento.



Figura 4.23 Módulo de entrenamiento.

4.5.2 Clasificación

La clasificación se lleva a cabo utilizando las librerías proporcionadas por weka, utilizando un algoritmo de clasificación llamado **SMO**. Para realizar esta tarea, se requiere como entrada las 4 ondas principales de la actividad cerebral, y la salida obtenida sería relajación o concentración según sea el caso, como se observa en la Figura 4.24.

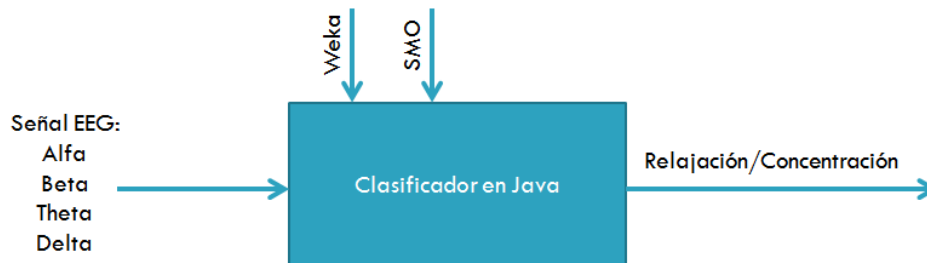


Figura 4.24 Diagrama del módulo de clasificación.

Para llevar a cabo esta tarea se desarrolló un módulo programado en Java con la herramienta NetBeans, que automatiza este proceso. Este módulo permite llevar a cabo la clasificación de manera manual, introduciendo los archivos de las ondas cerebrales generados por **OpenViBE**, y también permite la clasificación en modo *online*, permitiendo presentar resultados de la clasificación en tiempo real. En la Figura 4.25 se muestra el módulo de clasificación.

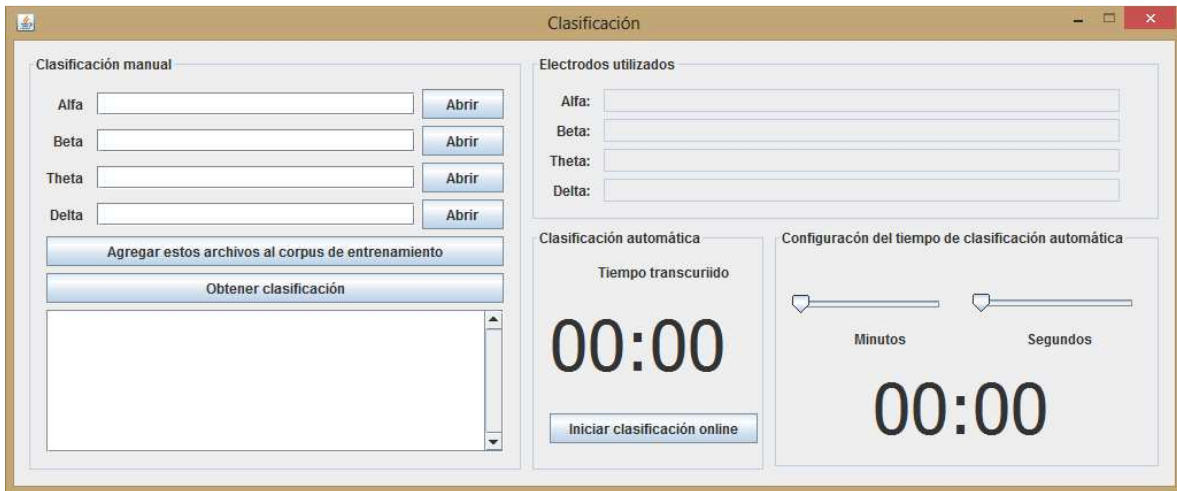


Figura 4.25 Interfaz del módulo de clasificación.

Este módulo presenta dos gráficas de resultados. La Figura 4.26 es la primera gráfica, donde se muestra el resultado de la clasificación mediante porcentajes, para indicar que porcentaje de pertenencia tuvo la señal de entrada hacia cada una de las clasificaciones existentes en el corpus de entrenamiento.

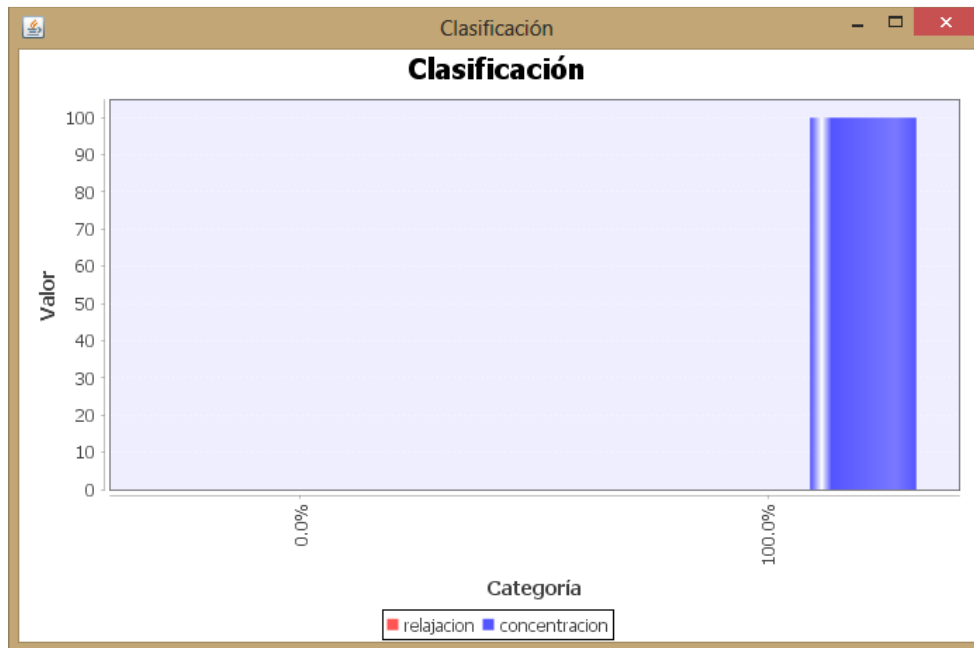


Figura 4.26 Gráfica de resultados de la clasificación.

La segunda gráfica se presenta en la Figura 4.27, en la cual se muestran los promedios de cada uno de los ritmos cerebrales que se clasificaron.

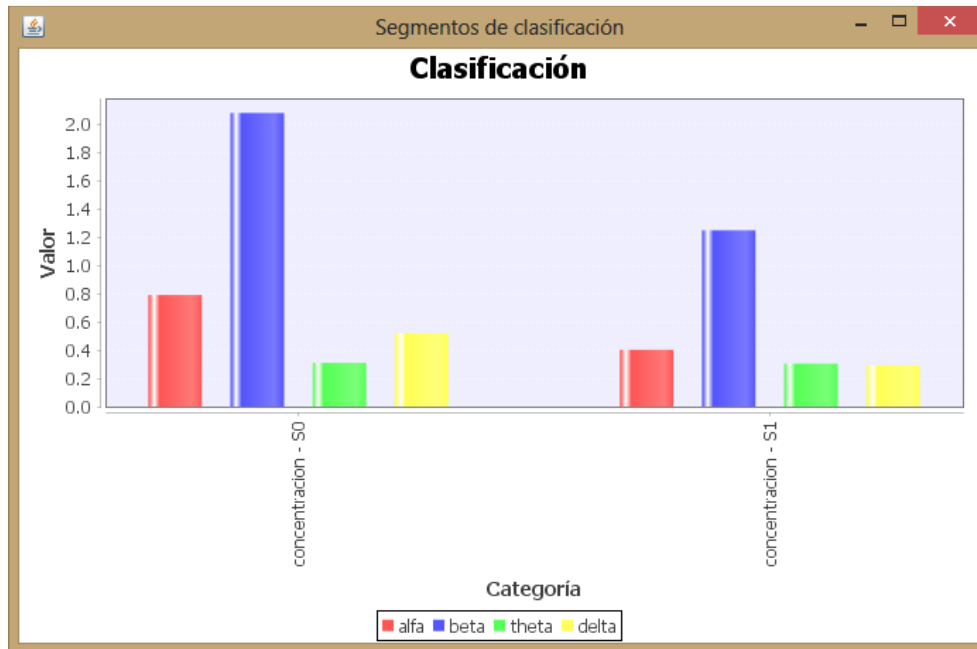


Figura 4.27 Promedios de los ritmos cerebrales durante el proceso de clasificación.

Capítulo 5

Diseño e Implementación

En este capítulo se describe la etapa de diseño e implementación de la herramienta que implementó la metodología para la caracterización de estados mentales.

5.1 Arquitectura

En esta sección se presenta la descripción de la arquitectura del funcionamiento de la herramienta que implementa la metodología para la caracterización de estados mentales. En la figura 5.1 se muestra el diagrama del sistema de clasificación de estados mentales.

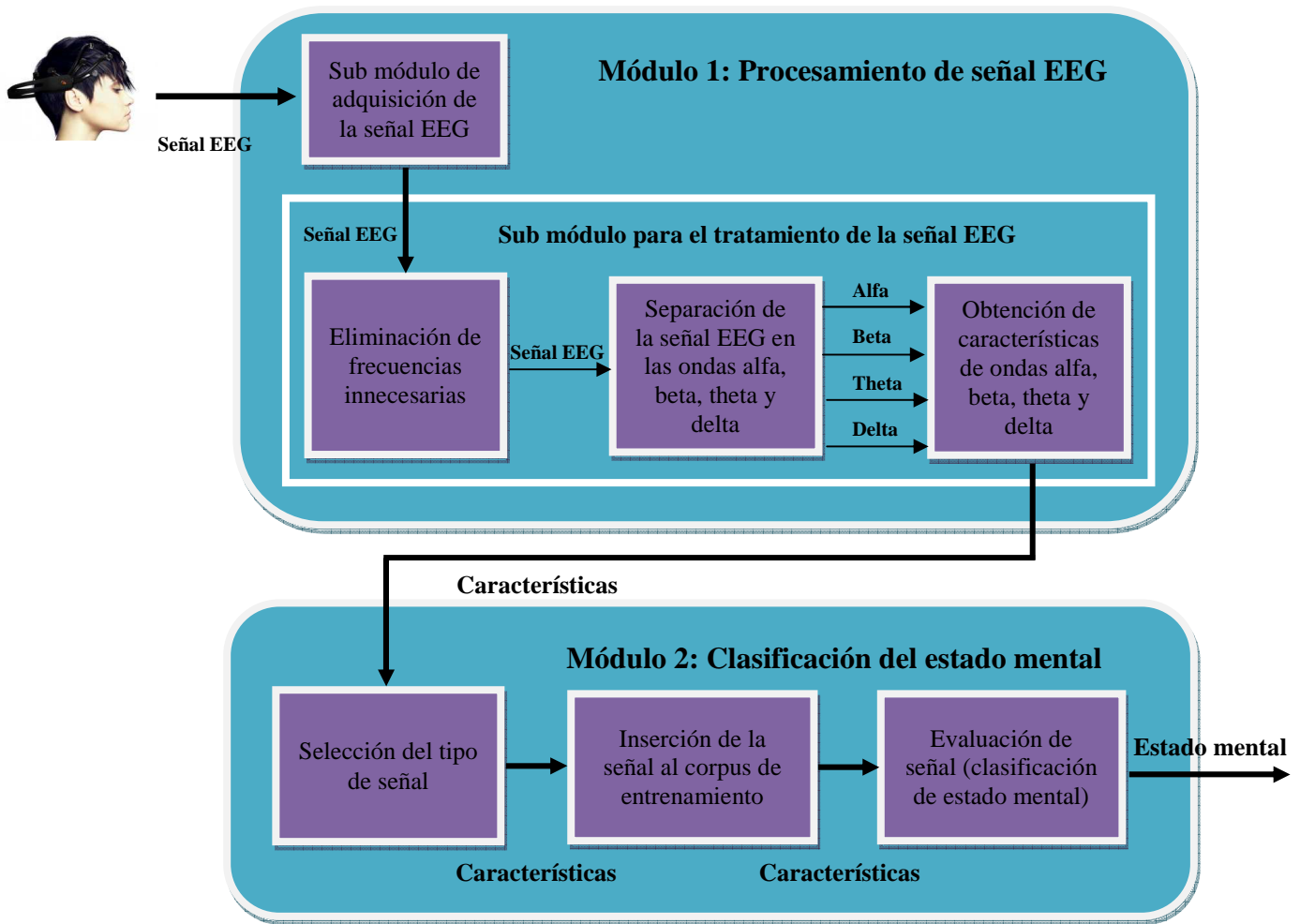


Figura 5.1 Arquitectura del sistema de clasificación de estados mentales.

El sistema de clasificación de estados mentales se divide en dos módulos:

5.1.1 Módulo 1: Procesamiento de la señal EEG

El módulo de procesamiento fue desarrollado con el software OpenViBE. Cuenta con sub módulos en forma de cajas negras que realizan actividades específicas. Se encarga de implementar las fases 1, 2 y 3 de la metodología. Recibe como entrada la señal electroencefalográfica (eeg), se eliminan las frecuencias innecesarias con un filtro pasa bandas, se separan los ritmos cerebrales alfa, beta, theta y delta, y finalmente se obtienen las características de la señal mediante la transformada rápida de Fourier (FFT).

5.1.1.1 Sub módulo de adquisición de la señal EEG

OpenViBE cuenta con un sub módulo para adquirir señales de varios dispositivos BCI. El sub módulo de adquisición se comunica con los dispositivos BCI a través de los controladores propietarios de cada uno y adquiere las señales digitales. A continuación se describen los pasos seguidos para configurar el sub módulo de adquisición.

Paso 1: Abrir el servidor de adquisición

Ejecute el archivo **openvibe-acquisition-server.cmd** ubicado generalmente en **C:\Archivos de programa\openvibe**. En la Figura 5.2 se muestra el ícono de servidor de adquisición.



Figura 5.2 Icono de servidor de adquisición.

Se abrirá un cuadro de diálogo como el que se muestra en la Figura 5.3, este es el servidor de adquisición.

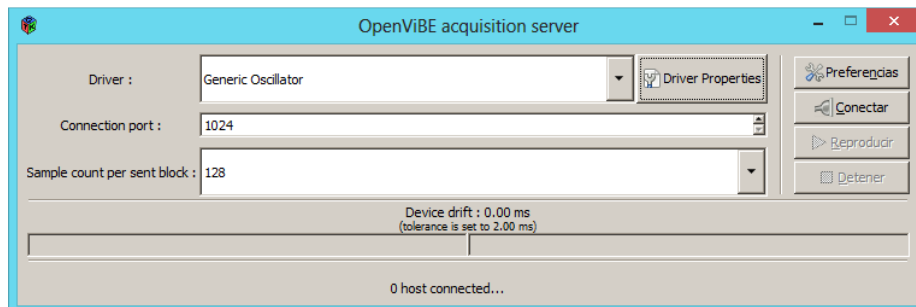


Figura 5.3 Servidor de adquisición.

Paso 2: Configurar el servidor de adquisición

Se despliega un cuadro de diálogo con tres campos: **Driver**, **Connection port** y **Sample count per sent block**. El primer campo indica el tipo de dispositivo que utilizaremos, aquí

seleccionamos Emotiv EPOC, en el campo **Connection port** escribimos el número **1024** (si no lo tenemos) y en **Sample count per sent block** seleccionamos 128, como se muestra en la Figura 5.4.

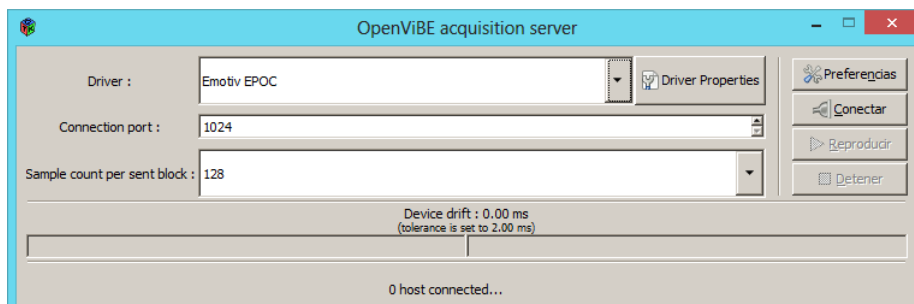


Figura 5.4 Configuración del driver a utilizar para la adquisición de señal.

Presionamos el botón **Driver Properties** para configurar el **Driver** elegido; en la Figura 5.5 se observa la ventana en donde podremos configurar parámetros como la edad y el género del sujeto de prueba. La parte que interesa ahora es la configuración del **PATH** del **SDK** de Emotiv. Para ello desplegamos el cuadro que se encuentra debajo del texto **Path to Emotiv Research SDK** y elegimos la opción **Otra**; navegamos por los archivos hasta encontrar las librerías de Emotiv ubicadas por lo general en la dirección **C:\Archivos de programas\Emotiv Education Edition SDK v2.0.0.20/dll/32 bit** y presionar el botón **Abrir**.

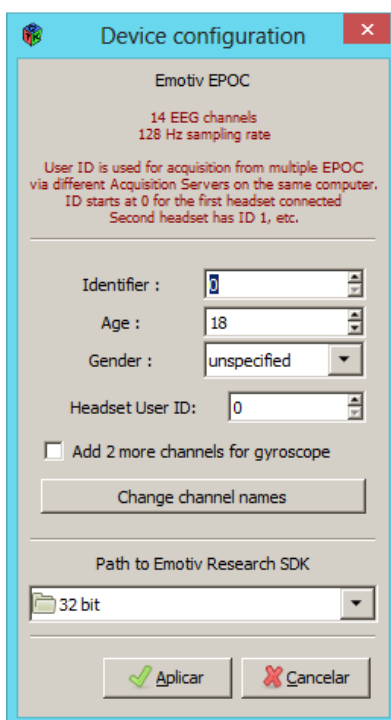


Figura 5.5 Configuración del driver.

Paso 3: Ejecutar el sub módulo de adquisición

Antes de ejecutar el sub módulo de adquisición debemos llevar a cabo un par de acciones. Primero debemos conectar el dispositivo USB de la diadema Emotiv EEG o EPOC y esperar a que se instale el controlador (de ser necesario) y encender la diadema. Ahora procedemos a regresar a la ventana del **servidor de adquisición** y presionamos el botón **Conectar**; si todo ha salido bien hasta aquí debería de aparecer el texto **Conected! Ready** al final de esta ventana, como se muestra en la Figura 5.6.

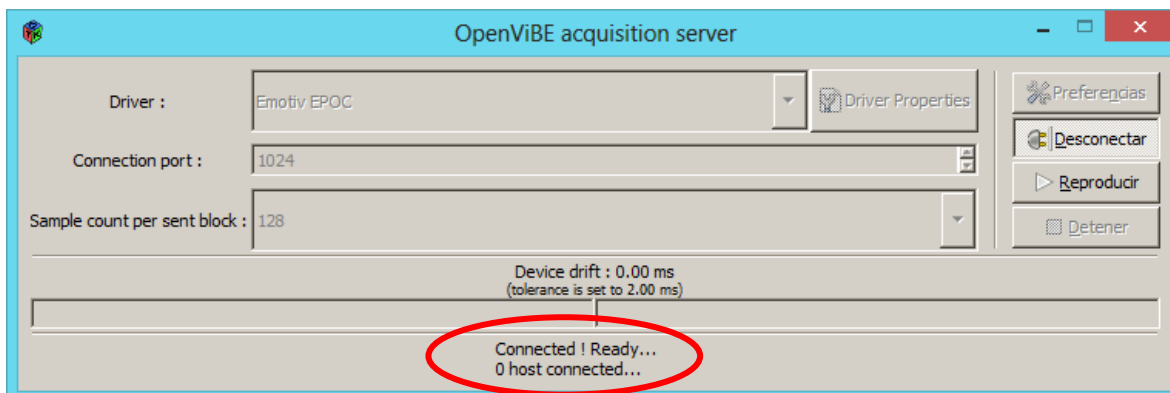


Figura 5.6 Conexión establecida con el dispositivo.

Ahora presionamos el botón **Reproducir** con lo cual, el servidor de adquisición procederá a obtener la señal, como se observa en la Figura 5.7.

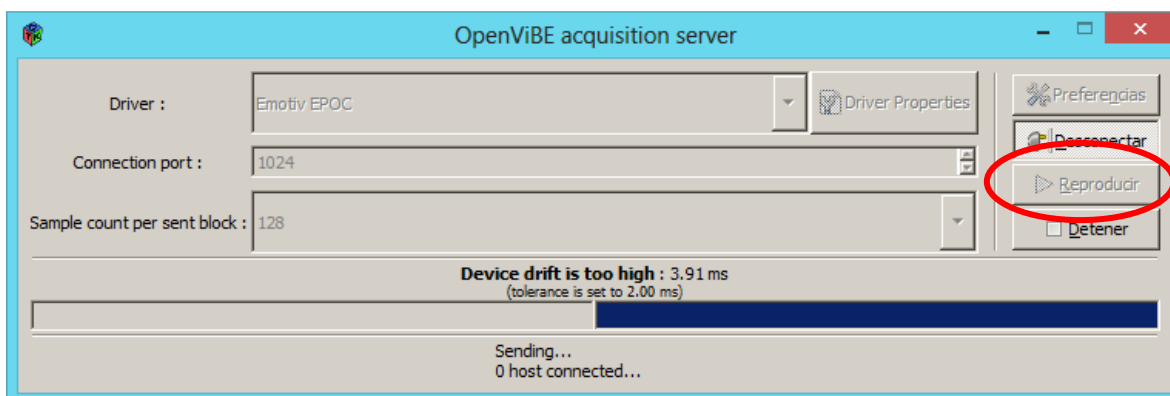


Figura 5.7 Obtención de señal EEG.

5.1.1.2 Sub módulo para el tratamiento de la señal EEG

En este sub módulo se lleva a cabo la eliminación de frecuencias innecesarias, la separación de la señal EEG en las ondas alfa, beta, theta y delta y la obtención de características de ondas alfa, beta, theta y delta.

OpenViBE cuenta con un sub módulo para la creación de escenarios programados mediante cajas negras, para el tratamiento de señales EEG. Los escenarios programados se comunican con el sub módulo de adquisición para obtener las señales EEG y poder procesarla. A continuación se listan los pasos para programar el escenario de este sub módulo.

Paso 1: Creación de un nuevo escenario

Primeramente, debemos iniciar el diseñador de OpenViBE. Hacer doble clic en el archivo **openvibe-designer.cmd** ubicado por lo general en C:\Archivos de programa\openvibe. En la Figura 5.8 se muestra el ícono del archivo.

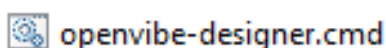


Figura 5.8 Diseñador de OpenViBE.

Debe aparecer la ventana principal del diseñador, y un escenario sin título abierto y listo para ser editado como se muestra en la Figura 5.9.

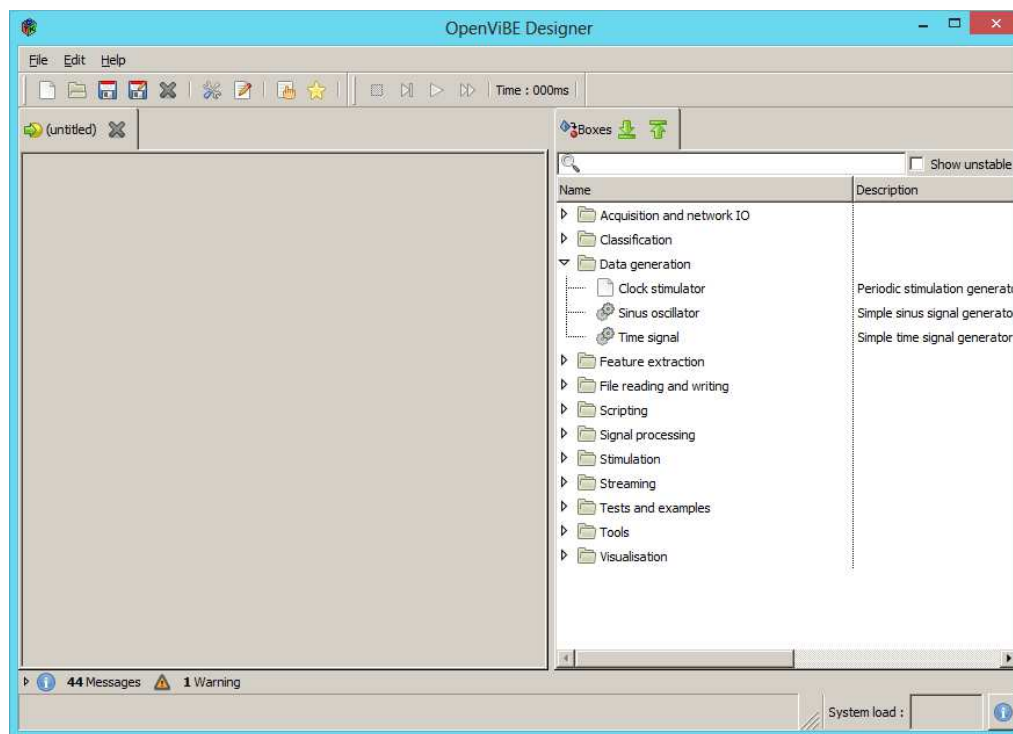


Figura 5.9 Ventana principal del diseñador de OpenViBE.

Paso 2: Diseño del escenario

Insertar en el área de diseño la caja **Acquisition client** ubicado en la carpeta **Acquisition and network IO**, la caja **Channel Selector** ubicada en la carpeta **Signal processing/Basic**, la caja **Temporal filter** ubicada en la carpeta **Signal processing/Filtering**, la caja **Spectral analysis** ubicada en la carpeta **Spectral analysis**, la caja **Frequency Band Selector** ubicada en la carpeta **Spectral analysis** y la caja **Power spectrum display** ubicada en la carpeta **Visualisation/Basic** y conectar las cajas como se muestra en la Figura 5.10.

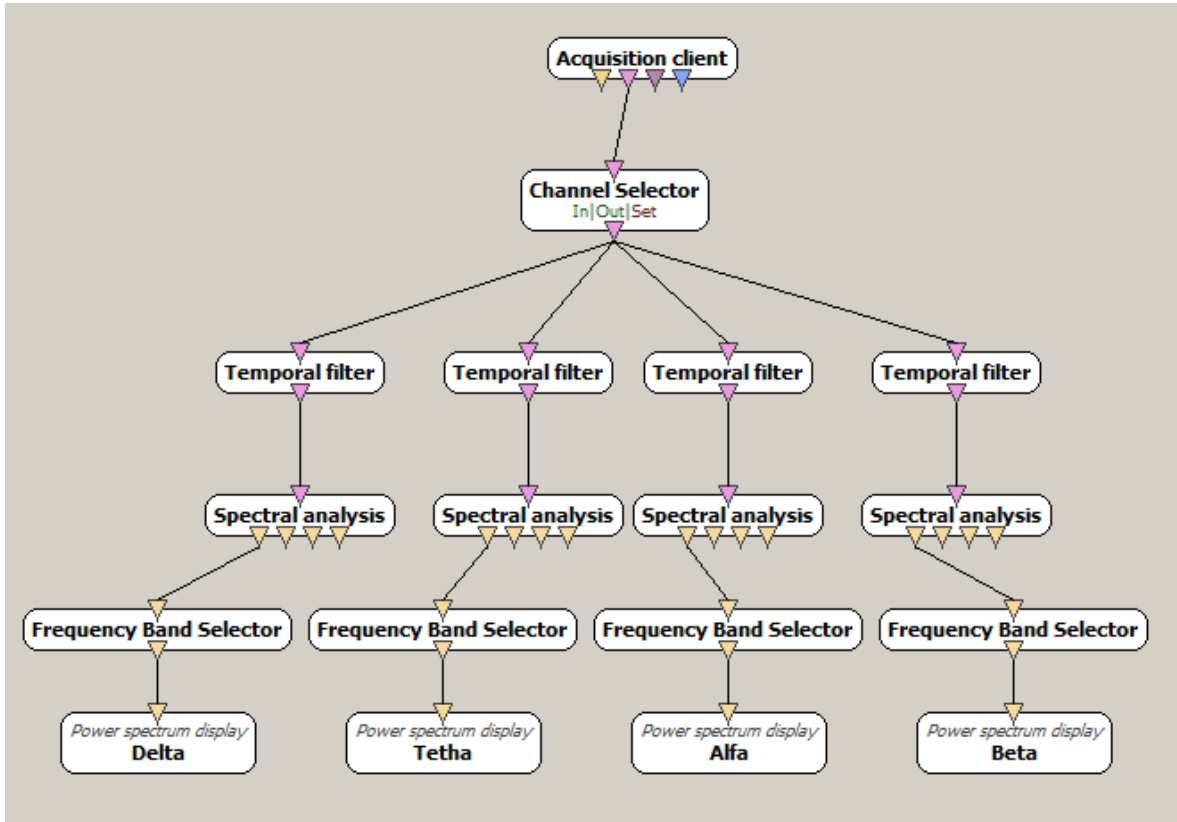


Figura 5.10 Diseño del escenario.

Paso 3: Configuración de las cajas

Primeramente tenemos que configurar la caja **Acquisition client**; esta debe tener el valor 1024 en el campo **Acquisition server port** en la ventana de configuración (para abrirla daremos doble clic sobre la caja). En la Figura 5.11 se muestra la ventana de configuración.

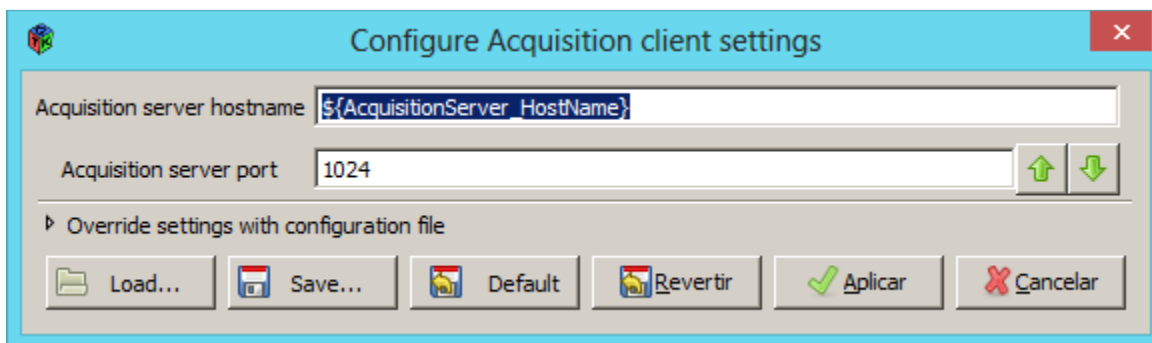


Figura 5.11 Configuración del cliente de adquisición.

Ahora configuraremos la caja **Temporal filter**; doble clic sobre la caja para abrir la configuración y modificamos el campo **Filter type** seleccionando **Band pass** así como el valor del campo **Low cut frequency (Hz)** por 1 y el campo **High cut frequency (Hz)** por 4. En la Figura 5.12 se muestran los campos que se deben modificar.

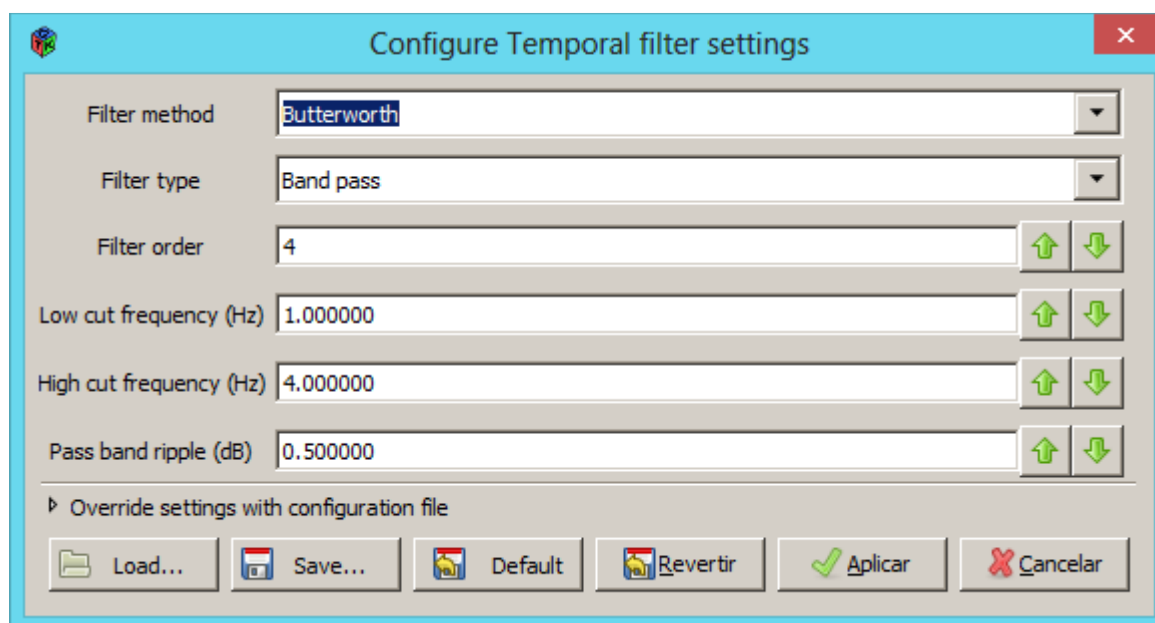


Figura 5.12 Configuración del Temporal filter 1.

Para la segunda caja **Temporal filter** la configuración a seguir es la siguiente, como se observa en la Figura 5.13.

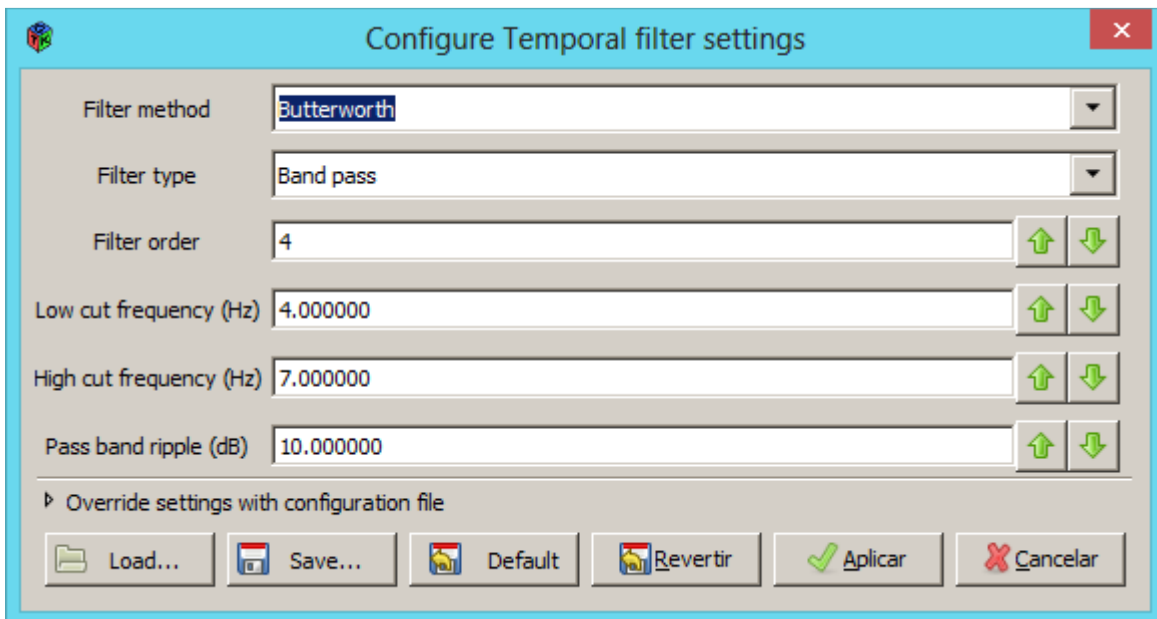


Figura 5.13 Configuración del Temporal filter 2.

Para la tercera caja **Temporal filter** la configuración a seguir es la que se muestra en la Figura 5.14.

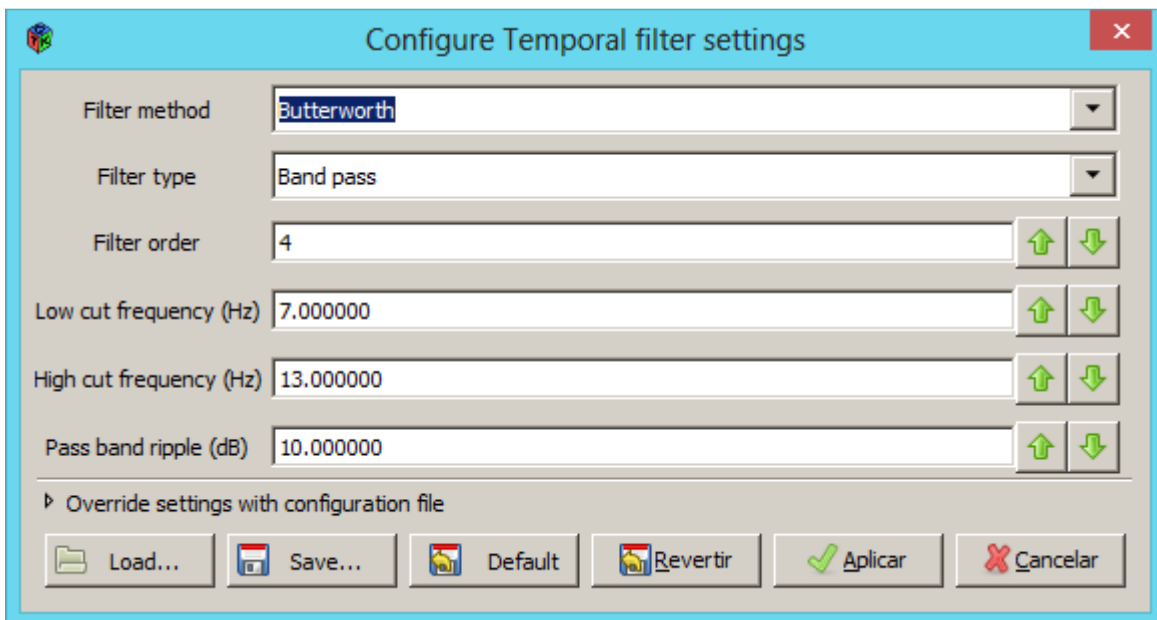


Figura 5.14 Configuración del Temporal filter 3.

Para la cuarta caja **Temporal filter** la configuración a seguir se muestra en la Figura 5.15.

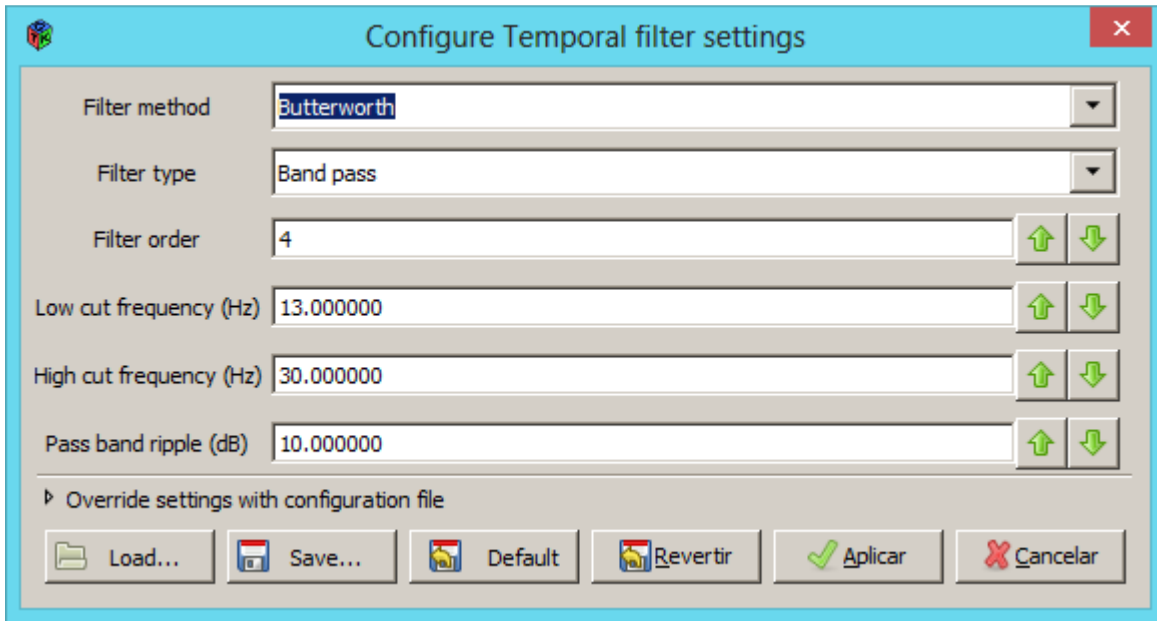


Figura 5.15 Configuración del Temporal filter 4.

Ahora configuraremos las cajas **Frequency Band Selector**; estas cajas tienen un solo campo configurable: **Frequencies to select**. Para la primera caja colocamos el valor **1:4**, como se observa en la Figura 5.16.

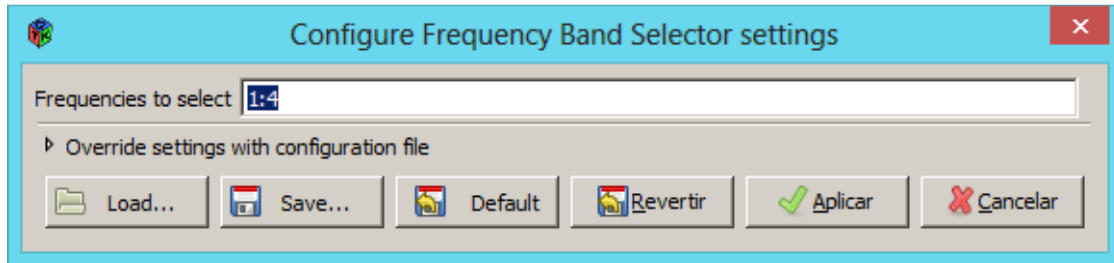


Figura 5.16 Configuración del selector de frecuencia 1.

Para la segunda caja colocamos el valor **4:7**, como se observa en la Figura 5.17.

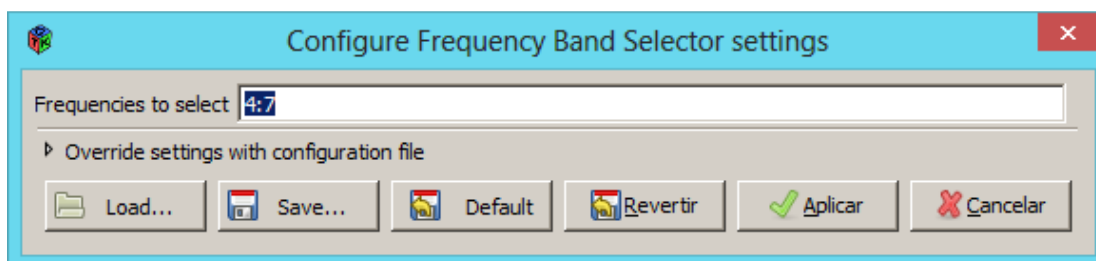


Figura 5.17 Configuración del selector de frecuencia 2.

Para la tercera caja colocamos el valor **7:13**, como se observa en la Figura 5.18.

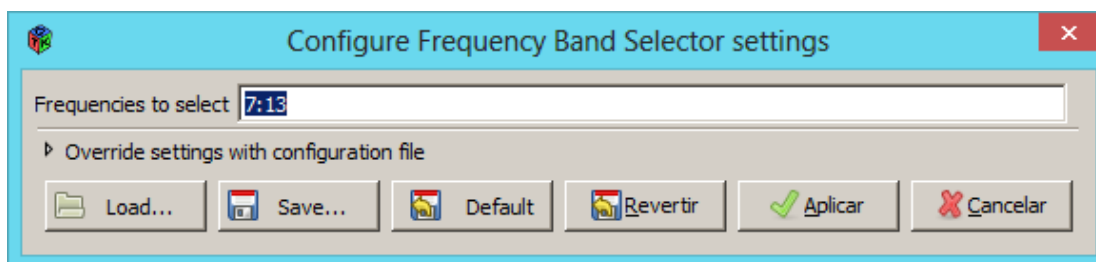


Figura 5.18 Configuración del selector de frecuencia 3.

Para la cuarta caja colocamos el valor **13:30**.

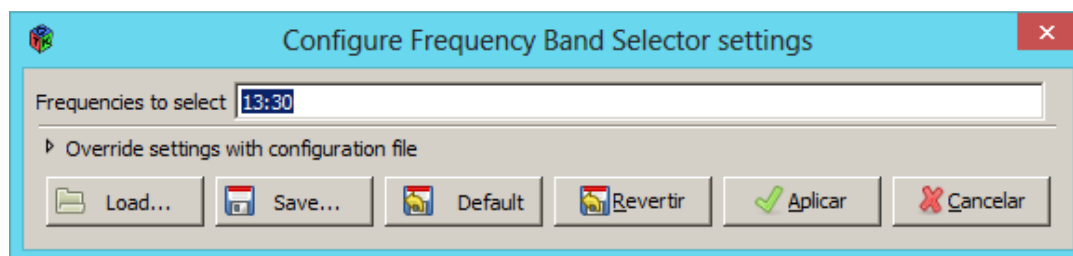


Figura 5.19 Configuración del selector de frecuencia 4.

Finalmente abrimos la herramienta **Window Manager** y acomodamos las visualizaciones, como se muestra en la Figura 5.20

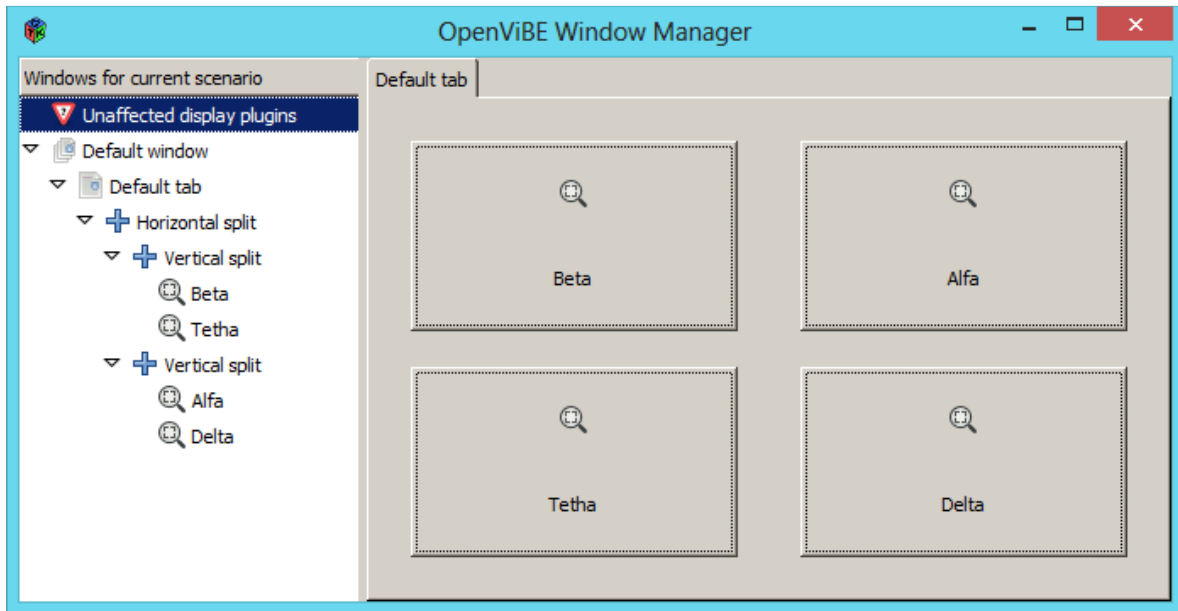


Figura 5.20 Acomodando las visualizaciones.

5.1.2 Módulo 2: Clasificación del estado mental

Este módulo se desarrolló en NetBeans 7.4 utilizando el lenguaje de programación Java y la librería de código abierto Weka. Se encarga de implementar la fase 4 de la metodología. Recibe como entrada las características de la señal procesada en el primer módulo. Se debe seleccionar si la entrada corresponde a una señal de entrenamiento o a una señal de evaluación. La señal de entrenamiento es agregada al corpus de señales de entrenamiento que servirán para la clasificación de señales EEG posteriores. La señal de evaluación es aquella que sólo sirve para evaluar el clasificador de estados mentales.

5.2 Diagrama de clases del módulo de clasificación del estado mental

En esta sección se presenta el diseño del módulo de clasificación del estado mental a partir de señales EEG. En la Figura 5.21 se muestra el diagrama de clases del módulo de clasificación, el cual está compuesto por dos módulos y una clase para ejecutarlo:

- i. `clasificadoreeg`, donde se lleva a cabo la clasificación o el almacenamiento en el corpus de la señal EEG.
- ii. `application`, es la interfaz gráfica en la que se seleccionan los parámetros necesarios para llevar a cabo la clasificación de la señal EEG.

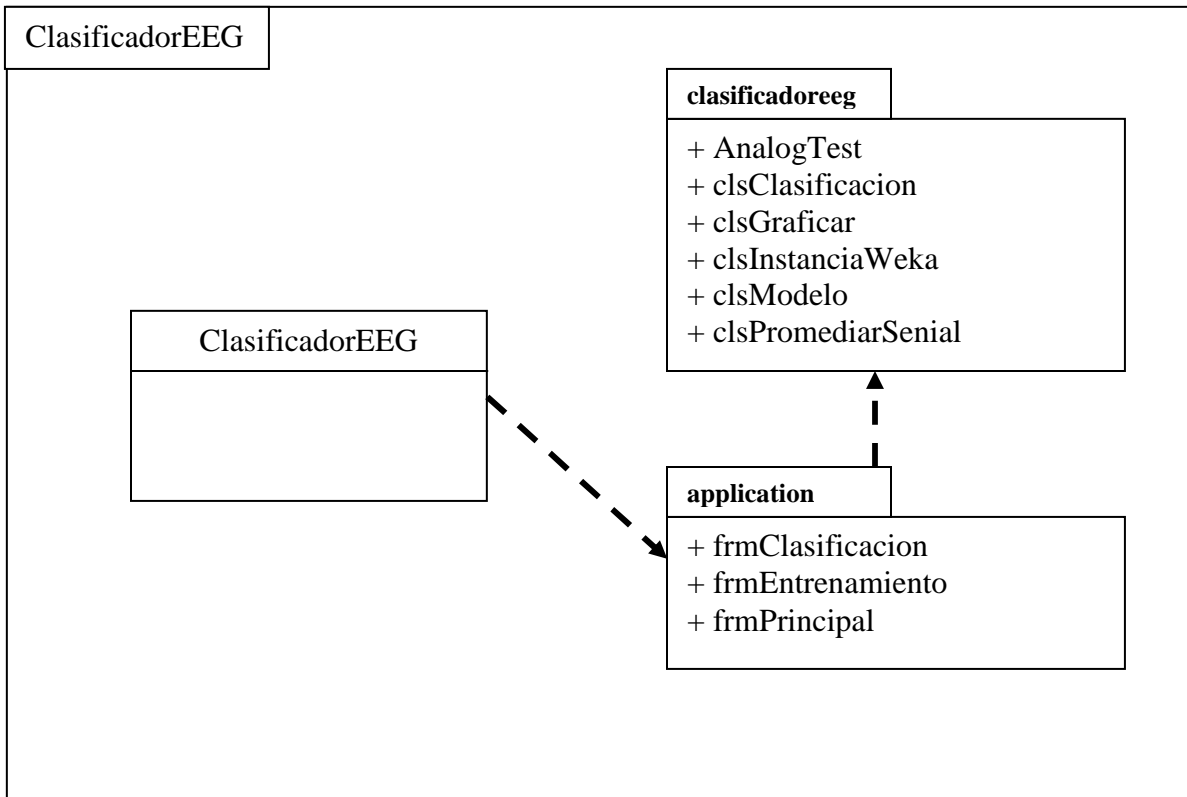


Figura 5.21 Diagrama de clases del clasificador EEG.

5.2.1 Módulo de clasificación del estado mental

En esta sección se describe el módulo de clasificación del estado mental a partir de señales EEG, el cual está contenido en el paquete *clasificadoreeg*. La clase *AnalogTest* realiza la conexión en tiempo real con OpenViBE para la obtención de señales EEG. En la clase *clsClasificacion* se realiza la clasificación en línea o fuera de línea de las señales EEG. En la clase *clsGraficar* se grafican los resultados de la clasificación. En la clase *clsInstanciaWeka* se convierten los datos de las señales a un formato aceptado por la librería Weka. En la clase *clsModelo* se genera el modelo que necesita Weka para llevar a cabo la clasificación posteriormente. En la clase *clsPromediarSenial* se promedian los archivos de entrada de las características de las señales EEG. A continuación se describen brevemente cada una de las clases que componen el módulo *clasificadoreeg*.

5.2.1.1 Clase *AnalogTest*

Esta clase realiza la conexión con OpenViBE para obtener las señales en tiempo real cuando el módulo de procesamiento de señal EEG se está ejecutando.

Método inicializar(): Inicializa las variables de la clase y abre las conexiones necesarias para comunicarse con OpenViBE.

Método analogUpdate(): Obtiene las características de las señales desde OpenViBE en tiempo real, las promedia y almacena en archivos temporales.

Método iniciarTemporizador(): Genera una instancia Timer que se ejecuta cada segundo. Hace uso del método analogUpdate para obtener las señales y clasificarlas en tiempo real.

Método detenerTemporizador(): Detiene la instancia Timer.

5.2.1.2 Clase *clsClasificacion*

Esta clase realiza la clasificación de las características de las señales EEG.

Método getTamanoMuestra(): Regresa el tamaño de la muestra de las señales EEG de entrada.

Método setTamanoMuestra(): Almacena el tamaño de la muestra de las señales EEG de entrada para no hacer uso directo de la variable de la clase.

Método procesar(): Clasifica las características de las señales EEG de entrada.

Método obtenerPromediosAlfa(): Regresa los promedios de las características de la señal Alfa.

Método obtenerPromediosBeta(): Regresa los promedios de las características de la señal Beta.

Método obtenerPromediosTheta(): Regresa los promedios de las características de la señal Theta.

Método obtenerPromediosDelta(): Regresa los promedios de las características de la señal Delta.

Método promediarSegmentos(): Promedia los segmentos del resultado de la clasificación de una señal EEG.

5.2.1.3 Clase *clsGraficar*

En esta clase se grafican los resultados de la clasificación de las señales EEG.

5.2.1.4 Clase *clsInstanciaWeka*

En esta clase se convierten los datos de cada señal en un formato aceptado por la librería Weka.

Método crearInstanciaDouble(): Genera una instancia en un formato aceptado por la librería Weka con los datos de cada una de las señales EEG.

5.2.1.5 Clase *clsModelo*

En esta clase se genera el modelo que sirve para la clasificación de estados mentales.

Método obtenerRutaCorpus(): Regresa la ubicación física del archivo corpus de entrenamiento.

Método obtenerRutaModelo(): Regresa la ubicación física del archivo .model.

Método generarModelo(): Genera el modelo que sirve para la clasificación de estados mentales.

Método obtenerTamanoAtributos(): Regresa el número de atributos utilizados en el corpus de entrenamiento.

Método obtenerEstadosMentales(): Regresa los estados mentales configurados en el corpus de entrenamiento.

Método agregarCorpus(): Agregar las señales EEG al corpus de entrenamiento.

5.2.1.6 Clase *clsPromediarSenial*

En esta clase se promedian los valores de los electrodos utilizados en las señales EEG de entrada.

Método estaPromediado(): Regresa verdadero o falso si una señal ya se encuentra promediada o no.

Método electrodos(): Regresa los electrodos utilizados en la obtención de características de la señal.

Método promedio(): Promedia los valores de cada una de las señales de entrada.

5.2.2 Módulo de la aplicación gráfica

Este módulo contiene tres clases que presentan de forma gráfica al usuario las opciones que puede seleccionar para ejecutar la clasificación de estados mentales.

5.2.2.1 Clase *frmPrincipal*

En esta clase se presentan dos botones que permiten al usuario elegir entre la clasificación o el entrenamiento de una señal EEG.

5.2.2.2 Clase *frmEntrenamiento*

En esta clase el usuario debe seleccionar los archivos de señales alfa, beta, theta y delta para agregarlas al corpus de entrenamiento. También debe seleccionar el estado en el cual se etiquetarán estas señales de entrada.

5.2.2.3 Clase *frmClasificacion*

En esta clase se presenta una interfaz gráfica donde el usuario puede elegir entre hacer la clasificación en línea o fuera de línea. Para la clasificación en línea es necesario configurar un tiempo de obtención de muestras; también es necesario que el escenario de OpenViBE se encuentre en ejecución antes de iniciar la obtención de señales.

5.2.3 Interfaz gráfica

En el desarrollo del sistema de clasificación de estados mentales, se generó una interfaz gráfica de escritorio que permite el uso de la aplicación a usuarios finales.

5.2.3.1 Interfaz *principal*

En esta interfaz se presentan dos botones: Entrenamiento y Clasificador. El usuario puede elegir entre clasificar una señal EEG o entrenar el modelo con la misma señal de entrada. En la Figura 5.22 se muestran los elementos que aparecen la interfaz principal.



Figura 5.22 Interfaz principal.

5.2.3.2 Interfaz de entrenamiento

En esta interfaz el usuario debe seleccionar los archivos de señales EEG, además de un estado mental para agregarlas al corpus de entrenamiento. En la Figura 5.23 se muestran los elementos que componen la interfaz de entrenamiento.



Figura 5.23 Interfaz de entrenamiento.

5.2.3.3 Interfaz de clasificación

En esta interfaz el usuario puede elegir entre hacer la clasificación en línea o fuera de línea. Para la clasificación fuera de línea, el usuario debe seleccionar los archivos de las señales obtenidas con anterioridad. Para la clasificación en línea, el usuario debe configurar un tiempo para la obtención de datos. En la Figura 5.24 se muestran los elementos de la interfaz de configuración.

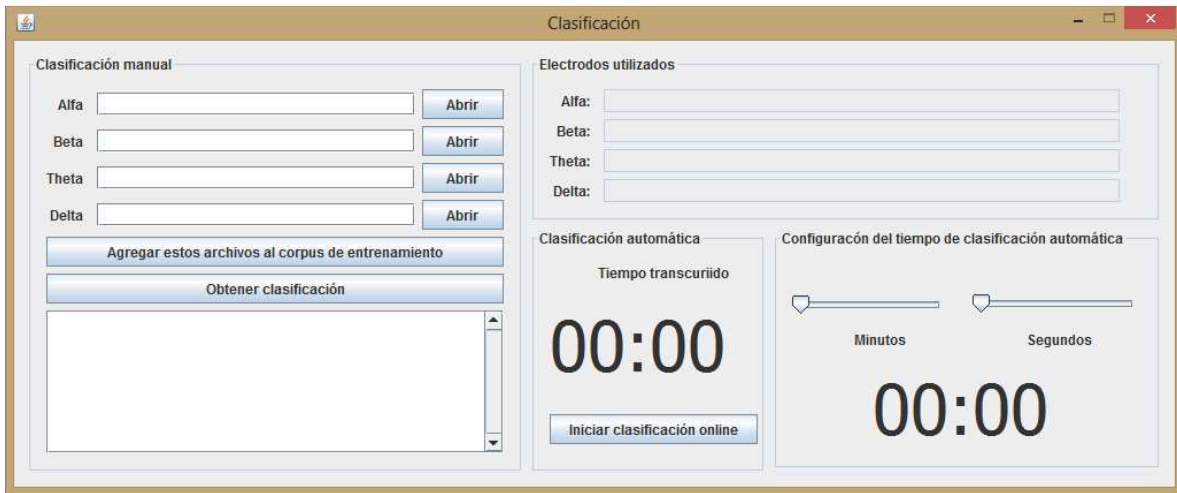


Figura 5.24 Interfaz de clasificación.

Capítulo 6

Pruebas y Resultados

En este capítulo se describe el plan de pruebas establecido para llevar a cabo la evaluación del método para caracterizar estados mentales.

6.1 Descripción de las pruebas

En esta sección se describen brevemente las pruebas realizadas para la evaluación de método para caracterizar estados mentales. Los resultados de las pruebas, se presentan en tablas, en las cuales se registra la precisión. Las pruebas se realizaron utilizando el algoritmo SMO y Native Bayes implementado con la librería Weka.

En todas las pruebas llevadas a cabo se caracterizaron los estados mentales de relajación y concentración. Para inducir a los sujetos de pruebas al estado mental de concentración se utilizaron dos cuestionarios: Test del trazo y Test de Toulouse. Para inducir a los sujetos de pruebas al estado mental de relajación se acondicionó el lugar de las pruebas, controlando la iluminación, el ruido y el clima.

Dadas las condiciones anteriores para realizar las pruebas, a continuación se listan las pruebas que se ejecutaron:

Prueba 1: No controlada y sin procesamiento de señal: No se controló la iluminación, ruido y el clima del lugar de pruebas. Las muestras obtenidas no tuvieron procesamiento de señal y se clasificaron con el algoritmo SMO.

Prueba 2: No controlada y con procesamiento de señal: No se controló la iluminación, ruido y el clima del lugar de pruebas. Las muestras obtenidas tuvieron un procesamiento de señal y se clasificaron con el algoritmo SMO.

Prueba 3: Controlada y sin procesamiento de señal: Se controló la iluminación, ruido y el clima del lugar de pruebas. Las muestras obtenidas no tuvieron procesamiento de señal y se clasificaron con el algoritmo SMO.

Prueba 4: Controlada y con procesamiento de señal: Se controló la iluminación, ruido y el clima del lugar de pruebas. Las muestras obtenidas tuvieron un procesamiento de señal y se clasificaron con el algoritmo SMO.

Prueba 5: Controlada y con procesamiento de señal, utilizando el algoritmo de clasificación de Bayes: Se controló la iluminación, ruido y el clima del lugar de pruebas. Las muestras obtenidas tuvieron un procesamiento de señal y se clasificaron con el algoritmo de Bayes.

6.1.1 Protocolo de pruebas para el estado mental de relajación

Para el estado mental de relajación, se llevó a cabo el siguiente protocolo de pruebas:

Objetivo: Obtener y almacenar las señales correspondientes al estado de relajación.

La prueba se llevó a cabo bajo las siguientes condiciones:

1. Lugar cerrado
2. Sin ruido
3. Iluminación controlada
4. Clima controlado
5. Que el sujeto haya dormido al menos 8 horas

El sujeto llevará a cabo las siguientes actividades en una fase: sentado.

- 1) Duración de la actividad: 10 minutos
 - a. Se le indica al sujeto de pruebas que cierre los ojos y esté lo más cómodo posible. En el momento en el que se le indique, podrá abrir los ojos y la prueba habrá terminado.

Esta prueba permitió obtener las señales EEG que fueron almacenadas en el corpus de entrenamiento para etiquetarlas en el estado mental de relajación. En la Figura 6.1 se observa a los sujetos de prueba en el proceso de obtención de señales.



Figura 6.1 Sujetos de prueba durante la etapa de relajación.

La separación de los ritmos cerebrales permitió observar los cambios de amplitud que se presentan al momento de inducir el estado mental de relajación. En la Figura 6.2 se muestra una gráfica de las ondas cerebrales en un estado de relajación.

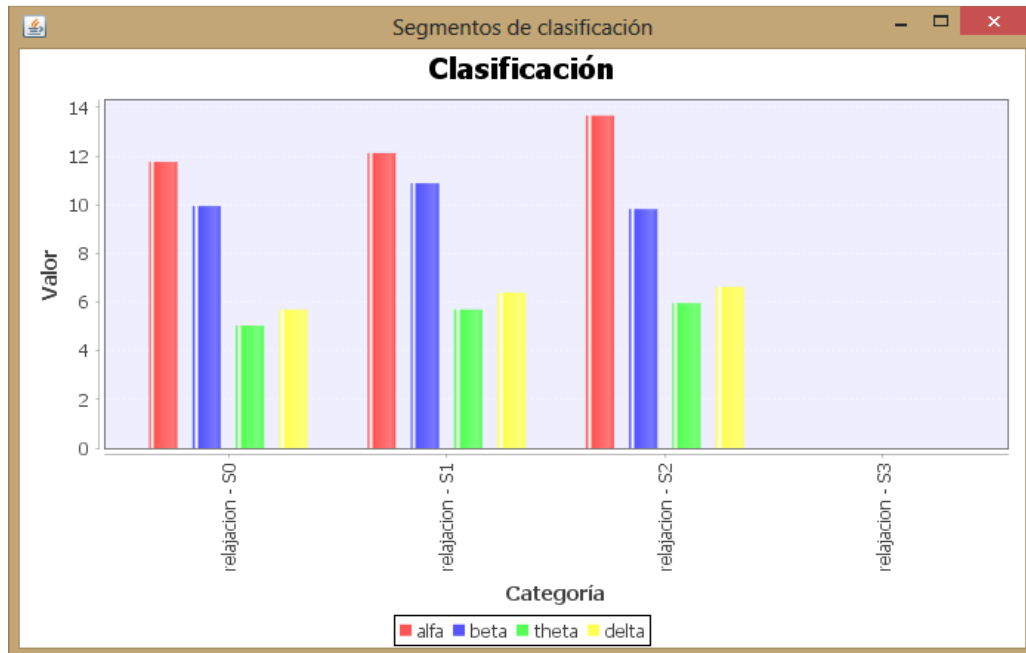


Figura 6.2 Amplitud de las ondas cerebrales en el estado de relajación.

Se observó un constante crecimiento de la amplitud de la onda alfa y una disminución de la amplitud de la onda beta.

6.1.2 Protocolo de pruebas para el estado mental de concentración

Para inducir el estado mental de concentración se utilizaron dos pruebas en papel: Test del trazo y Test de Toulouse. Estas pruebas se deben llevar a cabo en un tiempo establecido, de lo contrario la prueba se invalida y las muestras no son tomadas en cuenta.

6.1.2.1 Test del trazo

Para el estado mental de concentración se llevó a cabo el test del trazo (TMT). El test del trazo es un test de lápiz y papel creado por Partington en 1938. El propósito de esta prueba es evaluar la velocidad de ubicación visual, la atención, flexibilidad mental, la memoria de trabajo y la función motora.

La prueba consta de dos partes:

Parte A. Consiste en unir, con líneas 25 números ubicados dentro de círculos, distribuidos al azar en una hoja (números del 1 al 25).

Parte B. Consiste en unir, con líneas 12 números (del 1 al 12) y 12 letras (de la A a laI) dentro de círculos en orden alternativo.

Forma de Administración:

Parte A.

1.- Se entrega al paciente la hoja con el “ensayo del test”, la cual es una versión de 8 números. Consigna: “En esta página hay círculos con números en su interior. La tarea consiste en unir estos círculos con líneas desde el 1 hasta el 8 en orden correlativo y sin levantar el lápiz”. Si se equivoca debe rectificar sin borrar.

2.- Una vez concluido el ensayo y verificado que comprendió la instrucción, se entrega la hoja del test.

Consigna: “Ahora en esta hoja realizaremos el mismo ejercicio, uniendo los círculos en orden correlativo desde el 1 al 25, sin levantar el lápiz. Deberá hacerlo lo más rápido posible, contra el tiempo. Si se equivoca lo voy a corregir. ¿De acuerdo?”

Debe tomarse el tiempo en la tarea. Si la persona se equivoca debe indicarse el error, sin parar el cronómetro, y continuar desde el círculo anterior. Esto incidirá en un tiempo de ejecución más prolongado.

El puntaje obtenido corresponde al número de segundos que demora el paciente en llegar al número 25.

Parte B.

1.- Una vez finalizada la parte A, se entrega al paciente una hoja con el ensayo B. Consigna: “En esta hoja hay números y letras; partiendo desde el 1, unirá con líneas los círculos en orden correlativo, intercalando entre los números una letra en orden alfabético, es decir 1, A, 2, B...hasta terminar en la letra D. Recuerde que no debe levantar el lápiz durante la prueba ¿De acuerdo? Ahora pruebe Ud. con estos”. Corrija y explique en caso de errores. Una vez completado el ensayo, pasamos a la prueba.

2.- Consigna: “En esta hoja realizaremos el mismo ejercicio anterior, es decir, unirá con líneas los círculos, en orden correlativo, intercalando entre los números una letra en orden alfabético, es decir 1, A, 2, B. Partiremos en el “1” para terminar en la letra “L”.

Recuerde que no debe levantar el lápiz durante la prueba y debe hacerlo lo más rápido posible, contra el tiempo” (tomar el tiempo). Si el paciente se equivoca hay que corregirlo tanto en el ensayo como en la prueba contra el tiempo. El puntaje obtenido corresponde al número de segundos que demora el paciente en terminar el test y llegar a la letra L. No hay que detener el tiempo mientras se explican los errores.

En las Figuras 6.3 y 6.4 se muestra un ejemplo de la prueba de concentración con el test del trazo.



Figura 6.3 Prueba de concentración con el test del trazo.

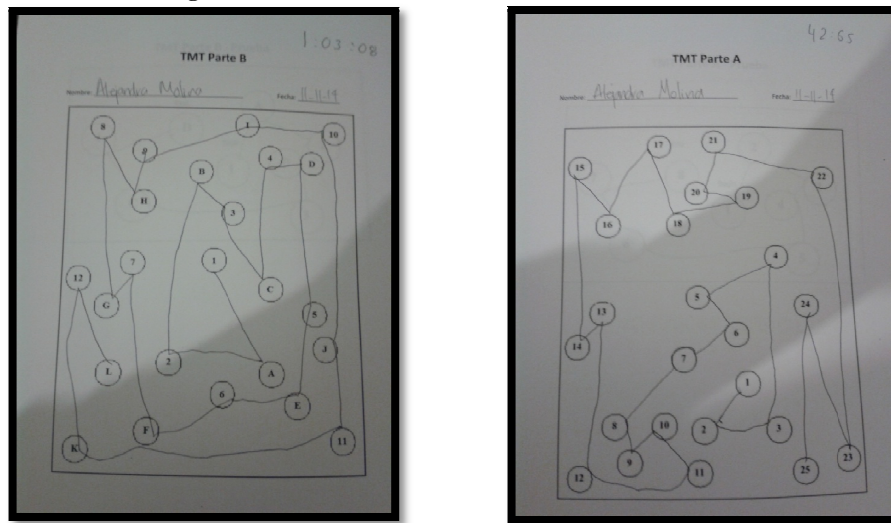


Figura 6.4 Ejemplo del test del trazo.

6.1.2.2 Test de Toulouse

El test Toulouse-Piéron-Revisado permite evaluar las **aptitudes perceptivas y atencionales** de los **adultos**. En concreto, permite evaluar la capacidad de atención sostenida, de concentración, de rapidez y agudeza perceptiva, así como la resistencia a la fatiga. Compuesta por una lámina de elementos gráficos, consiste en identificar qué figuras son iguales a dos modelos dados. Su aplicación puede ser individual o colectiva y tiene una duración de **10 minutos**.

Forma de administración:

Fíjese bien en los tres modelos de signos que están en la parte de arriba de la hoja. Luego observe los múltiples signos que le siguen a continuación a aquellos tres. Debe tachar, con una rayita, todas las figuras que sean exactamente iguales a esas tres. Empiece por arriba, de izquierda a derecha. Hágalo lo más rápidamente posible, pero sin saltar

ninguno de los signos que sean iguales a esos tres. En la Figura 6.5 se muestra el test de Toulouse.

La prueba dura diez minutos. Cada vez que se cumple un minuto, el testista debe decir:
"Haga una cruz en el lugar de la hoja donde se encuentra ahora y siga como antes"

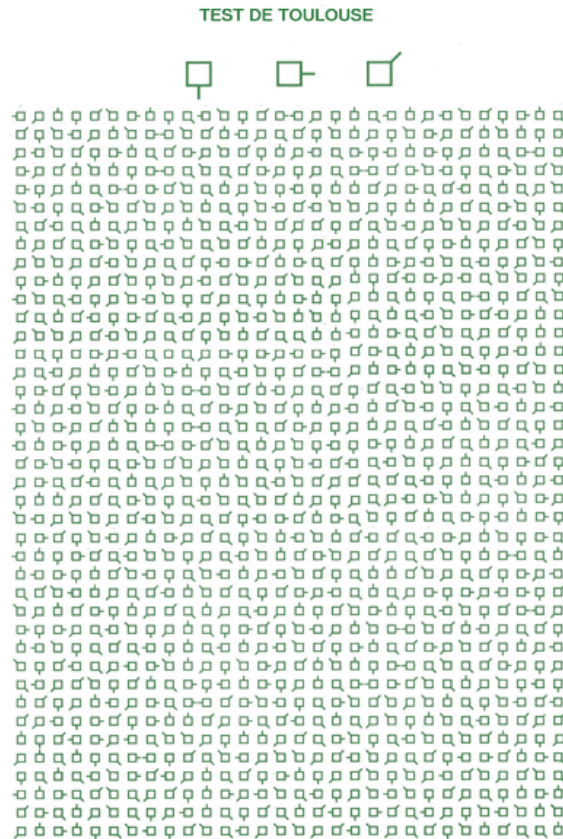


Figura 6.5 Test de Toulouse.

La separación de los ritmos cerebrales permitió observar que durante la actividad de concentración, la amplitud de la onda beta aumentaba gradualmente, mientras que la amplitud de la onda alfa se decrementó. Con la prueba anterior de relajación, se tiene una primera conclusión: la onda alfa (la cual corresponde con el estado mental de relajación) es inversamente proporcional a la onda beta (la cual corresponde con el estado mental de concentración). En la Figura 6.6 se muestran los resultados obtenidos en las pruebas.

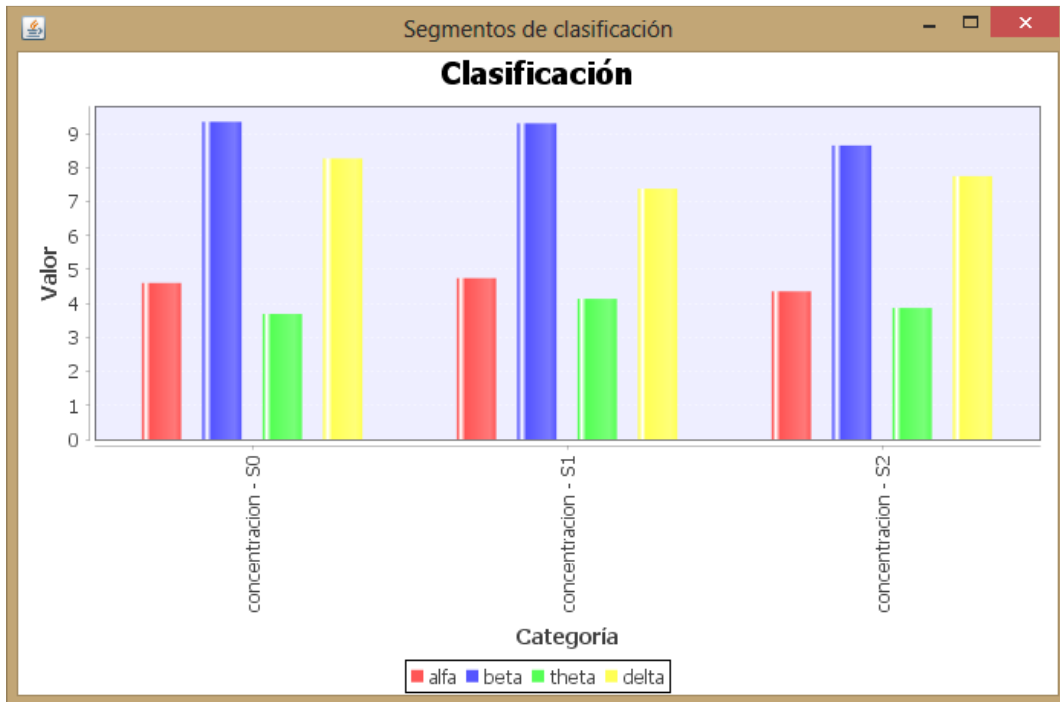


Figura 6.6 Amplitud de las ondas cerebrales en el estado de concentración.

6.2 Pruebas no controladas sin procesamiento de señal

Durante estas pruebas, no se llevó a cabo ningún protocolo mencionado anteriormente. Las mediciones obtenidas no tuvieron ningún procesamiento de señal, es decir, no se llevaron a cabo los filtros necesarios para aislar el ruido y para separar las ondas cerebrales principales (alfa, beta, theta y delta). Estas señales fueron almacenadas en un corpus de entrenamiento con el nombre **CorpusSinProcesamientoNoControlado.arff**.

Con la herramienta de Weka (Explorer) se llevó a cabo una validación cruzada para obtener el porcentaje de error de la clasificación con el corpus de señales sin procesamiento digital. En la Tabla 6.1 se muestran los resultados obtenidos.

Etiqueta	Atributos	Clasificado como:	
		Relajación	Concentración
Relajación	107	100	7
Concentración	97	90	7

Tabla 6.1 Resultados de las pruebas no controladas sin procesamiento de señal.

Instancias clasificadas correctamente: 52.4509%
 Instancias clasificadas incorrectamente: 47.5490%

En la Figura 6.7 se muestra la cantidad de atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

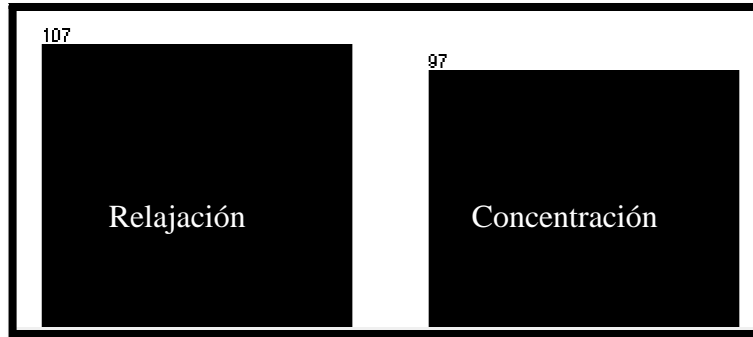


Figura 6.7 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

Los resultados arrojados en esta primera prueba muestran que el nivel de precisión de la clasificación es bastante bajo; apenas pasa del 50%. El resultado no es muy preciso debido a que una señal electroencefalográfica es compleja y debe llevarse a cabo un tratamiento de señal para poder separar las características más sobresalientes de esta.

6.3 Pruebas no controladas con procesamiento de señal

Durante estas pruebas, no se llevó a cabo ningún protocolo mencionado anteriormente. Las mediciones obtenidas fueron procesadas digitalmente para obtener las características de la señal y los ritmos principales cerebrales. Estas señales fueron almacenadas en un corpus de entrenamiento con el nombre **CorpusConProcesamientoNoControlado.arff**.

Con la herramienta de Weka (Explorer) se llevó a cabo una validación cruzada para obtener el porcentaje de error de la clasificación con el corpus de señales con procesamiento digital. En la Tabla 6.2 se muestran los resultados obtenidos.

Etiqueta	Atributos	Clasificado como:	
		Relajación	Concentración
Relajación	107	100	7
Concentración	97	48	49

Tabla 6.2 Resultados de las pruebas no controladas con procesamiento de señal.

Instancias clasificadas correctamente: 73.0392%
 Instancias clasificadas incorrectamente: 26.9607%

En la Tabla 6.3 se muestra la cantidad de atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

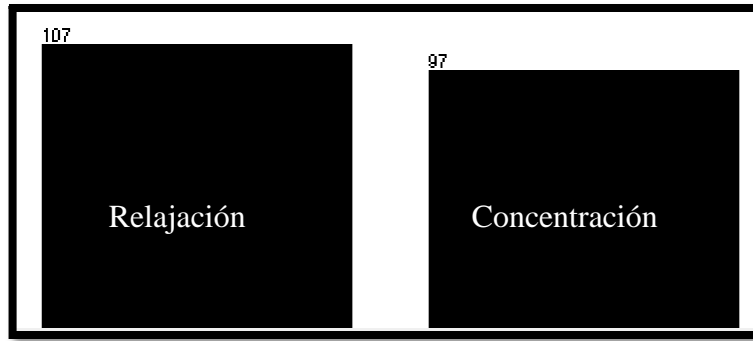


Tabla 6.3 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

Los resultados arrojados en esta segunda prueba muestran que el nivel de precisión de la clasificación mejoró considerablemente; la aplicación de un tratamiento de señal digital, sumado a la separación de los ritmos principales (alfa, beta, theta y delta) permitió obtener características más definidas de la señal EEG y por lo tanto, el porcentaje de clasificación superó la prueba anterior.

6.4 Pruebas controladas sin procesamiento de señal

Durante estas pruebas, se llevaron a cabo los protocolos mencionados anteriormente. Las mediciones obtenidas no fueron procesadas digitalmente. Estas señales fueron almacenadas en un corpus de entrenamiento con el nombre **CorpusSinProcesamientoControlado.arff**.

Con la herramienta de Weka (Explorer) se llevó a cabo una validación cruzada para obtener el porcentaje de error de la clasificación con el corpus de señales sin procesamiento digital. En la Tabla 6.4 se muestran los resultados obtenidos.

Etiqueta	Atributos	Clasificado como:	
		Relajación	Concentración
Relajación	107	98	9
Concentración	97	81	16

Tabla 6.4 Resultados de las pruebas controladas sin procesamiento de señal.

Instancias clasificadas correctamente: 55.8823%
 Instancias clasificadas incorrectamente: 44.1176%

En la Tabla 6.5 se muestra la cantidad de atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

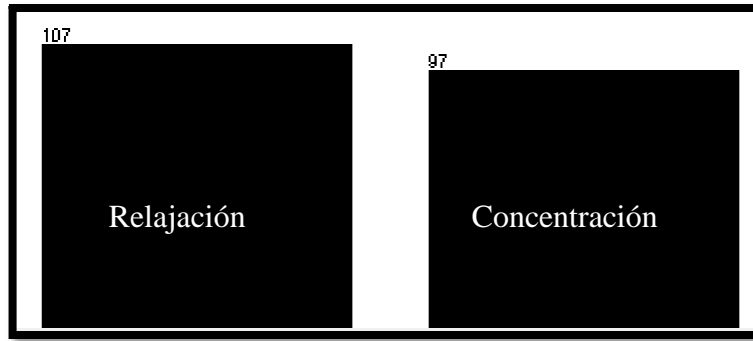


Tabla 6.5 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

Los resultados arrojados en esta tercera prueba muestran que el nivel de precisión de la clasificación bajó considerablemente. A pesar de controlar el escenario para realizar estas pruebas, la precisión fue bastante baja; esto confirma que la ausencia de un tratamiento digital de señal en las mediciones obtenidas baja considerablemente la precisión de la clasificación.

6.5 Pruebas controladas con procesamiento de señal

Durante estas pruebas, se llevaron a cabo los protocolos mencionados anteriormente. Las mediciones obtenidas fueron procesadas digitalmente. Estas señales fueron almacenadas en un corpus de entrenamiento con el nombre **CorpusConProcesamientoControlado.arff**.

Con la herramienta de Weka (Explorer) se llevó a cabo una validación cruzada para obtener el porcentaje de error de la clasificación con el corpus de señales con procesamiento digital. En la Tabla 6.6 se muestran los resultados obtenidos.

Etiqueta	Atributos	Clasificado como:	
		Relajación	Concentración
Relajación	107	98	9
Concentración	97	3	94

Tabla 6.6 Resultados de las pruebas controladas con procesamiento de señal.

Instancias clasificadas correctamente: 94.1176%
 Instancias clasificadas incorrectamente: 5.8824%

En la Tabla 6.7 se muestra la cantidad de atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

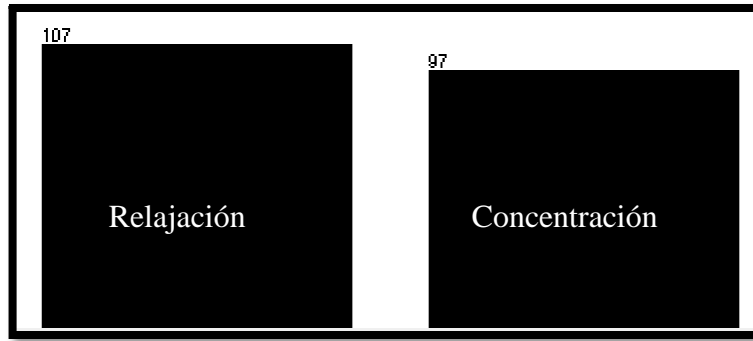


Tabla 6.7 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

Los resultados arrojados en esta cuarta prueba muestran que el nivel de precisión de la clasificación subió considerablemente. Controlar el escenario de prueba, y procesar la señal EEG aumentan considerablemente la precisión de la clasificación. Estas pruebas fueron llevadas a cabo utilizando el algoritmo SMO, que es una mejora del algoritmo de Máquinas de Soporte Vectorial.

6.6 Pruebas controladas con procesamiento de señal utilizando el algoritmo de clasificación de Bayes

Complementariamente, se llevó a cabo la prueba anterior, pero utilizando el algoritmo de Bayes. Con la herramienta de Weka (Explorer) se llevó a cabo una validación cruzada para obtener el porcentaje de error de la clasificación. En la Tabla 6.8 se muestran los resultados obtenidos.

Etiqueta	Atributos	Clasificado como:	
		Relajación	Concentración
Relajación	107	101	6
Concentración	97	8	89

Tabla 6.8 Pruebas controladas con procesamiento de señal utilizando el algoritmo de Bayes.

Instancias clasificadas correctamente: 93.1373%
 Instancias clasificadas incorrectamente: 6.8627%

En la Figura 6.8 se muestra la cantidad de atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

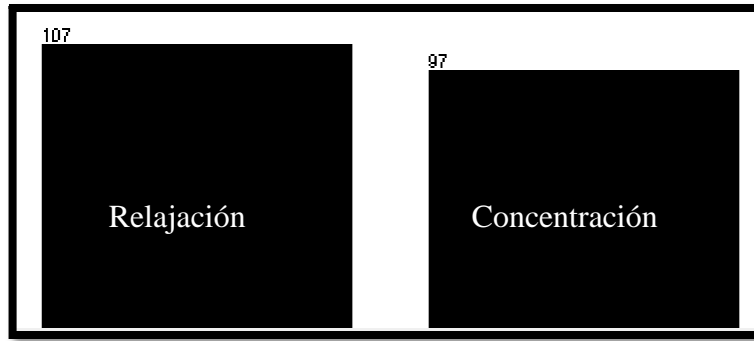


Figura 6.8 Atributos de relajación y concentración sin procesamiento de señal.

Los resultados arrojados en esta quinta prueba muestran que el uso del algoritmo de Bayes baja la precisión un punto porcentual aproximadamente; esta es una diferencia poco significativa. Sin embargo, para el sistema de clasificación se optó por seguir utilizando el algoritmo SMO.

Capítulo 7

Conclusiones y Trabajos a Futuro

En esta sección se presentan las conclusiones generadas a partir de este proyecto de investigación. Asimismo, se describen los trabajos futuros que se pueden derivar a partir de esta tesis.

7.1 Conclusiones

En este proyecto se desarrolló un modelo para caracterizar estados mentales. El modelo fue implementado a través del desarrollo de una herramienta visual que permite el entrenamiento del mismo así como la clasificación posterior de señales EEG.

Las pruebas llevadas a cabo permitieron observar que las señales EEG eran contaminadas con el ruido y la iluminación, principalmente. Al controlar estas variables ambientales, las señales EEG ofrecieron una información más clara para procesarlas digitalmente.

Al obtener las características de cada una de las ondas involucradas en las pruebas, se observó que en el espectro de frecuencia, la amplitud la onda alfa es inversamente proporcional a la onda beta durante los estados mentales de relajación y concentración. Mientras que en el estado de relajación la amplitud de la onda alfa es superior a la amplitud de la onda beta; en un estado de concentración, la amplitud de la onda alfa es inferior a la amplitud de la onda beta como se observa en la Figura 7.1.

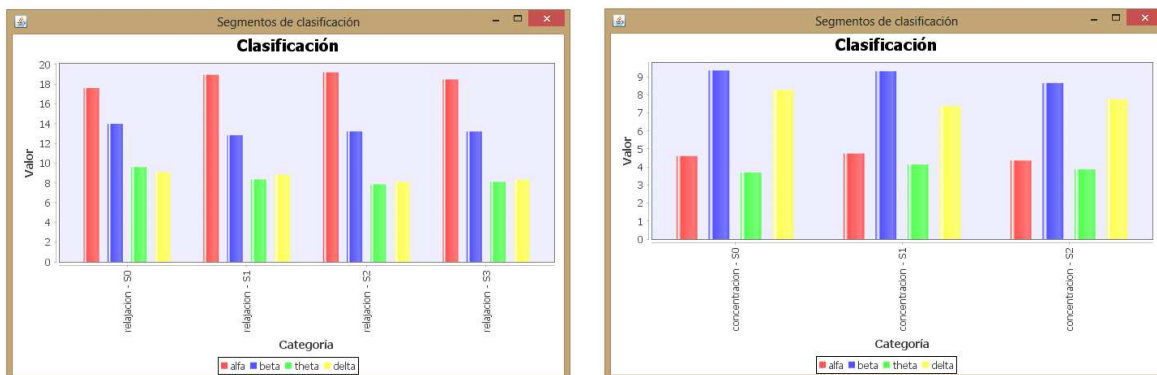


Figura 7.1 Amplitud de los espectros de frecuencia de las ondas cerebrales en un estado mental de relajación (izquierda) y de concentración (derecha).

La clasificación de las señales EEG se llevó a cabo utilizando dos algoritmos: SMO y Bayes. Ambos algoritmos arrojaron resultados similares y no se observó cambio alguno en el incremento de la precisión. Sin embargo, al controlar el lugar de las pruebas, la precisión de la clasificación aumentó considerablemente. También la precisión de la clasificación depende del tratamiento digital de la señal EEG para eliminar el ruido que la contamina.

7.2 Trabajos Futuros

Para ampliar el desarrollo de este proyecto de investigación, se propone la realización de los siguientes trabajos futuros en los cuales este trabajo puede ser mejorado.

- Añadir una etapa de eliminación de ruido de movimiento corporal durante el procesamiento de la señal EEG.
- Mejorar la obtención de características de la señal EEG haciendo uso de otros algoritmos.
- Incrementar el tamaño del corpus de entrenamiento de las señales EEG.
- Entrenar el modelo con señales EEG obtenidas en escenarios no controlados.
- Añadir señales EEG de otros estados mentales al modelo. Por ejemplo:
 - Meditación
 - Sueño
 - Aburrimiento

Referencias

- Abdul-Bary Raouf, S., & Toka Abdul-Hameed, F. (2011). Features extraction techniques of EEG signal for BCI applications. *The 12th International Arab Conference on Information Technology*, 35-40.
- Ahmed, M. A., Hoirul Basori, A., & Saari, N. (2013). Brain Computer Interface Control for Facial Animation. *International Journal of Interactive Digital Media*, ISSN 2289-4098, e-ISSN 2289-4101.
- Arafat S., K. Y., & Kanade, S. S. (2014). Imagined Speech EEG Signal Processing For Brain Computer Interface. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEEM)*, ISSN 2319 - 4847, 123-126.
- Arias, J. (2000). *Enfermería médico quirúrgica: II* (Ilustrada ed.). Tebar.
- Benimeli, F. (2006). *Clasificación de señales EEG en un sistema BCI*. Informe Técnico.
- Brave, S. N. (2002). *Emotion in human-computer interaction*. Jacko & A. Sears.
- Chamberlin, B. (17 de Enero de 2012). *Human computer Interaction*. Recuperado el 12 de Septiembre de 2013, de <http://www.slideshare.net/HorizonWatching/human-computer-interaction-a-horizonwatching-trend-report>
- Costantini, G., Casali, D., Carota, M., Saggio, G., Bianchi, L., Abbafati, M., & Quitadamo, L. (2009). SVM Classification of EEG Signals for Brain Computer Interface. *Proceedings of the conference on Neural Nets WIRN09: Proceedings of the 19th Italian Workshop on Neural Nets*, ISBN: 978-1-60750-072-8, 229-233.
- Coughlin, R. F., & Driscoll, F. F. (1999). *Amplificadores operacionales y circuitos integrados lineales*. (P. Educación, Ed.)
- Diamond, M. C., Scheibel, A. B., & elson, L. M. (1996). *El cerebro humano: libro de trabajo* (Ilustrada ed.). Ariel.
- E, B. (1988). *Fast Fourier Transform and Its Applications* (1st Edición ed.). Parentice Hall.
- EMOTIV. (November de 2014). Obtenido de Emotiv EPOC: <https://emotiv.com/product-specs/Emotiv%20EPOC%20Specifications%202014.pdf>
- González Franco, N. (2012). *Aprendizaje automático para la creación de bases de conocimiento a partir de modelos semánticos organizacionales basados en ontologías multidimensionales*. CENIDET (Cuernavaca, Morelos).
- Hassan Montero, Y. M. (2005). *La experiencia del usuario: no solo usabilidad*.

- Kane, J. W., & Sternheim, M. M. (2007). *Física* (2a edición ed.). (Reverte, Ed.)
- Khalil-Abou, B., & Musilus, K. (2006). *Atlas of EEG & Seizure Semiology*. (Elsevier, Ed.)
- Khan, S. (2009). Password Detection via Imagined Wrist Movement in BCI. *Proceedings of the International Multiconference on Computer Science and Information Technology*, ISBN: 978-1-4244-5314-6, 401 – 404.
- Kolb, B., & Whishaw, I. Q. (2006). *Neuropsicología humana*. Ed. Médica Panamericana.
- Les, T. (2004). *Practical analog and digital filter design*. Artech House Microwave Library.
- Mythra, H. V., Veenakumari, H. M., & Sanjeev, K. (2013). Multi-Class EEG Classification for Brain Computer Interface. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, ISSN 2229-5518.
- Niedermeyer, E., & Lopes da Silva, F. H. (s.f.). *Electroencephalography: Basic principles, clinical and applications and related fields* (3rd edition ed.). Lippincott Williams & Wilkins.
- Norman, D. A. (2012). *Emotion an Design: Attractive things work better*.
- Oweis, R. J., Hamdi, N., Ghazali, A., & Lwissy, K. (2013). A Comparison Study on Machine Learning Algorithms Utilized in P300-based BCI, ISSN: 2157-7420. *Journal of Health & Medical Informatics*.
- Pérez Pérez, V. H. (2002). *Atlas del sistema arterial cerebral con variantes anatómicas*. Limusa.
- Puliti, R. (2004). *El manejo del estrés y el hexágono vital*. Kier.
- Rocha de Azevedo, J., & Rocha de Azevedo, P. J. (s.f.). *En los límites de lo inexplicable*. (Kier, Ed.)
- Sambrano, J. (1997). *Cerebro: manual de uso : los mejores ejercicios para desarrollar la inteligencia*. Alfa.
- Sanei, S., & Chambers, J. A. (2007). *EEG Signal Processing* (1 edition ed.). Wiley-Interscience.
- Steve, W. (2000). *Digital Signal Processing: A Filtering Approach* (1 Edición ed.). (Delmar, Ed.)
- Technologies, T. C. (2012). *10/20 System Positioning*. Honk Kong.
- Texas Instruments. (2011). *FilterPro User's Guide*. User's Guide, Texas Instruments.
- Vermeeren, A. (ACM. 2010). User experience evaluation methods: current state and development needs. En ACM (Ed.), *Conference on Human-Computer Interaction: Extending Boundaries*.
- Wolpaw, J. R. (November de 2010). Brain-computer interface research comes of age: traditional assumptions meet emerging realities. *Journal of Motor Behavior*.

Wu Ting. Yan Guo-zheng. Yang Bang-hua, S. H. (2007). *EEG feature extraction based on wavelet packet decomposition for brain computer interface*. Artículo., Universidad de Shanghai., Shanghai, China.