

Reconocimiento de Emociones Usando Técnicas de Medición de Actividad Cerebral Para Soportar el Diagnostico del Síndrome de Burnout



Trabajo de Grado

Carlos Esteban Martínez Quiñonez

Giovanni Mera Angulo

Director: PhD. Carolina González

Universidad del Cauca

Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones

Departamento de Sistemas

Grupo de Investigación en Inteligencia Computacional – Línea de Sistemas Inteligentes

Popayán, abril de 2015

DEDICATORIA

Carlos Esteban Martínez

A mi familia, en especial a mi madre a quien admiro por su superación personal y por ser para mí un ejemplo fundamental de vida, quién con su dedicación y esfuerzo me ha guiado y acompañado durante el proceso de mi formación como persona y profesional, es a quién ofrezco éste logro, que más que mío es de ella.

Giovanni Mera Angulo

A mis padres a quienes agradezco por los grandes esfuerzos que hicieron para ayudarme a conseguir este logro. A mis hermanos quienes fueron claves en momentos difíciles y no dudaron en brindarme su apoyo. A toda mi familia porque contribuyeron en algún momento a que este logro sea una realidad.

AGRADECIMIENTOS

Principalmente nuestro agradecimiento a Dios por la salud y sabiduría otorgada, por la oportunidad que nos brinda al permitirnos realizar este trabajo de grado como la culminación de nuestros estudios profesionales.

A nuestras familias por su amor, apoyo y confianza incondicional durante todo este proceso. A ellos que con su esfuerzo y dedicación nos han inculcado valores y principios para formarnos como personas de bien y útiles para la sociedad.

Este trabajo no habría sido posible sin la influencia directa o indirecta de muchas personas a las que agradecemos profundamente por estar presentes en las distintas etapas de su elaboración, principalmente a nuestra directora PhD. Carolina González Serrano, por su paciencia, apoyo y confianza, esenciales en nuestra formación como personas y futuros profesionales, quien con sus conocimientos, experiencia y dedicación nos ha permitido llevar a feliz término la culminación de este trabajo de grado, de igual forma a los ingenieros PhD. Diego López y PhD. Carlos Alberto Cobos, por sus aportes y observaciones para el refinamiento y mejora del mismo. Al Doctor Diego Illera Rivera y a todas las personas del área Administrativa y de Servicios de la Universidad del Cauca, con quienes se realizaron los procedimientos de captura de señales, disponiendo de su tiempo y apoyo para llevarlo a cabo.

Finalmente, agradecer a la Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones y la Universidad del Cauca por el apoyo durante la realización de este trabajo.

TABLA DE CONTENIDO

DEDICATORIA	1
AGRADECIMIENTOS	2
TABLA DE CONTENIDO	3
ÍNDICE DE FIGURAS	5
ÍNDICE DE TABLAS	6
1. PRESENTACIÓN DEL PROYECTO	9
1.1. INTRODUCCIÓN	9
1.2. ESTRUCTURA DE LA MONOGRAFÍA	10
1.3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	11
1.4. JUSTIFICACIÓN.....	13
1.5. APORTES DEL PROYECTO	13
1.6. OBJETIVOS	14
1.6.1. Objetivo General	14
1.6.2. Objetivos Específicos	14
1.7. MARCO METODOLÓGICO	14
2. MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE	16
2.1. MARCO TEÓRICO	16
2.1.1. Estrés y Estrés Laboral.....	16
2.1.2. Burnout	16
2.1.3. Agotamiento Emocional:	17
2.1.4. Despersonalización:.....	17
2.1.5. Falta de Realización Personal:	17
2.1.6. Emoción.....	18
2.1.7. MBI - Maslach Burnout Inventory	19
2.1.8. Electroencefalografía (EEG).....	20
2.1.9. Dispositivo Hardware – EMOTIV EPOC	20
2.1.10. Sistema Internacional <<Diez - Veinte>>	21
2.1.11. Transformada Discreta de Wavelet (Discrete Wavelet Transform - DWT)	22
2.2. ESTADO DEL ARTE.....	24
2.2.1. Introducción	24
2.2.1. Estudios Internacionales.....	24
2.2.1. Estudios Nacionales.....	30
2.2.1. Conclusiones.....	31
3. PROCESAMIENTO Y CLASIFICACIÓN DE SEÑALES EEG	32
3.1. INTRODUCCIÓN	32
3.2. PLANIFICACIÓN Y DISEÑO DEL PROTOTIPO EMOBURNOUT	34
3.2.1. Introducción	34
3.2.2. Gestión y Control de Riesgos.....	34

3.2.3.	Gestión de Requisitos	37
3.2.4.	Descripción de los Actores:	39
3.2.5.	Codificación y Pruebas del Prototipo EMOBURNOUT	39
3.2.6.	Recolección de señales EEG:.....	40
3.2.7.	Calculo de los coeficientes wavelet:	40
3.2.8.	Cálculo de coeficientes característicos:	41
3.2.9.	Creación de un nuevo registro en el dataset:	41
3.2.10.	Pruebas Unitarias	41
3.3.	ADQUISICIÓN DE LAS SEÑALES EEG.....	42
3.3.1.	Selección de Dispositivo Hardware.....	42
3.3.2.	Selección de Software:	45
3.3.3.	Filtración de las Señales EEG	48
3.3.4.	Extracción de Características para la creación del modelo	49
3.3.5.	Proceso de Selección de Imágenes IAPS para la creación del modelo	51
3.3.6.	Proceso de Adquisición de Emociones	55
3.3.7.	Clasificación de las Emociones	58
4.	ANÁLISIS Y EVALUACIÓN	67
4.1.	INTRODUCCIÓN.....	67
4.2.	DISEÑO METODOLÓGICO.....	67
4.2.1.	Descripción del Estudio	67
4.2.2.	Definición de Hipótesis y Variables.....	69
4.2.2.1.	Hipótesis de Investigación:	69
4.2.2.2.	Hipótesis Nula:	69
4.2.3.	Población y Muestra:	73
4.2.4.	Instrumentos	74
4.2.5.	Equipos.....	74
4.2.6.	Instalaciones.....	75
4.2.7.	Procedimiento	75
4.2.8.	Consideraciones éticas	75
4.3.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	76
4.3.1.	Análisis Descriptivo.....	76
4.3.1.1.	Variables sociodemográficas	77
4.3.1.2.	Respuestas:	78
4.3.1.3.	Emociones:	79
4.3.2.	Análisis Correlacional:	81
4.3.2.1.	Descripción de los resultados correlacionales	83
4.3.3.	Observaciones no esperadas	86
5.	CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.....	87
5.1.	Conclusiones.....	87
5.2.	Trabajo futuro	88
6.	REFERENCIAS.....	90

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1. Expresión física de las emociones universales.</i>	19
<i>Figura 2. Mapas comunes de flujo cerebral.</i>	21
<i>Figura 3. A. Vista de perfil. B. Vista superior. Fp, punto frontal polar; O, punto occipital.</i>	21
<i>Figura 4. Ubicación de electrodos sistema 10-20.</i>	22
<i>Figura 5. Funcionamiento DWT primer lugar.</i>	23
<i>Figura 6. Modelo de proceso de CRISP-DM.</i>	32
<i>Figura 7. Creación del prototipo EmoBurnout y análisis de la información.</i>	33
<i>Figura 8. Procesamiento de la señal EEG y creación dataset.</i>	33
<i>Figura 9. Spike Historia de Usuario HU1.</i>	38
<i>Figura 10. Código Captura de datos.</i>	40
<i>Figura 11. Calculo coeficientes Wavelet.</i>	41
<i>Figura 12. Calculo coeficientes característicos.</i>	41
<i>Figura 13. Creación de nuevo registro.</i>	41
<i>Figura 14. Auricular Emotiv EPOC.</i>	44
<i>Figura 15. Integración de Emotiv con EmoEngine.</i>	46
<i>Figura 16. Bandas de frecuencias del EEG.</i>	49
<i>Figura 17. Dispersión de puntos Arousal, Valence, Dominance, Cluster.</i>	53
<i>Figura 18. Proceso de etiquetado de las emociones.</i>	54
<i>Figura 19. Interfaz captura datos sociodemográficos.</i>	55
<i>Figura 20. Usuario en el proceso de Adquisición de las emociones.</i>	55
<i>Figura 21. Panel de control Emotiv.</i>	56
<i>Figura 22. Secuencia de tiempos presentación imágenes.</i>	57
<i>Figura 23. Agrupamiento de clusters Positivo/Negativo.</i>	65
<i>Figura 24. Clusters agrupados.</i>	66
<i>Figura 25. Diseño de Investigación.</i>	68
<i>Figura 26. Proceso de Captura (proceso interno).</i>	68

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Probabilidad e impacto asumidos vs obtenidos.....	36
Tabla 2. Historia de Usuario HU1.....	38
Tabla 3. Características Técnicas Hardware.....	43
Tabla 4. Especificaciones técnicas Emotiv.....	45
Tabla 5. División de frecuencias a una tasa de muestreo de la señal de 128 Hz.....	50
Tabla 6. Clústers encontrados.....	52
Tabla 7. Centroides atributos conjunto 13 IAPS.....	52
Tabla 8. Emociones presentes en cada cluster.....	54
Tabla 9. Imágenes seleccionadas/etiqueta fijada.....	54
Tabla 10. Resumen de las características de la clasificación.....	58
Tabla 11. Metaclasificador MetaCost.....	59
Tabla 12. Metaclasificador, en esta ocasión al AdaBoostM1.....	59
Tabla 13. Pruebas exclusión de atributos.....	60
Tabla 14. Atributos excluidos.....	60
Tabla 15. Metaclasificador AdaBoostM1 más atributos excluidos.....	61
Tabla 16. Metaclasificador AdaBoostM1 más atributos excluidos 45 iteraciones.....	61
Tabla 17. Comparación precisiones algoritmos.....	62
Tabla 18. Matriz de confusión AdaBoostM1-J48.....	64
Tabla 19. Matriz de confusión clusters agrupados.....	66
Tabla 20. Definición de las variables.....	71
Tabla 21. Variables Dicotomizadas.....	72
Tabla 22. Variables dependientes e independientes.....	73
Tabla 23. Distribución porcentual de las variables sociodemográficas.....	78
Tabla 24. Distribución porcentual de las respuestas.....	79
Tabla 25. Distribución porcentual de las emociones.....	81
Tabla 26. Coeficientes de correlación de Spearman.....	83
Tabla 27. Rangos de Cohen.....	83
Tabla 28. Coeficientes clasificados de acuerdo a los rangos de Cohen.....	83
Tabla 29. Valor de p para rta1-emo1.....	84
Tabla 30. Valor de p para rta9-emo9.....	84
Tabla 31. Valores críticos de Spearman.....	85
Tabla 32. Valor de p para rta8-emo8.....	86

1.PRESENTACIÓN DEL PROYECTO

1.1.INTRODUCCIÓN

El estrés se define como una reacción fisiológica del organismo en el que entran en juego diversos **mecanismos** de defensa para afrontar una situación que se percibe como amenazante o de demanda incrementada. **El estrés es una respuesta natural y necesaria para la supervivencia, que en exceso produce una sobrecarga de tensión que repercute en el organismo humano y provoca la aparición de enfermedades y anomalías patológicas, que impiden el normal desarrollo y funcionamiento del cuerpo humano. Cuando éste tipo de anomalías se presenta en entornos de trabajo, se denomina estrés laboral [1].**

En 1974 la psicóloga social Cristina Maslach estudió las respuestas emocionales en un grupo de profesionales y los calificó de "sobrecarga emocional", Síndrome de Burnout o síndrome de estar quemado [2], el cual hoy en día es un trastorno muy frecuente, cada vez más conocido y diagnosticado. Éste trastorno ha tomado tanta importancia que la Organización Mundial de la Salud (OMS) lo ha catalogado como un riesgo laboral [3] y el ministerio del trabajo colombiano lo incluyó en la tabla de enfermedades laborales, de acuerdo al decreto 1477 del 05 de agosto de 2014. La OMS define el estrés laboral como *"la reacción que puede tener el individuo ante exigencias y presiones laborales que no se ajustan a sus conocimientos y capacidades, y que ponen a prueba su capacidad para afrontar la situación"* además, afirma que *"el estrés laboral es uno de los principales problemas para la salud de los trabajadores y el buen funcionamiento de las entidades para las que trabajan"* [1] . Cuando el estrés laboral se presenta en niveles elevados, se le denomina Síndrome de Burnout [4], el cual corresponde a una de las posibles respuestas crónicas al impacto acumulativo del estrés [5].

El presente trabajo contiene información recopilada del proceso investigativo que se desarrolló con el objetivo de brindar una solución tecnológica como un aporte adicional al diagnóstico del síndrome de Burnout, manteniendo como meta un balance entre costo y calidad en la instrumentación. El estrés laboral es una enfermedad que afecta a muchas personas que se desempeñan profesionalmente y que ha tomado gran importancia últimamente en el ámbito científico. Existen diversas investigaciones que pretenden encontrar información adicional a través de variables sociodemográficas que puedan mejorar el diagnóstico del síndrome,

de manera que se pueda ofrecer una mayor precisión y objetividad en dicho diagnóstico. Para el caso de esta investigación, los datos son recolectados usando técnicas de medición de actividad cerebral a través de un dispositivo que presenta cualidades óptimas para dicha captura y además tiene un bajo costo con respecto a las demás posibilidades (Emotiv EPOC) [6], en su versión para investigación. El uso de este dispositivo en la captura de las señales electroencefalográficas ha sido validado por la comunidad científica, al ser usado en múltiples estudios para apoyar diversos campos como la biomédica o la telemedicina [7] [8].

El presente proyecto, describe un proceso de investigación formal que considera desde el manejo que se debe dar a las señales cerebrales recibidas con el dispositivo Emotiv, incluyendo el filtrado de las mismas y la extracción de características que describen cada señal hasta la clasificación, una vez las señales sean capturadas esperando como respuesta una emoción evocada y clasificada con el conjunto de imágenes del IAPS (International Affective Picture System) [9] basadas en el plano Arousal-Valence, para finalmente evaluar si es posible relacionar las emociones medidas con el EEG y la dimensión de agotamiento emocional del Síndrome de Burnout, logrando establecer un completo algoritmo para el procesamiento de señales electroencefalográficas.

1.2. ESTRUCTURA DE LA MONOGRAFÍA

El presente trabajo se encuentra organizado de la siguiente manera:

CAPÍTULO 1: Presentación del proyecto

Se presenta una introducción al tema, se plantea el problema que dio origen a la investigación en el que se despliega también la justificación, se mencionan los aportes, los objetivos y el marco metodológico empleado para el desarrollo del mismo.

CAPÍTULO 2: Marco teórico y estado del arte

En éste capítulo se presenta la definición de los diferentes conceptos involucrados en el proyecto de investigación y se realiza una caracterización de los estudios más relevantes entorno al problema planteado.

CAPÍTULO 3: Procesamiento y clasificación de señales EEG

Se divide en dos fases, en la primera se presenta la definición y ejecución del proceso para la clasificación de emociones, filtración de las señales, extracción de características, protocolo para la captura de la información y clasificación.

En la segunda parte de éste capítulo se presenta la implementación del prototipo de aplicación que muestra al profesional la información relevante que puede ser útil a la hora de tomar la decisión sobre el diagnóstico de un paciente.

CAPÍTULO 4: Análisis y Evaluación

Se presenta la metodología de evaluación y los criterios seleccionados para demostrar la relación entre las emociones medidas con el EEG y la dimensión de agotamiento emocional del Síndrome de Burnout definida en el MBI.

CAPÍTULO 5: Conclusiones y trabajo futuro

Finalmente en éste capítulo se realiza un análisis de los resultados obtenidos en el desarrollo del proyecto, se concluye y se plantean los nuevos desafíos que conducen el desarrollo de nuevas investigaciones.

1.3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Existen instrumentos para apoyar el diagnóstico e intervención del Síndrome de Burnout, que permiten calcular el estado del paciente para posteriormente darle un tratamiento. El MBI (Maslach Burnout Inventory) es un instrumento validado formalmente de acuerdo a múltiples investigaciones y el más usado para diagnosticar el síndrome [2]. Éste instrumento mide la prevalencia del Burnout en educadores y personal de los servicios humanos (enfermeras, médicos, psicólogos, asistentes sociales, etc.) de acuerdo a las siguientes dimensiones o sub-escalas: (i) agotamiento emocional ("emotional exhaustion") compuesta por nueve (9) ítems que describen sentimientos relacionados con el estar abrumado y agotado emocionalmente por el trabajo; (ii) despersonalización ("despersonalization") compuesta por cinco (5) ítems que describen una respuesta impersonal y falta de sentimientos hacia los sujetos objeto de atención; y (iii) realización personal en el trabajo ("personal accomplishment") compuesta por ocho (8) ítems que describen sentimientos de competencia y realización exitosa en el trabajo hacia los demás [2].

Según [10], la dimensión del agotamiento emocional es considerada el elemento central del síndrome, de la que se derivan despersonalización y baja realización personal en el trabajo. Otros autores, presentan la despersonalización y la baja realización personal como efectos contingentes al agotamiento emocional.

A pesar de que el MBI es el instrumento más utilizado para la evaluación del Burnout, cuenta con problemas psicométricos, dificultad en su composición gramatical, múltiples e imprecisas traducciones que no consideran la cultura, el género, y las diferencias socioeconómicas [11], induciendo a posibles respuestas inapropiadas e incoherentes [12]. Adicionalmente, en la etapa de análisis de las respuestas del MBI, existen serias discrepancias sobre cómo se debe proceder para realizar el diagnóstico y valorar la incidencia del Síndrome. No existen criterios “validados clínicamente” que apoyen la toma de decisiones, y medidas complementarias que disminuyan la subjetividad y la dependencia de profesionales expertos en el tema [13]. Los hechos anteriormente descritos pueden provocar que los resultados del diagnóstico varíen o que la objetividad de los mismos pierda precisión, por lo que se podría intervenir a personas que no lo necesitan o por el contrario y más grave aún que no se les brinde el determinado tratamiento a personas con altos niveles de Burnout.

Con el propósito de mitigar algunos de los problemas encontrados en el MBI, se han desarrollado instrumentos de evaluación alternativos enfocados en aspectos complementarios como , el “Cuestionario para la Evaluación del Síndrome de quemarse por el Trabajo” [14] el cual incluye una dimensión más que el MBI, enfocada en el manejo de los sentimientos de culpa, creando perfiles de diagnóstico, sin embargo no ha sido ampliamente utilizado y sus resultados no han sido validados científicamente. Otras investigaciones, consideran el uso de medidas fisiológicas para complementar al MBI [15] [16] [17].

Por lo anterior y basados en [2], se hace evidente la necesidad de encontrar soluciones enfocadas en la dimensión de agotamiento emocional y que haciendo uso del cuestionario MBI y de técnicas electrofisiológicas de medición de actividad cerebral como la Electroencefalografía (EEG), permitan encontrar información apropiada, coherente y objetiva que brinde soporte al diagnóstico del Síndrome.

Con el objetivo de contribuir a la solución de la problemática descrita, el presente proyecto plantea la siguiente pregunta de investigación: ***¿Cómo proveer información complementaria para el diagnóstico del Síndrome de Burnout enfocándose principalmente en la dimensión de agotamiento emocional?***

1.4. JUSTIFICACIÓN

La importancia de este trabajo de grado reside en la utilización de técnicas computacionales y herramientas tecnológicas, para apoyar campos transversales como el de la Salud, proponiendo una solución cuyo propósito es brindar información complementaria para apoyar el diagnóstico del síndrome de Burnout. Lo anterior, motivará futuras investigaciones computacionales o tecnológicas cuyos principales aportes correspondan al área de Salud Mental.

Teniendo en cuenta que los resultados encontrados en la literatura evidencian la falta de medidas complementarias a los cuestionarios y la recomendación de la inclusión de medidas orgánicas y/o fisiológicas [18], el presente trabajo, considerará el uso del MBI por su amplia aceptación en el campo de la medición del Síndrome de Burnout [11], complementando sus resultados con los generados a través de un proceso de reconocimiento de emociones utilizando EEG, con el objetivo de lograr mayor información de soporte para el diagnóstico. A diferencia de otras técnicas de imágenes cerebrales existentes, se selecciona la Electroencefalografía por ser mínimamente invasiva, de fácil manejo, de bajo costo y no ocasionar perturbación en el medio ambiente [19].

Por último, esta investigación evidencia la importancia de “aumentar el número de investigaciones relacionadas con medidas complementarias que soporten el diagnóstico del Síndrome de Burnout” al ser indudable la necesidad de alcanzar objetividad y validez de los resultados generados [20].

1.5. APORTES DEL PROYECTO

En este trabajo de grado se pretende obtener una solución que ofrezca información complementaria para apoyar el diagnóstico del Síndrome de Burnout, haciendo uso del cuestionario MBI y técnicas EEG que indiquen el estado emocional del paciente, ésta solución comprende:

- Un algoritmo adaptado para la clasificación de emociones de acuerdo a las señales EEG de un determinado usuario.
- Un prototipo de aplicación software integrado a un dispositivo EEG (EMOTIV EPOC ®) que brinde información complementaria a los profesionales de la salud mental al momento de diagnosticar del Síndrome de Burnout.

- Un análisis de la relación entre las emociones encontradas durante el diagnóstico del Síndrome de Burnout y la dimensión del agotamiento emocional comprendida por éste.

1.6. OBJETIVOS

1.6.1. Objetivo General

Proveer una solución basada en la captura de emociones mediante un dispositivo EEG que permita suministrar información complementaria en el proceso de diagnóstico del Síndrome de Burnout.

1.6.2. Objetivos Específicos

- Adaptar un algoritmo de procesamiento de señales para el reconocimiento de emociones.
- Implementar un prototipo de aplicación que brinde información de las emociones presentes en un paciente durante la evaluación del Síndrome de Burnout.
- Evaluar la relación entre las emociones medidas con el EEG y la dimensión de agotamiento emocional del Síndrome de Burnout definida en el MBI.

1.7. MARCO METODOLÓGICO

Se tiene como guía metodológica el Modelo para la Construcción de Soluciones [21], el cual se desarrolla de la siguiente manera de acuerdo a las fases que lo componen, en cada fase se busca cumplir con cada uno de los objetivos específicos planteados:

FASE 1: Caracterización y formulación

Estudio de prefactibilidad: Donde se realiza el análisis de requerimientos, se declara una lista priorizada de los riesgos para la integración de un dispositivo EEG portable de bajo costo con un prototipo de aplicación.

Formulación del proyecto: En esta etapa se realiza un estudio para obtener un modelo de los requerimientos del proyecto, se realiza la adaptación de algoritmos de procesamiento y clasificación de señales, se crea el conjunto de datos muestra para entrenamiento e implementación del prototipo de aplicación integrado a un

dispositivo EEG portable de bajo costo; para esta etapa se toma como base la metodología CRISP-DM [22], la cual se divide en seis fases: comprensión del negocio, análisis de datos, preparación de datos, modelamiento, evaluación y despliegue.

FASE 2: Diseño e implementación

Ésta fase comprende las etapas de ejecución y validación de la solución de la software. Para éste proceso se tiene como base metodológica la metodología de desarrollo ágil Xtreme Programming (XP) [23].

Ejecución del proyecto: En este punto se obtiene un prototipo funcional para la integración de un dispositivo EEG portable con un prototipo de aplicación, se obtiene el modelo para la descripción e implementación del sistema y se desarrolla la solución software.

Validación de la solución: se muestra la arquitectura del sistema construido completamente desarrollada, además de esto se realizan las pruebas de funcionamiento de la solución y se evalúa formalmente la solución.

FASE 3: Evaluación

Comprende las actividades relacionadas para el cumplimiento del objetivo 3. Se llevará a cabo un Diseño de Investigación Cuantitativa No Experimental de corte Transversal y de alcance correlacional.

2.MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE

2.1. MARCO TEÓRICO

2.1.1. Estrés y Estrés Laboral.

El estrés (del inglés stress, 'tensión') es una reacción fisiológica del organismo en el que actúan diversos mecanismos de defensa para afrontar situaciones que implican demandas fuertes para el individuo, y que incluso pueden agotar sus recursos de afrontamiento [24].

El organismo reacciona realizando modificaciones neuroendocrinas estrechamente mezcladas que pueden alterar el hipotálamo (centro de emoción del cerebro) y las glándulas hipófisis y suprarrenales (centro de reactividad). Esta reacción que es la respuesta normal a un agente específico se produce en todo individuo sometido a un estímulo percibido como ataque [25]

El estrés es una respuesta natural y necesaria para la supervivencia, a pesar de lo cual hoy en día se confunde con una patología. Esta confusión se debe a que este mecanismo de defensa puede acabar, bajo determinadas circunstancias frecuentes en ciertos modos de vida, desencadenando problemas graves de salud puesto que se crea un desequilibrio sustancial (percibido) entre la demanda y la capacidad de respuesta (del individuo) bajo condiciones en la que el fracaso ante esta demanda posee importantes consecuencias [26].

Cuando esta respuesta natural se da en exceso se produce una sobrecarga de tensión que repercute en el organismo humano y provoca la aparición de enfermedades y anomalías patológicas que impiden el normal desarrollo y funcionamiento del cuerpo humano, cuando éste tipo de anomalías se presenta en entornos de trabajo, se denomina estrés laboral [1].

2.1.2. Burnout

Este concepto fue descrito durante la década de los setenta en los trabajos del Psiquiatra Herbert Freudenberger, quien observó que la mayoría de los voluntarios que trabajaban con toxicómanos, al cabo de un año aproximadamente, sufrían de forma progresiva una pérdida de energía, hasta llegar al agotamiento, síntomas de ansiedad y depresión, así como desmotivación en su trabajo y agresividad con sus pacientes [27]. Paralelamente la psicóloga Cristina Maslach

se interesó por las implicaciones de los estresores emocionales en trabajadores de diversos servicios sociales, además de investigar sobre las estrategias de afrontamiento utilizadas por los profesionales y sus consecuencias [2]. Maslach producto de estas investigaciones, elaboró una conceptualización de Burnout que permitió la aceptación por parte de casi la totalidad de la comunidad científica de la época, produciéndose una proliferación considerable de la publicaciones en torno a esta temática durante la década de los ochenta [28].

Esta conceptualización, dio origen al acuerdo existente en la actualidad sobre las tres dimensiones que conforman el síndrome, abriendo paso a una teoría multidimensional del desgaste profesional [2]. Estos factores se describen a continuación:

2.1.3. Agotamiento Emocional:

Característica central del desgaste profesional y manifestación más evidente de este síndrome, entendida como la pérdida de atractivo, tedio y disgusto provocado por el trabajo, junto con una disminución del interés y satisfacción laboral.

2.1.4. Despersonalización:

Intento por poner distancia entre el profesional y los usuarios del servicio, donde los primeros ignoran las cualidades personales únicas de cada uno de sus beneficiarios, puesto que sus demandas son más manejables cuando son considerados de manera impersonal.

2.1.5. Falta de Realización Personal:

Sentimientos negativos de competencia y éxito en el trabajo, los que se manifiestan en estados de ánimo negativos; insatisfacción laboral; dificultades en las relaciones familiares, laborales y de amistad.

Por otro lado, también se encuentran otras conceptualizaciones del síndrome, tales como la realizada por [29] quienes propusieron que el Burnout, “*es un estrés laboral asistencial de tipo organizacional que afecta a los profesionales que se relacionan con los receptores de diferentes servicios*”, tales como la salud y educación.

En [30] el autor describe el síndrome de Burnout como “*un sufrimiento prevalente de estar quemado profesionalmente, de no soportar la tarea que se tiene que realizar*”. De acuerdo a esto se tiene que éste proceso es principalmente

profesional y laboral, sin decir con ello que existen variables personales que influyen, por ejemplo las sociodemográficas.

El síndrome se expresa entonces en síntomas tales como agotamiento, pérdida de expectativas y distanciamiento, siendo consistente con los planteamientos de Maslach.

Es así como se pueden observar distintas conceptualizaciones del síndrome de Burnout, donde es posible apreciar que su origen se encuentra en la práctica clínica y posteriormente trasciende al área laboral, relacionándose primordialmente con ocupaciones que implican contacto directo con otras personas, tales como compañeros profesionales o usuarios de diversos servicios.

2.1.6. Emoción

Tres son las principales teorías sobre la emoción: la primera, formulada por James y Lange se centra en el componente fisiológico; la segunda, formulada por Cannon y Bard incluyen el componente cognitivo (experiencia subjetiva); la tercera, de Schacter-Singer incluye el componente expresivo [31] [32], cada una fundamenta la definición que desarrolló Levenson [33] quien menciona que las emociones son reacciones psicofisiológicas que representan modos de adaptación a ciertos estímulos del individuo cuando percibe un objeto, persona, lugar, suceso, o recuerdo importante y pueden ser definidas desde distintas áreas: **Psicológicamente**, impulsan redes asociativas relevantes en la memoria que alteran la atención y hacen subir de rango ciertas conductas guía de respuestas del individuo. **Fisiológicamente**, organizan las respuestas de distintos sistemas biológicos, a fin de establecer un medio interno óptimo para el comportamiento más efectivo y **Conductualmente**, establecen la posición del individuo respecto a su entorno y lo impulsan hacia ciertas personas, objetos, acciones, ideas y lo alejan de otros. También actúan como depósito de influencias innatas y aprendidas, y poseen ciertas características invariables y otras que muestran cierta variación entre individuos, grupos y culturas.

Existen varios estudios para referenciar el número de emociones existentes, pero la literatura no es clara ni contundente en éste sentido. Fundamentalmente se puede decir que al nacer tenemos las emociones primarias o universales, que son una serie de patrones de respuesta emocional ante estímulos especiales, aunque no hay un acuerdo en el número se podría decir que son entre 6 o 7 [34]. Todas ellas se distinguen por tener un patrón de activación fisiológico y neural específico, estar desde muy temprano en la vida, responder ante patrones

estimulares específicos, responder con patrones conductuales específicos y ser universales entre las personas. Estas serían: ira, asco, miedo, alegría, tristeza y sorpresa como se aprecia en la Figura 1.



Figura 1. Expresión física de las emociones universales.
Tomado de [35]

Las emociones pueden ser evocadas muy fácilmente: mediante relatos, imágenes, sonidos, sabores, olores etc. Con éste propósito existen herramientas como el *International Affective Picture System (IAPS)* y el *International Affective Digital Sounds (IADS)* [9] desarrollado por el investigador norteamericano Peter Lang del Instituto Nacional de Centro de Salud Mental para la emoción y la atención de la Universidad de Florida, las cuales utilizan imágenes y sonidos como estímulos. El **IAPS** es una base de datos de imágenes que se utilizan para producir una gama de emociones, cuenta con más de 1.000 imágenes a color en la base de datos. Estas imágenes han sido utilizadas en múltiples estudios, es por eso que se han convertido en herramientas muy útiles en la investigación de las emociones, pues se utilizan para evocar emociones de distinta valencia (positivas o negativas), activación (más o menos) y dominancia (débiles o fuertes) de acuerdo al plano arousal-valence-dominance.

2.1.7. MBI - Maslach Burnout Inventory

Este cuestionario [2] mide las tres dimensiones del Síndrome de Burnout: el cansancio emocional (CE), la despersonalización (DP) y la realización personal (RP).

La primera de estas dimensiones, el cansancio emocional, se recoge mediante nueve ítems en forma de afirmación, cada una con siete posibles respuestas, valoradas según la escala de Likert. La despersonalización se valora mediante cinco ítems cuantificados igual que el conjunto anterior, y finalmente la dimensión de realización personal se mide por medio de ocho ítems con las mismas condiciones anteriores [2]. A la hora de interpretar los datos en el caso de las dos primeras dimensiones, la mayor puntuación indica peor resultado, mientras que en la tercera dimensión (realización personal) la interpretación es a la inversa. Finalmente, se obtiene una escala sumando las puntuaciones de las tres dimensiones, cuyo resultado es directamente proporcional en el caso del cansancio emocional y la despersonalización e inversamente proporcional en la escala de realización personal; de esta manera se considera Burnout cuando se puntúa alto en cansancio emocional y despersonalización y bajo en realización personal [36].

2.1.8. Electroencefalografía (EEG)

La Electroencefalografía es el registro y evaluación de los potenciales eléctricos generados por el cerebro y obtenidos por medio de electrodos situados sobre la superficie del cuero cabelludo, es por tanto, El EEG el registro de la actividad eléctrica de las neuronas del encéfalo, 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 [37].

2.1.9. Dispositivo Hardware – EMOTIV EPOC

El sistema Emotiv EPOC, es un hardware inalámbrico de diseño Australiano desarrollado por la compañía Emotiv Limited para leer las señales eléctricas cerebrales EEG, que comprende entre otras características: 14 electrodos ubicados de acuerdo al sistema internacional 10-20 <<Diez Veinte>>, cada uno de los cuales entrega una señal de actividad cerebral y un software para adquisición, procesamiento, monitoreo y visualización de las mismas [6].

Basado en la forma e intensidad de las señales recibidas en cada uno de los 14 canales (electrodos) permite modelar mapas cerebrales que dependen del pensamiento. Algunos ejemplos son presentados en la Figura 2. Una actividad o mapa cerebral se crea de acuerdo al estímulo, sea sentimiento o reacción y de esta manera se pueden clasificar (mediante asociación) los campos eléctricos que producen diferentes pensamientos en un individuo y posteriormente determinar

qué pensamiento en particular es el que está procesando el cerebro –lectura de la mente– [38]. Su uso en validaciones y pequeñas experiencias de problemas neurológicos se ha documentado en los últimos años en [7] [8].

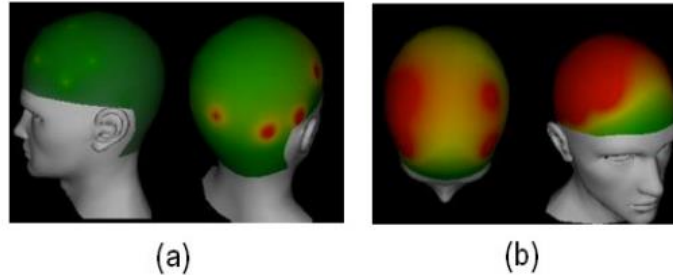


Figura 2. Mapas comunes de flujo cerebral
Tomado de [38]

2.1.10. Sistema Internacional <<Diez - Veinte>>

Para situar los electrodos sobre la superficie craneal de manera que representen las proyecciones exteriores de los hemisferios cerebrales hay varios sistemas diferentes (Illinois, Montreal, Aird, Cohn, Lennox, Merlis, Oastaut, Schwab, Marshall, etc) [39], pero es el sistema internacional «Diez-Veinte» el más utilizado actualmente, según este sistema se procede de la forma siguiente:

Existen dos puntos de referencia anatómicos que se utilizan para el posicionamiento principal de los electrodos de EEG [37]: primero, el nasión que es el área claramente deprimida entre los ojos, justo por encima del puente de la nariz; segundo, el inion, que es el punto más bajo del cráneo de la parte posterior de la cabeza y normalmente se indica por una protuberancia prominente, se mide la distancia entre el nasión y el inion pasando por el vertex. El 10% de esta distancia sobre el nasión señala el punto Fp (Frontal Polar). El 10% de esta distancia sobre el inion señala el punto O (Occipital) [37] como se muestra en la Figura 3.

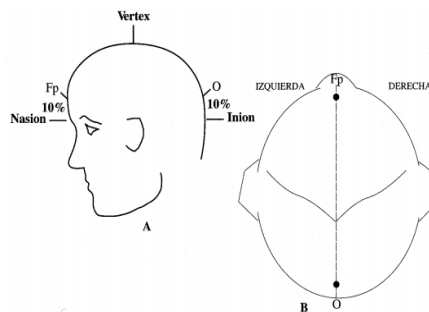


Figura 3. A. Vista de perfil. B. Vista superior. Fp, punto frontal polar; O, punto occipital.
Tomado de [37]

Por medio de las letras F, T, C, P y O y los números desde el 1 hasta el 8 se representan los lóbulos frontal, temporal central, parietal y occipital, respectivamente (aunque realmente no existe un lóbulo central; la letra "C" se utiliza sólo con fines de identificación) [37]. La letra "z" (cero) representa a un electrodo colocado en la línea media y los números pares (2, 4, 6, 8) representan el hemisferio derecho, mientras que los números impares (1, 3, 5, 7) se refieren al hemisferio izquierdo, la Figura 4 representa la colocación de los electrodos según el sistema 10-20, el cual se basa en la descripción anterior.

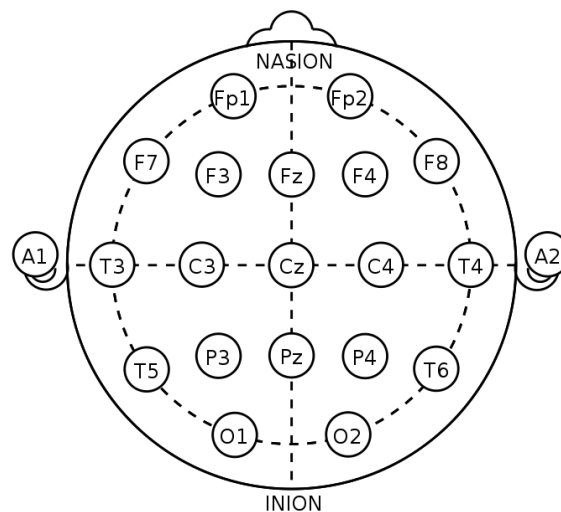


Figura 4. Ubicación de electrodos sistema 10-20

2.1.11. Transformada Discreta de Wavelet (Discrete Wavelet Transform - DWT)

Wavelet es una onda de duración limitada que tiene un valor medio de cero. Es suave y predecible y es muy adecuada para describir anomalías, pulsos y otros eventos que empiezan y terminan dentro de la señal [40]. La transformada Wavelet combina las dimensiones tiempo y frecuencia permitiendo la extracción de los detalles y de las aproximaciones de la señal. Es una técnica de estimación espectral en donde cualquier función general puede ser expresada como una serie infinita de ondas. La idea de esto es representar la función como una combinación lineal de un conjunto particular de funciones, obtenidas mediante la translación y escalamiento de una función básica llamada Wavelet Madre [41]. De esta forma, a través de adecuados valores de escalamiento y desplazamiento en el tiempo, se establece un método efectivo para el procesamiento de señales bioeléctricas no estacionarias [42].

El principio de la transformada se basa en una traslación telescópica de la Wavelet básica [41], denotada por:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right),$$

Donde a y b son llamados el parámetro de escala y de posición respectivamente. La transformada Wavelet de cualquier función f (t) se obtiene mediante el producto interno de la función f (t) con la función wavelet.

$$W_f(a,b) = \{f(t), \Psi_{a,b}(t)\}$$

Existe un largo número de familias Wavelet conocidas y funciones que proveen un rico espacio en el que se puede buscar una onda que represente eficientemente la señal de interés. Entre las familias se encuentran: Bi-ortogonal, Coiflet, Harr, Symmlet, Daubechies. La elección de la Wavelet depende de la aplicación en la que se esté trabajando, para señales EEG la mejor correlación que existe es con la Wavelet Daubechies 4 (db4) [43].

Calcular la transformada wavelet para demasiados niveles sería muy complicado, por esa razón se hace necesario escoger solo aquellas escalas y posiciones que resulten interesantes para ciertos estudios. Escogiendo aquellas escalas y posiciones basadas en potencias de dos, los resultados son más eficaces. Este análisis se denomina análisis wavelet - DWT [40] el cual permite descomponer la señal en aproximaciones y detalles. Después, los coeficientes de aproximación son nuevamente divididos en nuevos coeficientes de aproximación y detalle, realizando este proceso hasta obtener el conjunto de coeficientes de aproximación y detalle para el nivel de resolución requerido. Este filtrado proporciona el doble de datos de los necesarios que la DWT además de los filtros paso-bajos y paso-altos, usando nuevas operaciones como downsampling y upsampling para solucionar el inconveniente mencionado. La Figura 5 muestra el funcionamiento básico de la DWT.

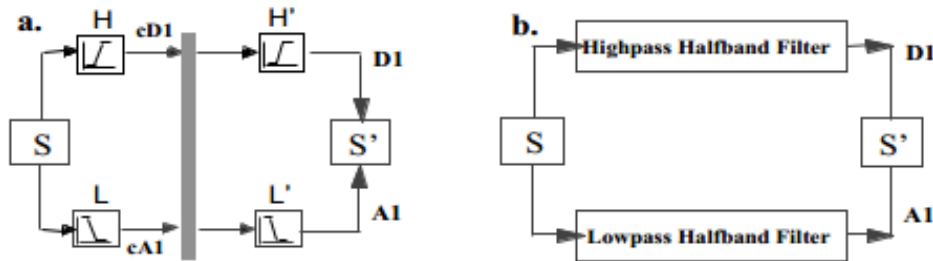


Figura 5. Funcionamiento DWT primer lugar
Tomado de [40]

2.2. ESTADO DEL ARTE

A continuación, se describen los trabajos más relevantes en las áreas relacionadas con la presente investigación: Interfaces Cerebro Computador (ICC), Síndrome de estrés laboral – Burnout y en general aquellos que usan la electroencefalografía como propuesta de solución.

2.2.1. Introducción

El Maslach Burnout Inventory (MBI) [2] establece criterios de medida y evaluación del Síndrome de Burnout, extendiendo su uso, como un instrumento de medida estandarizado y con el cual se han realizado diferentes investigaciones en busca de mejorar los resultados al momento de realizar un diagnóstico. En esta búsqueda, se han propuesto numerosos instrumentos alternos, pero ninguno ha logrado tener acogida en el campo de la investigación.

El MBI ha sido aplicado a diferentes poblaciones como profesores, médicos, enfermeros, etc., obteniendo alta fiabilidad y alta validez factorial sobre sus tres sub-escalas [2]. Según el coeficiente psicométrico de Cronbach [44], se alcanzaron valores de fiabilidad aceptables, con una consistencia interna de 0.80 en una escala de 0 a 1, donde 1 significa que los ítems están correctamente relacionados [45] [46] [47].

Sin embargo, las falencias identificadas en el MBI condujeron nuevas investigaciones con resultados negativos al introducir serias dificultades conceptuales e incluir de forma paralela constructos no equiparables y modelos teóricos distintos desde un mismo instrumento [48].

2.2.1. Estudios Internacionales

Diversas investigaciones han sido realizadas como medidas complementarias que permiten agregar información a los datos para el diagnóstico. En [15] se discuten las etapas más importantes de una aplicación de un sistema de reconocimiento de emociones incluyendo el análisis y clasificación de datos. Para recolectar las señales fisiológicas en diferentes estados afectivos, se utiliza un método de inducción musical que provoca reacciones emocionales naturales del sujeto, relacionadas con cuatro emociones principalmente (la ira, el enojo, la alegría y el placer). Con biosensores de cuatro canales se logra obtener electromiogramas, electrocardiogramas, conductividad de la piel y cambios en la respiración.

Finalmente se eligen tres (3) clasificadores conocidos para llevar a cabo la clasificación supervisada, consiguiendo tasas de reconocimiento de aproximadamente el 80 % para los tres clasificadores. Una de las prácticas más interesantes realizadas en ésta investigación es una serie de reducciones realizadas con los conjuntos de datos dividiendo las emociones en grupos de negativos (rabia/tristeza) y positivos (alegría/placer) grupos de alta excitación (alegría/ira) y baja excitación (tristeza/placer), obteniendo un aumento en la precisión del diagnóstico; a pesar de que ésta investigación es bastante relevante, puesto que las prácticas de reducción realizadas en su estudio durante la clasificación de emociones, generan pautas que pueden ser adoptadas en la investigación que se desea realizar, la investigación no fue realizada con técnicas de electroencefalografía.

El Servicio de Medicina Preventiva en el Hospital Universitario de Ceuta [16] hace uso del MBI y medidas complementarias que incluyen medición de niveles sanguíneos de proteína C reactiva, leucocitos, plaquetas, velocidad de sedimentación globular, fibrinógeno, glucemia, factor reumatoide, colesterol LDL e índice de Castelli. Durante el estudio sólo se observó asociación en el caso de la variable proteína C reactiva, con una media más elevada en los sujetos compatibles con desgaste profesional que en el resto; a pesar de que ésta investigación se realizó con el fin de encontrar variables externas que pudieran aportar información al diagnóstico, al igual que la anterior no utiliza en su desarrollo medidas de electroencefalografía.

El Departamento de Enfermería de la Escuela Universitaria de Enfermería de la Universidad de Córdoba [17] utilizó el MBI y variables antropométricas como el peso y el índice de masa corporal. Se resalta el análisis de variables fisiológicas y bioquímicas siendo las más relevantes la tensión arterial, los niveles de glucemia y lípidemia. Los resultados del estudio no evidencian diferencias significativas entre los niveles de Burnout, para cada una de sus tres dimensiones y las variables anteriormente nombradas; éste estudio aporta conocimiento al ámbito del Síndrome de Burnout, pero no sugiere ningún resultado con otras variables como el comportamiento cerebral.

Otras investigaciones utilizan técnicas de reconocimiento facial para detectar problemas psicológicos destacándose el trabajo de Latorre, Navarro, Serrano, Ros, Aguilar, Nieto y Ricarte, el cual en uno de sus hallazgos indica que **“el reconocimiento de una emoción positiva en una cara neutra está relacionado con el nivel de sintomatología depresiva, sobre todo en el grupo de personas mayores de 60 años”**, y **“cómo el reconocimiento de emociones en caras**

puede ser un indicador de la depresión subclínica, sobre todo en personas mayores” [49]. Se centra en el reconocimiento de emociones con técnicas de reconocimiento de imágenes, pero sin usar técnicas de electroencefalografía y sin aportar conocimiento al Síndrome de Burnout.

De igual manera se han realizado estudios donde se comparan variables fisiológicas entre pacientes con Burnout y pacientes sanos. En [50] se analizan variables como ritmo cardíaco y presión sanguínea asociadas con la SAM (Sympathetic Adrenergic Medullary) y niveles de cortisol salival asociados a la HPA (Hypothalamic Pituitary Adrenal). Cabe aclarar que las medidas fisiológicas son realizadas en pacientes diagnosticados con Burnout, por lo que los resultados obtenidos carecen de validez para la presente investigación, dado que el enfoque del presente estudio es ofrecer un apoyo al diagnóstico.

En [51], los autores usan datos sociodemográficos, características del ambiente laboral, el cuestionario de Maslach Burnout Inventory (MBI) y la Escala de “Factores Psicosociales en el Trabajo Académico”. De este estudio se destaca que ***“la presencia del síndrome se manifestó principalmente en las dimensiones de Agotamiento Emocional y Falta de Realización Personal y en el Trabajo con 32,2% y 20% respectivamente, mientras que la Despersonalización se dio en el 5,9% de los docentes”***. Adicionalmente se destaca que las variables sociodemográficas estudiadas no resultaron asociadas, ni calificaron como factor de riesgo para ninguna dimensión del Burnout, como también que ***“pertenecer al género femenino, resultó ser factor de riesgo para presentar agotamiento emocional”*** [51]. Ésta investigación aporta información que permite fundamentar que la dimensión de Agotamiento Emocional es la dimensión más afectada con respecto a las otras dos, pero las variables complementarias usadas para realizar el diagnóstico excluyen las técnicas de electroencefalografía.

Otra de las técnicas usadas para medir emociones hace referencia al Neuromarketing [52], el cual estudia los procesos cerebrales de las personas y sus cambios durante la toma de decisiones de compra de un producto o selección de una marca con el fin de poder llegar a predecir la conducta de una persona como consumidor. Sin embargo, éstas técnicas están enfocadas al ámbito comercial y no corresponden al alcance de este proyecto.

En [53] se propone e implementa un nuevo algoritmo basado en dimensiones fractales para el reconocimiento de emociones desde EEG en tiempo real. La investigación centra sus estudios en un sistema que permite la visualización de las emociones como expresiones faciales de avatares personalizados en entornos

colaborativos 3D en tiempo real, también hacen referencia a un sistema de música terapia que a partir de la emoción detectada en el usuario le ofrece un tratamiento además de un reproductor musical basado en la emoción del individuo; sin embargo ésta investigación no considera aplicaciones para apoyar o aportar soluciones en el campo de la salud mental.

En [54] se llevó a cabo una investigación donde se compararon algunas características de las señales EEG de pacientes que padecen Síndrome de Burnout con las de pacientes que padecen Depresión Atípica y Síndrome de Fatiga Crónica, para establecer si estos desordenes difieren o por el contrario pueden ser catalogados como el mismo. Las características analizadas en esta investigación, en la cual participaron treinta (30) pacientes diagnosticados con Síndrome de Burnout y quince (15) sujetos de comparación, fueron la asimetría frontal y amplitud reducida de la P300, picos de la frecuencia alfa y por último potencia alfa y beta con los ojos abiertos y cerrados. Finalmente se concluyó que los pacientes con Síndrome de Burnout presentan una amplitud reducida de la P300 y una menor frecuencia en los picos de la frecuencia alfa y menor potencia beta con los ojos abiertos y cerrados. Lo anterior evidencia el significativo aporte de medidas electrofisiológicas para, en este caso, mejorar el diagnóstico de desórdenes mentales y muestra la pertinencia de las investigaciones interdisciplinarias. Sin embargo tiene un enfoque distinto a nuestro trabajo de investigación, puesto que se analizan señales EEG de personas diagnosticadas con Síndrome de Burnout pero también de otros desórdenes mentales, aun así se puede considerar un soporte al diagnóstico.

Por otra parte en [55] se realizó una investigación que pretendía originalmente detectar las características del autismo analizando el funcionamiento cerebral utilizando el Emotiv EPOC. Debido a la complejidad de esta tarea, se optó por entender mejor la naturaleza de las ondas cerebrales generadas por estados emocionales y determinar las características asociadas con la clasificación de las ondas. Cumpliendo con este propósito, se recolectó información cerebral de diez (10) sujetos mientras observaban cuatro (4) videos de YouTube que previamente habían sido clasificados en calma, tristeza, felicidad y enojo. Posteriormente se aplicó el procedimiento Análisis de Componente Principal (PCA por sus siglas en inglés) y la Transformada Rápida de Fourier a la información cerebral previamente obtenida, con el fin de obtener las características apropiadas para la fase de clasificación. En dicha fase, varias topologías de Redes Neuronales fueron puestas a prueba y sus resultados comparados y analizados. De esta investigación es muy importante resaltar su interés de contribuir al diagnóstico del autismo mediante técnicas de medición de actividad cerebral, pero es mucho

mayor la importancia de la evidencia que demuestra la complejidad de apoyar los diagnósticos de desórdenes mentales con este tipo de técnicas. Otro punto importante para analizar es el uso de videos de YouTube, los cuales no cuentan con una estandarización en cuanto a las emociones incitadas así como también la utilización de la Transformada Rápida de Fourier, la cual ha demostrado tener un menor rendimiento que la Transformada de Wavelet Discreta en cuanto a tareas de extracción de características de señales EEG. Por último cabe anotar que las falencias anteriormente descritas son superadas en nuestra investigación.

Adicionalmente en [56] se llevó a cabo una investigación en la que se analizó el comportamiento cerebral de 12 sujetos mientras usaban un juego diseñado para provocar frustración. Como primera medida se capturó la información cerebral mediante el sistema EEG BioSemi ActiveTwo, luego se aplicaron filtros notch y paso alto y bajo para eliminar artefactos inconvenientes presentes en las señales EEG, posteriormente se realiza la extracción de características a estas señales mediante una matriz de covarianza la cual es resultado de un proceso previo de filtrado espacial, filtrado espectral específico, fragmentación y blanqueamiento y finalmente se realizan dos tareas de clasificación, la primera en dos posibles estados: frustrado o no frustrado; y la segunda en tres pares de posibles estados correspondientes a biparticiones de una dimensión del espacio arousal, valence, dominance. De esta investigación es pertinente resaltar la variedad de estímulos que se pueden encontrar para provocar determinados estados emocionales, sin embargo no se puede pasar por alto que algunos de estos estímulos están soportados y estandarizados en investigaciones científicas por lo cual resultan más apropiados para estas tareas. Por último reconocer la importancia de la eliminación de artefactos inconvenientes presentes en las señales EEG para mejorar tareas como la de clasificación.

Otros estudios relacionan las emociones y la electroencefalografía como en [57] quienes usan las IAPS y señales periféricas relacionadas con el Sistema Nervioso Autónomo, como estímulos para provocar emociones. En el pre procesamiento de la señal eliminan el ruido ambiental mediante la aplicación de un filtro de paso de banda en el rango de 4-45 Hz, debido a que los intervalos de frecuencia de interés en el EEG son las bandas theta (4-8Hz), alpha (8-12 Hz), beta (12-30Hz) y gamma (30-45 Hz) y un filtro laplaciano para eliminar el ruido producido por las actividades musculares, como el parpadeo de los ojos o apretar la mandíbula. Finalmente extrajeron 6 características para cada electrodo, por lo que utilizaron un algoritmo genético para resolver el problema de la alta dimensión del espacio característico. Del estudio se deduce que la reducción de la dimensión del espacio característico tiene dos ventajas, los costes computacionales se reducen y la eliminación de

ruido puede conducir a una mejor separación de las clases, también que en promedio, las señales de EEG parecen funcionar mejor que otras señales fisiológicas aunque los resultados de la fusión entre EEG y periféricas son más robustos en comparación a las señales cerebrales y periféricas por separado, sin embargo aplicar dicha combinación no está dentro del alcance definido para el presente proyecto, siendo interesante validarlo en una investigación posterior en la que se pudiera comparar con los resultados del presente estudio, de igual forma la conclusión a la que llegan los autores acerca de que estímulos audiovisuales funcionan mejor que las imágenes o los sonidos por separado.

En [58] se describe un proyecto de investigación para el reconocimiento de emociones a partir de señales cerebrales medidas con el dispositivo Brainquiry EEG PET. Su investigación está dividida en dos fases, la primera es un análisis para determinar la colocación óptima de un número limitado de electrodos para el reconocimiento de emociones y una segunda fase que consistió en aplicar el experimento. Para los entrenamientos usaron estímulos visuales y auditivos, los cuales fueron comparados. 36 emociones inducidas por estímulos de las bases de datos IADS y IAPS fueron seleccionadas con 12 estímulos para cada una de las modalidades (dominance, valencia, excitación), de acuerdo a los resultados obtenidos en la investigación, encontraron que las bandas alfa (8-12 Hz) y beta (12-30Hz) se destacaron como áreas particulares de interés para el reconocimiento de emociones tanto para valencia y excitación.

En [59] se proponen un método de reconocimiento de emociones usando señales de electroencefalograma (EEG). En un primer análisis, las señales de EEG medidas se transforman en un espectro de potencia utilizando transformadas rápidas de Fourier (FFT). Las señales de EEG transformadas fueron divididas en cinco partes y seleccionaron seis emociones primarias para éste estudio: feliz, sorpresa, miedo, ira, asco y tristeza, las emociones fueron inducidas por medios audiovisuales. Al comparar los resultados, muchas emociones mostraron diferentes valores de probabilidad, pero "tristeza" e "ira" muestran valores de probabilidad similares. Éste estudio pretende mostrar la utilidad del EEG en el reconocimiento de emociones usando un instrumento de 8 canales para captar las ondas cerebrales, lo que genera una base literaria para la presente investigación, que por el contrario usa un dispositivo de 14 canales, lo que podría representar una mejor precisión, además, en el presente estudio se pretende conseguir información relevante que pueda ser usada para diagnosticar el Síndrome de Burnout.

Finalmente en [60] los participantes son en total de 3 hombres y 2 mujeres, todos chinos nativos entre las edades de 19 y 25 años. Las bioseñales EEG en bruto se obtuvieron de cada sujeto para cada una de las tres emociones. Cada electrodo en la cabeza registró las señales eléctricas que luego fueron grabadas en un canal. Con el fin de hacer uso de una red neural, se extrajeron seis características de cada bioseñal y no se utilizaron métodos de filtrado de ruido en el pre procesamiento porque se esperaba que el modelo de aprendizaje escogido ayudara a reducir el nivel de ruido. Varios parámetros se determinaron antes de la extracción de características del conjunto de datos original basado en los experimentos, máquinas de relevancia vectorial (RVM) y perceptrón multicapa (MLP) dieron las más altas precisiones, con resultados relativamente similares. Sin embargo, concluyeron que RVM es una mejor elección sobre MLP. De éste último estudio se resalta la importancia de destacar que con las 6 características obtenidas de las señales EEG lograron una clasificación con una precisión considerable. También es importante resaltar que usan validación cruzada para evitar el sobreajuste de los algoritmos a los datos disponibles, de manera que serían las primeras opciones a probar en la presente investigación.

2.2.1. Estudios Nacionales

En el país también se han desarrollado investigaciones que buscan apoyar el diagnóstico del Síndrome con medidas complementarias, por ejemplo, en [61] se describe una investigación realizada en dos (2) universidades privadas de la ciudad de Popayán, Cauca, en la cual se le aplicó el Cuestionario Breve de Burnout (CBB) a cuarenta y cuatro (44) docentes. Para los propósitos de ésta investigación se utilizó la técnica de encuesta individual auto diligenciada acompañada por un monitor. De ésta investigación se destaca el hallazgo de altos niveles de Burnout en la dimensión despersonalización en los docentes de 20 a 40 años, como también una relación directamente proporcional entre el número de horas trabajadas y la probabilidad de desarrollar el Síndrome de Burnout en el elemento despersonalización. Cabe resaltar que el instrumento para evaluar la presencia del Síndrome de Burnout fue el CBB y no el MBI, sin apoyo de medidas complementarias.

En [62] se describe una investigación realizada en la Universidad de Medellín, en la cual se aplica el MBI como instrumento de medición del Síndrome de Burnout a un grupo de ciento treinta y nueve (139) profesores el cual fue dividido en tres (3) categorías según su tipo de vinculación laboral: planta, ocasionales y por horas. La investigación en cuestión presenta unos resultados muy interesantes respecto

a la relación entre cada dimensión del síndrome y la categoría según el tipo de vinculación laboral del personal evaluado. Sin embargo ésta investigación no considera medidas complementarias, entrando en cuestionamiento el problema propuesto por la presente investigación.

2.2.1. Conclusiones

A pesar de la gran cantidad de trabajos relacionados con la presente investigación, la gran mayoría han sido desarrollados en otros países, en Colombia han sido muy pocas las investigaciones realizadas en éste campo, en su mayoría únicamente desde el ámbito psicológico o social, los cuales difieren de los objetivos de la presente investigación, por otro lado no se encontraron estudios en los que el síndrome de Burnout haya sido soportado en la electroencefalografía como medida biométrica, para aportar información relevante para el diagnóstico de ésta patología. De esta manera pensar en un sistema BCI (Brain Computer Interface) como un instrumento que pueda facilitar el vínculo entre el Burnout y la electroencefalografía podría considerarse una opción válida, ya que permitiría la comunicación entre el cerebro y funciones cognitivas asociadas con el ambiente externo, pudiendo contar con los medios necesarios para analizar y evaluar dicha relación, por tal razón se pretende aprovechar que en los últimos años, la electroencefalografía ha abierto camino a múltiples investigaciones en torno a los sistemas ICC [63].

Son demasiados los estudios existentes hasta ahora y que se pudieran poner en marcha en el futuro alrededor de los sistemas BCI, difiriendo en las distintas alternativas que éste campo presenta, es por eso que para efectos del desarrollo de la presente investigación se realizó un análisis literario y se tomaron los consejos más relevantes de las experiencias de estos estudios, usar éste conocimiento y lograr encontrar información relevante que pueda aportar información al diagnóstico del síndrome de Burnout es el objetivo principal de ésta investigación y desarrollar un prototipo de aplicación BCI es el aporte que se desea lograr, por lo que lograrlo, hace de ésta la primera investigación en obtener una correlación de las emociones con el síndrome de Burnout a través de mecanismos EEG.

3. PROCESAMIENTO Y CLASIFICACIÓN DE SEÑALES EEG

3.1. INTRODUCCIÓN

En éste capítulo se detallan los diferentes procedimientos realizados para lograr la implementación del prototipo que permite obtener los registros de las señales EEG clasificados, lo cual incluye la selección de las herramientas software y hardware, la comparación de algoritmos basados en diferentes métodos de procesamiento de señales EEG, para encontrar qué método proporciona mejores resultados. También se presenta el procedimiento seguido en las dos iteraciones llevadas a cabo en el estudio, en la primera se busca crear un modelo de clasificación de emociones obteniendo la mayor precisión posible y en la segunda se presenta la aplicación de ese modelo, con el que se clasifican nuevas instancias.

Debido a la naturaleza de este proceso, se usó la metodología CRISP-DM [22], la cual se divide en seis fases principales como se observa en la Figura 6:

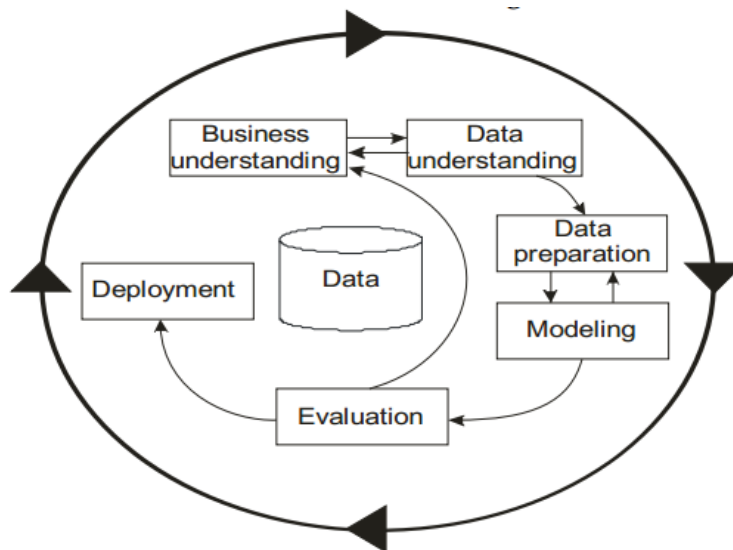


Figura 6. Modelo de proceso de CRISP-DM
Tomado de [22]

Teniendo como base la metodología CRISP-DM, se desarrollan todas las tareas de la investigación soportándolas en cada una de sus fases, es decir, el proceso de investigación descrito en los capítulos 1 y 2 de la presente monografía en la

primera fase (la comprensión del negocio). Siguiendo con el modelo de proceso de CRISP-DM se relaciona cada una de las siguientes etapas de la investigación con las demás fases de la metodología.

Éste capítulo se ha sido dividido en dos partes; en la primera parte se menciona el procedimiento realizado en el desarrollo del prototipo EmoBurnout, correspondiendo a las fases de evaluación y despliegue definidas en la metodología. Este proceso finaliza con el análisis de la información obtenida de los usuarios intervenidos mediante el prototipo, como se observa en la Figura 7.

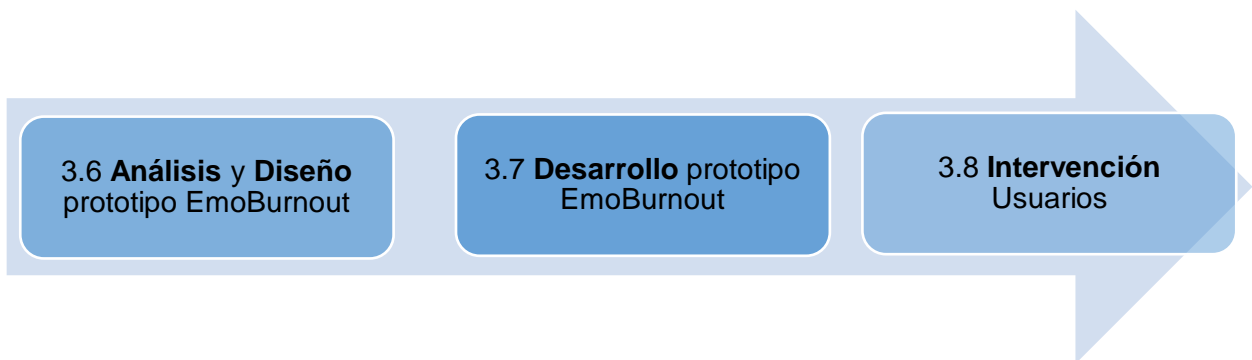


Figura 7. Creación del prototipo EmoBurnout y análisis de la información

La segunda consta de cuatro etapas, en las que se ha descrito cada proceso de manera clara, buscando contribuir en la resolución del problema desde una aproximación formal y sistemática, haciendo correspondencia con las fases de entendimiento, preparación y modelado de los datos definidas en CRISP-DM. Para ésta primera iteración, el producto obtenido corresponderá al modelo de clasificación alimentado con el dataset de los registros de las señales EEG etiquetadas con su respectiva emoción, éste proceso se representa en la Figura 8.

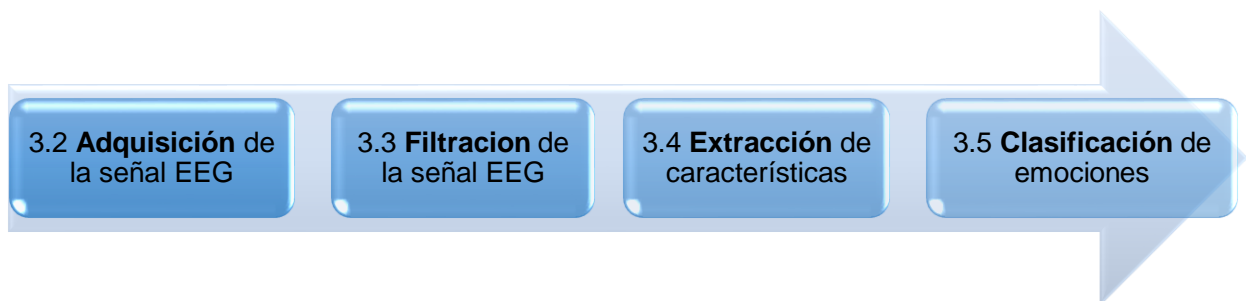


Figura 8. Procesamiento de la señal EEG y creación dataset

A continuación se describen los procesos y actividades realizadas en la construcción del prototipo que permite realizar las funcionalidades establecidas teniendo como metodología base Xtreme Programming, y manteniendo a su vez la correlación con las fases de evaluación y despliegue de CRISP-DM.:

3.2. PLANIFICACIÓN Y DISEÑO DEL PROTOTIPO EMOBURNOUT

3.2.1. Introducción

El proceso de implementación del prototipo EmoBurnout está dividido en dos iteraciones, la primera es la dedicada al diseño del prototipo que permite la recolección de las señales EEG con las IAPS como estímulo y que arroja como resultado el modelo de clasificación de emociones, y la segunda la cual comprende el proceso de diseño del acoplamiento del modelo obtenido con el prototipo que permite la captura de las señales EEG durante el diligenciamiento de las preguntas de la dimensión de agotamiento emocional del cuestionario MBI.

Por otro lado, teniendo en cuenta que el **Modelo para la Construcción de Soluciones** plantea que la gestión de riesgos es uno de los elementos más importantes para asegurar tanto el éxito en un proyecto como su correcta funcionalidad y la obtención de un producto de calidad, se detalla en esta sección el proceso llevado a cabo para la ejecución de dicha gestión.

Finalmente se demuestra la captura de requisitos, los actores involucrados en el sistema y el plan de pruebas que será ejecutado, para controlar y verificar la calidad del producto.

3.2.2. Gestión y Control de Riesgos

La gestión de riesgos involucra la identificación y el análisis a priori de los riesgos potenciales que puedan afectar tanto al proceso de desarrollo del proyecto, como al producto en construcción o al prototipo final, además de la construcción de estrategias adecuadas de contingencia y/o mitigación para evitar su aparición o minimizar el impacto en el proyecto respectivamente.

En la presente investigación se reconocieron inicialmente un conjunto de 15 riesgos, los cuales fueron descritos, analizados y priorizados [Anexo 1]. Para el conjunto de riesgos reconocidos, se establecieron los planes de prevención para mantener controlados todos los riesgos y los de corrección en caso de la ocurrencia de alguno de ellos, los cuales se pueden observar en el [Anexo 2].

Al finalizar el proyecto se logra analizar los resultados del seguimiento de cada riesgo, como se representa en la Tabla 1, en la que se puede observar la probabilidad y el impacto obtenidos, como un promedio de las puntuaciones asignadas por los investigadores de acuerdo al comportamiento de cada riesgo.

Riesgo	Impacto asumido	Probabilidad asumida	Impacto obtenido	Probabilidad obtenida
Requisitos poco claros	5	45	1	25
Abandono temporal de un miembro del equipo	2,5	25	2	31
Falta de Experiencia en tareas de planificación	4	40	3	23
Falta de Experiencia con las herramientas utilizadas	4,3	78	4	57
Modelos Erróneos	4	66	2	24
Falta de un Experto	3	15	2	10
Pérdida de documentación y/o otros artefactos	4,4	38	3	13
Conflictos entre los integrantes del grupo	4	42	3	38
Falta de seguimiento permanente de tareas y actividades	3,7	68	4	63
Falta de comunicación entre los integrantes del	3	39	2	47

Riesgo	Impacto asumido	Probabilidad asumida	Impacto obtenido	Probabilidad obtenida
grupo				
Los usuarios finales se resisten al sistema	4,3	35	1	19
El cronograma no se está desarrollando según lo establecido	3	64	3	64
Error en la estimación del tiempo	4,3	73	4	79
Fallas o ausencia de equipos hardware	5	46	2	17
La aplicación no resulta fácil de aprender ni de manejar	4,5	22	2	10

Tabla 1. Probabilidad e impacto asumidos vs obtenidos

Con base en las observaciones obtenidas para cada riesgo, es posible realizar una comparación del comportamiento de la gestión de los riesgos desarrollada por el equipo de trabajo, de acuerdo a la probabilidad asumida contra la probabilidad obtenida, es decir, que tan probable se suponía al iniciar el proceso que un riesgo se presentara como un problema comparado a como se presentó realmente.

En el [Anexo 2] se presenta de manera detallada y clara el comportamiento general de los riesgos durante el proceso de investigación y además se analiza el impacto que estos eventos produjeron en el proceso o en el equipo. Al finalizar el proceso de desarrollo y de investigación se obtuvo que en la mayoría de los 15 riesgos se presentó un comportamiento favorable, es decir, se logró mantener el riesgo bajo control.

3.2.3. Gestión de Requisitos

Para el proceso de la captura de requisitos se elaboraron historias de usuario que representan las funcionalidades requeridas por el prototipo. La primera funcionalidad consiste en la obtención del conjunto de registros que servirá como base de conocimiento para que el algoritmo clasifique un nuevo registro y lograr así ofrecer una segunda funcionalidad la cual permite identificar la emociones encontradas por el algoritmo, mostrando la emoción predominante durante el diligenciamiento del MBI y finalmente una tercera funcionalidad que ofrece una interfaz para cargar un modelo diferente al propuesto en la presente investigación, dicho modelo debe mantener el formato y la estructura del modelo propuesto, además de estar previamente analizado mediante el proceso explicado anteriormente para conocer la precisión del mismo.

En la Tabla 2 se presenta la historia de usuario Número 1, las demás pueden ser vistas en el Manual Técnico [Anexo 3].

Historias de usuario	
Reconocimiento de Emociones Usando Técnicas de Medición de Actividad Cerebral Para Soportar el Diagnostico del Síndrome de Burnout	
Número de historia:	HU1
Usuario	Administrador
Título:	Creación de dataset
Fecha:	Octubre 10 de 2014
Descripción de la Historia	Como administrador del sistema Quiero poder crear un nuevo dataset, manteniendo los mismos atributos, Para poder mejorar la precisión en la clasificación de los registros en caso de encontrar un algoritmo que logre mejores resultados.
Anotaciones (Conversación)	<ul style="list-style-type: none"> - Sí se cambia el conjunto de registros, es responsabilidad del administrador verificar la precisión del nuevo conjunto de datos. - El archivo con los registros tiene extensión .csv y para poder construir el modelo en el software Weka, se debe cambiar a extensión .arff. - El número de registros en un archivo es libre.
	Escenario 1: Administrador puede crea nuevo dataset: DADO que existe una muestra que ofrece una mejor clasificación Y se quiere registrar sus señales, CUANDO el usuario Administrador ingrese a la opción de creación del dataset,

Historias de usuario	
Reconocimiento de Emociones Usando Técnicas de Medición de Actividad Cerebral Para Soportar el Diagnostico del Síndrome de Burnout	
Criterios de aceptación	<p>ENTONCES el sistema le presenta la interfaz gráfica para la recolección de los datos sociodemográficos Y si todos son correctos, posteriormente el sistema presenta el conjunto de imágenes para la captura de las señales EEG.</p> <p>Escenario 2: Administrador no puede crear dataset: DADO que existe una muestra que ofrece una mejor clasificación Y se quiere registrar sus señales, CUANDO el usuario Administrador ingrese a la opción de creación del dataset ENTONCES el sistema le presenta la interfaz gráfica para la recolección de los datos sociodemográficos Y si alguno no es correcto, entonces el sistema informa al usuario cual dato ha sido erróneo y solicita su corrección para poder continuar.</p> <p>Escenario 3: Headset pierde conexión: DADO que existe una muestra que ofrece una mejor clasificación Y se quiere registrar sus señales, CUANDO el usuario Administrador ingrese a la opción de creación del dataset ENTONCES el sistema le presenta la interfaz gráfica para la recolección de los datos sociodemográficos Y si en algún momento, el headset pierde conexión, entonces el sistema informa al usuario del error y solicita reiniciar el prototipo.</p>

Tabla 2. Historia de Usuario HU1

Posteriormente se realizó la representación gráfica de las interfaces de interacción, en la Figura 9 se presenta el spike (bosquejo) correspondiente a la historia de usuario HU1, los demás pueden ser revisados en el [Anexo 4].

Figura 9. Spike Historia de Usuario HU1

3.2.4. Descripción de los Actores:

- **ADMINISTRADOR:**

Es el usuario del sistema con mayor responsabilidad, tiene conocimientos de programación en el lenguaje Java y conoce la arquitectura del prototipo. Tiene conocimientos en el uso de herramientas como Weka y RapidMiner. Tiene facultad para crear un nuevo dataset de entrenamiento y para modificar el modelo de clasificación del prototipo con ese nuevo dataset.

- **PROFESIONAL:**

Es el profesional de la salud que interactúa directamente con el sistema, tomará las pruebas a sus pacientes y analizará la información que el prototipo le brinda. Está encargado de la ubicación del Headset y verificar su correcta conexión, así como la de sus electrodos mediante el Panel de Control de Emotiv.

- **PACIENTE:**

Es el usuario principal, quien usa el prototipo, pero no interactúa con ninguna de sus interfaces gráficas, es quien lleva puesto el Headset mientras responde las preguntas del cuestionario MBI para que sus señales sean registradas y posteriormente analizadas por el Profesional.

A continuación se presenta el desarrollo final del prototipo EmoBurnout, su codificación y las pruebas realizadas para asegurar la calidad del producto.

3.2.5. Codificación y Pruebas del Prototipo EMOBURNOUT

En esta sección se presenta la implementación del prototipo EmoBurnout, la cual ha sido dividida en dos iteraciones, la primera dedicada a la funcionalidad representada por la historia de usuario número 1 (HU1) y la segunda dedicada a las funcionalidades representadas en las historias de usuario 2 (HU2) y 3 (HU3), permitiendo la construcción de un prototipo software integrado a un hardware (dispositivo EEG - Emotiv). Dado que el lenguaje seleccionado fue Java, para el desarrollo del prototipo se utilizó el Integrated Development Environment (IDE) Netbeans 8.0.1. En un nuevo proyecto Java se integraron las librerías (.jar) del SDK Emotiv junto con las librerías Wavelets y otras librerías de utilidades.

A continuación se muestran algunos apartes del código que fueron claves para cumplir las tareas tanto de la HU1 como de la HU2 y HU3:

3.2.6. Recolección de señales EEG:

Para esta tarea fue clave el uso de las librerías del SDK Emotiv para establecer la conexión con el NeuroHeadset, posteriormente se almacenaron en listas los valores numéricos de la variación de la amplitud de las señales en el tiempo para cada canal, la Figura 10 muestra la sección de código que implementa ésta tarea.

```
private void capturarDatos() {
    if (readytocollect) {
        Edk.INSTANCE.EE_DataUpdateHandle(0, hData);

        Edk.INSTANCE.EE_DataGetNumberOfSample(hData, nSamplesTaken);

        if (nSamplesTaken != null) {
            if (nSamplesTaken.getValue() != 0) {

                System.out.print("Updated: ");
                System.out.println(nSamplesTaken.getValue());

                double[] data = new double[nSamplesTaken.getValue()];
                for (int sampleIdx = 0; sampleIdx < nSamplesTaken.getValue(); ++sampleIdx) {
                    for (int i = 0; i < 14; i++) {

                        Edk.INSTANCE.EE_DataGet(hData, i, data, nSamplesTaken.getValue());
                        System.out.print(data[sampleIdx]);
                        System.out.print(",");
                        if (i == 0) {
                            canal1.add(data[sampleIdx]);
                        } else if (i == 1) {
                            canal2.add(data[sampleIdx]);
                        } else if (i == 2) {
                            canal3.add(data[sampleIdx]);
                        } else if (i == 3) {
                            canal4.add(data[sampleIdx]);
                        } else if (i == 4) {
```

Figura 10. Código Captura de datos

3.2.7. Calculo de los coeficientes wavelet:

Luego de recolectar las señales EEG en valores numéricos, se procedió a calcular, para cada canal, los coeficientes de la Transformada de Wavelet con función base Daubechies4. Para esta tarea se utilizó la librería JWave, ésta dispone de una amplia gama de algoritmos para utilizar diferentes transformadas con distintas funciones base, la Figura 11 muestra su implementación.

```

t = new Transform(new FastWaveletTransform(new Daubechies4()));
matCanal1 = t.decompose(arrCanal1);
matCanal2 = t.decompose(arrCanal2);
matCanal3 = t.decompose(arrCanal3);
matCanal4 = t.decompose(arrCanal4);

```

Figura 11. Calculo coeficientes Wavelet

3.2.8. Cálculo de coeficientes característicos:

Terminado el cálculo de los coeficientes wavelet, se procedió a encontrar los coeficientes característicos para cada canal, esto se realizó con funciones disponibles en el SDK de Java para el manejo de colecciones, como se observa en la Figura 12.

```

minBanda1 = (double) Collections.min(coefBanda1);
maxBanda1 = (double) Collections.max(coefBanda1);
promedioBanda1 = media.evaluate(arrCoefBanda1);
desviacionBanda1 = desviacion.evaluate(arrCoefBanda1);

```

Figura 12. Calculo coeficientes característicos

3.2.9. Creación de un nuevo registro en el dataset:

Finalmente se registran en un archivo los coeficientes característicos de cada canal más la información sociodemográfica del paciente y la emoción predefinida en el caso de la HU1, tarea realizada con funciones disponibles en el SDK de java para el manejo de archivos, como se observa en la Figura 13.

```

String lineaArchivo = usuIn.getEdad() + "," + usuIn.getNumHijos() + "," + usuIn.getTiempoCargo()
try {
    fichero = new FileWriter("datosEmociones.csv", true);
    pw = new PrintWriter(fichero);
    pw.println(lineaArchivo);
}

```

Figura 13. Creación de nuevo registro

3.2.10. Pruebas Unitarias

Las pruebas unitarias se realizaron al finalizar el proceso de desarrollo del prototipo, estas pruebas sirven para asegurar que la implementación de cada Historia de Usuario funcione correctamente, en el [Anexo 5] se describen los casos de prueba para cada función no trivial con los cuales se verificaba si el resultado era correcto o no.

A continuación se describen los pasos llevados a cabo para obtener el modelo que alimenta al prototipo y las actividades de cada uno de estos procesos:

3.3. ADQUISICIÓN DE LAS SEÑALES EEG

3.3.1. Selección de Dispositivo Hardware

Existen varios dispositivos EEG en la actualidad, los cuales se diferencian entre sí, porque ofrecen distintos servicios, por la calidad de sus materiales, los objetivos para los cuáles fueron creados, el precio, la precisión de sus resultados, etc. Por ésta razón se realizó una investigación y posterior comparación de cada uno de los diferentes dispositivos EEG con el fin de seleccionar el más adecuado, considerando las necesidades del presente proyecto. En primer lugar se definen las características más importantes de cada dispositivo de acuerdo a los criterios propuestos por [64], en el que incluyen:

Facilidad de uso: *Opciones de protocolo y medio por el cual se comunica el dispositivo con otros dispositivos externos como un ordenador o un dispositivo móvil.*

Calidad: *definida en términos de número de sensores, tipo de sensor, velocidad de muestreo, resolución digital.*

Portabilidad: *definida en términos de tamaño, peso y fuente de alimentación.*

Costo: *Cantidad monetaria que indica el precio del dispositivo.*

Posteriormente se analizan los resultados de la investigación y se selecciona el dispositivo con las prestaciones más convenientes para la construcción del prototipo en la etapa de recolección de registros cerebrales.

Manteniendo los criterios de la investigación que sirvió para soportar esta etapa, los siguientes son algunos de los dispositivos que se consideraron para ser utilizados en la presente investigación:

- Emotiv [65]
- Enobio [66]
- Neurosky [67]

- ABM [68]

La Tabla 3 detalla las especificaciones técnicas de cada dispositivo para realizar la comparación de sus características.

Dispositivo Características	ABM Stat X10	EMOTIV	ENOBIO	NEUROSKY
CALIDAD				
NÚMERO DE SENSORES	10	14	8	3
VELOCIDAD DE MUESTREO	256 Muestras/seg	128 Muestras/seg	500 Muestras/seg	512 Muestras/seg
RESOLUCIÓN DIGITAL	16 bit	14 bit	24 bit	12 bit
TIPO DE SENSORES	Electrodo Hidratado	Electrodo Hidratado	Electrodo Seco Hidratado	Electrodo Seco
ANCHO DE BANDA	65Hz	45Hz	125Hz	100Hz
PORTABILIDAD				
TAMAÑO Y PESO	<1Kg	<1Kg	<1Kg	<1Kg
TIEMPO DE OPERACIÓN AUTÓNOMO	7 Horas	12 Horas	8 Horas	10 Horas
FACILIDAD DE USO				
MECANISMOS DE CONEXIÓN	Inalámbrica	Inalámbrica	Inalámbrica	Inalámbrica
TIPO DE CONEXIÓN	Bluetooth V2	ISM Band 2.4GZ	Bluetooth V2	ISM Band 2.4GZ
COSTO				
PRECIO	\$ 15.000	\$ 399	\$ 5.975	\$79.99

Tabla 3. Características Técnicas Hardware
Tomado de [65] [66] [67] [68]

Como se puede observar, los dispositivos ABM y Enobio cuentan con muy buenas características, pero también con un alto costo en comparación con los auriculares Emotiv y Neurosky que cuentan con un menor precio, el cual es un parámetro decisivo para la selección del dispositivo, ya que uno de los propósitos de la

investigación, es que cuente con el criterio de bajo costo. A pesar de las buenas características y el bajo costo presentados por NeuroSky, el dispositivo es descartado debido a que posee un número reducido de sensores (3), y este hecho representa una limitación para la identificación de la actividad cerebral.

El dispositivo Emotiv cuenta con muy buenas características como por ejemplo un amplio número de sensores además que su precio es considerablemente menor, razones por las que finalmente, se elige este dispositivo ilustrado en la Figura 14 como el auricular para soportar la captura de datos.



Figura 14. Auricular Emotiv EPOC
Tomado de Emotiv © [6]

Este dispositivo se encuentra disponible en el mercado en dos versiones, Emotiv EPOC y Emotiv EEG, el último se diferencia en que cuenta con herramientas software y soporte de desarrollo, sin embargo el hardware para la adquisición de datos es el mismo.

En la *Tabla 4* se presenta un resumen de las características hardware del dispositivo, recopiladas del manual de usuario [Anexo 6] y documentación oficial del sitio web [6]:

CARACTERÍSTICAS		EMOTIV EEG
Número de canales		14
Sensores referencia	de	Common Mode Sense (CMS) active electrode Driven Right Leg (DRL) passive electrode (P3/P4)

CARACTERÍSTICAS	EMOTIV EEG
Nombre de canales (International locations) 10-20	AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4,
Método de muestreo de Frecuencia de muestreo	Muestreo Secuencial – Single ADC 128 Muestras/Sg (Oscilador 2048Hz Interno)
Resolución	14 bits 1 LSB =0,51uV
Ancho de Banda	0.2-45 Hz, Filtros digitales notch a 50Hz y a 60Hz
Rango dinámico	8400uV(pp)
Acoplamiento	AC coupled
Conectividad	Protocolo propietario,2.4Ghz ISM Band
Batería	Lithium polymer
Medida de impedancia	Contacto en tiempo real, sistema propietario

Tabla 4. Especificaciones técnicas Emotiv

Para el desarrollo de éste proyecto se adquiere la Edición de Investigación para Linux Ubuntu, el kit permite acceder a librerías en diferentes lenguajes que poseen algoritmos para el reconocimiento de estados de ánimo (Affectiv Suite), patrones para el movimiento de objetos (Cognitiv Suite), reconocimiento de expresiones faciales (Expressiv Suite). Además el kit permite tener acceso a la información en crudo “raw format” de cada canal, mediante su software TestBenchTM.

3.3.2. Selección de Software:

Para la adquisición de las señales EEG, el dispositivo Emotiv en la edición de investigación contiene una API (Aplication Programming Interface) declarada en 3 archivos de cabecera (edk.h, EmoStateDLL.h, edkErrorCode.h) e implementada en 2 DLL (edk.dll y edk_utils.dll) y se encuentra disponible para entornos de desarrollo de C y JAVA.

Entre las funciones que presenta la API de Emotiv, se encuentra EmoEngine, el cual se refiere a la abstracción lógica de la funcionalidad que Emotiv dispone en su edk.dll. El EmoEngine se comunica con el auricular Emotiv, recibe las señales EEG preprocesadas junto con los datos del giroscopio, realiza post-procesamiento, y concreta los resultados de detección de Emotiv en un estructura fácil de usar llamada EmoState, la cual es una estructura de datos que refleja el estado facial, emocional y cognitivo del usuario, la Figura 15 describe el proceso.

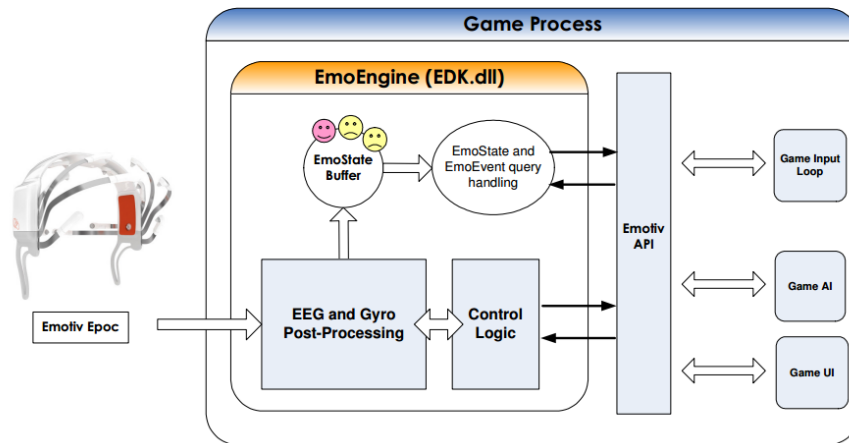


Figura 15. Integración de Emotiv con EmoEngine
Tomado de [6]

Existen plataformas para el procesamiento de señales EEG que son compatibles con el dispositivo y por lo tanto podrían ser utilizadas en el desarrollo del estudio, de manera que se investigaron y analizaron las características más importantes de cada software, realizando la instalación de cada uno, ejecutando pruebas experimentales, buscando tomar una decisión basada en la experiencia con cada software.

Las siguientes plataformas fueron seleccionadas para la caracterización, por su amplia utilización en el campo científico:

- Matlab [69]
- OpenVibe [70]
- Java SE [71]

Una breve descripción basada en la definición oficial del sitio web de cada uno, se presenta a continuación:

MATLAB: Es un lenguaje de alto nivel y un entorno interactivo para el cálculo numérico, la visualización y la programación, mediante el cual es posible analizar datos, desarrollar algoritmos y crear modelos o aplicaciones. Se puede utilizar en una gran variedad de aplicaciones, tales como procesamiento de señales y comunicaciones, procesamiento de imagen y vídeo, sistemas de control, pruebas y medidas, finanzas

computacionales y biología computacional. Incluye funciones matemáticas que facilitan las operaciones científicas y de ingeniería.

OPENVIBE: Es una plataforma de software dedicada al diseño, las pruebas y el uso de interfaces cerebro-ordenador. Es un software para neurociencias en tiempo real, es decir, para el procesamiento en tiempo real de las señales del cerebro, se puede utilizar para adquirir, filtrar, procesar, clasificar y visualizar las señales cerebrales. Tiene muchas capacidades como los algoritmos de procesamiento de señales, funciones de aprendizaje automático y soporte de scripting.

JAVA SE: (Java Standard Edition) Es una colección de APIs del lenguaje de programación Java, entre sus múltiples servicios ofrece una interfaz de usuario atractiva, rendimiento, versatilidad, portabilidad y seguridad. Cuenta con varios paquetes que facilitan el desarrollo de aplicaciones con procesamiento de señales.

OpenVibe es un potente software que facilita el trabajo de varias de las tareas del manejo de señales EEG, pero finalmente se descarta, puesto que durante el desarrollo de los experimentos no se logró extraer los datos adquiridos desde el dispositivo hardware, de forma que pudieran ser manipulados afuera del software.

Matlab, al igual que Java, también posee gran cantidad de paquetes que ofrecen funcionalidades aplicables en la presente investigación. Se experimentó con EEGLAB, una caja de herramientas interactiva Matlab para el procesamiento continuo y en eventos relacionados con EEG, MEG y otros datos electrofisiológicos, pero finalmente no se logró obtener resultados favorables, dado que no se logró extraer los datos en crudo para su posterior manipulación.

Se descarta continuar explorando otras posibilidades con Matlab dado que es un lenguaje complejo y que brinda múltiples opciones, lo que implica recursos adicionales para su aprendizaje, por lo tanto se propone probar ésta opción en futuras iteraciones.

Finalmente, con la plataforma JAVA SE y las funcionalidades de Emotiv para la adquisición de datos, se logran obtener los datos en crudo desde el hardware, permitiendo ser manipulados directamente. Habiendo obtenido los datos, se continua con la exploración de ésta herramienta y se obtienen paquetes que complementan el trabajo posterior del proceso (los cuales serán descritos en la sección 3.3.4 de la presente monografía), por lo que finalmente y beneficiándose del previo conocimiento del lenguaje por los miembros del grupo investigativo, se

decide desarrollar el prototipo para la adquisición y clasificación de las señales EEG con los paquetes proporcionados por el entorno JAVA SE junto con la API de Emotiv.

3.3.3. Filtración de las Señales EEG

Una vez obtenidos los registros en crudo de la actividad bioeléctrica cerebral, éstos no son totalmente puros, es decir, no solo contienen información de las señales del cerebro. Por lo anterior, se requiere realizar una serie de filtros digitales para eliminar problemas asociados con el ruido o interferencias de la señal, tales como el campo magnético terrestre, las redes eléctricas cercanas, movimientos involuntarios del cuerpo e incluso el parpadeo, los cuales impiden la correcta visualización y tratamiento de los registros electroencefalográficos.

Internamente Emotiv realiza un proceso de filtrado de la señal [6], para lo cual lleva a cabo los siguientes pasos de pre procesamiento en el hardware, el cual tiene una frecuencia de muestreo de 2048 Hz, la cual es reducida a 128 Hz, además:

Filtro pasa bajo con un corte en 85 Hz: Su objetivo es suavizar la imagen de la señal.

Filtro pasa alto con un corte en 0.16 Hz: Su objetivo es resaltar las zonas de mayor variabilidad eliminando lo que sería la componente media, precisamente la que detectan los filtros de paso bajo.

Filtro elimina banda (filtro notch) entre 50 Hz y 60Hz: Los dos filtros Notch o filtros elimina banda son aplicados por Emotiv a 50Hz y 60 Hz, los cuales atenúan cualquier señal de frecuencia comprendida entre ambas.

Estos filtros permiten el paso de un determinado rango de frecuencias de la señal y atenúan el resto. Aunque sería recomendable hacer adicionalmente un filtro pasa alto de 1 Hz para atenuar un poco el ruido de baja frecuencia y un filtro pasa bajo de 50 Hz, en el presente trabajo de investigación, por cuestiones de tiempo y alcance de la temática desarrollada, solo se han tenido en cuenta los filtros internos del Emotiv.

3.3.4. Extracción de Características para la creación del modelo

Para la extracción de características se recurre a la Transformada Discreta Wavelet (WDT) teniendo en cuenta que las señales de EEG son aleatorias no estacionarias, es decir, pueden variar en el tiempo de manera intempestiva. Además, estas características deben contener información del tiempo puesto que los patrones de actividad cerebral están generalmente relacionados a variaciones específicas del EEG en el tiempo.

En el presente trabajo se aplica la WDT a las señales entregadas por el dispositivo EEG. Se calcularon 5 niveles de descomposición usando la Wavelet Daubechies 4 para lograr separar las características según sus frecuencias, pues normalmente las características básicas presentes en las señales del EEG se detectan al separarlas en diversas bandas de frecuencia [43]. La descomposición se realizó buscando relacionar los niveles de descomposición wavelet con las ondas cerebrales de la señal EEG, las cuales están conformadas por diferentes rangos de frecuencias, como se observa en la Figura 16, en las que se distinguen cinco bandas [72].

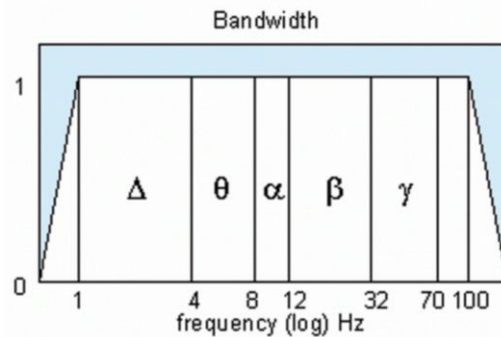


Figura 16. Bandas de frecuencias del EEG
Tomado de [72]

- **Ondas Delta:** frecuencias entre 0,5 y 3,5 Hz.
- **Ondas Theta:** se encuentran entre 3 a 7 Hz.
- **Ondas Alpha:** se encuentran en un rango de frecuencia de 8 a 13 Hz. Generalmente están presentes cuando el cuerpo está en reposo, con los ojos cerrados y sin recibir estímulos externos.
- **Ondas Beta:** están entre 14 a 30 Hz, se generan cuando el sujeto es expuesto a un estímulo externo.
- **Ondas Gamma:** poseen una frecuencia mayor a los 30 Hz.

Para lograr la relación mencionada se realizan los niveles de descomposición de wavelets necesarios para cubrir éstas bandas. La tasa de muestreo de la señal es de 128 Hz, por lo que se realiza la división de frecuencias que muestra la Tabla 5.

Rango de frecuencias	Nivel de descomposición	Bandas de frecuencia
0-4	A4	Delta
4-8	D4	Theta
8-16	D3	Alpha
16-32	D2	Betha
32-64	D1	Gama

Tabla 5. División de frecuencias a una tasa de muestreo de la señal de 128 Hz

A partir de la anterior descomposición se obtienen cinco conjuntos de coeficientes, los cuales representan las cinco bandas de frecuencia mencionadas en la Tabla 5, éstos coeficientes wavelets extraídos proporcionan una representación compacta que muestra la distribución de la Señal EEG en tiempo y frecuencia, por lo tanto tomando como referencia los resultados encontrados en [73], se utilizan operaciones estadísticas sobre cada conjunto de coeficientes wavelet. Las siguientes características estadísticas fueron las utilizadas para representar la distribución de frecuencia y tiempo de las señales EEG:

- Máximo coeficiente Wavelet en cada banda.
- Mínimo coeficiente Wavelet en cada banda.
- Media de los coeficientes Wavelet en cada banda.
- Desviación estándar de los coeficientes Wavelet en cada banda.

Finalmente se obtiene que cada una de las cinco bandas de frecuencias está constituida por 4 características, y a su vez la señal EEG estará representada por cinco bandas, es decir, un total de 20 características.

Cada registro del dataset final, estará compuesto por el conjunto de características definidas en este paso, junto con el conjunto de datos sociodemográficos que serán definidos más adelante; para lograr crear el conjunto de registros, se

requiere definir las imágenes que serán utilizadas como estímulo para la captura de las señales EEG, éste proceso se detalla a continuación.

3.3.5. Proceso de Selección de Imágenes IAPS para la creación del modelo

Según la literatura [9] [31] [74] [75] existe una organización jerárquica basada en las diferentes teorías acerca de las emociones, en la que se logran reconocer tres niveles: (i) patrones específicos de respuestas emocionales de orígenes conductuales y fisiológicos; (ii) acción emocional efectuada, como ataque, lucha, huida, aproximación, conducta, etc., dependientes del contexto cognitivo, generando estereotipos de conducta ante situaciones específicas y (iii) patrones de organización y control, éste nivel está compuesto por tres dimensiones emocionales: valencia, excitación y dominancia, la dimensión de valencia (agradable-desagradable) es la que ejerce la principal influencia en la organización jerárquica de las emociones, debido a la existencia en el cerebro de dos sistemas motivacionales primarios: el apetitivo, dirigido a la conducta consumatoria, sexual o de crianza; y el defensivo, dirigido a la conducta de protección, escape o evitación. La dimensión de excitación hace referencia al nivel de energía invertida en la emoción y la dominancia es la dimensión que explica el grado de control percibido sobre la respuesta emocional e implica la interrupción o continuidad de la respuesta conductual.

Considerando la teoría y el conocimiento de previas investigaciones acerca de que una emoción puede ser evocada y según el modelo Arousal-Valence-Dominance descrito en el marco teórico del presente documento, se realizó la gestión para la adquisición del conjunto de imágenes de la base de datos del IAPS, una base de datos validada científicamente para evocar emociones representadas en el plano Arousal-Valence-Dominance, la cual está compuesta por más de 1.000 imágenes fotográficas a color agrupadas en 20 conjuntos, cada uno de ellos con un promedio de 60 imágenes que representan todas las posibles combinaciones de las dimensiones de la emoción. El primer paso fue decidir con cuál de los 20 conjuntos que conforman la base de datos del IAPS se realizará el proceso de clasificación, por lo tanto, apoyados en [75], una investigación nacional, en la que se validan los conjuntos 13 y 14, teniendo como criterio base la transculturalidad, se experimentó con estos dos conjuntos, los cuales están compuestos por exactamente 60 imágenes; se les realizó un proceso de agrupamiento (Clustering), dado que para ambos grupos se obtuvo el mismo resultado, se eligió

únicamente el conjunto 13 para continuar con el proceso que se describe a continuación:

En primer lugar se identifican los promedios y las desviaciones estándar de las 60 imágenes pertenecientes al conjunto 13 del IAPS [Anexo 7], teniendo claramente seleccionado el conjunto de imágenes que servirán como estímulo para evocar las emociones, se realizó el procedimiento de agrupamiento a través del software Rapidminer [76], usando el algoritmo X-Means [77], el cual tiene como objetivo la partición de un conjunto de n registros en k grupos. El algoritmo incluye un límite inferior K-min (número mínimo de clases) de 2 y un límite superior K-Max (número máximo de clases) de 60 para obtener un número óptimo de clases (mínimo dos clases-clusters y máximo sesenta). Durante el proceso de agrupamiento, el algoritmo busca el conjunto de centroides que alcanzan el mejor valor, se almacenan y es esa la salida final, en la cual cada registro se incluye en el grupo más cercano a alguno de los centroides. El objetivo de este proceso es poder fijar una etiqueta a cada conjunto de imágenes (Clúster). Terminado este proceso se lograron cuatro (4) Clusters agrupados como se muestra en la Tabla 6, con un coeficiente de Silhouette [78] de 0.685.

CLÚSTER	#ITEMS	Silhouette
0	31	0.759
1	6	0.860
2	10	0.643
3	13	0.457

Tabla 6. Clústers encontrados

El punto medio o centroide de cada atributo para cada uno de los clusters se presenta en la Tabla 7.

Atributo	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Valmn	49.564.516.129	6.75	5.056	4.998.461.538.461
Valsd	1.541.612.903	17.666.666.666	1.734	14.730.769.230
Aromn	4.349.032.258	55.283.333.333	55.219.999.999.999	4.183.076.923.076
Arosd	2.104.193.548	22.766.666.666	2.155.999.999.999	2.193.846.153.846
dommn	5.134.193.548	58.866.666.666	4.838	5.346.153.846.153
Domsd	2.108.064.516	21.233.333.333	2.264.000.000.002	216.615.384.615
Set	13.0	13.0	13.0	13.0

Tabla 7. Centroides atributos conjunto 13 IAPS

En la Figura 17 se visualiza el plano X, Y, Z (desde una vista frontal) en el que se observa la dispersión de puntos que representan cada registro (imagen). En el eje X Valmn, en el Y Aromn y en Z los clusters, el valor de Dommn está representado por los colores de acuerdo a la escala siguiente:

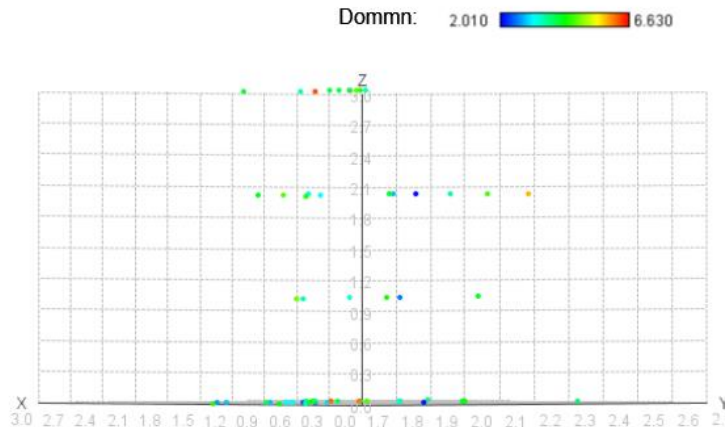


Figura 17. Dispersión de puntos Arousal, Valence, Dominance, Cluster

Dado que no se obtuvieron conjuntos equitativos, es decir los clusters no tienen la misma cantidad de imágenes, se busca la manera de que el grupo final sea equitativo y a su vez represente el conjunto total (conjunto 13), para lograrlo se realizan iterativamente varias veces el mismo proceso de agrupamiento, haciendo prueba y error al eliminar algunas imágenes, hasta que finalmente, de cada cluster se seleccionaron cinco imágenes que lograron mantener el equilibrio de los conjuntos encontrados, puesto que al eliminar algunas en específico podrían cambiar los centroides y modificar el número de clusters original. Para elegir las imágenes adecuadas en cada cluster, se llevó a cabo el mismo procedimiento que se realizó con el conjunto completo, verificando que los centroides no fueran modificados en su configuración inicial. Teniendo claramente identificadas las imágenes seleccionadas, se ubican en el plano Arousal-Valence-Dominance y para cada uno de los cluster se asignó una etiqueta con una emoción como se muestra en la , la cual fue hallada ubicando los valores Aromn/Valmn de cada imagen en el plano Arousal-Valence y observando las etiquetas más cercanas al conjunto, representado en la Figura 18, en la cual se observa que las imágenes se agrupan de tal manera que permiten reconocer las etiquetas o emociones a su alrededor.

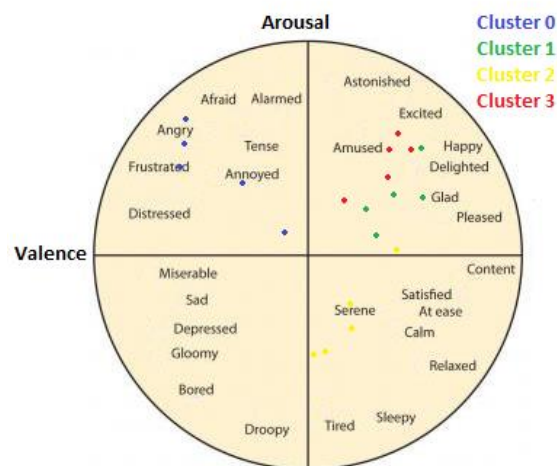


Figura 18. Proceso de etiquetado de las emociones

En la *Figura 18* se representa a cada una de las imágenes ubicadas en el plano Arousal-Valence y las etiquetas cercanas a cada conjunto, de manera que cada cluster presenta el grupo o familia de emociones que muestra la *Tabla 8*:

CLUSTER	EMOCIONES CERCANAS
0	Tensionado, miedo, enojado, frustrado, angustiado.
1	Alegre, Contento, Encantado, Feliz, Excitado.
2	Absorbido, satisfecho, Sereno, Calmado, Cómodo.
3	Excitado, divertido, asombrado.

Tabla 8. Emociones presentes en cada cluster

Para efectos de manejo de cada conjunto, la familia de emociones para cada cluster se identifica bajo una sola etiqueta, elegida de acuerdo a su distancia al cluster y asignada como se observa en la *Tabla 9*:

CLUSTER	EMOCION – ETIQUETADA	IMÁGENES SELECCIONADAS
0	Miedo	3068, 3069, 1525, 2694, 2683
1	Excitación	4142, 4255, 4537, 4623, 4676
2	Calma	8178, 8179, 8193, 8341, 8211
3	Diversión	7038, 7039, 7161, 7291, 7493

Tabla 9. Imágenes seleccionadas/etiqueta fijada

Una vez seleccionadas las imágenes, se continuó el desarrollo del prototipo seleccionando las variables sociodemográficas a utilizar y alimentando la primera interfaz gráfica representada en la Figura 19.

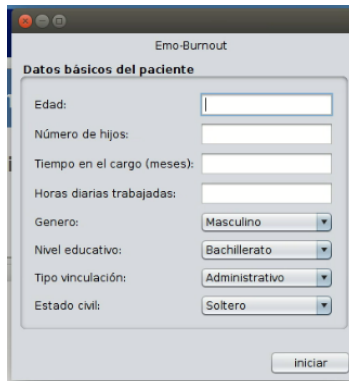


Figura 19. Interfaz captura datos sociodemográficos

3.3.6. Proceso de Adquisición de Emociones

Para llevar a cabo la captura de las señales EEG se estableció un protocolo de intervención [Anexo 8], en el cual se describe el procedimiento que consta de los siguientes pasos:

- i. En primera instancia se deben preparar los instrumentos necesarios y adecuar el espacio físico de la valoración. Por esta razón el dispositivo EEG debe estar cargado y sus nodos correctamente conectados e hidratados con solución salina. En cuanto al espacio físico, éste debe estar ordenado, ser tranquilo y silencioso para evitar al máximo las distracciones al usuario, al cual se ubicará de espaldas a puertas o ventanas buscando que los únicos estímulos que reciba sean los de la valoración, tal como lo indica la *Figura 20*.



Figura 20. Usuario en el proceso de Adquisición de las emociones

- ii. A continuación se verificará el correcto funcionamiento del prototipo, es decir que éste se encuentre lanzado y listo para usarse. Por otra parte debe corroborarse que todos los electrodos del Emotiv EPOC se encuentren correctamente conectados, verificando que en el panel de control, todos estén de color verde como indica la Figura 21. Adicionalmente se debe comprobar la conexión entre el hardware (Emotiv EPOC) y software (Prototipo EmoBurnout).

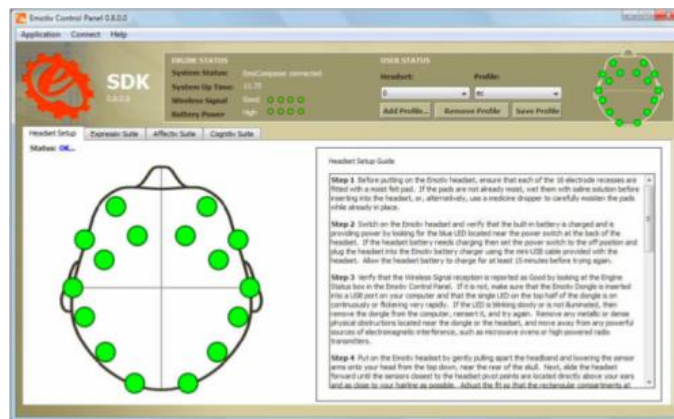


Figura 21. Panel de control Emotiv

- iii. Posteriormente se solicita al paciente el diligenciamiento del consentimiento informado [Anexo 9].
- iv. Cumplido el anterior paso, se procede a preparar al usuario para la captura de sus datos sociodemográficos, para lo cual se lo saluda, se le explica el procedimiento, se revisa que no se le hayan suministrado agentes anestésicos que puedan alterar su estado mental o inhibir su respuesta frente a estímulos, se le retiran objetos metálicos tales como anillos, reloj, cadenas, correa, llaves, monedas, celular y otros elementos que puedan producir interferencia eléctrica, se le ubica en la silla de modo que los brazos y las piernas reposen sobre su cuerpo y no toquen superficie metálica, se le indica que debe estar quieto durante el procedimiento ya que cualquier movimiento puede interferir en las señales registradas, se le dice que no debe hablar y finalmente se le sitúa el Headset en la cabeza de manera que ninguno de los electrodos reciban señales externas que puedan afectar las lecturas (por ejemplo, compresión del electrodo con la cabeza del paciente y la silla).

- v. Seguido a esto, se realizará la captura de los datos sociodemográficos que muestra la Figura 19.
- vi. Finalmente se realiza la captura de las señales EEG al usuario, para lo cual se exponen las imágenes correspondientes a cada una de las emociones, colocando una pantalla blanca en el intermedio de cada una, con el fin de brindar un espacio temporal que le permita al usuario estabilizar el comportamiento cerebral afectado por la imagen anterior, de acuerdo a lo establecido en el protocolo de intervención. La información cerebral traducida en las características registradas, los datos sociodemográficos y la etiqueta para cada registro son almacenados en un archivo con extensión csv, el cual se alimenta sucesivamente con cada procedimiento. Con el archivo completo y los datos registrados, se realiza finalmente el proceso de clasificación de emociones. Este proceso de adquisición de las señales está avalado por el comité de ética de la Universidad del Cauca bajo la resolución 6-1.38/16 del 26 de noviembre de 2014, obtenido mediante la solicitud que se presenta en el [Anexo 10].

El procedimiento de captura de las señales EEG fue realizado con un grupo de 32 funcionarios de la División Administrativa y de Servicios de la Universidad del Cauca, conformado por 16 hombres y 16 mujeres con edades comprendidas entre 22 y 62 años. La Figura 22 muestra la secuencia de tiempos para el proceso de exposición de las imágenes. Se puede observar en la gráfica que existe un conjunto de 5 imágenes para cada emoción y que hay un espacio entre cada imagen (pantalla blanca) de 6 segundos para neutralizar al usuario, como fue establecido en el protocolo de intervención. Finalmente se obtuvo el dataset con un total de 640 registros, el cual puede ser visto en el [Anexo 11].

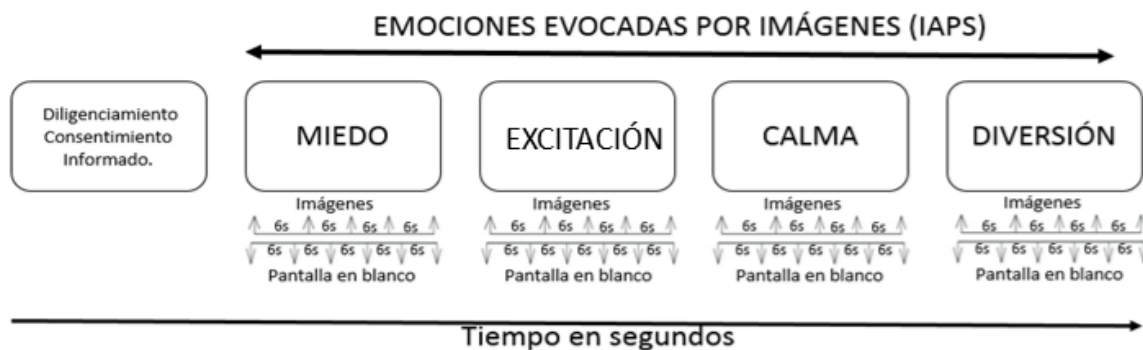


Figura 22. Secuencia de tiempos presentación imágenes

3.3.7. Clasificación de las Emociones

Una vez obtenidos los datos, éstos se analizaron en la herramienta WEKA [79] con el fin de encontrar la mejor precisión en la relación algoritmo-atributos, partiendo de que la base inicial de precisión es de 25%, es decir que la probabilidad de clasificar acertadamente una emoción al azar es igual para las cuatro. Luego de varias pruebas con varios algoritmos de clasificación, incluyendo y excluyendo atributos, se encontró que el de mejor precisión fue el AdaBoostM1, logrando un 53,59%, los detalles de este procedimiento pueden ser revisados en el [Anexo12], es importante aclarar que este resultado es el obtenido bajo las condiciones mencionadas en el protocolo de intervención [Anexo 8] y las adoptadas en esta primera iteración de la metodología CRISP-DM, sentando una base para futuras iteraciones que permitan mejorar esta precisión. En primera instancia se realizaron pruebas con distintos algoritmos entre los que se encuentran los basados en reglas, árboles y redes, como la indica la *Tabla 10*, en la cual se presenta un resumen de las características de la clasificación:

Algoritmo	# instancias correctamente clasificadas	# instancias incorrectamente clasificadas	Error cuadrático medio	Precisión	Recall
BayesNet	134	506	0.4624	0.176	0.209
ZeroR	160	480	0.433	0.063	0.25
Multilayer Perceptron	169	471	0.4567	0.264	0.264
NaiveBayes	170	470	0.5905	0.294	0.266
JRip	181	459	0.4329	0.297	0.283
J48	286	354	0.4911	0.446	0.447

Tabla 10. Resumen de las características de la clasificación

Buscando mejorar la precisión obtenida, se acudió al metaclasificador MetaCost, presentando los resultados que indica la *Tabla 11*:

MetaCost					
Algoritmo	# instancias correctamente clasificadas	# instancias incorrectamente clasificadas	Error cuadrático medio	Precisión	Recall
BayesNet	134	506	0.4624	0.176	0.209

MetaCost					
ZeroR	160	480	0.6103	0.25	0.25
MultilayerPerceptron	143	497	0.5852	0.225	0.223
NaiveBayes	170	470	0.6032	0.288	0.266
JRip	181	459	0.4534	0.28	0.283
J48	235	405	0.5234	0.367	0.367

Tabla 11. Metaclasificador MetaCost

Al no observar una mejoría en la precisión, se acudió a otro metaclasificador, en esta ocasión al AdaBoostM1, obteniendo los resultados que muestra la *Tabla 12*:

AdaBoostM1					
Algoritmo	# instancias correctamente clasificadas	# instancias incorrectamente clasificadas	Error cuadrático medio	Precisión	Recall
BayesNet	134	506	0.4624	0.176	0.209
ZeroR	160	480	0.433	0.063	0.25
MultilayerPerceptron	169	471	0.4567	0.264	0.264
NaiveBayes	170	470	0.5905	0.294	0.266
JRip	181	459	0.4329	0.297	0.283
J48	303	337	0.4701	0.482	0.473

Tabla 12. Metaclasificador, en esta ocasión al AdaBoostM1

Con este metaclasificador se observa una mejoría en la precisión obtenida, pero que aún no es considerable, por tal razón se hacen pruebas excluyendo algunos atributos, obteniendo los resultados que se observan en la *Tabla 13*:

Excluyendo género, devBanda1, minBanda5, maxBanda5, promBanda5, devBanda5					
Algoritmo	# instancias correctamente	# instancias incorrectamente	Error cuadrático	Precisión	Recall

Excluyendo género, devBanda1, minBanda5, maxBanda5, promBanda5, devBanda5					
	clasificadas	clasificadas	medio		
BayesNet	137	503	0.4586	0.171	0.214
ZeroR	160	480	0.433	0.063	0.25
MultilayerPerceptron	155	485	0.4513	0.243	0.242
NaiveBayes	168	472	0.5759	0.294	0.263
JRip	179	461	0.4341	0.293	0.28
J48	277	363	0.4958	0.433	0.433

Tabla 13. Pruebas exclusión de atributos

Posteriormente se realizaron pruebas con el metaclasificador AdaBoostM1 y los atributos anteriormente excluidos, dando como resultado lo que se presenta en la *Tabla 14*:

AdaBoostM1 - Excluyendo género, devBanda1, minBanda5, maxBanda5, promBanda5, devBanda5					
Algoritmo	# instancias correctamente clasificadas	# instancias incorrectamente clasificadas	Error cuadrático medio	Precisión	Recall
BayesNet	137	503	0.4586	0.171	0.214
ZeroR	160	480	0.433	0.063	0.25
MultilayerPerceptron	155	485	0.4513	0.243	0.242
NaiveBayes	168	472	0.5759	0.294	0.263
JRip	179	461	0.4341	0.293	0.28
J48	305	335	0.4706	0.479	0.477

Tabla 14. Atributos excluidos

Adicionalmente se descartaron algunas de las recomendaciones del AdaBoostM1 de eliminar algunos atributos. Realizando esto se logró una mejoría en la precisión, tal como lo indica la *Tabla 15*:

AdaBoostM1 - Excluyendo minBanda5, devBanda5					
Algoritmo	# instancias correctamente clasificadas	# instancias incorrectamente clasificadas	Error cuadrático medio	Precisión	Recall
J48	325	315	0.4606	0.513	0.508

Tabla 15. Metaclasificador AdaBoostM1 más atributos excluidos

Finalmente se aumenta el número de iteraciones del metaclasificador AdaBoostM1, logrando los valores que indica la *Tabla 16*:

AdaBoostM1- 45 iteraciones - Excluyendo minBanda5, devBanda5					
Algoritmo	# instancias correctamente clasificadas	# instancias incorrectamente clasificadas	Error cuadrático medio	Precisión	Recall
J48	343	297	0.4727	0.538	0.536

Tabla 16. Metaclasificador AdaBoostM1 más atributos excluidos 45 iteraciones

En la

Atributos excluidos	Metaclasificador	Algoritmo	Precisión (%)
Ninguno	Ninguno	BayesNet	20,9375
		ZeroR	25
		MultilayerPerceptron	26,4063
		NaiveBayes	26,5625
		JRip	28,2813
		J48	44,6875
Ninguno	MetaCost	MultilayerPerceptron	22,6563
		ZeroR	25
		NaiveBayes	26,5625
		BayesNet	27,3438

Atributos excluidos	Metaclasificador	Algoritmo	Precisión (%)
		JRip	28,2813
		J48	36,7188
Ninguno	AdaBoostM1	BayesNet	20,9375
		ZeroR	25
		MultilayerPerceptron	26,4063
		NaiveBayes	26,5625
		JRip	28,2813
		J48	47,3438
		género, devBanda1, minBanda5, maxBanda5, promBanda5, devBanda5	Ninguno
ZeroR	25		
MultilayerPerceptron	24,2188		
NaiveBayes	26,25		
JRip	27,9688		
J48	43,2813		
género, devBanda1, minBanda5, maxBanda5, promBanda5, devBanda5	AdaBoostM1	BayesNet	21,4063
		ZeroR	25
		MultilayerPerceptron	24,2188
		NaiveBayes	26,25
		JRip	27,9688
		J48	47,6563
minBanda5, devBanda5	AdaBoostM1 (10 iteraciones)	J48	50,7813
minBanda5, devBanda5	AdaBoostM1 (45 iteraciones)	J48	53,5938

Tabla 17 Se observa el resumen de precisiones de todos los algoritmos probados:

Atributos excluidos	Metaclasificador	Algoritmo	Precisión (%)
Ninguno	Ninguno	BayesNet	20,9375
		ZeroR	25
		MultilayerPerceptron	26,4063
		NaiveBayes	26,5625
		JRip	28,2813

Atributos excluidos	Metaclasificador	Algoritmo	Precisión (%)
		J48	44,6875
Ninguno	MetaCost	MultilayerPerceptron	22,6563
		ZeroR	25
		NaiveBayes	26,5625
		BayesNet	27,3438
		JRip	28,2813
		J48	36,7188
Ninguno	AdaBoostM1	BayesNet	20,9375
		ZeroR	25
		MultilayerPerceptron	26,4063
		NaiveBayes	26,5625
		JRip	28,2813
		J48	47,3438
género, devBanda1, minBanda5, maxBanda5, promBanda5, devBanda5	Ninguno	BayesNet	21,4063
		ZeroR	25
		MultilayerPerceptron	24,2188
		NaiveBayes	26,25
		JRip	27,9688
		J48	43,2813
género, devBanda1, minBanda5, maxBanda5, promBanda5, devBanda5	AdaBoostM1	BayesNet	21,4063
		ZeroR	25
		MultilayerPerceptron	24,2188
		NaiveBayes	26,25
		JRip	27,9688
		J48	47,6563
minBanda5, devBanda5	AdaBoostM1 (10 iteraciones)	J48	50,7813
minBanda5, devBanda5	AdaBoostM1 (45 iteraciones)	J48	53,5938

Tabla 17. Comparación precisiones algoritmos

Es importante aclarar que la exclusión de atributos se realizó con base en los resultados generados por el AdaBoostM1, el cual genera una serie de modelos en los que progresivamente va descartando los atributos que él considera

innecesarios o que no aportan información relevante para la clasificación. Es así como se exploraron estos modelos, se identificaron los atributos que este algoritmo había descartado y se hicieron pruebas de la clasificación sin éstos.

Posteriormente se realizó el análisis de la matriz de confusión para la clasificación del metaclasificador AdaBoostM1 configurado con el árbol de decisión J-48 y con 45 iteraciones, excluyendo los atributos minBanda5, devBanda5 como se observa en la *Tabla 18*. Esta matriz nos indica en las columnas las posibles clases en las que un algoritmo puede clasificar a las instancias y en las filas las clases en las que el algoritmo clasificó a las instancias de acuerdo a su lógica.

calma	diversion	excitación	miedo	Clasificado como
80	36	26	18	calma
44	87	19	10	diversion
28	18	82	32	excitacion
17	10	39	94	miedo

Tabla 18. Matriz de confusión AdaBoostM1-J48

Con base en el análisis de la ubicación de los clusters en el plano Arousal-Valence y teniendo en cuenta que en la presente investigación se busca verificar estados emocionales negativos o positivos para las preguntas del MBI, se llevaron a cabo varios procedimientos buscando mejorar la precisión alcanzada con los algoritmos utilizados y las condiciones fijadas; en un segundo intento se repitió el proceso anterior, pero ahora se combinaron los clusters 0 con 2 y 1 con 3, como se observa en la Figura 23 modificando la base de precisión inicial a 50%, dado que sólo quedan dos clusters; con esta configuración la mejor precisión lograda fue de 62%, lo que no resulta favorable teniendo en cuenta la nueva base de precisión inicial. El conjunto de datos configurado para éste proceso puede ser visto en el [Anexo 13]; en un tercer intento se retomó el conjunto de datos etiquetados con las cuatro emociones, pero esta vez usando la técnica de eliminación de datos atípicos con el método de la puntuación Z [80], para buscar los posibles datos atípicos en cada atributo (característica). Se entiende por valor atípico al dato que no proviene de la misma distribución que el resto de la muestra. Al finalizar el procedimiento se obtuvo un conjunto con un total de 430 registros [Anexo 14], es decir que en el proceso se encontraron 210 aparentes datos atípicos, a éste conjunto nuevo de datos se realizó una vez más el análisis algoritmo-atributos descrito al inicio de la sección. Con esta nueva configuración la base de precisión

inicial es de 26.51% (dado que los datos no son equitativos para cada emoción) y al finalizar el proceso, la mejor precisión lograda fue de 45.58%, que en contraste con el resultado encontrado con el dataset original no supera la precisión obtenida; en un cuarto intento se mezclaron los dos anteriores procedimientos, es decir se combinaron los clusters y se eliminaron los posibles datos atípicos para éste conjunto, logrando con esta configuración una precisión de 63.72% con una base inicial de 52.33%, lo cual no representa una mejora en contraste con el primer resultado, el dataset configurado para este procedimiento puede ser visto en el [Anexo 15]; finalmente se tomó el resultado obtenido en el primer procedimiento y se realizó una supra clasificación, la cual consistió en agrupar los clusters que tuvieran semejanzas geográficas en el plano Arousal-Valence y semánticas en cuanto a la emoción representada, tal como lo indica la Figura 23.

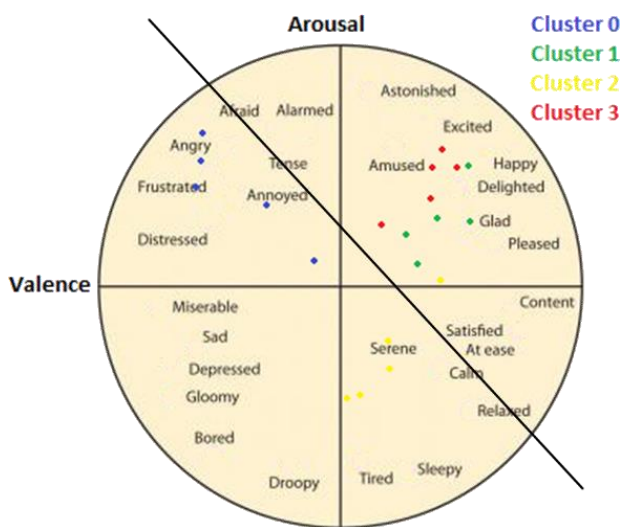


Figura 23. Agrupamiento de clusters Positivo/Negativo

Terminado el procedimiento de supra clasificación, se obtienen dos clusters que generalizan un poco más las emociones provocadas por los estímulos, tal como se observa en la Figura 24.

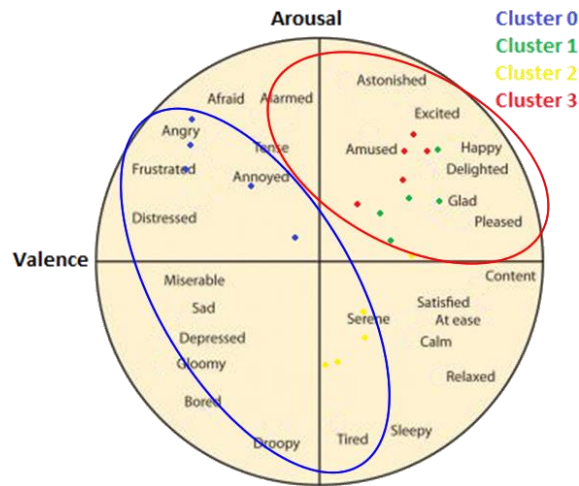


Figura 24. Clusters agrupados

Posteriormente se ajusta la matriz de confusión con los nuevos clusters que agrupan a los anteriores, teniendo un primer cluster que representa calma y miedo, y un segundo cluster representando diversión y excitación, sin modificar la base inicial de precisión pues mantendrá la identificación de las cuatro etiquetas. Finalmente se ajusta la matriz de confusión como se observa en la Tabla 19, relacionando los clusters agrupados y se obtiene una precisión de 64,84375%, logrando así un valor superior a los obtenidos en los anteriores procedimientos.

Ad	bc	Clasificado como
209	111	ad = calma y miedo
114	206	bc = diversión y excitación

Tabla 19. Matriz de confusión clusters agrupados

Por último, tras haber agotado los mecanismos para encontrar una mejor precisión en la clasificación, **se exporta el algoritmo AdaboostM1** con las configuraciones planteadas **como un modelo**, el cual será la base de conocimiento del prototipo EmoBurnout.

4. ANÁLISIS Y EVALUACIÓN

4.1. INTRODUCCIÓN.

El propósito de este capítulo es realizar la evaluación del prototipo software EmoBurnout y analizar si existe una correlación entre las emociones registradas con la respuesta seleccionada para cada una de las nueve preguntas de la dimensión de agotamiento emocional según el MBI, realizando la toma de muestras electroencefalográficas, clasificándolas de acuerdo al modelo obtenido en el proceso y realizando un análisis estadístico correlacional que permita hallar las conclusiones.

Este capítulo está dividido en dos secciones. En la primera sección se describe en detalle el diseño metodológico de la investigación, explicando cómo se llevó a cabo el proceso de comprobación de la hipótesis planteada, justificando la elección de métodos y técnicas y considerando los objetivos del proyecto propuesto, y en la segunda sección se presenta el análisis de los resultados obtenidos de la ejecución del proceso de evaluación.

4.2. DISEÑO METODOLÓGICO.

En esta sección se presenta el conjunto de procedimientos realizados y la estrategia concebida para dar respuesta a la pregunta de investigación, comprobar la hipótesis planteada y alcanzar los objetivos propuestos en el estudio.

4.2.1. Descripción del Estudio

El diseño seleccionado fue de tipo no experimental, de corte transversal y de alcance correlacional [81] considerando uno de los objetivos específicos del presente proyecto en donde se pretende evaluar la relación entre las emociones medidas con el EEG y la dimensión de agotamiento emocional del Síndrome de Burnout definida en el MBI. La Figura 25 representa de manera gráfica el proceso de investigación, el cual a su vez cuenta con un proceso interno de captura de señales, representado en la Figura 26. Este proceso consiste en realizar un tratamiento a las emociones evocadas por un usuario al momento de visualizar una imagen del IAPS o las preguntas de la dimensión de agotamiento emocional del MBI. Esta información, que se encuentra inmersa en las señales EEG del usuario, es adquirida por medio del Emotiv EPOC. Posteriormente esta

información en crudo se filtra en este mismo dispositivo para eliminar información irrelevante, es decir ruido. Seguido a esto, se realiza una extracción de características de la señal, las cuales serán las que ayuden a identificar el tipo de emoción. Finalmente se suministran estas características a un clasificador para que intente determinar la emoción que está presentando el usuario, o a una función para que las registre en un archivo en el caso de la creación del modelo.

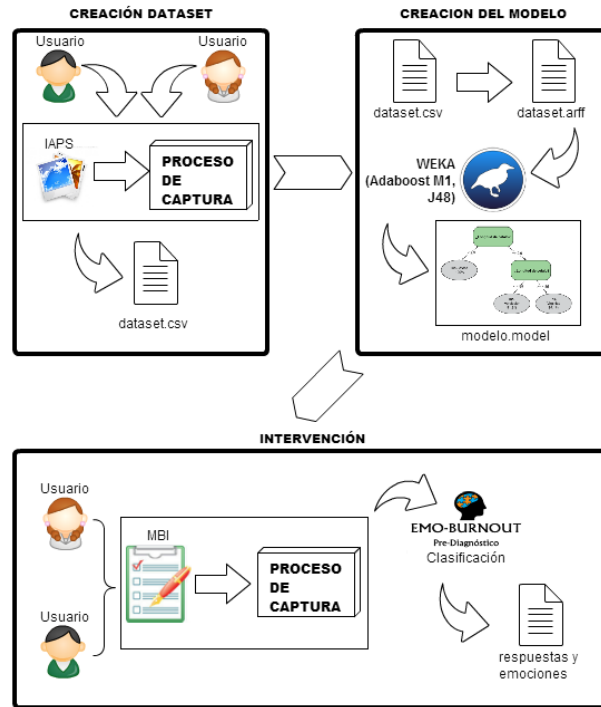


Figura 25. Diseño de Investigación

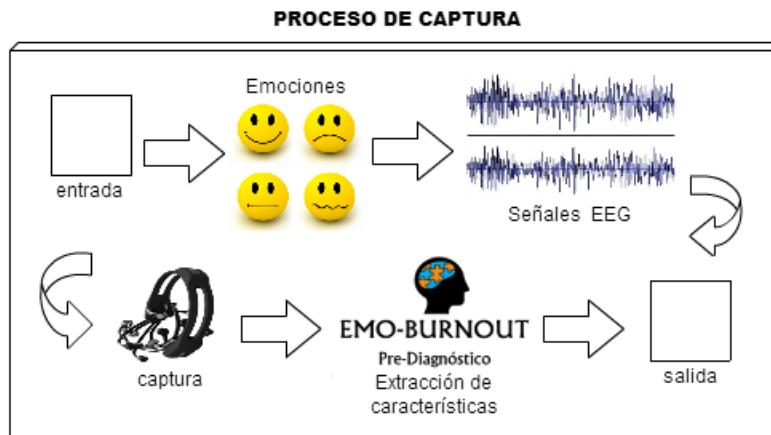


Figura 26. Proceso de Captura (proceso interno)

4.2.2. Definición de Hipótesis y Variables

4.2.2.1. Hipótesis de Investigación:

H₁= Los usuarios que responden nunca, pocas veces al año, una vez al mes o unas pocas veces al mes, tienden a experimentar emociones denominadas positivas en el estudio, representadas por excitación y diversión, mientras que quienes respondan una vez a la semana, pocas veces a la semana o todos los días tienden a sentir emociones denominadas negativas, representadas por calma y miedo.

4.2.2.2. Hipótesis Nula:

H₀= No se encuentra relación alguna entre la respuesta y la emoción registradas por el usuario; es indiferente y no se logra representar ningún comportamiento de correlación.

Para evaluar la eficacia del enfoque adoptado en el estudio, se plantea el conjunto de variables descritas en la Tabla 20 y se describe el método a través del cual las variables serán medidas y analizadas.

Variable	Definición Operacional	Tipo de Variable	Indicador (Codificación)	Escala
Emoción registrada al responder cada pregunta del MBI	Dato arrojado por el prototipo EmoBurnout que representa el estado psicológico, fisiológico y conductual del usuario al responder cada pregunta.	Cualitativa	- Calma (0) - Excitación (1) - Diversión (2) - Miedo (3)	Nominal
Respuesta registrada para cada pregunta del MBI	Dato obtenido y almacenado por el prototipo que indica la respuesta	Cualitativa	- Nunca (1) - Pocas veces al año o menos (2)	Nominal

Variable	Definición Operacional	Tipo de Variable	Indicador (Codificación)	Escala
	seleccionada para cada pregunta.		<ul style="list-style-type: none"> - Unas pocas veces al mes (3) - Una vez a la semana (4) - Pocas veces a la semana (5) - Todos los días (6) - Incidencia (7) 	
Género	Variable biológica y genética que divide a los seres humanos en dos posibilidades solamente: mujer u hombre	Cualitativa	<ul style="list-style-type: none"> - Masculino (0) - Femenino (1) 	Nominal
Edad	Cantidad de años que un ser ha vivido desde su nacimiento	Cuantitativa	No aplica	Intervalo
Estado Civil	Condición particular que caracteriza a una persona en lo que hace a sus vínculos personales con otro individuo.	Cualitativa	<ul style="list-style-type: none"> - Soltero (0) - Casado (1) - Divorciado (2) - Viudo (3) - Unión libre (4) 	Nominal
Número de Hijos	Cantidad total de hijos nacidos vivos.	Cuantitativa	No aplica	Intervalo

Variable	Definición Operacional	Tipo de Variable	Indicador (Codificación)	Escala
Tiempo en el Cargo	Cantidad de tiempo desempeñando el cargo actual, en la empresa actual.	Cuantitativa	No aplica	Intervalo
Nivel educativo	Grado de escolaridad que posee una persona.	Cualitativa	- Bachillerato (0) - Técnico (1) - Tecnológico (2) - Universitario (3) - Especialización (5) - Maestría (6) - Doctorado (7) - Posdoctorado	Ordinal
Horas diarias trabajadas	Cantidad de tiempo que ocupa una persona desarrollando actividades propias del empleo.	Cuantitativa	- 1 -7 (1) - 8 (2) - 9 -10 (3) - 11 o más (4)	Intervalo
Tipo de vinculación	Forma de vinculación de la persona a la empresa.	Cualitativa	- administrativo (0) - docente (1)	Nominal

Tabla 20. Definición de las variables

Fuente: [82] [83]

Para efectos del estudio, posteriormente las variables fueron operacionalizadas de forma dicotómica como se puede observar en la Tabla 21.

Variable	Indicadores	Codificación	de forma Dicotómica	
edad	menor a 44 años		0	
	44 o más		1	
genero	Masculino		0	
	Femenino		1	
hijos	2 hijos o menos		0	
	más de 2 hijos		1	
edocivil	soltero	0	1	sin pareja
	casado	1	0	con pareja
	divorciado	2	1	sin pareja
	viudo	3	1	sin pareja
	Unión libre	4	0	con pareja
tservicio	menos de 10 años		0	
	10 años o mas		1	
nveducativo	bachillerato	0	0	Menos de universitario
	Técnico	1		
	tecnológico	2		
	universitario	3	1	Universitario o más
	especialización	4		
	Maestría	5		
	Doctorado	6		
posdoctorado	7			
tpvinculacion	administrativo	0	0	
	Docente	1	1	
hdiarias	1 – 8		0	
	más de 8		1	
emocion	Calma	0	0	negativa
	Excitación	1	1	positiva
	Diversión	2	1	positiva
	Miedo	3	0	negativa
	incidencia	4	-1	
rta#	Nunca	1	0	Bajo riesgo
	Pocas veces al año	2		
	Una vez al mes	3		
	unas pocas veces al mes	4	1	Alto riesgo
	una vez a la semana	5		
	pocas veces a la semana	6		
	todos los días	7		
	incidencia	8	-1	

Tabla 21. Variables Dicotomizadas

Inicialmente se debe realizar un análisis estadístico de los resultados obtenidos, buscando la relación existente entre las variables dependientes e independientes que se pueden observar en la Tabla 22, con las cuales se pretende encontrar respuesta a la pregunta de investigación: **¿Cómo proveer información complementaria para el diagnóstico del Síndrome de Burnout enfocándose principalmente en la dimensión de agotamiento emocional?**

VARIABLES DEPENDIENTES	VARIABLES INDEPENDIENTES	
Emoción registrada al responder cada pregunta del MBI	Variables sociodemográficas	Género
		Edad
		Estado Civil
		Número de Hijos
		Tiempo en el Cargo
Respuesta registrada para cada pregunta del MBI		Nivel educativo
		Horas diarias trabajadas
		Tipo de vinculación

Tabla 22. Variables dependientes e independientes.

4.2.3. Población y Muestra:

La población de este estudio estará constituida por funcionarios de la División Administrativa y de Servicios de la Universidad del Cauca. La muestra será no probabilística dado que la investigación no tiene como objetivo arrojar resultados de generalización, ni representativos de la población, por lo tanto fueron elegidos aleatoriamente 32 empleados, buscando mantener equilibrio en el género, quedando conformado por 16 hombres y 16 mujeres con edades comprendidas entre 22 y 62 años. Con este grupo se realizó la creación del dataset, obteniendo finalmente un conjunto de 640 registros, creando con éste un modelo de clasificación. Teniendo el prototipo final terminado, se eligieron aleatoriamente 17 participantes del estudio y se procedió a realizar la segunda parte del experimento con éste grupo.

4.2.4. Instrumentos

El principal instrumento utilizado en esta investigación fue el MBI, puntualmente las nueve preguntas pertenecientes a la dimensión de agotamiento emocional. Un segundo instrumento utilizado en este proceso es el EmoBurnout desarrollado dentro de la presente investigación, el cual funciona con las librerías de Emotiv (Instrumento Hardware) para java y las librerías de Wavelet (Jwave). Para la creación del dataset se utilizaron como estímulo las imágenes de la base de datos del IAPS. Cada uno de los instrumentos utilizados en esta investigación han sido validados previamente por múltiples investigaciones, por ejemplo el MBI que de acuerdo al coeficiente psicométrico de Cronbach [46], se alcanzaron valores de fiabilidad aceptables, con una consistencia interna de 0.80 en una escala de 0 a 1, donde 1 significa que los ítems están correctamente relacionados [47] [48] [49].

La implementación de la propuesta de solución llamada EmoBurnout, consta del prototipo software que conectado al dispositivo de captura de señales EEG, ofrece el conjunto de respuestas a cada una de las 9 preguntas de la dimensión de agotamiento emocional del MBI junto a las emociones registradas para cada una de ellas, para lograr desarrollar la relación entre las emociones con las respuestas registradas en el MBI, se hace necesario tener una base de conocimiento con la cual se pueda crear un modelo con un algoritmo de clasificación, de manera que se diseñó un prototipo previo con el cual se capturaron las señales EEG de 32 empleados del Área Administrativa y de Servicios de la Universidad del Cauca, teniendo como estímulo un conjunto de imágenes del IAPS con las que los usuarios estimulaban sus emociones. Con este conjunto de datos se procedió a crear el modelo que alimenta el prototipo final, con el cual se realizaron las capturas de las señales EEG, pero esta vez capturando las emociones mientras responde las preguntas del MBI.

4.2.5. Equipos

Los equipos necesarios en esta investigación son:

- Emotiv EPOC, cuyas especificaciones técnicas se incluyen en el
- 13, entre las cuales se destaca como mínimo contar con los 14 nodos completos y en buen estado.
- Computador de mesa o portátil con sistema operativo Ubuntu, el cual debe tener instalado el sdk de Emotiv y el jdk de java versión 7 o superior, además debe disponer de al menos un puerto usb, memoria RAM de 512

MegaBytes, procesador de 2 GigaHertz y un disco duro con 1 GigaByte de espacio libre preferiblemente. En el manual técnico [Anexo 3] se describe de manera detallada las especificaciones técnicas del prototipo.

4.2.6. Instalaciones

El espacio físico a utilizar será un consultorio ubicado en el área de Salud Ocupacional de la Universidad del Cauca. Éste cuenta con una silla ubicada de espaldas a ventanas o puertas garantizando que los únicos elementos visuales que observe el usuario sean propios de la valoración hecha con el prototipo EmoBurnout, y no externos a ésta, además que los estímulos auditivos sean eliminados, como está definido en los Protocolos de Intervención y evaluación, los cuales pueden ser revisados en el Anexo 8 y el Anexo 16 respectivamente.

4.2.7. Procedimiento

La valoración siguió los pasos especificados en el Protocolo de Evaluación [Anexo 16]. En éste se indica que el primer paso es preparar los instrumentos necesarios y el entorno, comprendiendo el dispositivo EEG (cargado – electrodos correctamente conectados – electrodos hidratados con solución salina) y el espacio físico detallado en la sección anterior del presente documento. Posteriormente se procede como segundo paso, a verificar conexiones entre software y hardware, funcionamiento adecuado del prototipo (lanzado y listo para usarse) y el Emotiv Control Panel instalado y ejecutado en el computador destinado para el procedimiento. Seguido a esto se diligencia el consentimiento informado por parte del usuario. En el siguiente paso, se prepara al usuario para iniciar la captura de sus datos sociodemográficos y señales EEG. Terminada esta tarea se realiza la captura de los datos sociodemográficos del usuario y finalmente se realiza la captura de las señales EEG, este proceso se encuentra descrito de manera más amplia en el manual de usuario, el cual puede ser revisado en el [Anexo 17].

4.2.8. Consideraciones éticas

De acuerdo con los principios establecidos en el código Helsinki, el código Nuremberg y la resolución 008430 de 1993, los cuales rigen la ética en la investigación científica en Colombia y debido a que esta investigación se consideró de riesgo mínimo y en cumplimiento con los aspectos mencionados en el Artículo 6 de la Resolución 008430, este estudio se desarrollará conforme a los siguientes criterios:

- Ajustar y explicar brevemente los principios éticos que justifican la investigación de acuerdo a una normatividad a nivel nacional (Resolución 008430/93).
- Explicar si el conocimiento que se pretende producir no puede obtenerse por otro medio idóneo (fórmulas matemáticas, investigación en animales).
- Expresar claramente los riesgos y las garantías de seguridad que se brinda a los participantes.
- Contar con el Consentimiento Informado y por escrito del sujeto de investigación o su representante legal con las excepciones dispuestas en la Resolución 008430/93.
- Establecer que la investigación se llevará a cabo cuando se obtenga la autorización del Consentimiento Informado de los participantes; y la aprobación del proyecto por parte del Comité de Ética en Investigación de la Universidad del Cauca.

4.3. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Con el fin de lograr los objetivos planteados al inicio de este trabajo de investigación, se procesó la información obtenida con prototipo EmoBurnout, en el programa estadístico Stata para su análisis e interpretación. Este espacio en el trabajo está destinado a respaldar o discutir la hipótesis general, al igual que explicar y comparar los resultados obtenidos respaldados en la teoría para así hallar las conclusiones. A continuación se presentan de forma ordenada los análisis realizados y sus respectivos resultados.

4.3.1. Análisis Descriptivo

El conjunto de variables con las que se cuenta en la investigación han sido divididas en tres grupos, las “variables sociodemográficas”, las cuales no son primarias para los objetivos de la investigación, pero que pueden ofrecer información o apoyar los resultados de las variables denominadas “emociones” o a las denominadas “respuestas”.

En esta subsección se describen los procedimientos que permiten obtener la información necesaria para caracterizar a cada uno de los conjuntos de variables.

4.3.1.1. Variables sociodemográficas

A continuación se describen los resultados obtenidos para cada una de las ocho variables sociodemográficas establecidas en el estudio, las cuáles fueron seleccionadas teniendo en cuenta que en la literatura se encuentran investigaciones que indican la existencia de efectos significativos entre éstas variables y el síndrome de Burnout, además indican que éstas variables tienen relevancia en la etiología del síndrome afectando en su desarrollo y consecuencias [84] [85].

Algunas disciplinas de la psicología plantean la relación entre determinadas emociones y tres aspectos fundamentales: genéticos (de personalidad), los circunstanciales y los intencionales. En los aspectos circunstanciales podemos encontrar las variables sociodemográficas como raza, sexo, edad, ocupación, nivel socioeconómico, entre otros. Es por esta razón que estas variables se deben tener en cuenta al momento de crear la base de conocimiento, puesto que la literatura nos indica una incidencia de las variables sociodemográficas en la percepción de las emociones [86].

En la *Tabla 23* se puede observar que el 52.94% (9) de los participantes tienen más del promedio de la edad (44 años), donde la edad mínima fue de 23 y la máxima fue de 57 años, con una desviación estándar de $\pm 9,8$. Respecto a la variable género, los resultados indican que el 58.82% (10) pertenecen al género femenino. Los resultados indican también que el 70.59% (12) tiene menos de 2 hijos, siendo 0 el valor mínimo y 8 el valor máximo, con una desviación estándar de $\pm 1,9$. Para el estado civil, se encontró que el 52.94% (9) tiene una pareja estable. Los resultados expresan también que el 58.82% (10) tiene 10 o menos años de antigüedad en su cargo. Por otro lado, se encontró que el 64.71% (11) presenta un nivel educativo universitario o superior. También que el 88.24% (15) trabaja diariamente hasta 8 horas. Finalmente, se obtuvo que el 100% (17) de los participantes están vinculados como administrativos.

Variable	Indicador	n.	%
Edad	Menos de 44 años	8	47.06
	44 años o más	9	52.94
Género	Masculino	7	41.18
	Femenino	10	58.82
Número de hijos	2 hijos o menos	12	70.59

Variable	Indicador	n.	%
	Más de 2 hijos	5	29.41
Estado civil	Con pareja	9	52.94
	Sin pareja	8	47.06
Tiempo en el cargo	Menos de 10 años	10	58.82
	10 años o más	7	41.18
Nivel educativo	Menos de universitario	6	35.29
	Universitario o más	11	64.71
Horas diarias laboradas	Menos de 8 horas	15	88.24
	8 horas o más	2	11.76
Tipo de vinculación	Administrativo	17	100.00
	Docente	0	0.00
Total		17	100.00

Tabla 23. Distribución porcentual de las variables sociodemográficas

4.3.1.2. Respuestas:

Las opciones de respuesta disponibles en el MBI, se agruparon de acuerdo a la percepción de agotamiento emocional presente en cada una de ellas. Es así como resultan dos grupos: “Bajo riesgo” y “Alto riesgo”. El primero de éstos acoge las opciones nunca, pocas veces al año o menos, una vez al mes o menos y unas pocas veces al mes o menos, y el segundo las opciones una vez a la semana, pocas veces a la semana y todos los días.

Adicionalmente se tiene un grupo especial llamado “Incidencia” en el cual se registran los posibles fallos que se puedan presentar al momento de capturar las respuestas debido a factores externos al prototipo EmoBurnout (fallos de energía, características software y hardware, etc.), por lo tanto estos registros no hacen parte del proceso de análisis de la variable en particular, por lo que no son tenidos en cuenta dentro del estudio. A continuación se describen los resultados obtenidos para cada pregunta de la dimensión de agotamiento emocional del MBI:

En la *Tabla 24* se puede observar que para todas las preguntas, el patrón de respuesta fue de bajo riesgo, con porcentajes diferentes para cada una, así: el 82.35% (14) para la pregunta “Me siento emocionalmente agotado por mi trabajo”; para la pregunta “Cuando termino mi jornada de trabajo me siento vacío”, el 76.47% (13) (para ésta pregunta hubo un 17.65% (3) de incidencias, pero dado que la diferencia entre los resultados no se altera al agregar estos datos a cualquiera de los dos grupos, estos son descartados); el 82.35% (14) para la

pregunta “Cuando me levanto por la mañana y me enfrento a otra jornada de trabajo me siento fatigado” (en esta pregunta el grupo de “Incidencia” se desprecia como en la pregunta anterior); para la pregunta “Siento que trabajar todo el día con la gente me cansa” y “Siento que mi trabajo me está desgastando”, el 100%(17); en la pregunta “Me siento frustrado en mi trabajo”, el 88.24% (15) ; el 82.35% (14) para la pregunta “Siento que estoy demasiado tiempo en mi trabajo”; en la pregunta “Siento que trabajar en contacto directo con la gente me cansa”, el 100% y al responder “Me siento como si estuviera al límite de mis posibilidades”, el 82.35%.

Variable	Identificador	n.	%
Emocionalmente agotado	Bajo riesgo	14	82.35
	Alto riesgo	3	17.65
Termino vacío	Bajo riesgo	13	76.47
	Alto riesgo	1	5.88
	Incidencia	3	17.65
mañana fatigado	Bajo riesgo	14	82.35
	Alto riesgo	2	11.76
	Incidencia	1	5.88
gente cansa	Bajo riesgo	17	100.00
	Alto riesgo	0	0
Trabajo desgasta	Bajo riesgo	17	100.00
	Alto riesgo	0	0
frustrado trabajo	Bajo riesgo	15	88.24
	Alto riesgo	2	11.76
Demasiado tiempo	Bajo riesgo	14	82.35
	Alto riesgo	3	17.65
Contacto cansa	Bajo riesgo	17	100.00
	Alto riesgo	0	0
Limite posibilidades	Bajo riesgo	14	82.35
	Alto riesgo	3	17.65
Total		17	100.00

Tabla 24. Distribución porcentual de las respuestas

4.3.1.3. Emociones:

Teniendo en cuenta el proceso llevado a cabo en la etapa de clasificación en la que se agruparon las emociones de manera positiva o negativa de acuerdo al

plano Arousal-Valence, estas variables fueron operacionalizadas de forma dicotómica, manteniendo dicha relación definida en la etapa de clasificación.

Adicionalmente, también se cuenta con el grupo adicional denominado *Incidencias* el cual se describe en la sección anterior, idealmente se espera que dicho grupo sea nulo para cada pregunta, puesto que una incidencia en cada registro representaría una mayor incertidumbre. A continuación se describen las emociones registradas para cada pregunta de la dimensión de agotamiento emocional del MBI:

Se observa en la *Tabla 25* que el 58.82% de los participantes del estudio muestran una reacción entre excitación y diversión al responder la pregunta “Me siento emocionalmente agotado por mi trabajo”, además el 47% presentaron un patrón emocional entre calma y miedo al responder la pregunta “Cuando termino mi jornada de trabajo me siento vacío” y adicionalmente observamos que para ésta pregunta se presentaron tres (3) incidencias, lo que implica un posible sesgo del 17.65% que desequilibraría el resultado de no haberse presentado éstas. Por otra parte, al responder la pregunta “Cuando me levanto por la mañana y me enfrento a otra jornada de trabajo me siento fatigado”, cada grupo de emociones obtuvo un 47.06% y se encuentra una incidencia, que repercute directamente sobre el análisis anterior, puesto que implicaría un 5.88% más para alguno de los grupos de no haberse presentado. En la pregunta “Siento que trabajar todo el día con la gente me cansa”, el 58.82% de los usuarios presentaron un patrón emocional entre calma y miedo. Además el 52.94% de los participantes del estudio experimentaron emociones pertenecientes al grupo de calma y miedo en la pregunta “Siento que mi trabajo me está desgastando”. Por otro lado el 58.82% de los participantes experimentaron emociones entre excitación y diversión en la pregunta “Me siento frustrado en mi trabajo”. Para la pregunta “Siento que estoy demasiado tiempo en mi trabajo”, el 70.59% de los usuarios percibieron emociones pertenecientes al grupo de excitación y diversión. Adicionalmente en la pregunta “Siento que trabajar en contacto directo con la gente me cansa”, el 58.82% de los participantes percibieron emociones entre calma y miedo y finalmente para la pregunta “Me siento como si estuviera al límite de mis posibilidades”, el 58.82% de los participantes experimentaron emociones referentes al grupo representado por la excitación y la diversión.

Variable	Emocion pregunta	n.	%
Emocion pregunta 1	Negativa	7	41.18
	Positiva	10	58.82

Variable	Emocion pregunta	n.	%
Emocion pregunta 2	negativa	8	47.06
	Positiva	6	35.29
	Incidencia	3	17.65
Emocion pregunta 3	negativa	8	47.06
	positiva	8	47.06
	Incidencia	1	5.88
Emocion pregunta 4	negativa	10	58.82
	positiva	7	41.18
Emocion pregunta 5	negativa	9	52.94
	positiva	8	47.06
Emocion pregunta 6	negativa	7	41.18
	positiva	10	58.82
Emocion pregunta 7	negativa	5	29.41
	positiva	12	70.59
Emocion pregunta 8	negativa	10	58.82
	positiva	7	41.18
Emocion pregunta 9	negativa	7	41.18
	positiva	10	58.82
Total		17	100.00

Tabla 25. Distribución porcentual de las emociones

4.3.2. Análisis Correlacional:

En esta segunda parte del análisis de resultados, se intenta valorar la asociación entre cada dos variables estudiando el método conocido como correlación, usando el coeficiente de correlación de Spearman, el cual es recomendado para variables discretas y cuando el tamaño de la muestra se considera pequeño [87], y posteriormente clasificando dicho coeficiente de acuerdo a la distribución de Cohen [88], las hipótesis son las siguientes:

$$H_0: x < 0,1$$

$$H_1: x > 0,1$$

Donde x representa el valor del coeficiente de Spearman.

A continuación se describe el procedimiento realizado para analizar si existe algún tipo de correlación entre las respuestas seleccionadas por los usuarios con las emociones que percibe al responderlas. Se tienen el conjunto de variables emo1, emo2, emo3, emo4, emo5, emo6, emo7, emo8 y emo9 las cuales representan la

emoción registrada al responder cada una de las nueve (9) preguntas de la dimensión de agotamiento emocional del MBI. Los indicadores para éste conjunto de variables son calma, excitación, diversión y miedo. Las variables fueron agrupadas de forma dicotómica así: 0 - excitación y diversión (**positivas**), 1 - calma y miedo (**negativas**). Por otra parte se cuenta con el conjunto de variables rta1, rta2, rta3, rta4, rta5, rta6, rta7, rta8 y rta9 las cuales indican la respuesta seleccionada por los usuarios en cada una de las nueve (9) preguntas. El conjunto de indicadores para estas variables son: nunca, pocas veces al año, una vez al mes, pocas veces al mes, una vez a la semana, pocas veces a la semana, todos los días, las cuales fueron agrupadas así: 0 - nunca, pocas veces al año, una vez al mes (**bajo riesgo**), 1 - pocas veces al mes, una vez a la semana, pocas veces a la semana, todos los días (**alto riesgo**).

Mediante el software estadístico Stata, se realizaron las operaciones para calcular el coeficiente de correlación para cada par de variables respuesta-emoción. La *Tabla 26* describe la relación entre respuestas y emociones, analizando la correlación existente entre cada una de ellas. Con el objetivo de comprobar la hipótesis propuesta, los valores considerados en el análisis corresponden a los ubicados en la diagonal.

A partir del análisis correlacional, se observa que el coeficiente de Spearman para las correlaciones entre las respuestas rta1, rta6 y rta9 con emo1, emo6 y emo9 respectivamente, tienen signo negativo, lo que indica que se correlacionan las emociones positivas con las respuestas de alto riesgo, y las emociones negativas con las respuestas de bajo riesgo. Por otra parte se observa que para rta2, rta3, rta4, rta5, rta7 y rta8 se correlacionan con emo2, emo3, emo4, emo5, emo7 y emo8 respectivamente de manera positiva, es decir, las emociones positivas con las respuestas de bajo riesgo y las emociones negativas con las respuestas de alto riesgo.

var	rta1	rta2	rta3	rta4	rta5	rta6	rta7	rta8	rta9
emo1	-0.1528	-0.3245	0.5699	0.1226	-0.4963	0.1599	0.1479	-0.1954	-0.0218
emo2	-0.2356	0.4702	0.1651	0.1481	0.028	-0.3431	0.1014	0.3021	-0.3277
emo3	0.3025	0.1598	0.1566	0.2467	0.1528	0.1269	-0.1154	0.1973	-0.0516
emo4	-0.221	-0.1656	-0.315	0.343	-0.1087	0.1464	-0.0487	-0.0887	0.0507
emo5	0.0412	0.3589	0.0034	0	0.3312	-0.5625	-0.0634	0.0515	-0.1199
emo6	-0.1642	-0.2367	0.1716	0.3565	-0.1443	-0.0159	0.1495	0.4923	-0.2706
emo7	0.0912	-0.0776	0.2143	0.4954	0.5682	0.076	0.5237	0.0921	0.2836
emo8	0.2071	-0.4512	-0.0754	-0.1633	-0.4606	-0.0273	-0.2824	0.1514	-0.1567
emo9	-0.2515	-0.1989	-0.0783	0.1772	0.0877	-0.3578	0.1567	-0.2384	-0.3671

Tabla 26. Coeficientes de correlación de Spearman

Se utiliza la clasificación de los valores del coeficiente de correlación de Spearman en los rangos de Cohen, como se describe en la *Tabla 27*.

sí $x > 0,5$	Grande
sí $0,5 \geq x \geq 0,3$	Moderada
sí $0,3 > x \geq 0,1$	Pequeña
sí $x < 0,1$	Insubstantial

Tabla 27. Rangos de Cohen

De esta forma, al clasificar los coeficientes en cada uno de los rangos respectivos de acuerdo a su valor, se obtienen los resultados descritos en la *Tabla 28*.

4.3.2.1. Descripción de los resultados correlacionales

emo/rta	rta1	rta2	rta3	rta4	rta5	rta6	rta7	rta8	rta9
emo1	Pequeña								
emo2		Grande							
emo3			Moderada						
emo4				Moderada					
emo5					Pequeña				
emo6						Insubstantial			
emo7							Moderada		
emo8								Pequeña	
emo9									Pequeña

Tabla 28. Coeficientes clasificados de acuerdo a los rangos de Cohen

Rta1 - emo1 y rta9 - emo9: Se encontró que existe una relación lineal negativa de significancia pequeña, donde $x > 0,1$ por lo tanto inicialmente se rechaza la hipótesis nula, pero dado que la significancia es pequeña e inversa, para contrastar éste resultado se analiza el nivel de significancia con el valor p, puesto

que ambas variables tienen una distribución normal de acuerdo al test de Shapiro Wilk [89], obteniendo los datos descritos en la *Tabla 29*

	rta1	emo1
rta1	1	
emo1	-0.1528 (r) / 0.6811 (p)	1

Tabla 29 para el caso de rta1-emo1, y en la *Tabla 30*

	rta9	emo9
rta9	1	
emo9	-0.2444 (r) / 0.3446(p)	1

Tabla 30 para el caso de rta9-emo9.

	rta1	emo1
rta1	1	
emo1	-0.1528 (r) / 0.6811 (p)	1

Tabla 29. Valor de p para rta1-emo1

Se encuentra que el valor de p para la correlación entre rta1-emo1 es de $p=0.6811 > 0.05$ (para una permisividad del 95%), lo que indica que la significancia es muy baja, por lo que finalmente se decide aceptar la hipótesis nula, y concluir que no existe relación entre estas dos variables.

	rta9	emo9
rta9	1	
emo9	-0.2444 (r) / 0.3446(p)	1

Tabla 30. Valor de p para rta9-emo9

Adicionalmente, se encuentra que el valor de p para la correlación entre rta9-emo9 es de $p=0.3446 > 0.05$ lo que indica que la significancia es muy baja, por lo que finalmente se decide aceptar la hipótesis nula, y concluir que no existe relación entre estas dos variables

Rta2- emo2: Se encontró que existe una relación lineal positiva de significancia grande de acuerdo a la distribución de Cohen, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula y se concluye directamente que existe una relación directa entre las dos variables; puesto que la significancia es grande, no se evalúa con ningún otro método.

Rta3- emo3, Rta4- emo4 y Rta7- emo7: Se encontró que existe una relación lineal positiva de significancia moderada, donde $x > 0,1$ por lo tanto se rechaza la hipótesis nula y se concluye que existe una relación entre las dos variables; puesto que la significancia es moderada, no se evalúa con ningún otro método.

Rta5- emo5: Se encontró que existe una relación lineal positiva de significancia pequeña, donde $x > 0,1$ por lo tanto inicialmente se rechaza la hipótesis nula, pero dado que la significancia es pequeña, para contrastar éste resultado no es útil analizar el nivel de significancia con el valor p, puesto que ninguna de las variables tienen una distribución normal de acuerdo al test de Shapiro Wilk, por lo tanto, se procede a contrarrestar el anterior resultado clasificando el coeficiente Spearman de acuerdo a la tabla de valores críticos de Spearman que se observa en la Tabla 31, en la que de acuerdo al número de muestras se relaciona el valor de la significancia mínimo teniendo en cuenta el nivel de permisividad, para nuestro caso tenemos 17 muestras, por lo tanto usaremos el siguiente más bajo en la tabla, es decir 16, el coeficiente de Spearman encontrado fue de 0.332 y la permisividad manejada es de $p=0,05$.

Número de casos	Valor crítico para α :		
	P=0.1	P=0.05	P=0.01
7	0.714	0.786	0.929
8	0.643	0.738	0.881
9	0.600	0.683	0.833
10	0.564	0.648	0.794
12	0.506	0.591	0.777
14	0.456	0.544	0.715
16	0.425	0.506	0.665
18	0.399	0.475	0.625
20	0.377	0.450	0.591
22	0.359	0.428	0.562
24	0.343	0.409	0.537
26	0.329	0.392	0.515
28	0.317	0.377	0.496
30	0.306	0.364	0.478

*Tabla 31. Valores críticos de Spearman
Tomado de [90]*

Se encuentra que el valor del coeficiente de Spearman no supera al valor crítico de Spearman de 0.506, lo que indica que la significancia es muy baja, por lo que finalmente se decide aceptar la hipótesis nula, y concluir que no existe relación entre estas dos variables.

Rta6- emo6: Se encontró que no existe una relación de significancia de acuerdo a la distribución de Cohen, donde $x < 0,1$ por lo tanto se acepta la hipótesis nula y se concluye directamente que no existe ningún tipo de relación entre las dos variables; puesto que la significancia es insubstancial, no se evalúa con ningún otro método.

Rta8-emo8: Se encontró que existe una relación lineal positiva de significancia pequeña, donde $x > 0,1$ por lo tanto inicialmente se rechaza la hipótesis nula, pero

dado que la significancia es pequeña, para contrastar éste resultado se analiza el nivel de significancia con el valor p, puesto que al menos una de las variables tiene distribución normal de acuerdo al test de Shapiro Wilk, obteniendo los datos descritos en la *Tabla 32*

	rta8	emo8
rta8	1	
emo8	0.157(r) / 0.5473 (p)	1

Tabla 32. Valor de p para rta8-emo8

Se encuentra que el valor de p para la correlación entre rta8-emo8 es de $=0.5473 > 0.05$ (para una permisividad del 95%), lo que indica que la significancia es muy baja, por lo que finalmente se decide aceptar la hipótesis nula, y concluir que no existe relación entre estas dos variables.

En síntesis, según los datos analizados, se plantea que existe una relación significativa entre cuatro de las nueve relaciones (rta2-emo2, rta3-emo3, rta4-emo4 y rta7-emo7), y para las otras relaciones se encuentra que no existe una relación dados los resultados de evaluación estadística, pero considerando el tamaño de la muestra y que de acuerdo a los rangos de Cohen existe una pequeña relación entre ellas, se plantea una nueva hipótesis, en la que se considera que aumentando el tamaño de la muestra, incrementará la significancia de las correlaciones.

4.3.3. Observaciones no esperadas

Una de las observaciones más importantes durante la evaluación, es que el Emotiv EPOC no es adecuado para investigaciones en las que se trabaje con un número considerable de personas, puesto que los materiales con los que está fabricado son frágiles. En cuanto a los otros aspectos de la investigación no se observaron comportamientos atípicos, excepto por la resistencia de algunas personas a la prueba por sus disponibilidades de tiempo, sin embargo desarrollaron la prueba satisfactoriamente.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Este trabajo de investigación aborda la temática de soporte al diagnóstico del Síndrome de Burnout apoyándose en la electroencefalografía obtenida con el Emotiv EPOC. Esto implica involucrar temas relacionados con el procesamiento de señales el cual ha sido ampliamente usado para soportar investigaciones en diversos ámbitos y cuyas etapas cuentan con una extensa gama de estudios asociados que las hacen muy variables en cuanto a complejidad. Adicionalmente involucra el tema de reconocimiento de emociones a nivel fisiológico, del cual se encuentran numerosos referentes a nivel internacional y está estrechamente relacionado con el procesamiento de señales. Finalmente es clave destacar el trabajo de campo realizado en esta investigación en el que surgieron observaciones interesantes. A continuación se exponen las conclusiones y trabajos futuros más relevantes:

5.1. Conclusiones

Para los datos de las personas de salud ocupacional registrados en el dataset de entrenamiento, el algoritmo de minería de datos de los probados en esta investigación, que alcanza la mayor precisión es el árbol de decisión J48 usado en conjunto con el algoritmo AdaBoostM1 con un valor de 65% aproximadamente.

Con respecto a la correlación de las parejas de variables respuesta1 – emoción1, respuesta5 – emoción5, respuesta6 – emoción6, respuesta8 – emoción8 y respuesta9 – emoción9 se evidencia la necesidad de aumentar el tamaño de la muestra puesto que no se obtuvo una significancia considerable aplicando diferentes técnicas de evaluación estadística.

Con respecto a la correlación de las parejas de variables respuesta2 - emoción2, respuesta3 - emoción3, respuesta4 - emoción4 y respuesta7 - emoción7, se ha rechazado la hipótesis nula, esto nos indica que, para estas variables, se ha logrado el objetivo de soportar al MBI en el diagnóstico del Síndrome de Burnout mediante las emociones de un paciente. Estos resultados obtenidos reafirman la importancia de considerar diversos mecanismos de soporte al diagnóstico del Síndrome de Burnout ya que aportan información adicional que puede ser usada por los expertos para

complementar su veredicto basándose, en este caso, en el estado emocional del paciente.

Se obtuvo una precisión menor que la encontrada en la literatura para la clasificación de emociones. Una posible razón es el tamaño de muestra manejado en nuestro trabajo de investigación el cual, no pudo ser mayor dado los recursos disponibles para esta investigación. Otra posible razón es el algoritmo de procesamiento de señales adaptado en el presente trabajo, el cual puede ser mejorado en futuras iteraciones, profundizando cada una de sus etapas.

En el desarrollo de las nueve (9) preguntas de la dimensión de agotamiento emocional del MBI, puede influir la preocupación de las personas por la confidencialidad de su información, puesto que las preguntas cuestionan su estado emocional en el cargo actual.

En el registro de las emociones durante los estímulos visuales (IAPS) o durante las preguntas del MBI, pudo influir el estado emocional del usuario previo a la captura de sus señales, pues aunque éste se neutralizó, algunos factores externos que estuvieran afectando emocionalmente al usuario podrían haber reincidento.

De lo anteriormente expuesto queda evidencia de la importancia de reconocer el uso de mecanismos basados en EEG para reconocimiento de emociones, aclarando la necesidad de ampliar la muestra para poder realizar generalizaciones sobre los resultados obtenidos.

Respecto a las limitaciones de los datos observados en este proyecto, cabe señalar que han sido obtenidos a partir de una única medición en una muestra no probabilística, por lo tanto los resultados no son generalizables sino que son exclusivamente validos en el grupo de sujetos que componen la muestra.

5.2. Trabajo futuro

Acerca de los aportes de investigación se destaca la adaptación de un algoritmo para el procesamiento de señales, el cual incluye, entre otras etapas, la extracción de características realizada con la transformada discreta de Wavelet. También se destaca un prototipo de aplicación que permite la creación de un dataset de emociones para la posterior clasificación de éstas, además de la captura de emociones durante la presentación de las preguntas de la dimensión de agotamiento emocional del MBI, entre otras funcionalidades. Finalmente se

destaca la correlación realizada entre las preguntas del MBI y las emociones presentadas por los usuarios al momento de responderlas, en la cual se encontró para algunas variables un nivel de significancia considerable. Todo lo anterior se constituye como punto de partida para otros estudios que aborden las siguientes actividades:

Complementar el algoritmo para la eliminación de ruido de las señales electroencefalográficas hecha por los filtros incluidos en el Emotiv EPOC, contribuirá a mejorar las etapas posteriores de extracción de características y clasificación, puesto que éstas se realizarán con menos información irrelevante (ruido).

Explorar otras técnicas para la extracción de características de las señales EEG y la clasificación de emociones con el propósito de alcanzar una mayor precisión en la clasificación, contribuirá a un mejor soporte del área abordada. Es importante resaltar que el costo en términos de tiempo y esfuerzo al adaptar un proceso como éste es considerable.

Explorar la recolección de las señales EEG utilizando dispositivos menos frágiles permitirá trabajar con una muestra de mayor tamaño, lo que a su vez posibilita la validación pre-comercial del prototipo propuesto. Lo anterior se justifica en que el Emotiv EPOC, el cual fue elegido para este trabajo de investigación principalmente por el criterio de costo financiero, sufrió averías por la gran cantidad de pruebas que se debían realizar.

Evaluar y mejorar según criterios de usabilidad el prototipo propuesto, permitirá una mayor aceptación de éste por parte de los profesionales de la salud y de las personas que lo utilicen.

Extender las funcionalidades del prototipo propuesto para lograr una solución que sea genérica a cuestionarios pertinentes, contribuirá a que éste sea conocido en diferentes ámbitos donde podría masificarse su uso.

6.REFERENCIAS

- [1] B. M. P. Stavroula Leka, A. Griffithis y T. Cox, La organización del trabajo y el estrés: Estrategias de solución de problemas para empleadores, personal directivo y representantes sindicales, serie 3 ed., Nottingham: OMS, 2004.
- [2] C. Maslach, S. Jackson y M. Leiter, The Maslach Burnout Inventory: Manual, 3rd ed., Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press., 1996.
- [3] S. Leka, A. Griffiths y T. Cox, WORK ORGANISATION AND STRESS: systematic problem approach for employers, managers and trade union representatives, 3 ed., Nottingham: OMS, 2003.
- [4] L. SCHWARTZMANN, «Work-related stress, Burnout syndrome, depression: are we talking about the same issues?,» *Pesquisa*, vol. 14, nº 6, pp. 174-184, octubre-diciembre 2004.
- [5] M. Fidalgo Vega, «NTP 705:Síndrome de estar quemado por el trabajo o "burnout" (II): consecuencias, evaluación y prevención,» 2009.
- [6] I. Emotiv, «Emotiv,» © 2014. [En línea]. Available: <https://emotiv.zendesk.com/hc/en-us/articles/201222455>. [Último acceso: 20 10 2014].
- [7] P. Mousikou y e. al, «Validation of the Emotiv EPOC (®) EEG gaming system for measuring research quality auditory ERPs,» *Peer Journal*, vol. 38, pp. 19-19, 2013.
- [8] M. L. y S. H., «Neurological Evidence Linguistic Processes Proceeds Perceptual Simulation in Conceptual Processing,» *Frontiers in Psychology*, vol. 3, pp. 13-15, 2012.
- [9] M. M. & L. P. J. Bradley, «The International Affective Picture System (IAPS) in the study of emotion and attention.,» *Oxford University Press*, pp. 29-46, 2007.
- [10] J. A. Fernandez Fernandez, *El burnout. Identificación y evaluación del riesgo en neumólogos de los hospitales públicos australianos*, Oviedo, 2013.
- [11] A. Aluja, A. Blanch y L. F. Garcia, «Dimensionality of the Maslach Burnout,» *European Journal of Psychological Assessment*, vol. 21, nº 1, pp. 67-76, 2005.
- [12] F. Martínez, El cuestionario. Un instrumento para la investigación en las ciencias sociales, Barcelona : Laertes Psicopedagogía, 2002.

- [13] W. Schaufeli y B. Buunk, *Burnout: an overview of 25 years of research and theorizing*, vol. 2, John Wiley & Sons, Ltd., 2003, pp. 383-429.
- [14] P. Gil-Monte, *CESQT: Cuestionario para la Evaluación del Síndrome de Quemarse por el Trabajo*, Madrid: Tea ediciones, 2011.
- [15] F. Suzette, *THE RELATIONSHIP OF EMOTIONAL INTELLIGENCE TO BURNOUT AND JOB SATISFACTION AMONG NURSES IN EARLY NURSING PRACTICE*, Utah, 2004.
- [16] J. M. Domínguez Fernández, H. C. F.M., D. C. Villaverde Gutiérrez, M. B. M. L. Padilla Segura I. y J. Domínguez Fernández, «"[Burnout syndrome in health workers in Ceuta].» *Salud Publica y PRL*, vol. 44, nº 1, pp. 30-35, 2012.
- [17] A. RANCHAL SANCHEZ y M. VAQUERO ABELLAN, « Burnout, variables fisiológicas y antropométricas: un estudio en el profesorado,» *Med. segur. trab. [online].*, vol. 54, nº 210, pp. 47-55, marzo 2008.
- [18] A. RANCHAL SÁNCHEZ y M. VAQUERO ABELLÁN, «BURNOUT, VARIABLES FISIOLÓGICAS Y ANTROPOMÉTRICAS: UN ESTUDIO EN EL PROFESORADO,» *Med Segur Trab*, vol. LIV, nº 210, pp. 47-55, 2008.
- [19] S. R. R. Alfonso, S. Garza Morales, E. M. Ruben, M. Pérez Ramírez y E. Aveleyra Ojeda, «Utilidad y costo del electroencefalograma. Experiencia de 1 000 casos en un hospital de tercer nivel en México,» *medigraphic*, vol. 64, mayo-junio 2007.
- [20] J. A. Moriana Elvira y J. Herruzo Cabrera, «Estrés y burnout en profesores,» *International Journal of Clinical and Health Psychology*, vol. 4, nº 3, pp. 597-621, Febrero 2004.
- [21] S. C. C. Enrique, *Modelo Integral para el Profesional en Ingeniería*, Popayán, Cauca: Universidad del Cauca, 2005, pp. 43-58.
- [22] Ó. Marbán, G. Mariscal y J. Segovia, «A Data Mining & Knowledge Discovery Process Model,» 2009. [En línea]. Available: http://www.intechopen.com/books/data_mining_and_knowledge_discovery_in_real_life_applications/a_data_m. [Último acceso: 6 12 2014].
- [23] K. Beck, *Extreme Programming Explained: Embrace Change*, USA: Addison-Wesley Professional, 1999.
- [24] W. SAur, «Enfermedades asociadas al puesto de trabajo,» *Biomedical Therapy.*, vol. 5, nº 1, pp. 4-13, 2012.

- [25] W. SAur, «Enfermedades asociadas al puesto de trabajo,» *Biomedical Therapy*, vol. 5, nº 1, pp. 4-13, 2012.
- [26] J. E. McGrath, *Social and Psychological Factors in Stress.*, New York: Holt, Rinehart & Winston., 1970.
- [27] F. Alcantud Marín, *BURNOUT, un nuevo nombre para un viejo problema.*, Valencia España: UI Acceso, 2003.
- [28] J. A. Moriana Elvira y J. Herruzo Cabrera, «Estrés y burnout en profesores,» *International Journal of Clinical and Health Psychology*, vol. 4, nº 3, pp. 597-621, 2004.
- [29] M. Chacón Roger, J. Grau Abalo, C. Massip Pérez, I. Infante Ochoa, R. Grau Abalo y Y. Abadal, «The Control of Burnout Syndrome in Oncology Nursery: An Intervention Experience,» *TERAPIA PSICOLÓGICA*, vol. 24, nº 1, p. 39–53, 2006.
- [30] P. R. Gil Monte, *El síndrome de quemarse por el trabajo (síndrome de burnout): aproximaciones teóricas para su explicación y recomendaciones para la intervención*, Valencia- España: Facultad de Psicología. Universidad de Valencia, 2001.
- [31] J. LEDOUX, *EL CEREBRO EMOCIONAL*, Barcelona: Planeta, 1999, p. 440.
- [32] C. BELMONTE MARTÍNEZ, «EMOCIONES Y CEREBRO,» *Rev.R.Acad.Cienc.Exact.Fís.Nat.*, vol. 101, nº 1, pp. 59-68, 2007.
- [33] R. Levenson, *Human emotion. A functional view. In P. Ekman & R.J. Davidson (Eds). The nature of Emotions: Fundamental Questions*, New York: Oxford University Press, 1994, pp. 123-126.
- [34] S. Pedersen Kvaale, «Emotion Recognition in EEG: A neuroevolutionary approach,» Norwegian University of Science and Technology, Noruega, 2012.
- [35] A. Cándido Corral y G. M. Elena, «El mundo de las emociones,» 2011. [En línea]. Available: <http://elmundodelasemociones.webnode.es/la-emocion/>. [Último acceso: 16 Octubre 2014].
- [36] R. Albaladejo, R. Villanueva, P. Ortega, P. Astasio, M. Calle y V. Domínguez, «SÍNDROME DE BURNOUT EN EL PERSONAL DE ENFERMERÍA,» *Revista Española de Salud Pública*, vol. 78, nº 4, 2004.
- [37] R. Barea Navarro, «Electroencefalografía,» de *Instrumentación Biomédica*, España, DEPARTAMENTO DE ELECTRÓNICA UNIVERSIDAD DE ALCALÁ.

- [38] J. D. GOMEZ, E. HERRERA URIBE y E. M. CORREA, «ETERNO RESPLANDOR DE UNA MENTE SIN RECUERDOS: SI ME DEJAS TE SUPRIMO,» *Scientia et Technica*, vol. 16, nº 48, 2011..
- [39] A. R. GONZALEZ, TECNOLOGÍAS DE COMUNICACIÓN BASADAS EN LA ACTIVIDAD CEREBRAL, Lima - Perú: Víctor López Guzmán, 2012.
- [40] D. L. Fugal, *Conceptual Wavelets in Digital Signal Processing*, San Diego, California: Space & Signals Technical Publishing, 2009.
- [41] N. NIETO y D. M. OROZCO, «EL USO DE LA TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA EN LA RECONSTRUCCIÓN DE SEÑALES SENOSOIDALES,» *Scientia et Technica* , vol. 14, nº 38, pp. 381-386, 2008.
- [42] J. Pardue, J. Landry y T. J. Clark, «A soft systems approach to input distribution estimation for a non-stationary demand process. pp. . Washington, DC: IEEE Comp,» de *WSC '95 Proceedings of the 27th conference on Winter simulation*, Washington, 1995.
- [43] R. E. Learned y A. S. Willsky, «A Wavelet Packet Approach to transient signal classification.,» *Applied Computer Harmonic Analysis*, vol. 2, pp. 265-278, 1995.
- [44] L. J. CRONBACH, «COEFFICIENT ALPHA AND THE INTERNAL STRUCTURE OF TESTS,» *PSYCHOMETRIKA*, vol. 16 , nº 3, pp. 297-334, Septiembre 1951.
- [45] J. Boles, D. dean, J. Ricks, J. Short y G. Wang, «The Dimensionality of the Maslach Burnout Inventory across Small Business Owners and Educators,» *Journal of Vocation Behavior*, vol. 56, nº 1, pp. 12-34, febrero 2000.
- [46] H. Kim y J. Juye, «Factor Structure and Longitudinal Invariance of the Maslach Burnout Inventory,» *Social Work Practice*, vol. 19, nº 3, pp. 325-339, mayo 2009.
- [47] W. B. Schaufeli y D. V. Dierendonck, «The construct validity of two burnout measures,» *Journal of Organizational Behavio*, vol. 14, nº 7, pp. 631-647, diciembre 1993.
- [48] P. R. Gil-Monte y V. E. Olivares Faúndez, «Analysis of the main strengths and weakness of the "Maslach Burnout Inventory " (MBI),» *ciencia y trabajo*, nº 33, pp. 160-167, Julio 2011.
- [49] J. M. Latorre Postigo, B. Navarro Bravo, J. P. Serrano Selva, L. Ros Segura, M. J. Aguilar Córcoles, M. Nieto López y J. J. Ricarte Trives, «El reconocimiento de emociones en caras como indicador de depresión subclínica en jóvenes y ancianos: un estudio preliminar,» *Ansiedad y estrés*, vol. 19, nº 2-3, pp. 211-222, septiembre 2013.

- [50] W. De Vente, M. Olf, J. Van Amsterdam, J. Kamphuis y P. Emmelkamp, «Physiological differences between burnout patients and healthy controls: blood pressure, heart rate, and cortisol responses,» *Occup Environ Med.*, vol. 60, nº 1, pp. 54-61, junio 2006.
- [51] M. Pando Moreno, J. Castañeda Torres, M. Gregoris Gómez, A. Aguila Marín, L. Ocampo de Aguila y R. M. Navarrete, «Factores psicosociales y síndrome de Burnout en docentes de la Universidad del Valle de Atemajac, Guadalajara, México,» *Salud en Tabasco*, vol. 12, nº 3, pp. 523-259, septiembre-diciembre 2006.
- [52] C. MORIN, «Neuromarketing: The New Science of Consumer Behavior,» San Anselmo, 2011.
- [53] L. Yisi, O. Sourina y M. Khoa Nguyen, «Real-time EEG-based Human Emotion Recognition and Visualization,» *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 6670, pp. 256-277, 2011.
- [54] G. van Luijtelaar, M. Verbraak, M. van den Bunt, G. Keijsers y M. Arns, «EEG Finding in Burnout Patients,» *J Neuropsychiatry Clin Neurosci*, vol. 22, nº 2, pp. 208-217, 2010.
- [55] A. R. Shahrestani, *Brain Computer Interfaces Emotional State Detection (EEG Pattern Recognition)*, California, 2013.
- [56] T. M. Rocha Félix, *Emotion Recognition using EEG During Frustrating Human-Computer Interaction*, Lisboa, 2011.
- [57] Z.Khalili y M. H.Moradi, Sistema de reconocimiento de emociones usando señales cerebrales y periféricas: Utilizando correlación de dimensiones para mejorar los resultados de EEG, Irán: IEEE, 2009.
- [58] D. Oude Bos, Reconocimiento de emociones basadas en EEG. La influencia de estímulos visuales y auditivos., Países Bajos: Department of Computer Science, University of Twente, 2006.
- [59] M. Li, Q. Chai, T. Kaixiang, A. Wahab y H. Abut., Sistema EEG de reconocimiento de emociones, Singapur: Springer Science, 2009.
- [60] K.-E. Ko, H.-C. Yang y K.-B. Sim, Reconocimiento de Emociones usando señales EEG con valores de potencia relativa y Redes Bayesianas., Korea - Japon: International Journal of Control, Automation and Systems, 2009.
- [61] Z. Correa Correa, I. Muñoz Zambrano y A. F. Chaparro, «Síndrome de Burnout en docentes de dos universidades de Popayán, Colombia,» *Revista de Salud Pública*, vol. 12, nº 4, pp. 589-598, DICIEMBRE 2010.

- [62] M. L. Rojas Botero y G. R. Hugo, «Burnout syndrome in professors from an academic unit of a Colombian university,» *Investigación y Educación en Enfermería,*, vol. 29, nº 3, pp. 427-434, octubre-diciembre 2011.
- [63] S. Cordova Villar, W. A. Perez Oviedo y A. R. Gonzalez, «Implementation of EEG signal processing methods for communication and control application,» *Revista ECIPerú,* vol. 10, nº 1, pp. 1-33, 2013.
- [64] D. F. Insuasty Narvaez y R. E. Cerón Espinosa, *SISTEMA MÓVIL PARA LA RECOLECCIÓN DE DATOS CLÍNICOS Y SEÑALES EEG USANDO LA PLATAFORMA SANA,* Tesis de Pregrado, Popayán: Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad del Cauca, 2014.
- [65] I. Emotiv, «Emotiv,» 2014. [En línea]. Available: www.emotiv.com. [Último acceso: enero 2015].
- [66] Neuroelectrics, «NE Neuroelectrics/Enobio,» Piece of Cake, 2013. [En línea]. Available: <http://www.neuroelectrics.com/enobio>. [Último acceso: Enero 2015].
- [67] «NeuroSky,» 2015. [En línea]. Available: <http://neurosky.com/>. [Último acceso: enero 2015].
- [68] I. Advanced Brain Monitoring, «AdvanceBrainMonitoring,» 2014. [En línea]. Available: <http://www.advancedbrainmonitoring.com/>. [Último acceso: enero 2015].
- [69] «Matworks,» The MathWorks, Inc., 1994-2015. [En línea]. Available: <http://es.mathworks.com/products/matlab/>. [Último acceso: enero 2015].
- [70] I. Rennes, «OpenVibe,» 2014. [En línea]. Available: <http://openvibe.inria.fr/>. [Último acceso: enero 2015].
- [71] Oracle, «Oracle,» [En línea]. Available: (<http://www.oracle.com/technetwork/java/javase/downloads/index.html>). [Último acceso: enero 2015].
- [72] M. Murugappan, R. Nagarajan y S. Yaacob, «Classification of human emotion from EEG using discrete wavelet transform,» *Journal of Biomedical Science and Engineering,* vol. 3, nº 4, pp. 390-396, 2010.
- [73] P. Jahankhani, V. Kodogiannis y K. Revett, «EEG signal classification using wavelet feature extraction and neural networks,» *IEEE John Vincent Atanasoff,* vol. 17, pp. 120-124, 2006.

- [74] J. Vila, S. M. I. Ramírez, M. Fernández, P. Cobos, S. Rodríguez, M. Muñoz, M. Tormo, M. Herrero, S. P., M. Pastor, M. S. R. Poy y J. Moltó, «El sistema internacional de imágenes afectivas (IAPS), Adptacion española:», *Revista de Psicología General y Aplicada*, vol. 54, nº 4, pp. 635-657, 2001.
- [75] C. A. GANTIVA DÍAZ, P. G. MUÑOZ y J. VILA CASTELLAR, «VALIDACIÓN COLOMBIANA DEL SISTEMA INTERNACIONAL DE IMÁGENES AFECTIVAS: EVIDENCIAS DEL ORIGEN TRANSCULTURAL DE LA EMOCIÓN,» *Acta Colombiana de Psicología*, vol. 14, nº 2, pp. 103-111, 2011.
- [76] R.-I. INC, «Rapidminer,» 1 11 2013. [En línea]. Available: <https://rapidminer.com>. [Último acceso: 29 11 2014].
- [77] D. Pelleg y A. Moore, «X-means: Extending K-means with efficient estimation of the number of clusters.,» *Proceeding of the 17th International Conference on Machine Learning*, pp. 727-734, 2000.
- [78] P. J. Rousseeuw y A. Leroy, *Robust Regression and Outlier Detection*. Wiley-Interscience, New York, 1987.
- [79] W. E. f. K. Analysis, «Weka,» MOA, [En línea]. Available: <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index.html>. [Último acceso: 6 12 2014].
- [80] B. J.-P. & Coll., *L'Analyse des Données. Vol. 1: Taxinomie. Vol. 2: Analyse des Correspondances.*, Paris: Dunod., 1973.
- [81] R. Hernández Sampieri, C. Fernández Collado y M. d. P. Baptista Lucio, *Metodología de la Investigación*, México: McGRAW-HILL / INTERAMERICANA EDITORES, S.A. DE C.V., 2003.
- [82] G. PARDO DE V. y M. CEDEÑO C., *Investigación en salud. Factores sociales.*, Bogotá: Interamericana. , 1997.
- [83] VARKEVISSER, Corlien y otros., «Diseño y realización de proyectos de investigación sobre sistemas de salud,» *Serie de capacitación en investigación en sistemas de salud.*, vol. 2, nº 1, pp. Módulo 8, s.a., 1995.
- [84] M. E. Parada, R. Moreno B., Z. Mejías M., A. Rivas F. y Rivas F., «Satisfacción laboral y síndrome de burnout en el personal de enfermería del Instituto Autónomo Hospital Universitario Los Andes (IAHULA),» *Revista Facultad Nacional de Salud Pública,*, vol. 23, nº 1, pp. 33-45, 2005.

- [85] M. Afzalur, «Relationships of Stress, Locus of Control, and Social Support to Psychiatric Symptoms and Propensity to Leave a Job: A Field Study UIT Managers. Journal of Business and Psychology,» *Jornades de Foment de la Investigació*, vol. 12, pp. 159-174., 1997.
- [86] P. FERNÁNDEZ BERROCAL y N. EXTREMERA, «La Inteligencia Emocional y el estudio de la felicidad,» *Revista Interuniversitaria de Formación del Profesorado*, vol. 23, nº 3, pp. 85-108, 2009.
- [87] C. Spearman, «La prueba y medida de asociación entre dos cosas,» "*Amer. J. Psychol*, vol. 15, p. 72–101, 1904.
- [88] J. F. Hemphill, «Interpreting the Magnitudes of Correlation Coefficients,» *American Psychological Association*, vol. 58, nº 1, p. 78–80, 2003.
- [89] S. S. Shapiro y M. B. Wilk, «An analysis of variance test for normality,» *Biometrika*, vol. 52, nº 3-4, p. 591–611, 1965.
- [90] J. C. Sandoval, «Asociación entre variables: correlación no paramétrica,» *Acta médica costarricense*, vol. 50, nº 3, Septiembre 2008.
- [91] B. Kitchenham, S. Linkman y D. Law, «DESMET: A method for evaluating software engineering,» vol. 2, 29 agosto 1996.
- [92] S. L. a. D. L. y Barbara, «DESMET: A method for evaluating software engineering».
- [93] J. Cohen, *Statistical power analysis for behavioral science*, New York: Lawrence erlbaum associates, 1988.