Benemérita Universidad Autónoma de Puebla

Facultad de Ciencias de la Computación

Desarrollo de un modelo bimodal para el análisis de sentimientos utilizando señales electro-encefalográficas

Tesis para obtener el título de

maestra en ciencias de la computación

presenta

Illiana Victoria Morales Tehuitzitl

Asesor: Darnes Vilariño Ayala

Co-Asesor: David Pinto Avendaño

Puebla, Pue. Diciembre 2016

Agradecimientos

Le agradezco a Dios por haberme dado vida y permitirme haber llegado a este momento tan importante en mi formación profesional.

Mis más grandes agradecimientos a mis directores de tesis Dra. Darnes Vilariño Ayala y Dr. David Eduardo Pinto Avendaño, por la confianza, apoyo y dedicación a lo largo este trabajo de investigación, ha sido un privilegio poder contar con su guía y ayuda.

A la Dra. María Josefa Somodevilla García y el Dr. Ivan Olmos Pineda, por su apoyo, consejos y contribuciones en este trabajo de investigación.

A mis padres, Alfredo y Elena, y a mis hermanos, Daniel y Erick, gracias por su apoyo incondicional, sin ustedes jamás hubiese llegado hasta donde estoy ahora. A mi tía Meche, por alentarme a dar este paso y no dejar que me rindiera. Este logro es de ustedes.

A mis amigos Mauro, Julio, Ismael, Karina, Maya y Charlie por su amistad durante todos estos años, por no perder la fe en mí y por estar siempre cuando más los necesite.

A mis amigos de maestría, por recorrer este camino juntos, por su compañía en los momentos más difíciles y por su valiosa amistad, Omar, gracias por todo tu apoyo.

A todas las personas que estuvieron conmigo en esta etapa de mi vida, apoyándome y gracias.

Illiana

Resumen

En la presente investigación se desarrolla un modelo para descubrir emociones básicas de una persona comparando las señales electro-encefalográficas al tener un estímulo visual y al tener un estímulo escrito.

Para detectar el sentimiento que trasmite un texto plano, la mayoría de las investigaciones realizadas hasta el momento han hecho énfasis en la selección de características sintácticas, léxicas, semánticas y pragmáticas que permita inferir si el texto trasmite un sentimiento positivo, negativo o neutro, es decir solamente se han detectado emociones que se encuentran en la categoría superior.

Es necesario el desarrollo de la taxonomía de emociones básicas que integre texto y señales encefalográficas, el diseño de los diferentes experimentos para la recuperación de las señales que deben alimentar al modelo y el estudio de las características que son necesarias extraer de los textos para descubrir las emociones básicas que se están transmitiendo.

Índice general

Agradecimientos I

Resumen II

Lista de Figuras V

Lista de Tablas VII

1. Introducción 1

1.1. Planteamiento de la investigación 1

1.1.1. Problema a resolver 1

1.1.2. Objetivos de la Investigación 2

1.1.3. Justificación 2

1.1.4. Preguntas de Investigación 3

1.2. Aportaciones de la Investigación 3

1.3. Organización de la Tesis 3

2. Estado del Arte 5

2.1. Antecedentes del Proyecto 5

2.1.1. Análisis de la polaridad sobre texto a partir de un texto 5

2.1.2. Señales Electroencefalográficas 9

2.1.3. Clasificación de Emociones 13

3. Marco Teórico 18

3.1. Electroencefalografía 18

3.2. Interfaces Cerebro Computadora 23
3.2.1. Neurosky 23
3.2.2. Zeo 27
3.2.3. Starlab 28
3.2.4. Emsense 33
3.2.5. NIA Game Controller 33
3.2.6. Mindo 34
3.2.7. Emotiv 37
3.3. Minería de Datos 42

4. Adquisición de los datos 45
4.1. Taxonomía de las emociones 45
4.2. Corpus de señales EEG 46
4.2.1. Extracción de señales EEG 47
4.2.2. Extracción de imágenes 47
4.2.3. Arquitectura del sistema de recolección de datos 48

5. Clasificación de los datos 54
5.1. Procesamiento de las señales 54
5.1.1. Ejercicio Preliminar 56
5.2. Clasificación usando el corpus con estímulos visuales 60
5.3. Clasificación usando el corpus con estímulo textual 65
5.4. Resultados obtenidos 67

6. Conclusiones 71
6.1. Aportaciones de la investigación 73
6.2. Trabajo a futuro 74

Bibliografía 75

Lista de Figuras

2.1. La estructura de la moral y las emociones morales correspondientes. 14
2.2. Rueda de las Emociones de Plutchik 16
2.3. Emociones básicas propuestas por Ekman 17

3.1. Correspondencia de los 16 electrodos del Epoc (en verde) con la distribución de 64 electrodos de un EEG tradicional. 19
3.2. Muestra de onda Delta en un período de oscilación. 20
3.3. Muestra de onda Theta en un período de oscilación. 21
3.4. Muestra de onda Alpha en un período de oscilación. 22
3.5. Muestra de onda Beta en un período de oscilación. 22
3.6. Dispositivos portátiles EEG: (a)Emotiv, (b)Neurosky, (c)Zeo, (d)Starlab, (e)Emsense, (f)nia Game Controller, (g)Mindo 4, (h) Mindo 16 [1]. 24
3.7. Dispositivo Mindwave Mobile. 25
3.8. Dispositivo Mindflex. 26
3.9. Dispositivo Star Wars Force Trainer. 26
3.10. Dispositivo Orbit Puzzlebox. 27
3.11. Dispositivo Zeo. 28
3.12. Dispositivo Starstim. 29
3.13. Dispositivo EmGear. 33
3.14. Dispositivo NIA Game Controller. 34
3.15. Dispositivo Mindo-4S Jellyfish. 35
3.16. Dispositivo Mindo-32 Trilobite. 35
3.17. Dispositivo Mindo-64 Coral. 36

3.18. Emotiv Epoc+ headset. 38
3.19. Distribución de electrodos en el EPOC EMOTIV. 39
3.20. Colocacion del EPOC EMOTIV+ headset. 40
3.21. Usando la API para conectar con Emoengine. 41

4.1. Representación del proceso de clasificación. 46
4.2. Taxonomía propuesta 47
4.3. Imágenes recuperadas por el sistema. 48
4.4. Arquitectura del sistema desarrollado para la creación del corpus 49
4.5. Panel de control incluido por Emotiv para verificar que todos los sensores estén colocados correctamente. 51
4.6. Interfaz del sistema desarrollado: (a) Opciones y (b) Modo de reproducción. 52

5.1. Datos visualizados en weka: Primer experimento. 61
5.2. Datos visualizados en weka: Primer experimento con discretización. 61
5.3. Datos visualizados en weka: segundo experimento. 63
5.4. Datos visualizados en weka: segundo experimento aplicando discretizacion. . 64
5.5. Datos visualizados en weka: primer experimento. 66
5.6. Datos visualizados en weka: primer experimento aplicando discretizacion. . . 67

Lista de Tablas

4.1. Ejemplo de datos recuperados con datos redondeados. 48
4.2. Ejemplo de etiquetas en los videos. 50

5.1. Valores mínimos y máximos del corpus con estímulos visuales. 55
5.2. Valores mínimos y máximos del corpus con estímulos textuales. 55
5.3. Calculo de Media y Desviación Estándar. 56
5.4. Rango tomado en cuenta. 57
5.5. Resultados del ejercicio preliminar con datos acotados. 57
5.6. Diferencia de el valor actual y el valor anterior. 58
5.7. Resultados del ejercicio preliminar con las clases: positivo, negativo y ninguna. 59
5.8. Resultados del ejercicio preliminar con las clases: positivo y negativo. 59
5.9. Primeros resultados obtenidos. 60
5.10. Primeros resultados aplicando discretización. 62
5.11. Segundos resultados. 63
5.12. Segundos resultados aplicando discretización. 64
5.13. Primer experimento con Datos en bruto. 65
5.14. Primer experimento aplicando discretización. 66
5.15. Resultados generales en corpus con estímulo visual y 7 clases. 68
5.16. Resultados generales en corpus con estímulo visual y 6 clases. 69
5.17. Resultados generales en corpus con estímulo textual y 6 clases. 70

Capítulo 1

Introducción

> I only hope that we never lose sight of one thing — that it was all started by a mouse.
>
> Walt Disney

1.1. Planteamiento de la investigación

En esta sección se precisa el problema de investigación a resolver, se definen los objetivos, las preguntas de investigación, al mismo tiempo se plantean las aportaciones del proyecto y por último se describe la organización de la tesis.

1.1.1. Problema a resolver

El análisis de sentimientos es una tarea muy importante que tiene muchas aplicaciones en la vida real. Existen muchas tareas que pueden ser beneficiadas de los procedimientos computacionales que permitan detectar automáticamente cual es la polaridad de un cierto texto y el sentimiento que transmite una persona al leerlo; es por ello que se propone el desarrollo de un modelo bimodal que permita integrar características de las señales electroencefalográficas a partir de leer un texto y las señales electroencefalográficas ante un estímulo visual.

1.1.2. Objetivos de la Investigación

General

Desarrollar un modelo bimodal para el análisis de sentimientos con señales Electroencefalográficas.

Específicos

- Estudiar los diferentes modelos presentados en el marco de las Conferencias Semeval 2014, 2015 y TASS 2014 para el análisis de las características sobre un texto,
- Estudiar el tipo de señales que se recuperan de la diadema Emotiv EPOC+.
- Construir la taxonomía de emociones, que considere categorías superiores y categorías básicas
- Diseñar un experimento que permita construir un corpus para señales electroencefalográficas.
- Integrar en la taxonomía desarrollada las señales electroencefalográficas.
- Diseñar un modelo bimodal para la detección de emociones de categoría básica.

1.1.3. Justificación

Una de las áreas de investigación más destacable con esta tecnología es la de generar aplicaciones para personas con discapacidad. Estas tecnologías permiten desde controlar el movimiento de una silla de ruedas o un robot inalámbrico hasta controlar diferentes dispositivos electrónicos presentes en cualquier vivienda. También estas tecnologías permiten la comunicación con personas con parálisis cerebral. Otro ámbito importante es el desarrollo de videojuegos, donde se requiera interpretar acciones básicas, que se basen en el estado emocional del usuario, siendo capaces de reconocer la excitación, tensión, aburrimiento, meditación o frustración.

En la Facultad de Ciencias de la Computación existe un grupo que se dedica al Procesamiento de Lenguaje Natural. El grupo lleva ya más de dos años investigando en torno al análisis de sentimientos. Se han propuesto diversos modelos para darle solución al problema. Los modelos desarrollados sólo permiten inferir si el sentimiento que se trasmite en un texto es positivo, negativo o neutro, que son la polaridad del texto. Todos los modelos tienen como entrada un solo tipo de datos, es por eso que se desarrolla un modelo con señales electroencefalográficas obtenidas con un estímulo visual comparadas con señales electroencefalográficas obtenidas con un estímulo textual, para comparar las señales y obtener patrones representativos de una emoción asociada a un estímulo.

1.1.4. Preguntas de Investigación

¿Existe un patrón característico cuando el mismo tipo de emoción es medida de modo escrita y de modo visual?

1.2. Aportaciones de la Investigación

1. Una taxonomía de emociones.
2. Un corpus de Señales Electroencefalográficas.
3. Un modelo con entradas de dos tipos.

1.3. Organización de la Tesis

Este trabajo de investigación se estructura en 6 capítulos distribuidos de la siguiente forma:

- **Capítulo 1**. Introducción. En esta parte se detalla el problema a resolver, los objetivos de la investigación, la justificación, así como también la propuesta de solución al problema y los productos generados por el trabajo.

- **Capítulo 2**. Estado del arte. En este apartado se detallan un número importante de trabajos de investigación relacionados con el ámbito de las señales EEG, el análisis de sentimientos en textos y la clasificación de emociones.
- **Capítulo 3**. Marco Teórico. Se describen conceptos y términos que se utilizan en la investigación y se definen las bases de la misma.
- **Capítulo 4**. Adquisición de los datos. En esta parte se describe el desarrollo de un sistema para obtener los datos que serán utilizados en la investigación y los experimentos realizados.
- **Capítulo 5**. Clasificación de los datos. Se describe el tratamiento de los datos, los métodos de clasificación utilizados y los resultados obtenidos.
- **Capítulo 6**. Conclusiones. Se describen las conclusiones, los aportes de la investigación y el trabajo por realizar.

Capítulo 2

Estado del Arte

> Never promise more than you can perform.
>
> Publilius Syrus

2.1. Antecedentes del Proyecto

A continuación se discuten diversos trabajos de investigación que sustentan la presente tesis, respecto al análisis de sentimientos obtenidos al analizar textos y de señales electroencefalográficas.

2.1.1. Análisis de la polaridad sobre texto a partir de un texto

El análisis de sentimientos está cobrando cada vez más importancia debido a las grandes aplicaciones que puede llegar a tener en diferentes ámbitos. Con respecto a la polaridad del sentimiento que expresa un texto plano se han realizado diversos trabajos, a continuación se discuten algunos de ellos.

En el trabajo desarrollado en [2] se propone realizar el análisis del tipo de sentimiento que se trasmite en textos cortos (tweets) y clasificarlos en positivos, negativos y neutros, con el uso de Adaptive Boosting [3]. La idea principal detrás de los algoritmos tipo Boosting es combinar múltiples algoritmos clasificadores implementados, que reciben como datos de entrada una combinación de tres conjuntos de características:

1. Características léxicas.

2. Características de diccionarios: que capturan la forma superficial son como abreviaciones, jergas de este tipo de redes sociales, palabras alargada (por ejemplo “lo-veeeee”), sentencias con palabras sin espacios entre ellas (por ejemplo “Iloveaple!”).

3. Características sintácticas específicas.

Los experimentos se realizaron en WEKA [4], obteniendo buenos resultados con lo que se concluye que el uso de algoritmo de Adaptive Boosting proporciona un buen rendimiento en el análisis de sentimientos.

Continuando con los trabajos sobre análisis de sentimientos sobre texto, es importante destacar el trabajo desarrollado en [5], que utiliza una estrategia de clasificación basada en Naïve Bayes (NB), porque es un método simple e intuitivo. Se construyeron dos clasificadores considerando dos diferentes estrategias.

- Baseline: Se trata de un clasificador NB que aprende del corpus original de entrenamiento a como clasificar las tres categorías: positivo, negativo y neutro.

- Binario: El segundo clasificador es entrenado con un corpus de entrenamiento simplificado y hace uso de un lexicón de polaridad. El corpus es simplificado, ya que solo se consideran los tweets positivos y negativos. Para detectar los tweets sin polaridad (o neutrales), se utiliza la siguiente regla: Si el tweet contiene al menos una palabra que se encuentra en el lexicón de polaridad, entonces, el tweet tiene polaridad.

Debido a que el lenguaje de microbloggins requiere tratamiento especial, se propone una tarea de pre-procesamiento para corregir y normalizar los tweets antes de lematizarlos. Las principales tareas de pre-procesamiento son las siguientes:

- Remover URLs, referencias a otros usuarios y hashtags.

- Reducción de caracteres repetidos (por ejemplo, loveeeee ->love).

- Identificar emoticonos y exclamaciones y reemplazarlos con expresiones de polaridad o sentimiento (por ejemplo, "good").

Las características consideradas en el modelo de clasificación son lemas, multipalabras, lexicón de polaridad, y valores cambiantes. Los experimentos han mostrado que el mejor rendimiento se logra mediante el uso de un clasificador binario entrenado para detectar sólo dos categorías: positivos y negativos. El uso tanto de un léxico de polaridad y multi-palabras también mejora los resultados de forma significativa.

Por otra parte, el trabajo desarrollado en [6] tiene como principal objetivo detectar si un mensaje expresa sentimientos positivos, negativos o ninguno. Para lograrlo se siguió el enfoque de dos etapas. En la primera etapa el mensaje expresa sentimiento ("subjetividad") o no. En la segunda etapa se clasifica la "subjetividad" de los mensajes de la primera etapa como "positivos" o "negativos". Ambas etapas usan como clasificador a la máquina de soporte vectorial con un kernel lineal (se usó LIBLINEAR [7]).

Cada mensaje es pasado por un tokenizador para twitter y un etiquetador de partes de la oración. Los tokens y las correspondientes etiquetas son necesarias para obtener ciertas características, no se aplicó lematización, ni truncamiento. Posteriormente se usó un diccionario especializado de "slang" [8] para poder reemplazar el texto. Se normalizó el texto de cada mensaje combinando una estructura de datos de entrenamiento con un diccionario en inglés (usando el diccionario de OpenOffice), es decir, se reemplazó cada token que no estaba en el diccionario con la palabra más similar del diccionario. Para finalmente obtener las etiquetas de la oración de todos los tokens nuevos. Otro atributo clave para el sistema fue el uso de más de diez lexicones de sentimientos entre ellos: hl [8], sentiwordnet [9], afinn [10], etc. También usa características basadas en atributos morfológicos de mensajes, tales como:

- La existencia de referencias de tiempo.
- El número de tokens que contienen sólo letras mayúsculas.
- El número de tokens que contienen ambos, mayúsculas y minúsculas.
- El número de tokens que empiezan con letras mayúsculas.
- El número de símbolos de exclamación, entre otros.

Características basadas en las etiquetas de parte de la oración: número de adverbios, adjetivos, intersecciones, verbos y sustantivos. Y características basadas en medidas (si una palabra no aparece en el lexicón su medida es 0 y no es considerada en el cálculo del promedio, máximo, mínimo y el conteo de medidas) con los lexicones mencionados: la suma, máximo, mínimo, promedio de las medidas, etc.

Para medir la subjetividad se utilizaron las clases subjetiva y neutral y para la detección de polaridad se usaron las clases positiva y negativa para calcular las medidas. Se llevó a cabo una selección de características, que fueron rankeadas conforme a su ganancia de información sobre el conjunto de datos, y se eligió el conjunto de características con el mejor rendimiento. Los resultados indican que este sistema maneja bien el problema de desequilibrio de las clases y tiene una buena capacidad de generalización.

Otro trabajo que es importante destacar es el desarrollado en [11] en el que se busca resolver la tarea de clasificación de la polaridad en Tweets utilizando como algoritmo de clasificación las Máquinas de Soporte Vectorial. Se identificaron y seleccionaron un conjunto de características para cada una de las tareas, sin hacer uso de herramientas externas. Primero se pre-procesa el texto del tweet normalizándolo, esto se hace quitando URLs y nombres de usuario, así mismo se quitan signos de puntuación y espacios en blanco de más. Para construir su vector de características se consideran:

- Contextos locales: se extraen unigramas y bigramas para obtener las ocurrencias.
- Mayúsculas: Esta función es binaria, 1 si se capitalizan todos los caracteres de una frase o Tweet, y 0 en caso contrario.
- Palabras alargadas: Si una palabra contiene un carácter que se repite más de dos veces, Esto indica la presencia de una palabra de sentimiento positivo.
- Hashtags: Esta función comprueba el número de hashtags en el Tweet.
- Caracteres repetidos: Comprueba si la palabra(s) tienen al menos tres caracteres repetidos consecutivos En tales casos, las palabras se normalizan al contener solamente hasta dos caracteres repetidos.

- Contextos negados: Palabras negadas que pueden afectar la polaridad de la palabra objetivo. Todas las palabras siguientes a la palabra negación se consideran negativas.

Utilizando estas características y sin uso de los recursos y/o herramientas externas en la tarea se obtuvo la precisión, recuerdo y medida F de 50,68 %, 49,73 % y 66,39 %, respectivamente. En esta propuesta se puede concluir que se enfrenta a dificultades en la clasificación de los sentimientos negativos y hay aún muchas maneras de mejorar el rendimiento de los modelos desarrollados.

A continuación se analizan los avances más importantes en la línea de señales electroencefalográficas(EEG).

2.1.2. Señales Electroencefalográficas

Es importante discutir los mejores resultados en cuanto al análisis de las señales electroencefalográficas(desde ahora llamadas señales EEG). En el trabajo presentado en [12], se propone una metodología para el análisis de estas señales al realizar actividades lúdicas como bailar y tocar la guitarra. Analizan la señal EEG de 14 canales con la diadema Emotiv EPOC durante un tiempo determinado, en este caso 30 segundos, que corresponden a 3840 muestras, llevando a cabo una de las actividades establecidas. Una vez que se tienen las muestras, se trasladan a Matlab, donde se inicia su procesamiento al obtener la señal diferencial entre los pares de electrodos equivalentes del lado izquierdo con el lado derecho.

Los resultados muestran que existe una predominancia de las ondas Delta en las etapas de relajación y que ésta disminuye al iniciar la actividad, ya sea el baile o tocar la guitarra. Se observa también un aumento en la presencia de las ondas Beta y Ram en la parte de improvisación. Se muestra que esta metodología permite cuantificar la potencia por bandas y por consiguiente, su distribución porcentual, sin utilizar filtrado digital para dividir las bandas.

Otro trabajo que permite extraer información a partir de las señales trasmitidas por el cerebro se presenta en [13]. En este trabajo el estudio de las señales se utiliza con el propósito de indagar en la estimulación cerebral que presentan diferentes perfiles de video

jugadores, como lo son el principiante, el intermedio y el avanzado. Se utiliza como plataforma de adquisición la diadema Emotiv EPOC, las señales adquiridas se procesan en Matlab para obtener potencias de las bandas de frecuencia Delta, Theta, Alpha, Beta y Ram por electrodo. Los juegos utilizados en este caso de estudio para las diferentes etapas de interés fueron:

- Super Smash Bros 64 del género luchas, con el cual se pretende caracterizar las señales electroencefalográficas activas al colocar al sujeto de prueba en un entorno de competencia, estrés y euforia.
- Mario Kart 64 del género carreras, el cual fomenta la competencia y adrenalina.
- Ajedrez para el género de razonamiento, el cual estimula la concentración y habilidad del usuario ante cambios en el panorama del juego, ya que se encuentra compitiendo con un jugador desconocido.

Se determinó cuál hemisferio del cerebro presentó mayor actividad, así como también qué electrodo registró la mayor actividad. Asimismo, se puede determinar qué banda de frecuencia fue la más activa en cada hemisferio o región. Al analizar los resultados del procesamiento se concluye que al pasar del estado de relajación al juego (en este caso de estudio) hubo un aumento significativo en el nivel de potencia, ya que al estar en relajación la potencia obtenida se encontraba entre 1 y 7 nano Watts para los usuarios y en el juego la potencia en algunos casos superó los 30 nano watts. Es decir, se presentó un incremento en el nivel de potencia.

Un trabajo muy importante en torno a cómo interpretar las señales de EEG es el que se desarrolla en [14], que registra la señal que se trasmite durante la pronunciación imaginada de palabras de un vocabulario reducido, sin emitir sonidos ni articular movimientos con la intención de controlar un dispositivo. Para ello, se registraron las señales de EEG de 27 individuos utilizando un protocolo básico para saber en qué segmentos de la señal la persona imagina la pronunciación de la palabra indicada. Para la adquisición de la actividad cerebral se registraron las señales EEG utilizando una diadema Emotiv, de acuerdo al modelo

Geschwind Wernicke [15], las señales de EEG relacionadas con la producción del habla afectan diferentes áreas en la parte izquierda del cerebro.

Las señales de EEG obtenidas son pre-procesadas. Para formar un corpus de datos para los experimentos, se registraron las señales de EEG de 27 individuos sanos, de los cuales 2 de ellos son zurdos y el resto son diestros. A cada uno se le registraron 33 épocas de cómo imaginan la pronunciación de cada una de las cinco palabras, por último, se utilizan los datos de cada uno de los individuos de manera separada para entrenar y probar a tres clasificadores de distinta naturaleza: Naïve Bayes (NB), Random Forest (RF) y Máquina de vectores de soporte (SVM). En el primer experimento los porcentajes de exactitud obtenidos por los tres clasificadores se encuentran con un promedio de 44.43 %, por encima del azar para cinco clases que son las palabras que se utilizaron, el cual es del 20 %. Los mejores porcentajes de exactitud se obtuvieron con RF por lo que se eligió como clasificador base. Para el segundo experimento se busca evaluar si los 10 canales restantes pueden aportar información adicional para el proceso de clasificación de habla imaginada. El clasificador RF tiene mejor desempeño usando la configuración de los 14 canales con un promedio de 60.11 %. Esta mejoría en las exactitudes entre la configuración de los 14 canales con respecto a la de 4 canales permite conjeturar que los demás canales contribuyen al proceso de reconocimiento del habla imaginada. No obstante, el usar todos los canales no necesariamente implica mayor información para obtener el mejor desempeño posible; por lo que, queda por explorar cuál es la mejor combinación de canales.

En la investigación desarrollada en [16] se presenta la activación de un motor de corriente directa mediante el uso de señales electroencefalográficas tomadas con EPOC Emotiv al pensar en un color específico. La obtención del EEG se llevó a cabo con la interfaz Epoc-Simulink Signal Server, que comunica al Simulink con la Emotiv EPOC y que permite obtener las señales del electroencefalograma. La señal entregada lleva un pre-procesamiento dedicado para la detección de humor y gestos faciales. En este caso, la Emotiv EPOC recupera aproximadamente entre tres y cinco segundos de pensar en el color deseado. A partir del periodograma Burg [17] se pueden caracterizar parámetros para usarlos como patrón de comparación para

la posterior detección. Se forma un espacio tridimensional con las tres variables: frecuencia, amplitud y área de cada banda, con esta información se puede caracterizar cada color utilizado (verde, rojo y azul). Una vez caracterizada la EEG (señal de entrada) y teniendo los parámetros característicos que proporciona la red neuronal para cada color (acción), se decide a qué color corresponde mediante una comparación. Una vez que se sabe a qué color pertenece el electroencefalograma de la entrada, se tiene una decisión lógica, y de acuerdo a cada color encontrado, se le asigna una acción diferente al motor mediante un modelo desarrollado en Matlab. Los resultados demuestran que existe una similitud entre el espectro de varios electroencefalogramas correspondientes a pensamientos iguales, y que cuando se busca únicamente diferir entre dos pensamientos es más acertado que con tres, pero para diferir entre más pensamientos se puede hacer uso de una red neuronal más robusta. También se puede hacer una aplicación mucho más precisa, tomando en cuenta electroencefalogramas correspondientes a pensamientos de una sola persona porque de ese modo se elimina el factor de los procesos cognitivos diferentes en cada persona. Esto equivale a personalizar la aplicación, en lugar de hacerla general, como en este caso.

Un trabajo más relacionado con las emociones es el desarrollado en [18], donde se muestran los primeros resultados en el desarrollo de un sistema de captura y de lectura de registros del estado emocional de un individuo. Frente al objetivo de capturar y grabar los valores afectivos en función de los estímulos presentados en un editor, resultó necesario desarrollar una aplicación que facilite el estudio en búsqueda de patrones globales de distintos usuarios frente a la presencia de estímulos conformados con imágenes y sonidos. La aplicación desarrollada permite la captura y almacenamiento de las señales de emociones leídas por la Emotiv EPOC, durante un tiempo determinado mientras se estimula al usuario con una fuente externa (presentación con imagen y sonido) y luego se realiza un análisis con el objetivo de descubrir patrones, al asociar los estímulos que generaron cambios en las bioseñales del usuario. Después de obtener las señales se genera un archivo de hoja de cálculo con los valores capturados para el posterior análisis en busca de patrones que surjan de la relación estímulo/emoción. De las pruebas realizadas se concluyó con un estímulo de sonido particular (en este caso

una grabación real de una llamada telefónica pidiendo auxilio), es posible repetir un patrón en un valor de excitación durante un periodo de tiempo frente a un estímulo con diferentes usuarios, considerando que los valores alcanzados por cada individuo son independientes. A pesar de que los valores de las señales obtenidas de los individuos son independientes y no es posible esperar que dos usuarios generen valores iguales en términos emocionales debido a que cada uno responde con su grado emocional, se pudo determinar que existen patrones similares que se repiten emocionalmente en ambos individuos.

Se han desarrollado diversas investigaciones para detectar en los textos si trasmite un sentimiento positivo negativo o neutro, por otra parte se han estudiado las señales electroencefalográficas que los individuos emiten cuando están desarrollando actividades lúdicas, accionando con videojuegos, pensando palabras, entre otros. Hasta el momento no se ha desarrollado un modelo que tenga como entrada características extraídas de los textos y señales encefalográficas para descubrir las emociones superiores y básicas, objeto de la presente investigación.

2.1.3. Clasificación de Emociones

El objetivo principal de la presente investigación es la clasificación de emociones, sin embargo, es necesario estudiar diferentes enfoques y analizar la que mejor se adecue al presente trabajo.

Una de ellas es la de Gray [19], que sugiere que las personas dividen el mundo moral a lo largo de las dos dimensiones de valencia (ayuda/daño) y el tipo moral (agente/paciente). La intersección de estas dos dimensiones da cuatro ejemplares morales: héroes, villanos, víctimas y beneficiarios, y de cada uno se suscitan emociones únicas. Por ejemplo, las víctimas (daño/paciente) provocan simpatía y tristeza. La división de las emociones morales en estos cuatro cuadrantes ofrece predicciones sobre qué emociones se refuerzan, se oponen y se complementan entre sí.

Gray propone que la primera dimensión en el espacio de las emociones morales es de valencia, anclado por un daño, y su opuesto, ayuda. La segunda dimensión se deriva de la estructura diádica(bueno o malo) de la moralidad. Estas emociones son provocadas no sólo

de situaciones morales, sino de la gente, ya sea agentes o pacientes en situaciones morales. Los cuatro cuadrantes y sus respectivas emociones se enumeran a continuación y se pueden visualizar en la Figura 2.1.

- Agente/Ayuda: Héroes como la Madre Teresa que evocan la inspiración, la elevación, la admiración, y tal vez el temor.
- Paciente/Ayuda: Aquellos ayudados por otros, tales como receptores de caridad, evocar el alivio y la felicidad general.
- Agente/Daño: Villanos como Hitler y los asesinos en serie evocan la ira y disgusto.
- Paciente/Daño: Los victimizados por otros evocan la simpatía y tristeza

Fig. 2.1. La estructura de la moral y las emociones morales correspondientes.

Las emociones morales son provocadas por acontecimientos morales y ejemplares, pero lo más importante es que siguen la estructura subyacente de la moralidad.

Un enfoque interesante es el de McDougall [20], quien indica que el proceso instintivo mental que resulta de la emoción de cualquier instinto siempre tiene un aspecto afectivo, en el caso de los instintos simples, éste aspecto afectivo del proceso instintivo no es prominente,

y la calidad es peculiar en cada caso, sin embargo no se puede distinguir éstas cualidades y no se tienen nombres especiales para ellas. Pero, en el caso de los principales instintos poderosos, la calidad afectiva de cada proceso instintivo y los cambios en el cuerpo en el cuál se expresa, son peculiares y distintos, por lo tanto el lenguaje provee nombre especiales para cada modo o experiencia afectiva, nombres tales como ira, miedo,curiosidad, y el nombre genérico para ellos es "emoción".

Para calificar cualquier emoción o impulso humano como emoción primaria o simple instinto, se debe considerar dos instintos de gran asistencia. Primero, si una emoción o impulso similares son claramente mostrados en las actividades instintivas de los animales, ese hecho proveerá una fuerte presunción de que la emoción o impulso en cuestión son primarios o simples, en la otra mano, si tal actividad instintiva no ocurre en los animales, se debe sospechar que el estado afectivo en cuestión es una emoción compuesta compleja o bien no es una emoción en lo absoluto. Segundo, debemos preguntarnos si el estado afectivo en cuestión aparece ocasionalmente en humanos con una intensidad exagerada. Ya que aparentemente cada disposición instintiva, siendo una unidad relativamente funcionalmente independiente en la constitución de la mente, es capaz de mórbida hipertrofia o de convertirse en anormalmente excitable, independientemente del resto de las disposiciones y funciones mentales. Es decir, se debe observar la psicología comparativa y patología mental, para confirmar el carácter primario de aquellas emociones que parecen ser simples y que no se pueden analizar. Entre los instintos de los que habla McDougall están:

- El instinto de vuelo y la emoción del miedo
- El instinto de Repulsión y de la emoción de asco
- El instinto de la curiosidad y la emoción de sorprenderse
- El instinto de agresividad y de la emoción de la ira
- El instinto de los padres y de la emoción de licitación

La emoción como un hecho de auto conciencia puede ser propiamente distinguido del proceso cognitivo el cual lo acompaña y lo califica es, obvio e indiscutible. La propiedad de distinguir entre el elemento en consciencia, el impulso, apetito, deseo o aversión, y la emoción acompañante, no es tan obvia. Ya que éstas características son más íntimas y constantemente asociadas, la discriminación introspectiva de ellas es usualmente difícil. Sin embargo muestran cierto grado de independencia entre ellas, con frecuente repetición de una particular situación emocional y una reacción, el aspecto afectivo del proceso tiende a ser menos prominente, mientras que el impulso se hace más fuerte.

Otra clasificación es la de Robert Plutchik, quien creó la Rueda de las Emociones en 1980 (Figura 2.2), plantea ocho emociones básicas y ocho emociones avanzadas, cada una compuesta de dos emociones básicas.

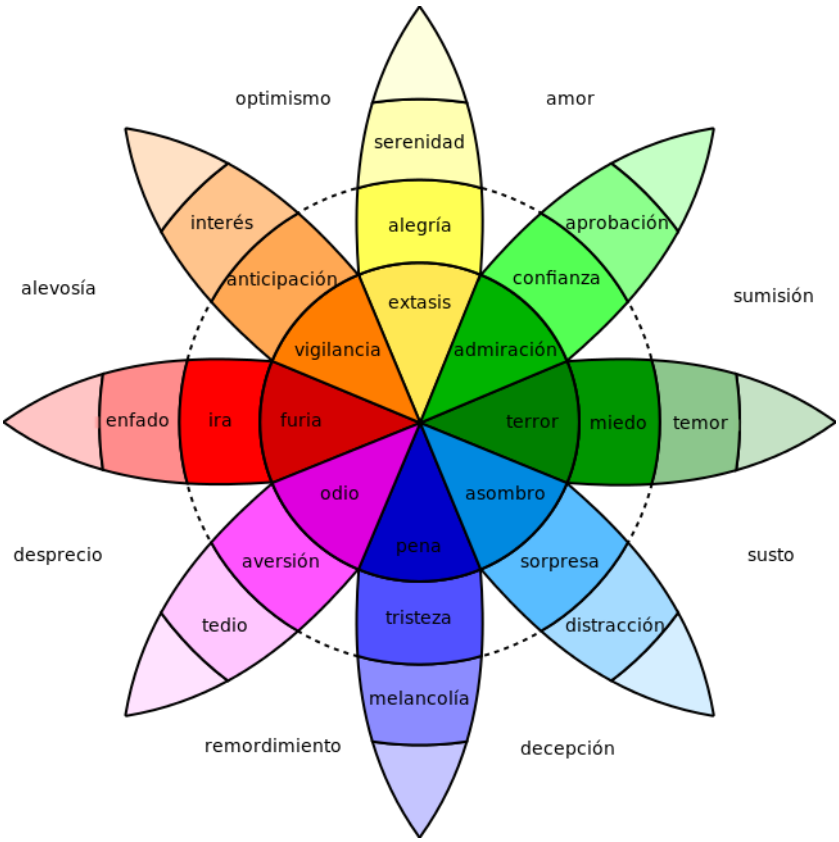

Fig. 2.2. Rueda de las Emociones de Plutchik

Finalmente, uno de los psicólogos con más influencia en la investigación de las emociones y sus expresiones, estableció una lista de seis emociones básicas. Paul Ekman [21], se basa en la teoría de que de una manera universal que las expresiones faciales de los individuos son asociadas con las emociones.

Menciona que muchas de las cuestiones centrales en su investigación transcultural y evolutiva requiere la medición de la actividad facial en sí misma y no pueden contestarse confiando únicamente en el acuerdo de los juicios de los observadores de la emoción. Se han desarrollado métodos que permiten medir dos aspectos de la actividad facial: los cambios en el tono muscular y las acciones visibles

Utiliza el término de emociones básicas para enfatizar el rol que la evolución ha jugado en formar ambos, la expresión y la función de las emociones.

Estas emociones son:

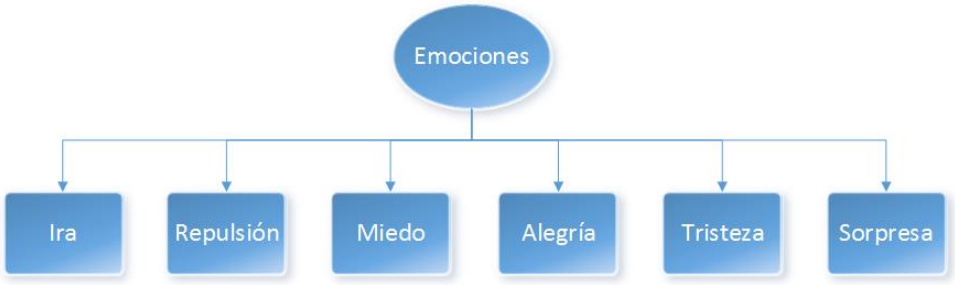

Fig. 2.3. Emociones básicas propuestas por Ekman

Se ha seleccionado la clasificación de Ekman para desarrollar la taxonomía, porque las emociones básicas que él considera se pueden estimular de manera visual o escrita.

A continuación la teoría que sustenta la presente investigación.

Capítulo 3

Marco Teórico

> I don't believe you have to be better than everybody else. I believe you have to be better than you ever thought you could be.
>
> Ken Venturi

3.1. Electroencefalografía

La Electroencefalografía es el registro y evaluación de los potenciales eléctricos generados por el cerebro y obtenidos por medio de electrodos situados sobre la superficie del cuero cabelludo. El electroencefalograma (EEG) es el registro de la actividad eléctrica de las neuronas del encéfalo [14]. Dicho registro posee formas muy complejas que varían mucho con la localización de los electrodos y entre individuos; esto es debido al gran número de interconexiones que presentan las neuronas y por la estructura no uniforme del encéfalo.
La actividad bioeléctrica cerebral puede captarse por diversos procedimientos:

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

Para captar la señal se utilizan diferentes tipos de electrodos:

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

El registro de la actividad bioeléctrica cerebral recibe distintos nombres según la forma en que es captada:

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

Los electrodos se distribuyen en la parte occipital, parietal y frontal de la cabeza, su nomenclatura indica la región de la misma donde están ubicados: frontal (F), central (C), parietal (P), occipital (O), temporal (T) y fronto-parietal (FP). En la figura (3.1) se muestra la correspondencia de los electrodos del EPOC con los de un encefalógrafo tradicional de 64 electrodos [22].

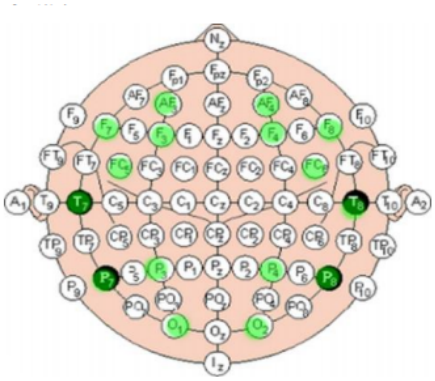

Fig. 3.1. Correspondencia de los 16 electrodos del Epoc (en verde) con la distribución de 64 electrodos de un EEG tradicional.

Dicho registro posee formas muy complejas que varían mucho con la localización de los electrodos y entre individuos. Esto es debido al gran número de interconexiones que presentan las neuronas y por la estructura no uniforme del encéfalo. Las señales electroencefalográficas se encuentran en el rango de frecuencias de 0 a 50 Hz y se pueden clasificar en cinco bandas de frecuencia. Medir las señales cada un cierto tiempo permite ir descubriendo las diferentes emociones que trasmite un individuo al leer un texto de diferente dominio y contenido, al escuchar música, entre otros.

A continuación se listan y detallan los tipos de onda existentes, explicando en que frecuencias tienen lugar, que localización física craneal tienen asociada, y los valores normales y patológicos de las mismas. Se presentan también los patrones característicos de cada tipo de onda.

Delta

Se encuentran en una frecuencia inferior a los 4 Hz, y localizadas en la parte frontal en adultos y la parte posterior en niños. Normalmente se asocian con el sueño profundo y la inconsciencia.

Son el tipo de onda más lento, pero con la mayor amplitud. Las ondas Delta aparecen en el estado 3 del sueño, dominando todo el espectro en el estado 4; el estado 3 de sueño se define por tener menos del 50 % de actividad en Delta, y el estado 4 por tener más del 50 %. En las mujeres se presenta una mayor actividad de delta que en los hombres, aunque esta diferencia no se hace evidente hasta la etapa adulta (entre los 30 y los 40 años de edad).

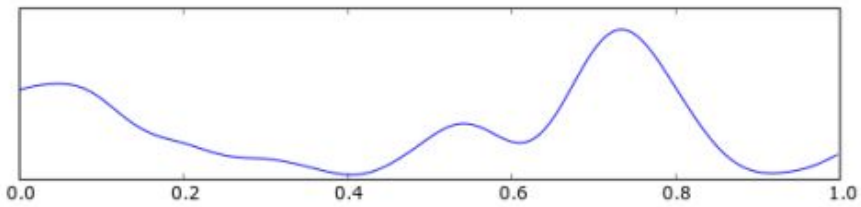

Fig. 3.2. Muestra de onda Delta en un período de oscilación.

Theta

Se encuentran entre los 4 y los 8 Hz, localizadas en posiciones no relacionadas con tareas específicas. Normalmente se asocian con la relajación profunda y la modorra.

Presenta un patrón oscilatorio de menor amplitud que las ondas Delta. A diferencia, las ondas Theta pueden ser de dos tipos:

- Theta Hipocampo, encontrada en mamíferos como roedores, perros o gatos en la zona del hipocampo.
- Theta Cortical, encontrada en los humanos, de menor frecuencia que Theta Hipocampo.

Theta Cortical (Theta en humanos) no presenta relación con la zona del hipocampo (a diferencia de los animales); se presenta en el rango de los 4-7 Hz independientemente del origen manteniendo acotada la oscilación.

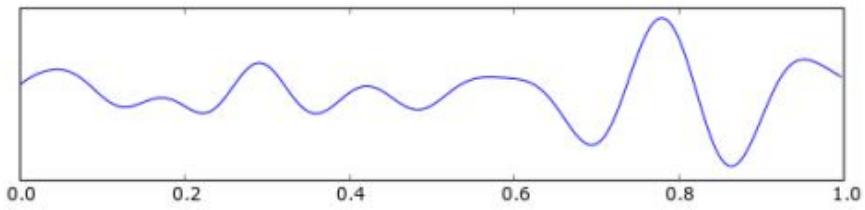

Fig. 3.3. Muestra de onda Theta en un período de oscilación.

Alpha

Se encuentran entre los 8 y los 13 Hz, localizadas en las regiones posteriores de la cabeza, en ambos lados y centrales. Normalmente se asocian con la relajación, la meditación, la inhibición del control (aparentemente inhibición temporal de la actividad cerebral) o el acto de cerrar los ojos. Patológicamente se asocian con el coma.

El patrón corresponde al denominado ritmo básico posterior, observado en las regiones posteriores de la cabeza a ambos lados, siendo de mayor amplitud en el lado dominante del individuo (una persona diestra mostrará ondas Alpha de mayor amplitud en el lado derecho posterior). Aumentan su valor al cerrar los ojos y con la relajación. En personas jóvenes y niños, las ondas Alpha muestran una frecuencia menor de los 8 Hz.

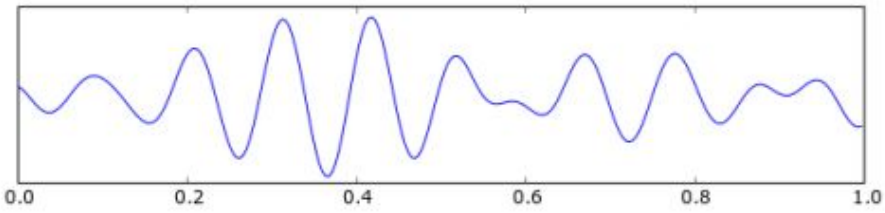

Fig. 3.4. Muestra de onda Alpha en un período de oscilación.

Beta

Se encuentran entre los 13 y los 30 Hz, localizadas en ambos lados de forma simétrica, pero más predominantes hacia el frontal. Normalmente se asocian con el estado de alerta, actividad o alta concentración y pensamiento.

Presenta un patrón oscilatorio con baja amplitud y múltiples y variables frecuencias, mayores cuanto más activo es el pensamiento y mayor es la concentración. Sobre el cortex motriz se asocian con las contracciones musculares producto de los movimientos isotónicos. Se producen grandes incrementos de la señal Beta en posición estática o supresión voluntaria del movimiento y se reduce en gran medida en los cambios de movimiento.

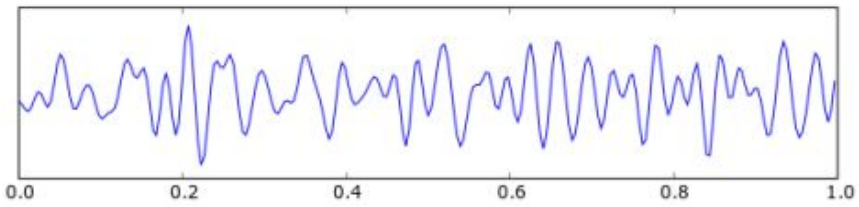

Fig. 3.5. Muestra de onda Beta en un período de oscilación.

El uso básico de la Electroencefalografía es el análisis rutinario encefalográfico, consistente en la grabación de la actividad cerebral y su posterior análisis. Generalmente, con este análisis es posible:

- Distinguir las crisis epilépticas de otros tipos de enfermedades.
- Pronosticar un paciente en coma.

- Servir como prueba de muerte cerebral.
- Determinar cuándo administrar medicamentos anti-epilépticos.

Además, la EEG puede servir como medio para monitorizar:

- La profundidad de la anestesia.
- Los ataques no convulsivos epilépticos.
- El efecto de sedantes en paciente en coma inducido.

En el marco de la investigación, es un medio excelente para proporcionar una ventana al cerebro y su funcionamiento. Permite la observación de su comportamiento y la actividad que muestra antes ciertos estímulos o situaciones, permitiendo buscar y establecer relaciones.

3.2. Interfaces Cerebro Computadora

Las interfaces cerebro computadora (en inglés Brain Computer Interfaces (BCI)), constituyen una tecnología que se basa en la adquisición de ondas cerebrales, para luego ser procesadas e interpretadas por una computadora. Una interfaz cerebro computadora se basa principalmente en el análisis de las señales EEG captadas durante algún tipo de actividad mental con la finalidad de controlar un componente externo.

A continuación se comparan algunos dispositivos de interfaz cerebro computadora disponibles en el mercado (Figura 3.6).

3.2.1. Neurosky

NeuroSky, Inc [23]. es un fabricante de interfaz cerebro computadora, que fue fundada en 2004 en Silicon Valley , California. La compañía se enfoca a electroencefalografía (EEG) y electromiografía (EMG) para adaptarse a un mercado de consumo dentro de una serie de campos, tales como entretenimiento (juegos y juguetes), la educación y la salud.

Fig. 3.6. Dispositivos portátiles EEG: (a)Emotiv, (b)Neurosky, (c)Zeo, (d)Starlab, (e)Emsense, (f)nia Game Controller, (g)Mindo 4, (h) Mindo 16 [1].

ThinkGear es la tecnología dentro de cada producto de NeuroSky que utiliza el sensor Dry-Active patentado por la compañía para leer las señales eléctricas cerebrales. Los electrodos estándar en la electroencefalografía usan un gel conductor para facilitar la lectura de las señales. El sensor Dry-Active no necesita dicho gel y, a diferencia de la electroencefalografía médica, que utiliza muchos electrodos para realizar las mediciones, NeuroSky sólo usa uno. Esto hace que los dispositivos basados en tecnología NeuroSky sean de muy bajo costo y fáciles de usar. Algunos productos que ofrece Neurosky son [24]:

- MindWave Mobile: El MindWave Mobile es un producto NeuroSky lanzado en el año 2010. Su precio es de $99 US por lo que es el dispositivo de lectura de señales EEG menos caro (Figura 3.7). El sensor del auricular mide la actividad eléctrica del cerebro y transfiere la lectura de datos a través de Bluetooth (hasta 10 metros de alcance) a un teléfono inteligente, tablet u computadora. MidWave Mobile incluye 10 aplicaciones de juegos y programas educativos centrados en las matemáticas, memoria y el reconocimiento de patrones.

  El dispositivo consiste en una diadema, un clip de oreja, y un sensor en un brazo. Los electrodos de referencia y de tierra están en el clip de la oreja y el electrodo de EEG

Fig. 3.7. Dispositivo Mindwave Mobile.

está en el brazo del sensor, que descansa sobre la frente por encima del ojo (posición FP1). Utiliza una sola batería AAA con 8 horas de duración de la batería. Los datos de salida para desarrolladores que ofrece MindWave son:

- Bandas de frecuencia (delta, theta, alpha, beta, gamma).
- Señales EEG en bruto (a 512Hz).
- El procesamiento y la salida de eSense (propiedad de NeuroSky) de atención, meditación y otras.
- Análisis de calidad de la señal EEG/ECG (se puede utilizar para detectar una mala colocación y si el dispositivo está fuera de la cabeza)

Es compatible con iOS y Android, quienes adicionalmente cuentan con un mayor número de aplicaciones compatibles con MindWave en sus respectivas tiendas.

- Mindflex: Es un juguete de Mattel que utiliza ondas cerebrales para dirigir una bola a través de una carrera de obstáculos (Figura 3.8). Las ondas cerebrales (EEG) son capturadas con una diadema , que permite al usuario acelerar o ralentizar, elevar o bajar la pelota azul. El juego fue lanzado en el otoño de 2009.

Fig. 3.8. Dispositivo Mindflex.

- Star Wars Force Trainer: Es un juguete que usa el poder de la mente para mover hologramas y realizar increíbles hazañas de fuerza Jedi de diferentes películas de Star Wars (Figura 3.9). Los sensores en el auricular inalámbrico detectan la concentración a partir de las ondas cerebrales y desencadena cambios en el holograma.

Fig. 3.9. Dispositivo Star Wars Force Trainer.

- Orbit Puzzlebox: Permite volar un avión no tripulado inalámbricamente con el poder de la mente (Figura 3.10). El Orbit Puzzlebox es operado a través de un auricular NeuroSky EEG más o bien un dispositivo móvil o la dedicada a distancia Puzzlebox pirámide. Los usuarios pueden viajar a través de la órbita concentración concentrado o mediante el mantenimiento de un estado de relajación mental.

Fig. 3.10. Dispositivo Orbit Puzzlebox.

3.2.2. Zeo

Zeo, Inc., anteriormente laboratorios Axon, era una empresa privada fundada por estudiantes de la Universidad de Brown, establecida 29 de diciembre de 2003 en Providence, Rhode Island y más tarde con sede en Boston. Desarrolló un elegante reloj de alarma, estos se utilizaban en forma cintas para la cabeza para vigilar el estado de sueño para despertarse en el mejor momento y proporcionar información para mejorar el mismo, el estado de sueño es detectado esencialmente por tres electrodos de larga duración hechos con una tela conductora de electricidad y una unidad inalámbrica que transmite los datos a un reloj de cabecera (Figura 3.11). La compañía también comercializó un servicio web como entrenador de sueño

personal, que permitía a sus usuarios subir sus datos de sueño y a continuación, medir y analizar sus patrones de sueño, esto fue más tarde puesto a disposición sin costo alguno. Zeo Inc. salió del negocio en mayo 2013 [25].

Fig. 3.11. Dispositivo Zeo.

3.2.3. Starlab

Starlab es una empresa privada, fundada en el año de 2011.Sus principales áreas de trabajo se encuentran en los sectores de la tecnología espacial y la neurociencia. Algunos productos en el área de neurociencia son [26]:

- Starstim: Es un sistema neuroestimulador híbrido, con señales EEG y TDCS(Estimulación Transcraneal con Corriente Directa), cuenta con 8 canales, es posible que los electrodos EEG estén húmedos o secos. Viene integrado con un potente software llamado NIC (Neuroelectrics Instrument Controller) con una interfaz de usuario intuitiva, que permite una fácil configuración y monitoreo de los parámetros de estimulación, grabación y visualización de EEG, se puede utilizar dónde y cuándo se requiere y está lista para

la investigación o el uso clínico. En la actualidad está clasificado como un dispositivo de investigación bajo la ley federal de Estados Unidos.

Fig. 3.12. Dispositivo Starstim.

Entre sus características se puede destacar que es inalámbrico, portátil y fácil de configurar ya que:

- Permite la grabación fuera de la clínica o laboratorio.
- Configuración rápida en menos de 5 minutos.
- Software NIC fácil de usar.
- Visualización de las características del EEG

Algunas especificaciones técnicas respecto al EEG son:

- Número de canales: 8 canales.
- Frecuencia de muestreo: 500 S/s.
- Ancho de banda: de 0 a 125 Hz (DC acoplado).
- Resolución: 24 bits - 0,05 mV resolución.

- Ruido: <1 μV RMS.
- Impedancia de entrada: 1 GΩ.
- Compatible con Windows 7, 8 y Mac OS X.

En la investigación, Starstim ha sido utilizado en áreas distintas, tales como la neurofisiología básica, la mejora del aprendizaje, y puede también ser utilizado para aplicaciones de BCI.

- Enobio 8: Es un sistema de sensores de electrofisiología portátil, inalámbrica para el registro de EEG. Viene integrado con una potente interfaz de usuario intuitiva para una fácil configuración, grabación y visualización de datos de EEG, incluyendo espectrograma y visualización 3D en tiempo real de las características espectrales. Está lista para la investigación o el uso clínico, sin embargo, Enobio 8 es ideal para aplicaciones fuera de la práctica de laboratorio. Se puede utilizar NUBE, un sistema de nubes para la recolección de los datos experimentales, también puede utilizar una tarjeta microSD para guardar datos fuera de línea.

  Las señales que obtiene son datos confiables, con las siguientes características:

  - Obtiene la fiabilidad de un sistema cableado sin cables y reduce el ruido en los datos.
  - Toma de muestras de ancho de banda de 0-125 Hz permite grabar EEG en Delta, Theta, Alfa, Beta, Gamma y bandas de alta gamma.
  - Compatible con Starstim.
  - Empezar a grabar en menos de cinco minutos.
  - Cuenta con un gorro para un posicionamiento preciso y estable de los electrodos.
  - Registro donde y cuando se requiere.
  - Inalámbrico, sistema ligero, cómodo y recargable que permite la captura movil de los datos.

- Varios tamaños de gorros están disponibles para un ajuste perfecto en adultos y niños.

Algunas especificaciones técnicas son:

- Número de canales: 8 canales.
- Ancho de banda: de 0 a 125 Hz (DC acoplado).
- Frecuencia de muestreo: 500 S/s.
- Resolución: 24 bits - 0,05 microvoltios.
- Ruido: <1 μV RMS.
- Impedancia de entrada: 1 GΩ.
- Comunicación: Bluetooth 3.0 y 2.1.
- Salida: EDF +, ASCII, archivos de datos NEDF o datos en bruto.
- 3 ejes de acelerómetro.
- Tiempo de funcionamiento: 16 horas.
- Compatible con Windows 7, 8 y Mac OS X.

Con el fin de construir aplicaciones BCI en el mundo real, es esencial que el sujeto esté cómodo y comportarse de forma natural en su entorno típico. Enobio ha sido diseñado con estas limitaciones en mente y proporciona una plataforma para el desarrollo de aplicaciones BCI lejos de un laboratorio.

- Enobio 20: Es un sistema de sensores de electrofisiología portátil, inalámbrica para el registro de EEG. Enobio 20 es ideal para el desarrollo de aplicaciones de investigación, por ejemplo, estudios del sueño. Cuenta con un total de 20 canales. Viene integrado con una potente interfaz de usuario intuitiva para una fácil configuración, grabación y visualización de los datos de EEG. Las señales que obtiene son datos confiables, con las siguientes características:

- Obtiene la fiabilidad de un sistema cableado sin cables y reduce ruido en los datos.
- Toma de muestras de ancho de banda de 0-125 Hz permite grabar EEG en Delta, Theta, Alfa, Beta, Gamma y bandas de alta gamma.
- Compatible con Starstim.
- Empezar a grabar en menos de cinco minutos.
- Cuenta con un gorro para un posicionamiento preciso y estable de los electrodos.
- Registro donde y cuando se requiere.
- Inalámbrico, sistema ligero, cómodo y recargable que permite la captura movil de datos.
- varios tamaños de gorros están disponibles para un ajuste perfecto en adultos y niños.

Algunas especificaciones técnicas son:

- Número de canales: 20 canales.
- Ancho de banda: de 0 a 125 Hz (DC acoplado).
- Frecuencia de muestreo: 500 S/s.
- Resolución: 24 bits - 0,05 microvoltios.
- Ruido: <1 μV RMS.
- Impedancia de entrada: 1 GΩ.
- Comunicación: Bluetooth 2.1.
- Salida: EDF +, ASCII, archivos de datos NEDF o datos en bruto.
- 3 ejes de acelerómetro.
- Tiempo de funcionamiento: 15 horas.
- Compatible con Windows 7, 8 y Mac OS X.

Cualquier escenario en el que se necesitan datos electrofisiológicos pero difíciles de registrar de forma natural puede beneficiarse de la tecnología Enobio.

3.2.4. Emsense

EmSense es una de las compañías americanas líderes en aplicación de las neurociencias a la investigación de mercados con su sede en San Francisco, E.U., fundada en 2004. EmSense ha desarrollado técnicas de medición que combinan el uso de EEG con otras mediciones biométricas para ofrecer a sus clientes una compresión más profunda del inconsciente de sus consumidores.

Fig. 3.13. Dispositivo EmGear.

EmSense ha diseñado EmGear(Figura 3.13), un casco ligero con tecnología EEG no invasiva que permite realizar estudios neurocientíficos ofreciendo una cierta libertad de movimientos a los sujetos de estudio, utiliza un sólo electrodo seco para captar las señales. Además de las mediciones del EEG, EmGear controla el ritmo de la respiración, movimiento de la cabeza, pulsaciones, ritmo del parpadeo y la propia temperatura de la piel [27].

3.2.5. NIA Game Controller

El Neural Impulse Actuator (NIA) es un BCI desarrollado por OCZ Technology. El nombre NIA implica que las señales se originan en la actividad neuronal; sin embargo, lo que realmente está capturado es una mezcla de la actividad muscular, la piel y los nervios que pueden ser resumidos como biopotenciales en lugar de señales neuronales puras.

Fig. 3.14. Dispositivo NIA Game Controller.

La NIA puede ser usado en conjunto con el ratón para una experiencia de juego más envolvente, es compatible con cualquier juego de PC utilizando la entrada de teclado. Los perfiles predefinidos incluidos con el software de NIA permiten a los jugadores desarrollar su propio perfil para poner en marcha el comportamiento deseado, por ejemplo, en un juego: disparar con el "abrir y cerrar de ojos", sin mover un solo dedo. NIA ya no está siendo fabricado.

3.2.6. Mindo

Mindo ofrece numerosas ventajas: la calidad de los datos es comparable a la obtenida con los sistemas de electrodos húmedos, pero sin la necesidad de abrasión de la piel; el auricular es muy fácil de usar y quitar; es inalámbrico y por lo tanto permite grabaciones sin estar atado a una computadora. Mindo incluye electrodos secos portátiles, inalámbricos que permiten alta resolución de EEG. Se trata de un nuevo dispositivo de EEG multicanal que le permite controlar los juegos, controlar las etapas de sueño y mejorar la concentración.

Los productos que ofrece actualmente Mindo son:

- Mindo-4S Jellyfish: Utiliza sensores secos con una banda de base de silicio para medir la actividad cerebral en la zona de la frente. Utiliza un sensor seco, que utiliza una banda de base de silicio como el electrodo seco para medir la actividad cerebral en

la zona de la frente, adicionalmente incorpora 4 sensores para detectar las señales de EEG en tiempo real, y se puede realizar un seguimiento de las señales en una tablet o computadora a través de Bluetooth.

Fig. 3.15. Dispositivo Mindo-4S Jellyfish.

Es compatible con Android y con los sistemas operativos de una PC. También utiliza una batería recargable de hasta 10 horas de duración.

- Mindo-32 Trilobite: Ofrece calidad en los datos obtenidos con sensores mojados, pero sin la necesidad de abrasión de la piel de manera inalámbrica. Incorpora 32 sensores para detectar las señales EEG.

Fig. 3.16. Dispositivo Mindo-32 Trilobite.

Mindo-32 Trilobite ofrece numerosas ventajas. En primer lugar y el más importante es que la calidad de los datos es comparable a la obtenida con los sistemas de electrodos húmedos, pero sin la necesidad de abrasión de la piel o del preparado (no hay geles). En segundo lugar, el auricular es muy fácil de usar y quitar, incluso permitiendo a los usuarios poner en ellos mismos en muy poco tiempo. En tercer lugar, es muy cómodo. En cuarto lugar, es inalámbrico y por lo tanto permite la adquisición de los datos sin estar atado a una computadora, y por lo tanto los sujetos son capaces de moverse libremente por la habitación u oficina

- Mindo-64 Coral: Utiliza sensores secos con alta calidad de la señal sin abrasión de la piel, incorpora 64 sensores para detectar las señales EEG. Cuenta con un sistema inalámbrico, ligero, cómodo y recargable.

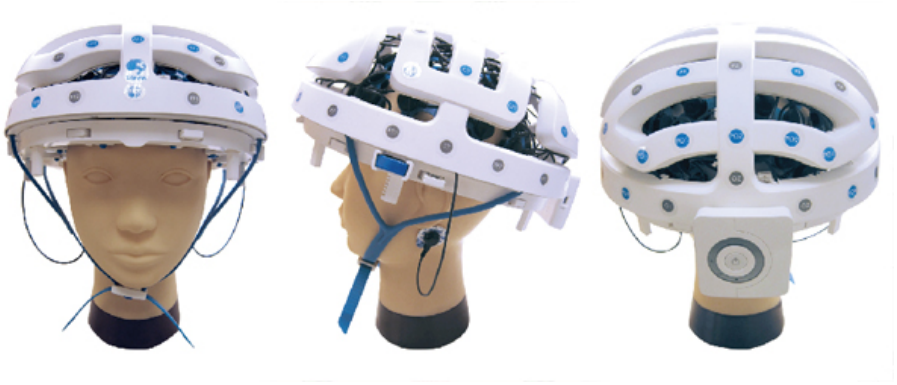

Fig. 3.17. Dispositivo Mindo-64 Coral.

Algunas características de Mindo-64 Coral son:

- En la captura de los datos se pueden añadir a 64 canales.
- El aumento de canales permite obtener señales con mayor claridad.
- Sensores secos, no requieren geles o líquidos, y no deja ningún residuo.
- Alta calidad de la señal.
- Sin abrasión de la piel.
- El sistema inalámbrico, ligero, cómodo y recargable.

3.2.7. Emotiv

Emotiv Systems es una empresa australiana fundada en 2011, una empresa bioinformática que avanza en la comprensión del cerebro humano utilizando la electroencefalografía (EEG). Su misión es acelerar la investigación del cerebro a nivel mundial. Las aplicaciones para la tecnología de Emotiv y la interfaz abarcan una increíble variedad de industrias y aplicaciones potenciales, desde los juegos hasta sistemas de control de manos libres, arte, psicología , aprendizaje, robótica, etcétera. Emotiv es un reconocido pionero y líder del mercado en este campo [28]. Algunos de los productos que ofrece Emotiv Systems son:

- Emotiv Insight: Cuenta con 5 canales, una diadema inalámbrica que registra las ondas cerebrales y las traduce en datos significativos de manera que se puedan entender. Diseñado para el uso diario, optimizado para producir señales limpias, robustas en cualquier momento y en cualquier lugar [28].

- Emotiv EPOC/EPOC+: Una interfaz cerebro computadora que ofrece 14 canales de lectura EEG más 2 referencias de alta resolución. Diseñada para las aplicaciones de investigación contextualizadas prácticas, ofrece acceso a la alta calidad, datos de señales EEG en bruto utilizando su software y un avanzado SDK. Se pueden llevar a cabo investigaciones utilizando las API y las bibliotecas de detección [28].

  Algunas especificaciones técnicas son:

  - Método de muestreo: Simple ADC (Analog-to-digital converter)
  - Tasa de muestreo: 128 SPS (sample per second).
  - Resolución: 14 bits 1 LSB = 0.51μV (16 bit ADC, 2 bits son descartados por ruido).
  - Ancho de banda: 0.2 – 43Hz, filtros digitales notch de 50Hz a 60Hz.

Dispositivo Emotiv Epoc+

La adquisición de las señales EEG se realizan mediante el Emotiv Epoc+ headset (Figura 3.18) ya que, aunque representa un gasto de casi diez veces mayor al dispositivo en el mercado más económico, cuenta con más electrodos por lo que las lecturas serán más precisas pues se detectará la actividad cerebral directamente de cada zona del cerebro, es fácil de instalar y tiene un amplio rango de movimiento (es inalámbrico). Sin embargo se cuenta con una desventaja, el dispositivo sólo realiza el EEG en bruto, no cuenta con filtros para diferentes frecuencias y amplitudes de las señales.

Fig. 3.18. Emotiv Epoc+ headset.

Este dispositivo se forma a partir de 14 canales (Figura 3.19) que se posicionan específicamente en ciertas áreas del cuero cabelludo, tiene dos referencias ubicadas detrás de la oreja, con un receptor USB con el cual las señales adquiridas son enviadas a la computadora.

Los tipos de electrodos utilizados son superficiales, se conforman por pequeños discos metálicos que se fijan con una pasta conductora entregando con esto una resistencia de contacto a la señal muy baja.

Estos electrodos se encuentran sujetos a una especie de brazos de plástico que garantizan su correcta ubicación, ya que son correctivos de ciertos puntos dentro del cuero cabelludo [29].

Las referencias son llamadas CMS (Common Mode Sense) y DRL (Driven Right Leg), ubicadas a cada lado, las cuales deben ser ubicadas detrás de la oreja o encima de ella, siendo estos puntos muy importantes para el correcto funcionamiento del dispositivo, ya que si no

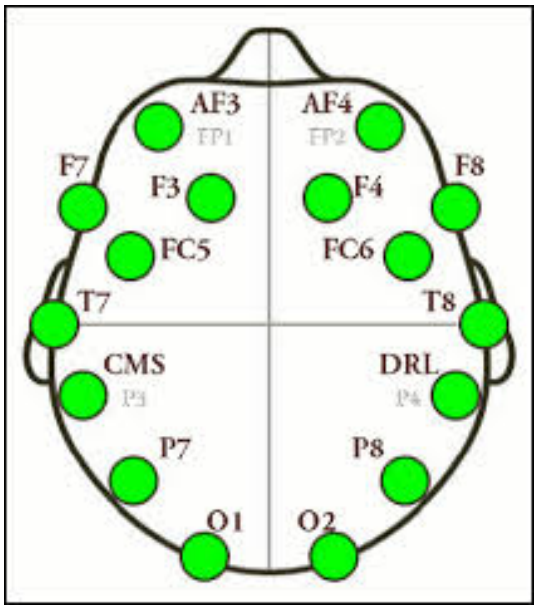

Fig. 3.19. Distribución de electrodos en el EPOC EMOTIV.

se les ubica correctamente no se obtiene una correcta lectura de la señal y el resto de los sensores no reportará señal alguna [29].

Cada uno de los electrodos está también dotado por una almohadilla que es humedecida en una solución salina, la cual ayuda a la conducción de la actividad eléctrica. A diferencia de las dos referencia, ya que estas tienen una cobertura plástica en vez de la almohadilla humedecida.

La manera de ubicar en la cabeza la diadema Emotiv Epoc se puede observar en la Figura (3.20).

Con las dos manos se debe colocar, deslizando la diadema hacia abajo desde la parte superior de la cabeza, hasta que se llegue a ubicar los sensores como se indica en dicha figura, ubicando las referencias en la parte de atrás de las orejas y poniendo atención en que los sensores de la parte frontal tienen que ser ubicados aproximadamente a dos o tres dedos desde las cejas hacia el sensor.

No se puede dejar de mencionar el giroscopio que contiene Emotiv EPOC, el cual está compuesto por dos acelerómetros que facilitan la información sobre los movimientos que el

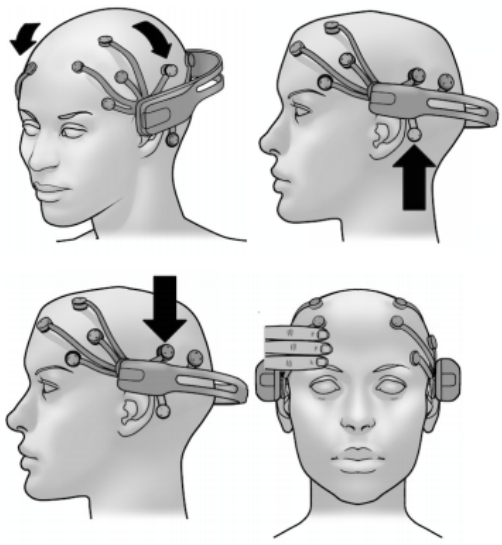

Fig. 3.20. Colocacion del EPOC EMOTIV+ headset.

usuario realice con su cabeza. Es importante este aporte ya que se pueden realizar varios tipos de aplicaciones relacionándolos con estos sensores [29].

A continuación una breve descripción de lo que Emotiv ofrece a los desarrolladores.

Emotiv para desarrolladores

Emotiv ofrece la API Emotiv, una biblioteca de funciones, proporcionada a los desarrolladores de aplicaciones, lo que permite escribir aplicaciones de software que trabajan con productos de Emotiv y las suites de detección de Emotiv en forma de una biblioteca de enlace dinámico llamado *edk.dll*.

Una abstracción lógica expuesta por la API de Emotiv es **EmoEngine** que se comunica con la diadema Emotiv, gestiona usuarios específicos y los ajustes de la aplicación, y traduce los resultados de detección. Una estructura de datos es generada por Emotiv EmoEngine.

La API de Emotiv se expone como una interfaz ANSI C que se declara en 3 archivos de cabecera *(edk.h, EmoStateDLL.h, edkErrorCode.h)* e implementado en 2 archivos DLL de Windows *(edk.dll y edk_ utils.dll)*. Emotiv EmoEngine se refiere a la abstracción lógica de la funcionalidad que ofrece Emotiv en *edk.dll*. El EmoEngine recibe datos pre-procesados de las

EEG y el giroscopio, realiza el procesamiento posterior y traduce los resultados.

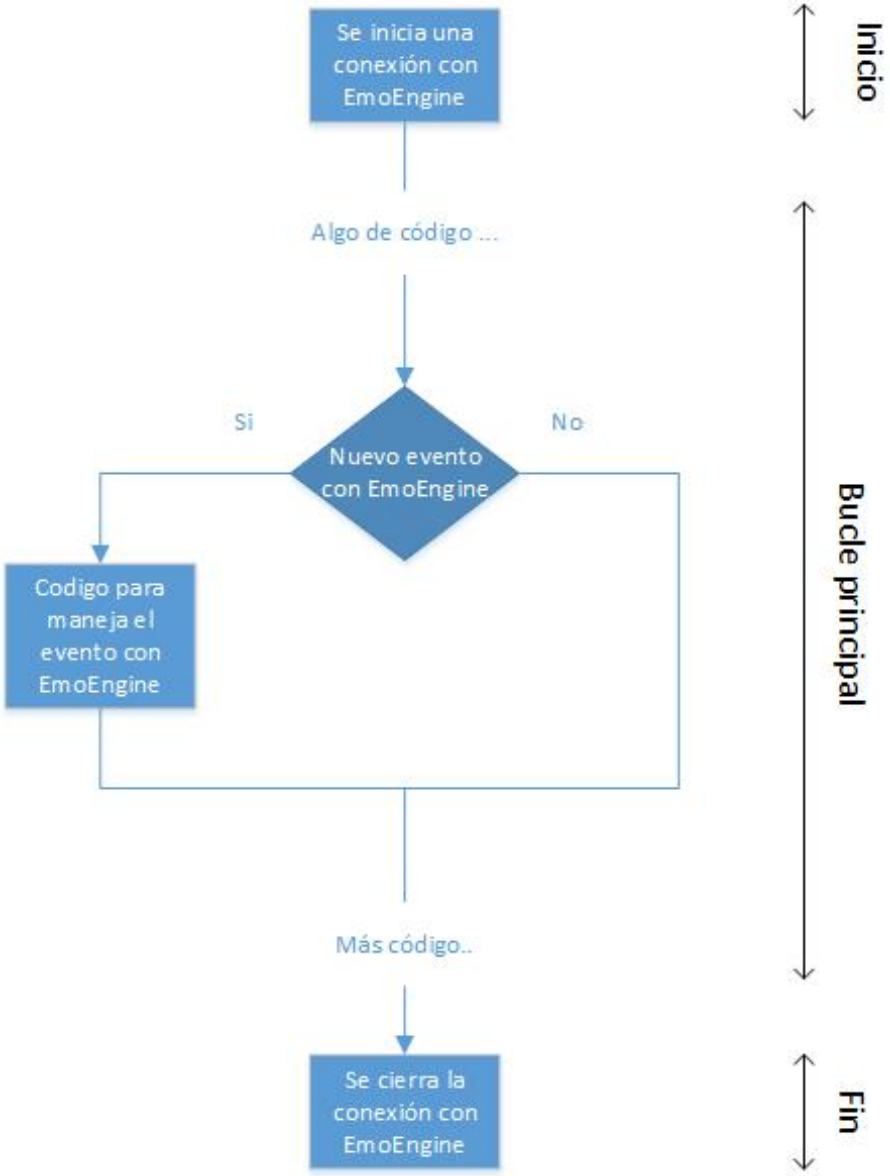

Fig. 3.21. Usando la API para conectar con Emoengine.

La Figura (3.21) muestra un diagrama de flujo para aplicaciones que incorporan EmoEngine. Durante la inicialización, y antes de llamar a funciones API de Emotiv, la aplicación desarrollada debe establecer una conexión con el EmoEngine, EmoEngine se comunica con la aplicación por eventos y antes de que la aplicación termine, la conexión con EmoEngine

se debe cerrar.

Emotiv ofrece varios programas, uno de estos muestra cómo extraer datos de EEG utilizando la EmoEngine en diferentes lenguajes de programación. Los datos se leen desde la diadema y se envían a un archivo de salida para su posterior análisis (formato *csv*).

Cuando la conexión con EmoEngine se hace es posible habilitar la adquisición de datos a través de una llamada a la función de adquisición de datos. Con ésta activada, EmoEngine inicia la recolección de EEG para el usuario, almacenándolo en el búfer interno de EmoEngine.

El número de muestras se puede utilizar para configurar un búfer para la recuperación en la aplicación desarrollada, como se muestra. Para recuperar el búfer tenemos que elegir entre uno de los canales de datos disponibles:

- COUNTER, AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4

Donde cada uno representa el sensor en la diadema Emotiv EPOC+. Por último, tenemos que asegurarnos de desconectar la EmoEngine y liberar toda la memoria asociada con las siguientes funciones:

3.3. Minería de Datos

La minería de datos se define como el estudio y tratamiento de datos masivos para extraer conclusiones e información relevante de ellos. Existen varios métodos o algoritmos que se pueden aplicar en el proceso de minería de datos. La elección del método depende del problema en estudio o el tipo de datos disponibles, por esta razón, los métodos utilizados se pueden clasificar de acuerdo al objetivo del análisis:

Métodos Predictivos o de Aprendizaje Supervisado: Se basan en entrenar un modelo o método por medio de diferentes datos para poder predecir una variable partiendo de estos mismos datos. Se llevan a cabo mediante la búsqueda de normas de clasificación o de predicción basada en los datos, estas normas nos ayudan a predecir o el resultado futuro.

Métodos Descriptivos o Aprendizaje no Supervisado: Permiten formar grupos de datos rápidamente, son generalmente clasificados en grupos que no son conocidos con anterioridad, los elementos de las variables pueden estar conectados entre sí debido a vínculos desconocidos de antemano.

Los algoritmos supervisados o predictivos predicen el valor de un atributo de un conjunto de datos, conocidos otros atributos. Esta forma de trabajar se desarrolla en dos fases [30]:

Entrenamiento: Construcción de un modelo usando un subconjunto de datos con atributos conocidos.

Prueba: Prueba del modelo sobre el resto de los datos.

Cuando no es posible obtener una solución predictiva, hay que recurrir a métodos no supervisados, que descubren patrones y tendencias en los datos actuales (no utilizan datos históricos).

La aplicación de los algoritmos de minería de datos requiere la realización de una serie de actividades previas encaminadas a preparar datos de entrada debido a que, en muchas ocasiones dichos datos proceden de fuentes heterogéneas, no tienen formato adecuado o contienen ruido. Por otra parte, es necesario interpretar y evaluar los resultados obtenidos. El proceso consta de las siguientes etapas [31]:

1. Determinación de objetivos.
2. Preparación de datos
   - Selección: Identificación de las fuentes de información externas e internas y selección del subconjunto de datos necesario.
   - Pre-procesamiento: Estudio de la calidad de los datos y determinación de las operaciones de minería de datos que se pueden realizar.
3. Transformación de datos: Conversión de datos en un modelo analítico.

4. Minería de Datos: Tratamiento automatizado de los datos seleccionados con una combinación apropiada de algoritmos.

5. Análisis de resultados: Interpretación de los resultados obtenidos en la etapa anterior, generalmente con la ayuda de una técnica de visualización.

6. : Aplicación del conocimiento descubierto

Aunque los pasos anteriores se realizan en el orden que aparecen, el proceso es altamente iterativo, estableciéndose retroalimentación entre los mismos.

A continuación se describe la metodología de la adquisición de los datos.

Capítulo 4

Adquisición de los datos

> I'm not a very good writer, but I'm an excellent rewriter.
>
> James Michener

Para desarrollar la investigación se sigue el proceso de clasificación descrito anteriormente y mostrado en la Figura 4.1, donde se observa que es necesario contar con un corpus de señales EEG, posteriormente se extraen las características de cada una de las emociones, siguiendo con el proceso se seleccionan los datos que funcionarán como datos de entrenamiento, estos datos servirán como entrada en un modelo de clasificación. Una vez seleccionado el modelo de clasificación con mejores resultados, se ingresa un dato que servirá como prueba, de esta manera el modelo de clasificación deberá indicar la emoción correspondiente a ese dato de prueba, basado en las características extraídas previamente.

Como se puede observar en dicha figura lo primero es tener datos para entrenamiento. Estos datos se obtienen detonando las emociones que se van a clasificar, la emociones que sirven como clases se describen a continuación.

4.1. Taxonomía de las emociones

Basados en las emociones que propone de Ekman [21] se desarrolló una taxonomía, agregando la polaridad de cada emoción (Figura 4.2).

Esta fue la base para el desarrollo de un sistema para la construcción automática de un corpus con dos diferentes datos multimedia. Estos datos multimedia funcionan de manera sincronizada para así visualizar el instante exacto donde la acción y la emoción se detectan.

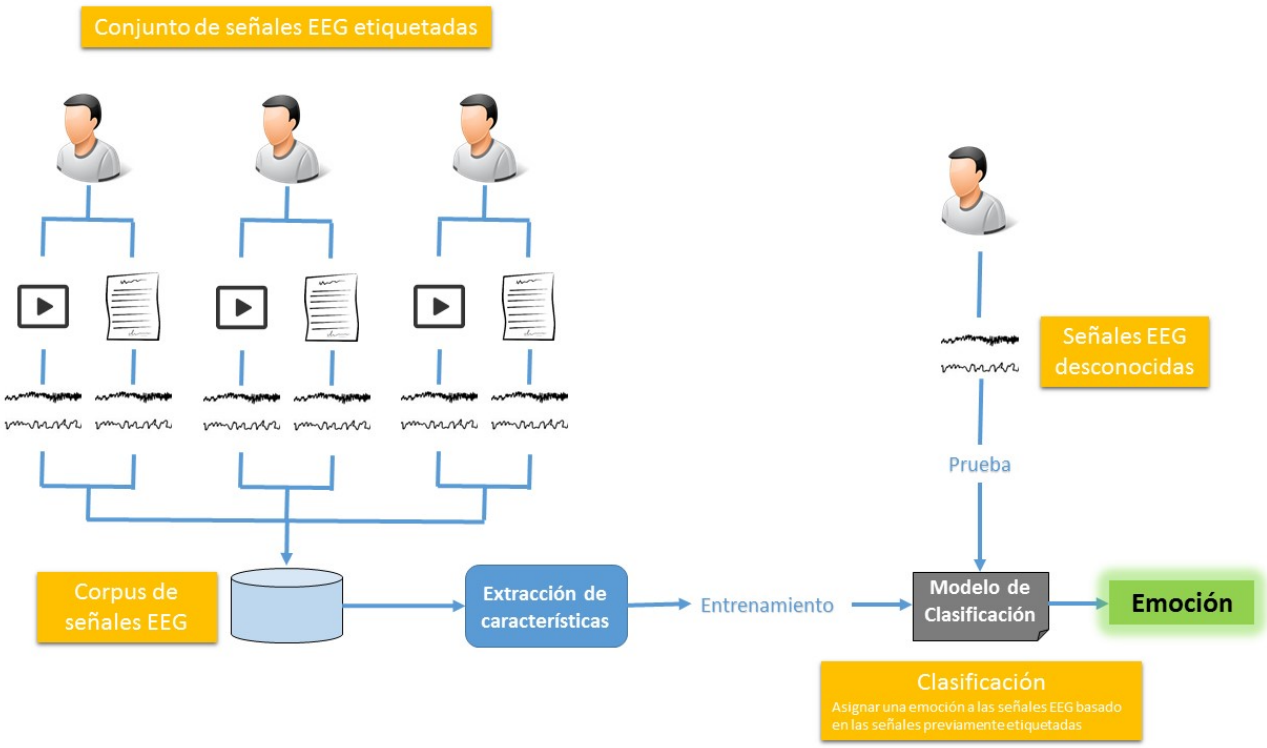

Fig. 4.1. Representación del proceso de clasificación.

Los datos que se extrajeron inicialmente son señales EEG de estímulos visuales e imagen, esto con la finalidad de tener datos de entrenamiento para posteriormente clasificar las señales con el sentimiento que representa.

4.2. Corpus de señales EEG

La creación del corpus de señales EEG nos permite obtener los datos necesarios para el desarrollo de la investigación. A continuación se describen las herramientas utilizadas para la creación de dicho corpus.

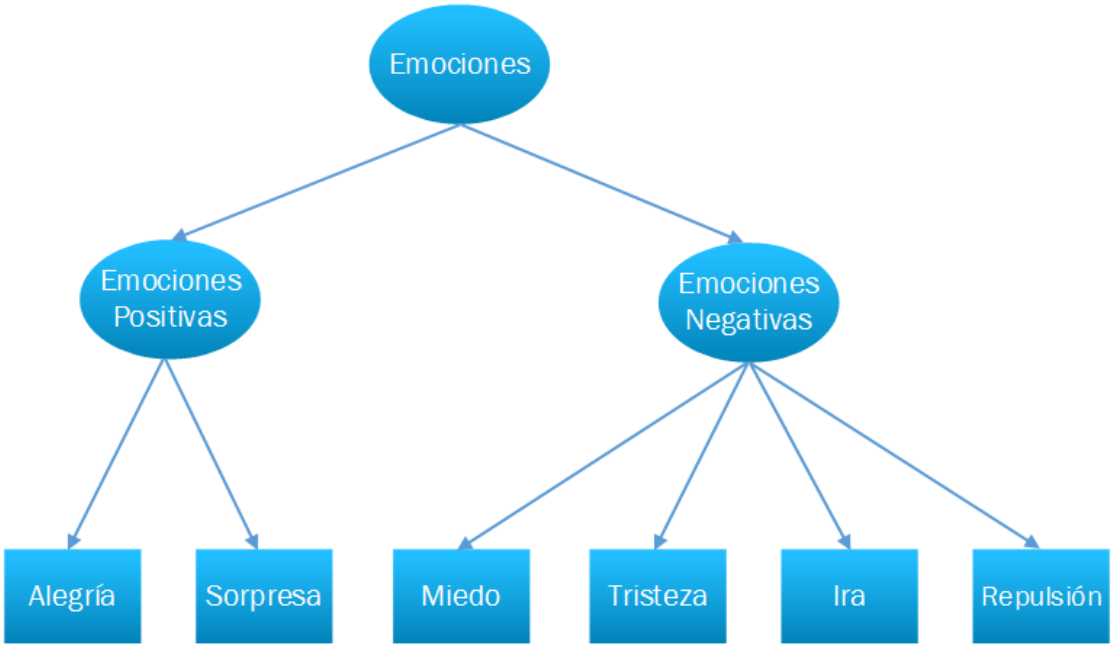

Fig. 4.2. Taxonomía propuesta

4.2.1. Extracción de señales EEG

Para garantizar la correcta creación del corpus, de manera sincronizada se comienza la recuperación de las señales con la reproducción del video. Esto se realizó con la API que proporciona Emotiv EPOC, la cual recupera los datos en bruto de los catorce sensores de la diadema (aproximadamente 128 datos por segundo) y la emoción que se está detonando incluyendo "ninguna", de no desatarse alguna de las 6 emociones básicas. Los datos son almacenados en un archivo con formato *csv* como se puede visualizar en la Tabla 4.1, estos datos son los que se utilizan de entrenamiento.

4.2.2. Extracción de imágenes

Para la extracción de las imágenes se utilizó OpenCV (Open Source Computer Vision Library) que es un recurso abierto de visión por computadora y la biblioteca de software de aprendizaje automático. Como los videos son previamente etiquetados, la captura de imágenes solo se

Tabla. 4.1. Ejemplo de datos recuperados con datos redondeados.

Segundo	Muestra	AF3	F7	F3	FC5	T7	P7	...	AF4	Emoción
37	126	4162	4152	4160	4182	4189	4173	...	4166	Alegría
37	127	4161	4150	4162	4180	4187	4170	...	4164	Alegría
37	128	4168	4153	4173	4183	4186	4175	...	4171	Alegría
38	1	4174	4175	4207	4198	4187	3329	...	4178	Ninguna
38	...	...	...	...	...	...	...	...	...	Ninguna
38	128	4237	4293	4242	4264	4179	4182	...	4185	Ninguna

realiza en los segundos detonantes, a comparación de las señales.

Las imágenes se almacenan en un formato JPEG, con la emoción y el segundo como nombre, esto con el fin de comparar si al sujeto de estudio le provocó la emoción que se esperaba o no. Un ejemplo de las imágenes recuperadas se pueden ver en la Figura 4.3.

Fig. 4.3. Imágenes recuperadas por el sistema.

4.2.3. Arquitectura del sistema de recolección de datos

Para la creación del corpus de señales EEG, es necesario el desarrollo de un sistema que permita extraer las señales de manera automática. Para extraer señales con una emoción en particular, se realizaron dos tipos de prueba (Figura 4.4): la primero basada en lectura de textos y la segunda basado en un estímulo visual, en este caso se seleccionaron videos. Los datos multimedia capturados y almacenados son: señales EEG e imágenes del rostro, esto ya que las señales servirán de base para el modelo de clasificación propuesto, y las imágenes

porque debido a pruebas realizadas previamente pudimos observar que no todas las personas reaccionan de la misma manera, por ejemplo, un chiste puede ser gracioso para alguien, sin embargo no lo será para todos, por esto es necesario comprobar si la emoción fue expresada o no.

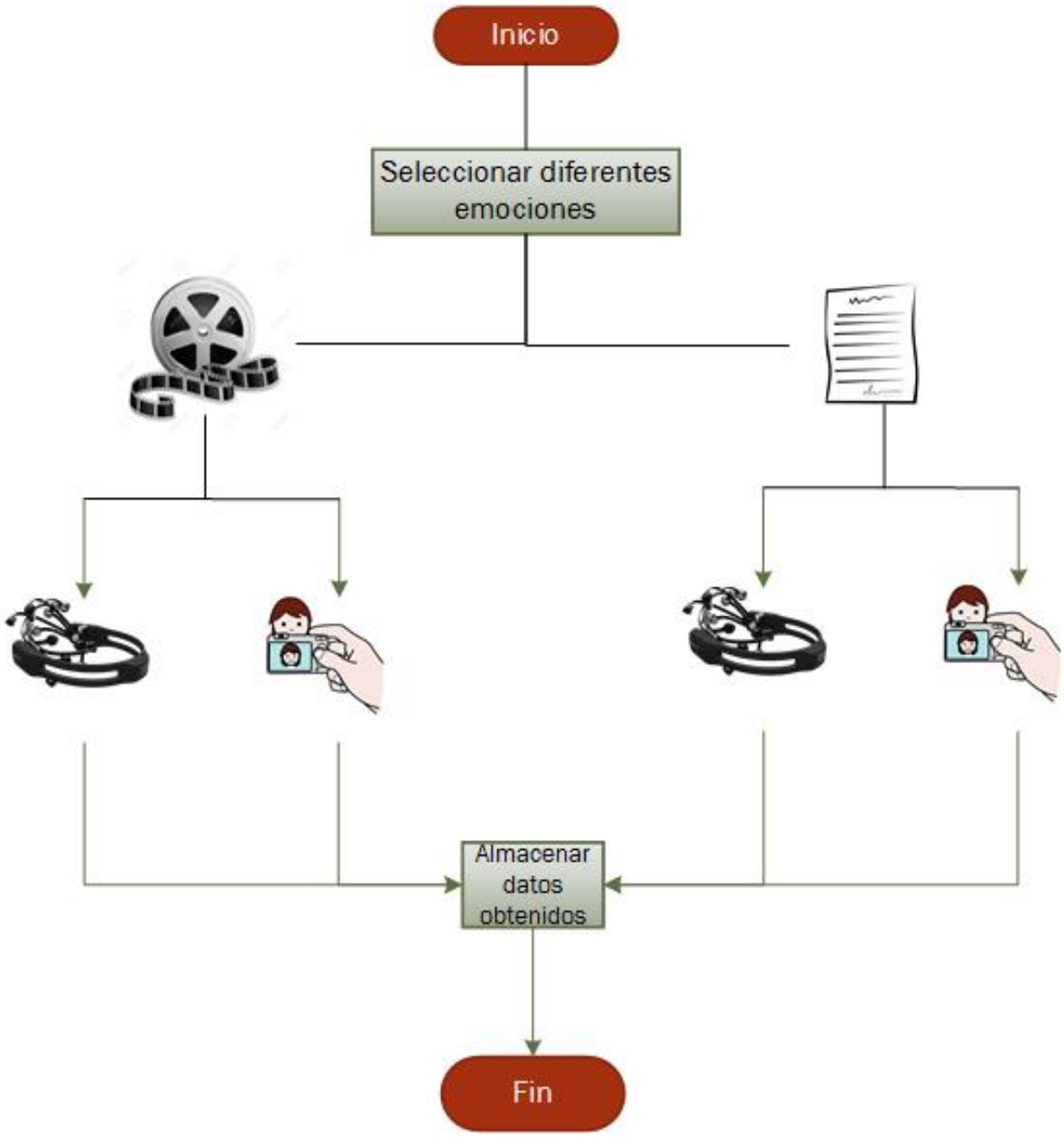

Fig. 4.4. Arquitectura del sistema desarrollado para la creación del corpus

La captura basada en estímulos visuales se describe a continuación:

Primero se buscaron videos que provocaran la emoción deseada, se etiquetaron 3 videos de cada emoción dando un total de 18 videos diferentes. Estos videos se analizaron por dos personas diferentes para encontrar el detonante de las emociones, se compararon los segundos que se indicaron como detonantes y los que coincidían se marcaron para su posterior etiquetado almacenándolos con una lista como se muestra en la Tabla 4.2. En este módulo se recuperan señales EEG e imágenes del rostro de los sujeto de prueba.

Tabla. 4.2. Ejemplo de etiquetas en los videos.

Miedo		
Segundo inicial	Segundo final	Etiqueta
1	52	"ninguna"
53	73	"miedo"
74	79	"ninguna"
80	106	"miedo"
107	127	"ninguna"

Para comenzar la recuperación de datos:

- El sujeto de estudio deberá presentarse sin desvelos y sin presión de tiempo.
- Se le coloca la diadema Emotiv Epoc+ en la cabeza, comprobando que todos los sensores estén bien colocados (Figura 4.5), el estado de conexión de los electrodos depende de su color: verde= buena, amarillo= intermedia, rojo= mala, negro= nula. Se debe buscar que siempre los electrodos tengan una buena conexión (verde). Para ello conviene humedecerlos cada 20 minutos aproximadamente sin retirar la diadema o cuando se deteriore la conexión. De otra forma las señales no serán confiables.
- Se sienta al sujeto de estudio frente a una computadora, con audífonos y rodeado de un panel blanco para que no existan distracciones de ningún tipo.

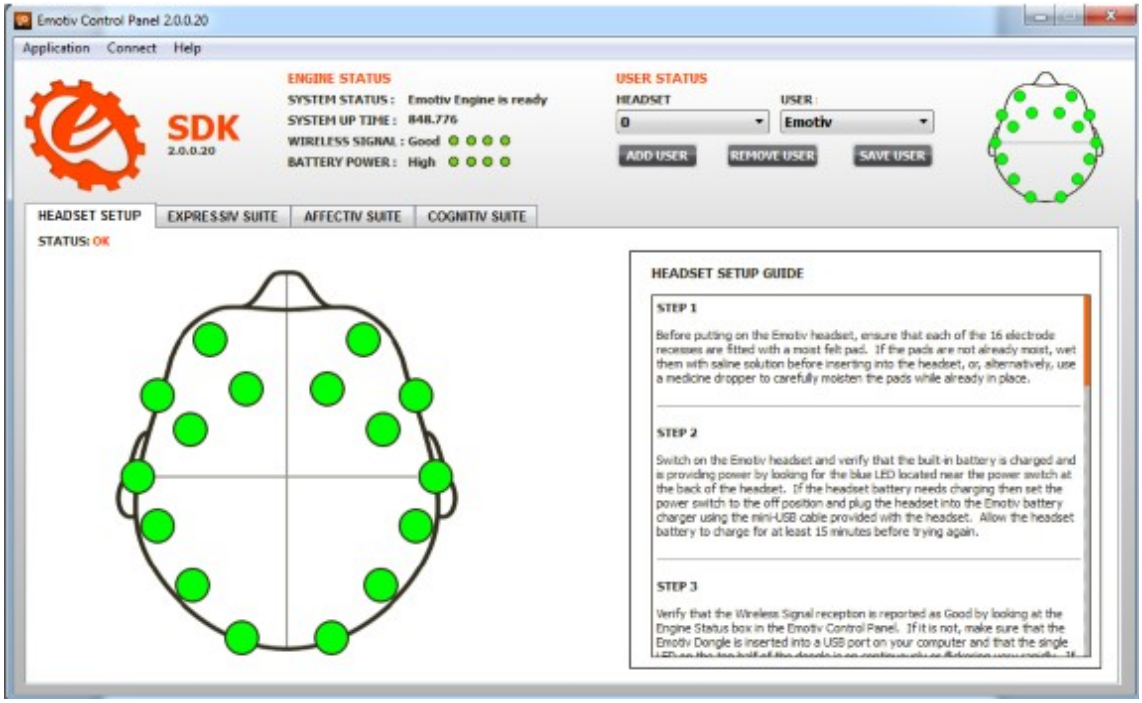

Fig. 4.5. Panel de control incluido por Emotiv para verificar que todos los sensores estén colocados correctamente.

El sistema deberá comportarse como se describe a continuación cuando el sujeto de prueba se siente a ver una serie de videos que intentarán provocar en él las 6 emociones básicas.

1. Se ejecuta el sistema, el cuál dejará corriendo dos procesos en memoria en espera de recibir información una vez que se ejecuten los videos.

2. El primer proceso activará la diadema dejándola en espera de recibir las señales EEG.

3. El segundo proceso hará una petición a la cámara web de la computadora para que se quede en espera de recibir la señal para empezar a tomar las fotografías.

4. El sistema solicita se le indique si los videos se reproducirán de manera local o desde youtube.

5. La persona que realiza la prueba, solicita al sujeto de prueba dar clic en el botón de reproducir cuando esté listo.

6. Los videos comienzan a reproducirse uno tras otro, al mismo tiempo se manda a los procesos de captura de señales EEG y captura de imágenes, el ID del video que se está reproduciendo.

7. Los procesos de captura recibirán el ID del video, y en base a este, buscarán las etiquetas correspondientes a ese video.

8. Ya con las etiquetas, se manda a capturar las señales EEG y las imágenes. En las señales EEG se etiqueta con la emoción que se está detonando y las imágenes se nombran con la emoción que se detona, el ID del video y el segundo.

9. Al finalizar la reproducción de los 6 videos el sistema vuelve a la pantalla principal indicando si queremos volver a reproducir o finalizar.

10. Al presionar "Finalizar" se cierra el sistema.

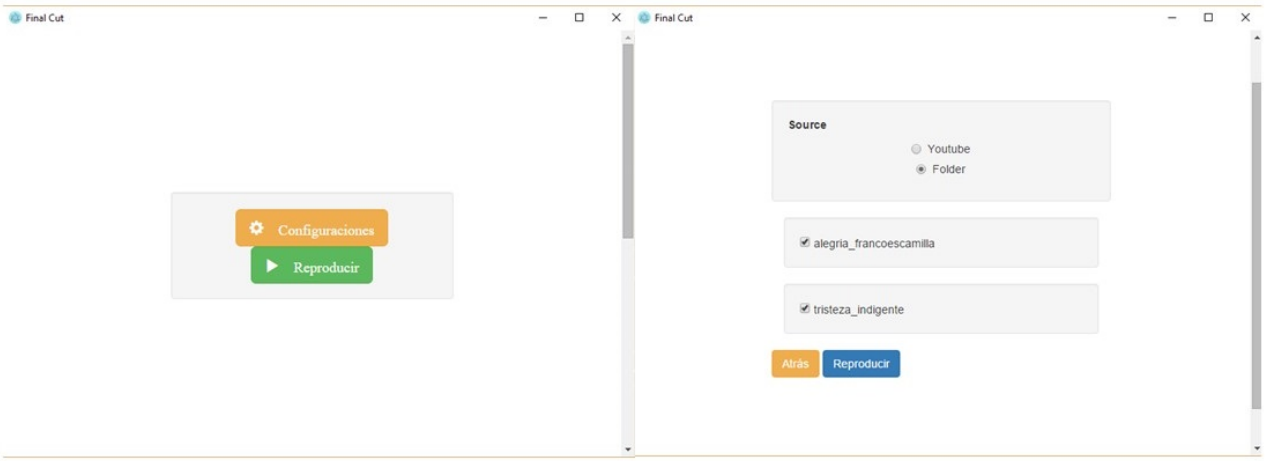

Fig. 4.6. Interfaz del sistema desarrollado: (a) Opciones y (b) Modo de reproducción.

En la Figura 4.6(a) se puede observar la interfaz del programa que cuenta con dos opciones: "Configuración" o "Reproducir". En la opción de "Configuración" de la Figura 4.6(b), se puede acceder a las dos maneras de reproducción, desde un canal de Youtube, ya seleccionado o

desde una carpeta en la computadora; en ambas opciones los videos son iguales, solo cambia la fuente de los videos para reproducirlos. En la opción de "Reproducir", directamente comienza a reproducir videos desde el canal ya creado de Youtube. Para la interfaz gráfica se utilizó en HTML con CSS.

La captura basada en lectura de textos se describe a continuación:

La segunda manera de obtener los datos es pedirle al sujeto de prueba que lea de la computadora un texto asociado a alguna emoción, en particular se seleccionó un grupo de textos cortos como son encabezados de noticias previamente etiquetados.

Se seleccionaron de 5 a 6 encabezados de noticias que desatarán la emoción y se colocaron en un video corto, con nada más que texto. Esto para que ciertos colores o sonidos no alteraran la emoción que se detona.

Hasta el momento se han realizado más de 40 pruebas en diferentes personas. Los sujetos de estudio han sido estudiantes en la Facultad de Ciencias de la Computación, con un total de 12 mujeres y 32 hombres, de edades entre 20 y 25 años.

Debido a inconvenientes con el hardware utilizado (dispositivo sin batería suficiente, problemas de conexión, etc.), 12 pruebas fueron desechadas. Las pruebas utilizables son las que forman parte del corpus para el desarrollo de esta investigación.

El corpus basado en estímulos visuales cuenta con un total de 653,331 muestras de 15 sujetos de prueba diferentes. Cada muestra está etiquetada con la emoción que se está detonando, con un total de 7 etiquetas diferentes: alegría, repulsión, ira, miedo, sorpresa, asco y ninguna. El corpus basado en estímulos textuales cuenta con un total de 53,496 muestras de 17 sujetos de prueba diferentes. Estas muestras están etiquetadas con: alegría, repulsión, ira, miedo, sorpresa y asco.

A continuación se describe el procesamiento de las señales, los modelos de clasificación y los resultados obtenidos.

Capítulo 5

Clasificación de los datos

> Because somehow I ended up at the right place, at the right time,and as a result, my life would never be the same.
>
> Ted Mosby

En esta sección se discute cómo se procesa la señal EEG en bruto, como se obtiene el modelo de clasificación así como los resultados obtenidos.

5.1. Procesamiento de las señales

El procesamiento de señal es la labor más compleja en cualquier aplicación de EEG. Las señales que se monitorean en el cerebro es un tema complicado debido al gran número de señales involucradas, los bajos niveles de tensión o corriente detectados por los sensores, la cantidad de ruido asociado a cada señal y la propia naturaleza de cada una de las señales del cerebro, pudiendo ser señales debidas al movimiento, a la intención del movimiento, al proceso de razonamiento o a señales involuntarias relacionadas al funcionamiento de órganos a través del sistema nervioso [32].

Las señales adquiridas en ambos corpus se encuentran en archivos en formato *csv*, los valores obtenidos en el corpus de estímulos visuales se describen en la Tabla 5.1. Como se puede observar el valor mínimo captado por la diadema Emotiv EPOC+ es 246.154 y valor máximo es 7733.846. Esto valores son código que se obtiene del dispositivo Emotiv EPOC+, es decir, no cuentan con una medida que los describa.

En el corpus con estímulo textual, los valores adquiridos se encuentran en los rangos

Tabla. 5.1. Valores mínimos y máximos del corpus con estímulos visuales.

Valores de las señales obtenidas					
Sensor	Mínimo	Máximo	Sensor	Mínimo	Máximo
AF3	797.436	7619.487	O1	773.333	7629.744
F7	789.231	7690.256	O2	676.41	7609.744
F3	794.359	7629.744	P8	2603.59	7171.795
FC5	794.359	7633.333	T8	3621.538	6424.103
T7	1542.077	4782.564	FC6	445.128	7626.667
P7	246.154	7613.846	F4	796.41	6805.641
F8	792.308	7733.846	AF4	796.41	7620.513

mostrados en la Tabla 5.2. Como se puede visualizar el mínimo valor adquirido por Emotiv EPOC+ es 3408.718, mientras que el máximo valor adquirido es 5469.744.

Tabla. 5.2. Valores mínimos y máximos del corpus con estímulos textuales.

Valores de las señales obtenidas					
Sensor	Mínimo	Máximo	Sensor	Mínimo	Máximo
AF3	3571.282	5386.154	O1	3991.795	4487.692
F7	3757.949	5469.744	O2	3765.641	4426.667
F3	3556.923	5418.974	P8	3917.949	4368.718
FC5	3464.615	5392.308	T8	3951.795	4345.128
T7	3811.282	4359.487	FC6	4029.231	4269.744
P7	3720.513	4395.385	F4	3408.718	5360.513
F8	4028.205	4275.385	AF4	3956.923	4398.974

5.1.1. Ejercicio Preliminar

Como ejercicio preliminar a la clasificación de los datos se aplicaron algunos cálculos a las señales en el corpus de estímulos visuales, esto para poder observar cómo se comportaban. Las clases que se tienen son: Ninguna, Alegría, Repulsión, Tristeza, Miedo, Ira, Sorpresa. Los cálculos aplicados a las señales se describen a continuación.

- Media: La media aritmética es un promedio estándar que puede ser calculado con:

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i \tag{5.1}$$

- Desviación Estándar: Es una medida del grado de dispersión de los datos con respecto al valor promedio. Dicho de otra manera, la desviación estándar es simplemente el promedio o variación esperada con respecto a la media aritmética. Puede ser calculado de la siguiente manera:

$$\sigma = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - ((\sum_{i=1}^{n} x_i)^2)/n}{n-1} \tag{5.2}$$

Aplicando 5.1 y 5.2 en el conjunto de datos, se obtienen los resultados mostrados en la Tabla 5.4.

Tabla. 5.3. Calculo de Media y Desviación Estándar.

Clase	Media	Desviación Estándar
Ninguna	4178.05	262.25
Miedo	4194.24	122.485
Sorpresa	4185.4	45.9649
Repulsión	4192.36	238.761
Alegría	4185.49	280.702
Tristeza	4194.51	49.1731

Después de aplicar los cálculos decidió acotar los valores de las señales definiendo los rangos mostrados en 5.4, descartando ciertos valores.

Tabla. 5.4. Rango tomado en cuenta.

Rango
$\bar{x} - \sigma \leq$ Señal EEG $\leq \bar{x} + \sigma$

De esta manera se eliminaron más de 40,000 muestras. Se generó un archivo en formato *arff* con un vector de características de 15 elementos: 14 columnas con información de cada sensor y 1 columna con la etiqueta correspondiente a la emoción detonada. Los resultados obtenidos se describen en la Tabla 5.5. Como se puede visualizar, los mejores resultados obtenidos fue con el clasificador IBk, con un 82.06 % de instancias correctamente clasificadas. El clasificador con menos instancias clasificadas correctamente es Naïve Bayes Multinomial con un 40.57 %.

Tabla. 5.5. Resultados del ejercicio preliminar con datos acotados.

Ejercicio preliminar con datos acotados		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
ZeroR	41.13 %	51.86 %
J48	63.32 %	36.67 %
Naïve Bayes Multinomial	40.57 %	59.42 %
IBk	82.06 %	17.93 %
Multilayer Perceptron	43.46 %	56.53 %

Al analizar los datos, se puede observar que la diferencia entre valores de una emoción y otra es muy poco, por lo que se tomó la señal del sensor AF3 para realizar una prueba, lo que se hizo verificar la diferencia entre el dato actual y el dato anterior. Se puede observar en la Tabla 5.6 que los saltos son pequeños, sin embargo pudimos comprobar que el etiquetado

fue echo correctamente, ya que en cambios de emociones se pueden ver saltos significativos:

Tabla. 5.6. Diferencia de el valor actual y el valor anterior.

Diferencia	Etiqueta
2.05128	ninguna
4.10256	ninguna
58.9744	alegría
5.64103	alegría
1.02564	alegría
5.64103	alegría

Previamente, se habló de la taxonomía propuesta de las emociones básicas, como se puede observar en dicha taxonomía, las emociones se clasificaron en positivas y negativas, esto fue aplicado a las muestras para verificar que tan buenos resultados se obtienen. En primer lugar se re-etiqueto el corpus:

- Positivas = Alegría + Sorpresa
- Negativas = Ira + Repulsión + Miedo + Tristeza
- Ninguna = Ninguna

Una vez re-etiquetado, se aplicó nuevamente 5.1 y 5.2, se generó el un archivo *arff* con el mismo vector de características utilizado anteriormente, estos datos se metieron a Weka obteniendo los resultados descritos en la Tabla 5.7. Como se puede observar el clasificador con más instancias correctamente clasificadas es IBk, con un 91.30 %, y el clasificador con el menor número de instancias clasificadas correctamente es Naïve Bayes Multinomial con un 48.34 %.

Tabla. 5.7. Resultados del ejercicio preliminar con las clases: positivo, negativo y ninguna.

Ejercicio preliminar con tres clases		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
ZeroR	48.45 %	51.54 %
J48	73.31 %	26.68 %
Naïve Bayes Multinomial	48.34 %	51.65 %
IBk	91.30 %	8.69 %
Multilayer Perceptron	54.29 %	45.70 %

A continuación, debido al desbalance del corpus se decidió eliminar la clase "ninguna", con lo que el corpus con estímulos visuales quedó con 389,348 muestras. Esta información fue ingresada a Weka obteniendo los resultados de la Tabla 5.8. El clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue IBk, con un 98.57 % y el clasificador con menos instancias correctamente clasificadas fue nuevamente Naïve Bayes Multinomial con un 79.13 %.

Tabla. 5.8. Resultados del ejercicio preliminar con las clases: positivo y negativo.

Ejercicio preliminar con dos clases		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
ZeroR	81.12 %	18.87 %
J48	93.69 %	6.30 %
Naïve Bayes Multinomial	79.13 %	20.86 %
IBk	98.57 %	1.42 %
Multilayer Perceptron	88.71 %	11.28 %

5.2. Clasificación usando el corpus con estímulos visuales

Para contar con una línea base en esta investigación, se decidió como primer modelo, utilizar las señales en bruto, tal cual fueron obtenidas.

Las clases que se tienen son: ninguna, alegría, repulsión, tristeza, miedo, ira y sorpresa. Con los datos se creó un archivo en formato *arff* para ingresarlos a Weka. En este primer experimento se metió como vector de características la información de los 14 sensores y la etiqueta correspondiente a cada emoción, dando un vector de 15 elementos teniendo como clase principal la emoción. Se obtuvieron los siguientes resultados, con los clasificadores que se mencionan en la Tabla 5.9.

Tabla. 5.9. Primeros resultados obtenidos.

Primer Experimento: Datos en bruto		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
ZeroR	40.41 %	59.58 %
J48	63.03 %	36.96 %
Naïve Bayes Multinomial	39.15 %	60.84 %
IBk	88.20 %	11.79 %
Multilayer Perceptron	41.98 %	58.01 %

Como se puede visualizar en la Tabla 5.9, el clasificador con menos instancias correctamente clasificadas fue Naïve Bayes Multinomial con un 41.98 % y el clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas es IBk con un 88.20 %. Al visualizar los datos se observó que las señales EEG (Figura 5.1) se encuentran en valores muy cercanos, es por ello que se decidió aplicar filtros de pre-procesamiento esperando mejorar la calidad de los datos.

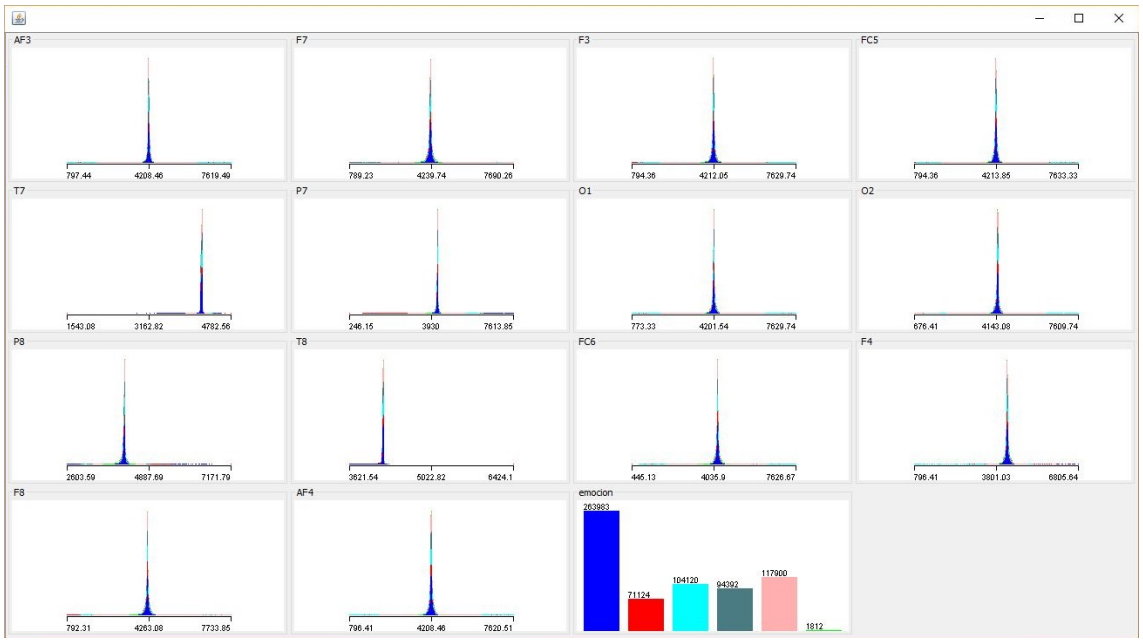

Fig. 5.1. Datos visualizados en weka: Primer experimento.

Se utilizó un filtro de instancia que discretiza un rango de atributos numéricos del conjunto de datos en atributos nominales [33], obteniendo los datos de la Figura 5.2.

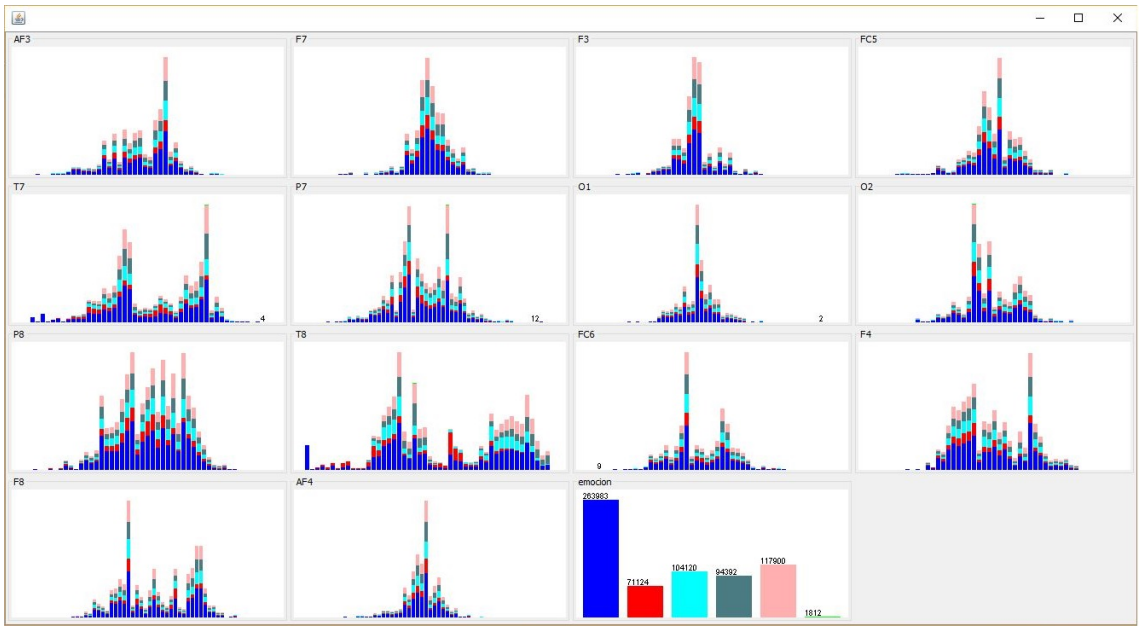

Fig. 5.2. Datos visualizados en weka: Primer experimento con discretización.

Se puede observar que las diferentes clases ya se pueden visualizar de manera más clara, una vez discretizados los datos se probó con diferentes clasificadores obteniendo los resultados de la Tabla 5.10. En estos resultados podemos observar que el clasificador con menos instancias clasificadas correctamente fue Id3 con un 30.94 %, este clasificador se trata en un árbol de decisión basado en divide y vencerás. El clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue nuevamente IBk con un 69.27 %.

Tabla. 5.10. Primeros resultados aplicando discretización.

Primer Experimento con Datos Discretizados		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
ZeroR	40.41 %	59.58 %
J48	45.93 %	54.06 %
Naïve Bayes Simple	35.79 %	64.20 %
IBk	69.27 %	30.72 %
Id3	30.94 %	32.67 %

Para un segundo experimento con el corpus de estímulos visuales se decidió eliminar las instancias con la etiqueta "Ninguno", para disminuir el desbalance del corpus, ya que esta etiqueta correspondía al 40 % de los datos, de esta manera se eliminaron más de 260,000 muestras, como se puede ver en la Figura 5.3. Al generar el archivo *arff* correspondiente e ingresar los datos a Weka, se obtuvieron los resultados de la Tabla 5.11.

Como se puede ver en los resultados el clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue IBk con un total de 91.06 %, mientras que el clasificador con menor número de instancias correctamente clasificadas fue Naïve Bayes Multinomial con un total de 28.53 %.

Tabla. 5.11. Segundos resultados.

Segundo Experimento		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
ZeroR	30.22 %	69.77 %
J48	69.79 %	30.23 %
Naïve Bayes Multinomial	28.53 %	71.46 %
IBk	91.06 %	8.93 %
Multilayer Perceptron	41.11 %	55.89 %

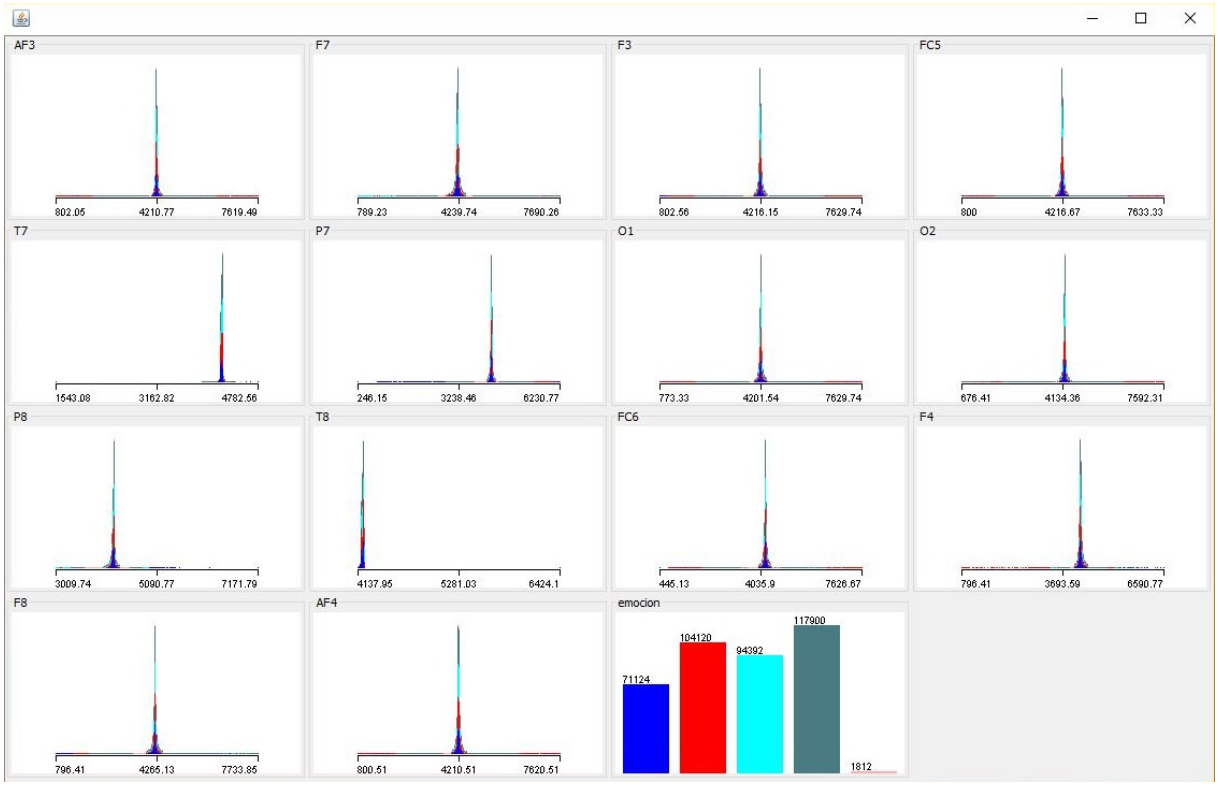

Fig. 5.3. Datos visualizados en weka: segundo experimento.

De igual manera se aplicó el filtro de discretización para comparación de datos, estos se pueden visualizar en la Figura 5.4 obteniendo resultados de la Tabla 5.12.

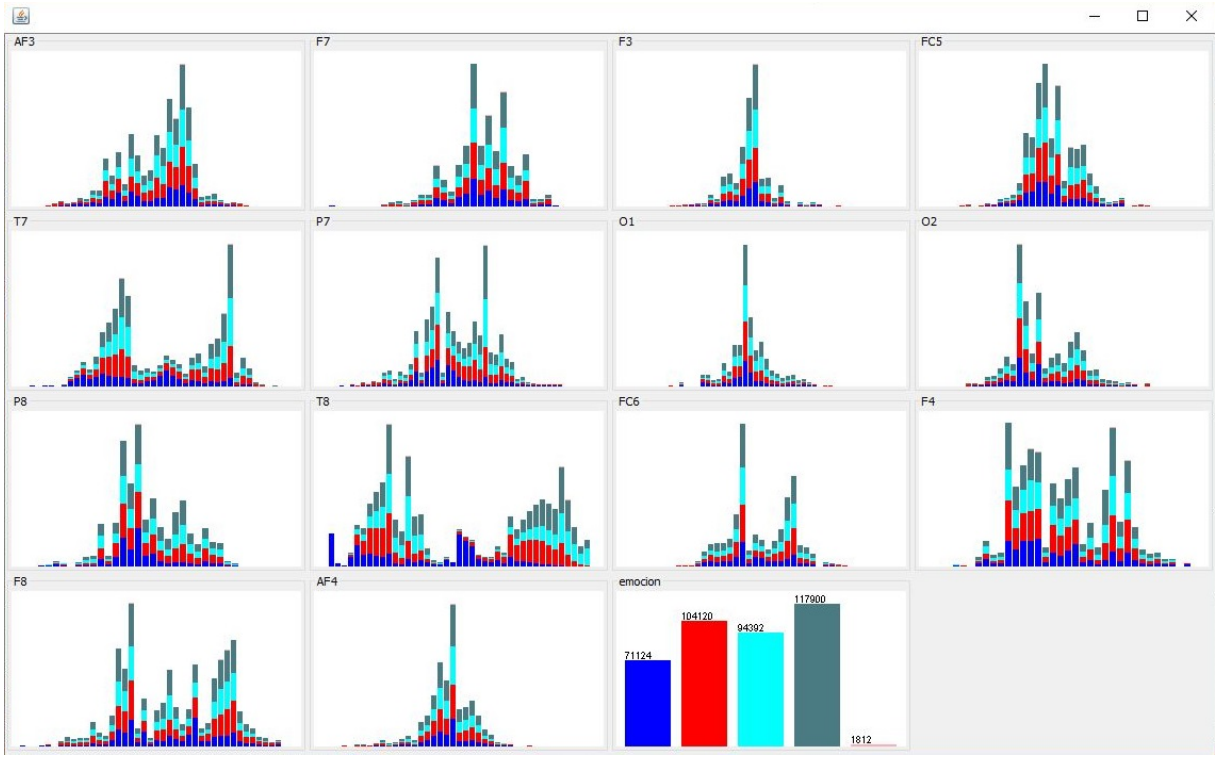

Fig. 5.4. Datos visualizados en weka: segundo experimento aplicando discretizacion.

Como se puede visualizar en la Tabla 5.12 el clasificador con más instancias clasificadas correctamente es Ibk, con un 74.35 %, mientras que el clasificador en menos instancias clasificadas correctamente es Id3, con un 28.53 %.

Tabla. 5.12. Segundos resultados aplicando discretización.

Segundo Experimento con Datos Discretizados		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
ZeroR	30.22 %	69.77 %
J48	53.01 %	46.98 %
Naïve Bayes Simple	43.87 %	56.12 %
IBk	74.35 %	25.64 %
Id3	28.53 %	38.49 %

5.3. Clasificación usando el corpus con estímulo textual

Similar al tratamiento del corpus con estímulos visuales, se decidió como experimento base ingresar los datos tal cual estaban, generando el archivo *arff* con un vector de características de la información de los 14 sensores y la emoción correspondiente. Debido a la manera en que estos datos fueron capturados, en el corpus con estímulos textuales no existe la etiqueta "Ninguna", por lo que las clases se dividen únicamente en las 6 emociones antes mencionadas. Con este experimento se obtuvieron los resultados de la Tabla 5.13.

Tabla. 5.13. Primer experimento con Datos en bruto.

Primer Experimento		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
ZeroR	17.31 %	82.68 %
J48	94.99 %	5.00 %
Naïve Bayes Multinomial	36.06 %	63.93 %
IBk	99.43 %	0.56 %
Multilayer Perceptron	80.49 %	19.50 %

Como se puede observar el clasificador con más instancias correctamente clasificadas es IBk con un 99.43 %, mientras que el clasificador con menor número de instancias clasificadas correctamente es ZeroR con un 17.31 %, aunque esto es esperado ya que ZeroR clasifica todos los datos con la clase mayoritaria. Los datos que fueron ingresados en la Tabla 5.13 se pueden visualizar en la figura 5.5, como se puede observar estos datos también tienen valores muy cercanos. Para poder hacer una comparación y obtener datos con una mejor calidad se aplicó el filtro de discretización a los datos, obteniendo los resultados de la Tabla 5.14.

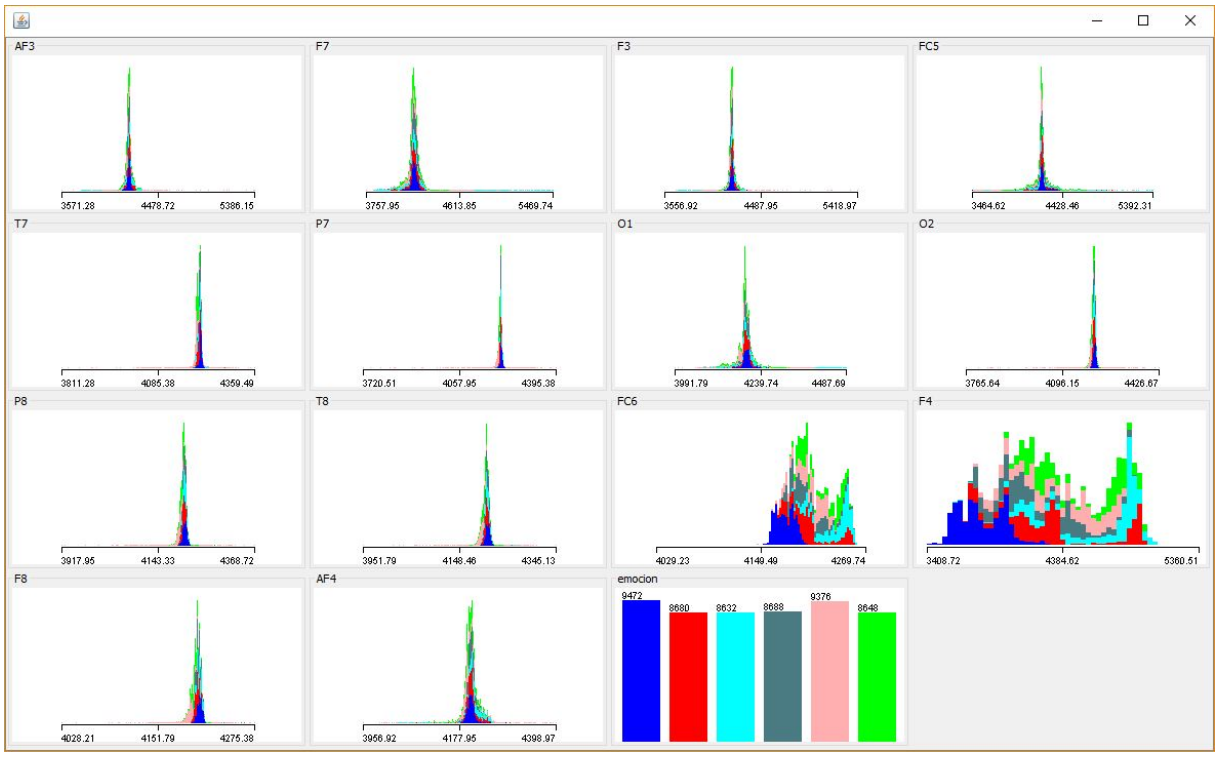

Fig. 5.5. Datos visualizados en weka: primer experimento.

En este experimento se puede observar que el clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas es IBk, con un 74.53 %, por otro lado, el clasificador con menos instancias clasificadas correctamente es Id3 con un 28.53 %.

Tabla. 5.14. Primer experimento aplicando discretización.

Primer Experimento con Datos Discretizados		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
ZeroR	30.22 %	69.77 %
J48	53.01 %	46.98 %
Naïve Bayes Simple	43.87 %	56.12 %
IBk	74.35 %	25.64 %
Id3	28.53 %	38.49 %

Los datos de este experimento se pueden visualizar en la Figura 5.6.

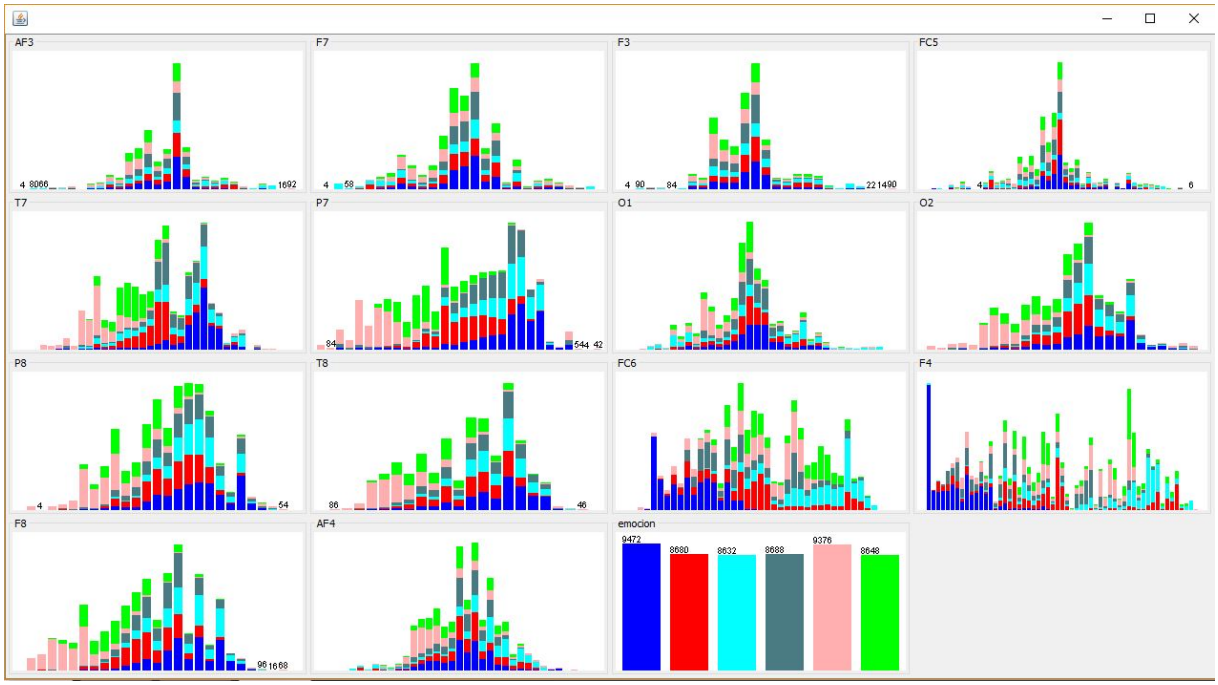

Fig. 5.6. Datos visualizados en weka: primer experimento aplicando discretización.

5.4. Resultados obtenidos

Los resultados experimentando con el corpus basado en estímulos visuales, cuenta con un total de 7 clases: alegría, repulsión, ira, tristeza, sorpresa, asco y ninguna, y un total de 653,331 muestras. Los resultados obtenidos se pueden visualizar en la Tabla 5.15. En esta se muestran los experimentos con los datos en bruto, tal cual fueron adquiridos y los datos aplicando un filtro de discretización, con el que Weka cuenta.

Analizando estos resultados se puede decir que el clasificador con mayor número de instancias clasificadas correctamente con los datos en bruto, fue IBk con un 88.20 % y el clasificador con menor número de instancias clasificadas correctamente fue Naïve Bayes Multinomial con un 39.15 %. En cuanto a los resultados del corpus discretizado, el clasificador con mayor número de instancias clasificadas correctamente es nuevamente IBk con un 69.27 %, mientras

que el clasificador con menor número de instancias clasificadas correctamente fue Id3 30.94 %.

Tabla. 5.15. Resultados generales en corpus con estímulo visual y 7 clases.

Resultados generales con corpus con estímulos visuales		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
Datos en bruto con 7 clases		
ZeroR	40.41 %	59.58 %
J48	63.03 %	36.96 %
Naïve Bayes Multinomial	39.15 %	60.84 %
IBk	**88.20 %**	**11.79 %**
Multilayer Perceptron	41.98 %	58.01 %
Datos discretizados con 7 clases		
ZeroR	40.41 %	59.58 %
J48	45.93 %	54.06 %
Naïve Bayes Simple	35.79 %	64.20 %
IBk	**69.27 %**	**30.72 %**
Id3	30.94 %	32.67 %

En el segundo experimento se decidió eliminar la clase "ninguna", quedando las siguientes 6 clases: alegría, repulsión, ira, tristeza, sorpresa, asco y ninguna, con un total de 389,348 muestras. Una vez eliminada esta clase se experimentó con los datos sin ningún filtro, y con un filtro de discretización. Los resultados se pueden visualizar en la Tabla 5.16.

Se puede observar que el clasificador con mayor número de instancias clasificadas correctamente en el corpus de estímulos visuales, eliminando la clase "ninguna" y sin ningún filtro fue IBk con un 91.06 %, mientras que el clasificador con menos instancias clasificadas correctamente fue ZeroR con un 30.22 %. En cuanto al corpus con estímulos visuales, eliminando la clase "ninguna" y aplicando un filtro de discretización el clasificador con mayor número

de instancias correctamente clasificadas fue IBk con un 74.35 % y el clasificador con menos instancias clasificadas correctamente fue Id3 con un 28.53 %.

Tabla. 5.16. Resultados generales en corpus con estímulo visual y 6 clases.

Resultados generales en corpus con estímulos visuales		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
Datos en bruto con 6 clases		
ZeroR	30.22 %	69.77 %
J48	69.79 %	30.23 %
Naïve Bayes Multinomial	28.53 %	71.46 %
IBk	**91.06 %**	**8.93 %**
Multilayer Perceptron	41.11 %	55.89 %
Datos discretizados con 6 clases		
ZeroR	30.22 %	69.77 %
J48	53.01 %	46.98 %
Naïve Bayes Simple	43.87 %	56.12 %
IBk	**74.35 %**	**25.64 %**
Id3	28.53 %	38.49 %

En cuanto al corpus con estimulo textual, la clasificación se hizo con 6 clases: alegría, repulsión, ira, tristeza, sorpresa y asco, con un total de 53,496 muestras. Los resultados de los experimentos que se realizaron se muestran en la Tabla 5.17.

Podemos observar que en el corpus con estímulos textuales y sin filtros, el clasificador con mayor número de instancias clasificadas correctamente es IBk con un 99.43 %, mientras que el clasificador con menor número de instancias clasificadas correctamente es Naïve Bayes Multinomial con un 36.06 %. En cuanto al mismo corpus, aplicando un filtro de discretización, el clasificador con mayor número de instancias clasificadas correctamente fue IBk con un

74.35 %, y el clasificador con menos instancias clasificadas correctamente es Id3 con 28.53 %.

Tabla. 5.17. Resultados generales en corpus con estímulo textual y 6 clases.

Resultados generales en corpus con estímulos textuales		
Clasificador	Correctamente Clasificadas	Incorrectamente Clasificadas
Datos en bruto con 6 clases		
ZeroR	17.31 %	82.68 %
J48	94.99 %	5.00 %
Naïve Bayes Multinomial	36.06 %	63.93 %
IBk	**99.43 %**	**0.56 %**
Multilayer Perceptron	80.49 %	19.50 %
Datos discretizados con 6 clases		
ZeroR	30.22 %	69.77 %
J48	53.01 %	46.98 %
Naïve Bayes Simple	43.87 %	56.12 %
IBk	**74.35 %**	**25.64 %**
Id3	28.53 %	38.49 %

Finalmente de todos los experimentos realizados el clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue IBk con un 99.43 %, esto en el corpus con estímulos visuales con datos sin filtros aplicados. A continuación se describen las conclusiones y el trabajo a futuro.

Capítulo 6

Conclusiones

> The best way to predict the future is to create it.
>
> Abraham Lincoln

Para el desarrollo de esta investigación fue necesario tomar en cuenta varios aspectos que se describen a continuación.

Inicialmente se hizo un estudio de algunas teorías de emociones, en este estudio se pudo concluir que se trabajaría con las emociones básicas propuestas por Paul Ekman, estas emociones son las siguientes: alegría, repulsión, ira, tristeza, sorpresa y asco. Esta teoría fue seleccionada ya que son expresiones universales, es decir, están presentes en todos los seres humanos y se pueden detonar con estímulos externos. Basados en esta teoría se propuso una taxonomía de emociones básicas.

Posteriormente fue necesario estudiar las señales electroencefalográficas, los métodos para captar esta actividad cerebral, las formas complejas que posee este registro, así como su uso en el ámbito médico y en el ámbito de la investigación. Esto nos ayudó para conocer los métodos adecuados de adquisición.

Se realizó un comparativo de dispositivos BCI, seleccionando la diadema Emotiv EPOC+ para la extracción de la señales, ya que aunque presenta un gasto de casi 10 veces más al dispositivo más económico disponible en el mercado, cuenta con más electrodos para una lectura más precisa. Este dispositivo permite captar las señales en bruto y está diseñado para realizar trabajos de investigación, por lo que ofrece una gran ventaja.

Para la adquisición de los datos se desarrolló un sistema, apoyados de la API de Emotiv System ofrece a los desarrolladores. Esta API permite desarrollar en varios lenguajes de

programación, se seleccionó Python. El método de adquisición de los datos consta de dos módulos: el primeo permite extraer des datos ante un estímulo visual y el segundo permite extraerlos ante un estímulo textual. El estímulo visual se detonó con una lista de reproducción de videos previamente etiquetados en los segundos que la emoción está presente. El estímulo textual se detono al leer una serie de 4 o 5 encabezados de noticias, estos encabezados fueron previamente etiquetados con la emoción asociada a ellos. El sistema trabaja de manera paralela para hacer la reproducción de videos o texto y la adquisición de las señales, que son etiquetadas al momento de su adquisición. Los datos fueron adquiridos de más de 40 voluntarios de la Facultad de Ciencias de la Computación, un total de 12 mujeres y 32 hombres, de edades entre 20 y 25 años.

Una vez adquiridos los datos, se generaron dos corpus de señales electroencefalográficas, uno basado en estímulos visuales y otro basado en estímulos textuales. El corpus basado en estímulos visuales cuenta con un total de 653,331 muestras etiquetadas, de 15 voluntarios diferentes. El corpus basado en estímulos textuales cuenta con un total de 53,496 muestras etiquetadas, de 17 voluntarios diferentes.

Se realizaron diversos ejercicios preliminares para ver el comportamiento del corpus con estímulos visuales, entre ellos: se acotaron los datos, se re-etiqueto el corpus a 3 clases y se re-etiqueto el corpus a 2 clases. De estos ejercicios preliminares el clasificador con mayor número de instancias clasificadas correctamente fue IBk con un 98.57 %, esto cuando se re-etiqueto el corpus a 2 clases: positivo y negativo, utilizando la taxonomía propuesta en esta investigación.

Adicional a los ejercicios preliminares, se realizaron experimentos con ambos corpus, con base en los resultados obtenidos de los experimentos realizados a lo largo de la investigación se puede decir lo siguiente:

- En los experimentos realizados en el corpus basado en estímulos visuales, se toman en cuenta 7 clases (alegría, repulsión, ira, tristeza, sorpresa, asco y ninguna), con un total de 653,331 muestras. No se aplicaron filtros y como resultado el clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue IBk con un 88.20

- En el siguiente experimento, se aplicó un filtro de discretización al corpus de estímulos visuales, se toman en cuenta 7 clases: alegría, repulsión, ira, tristeza, sorpresa, asco y ninguna, con 653,331 muestras. El clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue IBk con un 69.27 %.
- Se decidió eliminar la clase "ninguna" del corpus de estimulos visuales, quedado un total de 389,348 muestras y 6 clases (alegría, repulsión, ira, tristeza, sorpresa y asco). El clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue IBk con un 91.06 %.
- Se aplico un filtro de discretización al corpus basado en estímulos visuales sin la clase "ninguna". El clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue IBk con un 74.35 %.
- El corpus basado en estímulos textuales, cuenta con 6 clases (alegría, repulsión, ira, tristeza, sorpresa y asco) y un total de 53,496 muestras. No se aplicaron filtros y como resultado el clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue IBk con 99.43 %.
- Al aplicar un filtro de discretización al corpus basado en estímulos textuales, con las 6 clases (alegría, repulsión, ira, tristeza, sorpresa y asco), el clasificador con mayor número de instancias correctamente clasificadas fue IBk con 74.35 %.

Se puede concluir que el clasificador con mayor número de instancias clasificadas correctamente es IBk con un 99.43 %, aplicado al corpus basado en estímulos visuales sin filtros aplicados, esto nos dice que es posible clasificar las señales en cuanto a la emoción que se está transmitiendo, ya que sí existen patrones que caractericen cada una de ellas.

6.1. Aportaciones de la investigación

Para cumplir con el objetivo de la investigación se desarrollaron recursos computacionales. Estos recursos están disponibles para continuar de la investigación y se mencionan a conti-

nuación:

- Una taxonomía de emociones básicas.
- Un sistema de adquisición de señales electroencefalográficas utilizando la API de Emotiv Systems.
- Un corpus de señales electroencefalográficas con estímulos visuales, etiquetado con 6 emociones básicas.
- Un corpus de señales electroencefalográficas con estímulos texuales, etiquetado con 6 emociones básicas.

6.2. Trabajo a futuro

En esta investigación se cumplió con el objetivo de clasificar señales electroencefalográficas según la emoción que se esta detonando, sin embargo, aun se puede experimentar más y refinar este estudio. Como trabajo a futuro se espera:

- Ampliar el corpus: Se espera adquirir señales de usuarios más diversos, diferentes rangos de edad, etc., para comparar el comportamiento de las señales.
- Seleccionar más emociones: Se espera seleccionar emociones adicionales, que puedan ser detonadas con estímulos para enriquecer el corpus generado.
- Seleccionar diferentes estímulos: Se puede incorporar un corpus generado con algún estímulo diferente para la comparación de resultados.

Bibliografía

[1] Liao, L.D., Lin, C.T., McDowell, K., Wickenden, A.E., Gramann, K., Jung, T.P., Ko, L.W., Chang, J.Y.: Biosensor technologies for augmented brain–computer interfaces in the next decades. Proceedings of the IEEE **100**(Special Centennial Issue) (2012) 1553–1566

[2] Silva, N.F., Hruschka, E.R., Hruschka Jr, E.R.: Biocom usp: Tweet sentiment analysis with adaptive boosting ensemble. SemEval 2014 (2014) 123

[3] Freund, Y., Schapire, R.E.: A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. Journal of computer and system sciences **55**(1) (1997) 119–139

[4] Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., Witten, I.H.: The weka data mining software: an update. ACM SIGKDD explorations newsletter **11**(1) (2009) 10–18

[5] Gamallo, P., Garcia, M.: Citius: A naive-bayes strategy for sentiment analysis on english tweets. SemEval 2014 (2014) 171

[6] Karampatsis, R.M., Pavlopoulos, J., Malakasiotis, P.: Aueb: Two stage sentiment analysis of social network messages. SemEval 2014 (2014) 114

[7] Fan, R.E., Chang, K.W., Hsieh, C.J., Wang, X.R., Lin, C.J.: Liblinear: A library for large linear classification. The Journal of Machine Learning Research **9** (2008) 1871–1874

[8] Hu, M., Liu, B.: Mining opinion features in customer reviews. In: AAAI. Volume 4. (2004) 755–760

[9] Baccianella, S., Esuli, A., Sebastiani, F.: Sentiwordnet 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining. In: LREC. Volume 10. (2010) 2200–2204

[10] Nielsen, F.: Afinn. Richard Petersens Plads, Building **321** (2011)

[11] Selvarajan, R., Ekbal, A.: Iit patna: Supervised approach for sentiment analysis in twitter. SemEval 2014 (2014)

[12] Esqueda, J.J.: Metodología para el análisis de señales encefalográficas en actvidades lúdicas. Congreso Internacional de Investigación Academia Journas Celaya 2014 (2014) 1348–1353

[13] Esqueda, J.J.: Análisis de señales encefalográficas de jugadores de videojuegos. Congreso Internacional de Investigación Tijuana 2015 **4**(7) (2015)

[14] Torres-García, A., Reyes-García, C., Villaseñor-Pineda, L., Ramírez-Cortés, J.: Análisis de señales electroencefalográficas para la clasificación de habla imaginada. Revista mexicana de ingeniería biomédica **34**(1) (2013) 23–39

[15] Geschwind, N., et al.: Language and the brain. WH Freeman (1972)

[16] Esqueda, J.J.: Control de giro de un motor de cd mediante patrones encelográficos. Congreso Internacional de Investigación Academia Journas Celaya 2014 (2014) 1342–1348

[17] Proakis John, G., Manolakis Dimitris, G.: Digital signal processing, principles, algorithms, and applications. Pentice Hall (1996)

[18] Ierache, J.S., Pereira, G., Iribarren, J., Nervo, F.: Estado emocional centrado en estímulos, aplicando interfase cerebro-maquina. In: XX Congreso Argentino de Ciencias de la Computación (Buenos Aires, 2014). (2014)

[19] Gray, K., Wegner, D.M.: Dimensions of moral emotions. Emotion Review **3**(3) (2011) 258–260

[20] McDougall, W.: An introduction to social psychology. Courier Corporation (2003)

[21] Ekman, P., Friesen, W.V., O'Sullivan, M., Chan, A., Diacoyanni-Tarlatzis, I., Heider, K., Krause, R., LeCompte, W.A., Pitcairn, T., Ricci-Bitti, P.E., et al.: Universals and cultural differences in the judgments of facial expressions of emotion. Journal of personality and social psychology **53**(4) (1987) 712

[22] Duvinage, M., Castermans, T., Dutoit, T., Petieau, M., Hoellinger, T., Saedeleer, C.D., Seetharaman, K., Cheron, G.: A p300-based quantitative comparison between the emotiv epoc headset and a medical eeg device. Biomedical Engineering **765** (2012) 2012–764

[23] Signal, N.B.: of neurosky, inc

[24] Autores, V.: Neurosky, body and mind. quantified. urlhttp://store.neurosky.com/ (2015)

[25] Autores, V.: Zeo inc. urlhttps://en.wikipedia.org/wiki/ZeoInc (2015)

[26] Autores, V.: Neuroelectrics. urlhttp://www.neuroelectrics.com/ (2016)

[27] Monge, S.: Emsense. urlhttp://www.neuromarca.com/blog/emsense/ (2009)

[28] Autores, V.: Emotiv. urlhttps://emotiv.com/ (2014)

[29] Emotiv, E.: Software development kit (2010)

[30] García, M.N.M., Quintales, L.A.M., Peñalvo, F.J.G., Martín, M.J.P.: Aplicación de técnicas de minería de datos en la construcción y validación de modelos predictivos y asociativos a partir de especificaciones de requisitos de software. In: ADIS. (2001)

[31] Cabena, P., Hadjinian, P., Stadler, R., Verhees, J., Zanasi, A.: Discovering data mining: from concept to implementation. Prentice-Hall, Inc. (1998)

[32] Vidal, A.F.P., Salas-López, G., Gómez, A.M., Oliver-Salazar, M., Beltrán, C.G.: Aspectos críticos para la correcta adquisición de señales eeg

[33] Bouckaert, R.R., Frank, E., Hall, M., Kirkby, R., Reutemann, P., Seewald, A., Scuse, D.: Weka manual for version 3-7-8. Hamilton, New Zealand (2013)