

UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA

Facultad de Ingeniería



**EMOTRIX: Plataforma para el desarrollo de tecnología BCI  
enfocada en la identificación y manipulación de emociones  
humanas. Fase II.**

Trabajo de graduación en modalidad de Megaproyecto presentado por:

Marialys Castellanos Cárdenas,

Elisa María Pineda Pimentel y

Nancy Graciela Muñoz Cruz

para optar al grado académico de Licenciadas en Psicología;

Sergio Jesús Gómez Castellanos,

Mario Francisco Barrientos Alejos

Diego Javier Jacobs Tercero y

Kevin Estuardo García Guerra

para optar al grado académico de Licenciados en Ingeniería en Ciencias de la Computación  
y Tecnologías de la Información

Guatemala,

2017







**EMOTRIX: Plataforma para el desarrollo de tecnología BCI  
enfocada en la identificación y manipulación de emociones  
humanas. Fase II.**



UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA

Facultad de Ingeniería



**EMOTRIX: Plataforma para el desarrollo de tecnología BCI  
enfocada en la identificación y manipulación de emociones  
humanas. Fase II.**

Trabajo de graduación en modalidad de Megaproyecto presentado por:

Marialys Castellanos Cárdenas,

Elisa María Pineda Pimentel y

Nancy Graciela Muñoz Cruz

para optar al grado académico de Licenciadas en Psicología;

Sergio Jesús Gómez Castellanos,

Mario Francisco Barrientos Alejos

Diego Javier Jacobs Tercero y

Kevin Estuardo García Guerra

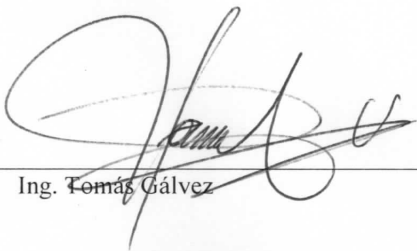
para optar al grado académico de Licenciados en Ingeniería en Ciencias de la Computación  
y Tecnologías de la Información

Guatemala,

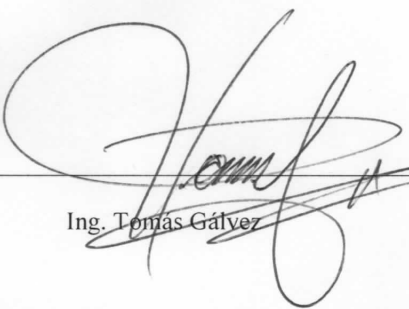
2017

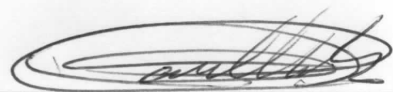


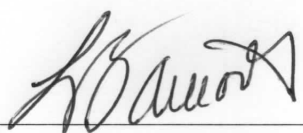
Vo. Bo. :

(f)   
Ing. Tomás Gálvez

Tribunal Examinador:

(f)   
Ing. Tomás Gálvez

(f)   
PhD. Pablo Barrientos

(f)   
MSc. Douglas Barrios

Fecha de aprobación: Guatemala, 6 de diciembre 2017



## PREFACIO

El reconocimiento de emociones fue, es y será una de las ramas de estudio que la ciencia ha estudiado a lo largo de los años hasta encontrar la mejor manera de la detección de las mismas. El nombre que recibe este proyecto se debe a que, en principio, se quiere utilizar como referencia el dispositivo EMOTIV EPOC para la detección de las emociones, como una base y un ejemplo a seguir para la elaboración del proyecto EMOTRIX. Luego, la última parte del nombre viene dada de la famosa expresión en Guatemala, “A la tortrix”, haciendo referencia a una forma en que los guatemaltecos se distinguen de las demás personas alrededor del mundo al momento de realizar acciones que sólo los guatemaltecos saben y conocen. Al unirlos, se desea dar la intención de que en Guatemala se puede desarrollar software para el estudio y reconocimiento de emociones.

El Proyecto EMOTRIX Fase II se ha desarrollado durante el transcurso del año 2017. La primera parte del proyecto se desarrolló en los primeros seis meses del año en la cual se realizó la investigación y la planeación del proyecto. En esta fase se determinó el alcance, el enfoque general del proyecto, la metodología a trabajar en el mismo y las bases teóricas del proyecto. En la segunda mitad del año, a partir del mes de julio, se terminaron las investigaciones teóricas y se empezó la implementación experimental del proyecto. En esta fase se desarrollaron las pruebas que se realizan con los sujetos y los datos que se obtendrían de estas mismas. Para luego pasar a la fase de obtención y análisis de los resultados obtenidos de las experimentaciones.

El proyecto cuenta con distintos módulos, todos enfocados en la detección y estimulación de estados de relajación y los estados anímicos de tristeza y alegría. Para esto se contó con un módulo de obtención de los datos demográficos y psicológicos de cada una de las personas que participaron en la experimentación. Luego se tienen dos módulos cuyo objetivo es la estimulación de los estados de relajación y anímicos. Para esto uno de ellos buscaba utilizar estímulos visuales y el otro estímulos auditivos, cada uno fundamentado por una base psicológica. Por último, tenemos tres módulos cuyo objetivo es la detección de los estados de relajación y anímicos. Uno busca detectar estos estados mediante ondas electrocardiográficas y los otros dos mediante las ondas electroencefalográficas.



# ÍNDICE

	Página
PREFACIO.....	IV
LISTA DE FIGURAS.....	VII
LISTA DE TABLAS.....	IX
RESUMEN.....	XII
Capítulos	
I. INTRODUCCIÓN.....	1
II. Objetivos.....	3
III. JUSTIFICACIÓN.....	7
IV. Marco Teórico.....	9
V. Antecedentes.....	63
VI. Metodología.....	69
VII. RESULTADOS.....	105
VIII. Discusión.....	161
IX. Conclusiones.....	181
X. Recomendaciones.....	187
XI. BIBLIOGRAFÍA.....	191
XII. Anexos.....	201
XIII. GLOSARIO.....	207

# LISTA DE FIGURAS

	Página
FIGURA 1. SISTEMA ATENCIONAL POSTERIOR.....	16
FIGURA 3. MODELO DE CIRCUNFERENCIAS DE EMOCIONES .....	19
FIGURA 4. SISTEMA LÍMBICO.....	20
FIGURA 5. EMOCIONES BÁSICAS.....	22
FIGURA 6. NEURONAS ESPEJO. ....	23
FIGURA 7. EPOC EEG DE EMOTIV.....	26
FIGURA 8. LÓBULOS CEREBRALES.....	30
FIGURA 9. TONALIDADES Y CONEXIÓN POR COLOR .....	30
FIGURA 10. RESPUESTA EN MAGNITUD IDEAL PARA UN FILTRO PASA BAJA. ....	35
FIGURA 11. RESPUESTA EN MAGNITUD IDEAL PARA UN FILTRO PASA ALTA. ....	35
FIGURA 12. RESPUESTA EN MAGNITUD IDEAL PARA UN FILTRO PASA BANDA. ....	35
FIGURA 13. RESPUESTA EN MAGNITUD IDEAL PARA UN FILTRO RECHAZA BANDA. ....	36
FIGURA 14. EJEMPLO DE WAVELET D4.....	37
FIGURA 15. IMAGEN EJEMPLIFICATIVA DE SVM .....	47
FIGURA 16. ELECTROCARDIOGRAMA: ONDA P.....	50
FIGURA 17. ELECTROCARDIOGRAMA: ONDA Q.....	50
FIGURA 18. ELECTROCARDIOGRAMA: ONDA R .....	50
FIGURA 19. ELECTROCARDIOGRAMA: ONDA S.....	51
FIGURA 20. ELECTROCARDIOGRAMA: ONDA T .....	51
FIGURA 21. POSICIONAMIENTO DE PRIMEROS TRES CANALES.....	52
FIGURA 22. POSICIONAMIENTO DE SIGUIENTES TRES CANALES .....	53
FIGURA 23. VENTANA DE BLACKMAN.....	55
FIGURA 24. VENTANA DE HAMMING.....	56
FIGURA 25. EJEMPLO DE QUIEBRE ESTRUCTURAL .....	57
FIGURA 26. DIAGRAMA DE SISTEMA DE CONTROL ABIERTO.....	59
FIGURA 27. MÓDULOS Y PROCESOS DEL MEGAPROYECTO.....	70
FIGURA 28. ELECTRODOS QUE POSEE EL CASCO EMOTIV EPOC.....	71
FIGURA 29. DIAGRAMA DE FLUJO PARA DIVISIÓN DE DATOS POR IMAGEN.....	79
FIGURA 30. DIAGRAMA DE FLUJO PARA LA IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS .....	88
FIGURA 31. DIAGRAMA DE FLUJO PARA LA IMPLEMENTACIÓN DE LOS ALGORITMOS. ....	91
FIGURA 32. SEÑALIZACIÓN DE ELECTRODOS UTILIZADO DEL CASCO EMOTIV EPOC.....	92
FIGURA 33. VISIÓN GENERAL DEL PROYECTO.....	94
FIGURA 34. EXPERIMENTACIÓN EN INSTALACIONES DEL CIPA.....	94
FIGURA 35. CONFIGURACIÓN LEAD III PARA ELECTRODOS .....	95
FIGURA 36. PROCEDIMIENTO PARA TRATAMIENTO Y FILTRADO DE DATOS.....	98

FIGURA 37. EJEMPLO DE REDUCCIÓN DE RUIDO PARA UN ECG .....	99
FIGURA 38. PULSACIONES IDENTIFICADAS POR MEDIO DE LA TRANSFORMADA DE WAVELET .....	99
FIGURA 39. PUNTOS ATÍPICOS GENERADOS POR EL FILTRADO DE WAVELET .....	100
FIGURA 40. PRUEBA DE PUNTOS ATÍPICOS.....	101
FIGURA 41. EJEMPLO DE CAMBIO DE ESTADO EN UN ELECTROCARDIOGRAMA .....	102
FIGURA 42. CRUCE ENTRE PULSACIONES EN ESTADO DE RELAJACIÓN Y EN UNA EMOCIÓN .....	102
FIGURA 43. QUIEBRE ESTRUCTURAL ENCONTRADO EN UNA MEDICIÓN .....	103
FIGURA 44. EJEMPLO DE TEST DE QUIEBRE ESTRUCTURAL FALLIDO.....	104
FIGURA 45. LECTURA DEL ELECTRODO F3 DURANTE TODA LA EXPERIMENTACIÓN.....	119
FIGURA 46. LECTURA DEL ELECTRODO F3 DURANTE TODA LA EXPERIMENTACIÓN LUEGO DE APLICARLE UN FILTRO DE BANDA.....	119
FIGURA 47. REPRESENTACIÓN DE UNA PORCIÓN DEL ÁRBOL CREADO PARA EL MODELO CORRESPONDIENTE A LA IMAGEN 2 QUE .....	135
FIGURA 48. REPRESENTACIÓN DE UNA PORCIÓN DEL ÁRBOL CREADO PARA EL MODELO CORRESPONDIENTE A LA IMAGEN 2 QUE .....	136
FIGURA 49. LECTURA DE ELECTRODO F3 DURANTE LA EXPERIMENTACIÓN .....	137
FIGURA 50. DIAGRAMA DE FLUJO DE ALGORITMO PARA ESTIMULACIÓN DE COMPONENTES AUDIOVISUALES .	145
FIGURA 51. LECTURA DEL ELECTRODO O1 DURANTE LA EXPERIMENTACIÓN.....	146
FIGURA 52. LECTURA DEL ELECTRODO O1 LUEGO DE APLICAR UN FILTRO DE BANDA .....	147
FIGURA 53. ONDAS PRESENTES EN EL ELECTRODO O1 EN LA EXPERIMENTACIÓN .....	147
FIGURA 54. LECTURA DEL ELECTRODO F3 DURANTE TODA LA EXPERIMENTACIÓN.....	149
FIGURA 55. LECTURA DEL ELECTRODO F3 DURANTE TODA LA EXPERIMENTACIÓN LUEGO DE APLICARLE UN FILTRO DE BANDA.....	150
FIGURA 56. ONDAS PRESENTES EN EL ELECTRODO F3 A LO LARGO DE LA EXPERIMENTACIÓN. ....	150
FIGURA 57. FRECUENCIA DE RITMO CARDIACO MEDIDO EN LA EXPERIMENTACIÓN.....	155
FIGURA 58. PUNTOS ATÍPICOS EN PULSOS CARDIACOS .....	156
FIGURA 59. QUIEBRE ESTRUCTURAL PARA UNA MEDICIÓN DE ALEGRÍA.....	157
FIGURA 60. TRANSICIONES DE ESTADO .....	157
FIGURA 61. DESCOMPOSICIÓN DE UNA WAVELET EN 4 NIVELES .....	174
FIGURA 62. DESCOMPOSICIÓN DE UNA WAVELET EN 4 NIVELES. ....	177

# LISTA DE TABLAS

	Página
<b>TABLA No.1.</b> TIPOS DE ONDAS DE ACTIVIDAD ELÉCTRICA CEREBRAL EN EL EEG Y SU RELACIÓN CON ESTADOS DE VIGILIA Y FASES DEL SUEÑO.....	28
<b>TABLA No.2.</b> ASOCIACIÓN DE ONDAS ELECTROENCEFALOGRÁFICAS Y LOS ESTADOS DE ÁNIMO.....	33
<b>TABLA No.3.</b> VALORES P CALCULADOS PARA EL VALOR A EQUIVALENTE SEGÚN EL TAMAÑO DE LA MUESTRA .....	56
<b>TABLA No.4.</b> FICHA TÉCNICA DEL LISTADO DE SÍNTOMAS BREVE (LSB-50).....	73
<b>TABLA No.5.</b> LA FICHA TÉCNICA DEL TEST DE ATENCIÓN D2 CREADO POR ROLF BRICKENKAMP, 1962 ADAPTADO POR TEA EDICIONES, S.A.....	75
<b>TABLA No.6.</b> CANTIDAD DE MUESTRAS POR IMAGEN.....	81
<b>TABLA No.7.</b> LISTADO DE ESTÍMULOS AUDITIVOS SEGÚN LA EMOCIÓN QUE ESTIMULAN .....	85
<b>TABLA No.8.</b> CANTIDAD DE OBSERVACIONES POR ESTÍMULO .....	86
<b>TABLA No.9.</b> CANTIDAD DE OBSERVACIONES POR ESTÍMULO .....	90
<b>TABLA No.10.</b> CANTIDAD DE OBSERVACIONES POR EMOCIÓN.....	93
<b>TABLA No.11.</b> CLASIFICACIÓN DE LA MUESTRA POR SEXO .....	105
<b>TABLA No.12.</b> ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS Y DIFERENCIAS POR SEXO EN LAS ESCALAS E ÍNDICES DEL LSB-50 .....	105
<b>TABLA No.13.</b> DESVIACIÓN ESTÁNDAR CON HOMBRES Y MUJERES.....	106
<b>TABLA No.14.</b> COMPARACIÓN DE MEDIAS ENTRE HOMBRES Y MUJERES D2 .....	107
<b>TABLA No.15.</b> DESCRIPTIVOS (MEDIA Y DESVIACIÓN ESTÁNDAR) EN TODA LA MUESTRA.....	107
<b>TABLA No.16.</b> ANÁLISIS DE CONFIABILIDAD DE LAS VARIABLES DE LOS INSTRUMENTOS LSB-50 Y TEST DE ATENCIÓN D2 .....	108
<b>TABLA No.17.</b> ANÁLISIS DE FIABILIDAD DEL INSTRUMENTO AUDITIVO RELACIONADO CON EMOCIONES DE ACUERDO AL TIEMPO DE REACCIÓN .....	108
<b>TABLA No.18.</b> ANÁLISIS DE FIABILIDAD DEL INSTRUMENTO VISUAL RELACIONADO CON EMOCIONES DE ACUERDO AL TIEMPO DE REACCIÓN .....	108
<b>TABLA No.19.</b> ANÁLISIS DESCRIPTIVOS DEL INSTRUMENTO AUDITIVO RELACIONADO CON EMOCIONES .....	109
<b>TABLA No.20.</b> ANÁLISIS DESCRIPTIVOS DEL INSTRUMENTO AUDITIVO RELACIONADO CON EMOCIONES DE ACUERDO A LAS RESPUESTAS TOTALES.....	110
<b>TABLA No.21.</b> ANÁLISIS DESCRIPTIVOS DEL INSTRUMENTO VISUAL RELACIONADO CON EMOCIONES DE ACUERDO AL TIEMPO DE REACCIÓN .....	110
<b>TABLA No.22.</b> ANÁLISIS DESCRIPTIVOS DEL INSTRUMENTO VISUAL RELACIONADO CON EMOCIONES DE ACUERDO A LAS RESPUESTAS TOTALES.....	111
<b>TABLA No.23.</b> ANÁLISIS UNIVARIANTE ENTRE EL SEXO DEL SUJETO Y LOS NIVELES DE PRESENCIA DE SÍNTOMAS EN ESTÍMULOS AUDITIVOS .....	111
<b>TABLA No.24.</b> EFECTOS QUE TIENE EL SUJETO DE ACUERDO AL TIEMPO DE REACCIÓN DE ALEGRÍA VINCULADOS AL NIVEL DE	

SÍNTOMAS PRESENTES EN ESTÍMULOS AUDITIVOS .....	111
<b>TABLA No.25.</b> EFECTOS QUE TIENE EL SUJETO DE ACUERDO AL TIEMPO DE REACCIÓN DE TRISTEZA VINCULADOS AL NIVEL DE SÍNTOMAS PRESENTES EN ESTÍMULOS AUDITIVOS .....	112
<b>TABLA No.26.</b> EFECTOS QUE TIENE EL SUJETO DE ACUERDO AL TIEMPO DE REACCIÓN DE NEUTRO VINCULADOS A CONCENTRACIÓN EN ESTÍMULOS AUDITIVOS.....	112
<b>TABLA No.27.</b> ANÁLISIS UNIVARIANTE ENTRE EL SEXO DEL SUJETO Y LOS NIVELES DE PRESENCIA DE SÍNTOMAS EN ESTÍMULOS VISUALES .....	113
<b>TABLA No.28.</b> EFECTOS QUE TIENE EL SUJETO DE ACUERDO AL TIEMPO DE REACCIÓN DE TRISTEZA VINCULADOS AL NIVEL DE SÍNTOMAS PRESENTES EN ESTÍMULOS VISUALES. ....	113
<b>TABLA No.29.</b> EFECTOS QUE TIENE EL SUJETO DE ACUERDO AL RESPUESTAS TOTALES DE TRISTEZA VINCULADOS AL NIVEL DE SÍNTOMAS PRESENTES EN ESTÍMULOS VISUALES. ....	113
<b>TABLA No.30.</b> TIEMPO DE REACCIÓN TOTAL DE ACUERDO AL SEXO EN ESTÍMULOS AUDITIVOS. ....	114
<b>TABLA No.31.</b> RESPUESTAS TOTALES DE ACUERDO AL SEXO EN ESTÍMULOS AUDITIVOS. ....	115
<b>TABLA No.32.</b> TIEMPO DE REACCIÓN TOTAL DE ACUERDO AL SEXO EN ESTÍMULOS VISUALES. ....	115
<b>TABLA No.33.</b> RESPUESTAS TOTALES DE ACUERDO AL SEXO EN ESTÍMULOS VISUALES. ....	115
<b>TABLA No.34.</b> SEGUNDOS TOTALES DE PRESENCIA DE ONDA ALFA CON ESTÍMULOS VISUALES.....	116
<b>TABLA No.35.</b> SEGUNDOS TOTALES DE PRESENCIA DE ONDA ALFA CON ESTÍMULOS AUDITIVOS.....	116
<b>TABLA No.36.</b> PRIMER SEGUNDO DE PRESENCIA DE ONDA ALFA CON ESTÍMULOS VISUALES.....	117
<b>TABLA No.37.</b> PRIMER SEGUNDO DE PRESENCIA DE ONDA ALFA CON ESTÍMULOS AUDITIVOS .....	117
<b>TABLA No.38.</b> INICIO DE DOMINANCIA DE ONDA ALFA CON ESTÍMULOS VISUALES .....	118
<b>TABLA No.39.</b> INICIO DE DOMINANCIA DE ONDA ALFA CON ESTÍMULOS AUDITIVOS .....	118
<b>TABLA No.40.</b> PARÁMETROS UTILIZADOS POR EL ALGORITMO DE REGRESIÓN DE AUMENTO DE GRADIENTE.....	120
<b>TABLA No.41.</b> RESULTADO DE OBTENCIÓN DE VALORES ÓPTIMOS PARA EL EFECTO DE UN ÁRBOL SOBRE EL SIGUIENTE. ....	120
<b>TABLA No.42.</b> RESULTADO DE OBTENCIÓN DE VALORES ÓPTIMOS PARA LA CANTIDAD MÁXIMA DE ÁRBOLES A CREAR. ....	122
<b>TABLA No.43.</b> RESULTADO DE OBTENCIÓN DE VALORES ÓPTIMOS PARA LA PROFUNDIDAD MÁXIMA DE UN ÁRBOL.....	124
<b>TABLA No.44.</b> RESULTADO DE OBTENCIÓN DE VALORES ÓPTIMOS PARA EL NÚMERO MÍNIMO DE OBSERVACIONES PARA TOMAR EN CUENTA UNA HOJA DE UN ÁRBOL. ....	126
<b>TABLA No.45.</b> RESULTADO DE OBTENCIÓN DE VALORES ÓPTIMOS PARA EL NÚMERO MÍNIMO DE CARACTERÍSTICAS PARA PODER REALIZAR UNA DIVISIÓN EN UN ÁRBOL.....	128
<b>TABLA No.46.</b> RESULTADO DE OBTENCIÓN DE VALORES ÓPTIMOS PARA EL NÚMERO MÍNIMO DE OBSERVACIONES NECESARIAS PARA DIVIDIR UN NODO. ....	130
<b>TABLA No.47.</b> ERROR CUADRÁTICO MEDIO DE PREDICCIONES REALIZADAS POR LOS MODELOS POR IMAGEN.....	132
FIGURA 48. LECTURA DE ELECTRODO F3 DURANTE LA EXPERIMENTACIÓN.....	137
<b>TABLA No.48.</b> TAZA DE APRENDIZAJE (EFECTO DEL RESULTADO DE UN ÁRBOL SOBRE EL SIGUIENTE) .....	138
<b>TABLA No.49.</b> CANTIDAD MÍNIMA DE OBSERVACIONES POR ESTÍMULO PARA VALIDEZ DE HOJAS DEL ÁRBOL	

CORRESPONDIENTE.....	139
<b>TABLA No.50.</b> CANTIDAD ÓPTIMA DE LA PROFUNDIDAD MÁXIMA DE UN ÁRBOL POR ESTÍMULO.....	140
<b>TABLA No.51.</b> CANTIDAD MÁXIMA DE ÁRBOLES A CREAR POR ESTÍMULO .....	141
<b>TABLA No.52.</b> CANTIDAD MÍNIMA DE OBSERVACIONES NECESARIAS PARA DIVISIÓN DE UNA HOJA.....	142
<b>TABLA No.53.</b> CANTIDAD MÁXIMA DE CARACTERÍSTICAS PARA PODER REALIZAR UNA DIVISIÓN EN UN ÁRBOL .....	143
<b>TABLA No.54.</b> ERROR CUADRÁTICO MEDIO DE PREDICCIONES REALIZADAS POR LOS MODELOS CORRESPONDIENTES A CADA ESTÍMULO.....	144
<b>TABLA No.55.</b> PORCENTAJE DE PRECISIÓN OBTENIDO DE ACUERDO A CADA TIPO DE ALGORITMO POR ONDAS.....	148
<b>TABLA No.56.</b> PORCENTAJE DE PRECISIÓN OBTENIDO DE CADA ALGORITMO SEGÚN EL ESTÍMULO PRESENTADO .....	149
<b>TABLA No.57.</b> EFICACIA DEL ALGORITMO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA POR ONDAS.....	151
<b>TABLA No.58.</b> EFICACIA DEL ALGORITMO DE SVM POR ONDAS. ....	152
<b>TABLA No.59.</b> EFICACIA DEL ALGORITMO DE K-MEDIAS POR ONDAS.....	152
<b>TABLA No.60.</b> EFICACIA DEL ALGORITMO DE REDES NEURONALES POR ONDAS. ....	152
<b>TABLA No.61.</b> EFICACIA DEL ALGORITMO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA POR VENTANA DE TIEMPO. ....	153
<b>TABLA No.62.</b> EFICACIA DEL ALGORITMO DE SVM POR VENTANA DE TIEMPO.....	153
<b>TABLA No.63.</b> EFICACIA DEL ALGORITMO DE K-MEDIAS POR VENTANA DE TIEMPO. ....	153
<b>TABLA No.64.</b> EFICACIA DEL ALGORITMO DE REDES NEURONALES POR VENTANA DE TIEMPO.....	153
<b>TABLA No.65.</b> EFICACIA DE LOS 4 ALGORITMOS UTILIZANDO LA ONDA ALFA. ....	154
<b>TABLA No.66.</b> CANTIDAD DE EMOCIONES IDENTIFICADAS POR LOS USUARIOS .....	154
<b>TABLA No.67.</b> CANTIDAD DE EMOCIONES IDENTIFICADAS CON VARIACIÓN EN EL ESTADO DEL INDIVIDUO .....	155
<b>TABLA No.68.</b> PORCENTAJE DE PRECISIÓN DE LOS ALGORITMOS DE APRENDIZAJE DE MÁQUINA POR TIPO DE DATA.....	158
<b>TABLA No.69.</b> PORCENTAJE DE PRECISIÓN DE LOS ALGORITMOS DE APRENDIZAJE DE MÁQUINA POR TIPO DE DATA.....	159
<b>TABLA No.70.</b> PORCENTAJE DE PRECISIÓN DE LOS ALGORITMOS DE APRENDIZAJE DE MÁQUINA POR TIPO DE DATA.....	159

## RESUMEN

El proyecto Emotrix, en sus distintos módulos, busca proveer una plataforma abierta e integrable con otras tecnologías, enfocadas en el reconocimiento y estimulación de emociones humanas. Se utilizó el casco Emotiv EPOC para la lectura de las señales electroencefalográficas (EEG), al momento de mostrar estímulos visuales o auditivos a los sujetos de prueba. Del cual se obtuvieron las señales eléctricas producidas por el cerebro, correspondientes a cada una de las personas que participó en la experimentación. Estas señales se tomaron de los electrodos: F3, F4, AF3, AF4, O1 y O2. A la cual luego se le aplicó un filtro de banda para eliminar el ruido y la transformada de wavelets para descomponerla en las ondas: alfa, beta theta y delta. Para fines de este módulo se utilizó únicamente el filtro de banda debido a que este permite hacer las lecturas de los electrodos en tiempo real, a diferencia de la transformada de wavelets la cual necesita realizar lecturas en un tiempo específico para poder ser utilizada.

Este módulo en específico se enfocó en encontrar un algoritmo capaz de reaccionar de manera inteligente a las lecturas de dichas señales y encontrar el estímulo visual que produjera un cambio mayor en el estado anímico de una persona. Lo anterior se complementa con un énfasis en las emociones de felicidad o tristeza. El algoritmo se integró con la lectura de señales EEG para brindar una plataforma que permita estimular visualmente a un individuo en estado de relajación hacia una emoción específica, ya sea felicidad o tristeza. Este trabajo funciona como una base para que en futuras investigaciones este algoritmo pueda ponerse en práctica ya que el presente trabajo se delimitó a la fase de investigación y experimentación para la implementación más viable.



# I. INTRODUCCIÓN

El proyecto Emotrix es una plataforma que permitirá el estudio, identificación y estimulación de emociones humanas. La plataforma se podrá utilizar para fines educativos, médicos, recreacionales, entre otros. A la fecha, existen distintos dispositivos que permiten imitar una interfaz cerebro computador para que los usuarios puedan tener una experiencia más personalizada, los cuales tienen precios elevados. Es por lo anterior que la plataforma tiene un enfoque de código libre para permitir el desarrollo de forma abierta y facilitar la gestación y modificaciones a cada una de las herramientas realizadas durante este proyecto. El ámbito al que pertenece el proyecto es a la interacción humano – computador (HCI).

Como es de esperarse, para poder determinar el estado emocional de una persona se necesita algún tipo de interfaz humano-máquina que permita realizar una toma de datos. En algunos estudios, se utiliza la tecnología de visión de computadora (computer vision) que permite al computador comprender lo que sucede en el mundo real. Este entorno se podría emplear para observar micro expresiones faciales, movimientos oculares o cualquier otro patrón de comportamiento que ayude a determinar el estado de la persona en un determinado momento. Otra opción es por medio de electrodos posicionados en el cráneo para medir las señales encefalográficas, producidas por el sujeto.

Existen varios factores que pueden ayudar a determinar el estado de ánimo de una persona, tales como su presión arterial, ritmo cardíaco, sudoración, alcalinidad, conductividad eléctrica de la piel, entre otros. En este estudio se utilizarán dos dispositivos físicos para la obtención de datos, los cuales serán un casco para lecturas electroencefalográficas y una pulsera para diversas señales, entre ellas: pulso cardíaco, gestos de la mano y posición angular del brazo que se ingresarán al software. Esta unión de dos métodos de medición de las emociones para la extracción de datos se da ya que ninguno de los dos factores es capaz de determinar los estados de ánimo en su totalidad. Al combinarlos se puede tener un mejor acercamiento a las emociones y obtener de ello datos más precisos que ayuden a alcanzar mejores resultados. Ninguno de estos dispositivos es invasivo, esto quiere decir que no llegan a penetrar la piel o el cuerpo de manera física, sino que se colocan superficialmente y a partir de ello son capaces de hacer mediciones. Además, cabe resaltar que, como se mencionó anteriormente, estos dispositivos cuentan con un enfoque de código libre.

A partir de la determinación de la viabilidad de la medición y estimulación de estados anímicos con la ayuda de recursos audiovisuales se procedió a crear un algoritmo capaz de reaccionar de manera inteligente a la data que se le proporcionara. Esta interacción humano-máquina se persigue con la finalidad de brindar a nuevas investigaciones la posibilidad de aplicar este algoritmo para poder estimular estados anímicos mediante el uso de los recursos audiovisuales adecuados según las características del sujeto y los datos recompilados. Para comenzar con la experimentación se realizó la prueba LSB50, la cual funciona como un instrumento clínico cuya finalidad es la identificación y valoración de síntomas psicológicos y psicosomáticos

en adultos. La prueba anteriormente mencionada se realizó en alumnos de la Universidad del Valle de Guatemala que accedieron a participar. Posteriormente, se hace una recreación de la prueba IAPS en la que se les presentan ciertos estímulos audiovisuales a los individuos para medir sus estados anímicos; esto es determinado mediante pruebas con instrumentos no invasivos tales como los electroencefalogramas por medio del EMOTIV. La información recopilada es pasada por un filtro de banda y con los resultados se realiza un modelo de predicción para elegir la imagen que tiene más probabilidad de incidir en el estado emocional del sujeto. El último paso de este proceso se lleva a cabo cuando se integran todos los módulos realizados para completar las acciones anteriormente mencionadas.

## II. OBJETIVOS

### A. Objetivo general

Proveer una plataforma abierta e integrable con otras tecnologías, para identificación y estimulación del estado anímico, brindando un ambiente que permita a los estudiantes la experiencia adecuada para la presentación de estímulos auditivos y visuales.

### B. Objetivos específicos por módulo

1. Módulo de Asociación de estados emocionales inducidos con respecto a síntomas psicósomáticos por medio de listados de síntomas psicopatológicos (Prueba LSB-50)
  - a. Establecer un perfil de la sintomatología psicorreactiva en estudiantes universitarios, por medio del instrumento LSB-50.
  - b. Establecer un perfil atencional en estudiantes universitarios, por medio del instrumento D2.
  - c. Clasificar la muestra de estudio con base a los perfiles psicorreactivos y atencionales para estudiar los estados anímicos de los participantes.
  - d. Clasificar la muestra de estudio con base los perfiles atencionales para estudiar la capacidad de reconocer acertadamente y rápidamente micro emociones de alegría, tristeza y neutras.
  
2. Módulo de Asociación de estados emocionales de alegría y tristeza, inducidos por estímulos visuales y auditivos
  - a. Identificar estímulos visuales y auditivos, que lleven a la persona a experimentar un estado anímico de alegría, tristeza o neutro.
  - b. Facilitar dichos estados anímicos tras la elección de imágenes que avoquen a las emociones de alegría, tristeza y neutro. Mediante una réplica de la prueba POFA realizada por Paul Ekman.
  - c. Identificar los estados emocionales que experimenta la persona por medio de un teclado, en el cual el sujeto tiene que seleccionar uno de los tres botones que aparecen (alegría, tristeza y neutro).

3. Módulo de Asociación entre medidas corticales y estados anímicos inducidos mediante el uso de estímulos audiovisuales en jóvenes universitarios
  - a. Identificar estímulos visuales y auditivos que orienten a la persona a llegar a un estado del ánimo asociados a la relajación.
  - b. Obtener datos confiables acerca del tipo de ondas encefalográficas asociados a un estado de ánimo de relajación por medio de los electrodos AF3 y AF4 por el área frontal y, O1 y O2 para el área occipital.
  - c. Reconocer estados del ánimo por medio de las medidas encefalográficas del Emotiv que orienten a las personas a lograr la autorregulación de estados del ánimo.
  
4. Módulo de Estimulación de estados anímicos mediante componentes visuales
  - a. Determinar la viabilidad de la medición y estimulación de estados anímicos por medio de recursos audiovisuales.
  - b. Crear un algoritmo capaz de reaccionar a ejemplos de distintas emociones detectadas en los sujetos del estudio para estimular emociones deseadas.
  
5. Módulo de Estimulación de emociones e inducción al estado de relajación mediante componentes auditivos
  - a. Establecer un ambiente que permita brindar a los estudiantes la experiencia adecuada para la presentación de estímulos auditivos que provoquen una reacción en su estado de ánimo.
  - b. Determinar la viabilidad de la medición y estimulación de estados anímicos por medio de recursos auditivos.
  
6. Módulo de Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de un estado de relajación
  - a. Seleccionar dos algoritmos de aprendizaje de máquina de aprendizaje supervisado y dos no supervisados para la clasificación de un estado de relajación en estudiantes de la UVG.
  - b. Comparar el desempeño de los tipos de algoritmos utilizados para el problema planteado.
  - c. Crear documentación relacionada a las funciones del API ya existente, enfocadas en la detección del estado de relajación.

7. Módulo de Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza
  - a. Seleccionar un conjunto de algoritmos de aprendizaje supervisado y no supervisado para clasificación de estados anímicos en estudiantes de la UVG.
  - b. Comparar el desempeño de los tipos de algoritmos utilizados para el problema planteado.
  - c. Crear documentación relacionada a las funciones del API ya existente, enfocadas en la detección de las emociones de tristeza y alegría.
  
8. Módulo de Desarrollo de SDK enfocado en el procesamiento de frecuencia cardiaca para el reconocimiento de emociones y estado de relajación
  - a. Implementar un algoritmo para el reconocimiento de patrones en el pulso cardiaco y su asociación al estado emocional.
  - b. Comparar varios algoritmos para identificar el que brinde mejor eficacia.
  - c. Integrar las funciones del SDK con los módulos dedicados a la presentación de estímulos auditivos y visuales.



### III. JUSTIFICACIÓN

Mediante este proyecto se busca unir las ramas de la Ciencia de la Computación y la Psicología Clínica a través de la utilización de tecnología para desarrollar un ambiente capaz de crear estímulos tanto visuales como auditivos y así producir alteraciones deseadas en el estado de ánimo de los estudiantes luego de guiarlos hacia un proceso de relajación. Surge con la constante evolución y el nuevo rol dentro de la Ciencia de la Computación en la que el objeto principal de estudio ya no es solo calcular, sino que se ha diversificado y ahora permite una comunicación destacable. Con este avance y un creciente desarrollo tecnológico se han logrado expandir los límites y se le ha podido dar a la computación y tecnología un carácter social. En este sentido, la interacción humano-computador permite entablar una comunicación efectiva entre estas dos partes y que se implementen y evalúen sistemas de computación empleados por humanos.

Se debe mencionar además que esta rama es capaz de unir distintas disciplinas, lo cual le da más campo de acción, mayor aplicabilidad y permite una mejor sociabilización de la computación y la tecnología. En este caso se resalta la unión que es posible realizar con el área de Psicología ya que esta estudia el comportamiento y los estados anímicos de los seres humanos. Lo anterior puede proveer conocimientos necesarios para, por ejemplo, evaluar el grado de satisfacción del usuario con la tecnología utilizada o, como en el caso de este estudio, ayudar a determinar el estado de ánimo del individuo para poder presentarle estímulos audiovisuales capaces de influir en él. A ello se le suma la importancia de indagar en campos poco explorados hasta el momento debido a distintos factores como el alto costo de los dispositivos o la incompatibilidad entre sistemas operativos según cambie el dispositivo. La importancia de determinar si el proyecto es factible radica en futuras aplicaciones del mismo, tanto en la rama médica en el estudio de la psicología como en la interacción del humano con la tecnología, buscando una mejora en la misma. Ejemplo de esta aplicación exitosa y que ha llegado a revolucionar maneras poco efectivas de realizar ciertas acciones es el área de la neuro-mercadotecnia en la que se hace un análisis de los distintos niveles de emoción, memoria y atención luego de presentarle ciertos estímulos al sujeto.

Por último, todo lo desarrollado para el módulo de Estimulación de emociones e inducción al estado de relajación mediante componentes auditivos corresponde al estudiante Angel Francisco Morales Rodas, quien estuvo encargado de toda la experimentación con estímulos auditivos y a quien además agradecemos los aportes realizados para el desarrollo de este proyecto.



## IV. MARCO TEÓRICO

### A. Psicopatología

La presencia de un riesgo de psicopatología existe durante el ciclo completo de la vida, la adolescencia es una etapa en la que se intensifica la posibilidad de experimentar síntomas psicológicos asociados a la psicopatología (Jessor, 1991:597-605). Una de las razones es la predisposición de los jóvenes a participar en conductas de riesgo, algunas se consideran deseables, esperadas o incluso beneficiosos y su asociación con los síntomas psicológicos no debe de pasarse por alto.

La presencia de psicopatología no solo implica problemas académicos, sino que también está ha demostrado en las investigaciones que lo síntomas psicológicos en la adolescencia se relacionan con el funcionamiento social disfuncional, bajo rendimiento académico, problemas familiares e incluso repercuten en la edad adulta (Kofler, 2011:805-817).

El programa de la Organización Mundial de la Salud (OMS) estima casi el 20% de la población argentina y chilena con un 15% han sufrido algún tipo de síntoma psicológico asociado a la psicopatología. Sin embargo, estas estadísticas son estimaciones con base en escasas investigaciones ya que aún es persistente la escasez de recursos psicométricos específicos para para evaluar de forma confiable la psicopatología en la población (OMS, 2010).

### B. Trastornos psicopatológicos

1. Depresión. Según APA (1994: 212) la depresión es un trastorno emocional que se caracteriza básicamente por alteraciones del humor, disminución en la autoestima, inhibición, fatiga, insomnio, pensamientos negativos y que tiene como consecuencia la disminución de la actividad vital, es decir, le impide desarrollar con normalidad las actividades de la vida diaria. La distinción de este cuadro no resulta fácil ya que poseen comorbilidad con otros trastornos del sueño, alteraciones de apetito, déficit de atención y concentración cansancio astenia e irritabilidad.

La depresión del estado de ánimo varía escasamente de un día para otro y no suele responder a cambios ambientales, aunque puede presentar variaciones. En cuanto a la presentación clínica puede ser distinta en cada episodio y en cada individuo que lo posee. Las formas atípicas son particularmente más frecuentes en la adolescencia y en algunos casos, la ansiedad, el malestar y la agitación psicomotriz pueden predominar sobre la depresión. Según la CIE-10 (1992:172) las características esenciales de este trastorno

son los síntomas predominantes en cuanto al nerviosismo, temblores, sudoración, mareos. Este trastorno es más frecuente en mujeres.

La depresión, por otra parte, es un hecho clínico que ha cobrado importancia creciente en los últimos años y que ha recibido también innumerables contribuciones en cuanto a la mejor comprensión de los aspectos psicopatológicos, de diagnósticos y terapéuticos. La depresión es un desorden mental común entre niños y adolescentes de distintos países y culturas (APA, 1994) y en Puerto Rico es la cuarta condición más frecuente en comparación con otros trastornos mentales.

Belloch, Sandín y Ramos (2008:300), definen que la depresión se origina porque la persona visualiza el mundo de una manera negativa y poco realista. Además, refieren que los estados depresivos son el resultado de la interacción de múltiples factores, genéticos, evolutivos, bioquímicos e interpersonales. En cuanto a la causa biológica, la cual es heredada genéticamente posee una vulnerabilidad en sus genes para desarrollarla.

2. Ansiedad. Belloch, Sandín y Ramos (2008:43) definen la ansiedad como una reacción emocional que consiste en sentimientos de tensión, aprensión, nerviosismo y preocupación, así como la activación o la descarga del sistema nervioso autónomo ante una reacción autónoma ante un estímulo.

Una propiedad importante de la ansiedad es su naturaleza anticipatoria. Esto quiere decir que la respuesta de ansiedad posee la capacidad de anticipar o señalar un peligro o una amenaza para el propio individuo. Esta naturaleza se convierte desadaptativa cuando se anticipa a un miedo o peligro irreal. La ansiedad no siempre varía en proporción directa al peligro real, un objeto, sino que puede ocurrir de forma irracional, produciéndose ante situaciones con poco/ nulo peligro real (Belloch, *et al*; 2008:44). Entre los componentes de la ansiedad según Sandín y Chorot (1999:46) en tres sistemas de respuesta:

- Subjetivo- cognitivo: es un componente de la ansiedad relacionado con la experiencia interna en cuanto a la percepción y experiencias de miedo, preocupación, pánico, pensamientos intrusivos. Este elemento es el índice el cual indica un valor clínico para el tratamiento del individuo.
- Fisiológico- somático: la ansiedad suele acompañarse de un componente biológico. Los cambios fisiológicos más característicos consisten en un incremento de la actividad del sistema nervioso autónomo, que puede reflejarse en el individuo (sudoración, temblor, palidez facial, etc.) así como también internos (aceleración cardíaca, salivación, aceleración respiratoria) y otros a funciones involuntarias (palpitaciones, vómitos, temblores, etc.).
- Motor- conductual: esto corresponde a los componentes observables de conducta como la evitación y a las respuestas de huida en cuanto a lo social.

En cuanto a los aspectos epidemiológicos de la ansiedad es uno de los trastornos más frecuentes en la población y los más frecuentes dentro del contexto clínico. Según Epidemiological Catchment Area Program (ECA) indica que la ansiedad es más común en mujeres debido a que son más propensas a sufrir problemas de ansiedad que los hombres y tienden a aparecer en edades tempranas del desarrollo evolutivo de la persona y se desarrolla más frecuente en edades más avanzadas (Sandín y Chorot,1999:82).

Según Beck (Beck, 1985:84) asume que la psicopatología de la ansiedad existe una estructura cognitiva disfuncional que los lleva a producir ciertos sesgos en todos los aspectos del procesamiento de la información (atención, codificación, interpretación/ razonamiento y recuperación) más el desarrollo de un proceso emocional alterado. Por otro lado, propuso que tanto la depresión como la ansiedad están asociadas a un sesgo congruente y se ven comprometidos en cuanto a los procesos de atención.

De acuerdo con el modelo de Beck, existe un esquema disfuncional que juega un papel central en el desarrollo y mantenimiento de la depresión y la ansiedad. La diferencia entre ambos trastornos es en cuanto al contenido del procesamiento de la información. Las personas con ansiedad procesan selectivamente la información relevante para la ansiedad (relacionadas con amenaza-peligro) representando la memoria a corto plazo; mientras que los individuos con depresión procesan selectivamente la información relevante al estado de ánimo depresivo (relacionados con pérdida o fracaso).

Se debe de tomar en cuenta que las causas de la ansiedad y la depresión, tanto como síntomas como trastornos: son multifactoriales, esto quiere decir que pueden llegar a tener más de una causa que los reactive. Se sabe que la ansiedad y la depresión tienen una amplia gama de consecuencias para un adolescente y pueden servir como precursores para el desarrollo de comorbilidad con otros trastornos (Sandín y Chorot,1999:83).

3. Trastornos somatomorfes. Según la CIE-10 la somatización es la presencia de múltiples y recurrentes síntomas somáticos. Son más frecuentes en problemas gastrointestinales (dolor abdominal, vómitos, náuseas, etc.) y de piel (quemazón, hormigueo, etc.). La somatización puede presentarse en cualquier edad del sujeto.

Por otro lado, Lipowski (1988:180) define la somatización como una tendencia a experimentar y expresar malestar psicológico en forma de síntomas somáticos que el sujeto interpreta erróneamente como signo de alguna enfermedad física severa y, en consecuencia, solicita asistencia médica. De dicha definición, postula tres elementos básicos: experiencial, cognitivo y conductual.

En el aspecto experiencial se refiere aquello que los sujetos perciben como respecto a su propio cuerpo, por ejemplo, sensaciones corporales dolorosas, molestas o no habituales en el aspecto físico. Lo cognitivo se refiere al modo que el individuo interpreta las percepciones, significado subjetivo con relación a los

síntomas físicos que lo perturban. Y lo conductual comprende las acciones y comunicación (tanto verbales como no verbales) de las personas y que se derivan atribuciones de sus percepciones.

4. Psicosomáticos. Gonzales de Rivera (1980:301) refiere que los síntomas psicossomáticos son causados por varios componentes externos de la persona en cuanto a los factores psicosociales y biológicos que influyen en la salud del individuo; factores como la presencia de estresores ambientales, estrategias de afrontamiento, las conductas relacionadas con la salud, características personales y el estrés pueden repercutir en la salud del individuo con enfermedades crónicas, así como el cáncer, enfermedades coronarias, enfermedades cerebrovasculares y diabetes. Por lo que los estudios epidemiológicos demuestran que estos factores pueden desempeñar un papel importante en el ámbito clínico hacia el individuo.

APA (1994:318) indica que cualquier enfermedad/ condición médica puede ser psicossomática; puesto que una condición médica general implica normalmente la existencia de una patología orgánica demostrable (por ejemplo, hipertiroidismo). Por lo que esto se caracteriza por la presencia de factores psicológicos y síntomas físicos, pero no existe una condición médica general a partir de la cual puedan explicarse completamente los síntomas físicos.

Una teoría general sobre los trastornos psicossomáticos formulada por Schwartz en 1977 denominada como la teoría de la desregulación en donde enmarca al individuo como un sistema de autorregulación. Este sistema implica la existencia de mecanismos de retroalimentación no solo dentro del sistema nervioso central, sino también entre el cerebro y el resto del cuerpo para que ayude a bajar los niveles de sintomatología enviando una retroalimentación negativa hacia su cerebro para que modifique la conducta y ayudar al órgano afectado (Schwartz, 1977:325).

5. Obsesión-compulsión El trastorno obsesivo-compulsivo (TOC) se caracteriza por la presencia de obsesiones o compulsiones repetitivas en un sujeto. Las compulsiones son conductas o actos repetitivos que aparecen en respuesta a las obsesiones. Estas conductas o actos mentales se constituyen como rituales que no son placenteros ni útiles en sí mismos, pero para el individuo tienen la función de prevenir o conjurar hechos objetivamente probables (DSM-5). Algunas características de este trastorno pueden ser; rigidez, inflexibilidad, emocional y cognitivamente bloqueadas, estricto orden, observadores, pensamiento rígido, son exigentes, se preocupan por los detalles.

CIE-10 (OMS, 1992;152) lo definen como un síntoma sobresaliente en cuando a una compulsión para efectuar una acción y las ideas obsesivas son reconocidas como ajenas a la personalidad, pero provienen del mismo, siendo esta pensamientos obsesivos y actos compulsivos recurrentes. Las acciones obsesivas pueden adquirir como un carácter ritual con el fin de aliviar la ansiedad; por ejemplo, lavarse las manos para evitar contaminación. Estos actos o rituales compulsivos son formas de conducta estereotipada que se repiten una y otra vez, y que no proporcionan placer ni dan lugar a acciones útiles. Marks (1987) definen a

continuación los rituales compulsivos con obsesiones:

a. Compulsiones de limpieza/lavado: el individuo tiene obsesiones sobre posible contaminación por suciedad o gérmenes que llevan a cabo rituales de limpieza y desinfección. Marks afirma que suele ser más frecuente en mujeres que en hombres.

b. Compulsiones de comprobación: estos rituales suelen estar asociados a obsesiones que toman la forma de duda, corroborando si sus acciones están bien. Este tipo de compulsión se da por igual en ambos sexos.

c. Rituales de acumulación: los individuos no pueden desprenderse de casi ninguna cosa y acumulan multitud de objetos inservibles. Deshacerse de cualquier objeto puede generarle ansiedad,

d. Rituales de orden: a los individuos les cuesta ver objetos fuera de sitio y pueden pasar horas ordenando los objetos.

6. Hostilidad. La hostilidad según Vallejo (2004:1-24) es una característica asociada con desprecio, enojo y resentimiento, dirigida hacia un objeto o persona. Entre lo fisiológico, son similares a los de la ira, con más intensidad y percepción a futuro negativa, caracterizados por expresiones de irritabilidad.

Sandín (2002:271) define la hostilidad como en tres componentes; el componente cognitivo que implica como, el cinismo y la desconfianza, lo afectivo como la ira, irritabilidad, desprecio, etc. y conductuales como lo son los actos agresivos verbales y físicos.

### C. Antecedentes teóricos y psicométricos de los síntomas

En 1918 Robert Woodworth elaboró el primer cuestionario autoaplicado para la detección de síntomas psicopatológicos llamado *Personal Data Sheet* (Hoja de Datos Personales); se trataba de un instrumento que ofrecía un simple listado de síntomas que el sujeto debía marcar en caso de haberlos experimentado. Posteriormente destacó *Cornell Medical Index* (Wilder, 1948:90) del que derivaron una escala modificada por Lorr (1952) de 12 ítems y la Escala de Malestar desarrollada por Parloff (1954:76). Estos instrumentos valoraban cada síntoma en los cambios de los pacientes con tratamiento psicoterapéutico y eran autoaplicadas.

Luego, la Escala de Malestar fue modificada y ampliada a 58 ítems por Frank *et al* (1957) en una versión que fue llamada HSCL (Hopkins Symptom Checklist) que introducía una categorización psicométrica de dimensiones psicopatológicas. Esta escala dio valorización a un instrumento de 90 ítems llamado *Symptom Checklist-90* (SCL-90) el cual tuvo lugar en 1973 fue aprobada, modificada y validada. En 1988 este proyecto comienza con los estudios de adaptación española del *Symptom Checklist 90 Revised* (SCL-90-R) fue publicada como única versión en español autorizada por Leonard R. Derogatis y fue utilizada

exclusivamente para fines de investigación hasta que en el 2012 TEA Ediciones publica la adaptación española para uso clínico (de Rivera *et al*, 2012:78).

Para ello, como herramienta surge el instrumento LSB-50 en España en 1998 con cuestionarios auto-aplicados para detectar síntomas psicopatológicos González de Rivera construye la primera adaptación al español, recopila datos obtenidos en la detección y cuantificación psiquiátrica en población general.

LSB-50<sup>7</sup> presenta una medición de síntomas psicológicos y psicosomáticos en las ciencias de la salud en general proporciona información valiosa para varios fines. Por la parte clínica, nos permite la detección temprana en individuos con riesgo psicopatológico o que parecen de alteraciones psíquicas y psicosomáticas; esto ayuda a organizar y sistematizar las dimensiones sintomáticas, así como a identificar los síntomas en individuos con enfermedades médica, algo que es importante por el valor al tratamiento de la enfermedad del cliente (González de Rivera *et al.*, 2002:125).

En cuanto al diseño y adecuación de la LSB-50 también incluyó un ajuste lingüístico para lograr una mayor equivalencia en los términos a los modismos actuales del español y la adición de una nueva escala clínica para la evaluación de síntomas relacionados con el sueño. Esto resulta consistente para el DSM-5, en la que hace énfasis en la prevalencia que los trastornos relacionados con el sueño exteriorizan alta comorbilidad con otros síntomas psicopatológicos, factor importante para la práctica clínica (APA, 2013).

Para el enfoque factorial, se plantearon diferentes estudios factoriales con el SCL-90 han señalado la alta correlación entre sus distintas escalas (Bados 2005: 181-196; Sandín, 2008:290-296). Esto llevó a plantear si este instrumento mide realmente el malestar somático específico de cada una de las dimensiones para la población general o psicopatológica. La factorización de los síntomas psicopatológicos va a depender de la muestra, la inteligencia, que es universal y la personalidad. En el estudio factorial del LSB-50 se utilizó una muestra de población clínica formada por pacientes psiquiátricos ambulatorio que mostraban síndromes ansioso-depresivos con diferente cuadro somático.

El resultado final del Instrumento LSB-50 fue una medida de 50 ítems, en donde la severidad de los síntomas puede ser evaluada mediante siete escalas principales; Hipersensibilidad, Obsesiones-Compulsiones, Ansiedad, Hostilidad, Somatizaciones, Depresión y Alteraciones del Sueño y dos escalas clínicas adicionales, Psicorreactividad, que evalúa síntomas tanto Obsesiones - Compulsiones como Hipersensibilidad. Con dos escalas de posibles sesgos de aumento minimización de respuestas y la escala de magnificación (González de Rivera *et al.*, 2002:125).

#### D. Proceso cognitivo: atención

Como una herramienta fundamental, la atención es un proceso cognitivo que nos facilita la detección de

estímulos que recibimos de forma cotidiana. La atención ha sido definida como el mecanismo implicado directamente en la activación y el funcionamiento de los procesos de mantenimiento, selección y distribución de la actividad psicológica (García, 2008:57). Debido a que es un mecanismo complejo ha dado lugar a establecer distintas clasificaciones de circuitos neuronales.

La atención selectiva puede definirse como la capacidad para centrarse un uno o dos estímulos importantes, mientras se bloquean los estímulos distractores (Zilmer, E.; Spiers, M; 1998:327) se encarga de controlar los procesos y mecanismos por los cuales el organismo procesa tan solo una parte de toda la información y da respuestas tan solo a aquellas demandas del ambiente que son importantes para el individuo.

La atención selectiva incluye la habilidad para realizar continuamente una tarea en presencia de distractores. Se requiere inhibir la presencia de estímulos externos y la capacidad para seleccionar entre varias posibilidades, la información relevante a procesar (Londoño, 2009). La atención selectiva atencional implica dos aspectos:

- a. La selección de los estímulos que se presentan en el ambiente.
- b. La selección del proceso(os) y/o respuestas que se van a realizar.

Existe una clara función adaptativa entre las dos fases. La primera evita la sobrecarga del sistema cognitivo y la segunda favorece a que no se produzca una confusión por parte del individuo para seleccionar ciertos estímulos.

Por otra parte, está la atención sostenida, que ha sido definida como la actividad que pone en marcha los procesos y/o mecanismos por los cuales el individuo es capaz de mantener el foco atencional y permanecer alerta ante la presencia de determinados estímulos durante periodos de tiempo relativamente largos. Está relacionada con la capacidad de concentración (Parasuraman, 1984:57-89).

Todos estos aspectos diferentes de la atención están regulados por estructuras cerebrales distintas que tienen periodos de neurodesarrollo diferentes. La atención selectiva y la atención sostenida están reguladas por estructuras corticales y subcorticales, entre las estructuras corticales esta la corteza prefrontal y las cortezas sensoriales; en el caso de las estructuras subcorticales está el tálamo óptico, el cuerpo estriado, los núcleos septales y el cerebelo (Rebollo y Montiel, 2006:3-7).

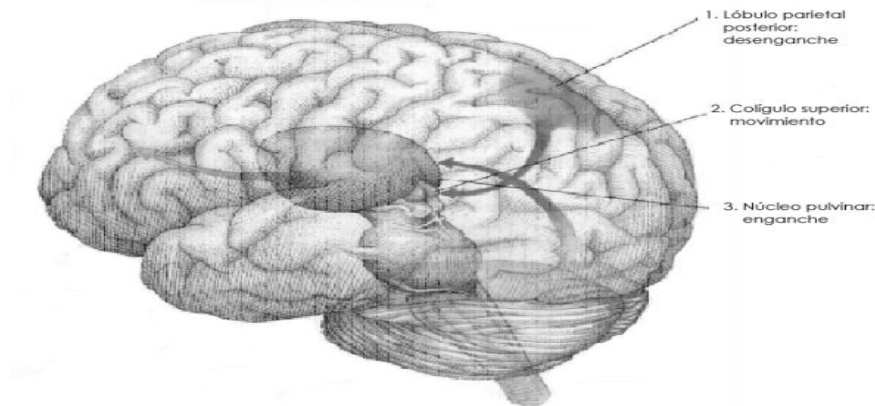
También Posner y Petersen (1990:30) demostraron mediante el uso de la técnica de cuantificación de imágenes de Tomografía por Emisión de Positrones (PET), que la actividad del núcleo pulvinar se relaciona con los procesos selectivos y en otros estudios se ha observado que una lesión en esta zona provoca dificultades a la hora de dirigir la atención. Se debe mencionar que el papel que juega la corteza prefrontal debido que aquí se lleva a cabo el control voluntario de la atención, luego está el lóbulo parietal, en donde se da la atención selectiva y luego el parietal en donde se da el enganche de la atención.

Por otro lado, Posner y Petersen diseñaron un modelo de Atención en tres principales componentes de la atención visoespacial.

1. Orientación hacia el estímulo
2. Detección de las señales para un procesamiento focalizado
3. Mantenimiento del estado de alerta.

Ellos identifican tres redes diferentes dentro del proceso de atención que sustentan estas tres funciones. El sistema atencional posterior está relacionado con todo lo referente al control del procesamiento espacial. Es el encargado de centrar la atención en la posición del campo visual donde está situado el estímulo objetivo. Para ello, realiza las operaciones desenganche de la atención del objeto en el que estaba centrada, movimiento por el campo visual hasta la nueva posición y enganche de la atención en el estímulo designado como objetivo actual. Estas tres acciones están situadas en distintas áreas cerebrales, como; lóbulo parietal posterior, colículo superior y núcleo pulvinar (Posner y Raichle, 1994:25-42). A continuación, este mecanismo está formado anatómicamente por varias áreas cerebrales (véase figura1).

Figura 1. Sistema atencional posterior



*Fuente: Elaboración a partir de Posner y Raichle (1994:90)*

1. Sistemas de la atención. Existen 3 sistemas cerebrales o subniveles que permiten al ser humano llevar a cabo la capacidad atencional. El sistema atencional posterior también parece estar relacionada con la orientación de los sistemas atencionales en memoria, más en concreto la exploración de imágenes recuperadas de la memoria. Anatómicamente, es producto del funcionamiento del córtex parietal posterior, con un dominio del hemisferio derecho (Posner 1990:25-42).

El sistema atencional anterior, está localizado en estructuras frontales responsable de la detección y

selección de los objetivos o estímulos y de la inhibición de las respuestas a estímulos irrelevantes, la detección de un estímulo incluye el reconocimiento de su identidad y la realización de las instrucciones u objetivos de la tarea. Por ejemplo; secuencia de operaciones necesarias para presionar o no una tecla dependiendo si la imagen objetivo que se busca en la meta). A este sistema también se le llama red ejecutiva debido a que conlleva reorganizar los procesos de pensamiento de acuerdo con las instrucciones o metas en la zona del lóbulo frontal para realizar conductas coherentes con un objetivo. De este sistema dependen las clasificaciones clínicas de la atención dividida, inhibición, preparación y atención sostenida (Posner y Raichle, 1994:25-42).

La activación del sistema atencional anterior aparece cuando se requiere la detección de estímulos visuales que deben ser discriminados a partir de su forma, color y significado (Colmenero, Catena y Fuentes, 2001:45-67).

El sistema atencional de vigilancia es el tercer sistema que forma parte del mecanismo atencional debido a que es el encargado de mantener el estado de alerta necesario cuando se requiere que el sujeto responda a estímulos de aparición infrecuente. Los estudios se han realizado con tareas de larga duración con objetos separados en el tiempo o con tareas que utilizan señales de aviso (Parasuraman y Davies, 1984: 57-89) comprobaron que el individuo sufre cambios que le ayudan en la detección de la señal.

Entre los cambios que sufre la persona se encuentra, el ritmo cardíaco, mientras que en el cerebro se reduce la actividad eléctrica a la vez que aumenta el flujo sanguíneo en las áreas del lóbulo frontal y parietal, ambos derechos. Estos cambios provocan una mayor velocidad en la detección de estímulos, pero al mismo tiempo aumenta el número de errores y de respuestas anticipatorias (Posner, 1994:25-42).

2. Condiciones de la atención. Según García (2016:101-104) existen dos condiciones de la atención; el primero es los factores externos que son los que proceden del medio y posibilitan que el individuo mantenga la atención hacia los estímulos que se le presenta y esto va a depender del ambiente, sin embargo, si el estímulo es débil, pero es repite constantemente, la atención suele reforzarse.

1. Intensidad del estímulo.
2. Tamaño del estímulo
3. Cambio del objeto
4. Repetición
5. Familiaridad y novedad

Estas cinco condiciones García (2016:101-104) explica que nuestra atención estará más comprometida en cuanto a los estímulos que se nos presenten. Además, se sabe que la atención es un proceso

discriminativo y complejo que acompaña todo el procesamiento cognitivo y es responsable de filtrar información e ir asignando los recursos para permitir la adaptación interna del organismo en relación con las demandas externas.

En cuanto al factor de interno, se refiere a los que depende el individuo, son propios de él y condicionan aún más la capacidad y desarrollo de la atención, sino también en su rendimiento laboral o académico (García, 2016:101-104).

## E. Emociones: alegría y tristeza

El término emoción se refiere a un episodio relativamente breve de respuestas sincronizadas, que indica la valoración de un acontecimiento externo o interno como significativo. Como una serie de reacciones de duración limitada ante los eventos, tales como sentir alegría, miedo o tristeza en respuesta a enterarse de ciertas noticias o atravesar algún suceso. Por otra parte, el término estado de ánimo se refiere a un estado afectivo difuso que es más acusado como un cambio en los sentimientos subjetivos. Estos, generalmente, son de poca intensidad, pero relativamente largos.<sup>1</sup>

Charles Darwin fue uno de los pioneros, al comienzo del siglo XIX, en plantear que existía un número limitado de emociones humanas básicas y universales. Sugirió que esta universalidad de la expresión emocional implica una experiencia emocional común. En el marco de su teoría de la selección natural postuló que el fenómeno emocional y su expresión están directamente relacionados. Señaló que la expresión facial y el cuerpo son los medios primarios de la manifestación emocional y que tales expresiones son innatas y provienen de un programa biológico que determina la respuesta.<sup>2</sup> En cuanto a la fisiología de las emociones se puede observar, en el caso de la felicidad, un aumento en la actividad cerebral y que se va entrando a un estado de relajación.

La tristeza aumenta la secreción de dopamina y va induciendo una sensación de agotamiento. Paul Ekman y sus colaboradores estudiaron la expresión facial de la emoción y sugirieron que existen seis expresiones básicas de emoción correspondientes a la ira, el desagrado, el miedo, la tristeza y sorpresa. Cada una de ellas se caracteriza por un subconjunto distinto de movimientos de los músculos faciales, y todas estas emociones son universales y similares en variedad, apariencia e interpretación.<sup>3</sup> A lo largo de los años, se ha demostrado que existe una conexión entre la emoción y la cognición, ya que, para darle un significado a una emoción, existe una valoración cognitiva, lo que quiere decir, que nosotros mismos le damos una interpretación de la razón a nuestros sentimientos y a lo que queremos sentir, con base a

---

<sup>1</sup> Kosslyn, E. S. (2008). *Procesos cognitivos: Modelos y bases neurales*. (P.Educación, Ed.) Madrid, España.

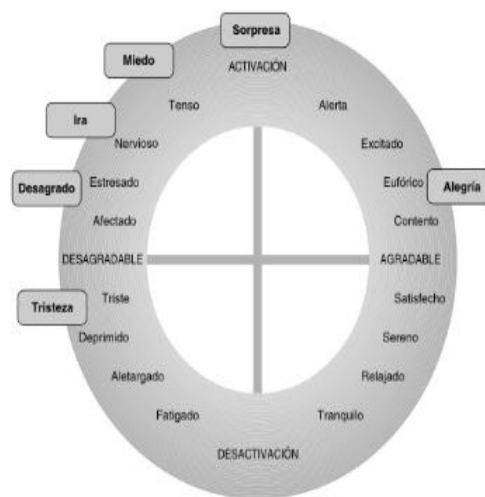
<sup>2</sup> Rivera, D. A. (2016). *Caracterización de la respuesta emocional ante estímulos visuales en registros electroencefalográficos*. Tesis, Universidad de Chile, Ingeniería Eléctrica, Chile.

<sup>3</sup> Rivera, D. A. (2016). *Caracterización de la respuesta emocional ante estímulos visuales en registros electroencefalográficos*. Tesis, Universidad de Chile, Ingeniería Eléctrica, Chile.

experiencias pasadas.

El modelo de circunferencia de la emoción consta de dos dimensiones, estas son el estado de excitación en el eje vertical y el valor en el eje horizontal. La excitación, se refiere a los cambios corporales que ocurren al experimentar una emoción, tales como cambios en frecuencias cardíaca, transpiración y liberación de hormonas del estrés en respuestas a un estímulo. La intensidad de la reacción emocional se puede evaluar por la intensidad de la de esas respuestas. El valor, se refiere a una cualidad subjetiva, positiva o negativa, de la respuesta emocional a un objeto o acontecimientos específico. Este modelo crea un marco gráfico en el cual se pide situar una variedad de estas emocionales como se muestra en la Figura no. 1.<sup>4</sup>

Figura 2. Modelo de circunferencias de emociones<sup>5</sup>

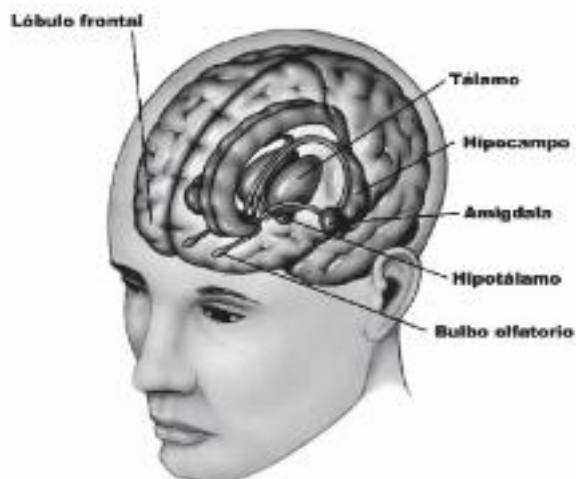


Se ha demostrado que ciertas estructuras del cerebro participan activamente en el proceso emocional. Las estructuras cerebrales mostradas en la Figura no. 2 conforman el Sistema Límbico, donde se encuentra una alta participación en el hipotálamo y la amígdala. También se ha visto que otras estructuras corticales están involucradas en procesos emocionales, como el lóbulo frontal.<sup>6</sup>

<sup>4</sup> Kosslyn, E. S. (2008). *Procesos cognitivos: Modelos y bases neurales*. (P.Educación, Ed.) Madrid, España.

<sup>5</sup> Kosslyn, E. S. (2008). *Procesos cognitivos: Modelos y bases neurales*. (P.Educación, Ed.) Madrid, España.

<sup>6</sup> Rivera, D. A. (2016). *Caracterización de la respuesta emocional ante estímulos visuales en registros electroencefalográficos*. Tesis, Universidad de Chile, Ingeniería Eléctrica, Chile.

Figura 3. Sistema límbico<sup>7</sup>

El Hipotálamo es una estructura del cerebro que actúa como el factor principal de regulación de diversos procesos del cuerpo humano para mantener el estado de homeostasis, equilibrio físico y mental.<sup>8</sup> Según Sánchez y Román un estudio realizado con ratas, que mostraba una lesión en el hipotálamo anterior provocó reacciones parecidas a la ira, se trataban de conductas desorganizadas y sin que fueran dirigidas a un objeto en concreto, como “una falsa ira”.<sup>9</sup> La principal función de esta estructura es la regulación de la liberación de hormonas, mantiene la temperatura corporal y controla las acciones de alimentación, apareamiento y agresión.

La Amígdala es una estructura clave para el procesamiento emocional de las señales sensoriales, ya que recibe proyecciones de todas las áreas de asociación sensorial. Tras una extirpación de esta estructura es más difícil provocar miedo y agresividad, y aparece un aumento del control emocional. Es aquí donde se da el reconocimiento de expresiones faciales emocionales.<sup>10</sup>

## F. Microexpresiones y expresiones faciales

Charles Darwin fue uno de los primeros pioneros, al comienzo del siglo XIX, en plantear que existía un número limitado de emociones humanas básicas y universales. Sugirió que ésta universalidad de la expresión emocional implica una experiencia emocional común. En un marco de su teoría de la selección natural, postuló que el fenómeno emocional y su expresión están directamente relacionados. De igual forma, señaló que la expresión facial y el cuerpo son los medios primarios de la expresión emocional y que

<sup>7</sup> Rivera, D. A. (2016). *Caracterización de la respuesta emocional ante estímulos visuales en registros electroencefalográficos*. Tesis, Universidad de Chile, Ingeniería Eléctrica, Chile.

<sup>8</sup> Hess, W. (1957). *The Functional Organization of the Diencephalon*. (G. & Stratton, Ed.) Nueva York.

<sup>9</sup> Hess, W. (1957). *The Functional Organization of the Diencephalon*. (G. & Stratton, Ed.) Nueva York.

<sup>10</sup> Román, J. P.-N. (2004). Amígdala, corteza prefrontal y especialización hemisférica en la experiencia y expresión emocional. *Anales de Psicología*, 20 (2), 223-240.

tales expresiones son innatas y provienen de un programa biológico que determina la respuesta (Rivera *et al.*, 2016: 11). En cuanto a la fisiología de las emociones, se puede observar, en el caso de la felicidad, un aumento en la actividad cerebral y se va entrando a un estado de relajación. La tristeza aumenta la secreción de dopaminas y se va sintiendo una sensación de agotamiento (Valdivia, 2106).

Darwin escribió un libro llamado *The Expression of the Emotion in Man and Animals*, este trata de demostrar que las emociones y las expresiones pueden ser heredadas desde un antepasado común. Se centra en que las expresiones pueden ser universales o específicas en cada cultura. El método de Darwin era enseñarles fotografías y preguntarles a las personas las imágenes de cada emoción para que ellas las pudieran reconocer (Ekman, 1999: 303)

Los primeros modelos explicativos de las emociones, que derivaron en la teoría de Cannon y Lange (Phillips, 2013: 506), establecieron que una emoción se genera por la interacción de una respuesta fisiológica ante un estímulo, la cual producirá cambios en el sistema biológico de un individuo, que desencadenaría un estado emocional. Los siguientes intentos por explicar las emociones, se basaron en la identificación de estados emocionales que surgen ante determinadas situaciones o estímulos, lo que lleva a la separación de los distintos elementos de las emociones como, las respuestas fisiológicas a estímulos, estados emocionales y comportamientos que acompañarían al emocionar (Fernández, 2007: 9).

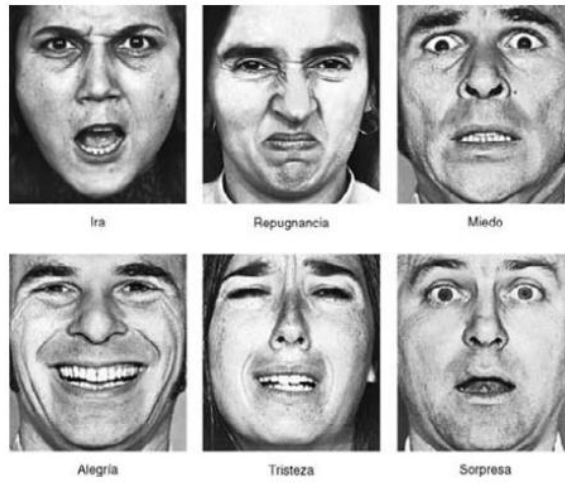
Paul Ekman, es uno de los principales investigadores del comportamiento no verbal. A este autor le preocupaba los factores que disparan las emociones como la cara anuncia los sentimientos de los demás y cómo podemos aprender a distinguir una reacción de otra, o si es posible controlar nuestras reacciones. Desde su trabajo original se han llevado a cabo muchas investigaciones en estas áreas, y tal vez, las más interesante sea las de las microexpresiones (Gerhard Nierenberg, 2012: 45).

En general, las personas que practican este tipo de control, como los jugadores de cartas, los negociadores o los estafadores, consiguen disfrazar sus verdaderas emociones o intenciones, al menos en la superficie. Y si no se controlan de manera consciente, las expresiones permanecen sobre el rostro durante un mínimo de varios segundos. (Gerhard Nierenberg, *et al.*, 2012: 45).

Paul Ekman y sus colaboradores estudiaron la expresión facial de la emoción y sugirieron que existen seis expresiones básicas de emoción: ira, temor, disgusto, sorpresa, alegría y tristeza. Cada una de ellas se caracteriza por un subconjunto distinto de movimientos de los músculos faciales, y cada una de ellas son universales y similares en variedad, apariencia e interpretación (Kooslyn *et al.*, 2008: 345). A lo largo de los años, se ha demostrado que existe una conexión entre la emoción y la cognición, ya que para darle un significado a una emoción, existe una valoración cognitiva, lo que quiere decir, que nosotros mismos le damos una interpretación de la razón a nuestros sentimientos y a lo que queremos sentir, con base a experiencias pasadas.

Por lo tanto, se puede observar que los bebés producen y perciben expresiones emocionales comunes. Por ende se espera que miembros adultos de diversas culturas coincidan de manera razonable en la forma en que piensan que las emociones se comunican a través de las expresiones faciales. Según Paul Ekman, todas las personas comparten un lenguaje facial. Se demostró lo que se propuso Darwin, que un conjunto de expresiones emocionales es universal en relación con la especie humana, quizá debido a que son componentes innatos de nuestra herencia evolutiva (Gerrid, 2005: 395). Por lo que las emociones de alegría, tristeza, miedo, enojo, disgusto, sorpresa y desprecio se reconocen culturalmente, estas emociones están representadas con la Figura 4.

Figura 4. **Emociones básicas**



Fuente: (Kooslyn, *et al.*, 2008: 346).

Existen muchas evidencias de que estas expresiones se reconocen y producen en todo el mundo. Investigadores transculturales han solicitado a individuos de diversas culturas que identifiquen las emociones asociadas en fotografías estandarizadas. Por lo general, son capaces de identificar las expresiones asociadas con las siete emociones ((Richard J. Gerrig, 2005).

#### G. Prueba POFA (*Picture of Facial Affect*)

Esta prueba fue creada por Paul Ekman en 1993, la cual consiste en una colección de 110 fotografías de expresiones faciales que se han utilizado en estudios transculturales y, más reciente, en investigaciones neuropsicológicas. Las imágenes que se presentan son en blanco y negro, las imágenes con las que se cuenta en la colección de la prueba no son idénticas en intensidad o configuración (LLC, 2017).

## H. Neuronas espejo

La neurona es un tipo de célula que se encuentra en el Sistema Nervioso y supone el componente fundamental de este. Estas son capaces de transmitir información entre ellas, a través de impulsos nerviosos y sustancias químicas, formando una red de circuitos neurales que conforman la base del entendimiento y conducta. En la década de los años 70's se encontraron áreas motoras secundarias que eran encargadas de funciones más complejas, las cuales se activaban ante la realización de actos motores específicos y estímulos visuales concretos. Estas desempeñan un papel decisivo en la transformación de la información visual de un objeto con los actos motores que son necesarios para actuar, se le denomina neuronas canónicas. Las neuronas canónicas nos permiten comprender mejor cómo se descubrieron las neuronas espejo (Milán; Córdoba, 2014: 181).

Las neuronas espejo son un tipo particular de neuronas que se activan cuando un individuo realiza una acción, pero también cuando él observa una acción similar realizada por otro individuo. Las neuronas espejo forman parte de un sistema de redes neuronales que posibilita la percepción, ejecución, intención. (García, 2008:73). En la Figura 5, se muestra a otro individuo sufrir un golpe o una caída la empatía se ve reflejada en la expresión facial.

**Figura 5. Neuronas espejo.**



Fuente: (Bautista; Navarro, 2011: 344)

El neurocientífico Vilayanur Ramachandram, explica que hace más de 75,000 años aparece repentinamente y se expande de forma rápido la utilización de herramientas y la práctica de destrezas como el uso de fuego, de refugios y el lenguaje. Todo esto, pudo ir tomado de la mano con el desarrollo de un sistema de neuronas espejo que permitió la emulación o imitación de las acciones de otros individuos (Bautista; Navarro, 2011:343-344)

Las neuronas espejo podrían ser un mecanismo evolutivo propio de los seres sociales. Podría ser un mecanismo de adaptación para entender las acciones de los demás. Se ven favorecidas por la selección natural debido a que ayudaron a los humanos a comprender lo que otros estaban haciendo y de esta manera les permitió sobrevivir (Bautista; Navarro, *et al.*, 2011: 344).

## I. Estímulos auditivos

La música puede ser generada, tanto por instrumentos como por las cuerdas bucales, y de acuerdo a la intención con que se cante se pueden experimentar sensaciones y estados de paz, tranquilidad, alegría y felicidad, pero también rabia y odio, entre otros (Mosquera, 2013:36).

La música ha sido utilizada desde tiempos antiguos como un mecanismo para los mejorar estados de ánimo de las personas que lo necesitaban. (Jauset, 2008:83). De igual forma, posee la capacidad de generar una relajación inconsciente, en donde el estado de trance o meditación profunda, que es inducido por la música, puede contribuir a la mejoría en procesos de curación en una persona, ya que normaliza la tensión muscular y la respiración, aumenta la cantidad de oxígeno en la sangre, acelera la curación de las heridas, mejora el funcionamiento del sistema inmune, alivia el dolor, los problemas psíquicos y disminuye el estrés (Mosquera *et al.*, 2013:35).

Estar en contacto permanente con la música desde temprana edad hace que los niños desarrollen mejor sus habilidades y su concentración, facilitándoles el aprendizaje de otros idiomas y potencializando su memoria, permitiendo una integración del mundo interno, sensorial, afectivo y cognitivo (Mosquera, *et al.*, 2013:35).

El comportamiento de una persona, a causa de la música, puede ser influenciado por algún episodio del pasado, ya que la emoción inducida por la música podría ayudarles a evocar recuerdos personales de algún evento específico en su vida, pudiendo ser recuerdos con fuertes conexiones emocionales. Las imágenes acompañadas de música evocan en los individuos respuestas cognitivas de la percepción de la emoción, experimentando fuertes sensaciones y experiencias, captando en mayor medida la intención de las imágenes (Mosquera, *et al.*, 2013:35).

## J. Estímulos visuales

A menudo se tratan de manipular y valorar las emociones, los estados de ánimo y las actitudes de los que nos rodean. Un método utilizado para manejar la experiencia afectiva es cambiar el estado de ánimo de los sujetos. Esta técnica se llama “Inducción del estado de ánimo”, la cual se centra en cambiar el estado inicial que dicen tener los sujetos cuando llegan a un “laboratorio o lugar especializado” (Kooslyn, *et al.*, 2008: 347-351). Los medios que se utilizan consisten en mostrarles fragmentos de películas o imágenes con carga afectiva, hacerles escuchar música o solicitarle al sujeto que se concentre en situaciones afectivas, reales o imaginarias, que los lleven a un estado de ánimo. Se considera que se ha conseguido la inducción del estado de ánimo si el sujeto señala que ha tenido un cambio de éste en el sentido pronosticado.

La técnica mejor empleada para manipular la emoción es mediante la presentación de estímulos que evocan emociones. Generalmente, se utilizan fotografías de caras con diferentes expresiones emocionales,

fotografías de escenas emotivas, tales como un bebé con una sonrisa o una pistola apuntando (Kooslyn, *et al.*, 2008: 351). Otra técnica que se puede utilizar es la información que da el sujeto sobre sí mismo.

Como modo alternativo, se podría utilizar la prueba IAP, que se basa en un modelo teórico que plantea cómo el espacio emocional se organiza de manera amplia en tres dimensiones: valencia, arousal y dominancia. El objetivo es aportar un conjunto estandarizado de fotografías en color, accesible internacionalmente, con capacidad de evocar emociones y cuyos contenidos recorran un amplio abanico de categorías (Molto, 1999: 58). Esta prueba fue desarrollada para proveer valores de afecto por medio de un conjunto de 1,196 fotografías en color, que evocan emociones que incluyen contenidos semánticos (Silva, 2011: 252). El IAP se ha utilizado para varias investigaciones para estimular una emoción que se quiere implementar en el sujeto de estudio.

## K. Investigación por medida de electroencefalográfica

El electroencefalograma (EEG)<sup>11</sup> es la herramienta utilizada con mayor frecuencia en la investigación del sueño, vigilia y los estados de conciencia. Dentro de la investigación se debe establecer la aplicación de electrodos en el área adecuado de la corteza cerebral y el análisis EEG por computadora con análisis espectral de potencia, en el caso de las fases del sueño pueden ser relevantes (Ian G. Campbell, 2010, p. 115). La actividad eléctrica que está midiendo refleja tanto la actividad intrínseca de las neuronas en la corteza cerebral como la información que le envían las estructuras subcorticales y los receptores de los sentidos. Esta actividad compuesta se llama electroencefalograma o EEG (Gittis, 2011, pág. 221).

La corteza cerebral está compuesta de neuronas que están interconectadas entre sí en redes y también reciben entradas de otras áreas del cerebro. La actividad eléctrica en forma de impulsos nerviosos enviados y recibidos hacia y desde las neuronas corticales siempre está presente, incluso durante el sueño. Desde el punto de vista biológico, médico y legal, la ausencia de actividad cortical significa la muerte (Gittis, 2011). Por lo tanto, para la medida de estados de ánimo relacionados al sueño y la relajación es imprescindible tomar en cuenta las medidas de la corteza cerebral para las investigaciones neurocientíficas.

Un electrodo de EEG detectará principalmente la actividad en la región del cerebro justo debajo de él. Sin embargo, los electrodos reciben la actividad de miles de neuronas. De hecho, un milímetro cuadrado de corteza tiene más de 100.000 neuronas. Es solo cuando la entrada a una región se sincroniza con la actividad eléctrica que ocurre al mismo tiempo que comienza a distinguir formas de onda periódicas simples en el EEG (Gittis, 2011, pág. 225). Las posiciones de los electrodos se han nombrado de acuerdo con la región del cerebro debajo del área del cuero cabelludo: frontal, central (surco), parietal, temporal y occipital. En el método bipolar, el EEG se mide a partir de un par de electrodos de cuero cabelludo. El par de electrodos mide la diferencia en el potencial eléctrico (voltaje) entre sus dos posiciones sobre el cerebro.

---

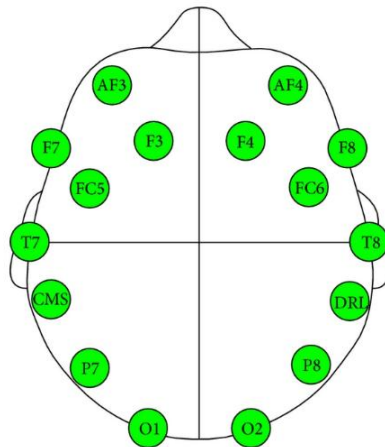
<sup>11</sup> Ver lista de abreviaturas

En la figura 1, se puede observar la posición del sensor de EPOC EEG de Emotiv EEG y grupos de comportamiento correspondientes.

La lectura bipolar se denomina de tal manera, debido a que mide tanto el área de la corteza cerebral tanto en el hemisferio derecho como el izquierdo, puesto que cada uno de los hemisferios detecta señales con mayor facilidad que el otro, además de que se relacionan con las partes opuestas del cuerpo, por ello, es conocido el cerebro humano indistintamente de su sexo está formado por dos hemisferios cerebrales, el izquierdo con una función específica y el derecho por igual presenta una función característica (Romero, 2010). Podemos decir, en cierto modo que cada uno de nosotros tiene dos mentes conectadas e integradas por el cable de fibras nerviosas que une ambos hemisferios, ningún hemisferio es más importante que el otro, para poder realizar alguna tarea necesitamos usar los dos hemisferios: "el hemisferio izquierdo, analiza en el tiempo mientras que el derecho sintetiza el espacio" (Levy, 1974).

Por lo tanto, para cada una de las funciones del cerebro se localizan mayores conexiones que requieren para ejercer cada actividad; por ello, el hemisferio derecho predomina en el manejo del lado izquierdo del cuerpo, piensa y recuerda mediante imágenes, significados, interpretaciones, basados en experiencias y vivencias, elabora conceptos, da origen al significado del objeto. Por otro lado, el hemisferio izquierdo es quien organiza el lado derecho del cuerpo, usa signos, símbolos, letras, números, palabras para nombrar, describir y definir. Da origen al significante del objeto (Romero, 2010). La Figura 6 muestra la localización bipolar de los electrodos para la medición de actividad electroencefalográfica.

Figura 6. EPOC EEG de Emotiv



Fuente: Elaboración propia a partir de EMOTIV (2011)

De acuerdo a Campbell (2010) la medición por electroencefalografía busca las bandas de frecuencia. Las bandas de frecuencia comunes son delta baja 0.3-1 Hz, delta 1-4 Hz, theta 4-8 Hz, alfa 8-12 Hz, sigma 12-15 Hz y beta 15-30 Hz. Dependiendo del enfoque del estudio, puede ser deseable descomponerlos en bandas más estrechas, como 1-2, 2-3 y 3-4 Hz.

La actividad en ciertas bandas de frecuencia proporciona información sobre la calidad del sueño más allá de la información que proporciona la puntuación de la etapa de sueño. La banda más intensamente investigada ha sido la banda delta (comúnmente 1-4 Hz) que caracteriza el sueño REM<sup>12</sup>. Se cree que Delta EEG refleja un proceso homeostático de sueño (Feinberg, 1974). La actividad de la onda delta es más alta al comienzo de la noche cuando la necesidad de recuperación es mayor y disminuye durante la noche a medida que avanza la recuperación. Por lo tanto, para un estado del sujeto relajado se relaciona directamente con la onda alfa; en general, el ritmo alfa es el patrón de ondas EEG prominente de un adulto que está despierto pero relajado con los ojos cerrados. Cada región del cerebro tiene un ritmo alfa característico, pero las ondas alfa de mayor amplitud se registran en las regiones occipital y parietal de la corteza cerebral. En general, las amplitudes de las ondas alfa disminuyen cuando los sujetos abren los ojos y están atentos a los estímulos externos, aunque algunos sujetos entrenados en técnicas de relajación pueden mantener altas amplitudes alfa incluso con los ojos abiertos.

## L. Estados de relajación

Los estados del ánimo o estados de relajación son una fase de conciencia y de calma, de la ausencia de tensión y estrés, que se prolonga en el tiempo y al que es posible llegar mediante la experimentación práctica de determinadas técnicas y procedimientos; El ser humano sufre cambios durante el transcurso del día y la noche, uno de estos cambios son las señales encefalografías (EGG) que de acuerdo a su estado mental puede presentar. De acuerdo a las ondas EGG que se presentan específicamente por la noche se muestran los estados de relajación relacionados al sueño; por lo tanto, durante los periodos de sueño se pueden encontrar varias métricas que pueden ayudar a establecer las bases para determinar estados de vigilia. La Tabla 1 muestra la métrica de los estados de sueño y su relación con las ondas de actividad eléctrica cerebral (González de Rivera, 1993; pág. 76).

Cuando la persona decide descansar al cerrar los ojos y prepararse para dormir, las ondas alfa de EEG presentan un bajo voltaje y alta frecuencia de vigilia activa, la cual empieza a determinar la fase 1. Según González de Rivera (1993), “La fase 1 del sueño, que sigue inmediatamente a la vigilancia relajada, se inicia con una difusión de ritmo alfa a otras zonas corticales, desapareciendo paulatinamente hasta convertirse en un ritmo predominante entre 5 y 7 ciclos por segundo (ondas theta), que puede estar interactuando por representaciones más breves de otras frecuencias. El voltaje es en general bajo, en ocasiones con ondas agudas de hasta 200 microvoltios. El sujeto está desconectado de su ambiente y no responde a estímulos leves, aunque puede ser todavía despertado con relativa facilidad”. Por lo tanto, es importante generar un estado de la fase 1 para poder garantizar a un sujeto relajado.

---

<sup>12</sup> Ver lista de abreviaturas

**Tabla No.1.** Tipos de ondas de actividad eléctrica cerebral en el EEG y su relación con estados de vigilia y fases del sueño.

<b>Ritmo</b>	<b>Ciclos/Seg.</b>	<b>Fase</b>
Gamma	30-50	despierto, activo, muy alerta
Beta	16-30	despierto, alerta, actividad mental
Alfa	8-12	despierto, relajado, ojos cerrados
Theta	5-7	sueño fases 1 y 2
Delta	0,5-4 sueño	fases 3 y 4

Fuente: (González de Rivera, 1993;, pág. 78)

Existe un aumento gradual del voltaje de EEG y una disminución de la frecuencia a medida que la persona alcanza las fases 2, 3 y 4; según (Pinel, 2007, pág. 362) la fase 2 está marcada por ondas características como los complejos K y los husos del sueño. Los complejos K se refieren a ondas trifásicas muy rápidas de gran voltaje, que generalmente se registran mejor en la región del vortex y en las zonas centro-parietales. Los complejos K suelen seguirse de ondas fusiformes y con frecuencia parecen producirse en relación con estímulos externos o internos. Un huso del sueño es una descarga de ondas de 12 a 14 Hertz de 1 a 2 segundos.

Las fases 3 y 4 son conocidas por el sueño D, predominancia de las ondas Delta, se caracteriza por mayor disminución de frecuencia, con ondas delta de menos de 5 ciclos por segundo, y un ligero aumento de voltaje, que llega a ser superior a los 75 microvoltios. Las distintas fases del sueño se suceden progresivamente, repitiéndose el ciclo varias veces a lo largo de la noche. En un adulto joven normal que duerma ocho horas, el tiempo total se distribuye de la siguiente forma: fase 1, 5%, fase 2, 50%, fases 3 y 4, el 20% y fase REM el 25%.

Por lo tanto, cuando hablamos de relajación debemos asociar el término a los estados de sueño pues el ser humano experimenta en sí un estado óptimo de alivio y distensión. Se diferencia de las emociones en que es menos específico, menos intenso, más duradero y menos dado a ser activado por un determinado estímulo o evento (Gallardo Vergara, 2006).

Según esta teoría, el estado de ánimo diferiría entre un estado energético (de más cansado a más activo) y un estado referido al grado de nerviosismo (entre más calmado o más tenso), considerándose el mejor un estado pacífico energético y el peor un estado tenso-cansado. Thayer (citado por Gallardo Vergara, 2006) también defiende una conexión especial entre alimentación y ejercicio físico en el estado de ánimo; los estados de ánimo surgen de la energía y la tensión y que éstos pueden entenderse a partir de cuatro estados básicos que dependen del espectro energía-tensión.

Los estados predominantes de los sujetos en cuanto a estados del ánimo se apegan a los definidos por Thayer (citado por Gallardo Vergara, 2006) que presenta: Calma-energía, Calma-cansancio, Tensión-energía y tensión-cansancio; cada uno se apega a una característica propia del estado del ánimo.

- Calma-energía: El sujeto se siente con optimismo, confiado y tranquilo; se asocian a actividades laborales y académicas puesto que hay energía paralela a la tensión baja; por lo regular esta es presentada por la mañana.
- Calma-cansancio: Por lo regular el sujeto lo experimenta antes de dormir, pues se atraviesa por un sentimiento de falta de energía y tensión.
- Tensión-energía: Asociado a la urgencia y liberador de adrenalina, pues existen altos niveles de energía y tensión (asociado al estrés), puesto que se experimentará la premura de tiempo para realizar alguna actividad.
- Tensión-cansancio: En este estado se puede encontrar el agotamiento, pues tanto como una ansiedad nerviosa y cansancio presentan baja energía y alta tensión, por lo que por lo regular esta será más evidente por las tardes.

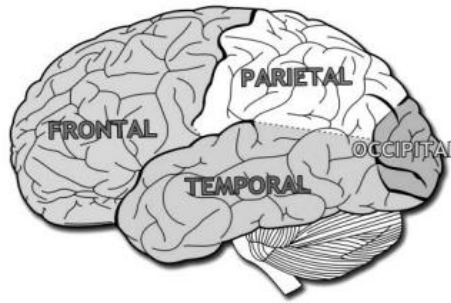
#### M. Estímulos visuales relacionados a estados del ánimo

Un potencial evocado es un potencial eléctrico del sistema nervioso que aparece luego de un estímulo el cual puede ser medido a través de mediciones electrofisiológicas como el EEG, por lo tanto, al percibir un estímulo visual es importante concretar que manifestará una reacción eléctrica cerebral que permitirá asociar según la onda cerebral que tipo de respuesta se está brindando (Pérez-Tejero, Soto-Rey, & Rojo-González, 2011, pág. 11).

Tanto el ojo y la visión como los sentidos brindan diversas características esenciales para favorecer la interacción con el contexto, sin embargo, al tener en cuenta la relevancia de la influencia que puede tener nuestra visión sobre otro sentido para reconocimiento de todo el entorno, es importante encontrar las interpretaciones de cada sujeto a cada estímulo. Además, es importante tomar en consideración que la actividad cerebral percibida por el ojo tendrá en su mayoría una respuesta en la corteza occipital que es la encargada de todo el procesamiento de los estímulos visuales, en la Figura 7 se representa la división de cada lóbulo cerebral (Candia Rivera, 2016, pág. 21).

El nivel intelectual, la cultura, la localización y el clima también influyen en la elección de la atribución de cada estímulo, sin embargo, un factor que incide a nivel cultural es la percepción del color y su atribución a los estados de la persona. El color en sí tiene atribuciones que pueden generar alegría, tranquilidad, inquietud o sorpresa y entre otros estados anímicos.

Figura 7. Lóbulos cerebrales



Fuente: Elaboración a partir de Rivera (2016)

Dentro del círculo cromático el color puede derivarse de los colores básicos, como lo presentado en la Figura 8, en esta imagen se evidencian las tonalidades de cada color y su conexión con otros colores.

Figura 8. Tonalidades y conexión por color



Fuente: Elaboración a partir de Lewis (2009)

Dentro del círculo cromático, existen dos grupos de colores, según la división establecida por la óptica los colores de tendencia fría y los de tendencia cálida, estos son representados por diferentes tonalidades pero que brindan la gama amplia para el uso de luz, intensidad, saturación, brillo y contraste.

Para fines de esta investigación es importante señalar la necesidad de explorar colores que lleven a la persona a un estado de relajación. Por lo que al definir colores que proporcionan un sentimiento de calma y tranquilidad se encuentran asociados a colores de rango frío.

El azul crea una sensación muy calma, su efecto es muy relajante, pero con una sensación de paz que invade todo el cuerpo ayudando a la persona a que detenga la actividad y pueda reflexionar con paz y serenidad. Es muy útil para reducir el dolor corporal, puesto que transmite ese estado de baja tensión, además de ser un color predominante. El azul cielo es un color que limpia (agua) creando una sensación de

limpieza y descarga de tensiones físicas y mentales. El verde que además de relajar conecta con la vida, la alegría, crea una sensación optimista y de amor a la vida (Fierens, 2012).

Sin embargo, el color más relajante que produce efecto tranquilizador cuando se trabaja en meditación es el violeta o morado. El morado su parte física corresponde a las células y a los huesos por lo que es muy bueno para personas que sufran tensión por dolores físicos causados por problemas de huesos o de enfermedades como el cáncer. Un buen ejercicio relajante es poner en una ventana papel transparente de color morado llenando toda la habitación de este color, el efecto relajante es casi inminente (Ponce, 2013).

Son colores sedantes que aportan tranquilidad e incitan a la relajación. El verde, azul y violeta tienen un efecto de sedación y paz para la mente. Son ideales pues transmiten calma, sinceridad y responsabilidad. El verde de la naturaleza, el azul profundo del cielo, el violeta elegante de las flores, todos ellos llevan el mensaje de curación emocional. Ideales para poner en las paredes de sitios donde queramos abandonarnos al relax (Ponce, 2013).

## N. Estímulos auditivos relacionados a estados del ánimo

El ser humano desde su estado prenatal es un ser perceptivo de estímulos auditivos, desde los cuatro a seis meses en estado de gestación, el oído comienza a desarrollarse y a ser condicionado por estímulos sonoros, por lo que los estímulos auditivos tienen una significativa influencia en cómo reacciona ante cada suceso la persona. El oído es un sentido expuesto, es vulnerable pues siempre está abierto y siempre se dirige hacia el interior, lo que incluye la interpretación que el ser humano le atribuya (Mosquera, 2013)

Hace 650 años A.d.C, se utilizaban ciertas escalas y acordes para lograr el equilibrio mental, Pitágoras recetaba a sus alumnos determinadas melodías para armonizar estados de ánimo negativos o para aliviar las preocupaciones, el desánimo o la ira. Aristóteles no tardó en descubrir que las melodías y los ritmos de la flauta fortalecían el cuerpo, la mente y el espíritu, y Platón sostenía que la música cumplía para el alma lo que la gimnasia para el cuerpo. Entre tanto, Descartes consideraba que el sonido de la música tenía como fin el deleite y la provocación de diversas pasiones (Mosquera, 2013, pág. 35)

De acuerdo a lo expuesto por estos filósofos, se pudo conceptualizar que la música ha sido utilizada desde tiempos antiguos como mecanismo para mejorar estados de ánimo de las personas que lo necesitaban. En nuestra época, la energía del sonido que produce la música tiene la capacidad de generar una relajación inconsciente (Jauset, 2011, pág. 34). De esta forma el estado de trance o meditación profunda inducido por la música puede contribuir a la mejoría en procesos de curaciones en una persona, ya que normaliza la tensión muscular y la respiración, aumenta la cantidad de oxígeno en la sangre, acelera la curación de las heridas, mejora el funcionamiento del sistema inmune, alivia el dolor, los problemas psíquicos y disminuye el estrés (Jauset, 2016: pág. 3).

Se puede encontrar varios autores que defienden la idea de que la respuesta ante un estímulo auditivo es más rápida que ante otro tipo de estímulo, más concretamente que ante un estímulo visual. De acuerdo a ello, resalta la percepción auditiva para establecer un vínculo del estado anímico del ser humano influenciado por los sonidos a su alrededor; a partir de ello se fortalece la perspectiva de que el estado de tensión/calma con estados de cansancio/energía pueden estar fuertemente relacionados a como se perciba el contexto. Por lo tanto, la influencia del sonido será radical en el estado (Romero Y. M., 2011, pág. 25)

En cuanto al sonido, es importante contar con un tiempo diferencial, esto incluye que el sonido debe enviarse en un ángulo igual para cada uno de los oídos (binaural), tanto que sea un sonido paralelo que incluya un ángulo de 0 grados ( $0^\circ$ ) donde pueda estar directamente en frente del oyente, a  $90^\circ$  corresponde a la derecha, y en  $180^\circ$  corresponde directamente detrás del oyente, al igual que no tenga más de unos 35 cm. De diferencia de altura con referencia de los oídos de la persona. (Romero Y. M., 2011: pág. 12).

Dentro del término sonido binaural se percibe según Romero (2011), la capacidad de percibir el sonido de forma paralela y simultánea para cada oído, lo cual permita al sujeto tener la sensación de adentrarse en el ambiente más real que le sea posible. En sí, trata básicamente de la diferencia entre el sonido que se encuentra en el aire libre y el sonido que percibimos cada uno cuando llega a nuestro oído.

Estos sonidos fueron descubiertos en 1839 por Heinrich Wilhelm Dove, quien hasta 1973, que Gerald Oster publicó su estudio llamado “Auditory Beats in the Brain” en la revista Scientific American donde demostraba que los pulsos binaurales tenían influencia en el cerebro, estimulando la sincronización con ondas cerebrales específicas. Este método puede ser usado para reducir la ansiedad, minimizar el dolor y proveer otros beneficios a la salud (Romero Y. M., 2011, pág. 69).

Escuchar pulsos binaurales puede aumentar frecuencias específicas de las ondas cerebrales. Nuestro cerebro imita las frecuencias que escuchamos en los pulsos binaurales. Si se desea aumentar las ondas alfa del cerebro, escuchar un pulso binaural en el rango alfa puede favorecer el acceso a estados mentales de relajación. A esto se le llama respuesta de sincronización o de seguimiento de frecuencia.

Romero (2011; pág. 70), indica que según las ondas cerebrales con percepción del sonido binaural suelen tener una frecuencia asociada a distintos estados del ánimo, por lo cual, dependiendo de la onda, así podría relacionarse con un estado de relajación y calma. En la Tabla 2 se explica la asociación de las ondas con los estados del ánimo.

Por lo tanto, los sonidos binaurales serán frecuencias de onda cerebrales que se combinan con música de fondo para llevar al oyente a un estado de conciencia alterada, un estado meditativo o incluso a un estado de relajación profunda, por lo que son importantes herramientas para inducir a un sujeto a un estado de este

tipo.

**Tabla No.2.** Asociación de ondas electroencefalográficas y los estados de ánimo.

Frecuencia	Ondas	Asociadas a
> 40 Hz	Gama	Alta actividad mental, percepción, resolución de problemas, miedo y conciencia
13-39 Hz	Beta	Actividad pensamientos ocupado o ansioso, concentración activa, cognición.
7-13 Hz	Alfa	Relajación (mientras despiertas), pre-sueño, pre-despierto
4-7 Hz	Theta	Sueños, meditación profunda, sueño REM
< 4	Delta	Sueño profundo sin sueños, pérdida de conciencia corporal

Fuente: elaboración propia a partir de Romero (2011: pág 70)

## O. Ondas electroencefalográficas

Las ondas cerebrales son ritmos producidos por impulsos eléctricos al ser transmitidos de neurona a neurona en el cerebro al trasladar determinada información. Esta actividad de las ondas cerebrales puede ser captada en un electroencefalograma por lo que se denominan ondas electroencefalográficas a las extraídas de este proceso. Existen cuatro tipos de ondas cerebrales: alfa, beta, theta y delta, los cuales se clasifican dependiendo del nivel de actividad de las ondas.<sup>13</sup> Según la clasificación de las ondas en los tipos mencionados anteriormente se puede realizar una lectura de las mismas para determinar el estado anímico que atraviesa la persona en el momento en que las presenta. A partir de la lectura de las ondas se puede proceder a su medición para hacer predicciones sobre ello y tomarlo como base para incidir en el estado anímico de una persona.

1. Ondas Alfa. Estas señales se encuentran en un rango de frecuencias de 7-12Hz, su aparición habitual es en el área occipital, en esta área estas señales pueden alcanzar una amplitud de hasta 120 micro Voltios, pero pueden ser encontradas desde los 50 micro Voltios, aunque estas señales se caracterizan por tener una amplitud de onda bastante variada. Las ondas alfa aparecen normalmente en las personas despiertas, recostadas y con los ojos cerrados. Si la persona abre los ojos estas ondas se atenuarán o bloquearán.<sup>14</sup>

<sup>13</sup> Universidad de Barcelona. (2016). *Las ondas cerebrales*. 2017, de Universidad de Barcelona Sitio web: <http://www.ub.edu/pa1/node/130>

<sup>14</sup> Kotsos, T. (19 de septiembre de 2016). *Las ondas cerebrales y los estados de la mente*. Obtenido de BibliotecaPleyades: [http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia\\_brain69.htm](http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia_brain69.htm)

2. Ondas Beta. Estas señales se encuentran en un rango de 14 a 40 Hz, estas señales se presentan cuando el individuo está en un estado de alerta, o está realizando algún razonamiento lógico.<sup>15</sup> Tienen una amplitud pequeña, su amplitud tiende a no ser mayor que 15 micro Voltios. Estas señales se presentan principalmente en el área frontal y frontal superior. Cuando estas señales aparecen a ritmos altos, normalmente indican algún tipo de daño cerebral, por lo general deben ir a menos de 25 Hz.<sup>16</sup>

3. Ondas Delta. Esta es la señal con la frecuencia más baja, se encuentra en el rango de 0.3 a 3 Hz. Esta señal se da principalmente en estado de sueño profundo, en el momento donde el cuerpo se está regenerando. En la mayoría de los casos cuando se presentan estas señales, no se está teniendo sueños, debido al nivel de inconsciencia que se tiene.<sup>17</sup>

4. Ondas Thetha. Estas señales están en el rango de 3-7 Hz, aparecen habitualmente en menores a 15 años y en adultos somnolientos. Estas ondas aparecen normalmente en la mayoría de las áreas del cerebro. Su mayor amplitud se da cuando se está pasando de vigilia a sueño, su amplitud es menor a 100 micro Voltios.<sup>18</sup>

## P. Filtrado de señales eléctricas

Hay diferentes tipos de filtros y son llamados según su función. Están los filtros pasa baja, que permiten el paso solo de frecuencias bajas y eliminan las altas; los filtros pasa alta, que permiten el paso de las frecuencias altas, y eliminan las frecuencias bajas; los filtros pasa banda, que permiten el paso de un rango de frecuencias establecidas, y todas las frecuencias fuera de este rango serán eliminadas; por último se encuentra el filtro rechaza banda, que es el inverso a el filtro pasa banda, ya que en este se eliminan las frecuencias que estén en un rango determinado, y todas las demás pasan. La forma de cada uno de estos tipos de filtros se puede observar en las figuras 9 a 12.<sup>19</sup>

---

<sup>15</sup> Kotsos, T. (19 de septiembre de 2016). *Las ondas cerebrales y los estados de la mente*. Obtenido de BibliotecaPleyades: [http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia\\_brain69.htm](http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia_brain69.htm)

<sup>16</sup> Morillo, L. (s.f.). *Análisis visual del electroencefalograma*. Recuperado el 19 de septiembre de 2016, de acnweb: <http://www.acnweb.org/guia/g7cap17.pdf>

<sup>17</sup> Morillo, L. (s.f.). *Análisis visual del electroencefalograma*. Recuperado el 19 de septiembre de 2016, de acnweb: <http://www.acnweb.org/guia/g7cap17.pdf>

<sup>18</sup> Morillo, L. (s.f.). *Análisis visual del electroencefalograma*. Recuperado el 19 de septiembre de 2016, de acnweb: <http://www.acnweb.org/guia/g7cap17.pdf>

<sup>19</sup> Kotsos, T. (19 de septiembre de 2016). *Las ondas cerebrales y los estados de la mente*. Obtenido de BibliotecaPleyades: [http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia\\_brain69.htm](http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia_brain69.htm)

Figura 9. Respuesta en magnitud ideal para un filtro pasa baja.<sup>20</sup>

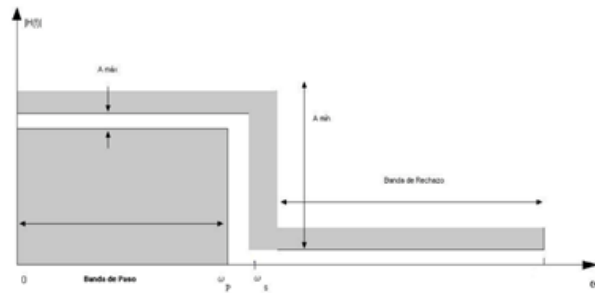


Figura 10. Respuesta en magnitud ideal para un filtro pasa alta.<sup>21</sup>

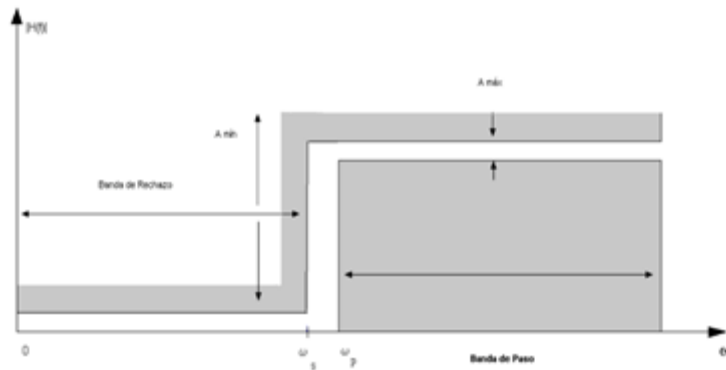
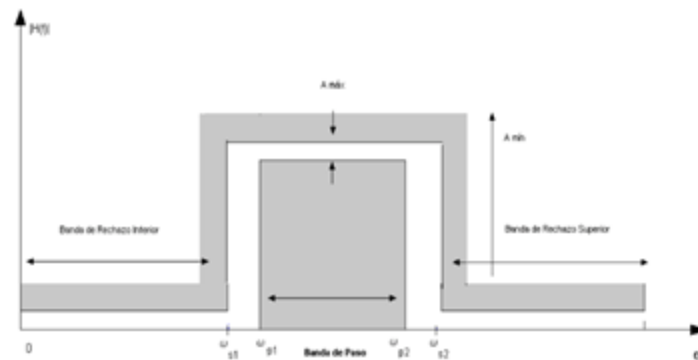


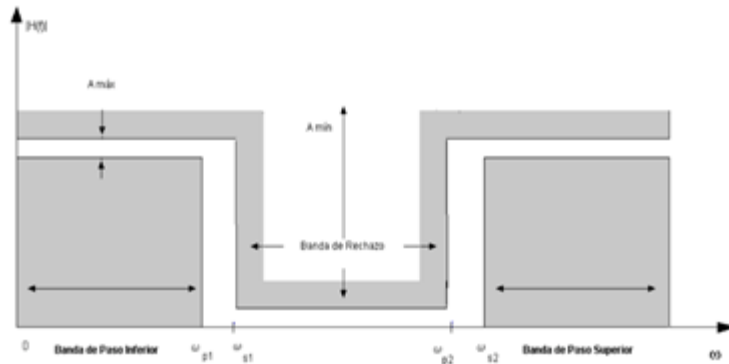
Figura 11. Respuesta en magnitud ideal para un filtro pasa banda.<sup>22</sup>



<sup>20</sup> Ibid.

<sup>21</sup> Kotsos, T. (19 de septiembre de 2016). *Las ondas cerebrales y los estados de la mente*. Obtenido de BibliotecaPleyades: [http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia\\_brain69.htm](http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia_brain69.htm)

<sup>22</sup> Kotsos, T. (19 de septiembre de 2016). *Las ondas cerebrales y los estados de la mente*. Obtenido de BibliotecaPleyades: [http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia\\_brain69.htm](http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia_brain69.htm)

Figura 12. Respuesta en magnitud ideal para un filtro rechaza banda.<sup>23</sup>

1. Transformada de Wavelet. Se le llama wavelets son una serie de ondas pequeñas. En vez de ser una onda con repeticiones ínfimas, wavelets son una serie de pequeñas ondas que aparecen repentinamente y desaparecen a la misma velocidad. (Burrus, Gopinath, & Guo, 1997) Existen pocas reglas que definen una wavelet, por lo que se pueden encontrar muchos tipos.

El objetivo de la Transformada de Wavelet es descomponer una señal en un conjunto de wavelets que pueden ser sumadas para producir la señal original. El uso de wavelets es importante ya que brinda una limitante en tiempo y frecuencia, por lo que se puede analizar una señal en porciones. Una wavelet debe tener en promedio un valor cercano a cero, nacer repentinamente y morir de forma pronta. (Burrus, Gopinath, & Guo, 1997)

En ingeniería, el uso de wavelets es especialmente útil ya que provee una resolución en el dominio del tiempo que no provee una transformada de Fourier. En lugar de modelar una onda como una onda infinita, es posible modelar la onda con una serie de ondas finitas que son continuas una seguida de la otra en el dominio del tiempo. Cuando se aplica la Transformada de Wavelet, se logra representar de manera más precisa una señal. (Burrus, Gopinath, & Guo, 1997) Para manejar altas y bajas frecuencias, una wavelet presenta diferentes escalas, las cuales indican el ancho de la onda. Una onda de alta frecuencia tendrá menor ancho que una onda de baja frecuencia.

Wavelet es una onda limitada durante un tiempo, que posee un valor promedio de cero. Es buena para describir anomalías, pulsos y otros eventos que empiezan y terminan dentro de una señal. Permite realizar análisis tomando en cuenta el tiempo, de una gran señal. Lo cual brinda la posibilidad de encontrar discontinuidades o picos de corta duración que de otra manera sería complicado detectar y tratar.<sup>24</sup>

<sup>23</sup> Kotsos, T. (19 de septiembre de 2016). Las ondas cerebrales y los estados de la mente. Obtenido de BibliotecaPleyades: [http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia\\_brain69.htm](http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia_brain69.htm)

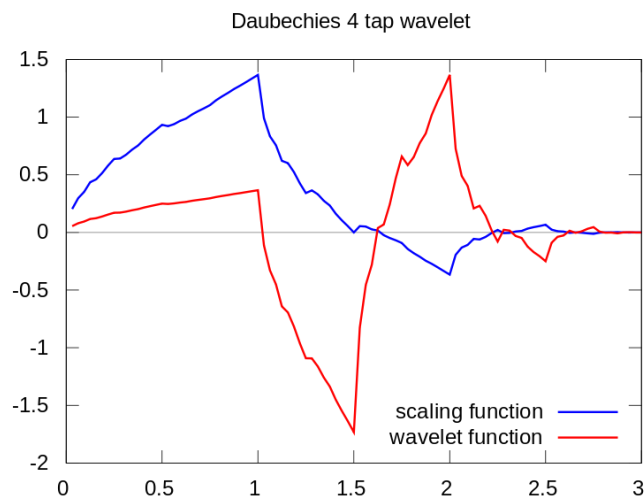
<sup>24</sup> Cortés, J. C. (2007). Del análisis de Fourier al análisis Wavelets: transformada continua Wavelet (TCW). Scientia et Technica.

La transformada de Wavelets es muy similar a la transformada de Fourier, en la cual se utiliza el concepto de aproximación de señales usando la superposición de otras de ellas. El análisis utilizando transformada de Fourier consiste en descomponer la señal original en señales sinusoidales de diferente frecuencia. De forma similar, la transformada Wavelet descompone la señal en versiones trasladadas en el tiempo y escaladas de la Wavelet original, conocida como Wavelet Madre.

La transformada de Wavelet, combina las dimensiones de tiempo y frecuencia, permitiendo la extracción de los detalles y de las aproximaciones de la señal. Lo cual no puede ser obtenido aplicando ninguna de las versiones de la transformada de Fourier, lo cual la hace muy importante en el procesamiento de señales electroencefalográficas.<sup>25</sup>

2. Daubechies wavelet. Es una familia de wavelets ortogonales que definen una Transformada de Wavelet discreta que se caracteriza por tener un número máximo de momentos de desaparición para un soporte definido. En general, las wavelets tipo Daubechies se escoge que tengan el número más alto  $A$  de momentos de desaparición para un soporte definido de ancho  $2A-1$ . (Burrus, Gopinath, & Guo, 1997) Esta transformada de wavelet es fácil de implementar usando la Transformada de Wavelet Rápida. Daubechies wavelets son usados en una amplia gama de resolución de problemas, y puede ser utilizada para encontrar discontinuidades en el procesamiento de señales.

Figura 13. Ejemplo de wavelet D4



(Burrus, Gopinath, & Guo, 1997)

La Figura anterior muestra la Transformada de Wavelet D4, la cual mantiene una forma semejante a los picos presentados por una pulsación en un electrocardiograma.

<sup>25</sup> 21. Mallat, S. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: The Wavelet representation. IEEE

## Q. Estímulo visual

Un estímulo es una señal -interna o externa- que tiene como resultado una sensación o una reacción. En este caso en particular, las sensaciones visuales son sumamente importantes ya que la vista es el sentido con más alcance respecto a la distancia y con una gran capacidad para recolectar información que proviene del exterior del cuerpo humano. Al ser una vía de entrada al cerebro, permite que distintos estímulos lleguen a él y se produzcan una serie de experiencias y conocimientos. En este punto resulta pertinente diferenciar percepción visual de estímulo visual ya que la percepción se refiere a recibir, por medio del sentido de la vista, las imágenes, impresiones o sensaciones externas; se refiere más a una función psíquica para captar la información exterior y procesarla e interpretarla. El estímulo, por su parte, proviene del exterior y genera un efecto en el cerebro y en la experiencia humana; es lo que activa un receptor sensorial.

1. Color. Es un estímulo o impresión visual que resulta de un proceso que se compone de una gran variedad de elementos, factores y procesos físicos, biológicos y neuropsicológicos. Las percepciones visuales que devienen de este estímulo responden a la manera en que la luz vibra al combinarse con diferentes frecuencias. Se produce siempre que se sea capaz de percibir la reflexión de la luz en los objetos o materia. Se asocia con las diferentes longitudes de onda del espectro electromagnético pero la percepción del mismo se refiere a un proceso neuro-físico bastante complejo. La clasificación del color es materia de estudio de la colorimetría y se da al medir las longitudes de onda partiendo de los colores primarios.<sup>26</sup>

2. Teoría del color. Es un conjunto de reglas básicas de la percepción de los colores, en las que se combinan colores de luz o colores reflejados en pigmentos para obtener un efecto determinado. Se puede partir de los tres colores primarios y abarcar una extensa gama de resultados, llegando a afirmar que es posible incluso abarcar todos los colores a partir de los primarios. Esta definición de colores primarios proviene de la Academia Francesa de Pintura y se refiere al rojo, amarillo y azul. Surge acá la diferencia entre colores de luz y de pigmento o de materia. Los primeros se refieren a colores que provienen directamente del sol o proyectores artificiales, aunque la referencia más común es el sol de mediodía. Los segundos, materiales, se componen de pigmentos artificiales como pinturas -acrílicos, óleos, etc.- que se plasman en ciertos objetos.<sup>27</sup> En el momento en el que se mezclan colores complementarios las posibilidades de abarcar un espectro mucho más amplio aumentan.<sup>28</sup>

A partir de la teoría del color, el verde, azul y blanco son colores que ayudan a relajar a una persona

<sup>26</sup> FotoNosra. (2011). *Teoría del color*. 2017, de FotoNosra Sitio web: <http://www.fotonosra.com/grafico/teoriacolor.htm>

<sup>27</sup> EcuRed. (2012). *Teoría del color*. 2017, de EcuRed Sitio web: [https://www.ecured.cu/Teor%C3%ADa\\_del\\_color](https://www.ecured.cu/Teor%C3%ADa_del_color)

<sup>28</sup> FotoNosra. (2011). *Teoría del color*. 2017, de FotoNosra Sitio web: <http://www.fotonosra.com/grafico/teoriacolor.htm>

para poder estimular un determinado estado anímico. El verde ayuda a bajar el ritmo cardíaco mediante la disminución de la presión sanguínea, a la vez que ayuda a inducir el reposo y dilata los capilares lo cual lleva a aliviar neuralgias. El azul es incluso más relajante que el verde, le ayuda al individuo que lo percibe a alcanzar una sensación de paz y serenidad al ser el color más sobrio entre los colores fríos. Por último, el blanco es la unión de todos los colores y de la presencia de luz; lleva al sujeto a alejarse de lo sombrío por lo que le ayuda a tener una mayor sensación de paz y tranquilidad.<sup>29</sup>

## R. Aprendizaje de máquina

Aprendizaje de máquina, o Machine Learning, es una clasificación de algoritmos que tienen como objetivo, enseñar a la máquina como llevar a cabo ciertas tareas, enseñándoles algunos ejemplos de cómo sí o como no llevar a cabo dicha tarea. Esto rara vez ocurre en un proceso en cascada y, en la mayoría de las ocasiones, habrá que retroceder varios pasos para probar diferentes estrategias sobre el conjunto de datos con diferentes algoritmos de machine learning. (Richert, W. *et al.*, 2013)

También se le conoce como Aprendizaje Autónomo, es una rama de la inteligencia artificial que tiene como objetivo crear sistemas capaces de aprender por ellos mismos a partir de un conjunto de datos (data set), sin ser programados de forma explícita. (Moya, 2016) Es un conjunto de métodos que son capaces de detectar patrones en los datos, y después hacer uso de estos patrones descubiertos para realizar predicciones de datos futuros o brindar la posibilidad de realizar una toma de decisiones en condiciones de incertidumbre. (Murphy, 2012)

Se trata de un método de para analizar datos utilizando algoritmos para llegar a un modelo analítico. Es un sub-campo de las ciencias de la computación y una rama de la inteligencia artificial que le permite a las computadoras encontrar distintas ideas o perspectivas sin contar con la programación específica y explícita para cada una de ellas. Para lo anterior, es necesario suministrar al programa de ejemplos que serán analizados y tomados como base para generar comportamientos. Se puede llegar a considerar el aprendizaje de máquina como una búsqueda de automatizar partes específicas del método científico por medio de modelos matemáticos por la manera en la que busca darle soluciones a problemas, especialmente de clase NP-hard.<sup>30</sup> Los modelos que se utilizan para resolver dichos problemas son: geométricos, probabilísticos y lógicos o modelos de agrupamiento y de gradiente. Adicionalmente, los algoritmos que se utilizan para aprendizaje de máquina se clasifican según la salida de los mismos, los más comunes para esta tarea son: aprendizaje por refuerzo, aprendizaje multitarea, aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado, aprendizaje semi supervisado y transducción. Para que funcione óptimamente es necesario unir el mejor

<sup>29</sup> Acceso Perú. (2014). *Efectos psicológicos del color*. 2017, de Acceso Perú Sitio web: <http://s3.accesoperu.com/wp6/includes/htmlarea/mezclador/ayuda/epc.htm>

<sup>30</sup> Gois, E. (2016). *Machine Learning What it is and why it matters*. 2017, de Sas Sitio web: [https://www.sas.com/en\\_us/insights/analytics/machine-learning.html#machine-learning-workings](https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/machine-learning.html#machine-learning-workings)  
Ian H. Witten and Eibe Frank (2011). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques* Morgan Kaufmann, pág. 664.

algoritmo y herramienta para cada tarea con el proceso correspondiente.

Lo que diferencia el aprendizaje de máquina de otros mecanismos como aprendizaje profundo (Deep Learning) y minería de datos (Data Mining) es que su objetivo es entender la estructura de la data. El aprendizaje de máquina ha logrado que las computadoras puedan asumir ciertos comportamientos que provienen de los ejemplos que se le provee y así encontrar la estructura de la data, incluso cuando no se está totalmente seguro de cómo debería ser esta estructura.<sup>31</sup> La razón por la cual se da lo anterior es el acercamiento iterativo del que aprende de la data y determina su estructura que permite que sea automatizado y se puedan obtener resultados. En la última década su relevancia y presencia ha aumentado sin detenerse, se encuentra, entre otros, en reconocimiento de voz, detección de fraude en tarjetas de crédito, motores de búsqueda, robótica y automóviles que se conducen solos.<sup>32</sup>

Cuando se busca solucionar un problema de computo, se requiere el uso de un algoritmo. Un algoritmo es una secuencia de instrucciones que deben ser ejecutadas para poder transformar varios parámetros o entradas, en un resultado o salida. Pero existen algunas tareas para las cuales no se tiene un algoritmo definido, en la cual se sabe cuáles son los parámetros o entradas, y se tiene una idea del resultado esperado, pero no tenemos el método para transformar esos parámetros en el resultado deseado. (Alpaydin, 2010) A pesar de ello, contamos con la información suficiente para poder sobrepasar la falta de conocimiento sobre dicho algoritmo y compilar varios ejemplos para permitir que la computadora aprenda automáticamente la forma de extraer los resultados esperados a partir de un conjunto de datos.

Con los avances en la rama de la computación, actualmente se tiene la habilidad de guardar y procesar cantidades enormes de información, así como la habilidad de acceder esta información desde ubicaciones remotas por medio de la red. (Alpaydin, 2010) Esta información está siendo extraída utilizando procesos cada vez más confiables que nos permiten adquirir suficiente información para describir un fenómeno o para darle una aproximación muy cercana. Se cree que existe un procedimiento que describe y explica cada fenómeno de forma precisa, pero sin el conocimiento de dicho procedimiento, se busca dar una aproximación lo suficientemente confiable para poder describir ciertas situaciones, de tal forma que se pueda explicar la mayoría de las características del fenómeno estudiado.

Debido a la cantidad masiva de información que se tiene ahora, el aprendizaje de máquina se enfoca principalmente en la detección de patrones o irregularidades. Estos patrones se estudian con el fin de poder realizar predicciones, asumiendo que el futuro (o un futuro cercano) no sufrirá cambios que lo diferenciaran notablemente de la situación actual. (Alpaydin, 2010)

---

<sup>31</sup> González, A. (2014). *Conceptos básicos de Machine Learning*. octubre, 2017, de Clever Data Sitio web: <http://cleverdata.io/conceptos-basicos-machine-learning/>

<sup>32</sup> Scikit Learn. (2017). *An introduction to machine learning with scikit-learn*. octubre, 2017, de Scikit Learn Sitio web: <http://scikit-learn.org/stable/tutorial/basic/tutorial.html>

1. Modelación predictiva. La modelación o análisis predictivo es utilizado para hacer predicciones sobre sucesos futuros desconocidos o características de algunas variables. Emplea diversas técnicas de machine learning y minería de datos para reunir toda la información y poder ser analizada. El proceso de la analítica o modelación predictiva está compuesto por diferentes fases, que empieza por la definición de lo que se quiere analizar o modelar. (Saima Solutions, 2017)

Inicialmente se emplea un set de datos disponibles denominados “datos de entrenamiento” para la construcción del modelo. El set de entrenamiento contiene tanto las variables por predecir o variables de salida (output), como las variables para la predicción o variables de entrada (input) del modelo. Ambos aspectos anteriores con el modelo tratan de aprender las relaciones entre las variables de entrada y salida para luego estimar un valor que puede predecir el valor de salida dado el valor de entrada. Cuando se presentan nuevos datos de entrada el modelo puede predecir los valores “futuros” (presentes) de salida correspondientes a esta nueva entrada. (Escobar, 2015)

2. Aprendizaje supervisado. Estos algoritmos consisten de una variable de salida que se predice a partir de un conjunto de predictores independientes. Usando este set de variables, se genera una función que mapea la entrada a una salida deseada. El proceso de entrenamiento continúa hasta que uno de los modelos logre un nivel aceptable según el porcentaje de precisión o acierto dado un criterio. (Marsland, 2009). Entre los algoritmos más importantes que podemos encontrar en esta categoría se encuentran: Support Vector Machines, Neural Networks con Backpropagation y Naive Bayes. Estos algoritmos tienen las características de tener una implementación relativamente sencilla, así como el porcentaje de acierto suelen ser aceptables para un conjunto de variables de salida. Sin embargo, la implementación de estos algoritmos dependerá de cómo y cuál sea el formato de la data de entrada, es decir, la información leída por el casco de Emotiv.

Al hablar de aprendizaje de máquina no puede ignorarse que se divide en dos vertientes. Según lo que se pretenda hacer con los datos, se habla de aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado. El aprendizaje supervisado parte de la premisa que en un problema de aprendizaje se toman en cuenta varias muestras de datos para predecir las propiedades de datos desconocidos. Se dice que si cada muestra tiene más de un número y contiene data multivariante entonces se tendrán varios atributos o características. Entre los usos más comunes del aprendizaje supervisado se encuentra el de hacer predicciones sobre comportamientos o características observadas en el historial de datos. Esto responde a que el aprendizaje supervisado da lugar a buscar patrones dentro de los datos de campo objetivo -o el campo específico que se utilizará para cada estudio-. La fase denominada de aprendizaje dentro de este proceso se refiere al momento en que se determinan todos los patrones en función de sus características.<sup>33</sup>

---

<sup>33</sup> Aguilar, R. (2016). *Aprendizaje Automático: Ser o no ser, ese es el árbol de decisión*. octubre, 2017, de Instituto Internacional de Ciencia de Datos Sitio web: <http://www.i2ds.org/aprendizaje-automatiko-ser-o-no-ser-ese-es-el-arbol-de-decision/#more-1066>

Como se mencionó anteriormente, en el aprendizaje supervisado es necesario contar con datos de entrada, también llamados conjunto de prueba. Este conjunto de prueba contiene un resultado que, a su vez, puede ser una variable categórica o una continua. Se habla de un problema de clasificación cuando se usa una variable categórica en la que las variables pertenecen a distintas clases de las cuales se realizará el aprendizaje y la inferencia de la data que no ha sido clasificada aún. En este proceso es necesario colocar las variables extraídas de la observación en la clase o categoría correcta. Por otro lado, se habla de que el problema puede ser de regresión cuando se toman en cuenta variables continuas.<sup>34</sup>

3. Aprendizaje no supervisado. En estos algoritmos no tenemos un objetivo o una variable de salida que predecir o estimar como el caso anterior. Estos algoritmos consisten en el agrupamiento de poblaciones en diferentes grupos, con el objetivo de ver qué relaciones se pueden encontrar entre los grupos y poder analizar cada subconjunto para entender un todo (Marsland, 2009). Entre algunos ejemplos de algoritmos que se basan en este tipo de aprendizaje se encuentran K-Medias, detección de anomalías, etc.

4. Aprendizaje reforzado. Usando estos algoritmos, la máquina se entrena para tomar decisiones específicas. Funciona de la siguiente forma: la máquina está expuesta a un ambiente donde entrena continua y constantemente a sí misma mediante la prueba y error, de tal forma que aprende de experiencias pasadas y trata de capturar el mejor conocimiento para poder tomar decisiones más acertadas o correctas (Marsland, 2009). Un ejemplo de este tipo de aprendizaje se manifiesta en el Proceso de Decisión de Markov.

Para la selección de los algoritmos de aprendizaje de máquina se tomarán los siguientes criterios, tomando como premisa que se trabajarán algoritmos de aprendizaje supervisado:

- Porcentaje de precisión o eficiencia: obtener la mejor respuesta o resultado no siempre es realmente necesario. Muchas veces una aproximación es adecuada, dependiendo en qué se utilizarán.
- Tiempo de entrenamiento: si bien es cierto que el tiempo de entrenamiento varía según el modelo y su complejidad, el tiempo de entrenamiento irá de la mano con el porcentaje de acierto.

---

<sup>34</sup> Bugro. (2013). *An Introduction to Supervised Learning via Scikit Learn*. octubre, 2017, de Bugro, Machine Learning Newsletter Sitio web: <http://bugra.github.io/work/notes/2014-11-22/an-introduction-to-supervised-learning-scikit-learn/>

5. Procesamiento de señales. La modelación o análisis predictivo es utilizado para hacer predicciones sobre sucesos futuros desconocidos o características de algunas variables. Emplea diversas técnicas de machine learning y minería de datos para reunir toda la información y poder ser analizada. El proceso de la analítica o modelación predictiva está compuesto por diferentes fases, que empieza por la definición de lo que se quiere analizar o modelar. (Saima Solutions, 2017)

Inicialmente se emplea un set de datos disponibles denominados “datos de entrenamiento” para la construcción del modelo. El set de entrenamiento contiene tanto las variables por predecir o variables de salida (output), como las variables para la predicción o variables de entrada (input) del modelo. Ambos aspectos anteriores con el modelo tratan de aprender las relaciones entre las variables de entrada y salida para luego estimar un valor que puede predecir el valor de salida dado el valor de entrada. Cuando se presentan nuevos datos de entrada el modelo puede predecir los valores “futuros” (presentes) de salida correspondientes a esta nueva entrada. (Escobar, 2015)

6. Algoritmo de regresión. Como se mencionó con anterioridad, si se utilizan variables continuas dentro de un problema es posible realizar una regresión. A diferencia de un problema de clasificación en el que se predice una categoría, en este caso se quiere predecir un número. Los ejemplos de los algoritmos de regresión se aplican a predecir precios de algún determinado bien o servicio o los resultados de exámenes de estudiantes. Esto muestra que para cada observación hay un valor que se usa para supervisar el algoritmo empleado.<sup>35</sup>

El algoritmo de regresión se usa cuando se busca un resultado numérico producto de la predicción sobre los datos obtenidos de la experimentación de los módulos previos. Se hace un especial énfasis en los árboles de regresión o árboles de decisión ya que de esta forma se divide la data en varias ramas que permiten hacer un mejor uso de la información obtenida de observaciones anteriores y el aprendizaje puede darse en forma jerárquica. Esta forma de regresión, debido a su estructura, permite el aprendizaje de relaciones no lineales. Se divide a su vez en métodos como el Bosque Aleatorio (*Random Forest*) y los Árboles de Aumento de Gradiente (*Gradient Boosted Trees*) en los cuales se pueden llegar a combinar las predicciones de varios árboles de decisión individuales para un análisis más complejo.<sup>36</sup>

---

<sup>35</sup> Figueroa, F. (2013). Modelo de regresión no lineal. octubre, 2017, de Universidad de Buenos Aires Sitio web: [http://cms.dm.uba.ar/academico/carreras/licenciatura/tesis/2013/Selva\\_Figueroa.pdf](http://cms.dm.uba.ar/academico/carreras/licenciatura/tesis/2013/Selva_Figueroa.pdf)

<sup>36</sup> Elite Data Science. (2017). Modern Machine Learning Algorithms: Strengths and Weaknesses. octubre, 2017, de Elite Data Science Sitio web: <https://elitedatascience.com/machine-learning-algorithms#regression>

7. Métodos de conjunto (*Ensemble Methods*). Se refiere a técnicas utilizadas para la creación de varios modelos que ayudan al individuo a producir mejores resultados sobre una misma acción. Se caracterizan por su capacidad de brindar soluciones acordes a resultados óptimos; son una mejor técnica que los modelos únicos (*single model*). Los Métodos de Conjuntos son entonces utilizados para hacer predicciones en la rama de aprendizaje de máquina. Se trata de un algoritmo tal como los de regresión logística o árboles de decisión, por ejemplo. Partiendo de la premisa que puede denominársele modelos base (*base models*) a los modelos que son usados para los métodos de conjunto, es posible profundizar en que se pueden clasificar estos métodos en: de votación (voting), de promedio (averaging), de apilamiento (stacking), de empaquetamiento (bagging) y de aumento (boosting). Las dos primeras clasificaciones se refieren a las más sencillas de comprender y desarrollar; el de votación se usa más en casos de clasificación y el promedio en casos de regresión. En ambos casos se inicia con un conjunto de data de entrenamiento para crear varias clasificaciones o regresiones para aplicarle al modelo según sea el caso que se quiera aplicar.<sup>37</sup>

La siguiente clasificación, el de apilamiento, responde a modelos que utilizan algoritmos de aprendizaje de máquina distintos a los de votación y promedio. Se parte de un conjunto de data de entrenamiento nuevamente, pero esta vez se busca producir un nuevo conjunto de data con este modelo. La data producida será utilizada nuevamente en otro algoritmo de aprendizaje de máquina para obtener los resultados buscados. En el caso de la cuarta clasificación, de empaquetamiento, se comienza creando los modelos mediante los algoritmos a partir de la data original de la cual se extrae aleatoriamente una muestra mediante el método de Bootstrapping.

---

<sup>37</sup> Demir, N. (2015). Ensemble Methods: Elegant Techniques to Produce Improved Machine Learning Results. octubre, 2017, de Toptal Sitio web: <https://www.toptal.com/machine-learning/ensemble-methods-machine-learning>

a) Método de aumento (*Boosting*). Método de aumento se refiere a una familia de algoritmos facilitadores del proceso de convertir modelos débiles en modelos fuertes y de mejor funcionamiento. Su importancia radica en que si se tiene un modelo débil es probable que este tenga un margen de error demasiado alto lo cual puede perjudicar enormemente los resultados. El método para convertir el modelo hacia uno más fuerte se lleva a cabo mediante el entrenamiento de cada modelo con la misma data, pero sobre la cual se aplican ciertas modificaciones para disminuir el margen de error.<sup>38</sup> Esta prueba se aplica en repetidas ocasiones según va disminuyendo el error para ir permitiendo que el modelo se enfoque en el área que más problema le da y logre resolver los inconvenientes. Este es un modelo secuencial lo cual indica que no se deben realizar operaciones paralelas sobre el modelo; se deben realizar comandos aislados para permitir que el modelo mejore.<sup>39</sup>

b) Regresor de aumento de gradiente (*Gradient Boosting Regressor*). El Regresor de Aumento de Gradiente abarca un conjunto de árboles de decisión y sus modelos de regresión correspondientes. Cabe hacer la aclaración que un modelo, en este caso, es abordado como los resultados de los algoritmos utilizados para entrenar la data que permitirá hacer predicciones. Esta técnica es una de las más efectivas en lo que respecta a la construcción de modelos de predicción.<sup>40</sup> La idea nace de que una manera de aprendizaje puede mejorarse y optimizarse.<sup>41</sup> Se complementa con aumentador de hipótesis (hypotesis boosting) que se refiere a filtrar observaciones dejando por fuera las que corresponden a un modo óptimo de aprendizaje para entrenar el sistema y que las pueda procesar luego de procesar las más sencillas primero. El regresor de aumento de gradiente es un algoritmo que se coloca bajo la familia de Métodos de Conjuntos (*ensemble methods*).<sup>42</sup>

Este algoritmo funciona en base a 3 factores. El primer factor es una función de pérdida, la cual para las regresiones se puede utilizar el error cuadrático medio. El segundo factor es el aprendiz débil, normalmente los árboles de decisión son utilizados en este algoritmo. El último factor es el modelo aditivo, en el cual los árboles mencionados son agregados uno a la vez y los árboles existentes en el modelo no son cambiados. Cada nuevo modelo minimiza la función de pérdida de todo el sistema utilizando el método de reducción de gradiente. Este método, encuentra un mínimo local de una función utilizando el negativo del gradiente de la función en un momento específico, luego realiza el proceso iterativamente con el valor de este gradiente

---

<sup>38</sup> Ray, S. (2017). *Essentials of Machine Learning Algorithms (with Python and R Codes)*. octubre, 2017, de Analytics Vidhya Sitio web: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/09/common-machine-learning-algorithms/>

<sup>39</sup> Scikit Learn. (2017). *Gradient Boosting Regressor*. octubre, 2017, de Scikit Learn Sitio web: <http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.GradientBoostingRegressor.html>

<sup>40</sup> Open Data. (2016). *Gradient Boosting Regressor*. octubre, 2017, de Open Data Sitio web: <http://docs.opendatagroup.com/docs/example-gradient-boosting-regressor>

<sup>41</sup> Brownlee, J. (2016). *A Gentle Introduction to the Gradient Boosting Algorithm for Machine Learning*. octubre, 2017, de XG Boost Sitio web: <https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-gradient-boosting-algorithm-machine-learning/>

<sup>42</sup> Muthuswamy, S. (2016). *California house price predictions with Gradient Booster Regression Trees*. octubre, 2017, de Nikola Sitio web: <https://shankarmsy.github.io/stories/gbrt-sklearn.html>

hasta que encuentra el mínimo local, o bien la mejor predicción.

8. Error cuadrático medio. Este se refiere al promedio de los errores al cuadrado, el promedio de las diferencias entre un valor y su predicción en una regresión. Dicho de otra manera, nos indica qué tanto se acerca una regresión a un set de puntos. Esto lo logra tomando las distancias entre los puntos hasta la línea de la regresión, llamando a estas diferencias errores y elevándolas al cuadrado. Este último paso es necesario para remover los signos negativos y también les da más peso a las diferencias mayores. Por último, se realiza un promedio de estas diferencias o errores para poder tener el estimador. Entre menor sea este estimador, más cerca se encuentra nuestra regresión de encontrar una línea que se mejor se acerque a nuestros valores.

9. Validación cruzada. Es una técnica para evaluar modelos de aprendizaje de máquina, lo cual se logra dividiendo los datos disponibles en dos grupos, una porción de entrenamiento, sobre la cual se realiza el modelo y luego con el siguiente grupo, se evalúa dicho modelo. Esta técnica es utilizada para detectar el sobreajuste, el hecho de ser demasiado específico para cada dato y no generalizar un patrón. Después de esta validación de los modelos, se pueden ajustar los datos iniciales del modelo para poder mejorarlo si el resultado no es el deseado.<sup>43</sup>

## S. Máquinas de soporte vectorial

Las máquinas de soporte vectorial son clasificadoras mediante discriminación las cuales utilizan un hiperplano para separar los datos. El algoritmo de las máquinas de soporte vectorial es de un tipo de aprendizaje supervisado el cual luego de recibido una cantidad de datos de entrenamiento retorna el hiperplano óptimo para la clasificación de futuros datos (Cortés, 1995).

El algoritmo busca encontrar el hiperplano que logre separar de mejor manera los diferentes grupos de datos, pero a su vez maximizar el margen que tiene con cada uno de los datos de entrenamiento. Para así poder tener una mayor confianza de que los futuros datos no caerán en una mala clasificación (Cortés, 1995).

Una máquina de soporte vectorial es un algoritmo supervisado que puede ser utilizado para clasificación y regresión. SVMs son usados generalmente en problemas de clasificación y están basados en la idea de que es posible encontrar un hiperplano que divida la data en dos clases. Se apoya en el uso de vectores de soporte, que son los puntos más cercanos al hiperplano, lo que significa que, si se llegan a remover, podría causar una alteración a la posición del hiperplano identificado para separar la data. (Suykens & Vandewalle, 1999)

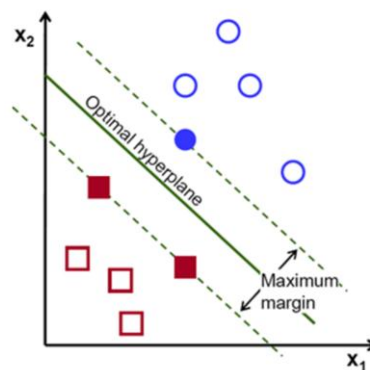
---

<sup>43</sup> Amazon. (2016). Cross-Validation. 2017, de Amazon Sitio web: <http://docs.aws.amazon.com/machine-learning/latest/dg/cross-validation.html>

Un hiperplano puede ser definido como una línea o plano que separa linealmente y clasifica un conjunto de datos. De esta manera, se busca que los puntos se encuentren lo más separados del plano, lo que brinda mayor seguridad al momento de realizar la clasificación. (Suykens & Vandewalle, 1999) Comúnmente, los puntos que se quieren clasificar no vienen separados de una forma visualmente fácil de identificar. Los puntos por clasificar podrían estar dispersos y mezclados, de tal forma que no se pueda trazar un plano para separarlos.

Para poder clasificar un conjunto de datos como el descrito anteriormente, es necesario revisarlos agregando una dimensión. La idea es generar de forma controlada una altura para cada uno de los puntos, de tal forma que se pueda identificar un plano que pueda clasificarlos. La función utilizada para generar la altura de forma controlada se llama Kernel, y describe la forma en que serán distribuidos los puntos.

Figura 14. Imagen ejemplificativa de SVM



(Cortés, 1995)

## T. Regresión logística

La regresión logística es una técnica del aprendizaje de máquina más estadística. Es un algoritmo para problemas de clasificación binaria, problemas con dos valores. A pesar de que su nombre es “regresión logística” este no es un algoritmo para problemas de regresión, más bien es similar a la regresión lineal ya que ambas tienen el objetivo de estimar los valores para los parámetros o coeficientes. Por lo que al terminar el entrenamiento del modelo de aprendizaje automático tenemos la función que mejor describe los datos. Aunque a diferencia de la regresión lineal, la predicción del modelo se transforma mediante una función no lineal llamada función logística. (Hosmer, 2013)

La regresión logística mide la relación entre la variable dependiente y una o más variables independientes por estimar las probabilidades. Al igual que la regresión lineal, la regresión logística funciona mejor cuando elimina los atributos que no están relacionados con la salida de la variable, así como

que son muy similares entre sí (Hosmer, 2013)

Una regresión logística es un modelo de regresión donde la variable dependiente es categórica, esto quiere decir que el resultado de la función solamente puede tomar dos valores, 1 o 0. El 1 o 0 representa posibles condiciones, como ganar y perder, o vivo y muerto. (Hosmer & Lemeshow, 2013) El modelo logístico es usado para estimar la probabilidad de una respuesta binaria basado en una o más variables predictoras. Permite identificar si la presencia de un factor de riesgo incrementa las posibilidades de un posible resultado.

Una regresión logística no trata de predecir el valor numérico de una función. La respuesta de una regresión logística es la probabilidad de que cierta entrada pertenece a alguna clase, por lo que la respuesta de la regresión siempre se encuentra entre 0 y 1. (Hosmer & Lemeshow, 2013) Una regresión logística inicia el procedimiento suponiendo que un espacio puede ser separado en regiones de límite lineal. Esto quiere decir que se espera que una línea no curva pueda separar los puntos en dos grupos.

#### U. K-medias

K-medias es un algoritmo de aprendizaje no supervisado al cual se le da un conjunto de datos donde cada dato observado tiene un conjunto de características, pero no tienen etiquetas como las máquinas de soporte vectorial. Por lo que k-medias lo que busca es encontrar grupos de datos que sean similares entre sí, lo cual se nombra como clústers. (Piech, 2013)

Este es uno de los algoritmos más populares de “clustering”, almacena los centroides que utiliza para definir clústers. Se considera que un punto está en un grupo particular si está más cerca del centroide de ese grupo que cualquier otro punto de centroide. El algoritmo encuentra los mejores centroides alternando entre:

- Alternar puntos de datos a clústers basados en los centroides actuales.
- Eligiendo centroides basados en la asignación actual de puntos de datos a clústers.

#### V. Redes neuronales

Las redes neuronales son algoritmos de máquina no supervisados. Consisten en diferentes capas o niveles para analizar y aprender sobre los datos ingresados. Cada capa trata de detectar patrones, cuando se detecta un patrón la siguiente capa se activa y así sucesivamente. Dependiendo de la cantidad de niveles que se tengan será la capacidad de poder predecir o detectar lo que está sucediendo. Por lo que mientras más capas tengamos, mayor será la precisión y el aprendizaje que tenga nuestro algoritmo sobre el patrón de datos que le ingresamos. Pero a su vez existe un mayor costo de análisis por cada capa que se agrega. (Gurney, 2014)

Las redes neuronales aprenden y atribuyen pesos a las conexiones entre las diferentes neuronas cada vez que la red procesa los datos. Esto significa que la próxima vez que se encuentre con cierto patrón, habrá aprendido que cierta sección o datos esté asociada con alguno de los patrones que ya han sido analizados. (Gurney, 2014)

## W. Electrocardiograma (ECG)

1. Formas de Onda de ECG. Cada porción de un latido produce una deflexión en el ECG. Cada deflexión es grabada como una serie de ondas positivas y negativas. En un ECG normal, generalmente se encuentran cinco tipos de ondas visibles:

- a. Onda P
- b. Onda Q
- c. Onda R
- d. Onda S
- e. Onda T

2. Onda P. La primera deflexión del latido es una onda pequeña creciente llamada onda P. Indica la despolarización articular. La porción inicial de la onda P es una reflexión de la despolarización articular derecha y la porción final es una reflexión de la despolarización izquierda (Thaler, 2007). Una fracción de segundo después de que la onda P inicia, la aurícula se contrae.

Las ondas P deben ser parecidas entre sí, y no pueden ser de más de 0.3mV. Deformaciones que muestren elevación en estas mediciones podrían indicar un alargamiento de la aurícula derecha. Si la cresta parece ser muy amplia, se podrían tener problemas con alargamiento de la aurícula izquierda.

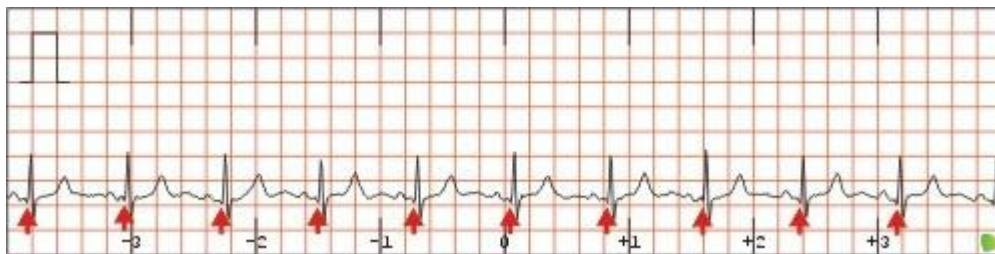
Figura 15. Electrocardiograma: Onda P



3. Onda Q. Cuando es visible, la onda Q es cualquier deflexión inicial decreciente después de la onda P. La onda Q representa la despolarización septal. (Thaler, 2007)

La onda Q vista luego de un ataque cardiaco puede ser amplia y profunda. Un musculo muerto no conduce ni produce corriente, de tal forma que el ECG capta la corriente fluyendo fuera del musculo, produciendo una deflexión negativa fuerte. (Thaler, 2007)

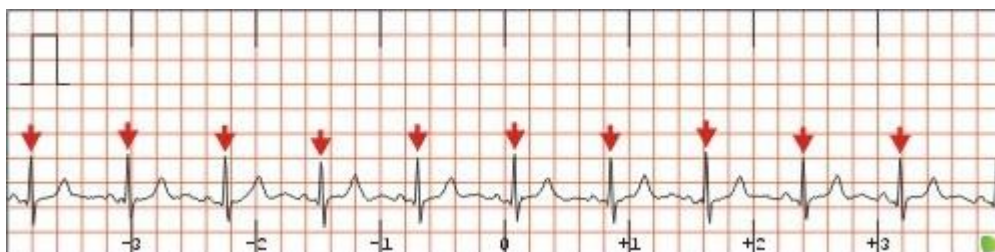
Figura 16. Electrocardiograma: Onda Q



4. Onda R. La onda R es la primera deflexión hacia arriba luego de la onda P. La onda R generalmente es la onda más fácil de identificar en un ECG y representa la despolarización ventricular temprana.

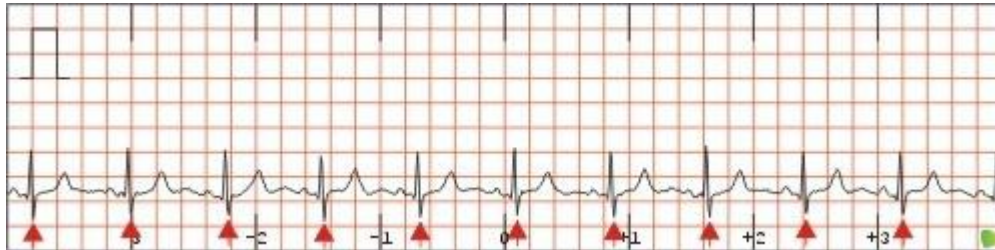
La onda R puede incrementar con hipertrofia ventricular, una pared del pecho delgada o con fatiga. Puede ser reducida por varios mecanismos incluida la obesidad. (Thaler, 2007)

Figura 17. Electrocardiograma: Onda R



5. Onda S. La onda S es la primera deflexión negativa luego de la onda R. Representa la despolarización ventricular tardía.

Figura 18. Electrocardiograma: Onda S

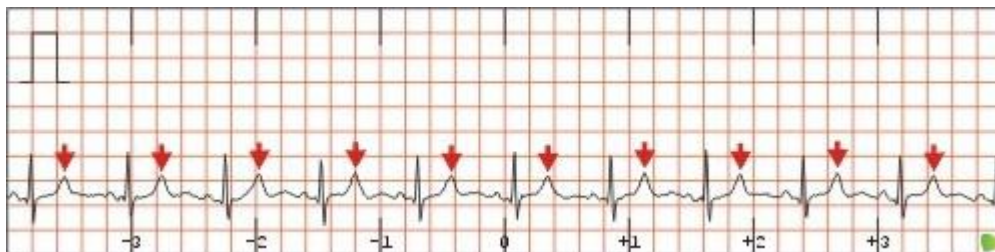


6. Onda T. La onda T representa la repolarización del ventrículo. Generalmente es creciente, con límite suavizado, y un poco asimétrico. Su figura puede alterarse al privarse de la respiración y toxicidad digitalica. (Thaler, 2007)

La onda T puede ser invertida o plana al presentarse isquemia del miocardio, hemibloqueo ventricular, hipertrofia ventricular y latidos ectópicos ventriculares. Es alto y puntiagudo con hiperpotasemia.

La onda T es plana y con muescas en condiciones como pericarditis, hipotiroidismo y cardiomiopatías y plana con hiperpotasemia.

Figura 19. Electrocardiograma: Onda T



## X. Posicionamiento de canales para ECG

Por lo general, un electrocardiograma consta de doce canales que proveen una señal de doce electros posicionados para medir el corazón. Cada canal está hecho para captura la actividad eléctrica de distintas partes del corazón. El tener varios resultados permite que un intérprete experimentado pueda ver el corazón desde distintas perspectivas para generar un mejor diagnóstico.

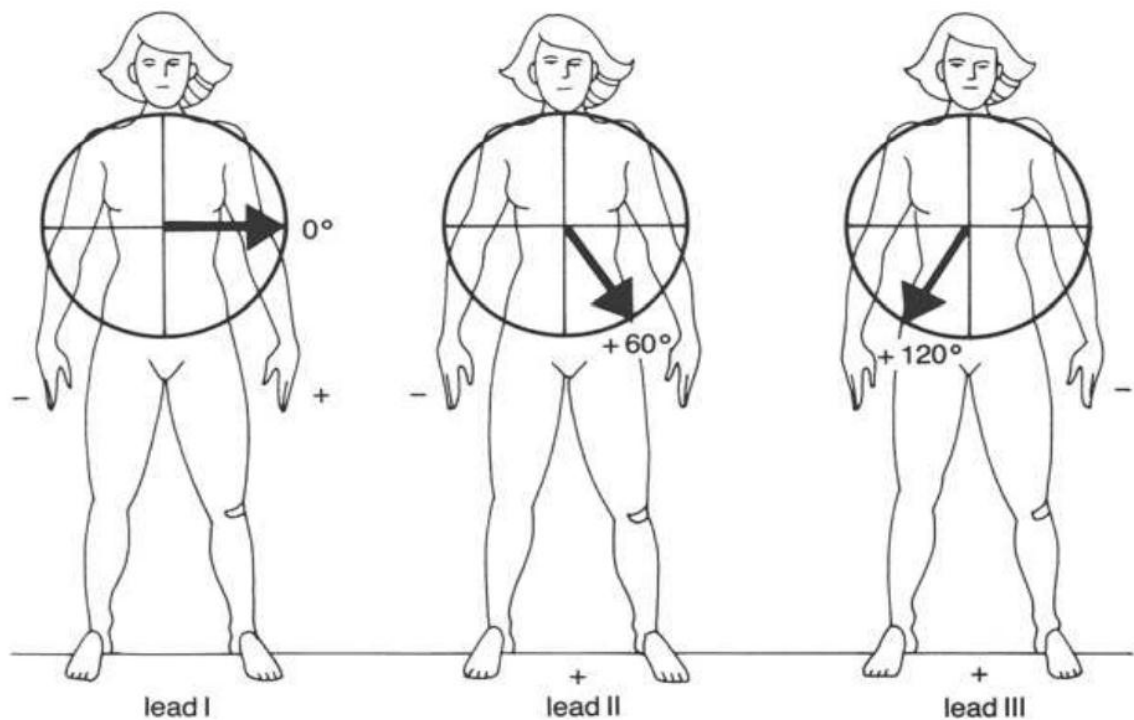
Un electrocardiograma es una captura de la dirección y magnitud de la actividad eléctrica generada por la despolarización y la repolarización de las aurículas y ventrículo del corazón. (Thaler, 2007) Un EKG consiste en dos electrodos de polaridad opuesta o un electrodo positivo y uno de referencia.

Al generar un ECG con menos canales, los canales deben seguir un posicionamiento específico para mostrar las diferencias en las pulsaciones. Un dispositivo de tres o cinco canales posee electrodos que deben ser colocados en el cuerpo para su medición. (Thaler, 2007)

Al generar un ECG de seis canales, se puede colocar los electrodos siguiendo un plano en el que se representa el cuerpo. El plano puede ser visto como un gran círculo que se superpone en el cuerpo. El círculo se marca por distintos ángulos. Al utilizar el plano, se deben colocar los electrodos en las extremidades, de tal forma que se ve las fuerzas eléctricas moviéndose de arriba hacia abajo y de derecha a izquierda en el círculo.

Para producir los seis canales del plano, cada electrodo es designado como positivo o negativo. Cada electrodo tiene su propia vista del corazón, o ángulo de orientación. (Thaler, 2007) El ángulo de cada canal puede ser determinado dibujando una línea desde un electrodo negativo para un electrodo positivo. El ángulo resultante es expresado en ángulos medidos en desde el círculo del plano.

Figura 20. Posicionamiento de primeros tres canales



Un ECG de tres canales se puede definir como el canal 1 a 0° desde el brazo izquierdo, el canal 2 al formar 60° hacia abajo, y el canal 3 con 120° desde el brazo derecho. Se puede crear un posicionamiento de

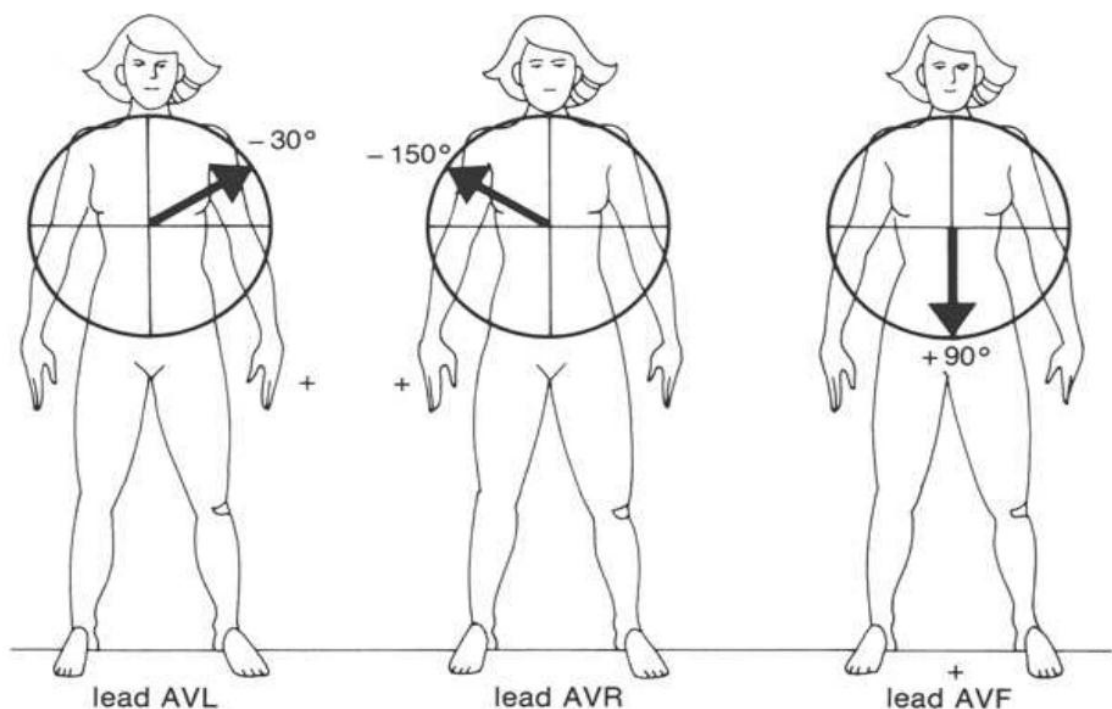
tres canales llamado posicionamiento potenciado, en el que se coloca un electrodo negativo y el resto positivo. Se le llama potenciado porque el equipo de EKG debe aplicar una operación para generar una lectura adecuada. (Thaler, 2007)

Los siguientes canales se colocan siguiendo la alineación por ángulos. El canal 4 es llamado AVL y se coloca con una orientación a  $-30^\circ$  desde el brazo izquierdo; el canal 5 es colocado a  $-150^\circ$  y es llamado AVR; y el canal 6 es colocado a  $90^\circ$ , el cual es llamado AVF. (Thaler, 2007)

Los canales 2, 3, y AVF son llamados canales inferiores porque son los más efectivos para ver la superficie inferior del corazón. La superficie inferior, o pared, del corazón es un término que se utiliza para referenciar la parte baja del corazón y la superficie donde descansa el diafragma.

La configuración seleccionada para la colocación de los electros permite visualizar de mejor manera las pulsaciones. En la colocación inferior, se logra captar el complejo QRS, de tal forma que facilita la identificación de los pulsos cardiacos e intensidad de la pulsación. Si se desea observar otros patrones en las pulsaciones, la onda Q y S dan información sobre la intensidad de la pulsación y el flujo de sangre.

Figura 21. Posicionamiento de siguientes tres canales



#### Y. Ventana (función)

Las ventanas son funciones matemáticas usadas para el análisis y procesamiento de señales para evitar

discontinuidades en bloques analizados. (Blanco, 2008) La ventana se utiliza cuando el análisis de la señal puede ser centrado a un bloque limitado de tiempo, el cual es establecido por el usuario. La ventana supone que una señal real es de tiempo finito, además, un cálculo solo es posible a partir de una cantidad finita de puntos. (De Marco & Wüthrich, 1976) Para crear una ventana, toda la señal es multiplicada por una función por partes, de tal forma que solo se preserve el intervalo desea.

$$h(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } t \in [0, T] \\ 0 & \text{resto} \end{cases}$$

De esta forma, si se multiplica por la función, solamente se tomarán los valores que se encuentren en el intervalo deseado. Esto permite estudiar la señal truncada, de tal forma que se pueda utilizar la transformada de Fourier por medio del uso de convolución. (De Marco & Wüthrich, 1976) Al usar una ventana, se altera el espectro de la frecuencia de la señal. Esto permite dar una medición más acertada acerca de las características de una función en un intervalo más limitado.

La función descrita anteriormente es la ventana más común y simple, llamada ventana rectangular. (Henzel, 2005) Con esta ventana se preserva toda la onda dentro del intervalo establecido. Se pueden utilizar ventanas que describen otra función, de tal forma que se acentúa la presencia de ciertas características en la función. (Henzel, 2005) En condiciones normales, una ventana es no negativa, una función continua, de forma normal. Se puede utilizar una ventana rectangular, triangular y de otro tipo según su necesidad.

Las aplicaciones de las ventanas permiten el análisis espectral. La transformada de Fourier puede ser utilizada junto a una ventana, donde se filtran las señales según la periodicidad de la onda. (Henzel, 2005) En este caso, la frecuencia angular determina si el valor es cero u otro. En general, para la transformada de Fourier, se puede utilizar una función de ventana para reducir el espectro analizado.

Debido a la facilidad de uso, puede ser aplicado en la reducción de ruido en señales continuas. Si una señal se presenta a una frecuencia de muestreo alta y dinámica, el resultado de la medición suele tener ruido de alta frecuencia, el cual puede ser eliminado por selección subjetiva de un usuario. A pesar de que sigue una selección subjetiva, siempre se busca reducir el ruido según una característica de la onda, como su frecuencia de muestreo y la cantidad de desperdicio generado. Se puede identificar una ventana que dependa de la media del potencial medido, de tal forma que se pueda filtrar aquellas frecuencias fuera del espectro aceptable.

Las ventanas han sido aplicadas para varias condiciones, de tal forma que existen ciertas ventanas bastante conocidas que pueden ser utilizadas para filtrar funciones. En específico se dará prioridad a dos:

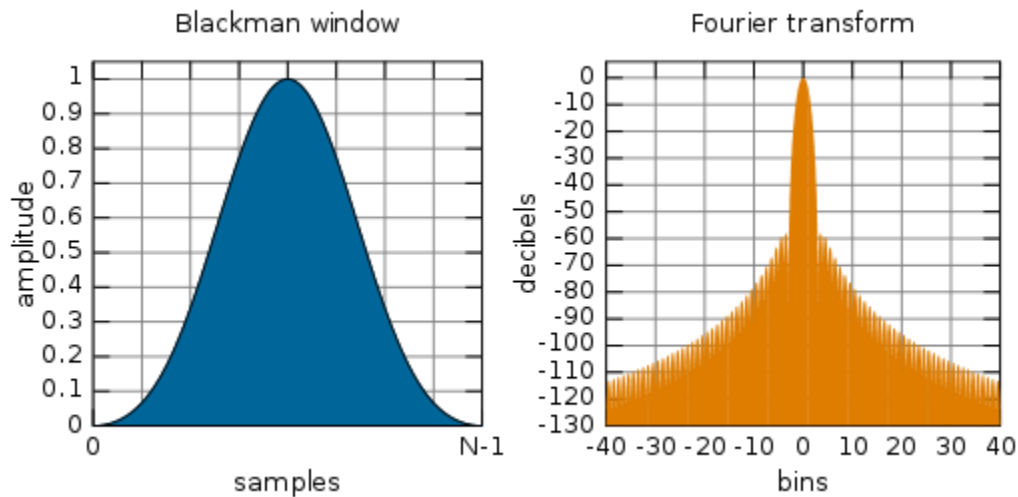
1. Blackman. La ventana de Blackman utiliza una curva normal que permite darle prioridad a las mediciones de mayor amplitud en una onda. Se define como:

$$w(n) = a_0 - a_1 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) + a_2 \cos\left(\frac{4\pi n}{N-1}\right)$$

$$a_0 = \frac{1 - \alpha}{2}; a_1 = \frac{1}{2}; a_2 = \frac{\alpha}{2}$$

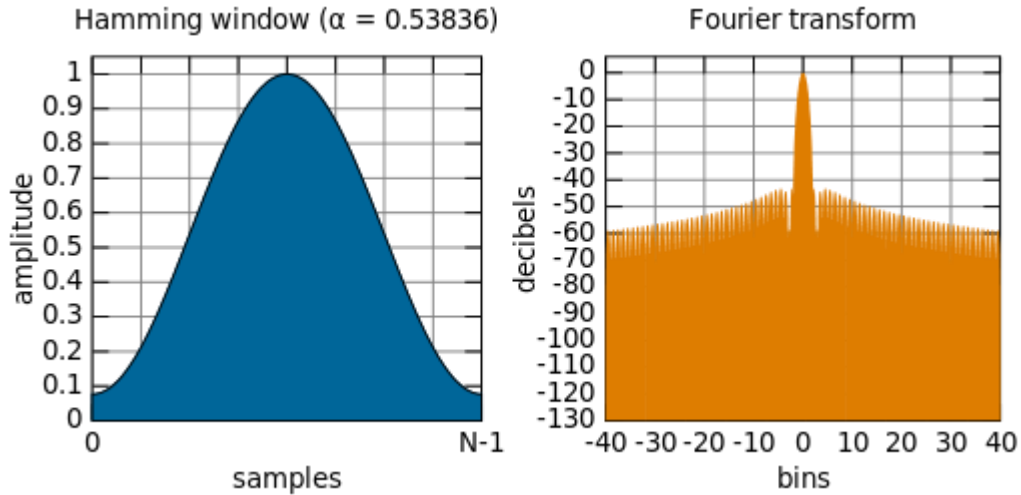
Esto permite trincar los coeficientes de las partes externas de la onda para capturar con alta precisión la parte media y de mayor intensidad. (Schmit & Creath, 1996)

Figura 22. Ventana de Blackman



2. Hamming. Esta ventana fue propuesta por Richar Hamming. La ventana está optimizada para minimizar el máximo pliegue lateral, dándole una altura menor a todas la mediciones fuera del centro de la onda. Esto permite identificar los puntos de mayor amplitud, dejando presentes el resto de puntos del espectro, pero con menor intensidad. (Schmit & Creath, 1996)

Figura 23. Ventana de Hamming



### Z. Test de Jarque-Bera

En estadística, el test de Jarque-Bera es una prueba para evaluar si un conjunto de datos presenta las características necesarias para ser considerado normal. La prueba mide el sesgo y la curtosis de los puntos, de tal forma que se pueda comparar con una distribución normal. (Gel, 2008) Si la data viene de una distribución normal, las estadísticas que provee el test de Jarque-Bera presenta un chi cuadrado asintótico con dos grados de libertad, por lo que este indicador puede ser utilizado para evaluar la hipótesis de que la data viene de una distribución normal. La hipótesis nula indica que el sesgo es cero y que la curtosis será cero.

Para pequeñas mediciones donde se utiliza el chi cuadrado, la aproximación es bastante sensible, generalmente rechazando la hipótesis nula. (Gel, 2008) La distribución de los valores P se genera a partir de la distribución uniforme y se vuelve sesgado hacia la derecha para valores P muy pequeños. El uso de esto conlleva una cantidad elevada de errores tipo 1 (falsos positivos). (Jarque & Bera, 1980) La siguiente tabla muestra los valores de P para los valores verdaderos de alpha.

**Tabla No.3.** Valores P calculados para el valor  $\alpha$  equivalente según el tamaño de la muestra

Valor $\alpha$	20	30	50	70	100
0.1	0.307	0.252	0.201	0.183	0.1560
0.05	0.1461	0.109	0.079	0.067	0.062
0.025	0.051	0.0303	0.020	0.016	0.0168
0.01	0.0064	0.0033	0.0015	0.0012	0.002

Para el análisis de regresiones lineales, el test de Jarque-Bera resulta válido. Este estimador permite calcular la validez de una regresión lineal según la cantidad de puntos que se desea acomodar y la cantidad de regresiones individuales que se busca comparar. (Büning & Thadewald, 2007)

## AA. Quiebre estructural

El test de cambio estructural es un concepto de econometría, el cual indica que existe un cambio inesperado en una serie de tiempo. Es genera errores predictivos al utilizar un modelo general para tratar de describir los puntos. (Andrews, 1993) Ocurre cuando una industria o mercado cambia sus funciones operativas. Un cambio estructural altera los parámetros de la entidad, que puede ser representado como un cambio significativo en la serie de tiempo.

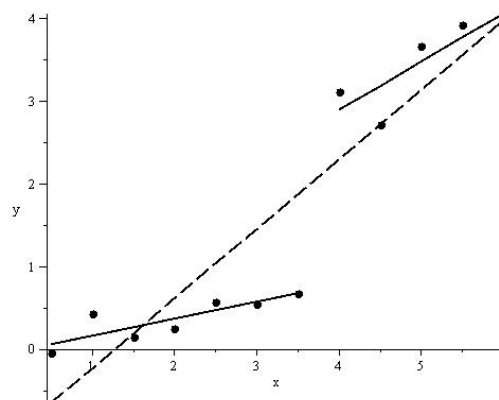
Al existir un cambio estructural, se pueden romper tendencias pasadas o teorías sobre el retorno de los valores. (Jarque & Bera, 1980) Puede suceder por factores como desarrollo económico, cambios en el capital y trabajo, cambios en el abastecimiento de recursos debido a guerras o desastres naturales, o reducción de recursos naturales, o cambios en el sistema político.

El test de quiebre estructural es utilizado en el área de la econometría para la prueba estadística de hipótesis. Esto se refiere a una hipótesis que es evaluada y es generada a base de observación, la cual está modelada por medio de un conjunto de variables aleatorias. Un test de hipótesis estadística es un método estadístico de inferencia.

Para modelos de regresión lineal, el test de Chow es utilizado para obtener un punto único de quiebre en un intervalo de tiempo conocido. Este test evalúa si los coeficientes de las regresiones lineales de ambos periodos son los mismos. (Dufour, 1982) El test de Chow no es aplicable cuando se cuenta con más de un punto de quiebre, cuando no se conoce la cantidad de puntos de quiebre, o cuando existe un quiebre en la varianza y no en la media. El test solamente se cumple para aquellos modelos donde exista un punto de quiebre y la varianza entre ambos periodos se mantenga constante. (Bai & Perron, 2002)

La siguiente figura muestra un ejemplo de quiebre estructural, de tal forma que es identificable el punto donde se segmenta en dos partes la medición. La segmentación permite acomodar dos modelos de regresión lineal a la vista macro, por lo que se puede identificar la nueva tendencia que será presentada a partir del quiebre estructural. (Toyoda, 1974)

Figura 24. Ejemplo de quiebre estructural



## BB. *Hierarchical Clustering*

En minería de datos, *hierarchical clustering* es un método de análisis de agrupaciones que permite construir una jerarquía de grupos. Generalmente se utilizan dos estrategias de agrupación, las cuales son de forma aglomerada o divisivo. (Johnson, 1967) La forma aglomerada inicia con cada uno de los puntos siendo su propio grupo, y va agrupando los puntos según las características más comunes hasta llegar a ser un solo grupo. En la forma divisiva, se inicia con un solo grupo que contiene todos los puntos y se va desglosando hasta que solamente un punto forma parte de un grupo.

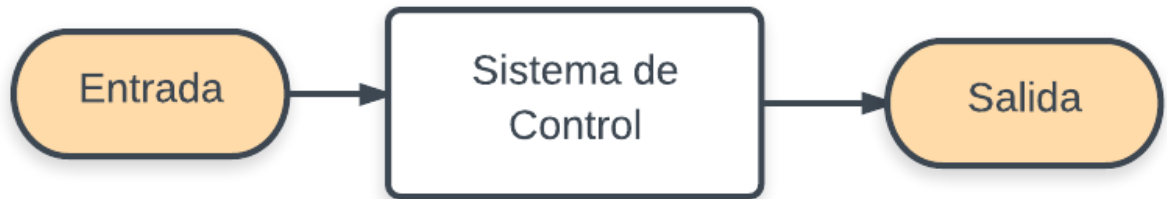
Para realizar la separación de los grupos, es necesario utilizar una métrica que permita identificar la validez de la separación, como la distancia euclidiana. Generalmente, la distancia euclidiana es utilizada para definir las agrupaciones, ya que permite dar una distancia relativa de un punto hacia sus vecinos, lo que permite identificar los puntos de agrupación. (Johnson, 1967)

## CC. Sistema de control

Sistema o conjunto de dispositivos que gestiona, controla o regula el comportamiento de otro sistema o dispositivo con el objetivo de obtener un resultado esperado. Un ejemplo natural de un sistema de control puede ser el corazón humano, el cual controla la circulación de la sangre a todo el cuerpo. Un sistema de control busca regular el comportamiento de una variable, ya sea mantenerla en un rango constante o variable según los requerimientos del sistema. El sistema de control posee distintos componentes que se listan a continuación:

- **Sensores:** En un sistema de control, un sensor se encarga de obtener datos del ambiente para ser utilizados en el sistema como variables de entrada o parámetros.
- **Controladores:** Un controlador se encarga de filtrar las variables de entrada para evitar un mal funcionamiento del sistema.
- **Actores:** El papel del actor en el sistema es de llevar a cabo una serie de procesos sobre las variables de entrada ya filtradas, lo cual podría convertirse en las variables de salida.
- **Ruido:** Cualquier perturbación que afecte el sistema o las variables de entrada.
- **Salida:** Ya procesada la información, la salida es el resultado del sistema de control, dependiendo del tipo de sistema, este puede ser exacto o inexacto.
- **Retroalimentación (Cerrado):** Según la variable de salida, puede procesar este dato para utilizarlo junto a la variable de entrada y así disminuir los errores encontrados en ejecuciones pasadas.

Figura 25. Diagrama de sistema de control abierto



Existen dos tipos de Sistemas de control:

1. **Abierto**

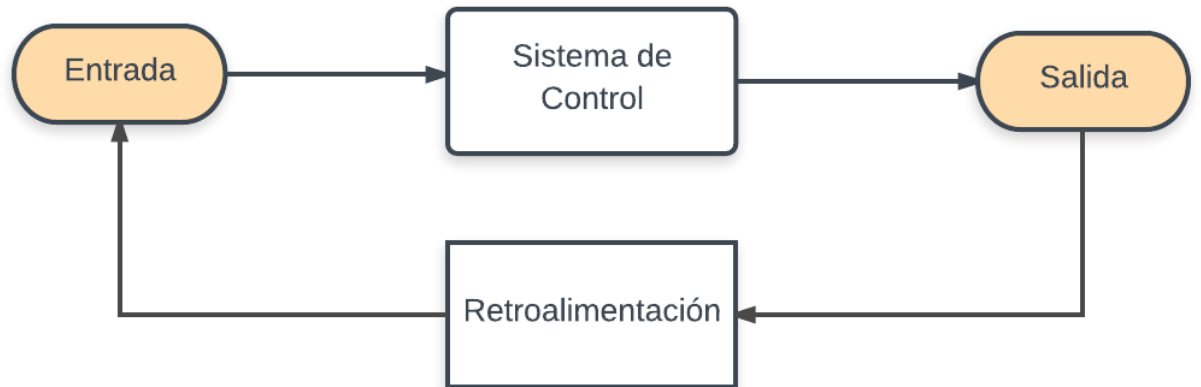
- a. Este tipo de sistema de control puede observarse en la Figura 25. Un sistema de control abierto puede distinguirse fácilmente de un sistema cerrado, puesto que la salida no afecta la entrada del sistema, por lo tanto, el sistema no es retroalimentado.
- b. Es fácil de construir.
- c. Económico.
- d. Modificable fácilmente.
- e. Debido a la poca complejidad del sistema, es generalmente estable.
- f. La salida será inexacta.
- g. Un ejemplo podría ser el tostar pan en una tostadora, donde la variable a modificar es el tiempo, al pan se le aplica una temperatura  $T$  por el tiempo que el usuario seleccionó. El resultado del pan dependerá solamente del tiempo establecido, no es posible determinar si el pan estará “muy tostado” o “poco tostado” hasta ya haber transcurrido el tiempo establecido con anterioridad.

2. **Cerrado**

- a. Un sistema de control cerrado se caracteriza por llevar a cabo un proceso de “retroalimentación” donde la salida del sistema afecta la entrada.
- b. La retroalimentación corrige los errores obtenidos en ejecuciones anteriores, además de disminuir el ruido del sistema.
- c. Automático
- d. Utiliza una mayor cantidad de recursos, lo cual vuelve complejo el sistema y requiere mantenimiento constante.

(Salim, S. N., & Control, A., 2010)

Figura 26 Diagrama de sistema de control cerrado



## DD. Tecnologías

1. *R*. *R* es un lenguaje y ambiente de desarrollo para computaciones estadísticas y gráficos de las mismas. Fue desarrollado en los laboratorios Bell por John Chambers y sus colegas. Este puede ser considerado como una implementación diferente de *S*.<sup>44</sup> *R* provee una gran variedad de técnicas de estadística, incluyendo modelación lineal y no lineal, clasificación, agrupamiento, entre otras, ya que se puede extender bastante con módulos descargables. Una de las fortalezas de *R* es la facilidad con la cual la data puede ser manipulada y guardada. Esta brinda una gran, coherente e integrada colección de herramientas intermedias para el análisis de datos.

Muchos usuarios consideran *R* como un sistema estadístico, en realidad es un ambiente en el cual técnicas de estadística pueden ser implementadas. Estas técnicas pueden ser extendidas fácilmente por medio de paquetes, de los cuales *R* viene precargado con 8 pero pueden encontrarse muchos más abiertos para descargar, los cuales cubren una gran variedad de estadística moderna.

---

<sup>44</sup> The R Foundation. (2015). What is R?. 2017, de The R Foundation Sitio web: <https://www.r-project.org/about.html>

2. *Python*. Es un lenguaje de programación orientado a objetos de alto nivel creado por Guido van Rossum. Este cuenta con muchas ventajas entre las cuales vale la pena mencionar que, debido a su sintaxis es más fácil de leer y escribir que otros programas como: C++, Java, C#. <sup>45</sup> La facilidad de la misma hace que el foco de un programa sea la solución en lugar de la escritura. Punto importante para mencionar es que es un lenguaje libre y de código abierto, por lo que se puede usar y distribuir de manera gratuita. Finalmente, el punto clave de este lenguaje es la amplia gama de librerías estandarizadas que se pueden conseguir para resolver tareas. Python tiene un gran número de estas librerías haciendo que, con una simple descarga, sea posible utilizar las mismas y no perder el tiempo en código funcional ya escrito por alguien más. En el estudio del aprendizaje de máquina, una librería importante que tiene este lenguaje es Scikit-learn.

a) *Scikit-Learn*. Este es un módulo de Python creado específicamente para la gestión de programas de aprendizaje de máquina. El proyecto fue creado en 2007 por David Cournapeau como un proyecto de verano en Google, desde ese momento muchas contribuciones voluntarias se han realizado. Tiene una amplia gama de funcionalidades y algoritmos implementados tanto de clasificación, regresión, agrupamiento, reducción de dimensionalidad, selección de modelo e incluso de preprocesamiento de datos. <sup>46</sup> En la familia de regresión, uno de todos estos algoritmos implementados es el regresor de aumento de gradiente (*Gradient Boosting Regressor*). Además de todo esto, cuenta con métodos de validación de resultados y métricas para calcular la precisión de los resultados.

Muchos de estos métodos de aprendizaje de maquina cuentan con hiper parámetros, los cuales son valores iniciales necesarios para el algoritmo que no son aprendidos directamente con los estimadores. La búsqueda exhaustiva de cuadrícula (*Exhaustive Grid Search*) que provee el método GridSearchCV de este módulo genera candidatos de una lista de valores especificados inicialmente por el usuario y realiza una validación cruzada entre las combinaciones de valores que pueden existir. Para poder encontrar a los mejores candidatos para utilizar inicialmente en un modelo y de esta manera evitar el sobreajuste en un algoritmo.

---

<sup>45</sup> Programez. (2014). *Python Programming Examples*. 2017, de Programez Sitio web: <https://www.programiz.com/python-programmin>

<sup>46</sup> Scikit-Learn. (2016). *Tuning the hyper-parameters of an estimator*. 2017, de Scikit-Learn Sitio web: [http://scikit-learn.org/stable/modules/grid\\_search.html](http://scikit-learn.org/stable/modules/grid_search.html)



## V. ANTECEDENTES

Para este proyecto resulta relevante hacer énfasis en la interacción entre humanos y computadoras. Esto con el fin de desarrollar aplicaciones que reaccionen de manera específica y personalizada para cada usuario y no de forma generalizada como sucede en la mayoría de ocasiones. En este campo, destaca la tecnología BCI (*Brain Computer Interface*), la cual busca desarrollar software que pueda interactuar en base al estado emocional del usuario. Actualmente, en el mercado se puede encontrar una gran diversidad de marcas que ofrecen tanto los dispositivos físicos (hardware) como el software necesario para poder obtener una lectura del cerebro que nos permita reconocer el estado emocional de un usuario.

El problema en torno a esta materia reside en el costo elevado que representa la adquisición de los dispositivos ya que la mayoría de las marcas disponibles en el mercado ofrecen productos con precios altos, lo cual limita el número de desarrolladores que pueden experimentar con dicha tecnología. Además, la posibilidad de trabajar en conjunto con distintas tecnologías es casi nula, debido a que cada fabricante desarrolla sus productos sobre plataformas totalmente distintas e incompatibles, lo cual hace muy complicado el intento de una combinación de varias de estas tecnologías.

Por lo anteriormente mencionado, casi ninguna de las tecnologías BCI disponibles en el mercado cuentan con la característica de ser de Código Abierto (Open Source). Esta característica es de suma importancia para esta materia, debido a que constantemente se requiere desarrollar aplicaciones muy específicas o adaptarlas según sea necesarias y la forma adecuada de hacerlo es cuando se tiene a disposición toda la documentación del diseño e implementación de dicha plataforma.

### A. Antecedentes contextuales

1. Asociación de estados emocionales inducidos con respecto a síntomas psicossomáticos por medio de listados de síntomas psicopatológicos (Prueba LSB-50). En un estudio en Costa Rica, realizada por Guadalupe Iglesia, Alejandro Castro Solano y Mercedes Fernández (2001:63-73) se tuvo como objetivo obtener evidencias de validez de la escala LSB-50 (misma que se ha utilizado en esta investigación) en una muestra de 100 adolescentes costarricenses de edades entre 15 a 20 años, de ambos sexos. Se llevaron a cabo estudios de validación cruzada e invariancia factorial para probar la adecuación de un modelo de siete factores correspondientes a las siete escalas clínicas del LSB-50 (hipersensibilidad, obsesiones-compulsiones, ansiedad, hostilidad, somatización, depresión y alteraciones del sueño). Estas muestras divididas de acuerdo con el sexo y edad de los evaluados demostraron un buen ajuste general de todos los modelos, para los factores establecidos en el LSB-50. Por lo tanto, el desarrollo de este tipo de instrumentos constituye una forma eficaz para abordar problemas de salud o la detección

temprana de algún síntoma o riesgo a desarrollar un trastorno mental.

Otro de los estudios relacionados, se realizó en la Universidad de Palermo, Argentina, un estudio donde propuso aportar evidencia sobre el LSB-50 en 1291 participantes adultos argentinos de población general, distribuidos proporcionalmente según su sexo, la edad y estado civil. Se llevó a cabo estudios de validación cruzada e invarianza factorial para determinar y examinar si las escalas de LSB-50 (hipersensibilidad, Obsesiones-compulsiones, Ansiedad, Hostilidad, Somatización, Depresión y Alteraciones del sueño) pueden realizar un *screening* (perfil) para medir síntomas psicológicos en la muestra de adultos argentinos. Los resultados de la investigación indican que el listado de síntomas breves (LSB-50) posee validez y confiabilidad para poder evaluar un riesgo psicopatológico en la población local sobre la muestra a evaluar (De la Iglesia, Castro Solano, 2015:35).

Según Logan y Goetch, (1993) investigó sobre los posibles sesgos atencionales en los pacientes con trastorno de ansiedad y depresión en la prueba de *Stroop*<sup>47</sup> modificada y tareas de tiempo de reacción (detecciones de prueba). Se le presentaban estímulos visuales de palabras, debían de leerla en voz alta y los sujetos debían de responder presionando la barra espaciadora del teclado del ordenador tan rápidamente como le sea posible después de detectar la palabra. Presentando diferentes tipos de palabras, se ha concluido que los individuos localizan la zona de palabras emocionalmente congruentes (por ejemplo, “insecto” en un sujeto con fobias a las arañas). Esto indicará que las palabras amenazantes- relevantes son detectadas más rápidamente por los sujetos ansiosos, tendiendo estos a dirigir su atención selectivamente hacia las señales de amenaza. En cuanto al tiempo de reacción de las personas con síntomas depresivos localizaban la zona de palabras con emociones (tristeza, ira) y su tiempo de reacción era más corto que los individuos que no tienen presencia de síntomas depresivos.

En cuanto a las investigaciones acerca del instrumento de Test de Atención D2 se encuentra un estudio en la Universidad de Iberoamérica, donde evaluó la atención sostenida en adultos universitarios (n=32) con un diagnóstico de déficit de atención pareados a 64 controles con las variables de, sexo, edad, tiempo de estudio y carrera. Se les aplicó el test de Atención del d2, de manera individual y un cuestionario. Entre los resultados obtenidos en esta investigación, indicaron que la muestra posee una diferencia significativa en la comparación de medias entre las dos muestras para TR, TOT y CON del test por lo que los participantes con déficit de atención presentaron resultados más bajos en la velocidad del procesamiento (TR), control atencional e inhibitorio (TOT) y la concentración (CON) de la prueba (Pawlowski, 2011:1-17).

Esta investigación hace referencia en cuanto a la importancia de evaluar a los estudiantes universitarios para descartar un diagnóstico de un posible déficit de atención e intervenir en sus procesos atencionales y no tener el riesgo en bajo rendimiento académico.

---

<sup>47</sup> Prueba en la cual se produce interferencia de una tarea que requiera la atención selectiva para realizarse.

2. Asociación de estados emocionales de alegría y tristeza, inducidos por estímulos visuales y auditivos. Se encontró un estudio de recolección de herramientas llamado “*Facial expressions of emotion: Stimuli and tests (FEEST)*”, del año 2002, da a disposición materiales que se utilizaron para experimentar el reconocimiento de expresiones faciales. Los estímulos utilizados incluyen las seis emociones básicas de las series de Ekman y Friensen, que son ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa y neutro. Se utiliza un programa informático para ejecutar la prueba POFA de Paul Ekman, y se le proporcionaban las instrucciones a cada uno de los participantes. Las imágenes se presentan con una duración de 15 segundos cada una. En una computadora, por aparte, se les pide que elijan cuál de las emociones perciben (Perrett; Sprengelmeyer, 2002: 2).

Otro estudio, con el nombre de “*A Multimodal Database for Affect Recognition and Implicit Tagging*”, del año 2012, da una base de datos multimodal registrada por estímulos afectivos, tenía como objetivo el reconocimiento de emociones. Se utilizaron grabaciones de videos faciales, se tomaron datos de miradas y señales fisiológicas. Este estudio se llevó a cabo con 27 participantes de ambos sexos y diferentes antecedentes culturales. Se realizaron dos experimentos, el primero se observaron 20 videos emociones y auto-informaron las emociones que les evocaba; en el segundo, se les mostro videos cortos e imágenes en donde se mostraba una con etiqueta de la emoción que evocaba y en otra sin etiqueta, para validar la percepción de cada participante. Los resultados mostraron los usos potenciales de las modalidades registradas y la importancia del protocolo de obtención de emociones (Soleyman; Thierry Pum, 2012: 1).

Se llevó a cabo un estudio con personas con esquizofrenia, llamado “*Sensibilidad en el Reconocimiento de Emociones Faciales Como Endofenotipo de Esquizofrenia*”, del año 2015, se determinó si personas con esquizofrenia y sus familiares de primer grado no afectados tenían un desempeño menor que los controles en la Tarea de Multitransformación de Expresiones Emocionales, que mide el reconocimiento de emociones faciales. Aquí se evidencia, que las personas con esquizofrenia y sus familiares muestran menor sensibilidad para identificar emociones que los controle (Quinteros; García; Muñoz; Rangel; Palacio, 2015: 114)

Por otro lado, el “*Estudio del tiempo de reacción ante estímulos sonoros y visuales*”, del 2011, da a conocer que el tiempo de reacción ante estímulos sonoros es menor que ante estímulos visuales. Sin embargo, aquí se planteó la hipótesis de que el TR ante estímulos visuales es más rápido ante estímulos sonoros. Se utilizó una población de 80 personas para la medición de TR comparando estos dos estímulos. Se obtuvieron resultados que mostraron que el TR medio fue significativamente menor ante estímulos visuales que estímulos sonoros y los hombres tiene menor TR que las mujeres para estímulos visuales. Por último, no se encontraron diferencias significativas según estímulos para el resto de factores (Pérez-Tejero, 2011: 149).

Por último, en “*Expresión y reconocimiento de emociones: un punto de encuentro entre evolución,*

*psicofisiológica y neurociencias*”, del año 2007, presenta en relación a la expresión y el reconocimiento de las emociones es desde el evolucionismo, la psicofisiológica y las neurociencias. Se hizo la hipótesis que las mujeres tendrían una mayor expresión facial, ante películas con un alto contenido emocional y que esta sería consistente con la emoción, además se esperaba que las mujeres también reportaran una mayor actividad fisiológica y una experiencia más intensa de la emoción observada. Los resultados demuestran que, pese a que existía diferencia sexual en la expresividad de emociones, las mujeres generaban más expresiones faciales y puntuaban más alto en expresividad emocional que los hombres (Fernández; Dufey; Mourgues, 2007: 11).

3. Asociación entre medidas corticales y estados anímicos inducidos mediante el uso de estímulos audiovisuales en jóvenes universitarios. Los estudios realizados dentro de la investigación de EEG por con potenciales evocados los cuales son realizados por medio de estímulos visuales, se puede mencionar el estudio *Interfaz Cerebro Computador basada en potenciales evocados visuales de estado estacionario: ensayos preliminares*; este fue realizado en el año 2011, presentado en el XVIII Congreso Argentino de Bioingeniería. Este estudio fue realizado por medio de potenciales evocados visualmente para lograr un estado estacionario (calma), son muy utilizados en BCI dado que requieren de tan solo un par de electrodos de EEG, no es necesario entrenamiento para su utilización, el procesamiento requerido es sencillo y se lograron altas tasas de transferencia. Se presentó un sistema de medida desarrollado para el registro y estudio de estos potenciales, para ello se utilizaron el par de electrodos O1 y O2, con el fin de validar el hardware y especificar una plataforma para la implementación futura de una BCI impregnada que prescindiera del uso de una computadora de escritorio (Tocaceli, 2011). Dicho estudio comprobó que existen distintas medidas de estos potenciales como punto de partida para el desarrollo de una BCI impregnada. Los estímulos fueron claramente diferenciados entre si y además obtuvieron una buena relación señal-ruido; estos ensayos fueron realizados sin luz-ambiente, lo que se ve reflejado en el aumento de la amplitud del potencial evocado visual.

En Lausanne, Suiza, se realizó un estudio por el Profesor Touradj Ebrahimi y su asistente, Ulrich Hoffmann, la cual contó población de 4 personas, todos estudiantes universitarios, a las cuales se les presento 30 segundos de estimulación relajada y 30 segundos de excitación por medio de un juego de computadora simple que se basa en el principio "piensa y haz que suceda sin ningún esfuerzo físico" determinado por BCI Interfaz cerebro-computadora; Su objetivo primordial fue que el juego permitiera al usuario controlar un objeto simple en la pantalla a través de su grado de relajación y así mejorar el grado de control que tiene el usuario sobre su propia conciencia de su cuerpo y mente. Ebrahimi (2002: 36) indica que el método implementado capacita a la máquina para reconocer los dos estados diferentes del cerebro relajación y excitación.

El EEG mide el potencial eléctrico de una manera no invasiva a través del cuero cabelludo y el cráneo que causa la atenuación, para cada ser humano tiene diferentes características de cabeza y cerebro, por lo

tanto, la atenuación es diferente y más amenazador o no. La medición también depende de la actividad cerebral del sujeto en sí. Si el sujeto no está concentrado en la tarea que tiene que completar durante el período de entrenamiento, si está soñando y pensando en lo que sea, la actividad cerebral medida no se puede clasificar (Ebrahimi, 2002). Por ello, para este estudio su finalidad máxima era el indagar en el conocimiento y la investigación de la actividad cerebral, además de como debe usarse para comprender el cuerpo humano y para el abordaje psicológico clínico. Los resultados arrojaron que el filtrado de resultados de ondas cerebrales durante la potencial evocado a través del juego fue alterándose conforme se iban presentando los estímulos, de estados excitatorios a calma.

Un estudio realizado por el *US National Library of Medicine* en conjunto con el *National Institutes of Health*, en base a las necesidades de las personas con dificultades motoras se dedicó a investigar la mejora del rendimiento de una interfaz de computadora cerebral (BCI) con imágenes basadas en EEG usando cambios provocados por tareas en el diámetro de la pupila, por ello, se intentó monitorear el diámetro de la pupila de una persona como un parámetro psicofisiológico, además de los canales de EEG tradicionales puede mejorar la precisión de clasificación de un BCI tipo interruptor. Se integro el estudio con 30 participantes utilizando una imagen de un motor basada en EEG típica BCI para separar las imágenes del motor, señalando la intención de movimiento, desde una condición de control de reposo.

Los resultados mostraron que al monitorear el diámetro de la pupila del usuario y usar el parámetro como una característica adicional, muestra que el rendimiento del clasificador que trata de discriminar las imágenes del motor de una condición de control, mejora sobre el enfoque tradicional usando solo las funciones derivadas de EEG. Dadas las limitaciones de EEG para construir BCI altamente confiables, postularon que los enfoques multimodales, que monitorean varios parámetros psicofisiológicos, pueden ser una estrategia exitosa para hacer BCIs más precisos y menos vulnerables a las restricciones tales como requisitos para sesiones de entrenamiento largas o alta relación señal / ruido de los canales de electrodo. (Rozado, Duenser, & Howell, 2015).

Por último, un estudio realizado por la *Discipline of Psychological Medicine and Northern Clinical School*, de la Universidad de Sydney, New South Wales en Australia, llamado *Increased theta and alpha EEG activity during nondirective meditation*, examinó los cambios EEG durante la meditación no directiva, en busca de estados de calma mental en las personas. El paradigma de investigación involucró 20 minutos de meditación, donde se les pidió a los sujetos que cerraran sus ojos y adoptaran su técnica de meditación normal, así como una condición de reposo silencioso de 20 minutos por separado donde se les pidió a los sujetos que cerraran los ojos y se sentaran en silencio. un estado de descanso. Ambas condiciones se completaron en la misma sesión experimental con un descanso de 15 minutos en el medio. Se encontró un aumento significativo de onda theta para la condición de meditación cuando se promedió en todas las regiones del cerebro. En un examen más detallado, se encontró que theta fue significativamente mayor en las regiones frontal y temporal central en comparación con la región posterior. También hubo un aumento

significativo en la potencia alfa en la condición de meditación en comparación con la condición de descanso, cuando se promedió en todas las regiones del cerebro, y se encontró que el alfa era significativamente mayor en la región posterior en comparación con la región frontal. Estos hallazgos sugieren que las técnicas de meditación no directivas alteran los patrones de EEG alfa y theta significativamente más que la relajación regular, de una manera tal vez similar a los métodos basados en la atención plena o la concentración.

Por lo tanto, se tomó en consideración como precedente este tipo de estudios en poblaciones específicas y su estudio con potenciales evocados visuales de un estado de calma, lo cual sienta las bases para la experimentación realizada por el equipo EMOTRIX y la capacidad para medir estados de relajación por medio de potenciales evocados tanto visuales como auditivos.

## VI. METODOLOGÍA

Como grupo de Emotrix, se tuvieron reuniones semanalmente, alternando entre una reunión virtual mediante Hangouts o Skype, principalmente para verificar el estado de las tareas pendientes o definición de nuevas tareas y una reunión presencial cuyo enfoque consiste en la definición de las siguientes tareas o actividades a realizar con plazo de 1 o 2 semanas. El control de tareas y actividades se planificó de esa forma para poder cumplir tanto con los objetivos específicos a corto plazo y grupalmente cumplir los objetivos generales. Por ende, se buscó llevar el control de todas las tareas pendientes, para la realización y cumplimiento de los tres objetivos específicos definidos para este módulo. Como controlador de versiones durante el desarrollo de software se utilizó GIT y como repositorio Github. La combinación de ambos proporciona una herramienta muy útil para dar seguimiento a versiones del desarrollo de este módulo. Cabe destacar que cada uno de los módulos tenía un ambiente de desarrollo dentro del repositorio.

Las tecnologías utilizadas por cada estudiante variaron según el módulo que le correspondía. Para tales fines, se utilizaron las siguientes tecnologías:

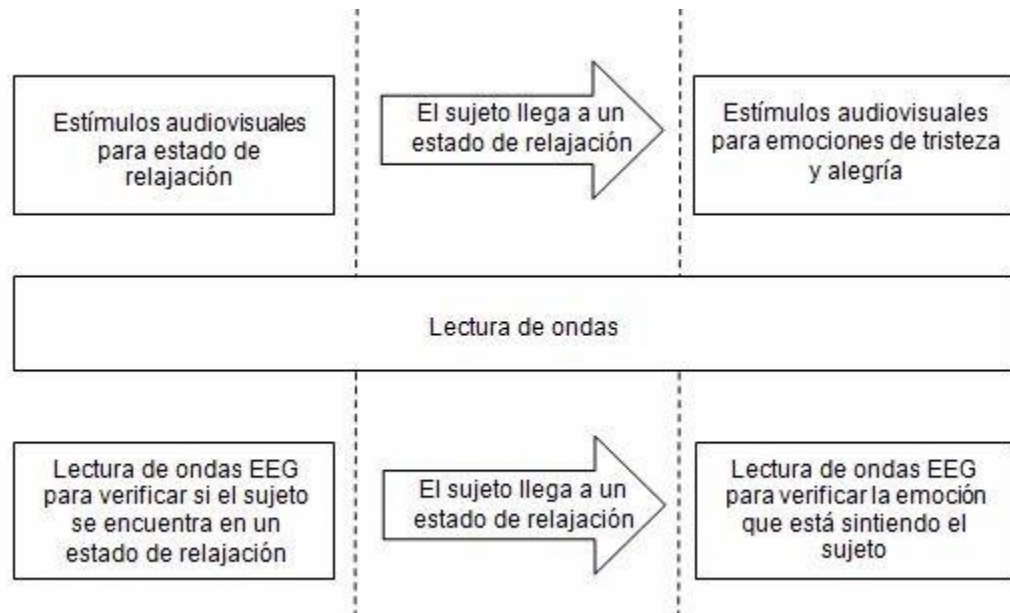
### A. Síntesis y conceptualización

Con base en las reuniones virtuales y presenciales, tanto de parte de los estudiantes como directores de carrera involucrados, se delimitaron los temas principales y procesos a mejorar para la experimentación del proyecto en el Centro Integral de Psicología Aplicada (CIPA).

### B. Elaboración de módulos

Para poder cubrir las distintas áreas, se propusieron distintos módulos, así como los alcances y los objetivos de los mismos. En la Figura 26 se muestra un diagrama que pretende mostrar de forma general la separación de módulos y descripción del flujo general del proyecto.

Figura 26. Módulos y procesos del megaproyecto

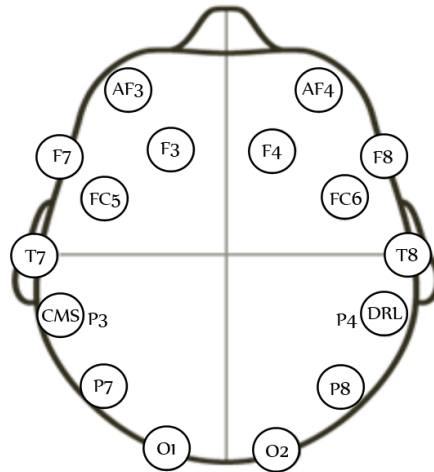


### C. Herramientas utilizadas

1. Consentimiento informado: es un instrumento en donde se detalla la información sobre los objetivos y la finalidad del experimento. Si el participante acepta, se podrá proseguir con el experimento.
2. Prueba LSB-50: es un instrumento clínico cuya finalidad es la identificación y valoración de síntomas psicológicos y psicosomáticos en adultos. Esta prueba se aplicará una semana antes de la aplicación al experimento.
3. Réplica de Prueba IAPS: la Prueba IAPS es una prueba que aporta un conjunto estandarizado de fotografía en color, con capacidad de evocar emociones y cuyos contenidos recorren un amplio abanico de categorías. La réplica de esta prueba consistió en tomar fotografías de varias personas ajenas a la experimentación en donde se evoquen distintas emociones (alegría, tristeza, asco, enojo, ira, sorpresa y neutro).
4. Test D2: es una evaluación con tiempo limitado la cual evalúa la atención selectiva, informando acerca de la velocidad y la precisión junto con otros aspectos importantes como son la estabilidad, la fatiga y la eficacia de la inhibición de la atención. Esta prueba se aplicó dos semanas antes de la aplicación de la Fase 2 (fase de inducción de estados de ánimo y análisis de micro expresiones).
5. EMOTIV: *Headset* o casco para la lectura de ondas electroencefalográficas (EEG) para la detección y medición de un estado de relajación y de emociones. Se leyeron ondas EEG de los

electrodos AF3, AF4, F3, F4, O1 y O2, ubicados según la Figura 27.

Figura 27. Electrodo que posee el casco Emotiv EPOC.



6. Estímulos auditivos y visuales: estos estímulos se utilizarán como herramienta para inducir al sujeto en estado de relajación, así como emociones. En el caso de los estímulos visuales se utilizaron una presentación de colores para el estado de relajación y para estimular emociones se utilizaron las fotografías de la réplica de la prueba IAPS. En el caso de los estímulos auditivos, se utilizó música binaural para estimular el estado de relajación y para estimular emociones se utilizaron fragmentos de canciones que ya estaban categorizadas con la emoción que provocan.

#### D. Ejecución del proceso

Para hacer uso de estas herramientas y obtener datos del entrenamiento de algoritmos se convocó a cincuenta estudiantes universitarios de la Universidad Del Valle de Guatemala, con edades entre 18 y 30 años a participar.

#### E. Módulo de Asociación de estados emocionales inducidos con respecto a síntomas psicossomáticos por medio de listados de síntomas psicopatológicos (Prueba LSB-50)

1. Cuestionario de medición de Síntomas Psicológicos y Psicósomáticos: el Listado de Síntomas breve (LSB-50). Autores: Luis de Rivera y Manuel R. Abuín, 2012 by TEA Ediciones, S.A. Entre los rangos psicopatológicos de los síntomas la LSB-50 distingue los síntomas de primer rango y de segundo rango, diferenciándose entre sí de acuerdo a los criterios clínicos y psicométricos. Los síntomas de primer rango se definen como aquellos que están caracterizados por su alta importancia en el ajuste o bienestar personal y social; desde el punto de vista psicométrico de una población general. Los síntomas de segundo rango están caracterizados, clínicamente, por no estar necesariamente relacionados con un desajuste personal, social y laboral significativo y psicométrico de una población general entre sujetos sanos y enfermos (TEA, 2016:34-56)

El instrumento elaborado, Listado Breve de Síntomas (LSB-50), está formado por 50 ítems descriptivos de cuya finalidad es la identificación y valoración de síntomas psicológicos y psicósomáticos en adultos. Entre los índices generales que examina la prueba, hace énfasis en el nivel de sufrimiento de la persona. Esto se compone por; Índice global de severidad (GLOBAL): evalúa el nivel de intensidad del sufrimiento psíquico y psicósomático. Número de síntomas presentes (NUM): señala el número de síntomas que presenta el evaluado. Índice intensidad (INT): examina la severidad o intensidad de los síntomas que el sujeto afirma tener. (TEA, 2012:34-56)

El LSB-50 comprende de ocho escalas clínicas Hipersensibilidad, Obsesiones- Compulsiones, Ansiedad, Hostilidad, Somatizaciones, Depresión y Alteraciones del Sueño estricto y sueño amplio y riesgo psicopatológico y dos escalas de validez, minimización y magnificación. Las escalas y subescalas clínicas escriben el perfil psicopatológico del paciente:

Psicorreactividad (Pr): evalúa la sensibilidad en la percepción de uno mismo con relación a los demás y de la propia imagen. Está compuesta por 7 ítems que se refieren a la sensibilidad tanto personal como intrapersonal

1. Subescala Hipersensibilidad (Hp) se refiere a la sensibilidad tanto interpersonal como intrapersonal,

2. Subescala de Obsesión-compulsión (Ob): se refiere a las obsesiones, dudas continuas como los rituales y compulsiones.

Ansiedad (An): indaga acerca de los síntomas de pánico, trastornos de ansiedad generalizada y fobias

Hostilidad (Hs): interroga sobre comportamientos vinculados a la agresividad, rabia, ira, resentimiento.

Somatización (Sm): evalúa síntomas somáticos que tienen base en problemas psicológicos o médicos.

Depresión (De): examina los síntomas relacionados con escasa energía, culpa, tristeza, desesperanza, anhedonia.

Alteraciones de sueño (Su): examina posibles dificultades de sueño desde la perspectiva de la salud y bienestar.

Alteraciones del sueño ampliada (Su-A): examina los ítems de sueño junto con los ítems de ansiedad y

depresión que tienen relación relevante con el factor de sueño.

Índice de riesgo psicopatológico (IRPsi): examina la probabilidad de aparición e intensidad de síntomas en la población general no clínica es baja, mientras que, en la población psiquiátrica ambulatoria tiene una alta probabilidad de aparición y una alta intensidad de síntomas.

**Tabla No.4.** *Ficha técnica del listado de Síntomas breve (LSB-50).*

<b>Autores</b>	Luis de Rivera y Manuel R. Abuín
<b>Procedencia</b>	TEA Ediciones, S.A.
<b>Aplicación</b>	Individual y colectiva
<b>Duración</b>	5 a 10 minutos
<b>Finalidad</b>	Identificación y valoración de síntomas psicológicos y psicosomáticos
<b>Baremación</b>	Baremos de población general, muestra odontológica y muestra clínica psicopatológica

*Nota: Elaboración propia, a partir de datos consultados en el manual. Para usos prácticos de este proyecto, se evaluó a la muestra N=50 con el Baremo de población general.*

2. Test de atención D2. El d2 es una medida concisa de la atención selectiva y de la concentración mental. El constructo de atención y concentración alude a una selección de estímulos enfocada de modo continuo a un resultado. En particular, la atención selectiva puede definirse como la capacidad para centrarse en uno o dos estímulos importantes, mientras se suprime de la consciencia otros estímulos distractores.

El constructo de vigilancia o atención selectiva está relacionado con la atención selectiva ya que se refiere a la capacidad de mantener una actividad atencional por un periodo de tiempo.

La parte central de estos procesos es la capacidad para atender selectivamente a ciertos aspectos relevantes de una tarea mientras se ignoran los irrelevantes y además hacerlo de forma rápida y precisa.

El d2 supone una actividad de una concentración<sup>48</sup> con respecto a estímulos visuales. Estos dos aspectos, se reflejan en tres componentes de la conducta atencional:

1. La velocidad o cantidad de trabajo, esto es, el número de estímulos que se han procesado en un determinado tiempo.
2. La calidad del trabajo, esto es, la precisión que está inversamente relacionado con la tasa de errores un aspecto del control de la atención
3. La relación entre la velocidad y la precisión, lo que permite establecer conclusiones tanto sobre el comportamiento como sobre el grado de actividad, la estabilidad, y la consistencia, la fatiga y la eficacia de la inhibición atencional.

El test mide la velocidad de procesamiento, el seguimiento de instrucciones y la ejecución en una tarea de discriminación de estímulos visuales similares y que, por tanto, permite la estimación de la atención y concentración de una persona de 8 a 60 años de edad.

Las puntuaciones resultantes son:

1. Total de respuestas (TR): es el número de elementos intentados en las 14 líneas. Mide el número total de elementos que se procesan. Dicha medida puede indicar una distribución de la atención, ya sea selectiva y sostenida junto a la velocidad de procesamiento.
2. Total de aciertos (TA): número de elementos relevantes correctos.
3. Omisiones (O): es el número de elementos relevantes intentados, pero no marcados.
4. Comisiones (C): número de elementos irrelevantes marcados.
5. Total de efectividad en la prueba (TOT): mide el control atencional e inhibitorio y la relación entre la velocidad y la precisión.
6. Índice de concentración (CON): mide la concentración, se puede observar, se puede observar con el número de elementos relevantes correctamente marcados menos el número de comisiones. Se observa el balance que tiene el sujeto entre velocidad y precisión en la actuación de los sujetos.
7. Variación (VAR): Evalúa la estabilidad y consistencia en el tiempo de diferentes trabajos de la actuación que se tuvo en toda la prueba (Brickenkamp, 1962:10-18)

---

<sup>48</sup> Ver glosario

**Tabla No.5.** la ficha técnica del test de atención d2 creado por Rolf Brickenkamp, 1962 adaptado por TEA Ediciones, S.A.

Autor	<i>Rolf Brickenkamp, 1962</i>
Procedencia	Hogrefe y Huber Publishers, Alemania
Adaptación Española	Nicolás Seisdedos Cubero, TEA Ediciones, S.A
Aplicación	Individual y colectiva
Duración	8 a 10 minutos
Finalidad	Evaluación de aspectos de la atención selectiva y de la concentración
Baremación	Baremos de población general de 8 a 18 años y de adultos de 19 a 88 años, en puntuaciones centiles y típicas.

*Fuente: Elaboración propia, a partir de manual de D2*

Es importante mencionar que los participantes N=50 fueron evaluados con baremos en varones y mujeres de 17 a 18 años, de 19 a 23 años y de 24 a 30 años.

### 3. Pregunta de investigación

¿Cuál es el perfil atencional y psicossomático de los participantes en el estudio?

### 4. Hipótesis

A partir de la intervención planteada, se establecieron las siguientes intervenciones:

H<sub>1</sub> nula: existe diferencia significativa en la muestra del perfil psicossomático y el sexo de los participantes

H<sub>1</sub> alternativa: No existe diferencia significativa en la muestra del perfil psicossomático y el sexo de los participantes.

H<sub>2</sub>: Se espera encontrar una relación significativa entre el nivel atencional y el sexo de los participantes.

H<sub>2</sub>: No se encontró relación significativa entre el nivel atencional y el sexo de los participantes.

F. Módulo de Asociación de estados emocionales de alegría y tristeza, inducidos por estímulos visuales y auditivos.

1. Estímulos auditivos y visuales. Un programa de computadora hizo correr un video con 70 imágenes de caras, las cuales eran 10 de alegría, 10 de tristeza, 10 enojo, 10 de sorpresa, 10 de asco, 10 de ira y 10 neutrales. Por cuestión de cantidad solo se tomó en cuenta los estímulos de alegría, tristeza y neutro.

Las caras eran presentadas cada 15 segundos, no tenían un orden específico y se le daba tiempo a cada participante de seleccionar la emoción que se les evocaba o percibían.

Cuando el sujeto era llevado a la clínica 1 de las instalaciones de CIPA, se le daban instrucciones claras sobre lo que tenía que hacer, junto a ello se le daba un teclado que contaba con las emociones de alegría, tristeza y otro (neutro), para que pudiera validar las emociones le evocaban dichos estímulos presentados. Se dieron solo estas tres opciones debido a que desde un principio solo se tenían contempladas estas emociones.

Por otro lado, con los estímulos auditivos, un programa de computadora hizo correr 24 canciones de 15 segundos cada una. Estas emociones son, al igual que el anterior, alegría, tristeza y neutro. Las canciones de cada emoción fueron seleccionadas de una base de datos musical, de la Universidad del Valle, cuyo autor es Pablo Estrada de la Facultad de Ingeniería en Computación y Tecnología.

2. Pregunta de investigación. ¿Es posible establecer diferencias en los tiempos de reacción y tasas de aciertos, a partir en función del perfil psicossomático y atencional de los participantes, mediante los estímulos auditivos y visuales?

3. Hipótesis. A partir de la fase de experimentación se formulan las siguientes predicciones:

H1: Existen diferencias significativas en el TR de las expresiones faciales de alegría, tristeza y neutro en función del perfil psicossomático y el sexo de los participantes, en estímulos auditivos y visual.

H2: Existen diferencias significativas en la RT de las expresiones faciales de alegría, tristeza y neutro en función del perfil psicossomático y el sexo de los participantes, en estímulos auditivos y visual.

H3: Existen diferencias significativas en el TR de las expresiones faciales de alegría, tristeza y neutro en función del perfil atencional y el sexo de los participantes, en estímulos auditivos y visual.

H4: Existen diferencias significativas en la RT de las expresiones faciales de alegría, tristeza y neutro en función del perfil atencional y el sexo de los participantes, en estímulos auditivos y visual.

## G. Módulo de Asociación entre medidas corticales y estados anímicos inducidos mediante el uso de estímulos audiovisuales en jóvenes universitarios

1. Estímulos auditivos y visuales. Un programa de computadora permitió la aplicación de un video con 7 colores distintos; morado, azul, celeste, verde, lila, negro y blanco, los cuales según la literatura consultada (citar) evocan estados relajados en la mayoría de sujetos. Son colores sedantes que aportan tranquilidad e incitan a la relajación. El verde, azul y violeta tienen un efecto de sedación y paz para la mente. Son ideales pues transmiten calma, sinceridad y responsabilidad. El verde de la naturaleza, el azul profundo del cielo, el violeta elegante de las flores, todos ellos llevan el mensaje de curación emocional. Ideales para poner en las paredes de sitios donde queramos abandonarnos al relax. RVA es la composición del color en términos de la intensidad de los colores primarios de la luz, los utilizados fueron: #000000, #6B28AB, #4556C8, #6EB0DC, #6EDCA8, #8378B3 y #FFFFFF.

Por otro lado, con los estímulos auditivos, un programa de computadora aplicó una pista musical durante el lapso de 300 segundos cada una. Las pistas utilizaron sonidos binaurales de forma que pudieran estimular el estado de relajación en cada sujeto.

2. Medición de Emotiv. La medición se realizó con la utilización del EPOC de Emotiv, el sistema se adaptó para el control de los electrodos ubicados en la corteza cerebral de dos áreas; área fronto polar, estos fueron los electrodos AF3 Y AF4, y el área occipital con los electrodos O1 y O2.

La presentación de resultados incluyó tres variables: a) segundos totales de presentación de onda alfa durante los 300 segundos; b) primer segundo donde se presentó la onda alfa y por último, c) el segundo donde inicio la dominancia (cerebral) y permanencia de la onda alfa durante el resto de la presentación de estímulos. Para cada sujeto resultaron datos de cada variable por cada electrodo (AF3, AF4, F3, F4, O1 y O2). Ver sección de resultados para este módulo.

3. Pregunta de investigación. ¿La inducción del estado del animo a partir de estímulos visuales y auditivos, varía en función del perfil psicossomático y el perfil atencional en estudiantes universitarios, utilizando medidas electroencefalográficas?

4. Hipótesis. Para responder a la pregunta de investigación se formularon las siguientes hipótesis:

H1: Los participantes presentan ondas alfa ante estímulos musicales predominando en las derivaciones

frontales AF3 y AF4.

H2: Los participantes presentaran ondas alfa ante estímulos por colores de orientación relajante predominando en las derivaciones occipitales O1 y O2.

H3: La aparición de la onda alfa ante estímulos musicales (relajantes) se muestra más con mayor rapidez en las derivaciones frontales AF3 y AF4.

H4: La aparición de la onda alfa ante estímulos visuales (relajantes) se mostrarán más rápido en las derivaciones occipitales O1 y O2.

H5: Los participantes presentan una secuencia de segundos dominante de ondas alfa durante la presentación de estímulos auditivos predominantes en las derivaciones AF3 Y AF4.

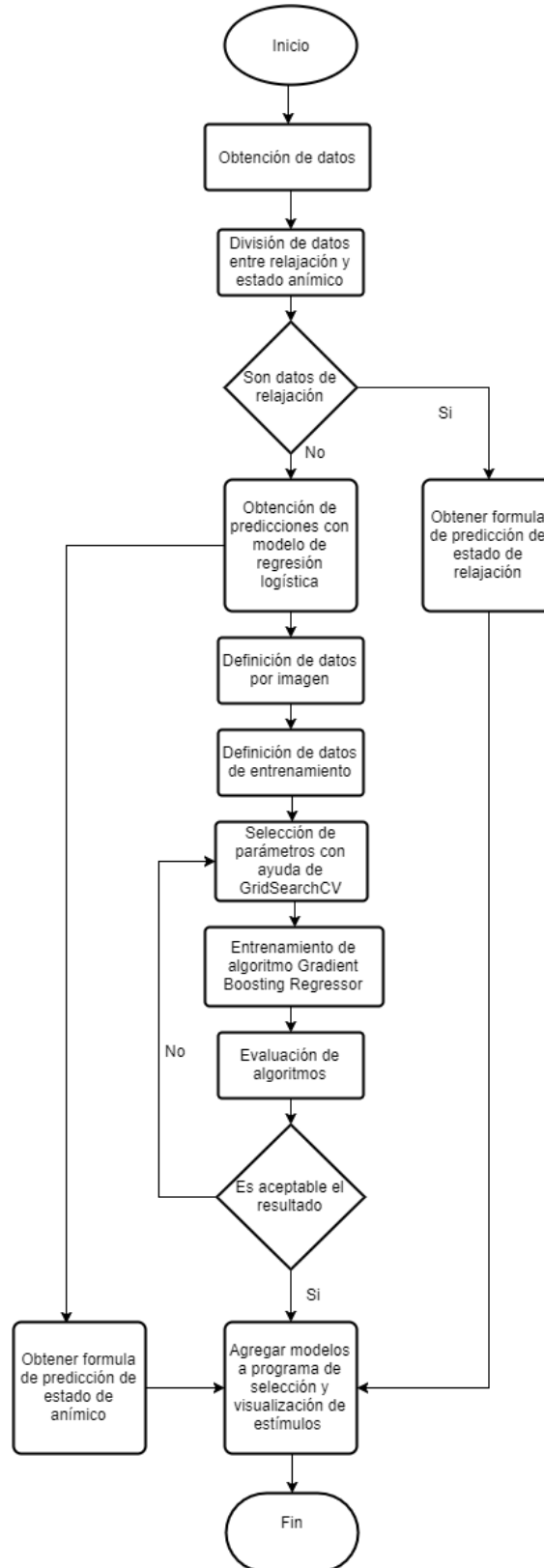
H6: Los participantes presentaran una secuencia dominante de onda alfa durante la presentación de estímulos visuales predominantes en las derivaciones O1 y O2.

H7: Existe mayor predominancia en la presencia de la onda alfa en hemisferio derecho que en el hemisferio izquierdo por el tipo de estímulos que recibió (música y colores).

## H. Módulo de Estimulación de estados anímicos mediante componentes visuales

Para la obtención de datos como consecuencia de estímulos visuales se tomó en cuenta la primera mitad de esta población y, para los estímulos auditivos, a la otra mitad. Con lo anterior se persiguió que solo existiera un estímulo afectando el estado anímico del sujeto en un mismo momento. El proceso de implementación del algoritmo para la selección adecuada de estímulos visuales se describe en la Figura. 8.

Figura 28. Diagrama de flujo para división de datos por imagen.



1. Experimentación. La primera parte de la experimentación consistió en reunir a los 50 estudiantes anteriormente mencionados y se les realizó la prueba LSB50, con el fin de determinar si el estudiante sufría de algún trastorno psicológico -hipersensibilidad, obsesión, ansiedad, hostilidad, somatización o depresión, entre otros-. La segunda parte de la experimentación se realizó nuevamente con los 50 estudiantes de la Universidad del Valle de Guatemala. En esta parte de la experimentación se dividió a la totalidad de estudiantes en dos grupos de 25 personas cada uno para poder experimentar con un grupo los estímulos visuales y con el otro los estímulos auditivos. Se realizó cada estímulo de forma separada dado que, si se estimulaba de forma simultánea -mezclando estímulos auditivos y visuales-, no se sabría cuál de los dos estaba generando la estimulación en el individuo. Para cada uno de los dos grupos, la experimentación se dividió en dos partes: la primera buscaba llevar al sujeto a un estado de relajación y, la segunda, quería estimular en él emociones básicas -alegría, tristeza, ira, asco, enojo, sorpresa y una emoción neutral-. Para la segunda parte el sujeto debía de indicar qué tipo de emoción estaba sintiendo, utilizando como método de entrada diferentes teclas con uso específico: alegría, tristeza y otro.

En el caso de los estímulos visuales, se realizó un experimento en el cual se comenzaba mostrando una serie de colores durante 5 minutos, tomando 15 segundos para cada color. Estos colores iban cambiando, se difuminó cada uno de ellos hasta llegar al siguiente color. Posteriormente, continuaba con la estimulación de emociones con la cual se buscaba presentarle al sujeto 10 imágenes distintas de cada una de las emociones básicas (alegría, tristeza, ira, asco, enojo, sorpresa y una emoción neutral), teniendo una duración de 5 segundos cada imagen. Con lo anterior se buscaba que el sujeto presionara un botón dependiendo de la emoción que la imagen estimulara en él. Esto sin saber qué emoción trataba de estimular la imagen.

En lo que respecta a los estímulos auditivos se realizó un experimento en el cual se reproducía durante 5 minutos música binaural con el fin de relajar al sujeto. Luego, para la parte específica de emociones, se reproducía un fragmento de una canción durante 15 segundos, la cual estaba asociada a una de las siguientes 4 emociones básicas: enojo, alegría, tristeza y miedo. Este proceso se repitió 7 veces consecutivas. El sujeto, al igual que en la parte anterior del experimento, debía presionar un botón dependiendo la emoción que estimulaba el sonido en él.

2. Preprocesamiento de datos. En esta etapa se realizó una separación de los datos obtenidos para poder distinguir entre los datos de relajación y los datos de los estados anímicos. Después de contar con esta separación, se le aplicó un filtro de pasa banda a cada registro de la data obtenida, filtrando frecuencias de ondas de 0.1 a 30 Hz, las cuales son las frecuencias a las que oscilan las cuatro ondas EEG. Al tener la data filtrada se realizaron las predicciones con los datos de los estados anímicos y con ayuda del modelo de regresión logística realizado por el módulo: Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza.

Teniendo el resultado de estas predicciones en forma de un valor numérico específico entre 1 y 0 - siendo cualquier dato cercano a 1, una posibilidad mayor que el sujeto estuviera experimentando felicidad y cualquier dato cercano a 0 siendo una posibilidad mayor que el sujeto estuviera experimentado tristeza-, se realizó una diferencia de valores por cada 10 registros que existieran. Es decir que, si existiesen 50 registros, la diferencia antes mencionada sería entre el registro 1 y el registro 10, entre el registro 11 y el registro 20 y así sucesivamente. Esto se realizó con el propósito de tener un indicador de qué impacto tenía cierta imagen en un momento en el cual el sujeto se encontrará en un estado de felicidad o tristeza X. A la vez, provocó una unión ya que se eliminaron todos los registros del 2 al 10 y se mantuvo solamente el valor inicial del registro 1. Posterior a esta división se hizo una unión de datos, en la cual se le agregaron las características que se obtuvieron de la prueba LSB50 para cada sujeto y los resultados de cada registro que contenía el estado inicial de la persona y la diferencia antes mencionada.

3. Definición de datos de entrenamiento. Con todos estos datos unidos se definió la data necesaria para entrenar el algoritmo y realizar la validación cruzada del mismo. En total, la cantidad de muestras observables para cada imagen se puede encontrar en la Tabla No. 1. Se hizo una división del 70% de datos de entrenamiento y 30% de datos de prueba.

**Tabla No.6.** Cantidad de muestras por imagen.

<b>Imagen</b>	<b>Cantidad de observaciones</b>
Imagen 1, asco	5593
Imagen 2, enojo	5630
Imagen 3, felicidad	5621
Imagen 4, ira	5610
Imagen 5, neutro	5648
Imagen 6, sorpresa	5571
Imagen 7, tristeza	5605
Imagen 8, asco	5617
Imagen 9, enojo	5638
Imagen 10, felicidad	5640
Imagen 11, ira	5624
Imagen 12, neutro	5633
Imagen 13, sorpresa	5621
Imagen 14, tristeza	5624
Imagen 15, asco	5636
Imagen 16, enojo	5656
Imagen 17, felicidad	5611
Imagen 18, ira	5638
Imagen 19, neutro	5610
Imagen 20, sorpresa	5599
Imagen 21, tristeza	5598

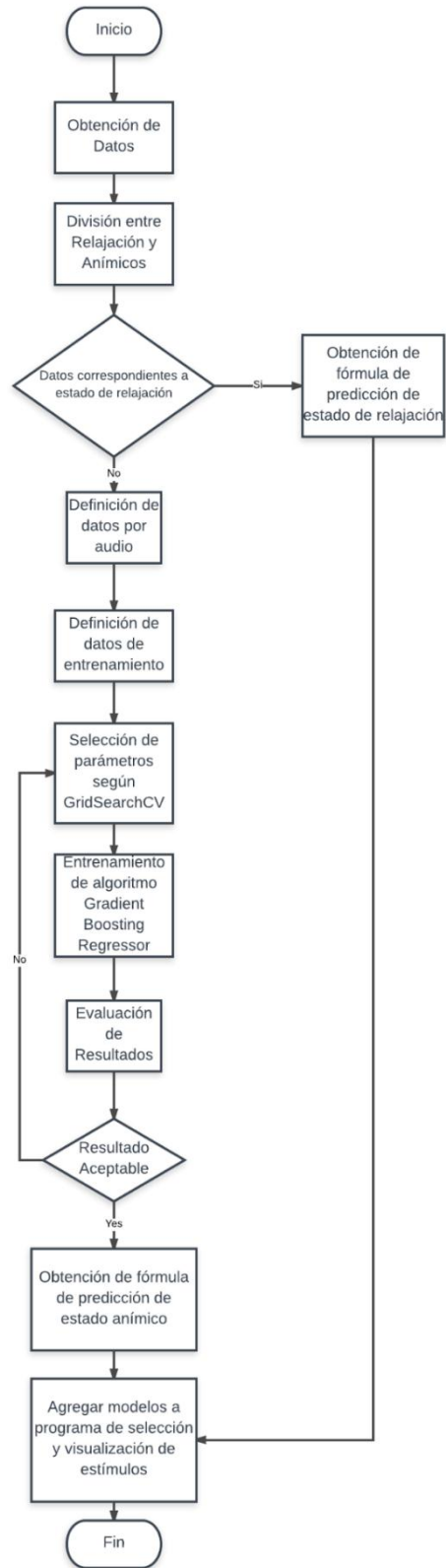
<b>continuación Tabla 6</b>	
<b>Imagen</b>	<b>Cantidad de observaciones</b>
Imagen 22, asco	5652
Imagen 23, enojo	5668
Imagen 24, felicidad	5615
Imagen 25, ira	5618
Imagen 26, neutro	5615
Imagen 27, sorpresa	5628
Imagen 28, tristeza	5621
Imagen 29, asco	5594
Imagen 30, enojo	5523
Imagen 31, felicidad	5588
Imagen 32, ira	5604
Imagen 33, neutro	5627
Imagen 34, sorpresa	5683
Imagen 35, tristeza	5655
Imagen 36, asco	5629
Imagen 37, enojo	5636
Imagen 38, felicidad	5651
Imagen 39, ira	5640
Imagen 40, neutro	5646
Imagen 41, sorpresa	5618
Imagen 42, tristeza	5625
Imagen 43, asco	5616
Imagen 44, enojo	5610
Imagen 45, felicidad	5615
Imagen 46, ira	5625
Imagen 47, neutro	5646
Imagen 48, sorpresa	5630
Imagen 49, tristeza	5616
Imagen 50, asco	5609
Imagen 51, enojo	5583
Imagen 52, felicidad	5610
Imagen 53, ira	5629
Imagen 54, neutro	5584
Imagen 55, sorpresa	5640
Imagen 56, tristeza	5608
Imagen 57, asco	5613
Imagen 58, enojo	5619
Imagen 59, felicidad	5622
Imagen 60, ira	5610
Imagen 61, neutro	5605
Imagen 62, sorpresa	5620
Imagen 63, tristeza	5629

<b>continuación Tabla 6</b>	
<b>Imagen</b>	<b>Cantidad de observaciones</b>
Imagen 64, asco	5585
Imagen 65, enojo	5625
Imagen 66, felicidad	5657
Imagen 67, ira	5632
Imagen 68, neutro	5651
Imagen 69, sorpresa	5647
Imagen 70, tristeza	5620

I. Módulo de Estimulación de emociones e inducción al estado de relajación mediante componentes auditivos

Se propone el siguiente proceso ilustrado en la figura 29 para explicar la implementación de algoritmos de aprendizaje de máquina.

Fig. 29 Proceso ilustrador de la implementación de algoritmos de aprendizaje de máquina



1. Experimentación La primera parte de la experimentación consistió en reunir a 50 estudiantes anteriormente mencionados que cumplieran con los requerimientos base. Luego se prosiguió a realizar la prueba LSB-50 y D2, con el fin de determinar si el estudiante sufría de algún trastorno psicológico -hipersensibilidad, obsesión, ansiedad, hostilidad, somatización o depresión, entre otros- y/o y el nivel de concentración y atención selectiva en una tarea determinada. La segunda parte de la experimentación se realizó del CIPA con los mismos 50 estudiantes, divididos en 2 grupos iguales, al primer grupo les fueron presentados estímulos visuales y al segundo grupo, estímulos auditivos. Esta división se debe al hecho que si se hubieran realizado ambas presentaciones de estímulos simultáneamente no hubiera sido posible determinar cuál de los estímulos inducía al paciente a un estado anímico. Cada experimentación tanto visual como auditiva, consistía de 2 partes: La primera correspondía a la inducción del estado de relajación y la segunda la presentación de medios para estimular alguna emoción, en el caso de los estímulos auditivos las emociones a inducir corresponden a alegría, tristeza, asco y miedo. A cada usuario se le fue provisto un teclado para que le fuese posible indicar cuál de las emociones sentía en ese momento, cabe mencionar que las emociones indicadas en el teclado eran solamente 3: alegría, tristeza y “otra”. En el caso de los estímulos auditivos el primer audio que se utilizó para estimular al usuario tenía una duración de 5 minutos y era un sonido binaural que induce a un estado de relajación. Al finalizar este primer audio, la experimentación continuaba con una presentación de una secuencia de audios de 15 segundos cada uno, este no seguía un orden exacto para que el usuario no respondiera según el patrón. Cada audio de esta última secuencia se presentaba inicialmente sin sonido y se graduaba hasta un volumen ya determinado, de igual manera para el cambio de audio, se “difuminaba” el sonido hasta que no hubiera ningún estímulo y así pudiera continuar la secuencia. Esta última secuencia tenía una duración de 7 minutos, teniendo un total de 12 minutos por experimentación. Cada audio correspondía a una emoción -alegría, tristeza, miedo y enojo- que había sido previamente catalogada para el uso de otro megaproyecto. La siguiente tabla muestra el listado de audios y la emoción que estimulan.

**Tabla No.7.** Listado de estímulos auditivos según la emoción que estimulan

<b>Emoción</b>	Miedo	Enojo	Alegría	Tristeza
<b>Estimulo Auditivo</b>	Epic Theme No. 1	New York	Ukulele Hakuna Matata	The Time Is Now
	Beginning	Battleground	Afrola	Brahms Lullaby
	Big Cars	Big Wheel	All Aboard	By The Pool
	Frequency	Cue	Country Blues	Doctor True
	Family Tradition	Do It	Darling Ranch	Everythings Nice
	Mature Sounds	Enuff Para Mi	Far Away	Getting There
	It's Coming	Hooky With Sloane	Para Santo Domingo	HeartBreaking

2. Preprocesamiento de datos. En esta etapa del megaproyecto se llevó a cabo la separación de los datos (ondas recopiladas por medio de EMOTIV) en estado de relajación y estado anímico, para futuro procesamiento. Luego le fue aplicado un filtro de pasa banda a cada registro, para filtrar secuencias entre 0.01Hz a 30Hz las cuales corresponden a la frecuencia que oscilan las cuatro ondas EEG. Luego fueron realizadas las predicciones con los datos de los estados anímicos con ayuda del modelo de regresión logística realizado por el módulo: Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza. Teniendo el resultado de las predicciones como un valor continuo entre 1 y 0, teniendo un valor cercano a 1 como una posibilidad mayor que el sujeto se encontrará experimentando alegría y cualquier dato cercano a 0, tristeza. A continuación, se realizó una diferencia de valores por cada 10 registros que existieran, es decir tomando la dupla de registros:

$$i * n + 1 \text{ y } i * n + 10$$

Siendo

n: 10

i: número de iteración

Esto se hizo de tal manera para obtener un indicador de qué impacto tenía cada estímulo en un momento en el cual el sujeto se encontrara en un estado de felicidad o tristeza aleatorio. Posterior a esta división de datos, se llevó a cabo una unión con los resultados de las pruebas LSB50.

3. Definición de datos de entrenamiento. Con los datos recaudados se prosiguió a la definición de la data necesaria para el entrenamiento del algoritmo y la validación cruzada del mismo. La cantidad de muestras observables se encuentra en la siguiente figura. De estas observaciones se dividió la data, el 70% para entrenamiento, 30% para datos de prueba.

**Tabla No.8.** Cantidad de observaciones por estímulo

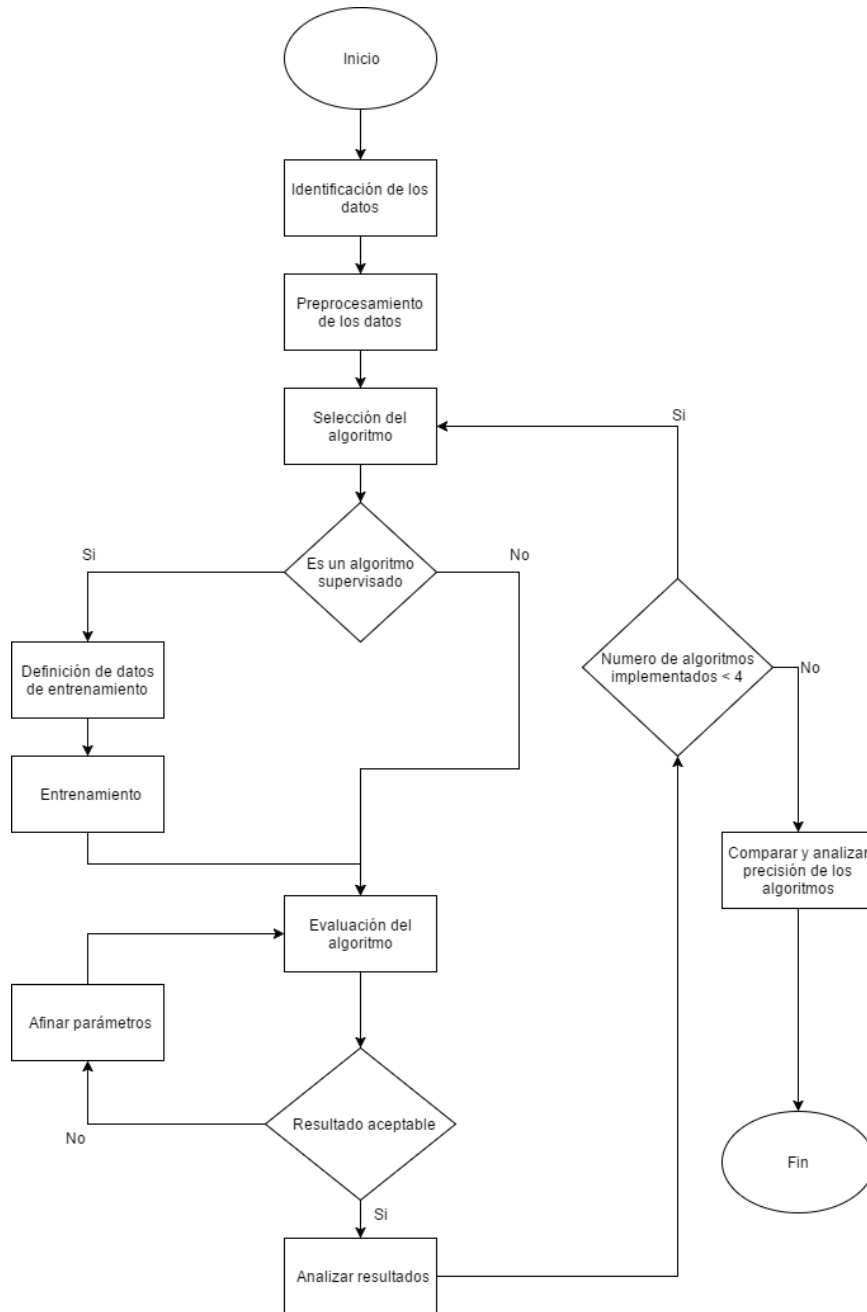
Estímulo	Observaciones
Family Tradition	11324
Mature Sounds	11232
Everythings Nice	11139
Cue	11038
The Time Is Now	10735
Afrola	11337
Hooky With Sloane	11229
Darling Ranch	11215
Getting There	11225
Country Blues	11307

Cont. Tabla No. 8	
Est[imulo	Observaciones
Big Cars	11122
Frequency	11385
Brahms Lullaby	11186
Doctor True	11193
It_s Coming	10642
By The Pool	11287
Ukulele Hakuna Matata	10882
Do It	11296
Para Santo Domingo	11227
Beginning	11114
HeartBreaking	10871
New York	9982
All Aboard	11118
Epic Theme No .1	10252
Enuff Para Mi	11359
Big Wheel	11246
Battleground	10840
Far Away	11308

J. Módulo de Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de un estado de relajación

En cuanto al proceso para la implementación de los algoritmos de aprendizaje de máquina, se utilizó el proceso ilustrado en la Figura 29.

Figura 29. Diagrama de flujo para la implementación de algoritmos



1. Experimentación. La experimentación se realizó con 50 estudiantes de la Universidad del Valle de Guatemala y se dividió en dos grupos de 25 personas cada uno para poder experimentar con un grupo los estímulos visuales y con el segundo los estímulos auditivos. Se realizaron de forma separada cada estímulo dado que, si se estimulaba de forma simultánea con los estímulos auditivos y visuales, no se sabría cuál de los estímulos está generando la estimulación en el individuo. Para cada grupo, la experimentación se dividió en dos partes: la primera para estimular el estado de relajación y la segunda para estimular emociones básicas (alegría, tristeza, ira, asco, enojo, sorpresa y neutral) en donde el sujeto debía de indicar qué tipo de emoción estaba sintiendo, utilizando como método de entrada diferentes teclas con uso específico (alegría, tristeza y otro).

En el caso de la experimentación de los estímulos visuales se realizó un experimento el cual empezaba mostrando una serie de colores durante 5 minutos que iban cambiando, difuminando cada uno de ellos hasta llegar al siguiente color. Luego continuaba con la estimulación de emociones en el cual se buscaba presentarle al sujeto 10 imágenes distintas de cada una de las emociones básicas (alegría, tristeza, ira, asco, enojo, sorpresa y neutral), teniendo una duración de 5 segundos cada imagen. Se esperaba que el sujeto presionara un botón dependiendo de la emoción que la imagen estimulara en él. Esto sin saber qué emoción trataba de estimular la imagen.

En el caso de los estímulos auditivos se realizó un experimento en el cual se reproducía durante 5 minutos música binaural con el fin de relajar al sujeto. Luego, para la parte de emociones, se reproducía un fragmento de una canción durante 15 segundos, la cual pertenecía a una de las siguientes 4 emociones básicas: enojo, alegría, tristeza y miedo, repitiendo este proceso 7 veces. El sujeto de igual forma debía presionar para esta parte un botón dependiendo la emoción que estimulaba el sonido en él.

2. Preprocesamiento de datos. Durante esta etapa se prepararon los datos para utilizarlos como entrada de cada uno de los algoritmos utilizados, tanto supervisados como no supervisados. El primer paso consistió en separar los datos y utilizar únicamente los datos que pertenecían a la parte del estado de relajación de la experimentación. De acuerdo a cada segundo leído con EMOTIV, se identificó cada uno de estos bloques como una observación distinta, la cual contaba con lo leído en cada uno de los electrodos, así como una etiqueta de “no relajación” y “relajación”. De los 5 minutos de la experimentación para el estado de relajación, se asumió que a partir de los 3 minutos el sujeto iba a empezar a experimentar este estado. A cada una de estas observaciones se aplicó un filtro de pasa banda, filtrando frecuencias de ondas de 0.1 a 30 Hz, las cuales son las frecuencias a las que oscilan las cuatro ondas EEG.

Luego utilizamos la transformada de Wavelet. Dicha transformada tiene la capacidad de descomponer la señal en distintos conjuntos de coeficientes de aproximación y detalle que representan las distintas bandas de frecuencia que componen la señal. Esta descomposición fue realizada para cada una de las observaciones obtenidas del paso anterior.

3. Definición de datos de entrenamiento. Al implementar dos algoritmos de aprendizaje de máquina supervisado, fue necesario definir un conjunto de datos de entrenamiento. Para ello se tomó en cuenta todos los datos de los 5 minutos en donde se estimuló el estado de relajación, teniendo en total 15,000 segundos (250 minutos) de información de todos los sujetos, categorizado como no relajado y relajado. Utilizando estos conjuntos de datos, se implementó el entrenamiento y validación cruzada de los dos algoritmos de máquina supervisados.

**Tabla No.9.** Cantidad de observaciones por estímulo

Estímulo	Cantidad de observaciones		
	Relajado	No Relajado	Total
Visual	2,717,825	2,253,875	4,971,700
Auditivo	2,857,956	4,309,380	7,167,336
Ambos	5,575,781	6,563,255	12,139,036

*Fuente: Elaboración propia*

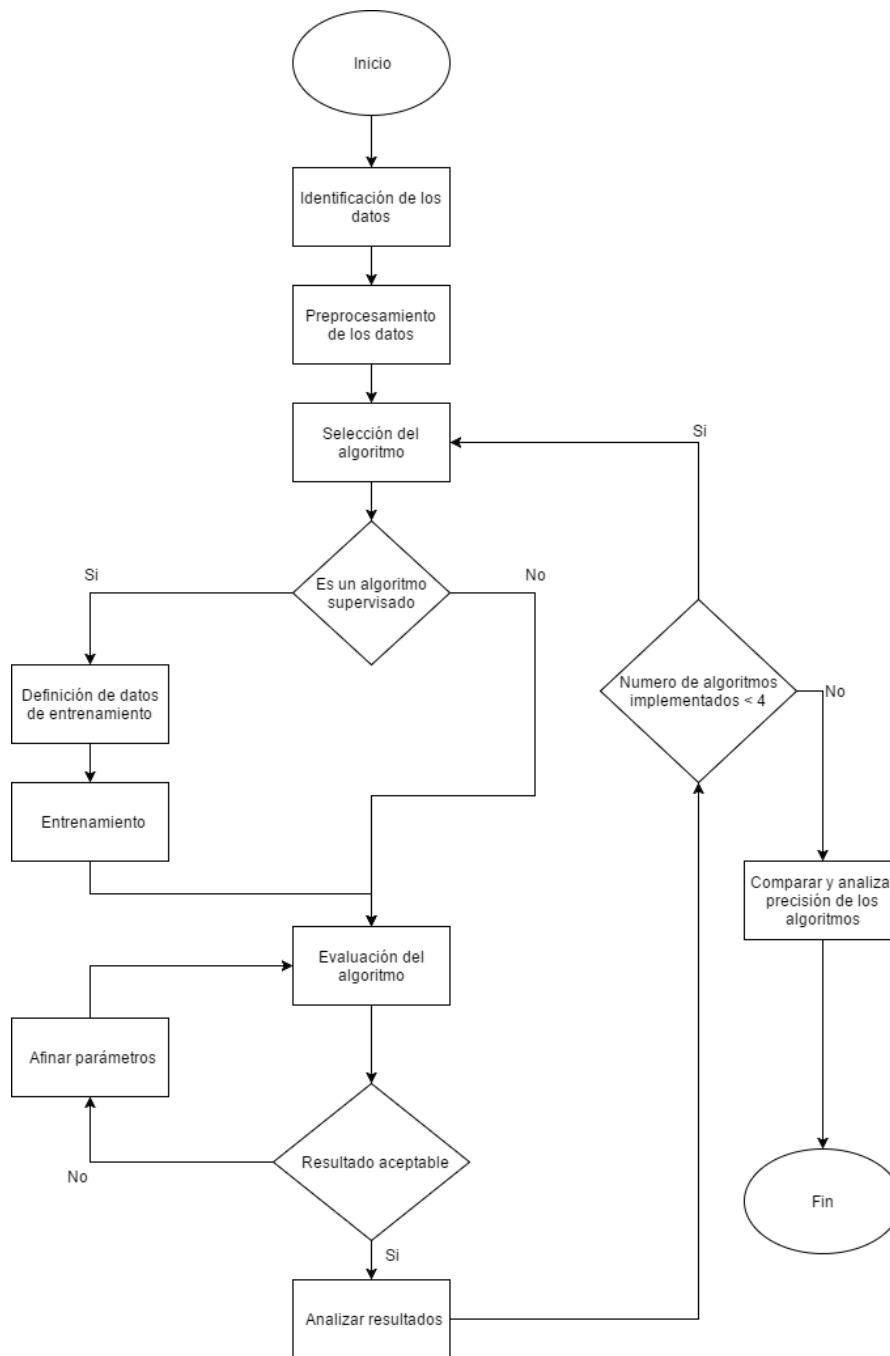
#### K. Módulo de Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza

En cuanto al proceso para la implementación de los algoritmos de aprendizaje de máquina, se propone el proceso ilustrado en la Figura 30.

1. Experimentación. La experimentación se realizó con 50 estudiantes de la Universidad del Valle de Guatemala y se dividió en dos grupos de 25 personas para experimentar con un grupo los estímulos visuales y con el segundo los estímulos auditivos. Esto ya que se estimulaba de forma simultánea con los estímulos auditivos y visuales, no se sabía cuál de los estímulos está generando la estimulación en el individuo. Además de esto antes de presentarle al sujeto los ambos estímulos, se intentó inducirlo en un estado de relajación mediante la presentación de ciertos colores.

Para los estímulos visuales se realizó un experimento en el cual se buscaba presentarle al sujeto 10 imágenes distintas de cada una de las emociones básicas (alegría, tristeza, ira, asco, enojo, sorpresa y neutral), teniendo una duración de 5 segundos cada imagen. Se esperaba que el sujeto presionara un botón dependiendo de la emoción que la imagen estimulara en el. Esto sin saber qué emoción trataba de estimular la imagen. Los botones que se tenían eran alegría, tristeza y otro. Ya que a pesar de que se presentaran estímulos de 7 emociones, nuestro objetivo es poder clasificar las emociones de alegría y tristeza.

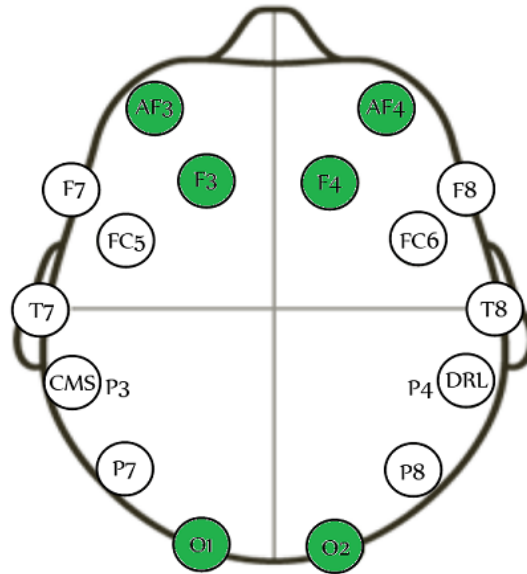
Figura 30. Diagrama de flujo para la implementación de los algoritmos.



Para los estímulos auditivos se realizó un experimento en el cual se reproducía una canción durante 15 segundos, esta canción pertenecía a una de las siguientes 4 emociones básicas: enojo, alegría, tristeza y miedo. Y se repite el proceso siete veces. El sujeto debía presionar un botón dependiendo la emoción que emoción producía este sonido en él. Se contó con los mismos botones que en el experimento anterior. Y de la misma forma solo buscábamos clasificar alegría y tristeza.

Para ambas experimentaciones se utilizó el casco Emotiv EPOC, el cual nos dio información de las señales EEG de cada uno de los sujetos que participaron en la experimentación. De este casco se utilizaron los electrodos: F3, F4, AF3, AF4, O1 y O2, como se puede ver en la Figura 31.

Figura 31. Señalización de electrodos utilizado del casco Emotiv EPOC.



2. Preprocesamiento de datos. Durante esta etapa se prepararon los datos para utilizarlos como entrada de cada uno de los algoritmos de clasificación utilizados. Primero debimos dividir en bloques los datos obtenidos, siendo cada bloque las lecturas de los electrodos durante un segundo. Luego utilizamos la transformada de Wavelet. Dicha transformada tiene la capacidad de descomponer la señal en distintos conjuntos de coeficientes de aproximación y detalle que representan las distintas bandas de frecuencia que componen la señal. Esta descomposición fue realizada para cada uno de los bloques obtenidos del paso anterior.

3. Definición de datos de entrenamiento. Al implementar dos algoritmos de aprendizaje de máquina supervisado, fue necesario definir un conjunto de datos de entrenamiento. Para esto se dividieron según la información proveída por el usuario al presionar los botones de emociones. A partir de esto se obtuvieron tres bloques: alegría, tristeza y otro. Por lo que al final tuvimos las cantidades mostradas en la Tabla 10, para el entrenamiento, validación y predicción de los algoritmos.

**Tabla No.10.** Cantidad de observaciones por emoción.

<b>Emoción</b>	<b>Cantidad de Observaciones</b>
Alegria	1339
Tristeza	534
Otro	1680

## L. Módulo de Desarrollo de SDK enfocado en el procesamiento de frecuencia cardiaca para el reconocimiento de emociones y estado de relajación

1. Visión general. El proyecto consta de cuatro fases, las cuales abarcan la recopilación de datos, el tratamiento y filtrado de datos, la implementación de los algoritmos de aprendizaje de máquina y la presentación de los resultados y discusión. La primera se refiere a la toma de la muestra, calendarización y experimentación con los sujetos de prueba; para su elección se determinó que debían ser estudiantes universitarios de pregrado, sin restricción de carrera, a los cuales se les pasaría la experimentación en el Centro Integral de Psicología Aplicada (CIPA).

El CIPA es un establecimiento ubicado frente a las instalaciones de la Universidad del Valle de Guatemala, en el cual se realizan intervenciones psicológicas. Las instalaciones proveen el ambiente óptimo para la presentación de estímulos, por lo que se eligió para realizar la experimentación. Además, cada salón cuenta con un proyector y cámaras que permitirían presentar estímulos y grabar las experimentaciones, respectivamente.

La segunda fase abarca el tratamiento de la data capturada, reduciendo el ruido generado por el dispositivo de medición y la selección de las mejores mediciones. Se tomó un electrocardiograma por cada sujeto, por lo que la señal registrada fue barrida con un filtro de baja frecuencia y un filtro de alta frecuencia utilizando la ventana de Blackman y Hamming. El filtro de baja frecuencia elimina el ruido generado por el movimiento y la respiración del individuo, mientras que el filtro de alta frecuencia elimina el ruido generado por el dispositivo y la variación eléctrica. Así mismo, se realizaron validaciones estadísticas sobre las mediciones obtenidas para descartar aquellas que no fuesen fiables para el entrenamiento de los algoritmos.

La tercera fase contiene la implementación de los algoritmos de aprendizaje de máquina y las iteraciones realizadas para conseguir los mejores resultados. Se implementaron tres algoritmos, los cuales son regresión logística, support vector machine y hierarchical clustering. Para cada algoritmo fueron analizados los resultados para reducir el sobreajuste y crear un modelo clasificadorio con los mejores resultados posibles.

Por último, la fase de discusión de resultados abarca la elaboración del reporte del proyecto.

Figura 32. Visión general del proyecto



2. Recopilación de datos. Se eligieron estudiantes al azar de la Universidad del Valle de Guatemala, entre 20 y 23 años. Cada estudiante realizó la prueba LSB-50, la cual es un instrumento clínico que permite la identificación y valoración de síntomas psicológicos y psicosomáticos en adultos. Una vez realizada la prueba, se calendarizó con el estudiante la siguiente reunión, en la cual se realizaría la experimentación.

La experimentación se realizó en las instalaciones del CIPA, por medio del uso de un proyector para los estímulos visuales, y unas bocinas para los estímulos auditivos. Los estímulos visuales constan de dos periodos; en el primer periodo de cinco minutos se presentaba una serie de colores destinado a relajar al sujeto, y el segundo periodo de siete minutos se presentaba una serie de rostros que representaban alegría, tristeza, enojo, sorpresa, asco, ira o neutro. Cada rostro se presentaba por cinco segundos de forma secuencial e inmediata, sin tiempo intermedio entre cada estímulo.

Figura 33. Experimentación en instalaciones del CIPA



Para la presentación de estímulos auditivos se siguió la misma metodología que en la presentación de estímulos visuales. Se presentó un estímulo auditivo de cinco minutos dedicado a relajar al individuo, seguido de una serie de estímulos auditivos que representaban alguna emoción mencionada anteriormente.

A cada individuo se le preparó colocándole el EMOTIV y el electrocardiógrafo de forma correcta para tomar una buena medición. El electrocardiógrafo PC-80B es un electrocardiógrafo portable de tres canales, que permite mediciones prolongadas. Graba a 1 kHz de frecuencia y permite la consolidación de tres

señales ECG en una sola, para tener la mejor visibilidad posible en las lecturas de las pulsaciones.

Se cuidó que los electrodos del EMOTIV estuvieran correctamente hidratados, de tal forma que pudieran medir las ondas cerebrales sin problemas. Para el electrocardiógrafo, se eligió la configuración de electrodos llamada *Lead III* en inglés, por las iniciales de su posicionamiento, el cual identifica el uso de la pierna izquierda como referencia y la colocación del electrodo negativo en el brazo izquierdo (*Left Leg to Left arm*).

La configuración *Lead III* permite tener mayor visibilidad de la onda R, la cual identifica una pulsación cardiaca. Al tener mayor visibilidad de la onda, se puede identificar con mayor precisión el ritmo cardiaco, intensidad y variación en la medición. Además, se conserva la forma natural de un electrocardiograma, con visibilidad de las ondas Q, S y T, por lo que es posible determinar el complejo QRS, el cual determina el periodo completo de una pulsación, con la carga y descarga del corazón al bombear sangre.

Figura 34. Configuración Lead III para electrodos



Durante la experimentación, el individuo era sometido a los estímulos auditivos o visuales e iba identificando cada uno con una etiqueta. Las etiquetas utilizadas fueron *alegría*, *tristeza* o *cualquier otra emoción*, esto con el fin de darle prioridad a la identificación de alegría y tristeza. Las instrucciones para el individuo solicitaban colocar la etiqueta de la emoción que se encontraba sintiendo y no la que estaban expresando los estímulos, de tal forma que se pudiera guardar la emoción sentida por el usuario. Una vez finalizada la experimentación, se recopilaron los datos y se guardaron en una base para dejarlos preparados para la fase de tratamiento y filtrado.

3. Tratamiento y filtrado de datos. Un electrocardiograma se genera por medio de las mediciones de la variación del voltaje generado por las contracciones musculares del corazón; debido a ello, la señal es susceptible a ruido generado por el dispositivo de medición y por alteraciones en el individuo. Principalmente, existen dos filtros que se deben aplicar a toda medición de electrocardiograma, un filtrado de frecuencias bajas y un filtrado de frecuencias altas. Las frecuencias bajas se generan con los movimientos que realice una persona, esto incluye cualquier movimiento que se realice en el área abdominal, así como los movimientos generados por la respiración. Esto implica que cada vez que el individuo estudiado respira, genera ruido a la medición porque altera la amplitud y la frecuencia de la señal. Las frecuencias altas también deben ser filtradas debido a la incertidumbre de medición del dispositivo. Al ser una señal eléctrica medida en mili voltios (mV), las variaciones de alta frecuencia muestran cambios repentinos y pequeños en la medición del voltaje, los cuales son capturados por el muestreo que realiza el dispositivo y por variaciones que se encuentran en el ambiente como la exposición de ondas y campos eléctricos.

Para filtrar las señales se utilizó las ventanas de Blackman y Hamming, las cuales permiten suavizar las ondas para darle mayor presencia a los puntos donde se alcanza la amplitud más alta. Esto se utiliza para darle énfasis a la onda R del electrocardiograma, de tal forma que sea visible y fácilmente identificable el punto más alto al momento de ocurrir un latido.

Al utilizar el filtrado por medio de ventanas se consigue aplanar la onda, eliminando el ruido y las variaciones que sufre por altas y bajas frecuencias indeseadas. La siguiente figura muestra el resultado alcanzado por medio del filtrado. El filtro de baja frecuencia muestra la onda capturada a 1 Hz, mientras que el filtro de alta frecuencia muestra la onda capturada a 30 Hz. El ECG es el resultado alcanzado generado a partir de la diferencia entre la onda capturada a alta frecuencia y la onda capturada a baja frecuencia.

Una vez obtenido el ECG limpio, se extrajo las pulsaciones por medio de la transformada de Wavelet. La transformada de Wavelet permite identificar las ondas contenidas en la señal analizada, de tal forma que se pueda extraer la información relevante de las ondas que interesa analizar. Para el filtrado de Wavelet se utilizó el conjunto de ondas D4, el cual presenta una figura semejante al complejo QRS, por lo que se puede identificar las pulsaciones al momento de alcanzada la amplitud más alta. La siguiente figura muestra la identificación de las pulsaciones por medio de la transformada de Wavelet de Daubechies D4; los puntos representan una pulsación, con la intensidad de la pulsación capturada.

Una vez encontradas las pulsaciones se realizó el análisis estadístico para revisar la validez de la data. La señal capturada a lo largo de la experimentación fue dividida en varios segmentos; un segmento es de cinco minutos el cual es el momento de la relajación, y el resto de los segmentos se extrajo según la identificación de la emoción dada por el individuo. Para la medición de relajación se cortó el último minuto de medición con el supuesto de que en ese último minuto el sujeto se encontraba realmente relajado. Para la

captura de las emociones se tomó una ventana de 20 segundos antes y después del momento en que el individuo presionó el botón que identificaba una emoción. Al tomar esta ventana de 20 segundos, se espera encontrar una variación en algún momento de la medición, de tal manera que se puede evidenciar la transición que sufre el individuo al cambiar de emoción.

La ventana de 20 segundos se eligió debido a que se tiene conocimiento que una emoción y los cambios fisiológicos que la acompañan pueden durar desde 90 segundos hasta varias horas, en promedio. (Verduyn, Delaveau, Rotgé, & Mechelen, 2015) Esto muestra que en el momento que se marca un cambio de estado en una persona, la emoción puede durar más de 20 segundos después de su identificación. Además, la ventana de 20 segundos permite obtener suficientes puntos para realizar un ajuste de curva con mayor precisión, dado que en promedio una persona puede llegar a tener una pulsación por segundo.

Debido a que el ritmo cardíaco representa una frecuencia, se espera que las pulsaciones de un individuo mantengan una tendencia uniforme entre el tiempo de cada pulsación, de tal forma que, si se llega a incrementar o reducir la frecuencia de las pulsaciones, este cambio se evidencia a lo largo de un periodo amplio de la medición. Esto implica que no se espera encontrar mediciones que evidencien problemas de arritmia u otros problemas relacionados a la frecuencia de las pulsaciones de un individuo.

Figura 35. Procedimiento para tratamiento y filtrado de datos

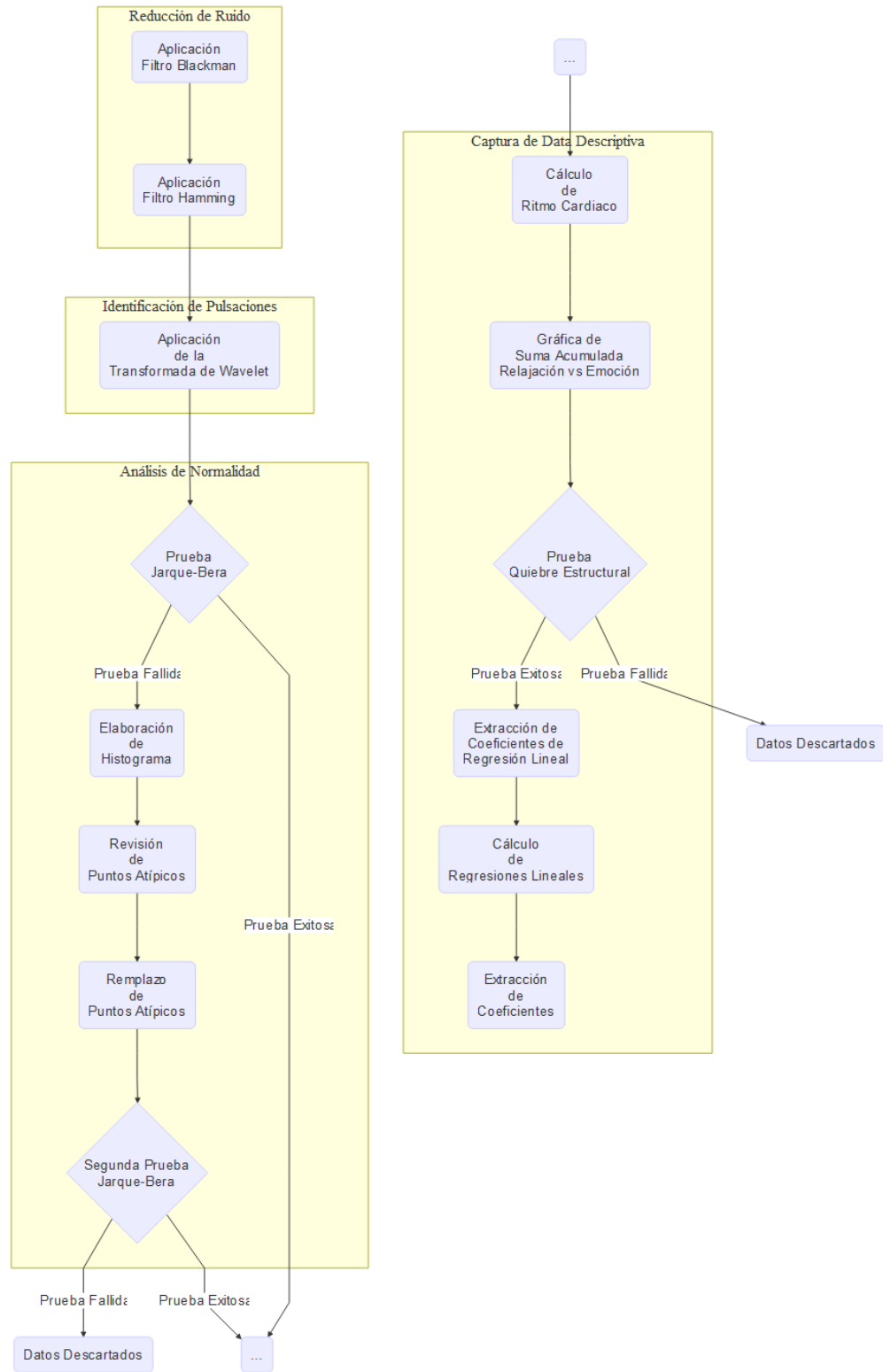


Figura 36. Ejemplo de reducción de ruido para un ECG

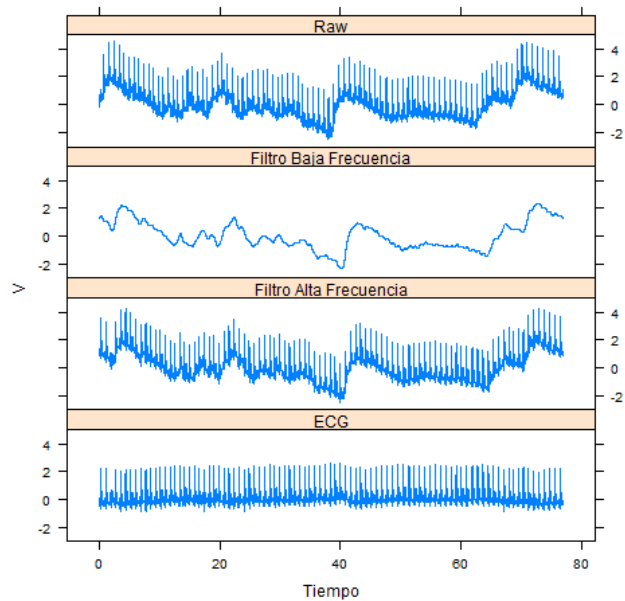
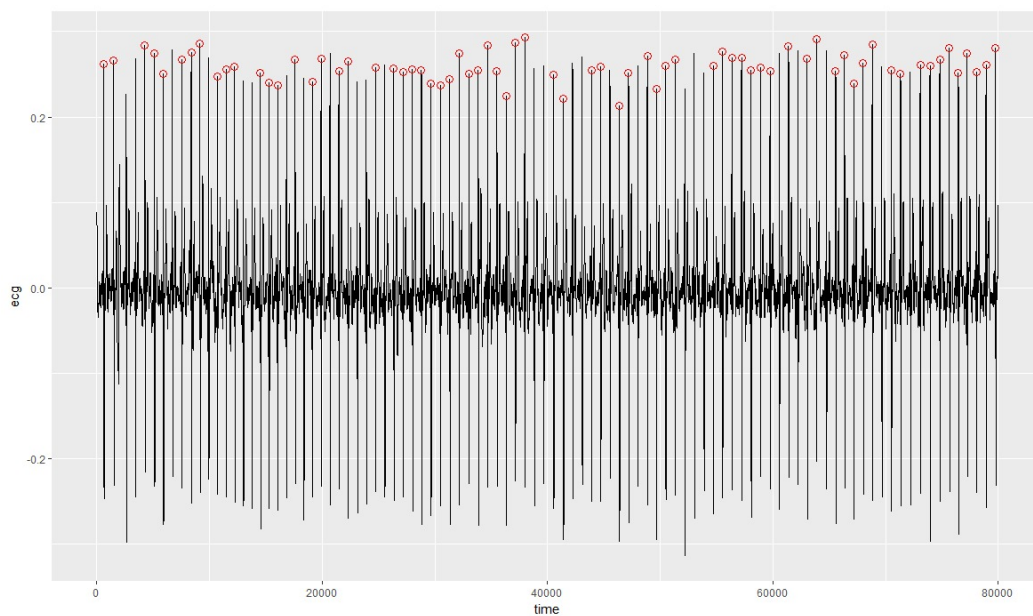


Figura 37. Pulsaciones identificadas por medio de la transformada de Wavelet



Para revisar la validez de la data, se corrió el test de Jarque-Bera, el cual identifica si la data es buena para realizar un ajuste según su sesgo y curtosis. El test compara los datos obtenidos con una distribución normal, de tal forma que se pueda identificar la semejanza entre ambos modelos y poder hacer un ajuste según sus características. Para que el test de Jarque-Bera fuese considerado exitoso, se determinó un valor P de 0.1 para hacer el corte, esto porque cada medición cuenta con más de 100 puntos y se espera tener un

valor de confianza de 10%, por lo que el valor sugerido es de 0.1.

Para revisar la validez se corrió el test de Jarque-Bera con la diferencia de tiempo entre cada pulsación y la pulsación inmediatamente anterior, si el valor de confianza se cumple, se guarda la data para la siguiente fase, si no se cumple, se realiza un análisis de puntos atípicos. Para cada medición que no cumplió el test, se revisó si existían puntos atípicos por medio de análisis de cuartiles. Si se encontraron puntos atípicos, se remplazaron aquellos que se encontraban a más del doble de distancia de la media. Esta eliminación se puede realizar debido a que los puntos a más del doble de distancia de la media son claramente fallos en la medición debido al dispositivo, o un corte no identificado por la aplicación de Wavelets.

Los puntos atípicos fueron remplazados por la mediana de la muestra, esto para evitar el uso de la media ya que el cálculo de la media se encuentra susceptible a las variaciones generadas por los puntos atípicos. Una vez remplazados los puntos atípicos, se volvió a correr el test de Jarque-Bera, de tal forma que, si la nueva data cumplía los requerimientos, podía ser utilizada para la siguiente fase, de lo contrario era descartada.

Figura 38. Puntos atípicos generados por el filtrado de Wavelet

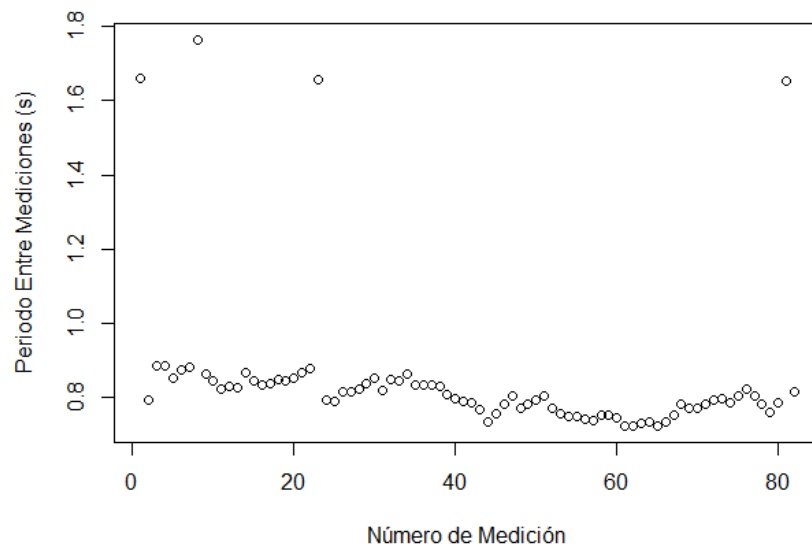
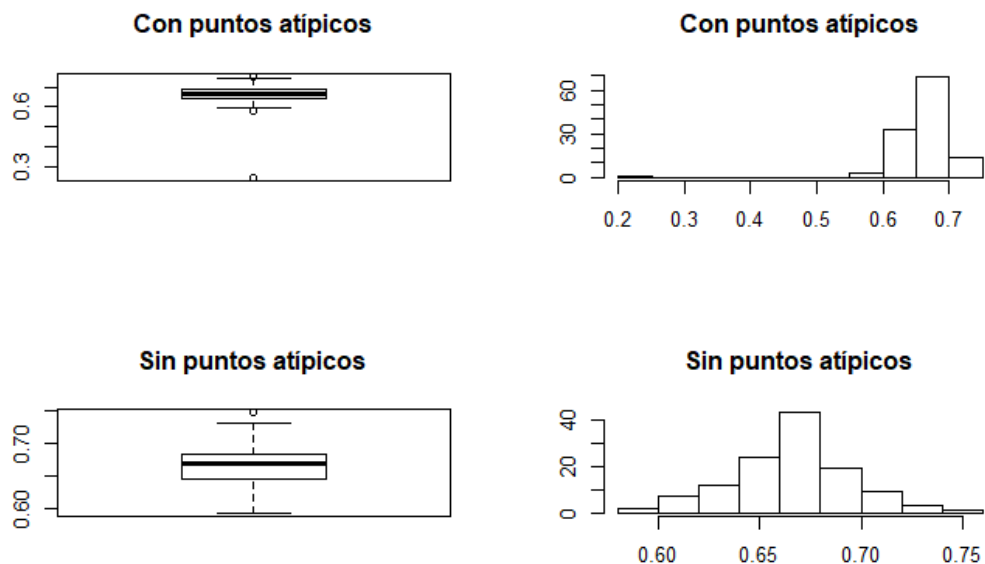


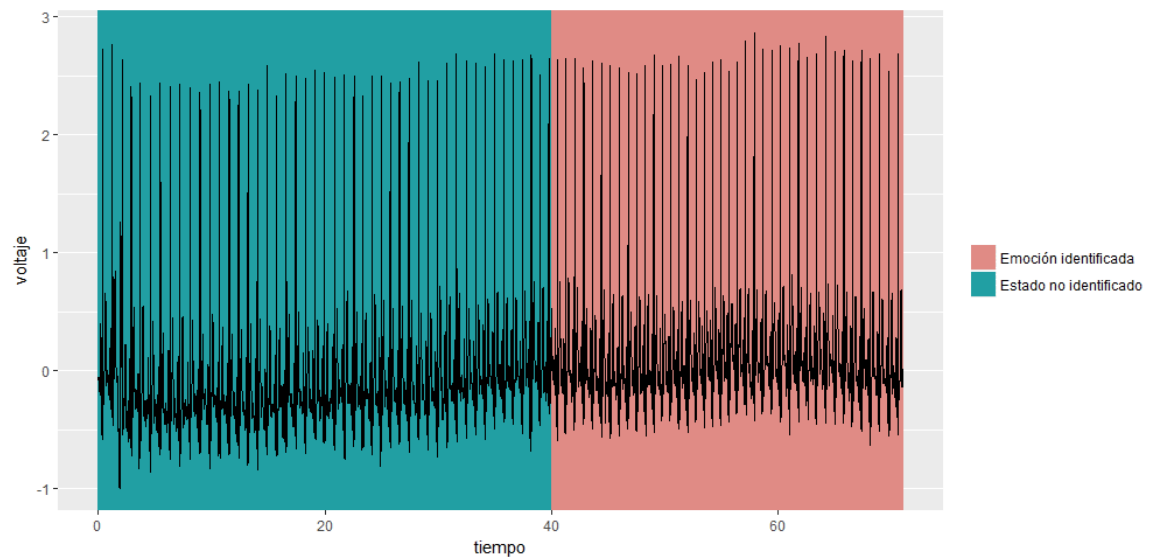
Figura 39. Prueba de puntos atípicos



4. Implementación de algoritmos de aprendizaje de máquina. Para identificar una emoción en un individuo, es necesario identificar un estado base de referencia con el cual se pueda comparar y encontrar los cambios que identifican a una emoción. El estado base de un individuo es el estado de relajación, el cual presenta uniformidad y puede ser tomado como referencia en la comparación con las emociones. Cuando se toma una medición de las emociones, podemos suponer que, durante algún momento del periodo de tiempo tomado, existe un cambio de estado en el individuo el cual puede ser reflejado en el electrocardiograma. Un ejemplo se muestra en la siguiente figura, donde suponemos que a partir del segundo 40 existe un cambio y en toda la medición que se realiza después de ese punto, el individuo ya se encuentra estimulado. Todo el tiempo previo al segundo 40 no se puede decir con certeza en qué estado se encontraba, por lo que solo se tiene confianza en que el estado final es el estado emocional que se buscaba estimular.

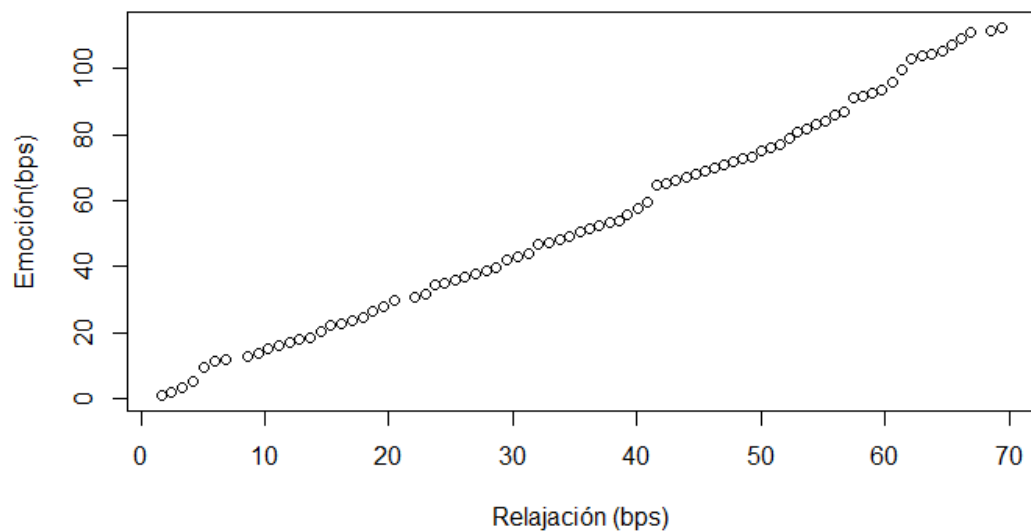
Para identificar este punto, se apoyó en el concepto de quiebre estructural de econometría. El quiebre estructural existe cuando hay un cambio inesperado en una serie de tiempo, por lo que produce grandes errores predictivos cuando se trata de acoplar toda la data a un modelo general. Para realizar el test de quiebre estructural, se realizó un cruce entre las pulsaciones de un individuo en estado de relajación y el mismo individuo en alguna emoción.

Figura 40. Ejemplo de cambio de estado en un electrocardiograma



El supuesto que se sigue indica que el estado de relajación mantiene una frecuencia uniforme, y que la pendiente entre el cociente de las pulsaciones bajo una emoción y las pulsaciones en estado de relajación debe ser único. Si el supuesto se cumple, se esperaría ver que el cruce muestra una recta con una sola pendiente, pero sabemos que existe un cambio de estado en un tiempo no identificado, por lo que debe existir una variación en la pendiente de la recta. La siguiente gráfica muestra el cruce del estado de relajación de un individuo con una emoción.

Figura 41. Cruce entre pulsaciones en estado de relajación y en una emoción



Una vez realizado el cruce de toda la data, se realizó el test de quiebre estructural. Para el test se indicó como paso inicial que el punto de variación podría estar a la mitad de la medición, para que desde ese punto se empezara las iteraciones y se buscara reducir el tiempo de ejecución. El test segmenta la data en dos, de tal forma que busca ajustar una regresión lineal entre ambos segmentos y compara las regresiones para identificar si existe una variación. Una vez realizado el test, se obtuvo el punto de quiebre y las regresiones lineales que mejor se apegan a la data para su validación. El test de quiebre estructural está diseñado para encontrar al menos un punto de variación, por lo que pueden existir casos en los que no se encuentra una variación confiable. Para estos casos, se realizó el test de regresiones lineales, comparando sus porcentajes de confianza y el error estimado, de tal forma que se desecharon aquellos resultados que retornaron dos regresiones estadísticamente iguales.

Para aquellos resultados válidos, se extrajo la pendiente e intercepto de las regresiones, así como el error estándar y el valor t. Para el entrenamiento de los algoritmos de aprendizaje de máquina, se ordenó los resultados obtenidos en una matriz, de tal forma que se pueda identificar una corrida con los datos del estado de relajación, los datos del estado no identificado de la medición, y los datos del estado emocional identificado en la medición. Para entrenar los algoritmos se crearon tres grupos de datos, uno de alegría contra otras emociones, tristeza contra otras emociones, y alegría contra tristeza, de tal forma que el resultado siempre es binario, por lo que se puede utilizar regresión logística, *SVM* y *clustering*.

Figura 42. Quiebre estructural encontrado en una medición

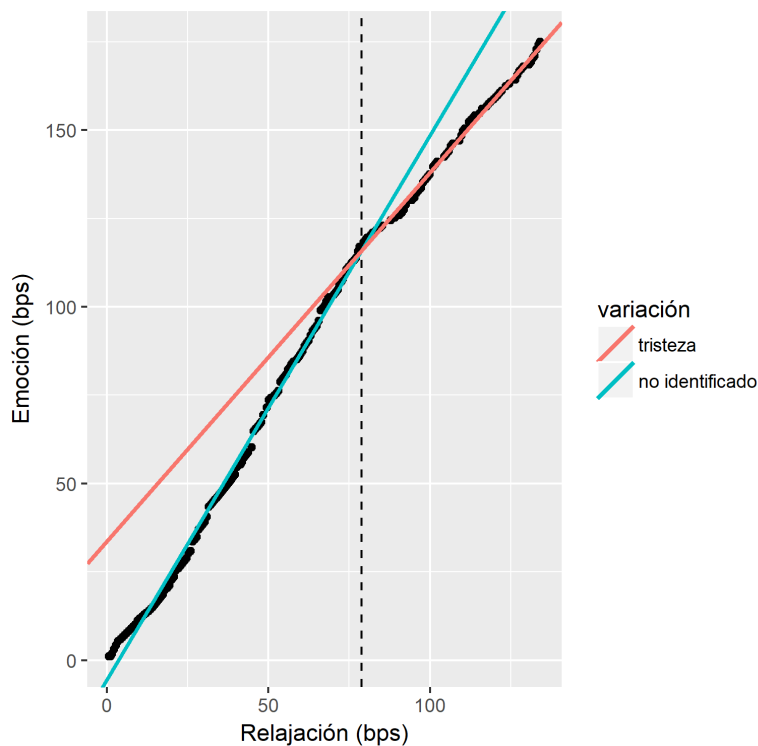
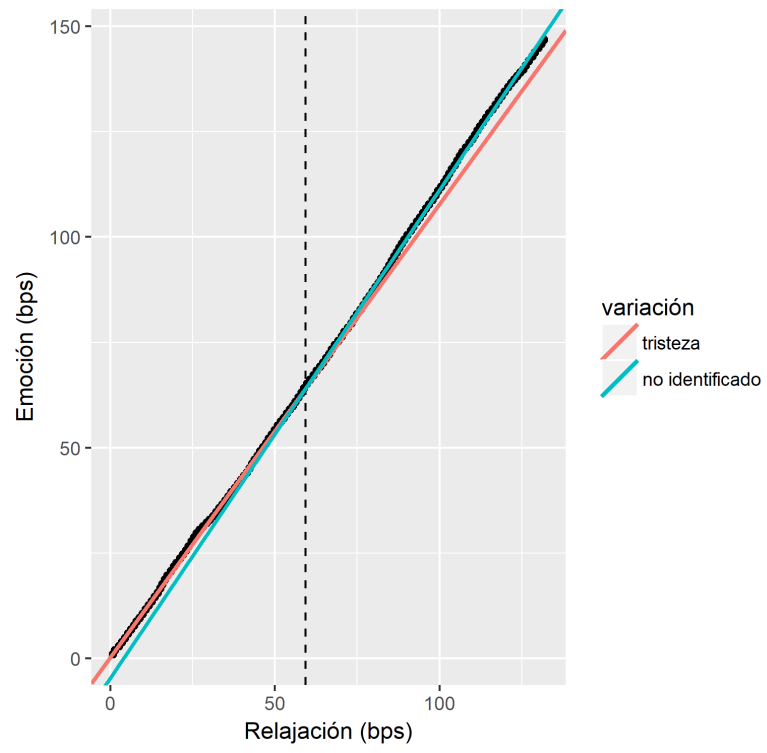


Figura 43. Ejemplo de test de quiebre estructural fallido



## VII. RESULTADOS

A. Módulo de Asociación de estados emocionales inducidos con respecto a síntomas psicósomáticos por medio de listados de síntomas psicopatológicos (Prueba LSB-50). De acuerdo a la experimentación con la muestra, se establece para clasificación por sexo de los sujetos evaluados, por lo tanto, en la Tabla 11 se muestran la cantidad específica de la muestra.

**Tabla No.11.** Clasificación de la muestra por sexo

<i>Variables</i>	<i>N</i>	
Sexo de sujeto	Masculino	34
	Femenino	16

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental. N=50*

1. Análisis Prueba LSB-50. En el análisis de los datos, se tomó en cuenta los 50 estudiantes universitarios para las dos pruebas psicológicas. A continuación, se presentan las siguientes tablas con los resultados sobre los análisis estadísticos descriptivos (media, prueba t, desviación estándar) para ambos sexos de la prueba LSB-50. En la Tabla 12 se muestran los resultados por cada una de las escalas que mide la prueba separada por sexo.

**Tabla No.12.** Estadísticos descriptivos y diferencias por sexo en las escalas e índices del LSB-50

Escala/ índice	Hombres	Mujeres
Psicorreactividad	76.11	86.53
Hipersensibilidad	67.05	80.33
Obsesión- compulsión	79.97	87
Ansiedad	75.45	77.8
Hostilidad	64.62	75.8
Somatización	62.71	69.53
Depresión	62.42	71.6
Alteraciones de sueño	60.14	61.93
Alteraciones de sueño ampliada	64.97	70.93
Índice de riesgo psicopatológico	76.17	81.4
GLOBAL	72.08	82.2
NUM	76.2	85.4
<b>INT</b>	<b>51.65</b>	<b>58.53</b>

*Nota: Elaboración propia. Puntuaciones medias(Med). N=50.*

Como se puede observar, los índices dimensionales y globales son, en su mayoría, más elevados en las mujeres que en los hombres en todas las escalas e índices que mide la LSB-50. Esto quiere decir que la escala de psicorreactividad, y sus subescalas, hipersensibilidad y obsesión - compulsión, junto con las escalas de hostilidad y alteraciones de sueño muestran una puntuación alta, por lo que indica que la muestra seleccionada de mujeres presenta un riesgo psicopatológico, o pueden estar padeciendo, de alteraciones psicósomáticas en comparación de la muestra del sexo masculino. Por lo que se infiere que existió una diferencia significativa en las puntuaciones de hombres y mujeres. Es importante mencionar que el número de la muestra de mujeres es menor (N=18) a comparación de la muestra de hombres (N=32).

**Tabla No.13.** Desviación estándar con hombres y mujeres

	SEXO DEL SUJETO	N	Media	Desviación estándar
NIVEL PSICORREACTIVIDAD	MASCULINO	33	77.15	21.397
	FEMENINO	17	78.88	21.619

*Nota: Elaboración propia a partir de los datos del estudio; N=50*

Los datos se estimaron para calcular la desviación estándar tomando en cuenta el punteo por cada escala o índice del LSB-50 de nivel de psicorreactividad para ambos sexos. Se puede observar que la media para el sexo masculino es de 77.15 con una desviación estándar de 21.39 y para las mujeres una media de 78.88 con una desviación estándar de 21.61. Con una diferencia de medias de 0.22. Esto quiere decir que las mujeres poseen alto nivel de psicorreactividad en comparación con la muestra masculina con una N=50.

2. Análisis de Prueba D2 Atención. A continuación, se presentan las siguientes tablas con los resultados sobre los análisis estadísticos descriptivos (media y desviación estándar) para ambos sexos de la prueba d2, comparándolos en cada uno de los índices a evaluar.

Se observa en los resultados de las escalas del D2, puntuaciones más elevadas en los hombres que en las mujeres en todas las escalas e índices que mide el Test d2. Esto indica que los resultados en todas las escalas, parece ser que los hombres tienden a tener una capacidad alta de inhibir distractores, trabajar de forma precisa y con una velocidad esperada. Además, se puede decir que se observa un control atencional en un buen desempeño de memoria de trabajo, atención selectiva y sostenida, englobando las funciones ejecutivas.

**Tabla No.14.** Comparación de medias entre hombres y mujeres D2

Escala	Mujeres	Hombres
Total de respuestas (TR)	391.24	419.91
Concentración (CON)	155.77	159.94
Efectividad total en la prueba(TOT)	384.5	401.98

*Nota: Elaboración propia a partir de los datos del estudio N=50*

En cuanto a la concentración, se puede observar con el número de elementos relevantes correctamente marcados en la muestra de hombres lo que indica un balance entre la velocidad y precisión de acertar. Es importante mencionar que el número de la muestra de mujeres es menor (N=14) a comparación de la muestra de hombres (N=36).

**Tabla No.15.** Descriptivos (media y desviación estándar) en toda la muestra.

	Sexo del sujeto	N	Mean	Std. Deviation
Total de respuestas	Masculino	36	429.45	59.674
	Femenino	14	391.24	63.398
Efectividad total de la prueba	Masculino	36	412.61	58.589
	Femenino	14	378.12	62.905
Índice de concentración	Masculino	36	162.52	25.863
	Femenino	14	153.88	32.008

*Nota: Elaboración propia a partir de los datos del estudio; N=50*

Se observa en la Tabla 15, los resultados obtenidos tomando en cuenta toda la muestra, de hombres y mujeres, y las escalas de medición del Test d2. Se puede observar que TR (total de respuestas) obtiene una media de 429.45 con una desviación estándar de 59.67, siendo esta la media más alta para el sexo masculino.

En cuanto la efectividad de la prueba TOT (total de efectividad de la prueba) se obtiene una media de 412.61 con una desviación estándar de 58.58 para el sexo masculino, en comparación con los resultados para el sexo femenino, puntuando con una media de 378.12 y con una desviación estándar 62.905

Por último, el índice de concentración CON (índice de concentración) se obtiene una media de 162.52 con una desviación estándar de 25.863 para el sexo masculino y una puntuación de 153.88 en la media y con una desviación estándar de 32.008.

3. Análisis de Fiabilidad. El Análisis de fiabilidad de las variables principales de los instrumentos psicométricos muestra que para las variables dependientes, es de .844, como se puede observar en la Tala 16. La fiabilidad presentada, determina el grado de consistencia o repetibilidad de una prueba o un instrumento (Association, 2007). Esto quiere decir que posee un resultado favorable y con una alta fiabilidad en los datos.

**Tabla No.16.** Análisis de confiabilidad de las variables de los instrumentos lsb-50 y test de atención d2

Variables	Alfa de Cronbach
<i>IRPsi</i>	.844*
<i>CON</i>	
<i>TOT</i>	
<i>TR</i>	

*Nota: Elaboración propia, N=50- \*Alta fiabilidad  $\alpha=0.6-0.8$ - \*\*Muy alta fiabilidad =0.8-1.0*

## B. Módulo de Asociación de estados emocionales de alegría y tristeza, inducidos por estímulos visuales y auditivos

1. Análisis de fiabilidad. El Análisis de fiabilidad del Instrumento Auditivo Relacionado con Emociones, muestra que para las variables dependientes, el tiempo de reacción de alegría, tristeza y neutro, existe una alta fiabilidad de  $\alpha=79$ , como se puede observar en la Tabla 17. La fiabilidad presentada, determina el grado de consistencia o repetibilidad de una prueba o un instrumento (National Strength and Conditioning Association, 2007: 279). Eso quiere decir que, el Instrumento Auditivo y Visual Relacionado con Emociones se puede administrar a los estudiantes con un resultado favorable y con una alta fiabilidad.

**Tabla No.17.** Análisis de fiabilidad del Instrumento Auditivo Relacionado con Emociones de acuerdo al Tiempo de Reacción

Variable	Alfa de Cronbach
<i>Tiempo de Reacción</i>	.79*

*Nota: Elaboración propia, N=25- \*Alta fiabilidad  $\alpha=0.6-0.8$ - \*\*Muy alta fiabilidad =0.8-1.0*

**Tabla No.18.** Análisis de fiabilidad del Instrumento Visual Relacionado con Emociones de acuerdo al Tiempo de Reacción

Variable	Alfa de Cronbach
<i>Tiempo de Reacción</i>	.70*

*Nota: Elaboración propia, N=25- \*Alta fiabilidad  $\alpha=0.6-0.8$ - \*\*Muy alta fiabilidad =0.8-1.0*

Por lo que se infiere que, al utilizarlo en otro estudio, se tendría una respuesta conveniente para la

implementación del Instrumento tanto Auditivo y Visual Relacionado con Emociones.

Por otro lado, se encuentra la variable de Tiempo Total de Respuestas o la Tasa de Aciertos Totales en los instrumentos auditivos y visuales. En los resultados de estos dos instrumentos no se encuentra tanta confiabilidad debido a que el alfa de Cronbach tiene un valor de  $\alpha=0.31$ , en los dos estímulos. Lo que quiere decir que, es un instrumento que se tendría que mejorar para su uso y confiabilidad de los resultados.

2. Análisis de variables descriptivas. En este apartado se explicarán los estadísticos descriptivos de la variables independientes y dependientes para los tiempos de reacción y respuestas totales de las emociones de alegría, tristeza y neutro. Se muestran el promedio y la desviación estándar (DS) que se obtuvo en cada apartado.

**Tabla No.19.** Análisis descriptivos del Instrumento Auditivo Relacionado con Emociones  
*de acuerdo al Tiempo de Reacción*

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
Tiempo de Reacción Total de Alegría	25	24	83	50.32	15.66
Tiempo de Reacción Total de Tristeza	25	33	90	61.84	14.59
Tiempo de Reacción Total de Neutro	25	37	100	63.64	15.88

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental.*

La Tabla 19 muestra los resultados del Tiempo Total de Reacción en los estímulos Auditivos, que se obtuvieron en las emociones de alegría, tristeza y neutro. En la emoción de alegría, se obtuvo  $\chi=50.32$ , siendo el promedio más bajo entre las tres emociones, lo que quiere decir que este era uno de los estímulos que lo identificaban o percibían con más rapidez. Por otro lado, neutro obtuvo  $\chi=63.64$ , siendo la emoción con el promedio más alto, por lo tanto, los participantes tuvieron mayor dificultad al dar una respuesta con respecto a estos estímulos.

La Tabla 20 muestra los resultados de las Respuestas Totales en los estímulos Auditivos, que se obtuvieron en las emociones de alegría, tristeza y neutro. En la emoción de alegría, se obtuvo  $\chi=5.76$ , siendo el promedio más alto entre las tres emociones, lo que quiere decir que se obtenían mayores respuesta correctas para esta emoción. Por otro lado, tristeza obtuvo  $\chi=3.48$ , siendo la emoción con el promedio más bajo, lo que quiere decir que a los participantes se les dificultó más la identificación de esta emoción.

**Tabla No.20.** Análisis descriptivos del Instrumento Auditivo Relacionado con Emociones de acuerdo a las Respuestas Totales.

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
Respuestas Totales de Alegría	25	1	14	5.76	2.20
Respuestas Totales de Tristeza	25	2	5	3.48	.87
Respuestas Totales de Neutro	25	2	7	4.24	1.17

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental.*

**Tabla No.21.** Análisis descriptivos del Instrumento Visual Relacionado con Emociones de acuerdo al Tiempo de Reacción

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
Tiempo de Reacción Total de Alegría	25	9	37	22.20	6.47
Tiempo de Reacción Total de Tristeza	25	19	42	28.72	6.92
Tiempo de Reacción Total de Neutro	25	18	39	27.76	5.91

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental.*

La Tabla 21 se muestran los resultados del Tiempo Total de Reacción en los estímulos Visuales, que se obtuvo en las emociones de alegría, tristeza y neutro. En la emoción de alegría, se obtuvo  $\chi=22.20$ , siendo el promedio más bajo entre las tres emociones, lo que quiere decir que este era uno de los estímulos que lo identificaban con más rapidez. Por otro lado, tristeza obtuvo  $\chi=28.72$ , siendo la emoción con el promedio más alto, por lo que se puede decir que los participantes tuvieron más dificultad al dar una respuesta por estos estímulos.

La Tabla 22 da los resultados de las Respuestas Totales en los estímulos Visuales, que se obtuvo en las emociones de alegría, tristeza y neutro. En la *emoción de alegría*, se obtuvo  $\chi=9.24$ , siendo el promedio más alto entre las tres emociones, lo que quiere decir que se obtenía mayor respuesta correctas para esta emoción. Por otro lado, tristeza obtuvo  $\chi=6.88$ , siendo la emoción con el promedio más bajo, lo que quiere decir, que a los participantes se les dificultó más la identificación de esta emoción.

**Tabla No.22.** Análisis descriptivos del Instrumento Visual Relacionado con Emociones de acuerdo a las Respuestas Totales.

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
Respuestas Totales de Alegría	25	5	10	9.24	1.27
Respuestas Totales de Tristeza	25	2	10	6.88	2.24
Respuestas Totales de Neutro	25	4	10	8.16	1.99

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental.*

3. Análisis univariante. Se utilizó un análisis univariante para poder rechazar o no rechazar las hipótesis. A continuación, se muestran los resultados que se obtuvieron de acuerdo al sexo del participante y el nivel de síntomas presentes en los estímulos auditivos:

**Tabla No.23.** Análisis univariante entre el sexo del sujeto y los niveles de presencia de síntomas en estímulos Auditivos

<i>Variables</i>	<i>N</i>	
Sexo de sujeto	Masculino	17
	Femenino	8
Nivel de presencia de síntomas	Promedio	8
	Alto	18

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental. N=25*

La tabla 24 muestra los resultados de las personas de sexo masculino y femenino que participaron en los estímulos auditivos, y la presencia de síntomas que se obtuvo en los resultados del LSB-50. Se puede observar que la cantidad de hombres es mayor que las mujeres, superándose con 9 personas más. Por otro lado, el nivel de presencia de síntomas tiene una incidencia mayor en los participantes.

**Tabla No.24.** Efectos que tiene el sujeto de acuerdo al Tiempo de Reacción de Alegría vinculados al nivel de síntomas presentes en estímulos Auditivos

<i>Variable</i>	<i>Media</i>	<i>F</i>	<i>Sig</i>
<i>Sexo</i>	155.43	1.60	0.220
IRPsi NIVEL	331.43	3.40	0.79
SEXO*IRPsi NIVEL	266.59	2.73	0.113

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental.*

La Tabla 25, nos da a observar que en los Efectos que tiene el sujeto, de acuerdo al Tiempo de Reacción Total de Alegría no se encontró ninguna variable con significancia. Lo que quiere decir que, sus valores están arriba de 0.05.

**Tabla No.25.** Efectos que tiene el sujeto de acuerdo al Tiempo de Reacción de Tristeza vinculados al nivel de síntomas presentes en estímulos Auditivos

<i>Variable</i>	<i>Media</i>	<i>F</i>	<i>Sig</i>
<i>Sexo</i>	20.60	0.218	0.65
IRPsi NIVEL	1.99	0.21	0.89
SEXO*IRPsi NIVEL	411.76	4.37	.049

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental.*

La Tabla 25, muestra que el nivel de los síntomas no afectan al Tiempo de Reacción Total de Tristeza, sin embargo, el sexo en conjunto con el IRPsi<sup>49</sup> tiene un nivel de significancia mayor a  $p=0.05$ , lo que quiere decir que tiene un efecto a la hora de que el participante seleccione el botón de tristeza. En cuanto al Tiempo de Reacción de Neutro no se encontró alguna diferencia significativa.

Por otro lado, en *Respuestas Totales*, tanto como en alegría, tristeza y neutro, no se encontró ninguna diferencia significativa.

A continuación, se muestran los resultados que se obtuvieron de acuerdo al sexo de los participantes y el nivel atencional o de concentración que se obtuvo de cada uno de los sujetos en los estímulos auditivos:

**Tabla No.26.** Efectos que tiene el sujeto de acuerdo al Tiempo de Reacción de Neutro vinculados a concentración en estímulos Auditivos

<i>Variable</i>	<i>Media</i>	<i>F</i>	<i>Sig</i>
<i>Sexo</i>	126.86	1.17	0.29
Concentración	38.91	0.36	0.70
SEXO* Concentración	549.86	5.05	.036

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental.*

La Tabla 26, muestra que el nivel de los síntomas no afecta al Tiempo de Reacción Total de Neutro, sin embargo, el sexo en conjunto con la concentración posee un nivel de significancia mayor a  $p=0.05$ , lo que significa que tiene un efecto a la hora de que el participante seleccione el botón neutro. En cuanto al Tiempo de Reacción de Alegría y Tristeza no se encontró alguna diferencia significativa.

<sup>49</sup> Índice de riesgo psicopatológico

A continuación, se muestran los resultados que se obtuvieron de acuerdo al sexo del participante y el nivel de síntomas presentes en los estímulos visuales:

**Tabla No.27.** Análisis univariante entre el sexo del sujeto y los niveles de presencia de síntomas en estímulos Visuales

<i>Variables</i>		<i>N</i>
Sexo de sujeto	Masculino	17
	Femenino	8
Nivel de presencia de síntomas	Promedio	8
	Alto	18

*Nota: Elaboración propia. N=25*

En la Tabla 27 podemos observar los resultados de las personas de los diferentes sexos que participaron en los estímulos visuales, y la presencia de síntomas que obtuvieron en los resultados del LSB-50. Se puede observar que la cantidad de hombres es mayor que las mujeres, superándose con 9 personas más. Por otro lado, el nivel de presencia de síntomas tiene una incidencia mayor en los participantes.

**Tabla No.28.** Efectos que tiene el sujeto de acuerdo al Tiempo de Reacción de Tristeza vinculados al nivel de síntomas presentes en estímulos Visuales.

<i>Variable</i>	<i>Media</i>	<i>F</i>	<i>Sig</i>
IRPsi NIVEL	145.2	7.70	.011
Sexo*IRPsi Nivel	2.29	1.21	.73

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental.*

La Tabla 29, muestra que el nivel de los síntomas puede afectar al Tiempo de Reacción Total de Tristeza, debido a que la significancia es mayor a  $p>0.05$ . Sin embargo, no se muestra significancia en ninguna otra variable. Así mismo, en cuanto al Tiempo de Reacción de Alegría y Neutro no se encontró alguna diferencia significativa.

**Tabla No.29.** Efectos que tiene el sujeto de acuerdo al Respuestas Totales de Tristeza vinculados al nivel de síntomas presentes en estímulos Visuales.

<i>Variable</i>	<i>Media</i>	<i>F</i>	<i>Sig</i>
<i>Sexo</i>	3.67	1.82	0.19
IRPsi NIVEL	10.04	4.96	0.037

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental.*

La Tabla 29 da a conocer que las Respuestas Totales de Tristeza pueden ser afectadas por el nivel de síntomas presentes, debido a que se encontró una significancia  $p=0.05$ . Por otro lado, no se encontró

significancia alguna en las Respuestas Totales de Alegría y Tristeza.

No se encontró diferencia significativa en el *Tiempo de Reacción* vinculadas con la Concentración en ninguna de las emociones, las cuales son: alegría, tristeza y neutro. De misma forma, tampoco se encontró diferencia significativa en el *Respuestas Totales* en ninguna de las tres emociones.

4. Análisis de pruebas T. Se utilizó un análisis de pruebas T para poder rechazar o aceptar las hipótesis planteadas en la metodología. Se realizaron pruebas de contrastes para comparar las diferencias entre las puntuaciones obtenidas por los diferentes sexos. Se confirmó que las diferencias entre los diferentes sexos, hombre y mujer fue de:  $F(1,21)=4.37$ ,  $\rho < 0.05$ ,  $\eta^2 = .17$

A continuación, se muestran los resultados que se obtuvieron de acuerdo al Tiempo Total de Reacción y las Respuestas Totales entre los diferentes sexos:

**Tabla No.30.** Tiempo de Reacción Total de acuerdo al sexo en Estímulos Auditivos.

	Sexo	N	$\chi$	SD
Tiempo de Reacción Total de Alegría	Masculino	17	49.18	16.71
	Femenino	8	52.75	13.86
Tiempo de Reacción Total de Tristeza	Masculino	17	64.12	16.17
	Femenino	8	57.00	9.62
Tiempo de Reacción Total de Neutro	Masculino	17	66.06	17.19
	Femenino	8	58.50	12.04

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental. N=25.*

La Tabla 30 muestra los resultados del Tiempo de Reacción de acuerdo al sexo. Las mujeres obtuvieron un menor tiempo de reacción en las emociones de tristeza y neutro, por lo que fueron más veloces en seleccionar el botón con más rapidez para estas dos. Así mismo, los hombres son más rápidos con la emoción de alegría que las mujeres. Por último, no se encontró ninguna diferencia significativa en ninguna de las emociones.

En la Tabla 31 podemos observar los resultados de las Respuestas Totales de acuerdo al sexo. Se muestra que entre los sexos no existe una diferencia significativa de acuerdo a las respuestas correctas que obtuvieron de la emoción que se estaba evocando. No se encontró ninguna diferencia significativa en ninguna de las emociones.

**Tabla No.31.** Respuestas Totales de acuerdo al sexo en Estímulos Auditivos.

	Sexo	N	$\chi$	SD
Respuestas Totales de Alegría	Masculino	17	5.82	2.65
	Femenino	8	5.63	0.74
Respuestas Totales de Tristeza	Masculino	17	3.35	0.86
	Femenino	8	3.75	0.89
Respuestas Totales de Neutro	Masculino	17	4.12	1.05
	Femenino	8	4.50	1.41

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental. N=25.*

**Tabla No.32.** Tiempo de Reacción Total de acuerdo al sexo en Estímulos Visuales.

	Sexo	N	$\chi$	SD
Tiempo de Reacción Total de Alegría	Masculino	17	22.35	6.78
	Femenino	8	21.88	6.20
Tiempo de Reacción Total de Tristeza	Masculino	17	29.12	6.60
	Femenino	8	27.88	7.97
Tiempo de Reacción Total de Neutro	Masculino	17	27.71	5.58
	Femenino	8	27.88	6.98

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental. N=25.*

La Tabla 33 muestra los resultados del Tiempo de Reacción de acuerdo al sexo. Se pudo observar que las mujeres suelen ser más rápidas para detectar las emociones de alegría y tristeza. Sin embargo, para neutro, ambos sexos tuvieron una puntuación parecida por lo que se infiere que, tanto hombres como mujeres tiene la misma velocidad a la hora de seleccionar el botón. Por otro lado, no se encontró ninguna diferencia significativa en ninguna de las emociones.

**Tabla No.33.** Respuestas Totales de acuerdo al sexo en Estímulos Visuales.

	Sexo	N	$\chi$	SD
Respuestas Totales de Alegría	Masculino	17	9.35	1.27
	Femenino	8	9.00	1.31
Respuestas Totales de Tristeza	Masculino	17	6.41	2.73
	Femenino	8	7.88	1.64
Respuestas Totales de Neutro	Masculino	17	8.00	2.12
	Femenino	8	8.50	1.77

*Nota: Elaboración propia a partir de los resultados recabados en la fase experimental. N=25.*

El Cuadro 23 da a conocer los resultados de las Respuestas Totales de acuerdo al sexo. Se puede observar que entre los sexos existe una diferencia mínima entre la detección de las emociones.

### C. Módulo de Asociación entre medidas corticales y estados anímicos inducidos mediante el uso de estímulos audiovisuales en jóvenes universitarios

El objetivo del presente estudio fue identificar la aparición de las ondas alfa como una respuesta de relajación ante la presentación de dos tipos de estímulos, uno musical y el otro con colores; para tal efecto, se utilizaron tres indicadores electrofisiológicos describirlos.

Los resultados para el estímulo visual fueron los siguientes, (ver Tabla 34) la media de segundos en el estado de relajación fue para las derivaciones frontales encontramos para AF3= 48.08 DS=16.13, AF4=47.72 DS=15.92, y para las derivaciones occipitales O1=50.40 DS=16.96, O2=50.64 DS=19.46.

**Tabla No.34.** Segundos totales de presencia de onda alfa con estímulos visuales

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
SEGUNDOS TOTAL DE AF3	25	13	84	48.08	16.137
SEGUNDOS TOTAL DE AF4	25	13	84	47.72	15.920
SEGUNDOS TOTAL DE O1	25	19	92	50.40	16.963
SEGUNDOS TOTAL DE O2	25	21	92	50.64	19.466

*Nota: Elaboración propia a partir de datos del estudio; N=25*

Por lo tanto, la tabla muestra que para los estímulos visuales la media de segundos en las derivaciones occipitales se muestra mayor índice de segundos alfa con respecto a la relajación.

Los resultados para el estímulo auditivo en promedio de segundos en el estado de relajación fueron para las derivaciones frontales encontramos para AF3= 55.08 DS=28.82, AF4=54.72 DS=28.14, y para las derivaciones occipitales O1=53.96 DS=27.21, O2=58.96 DS=29.38, como se muestra en la Tabla 35.

**Tabla No.35.** Segundos totales de presencia de onda alfa con estímulos auditivos

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
SEGUNDOS TOTAL DE AF3	25	0	99	55.08	28.823
SEGUNDOS TOTAL DE AF4	25	0	99	54.72	28.143
SEGUNDOS TOTAL DE O1	25	0	103	53.96	27.211
SEGUNDOS TOTAL DE O2	25	0	98	58.96	29.386

*Nota: Elaboración propia a partir de datos del estudio; N=25*

La Tabla 35 presenta los resultados de estímulos auditivos y la cantidad total de segundos presentados de la onda alfa, se aprecia que la media del electrodo O2 obtuvo mayor índice de segundos percibidos, seguido por el electrodo AF3.

Para la variable del primer segundo en que se evidenció la onda alfa frente a la presentación de estímulos visuales en las derivaciones frontales y occipitales se presentan en la Tabla 36. Las derivaciones frontales son: AF3=5.44 DS=5.85, AF4=5.04 DS=6.18; y para las derivaciones occipitales se presenta: O1=4.24 DS=4.32, O2=2.76 DS=2.93.

**Tabla No.36.** Primer segundo de presencia de onda alfa con estímulos visuales

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
PRIMER SEGUNDO AF3	25	0	24	5.44	5.856
PRIMER SEGUNDO AF4	25	0	24	5.04	6.185
PRIMER SEGUNDO O1	25	0	16	4.24	4.323
PRIMER SEGUNDO O2	25	0	9	2.76	2.934

*Nota: Fuente elaboración propia a partir de datos del EEG; N=25*

Los datos indican que para los electrodos de derivación occipital se presentó de forma más rápida la onda alfa con respecto a los segundos iniciales a la derivación frontal.

Para los estímulos auditivos se presentan los datos recopilados del primer segundo de la presentación de la onda alfa para la derivación frontal los resultados son: AF3=4.08 DS=4.21, AF4=3.96 DS=4.07; para la derivación occipital los resultados fueron: O1=5.24 DS=6.34, O2=4.72 DS=5.14.

**Tabla No.37.** Primer segundo de presencia de onda alfa con estímulos auditivos

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
PRIMER SEGUNDO AF3	25	0	15	4.08	4.212
PRIMER SEGUNDO AF4	25	0	15	3.96	4.077
PRIMER SEGUNDO O1	25	0	26	5.24	6.346
PRIMER SEGUNDO O2	25	0	21	4.72	5.144

*Nota: Fuente elaboración propia a partir de datos del EEG; N=25*

Para la aparición de la onda alfa con respecto a la estimulación auditiva, se evidencia que hubo mayor rapidez de percepción en las derivaciones frontales con respecto a las derivaciones occipitales.

Dentro de la medición de promedios de la variable de aparición de la onda alfa se demuestra que en las derivaciones frontales y occipitales hay mayor rapidez para la detección en los electrodos pares (hemisferio derecho) en comparación de los electrodos impares (hemisferio izquierdo). Esto se puede evidenciar tanto para los estímulos visuales (colores) como para los estímulos auditivos (música).

La dominancia de segundos se interpreta como el segundo en que la onda alfa inicio a ser predominante o consistente en la duración de la presentación de estímulos visuales; las derivaciones frontales se muestran en la Tabla 38, estas son: AF3=201.08 DS=23.36, AF4=201.20 DS=22.80; las derivaciones occipitales son: O1=199.56 DS=23.47, O2=198.24 DS=24.74.

**Tabla No.38.** Inicio de dominancia de onda alfa con estímulos visuales

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
DOMINANCIA DE SEGUNDOS AF3	25	137	257	201.08	23.368
DOMINANCIA DE SEGUNDOS AF4	25	137	257	201.20	22.800
DOMINANCIA DE SEGUNDOS O1	25	156	245	199.56	23.470
DOMINANCIA DE SEGUNDOS O2	25	162	261	198.24	24.742

*Nota: Fuente elaboración propia a partir de datos del EEG; N=25*

Los resultados para el dominio de la secuencia de la onda alfa en el estímulo auditivo se muestran en el Tabla 39, la media de segundos en el estado de relajación fue para las derivaciones frontales encontramos para AF3= 223.04 DS=91.06, AF4=224.37 DS=90.92, y para las derivaciones occipitales O1=233.71 DS=93.09, O2=234.00 DS=93.19.

**Tabla No.39.** Inicio de dominancia de onda alfa con estímulos auditivos

<i>Variable</i>	<i>N</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	$\chi$	<i>SD</i>
DOMINANCIA DE SEGUNDOS AF3	25	0	294	223.04	91.060
DOMINANCIA DE SEGUNDOS AF4	25	0	293	224.37	90.929
DOMINANCIA DE SEGUNDOS O1	25	0	297	233.71	93.098
DOMINANCIA DE SEGUNDOS O2	25	0	297	234.00	93.195

*Nota: Fuente elaboración propia a partir de datos del EEG; N=25*

La Tabla 39, muestra que la dominancia de la onda alfa en la duración de la presentación de estímulos auditivos fue mayor en las derivaciones frontales que con respecto a las derivaciones occipitales, con al menos medias con 10 segundos de diferencia.

## D. Módulo de Estimulación de estados anímicos mediante componentes visuales

1. Preprocesamiento de los datos. Previo al proceso de clasificación, las señales EEG fueron pre-procesadas con el objetivo de eliminar la mayor cantidad de ruido posible. En la Figura # 9 podemos ver 1 segundo de la señal leída por el EMOTIV. Luego en la Figura 10 podemos ver 1 segundo de la señal leída por EMOTIV al aplicar un filtro de banda para eliminar el ruido.

Figura 44. Lectura del electrodo F3 durante toda la experimentación.

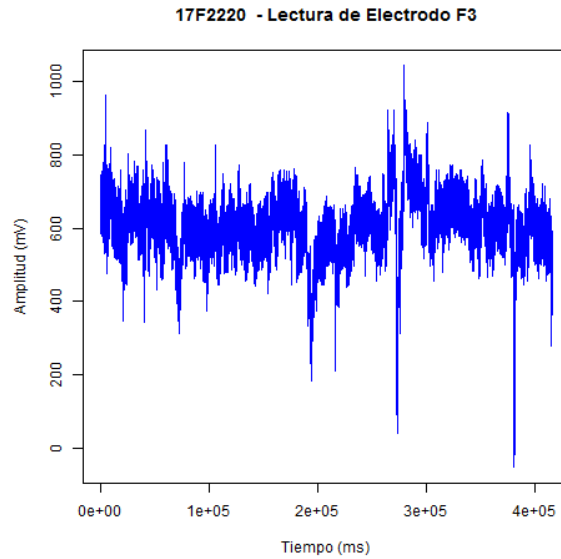
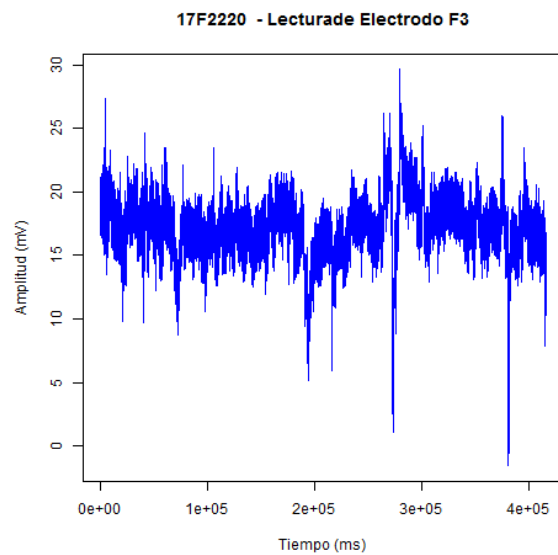


Figura 45. Lectura del electrodo F3 durante toda la experimentación luego de aplicarle un filtro de banda



2. Selección de ajustes para modelos de predicción. Para asegurarse que los modelos no contarán con sobreajuste o fueran demasiado generalizados se necesitaba contar con los ajustes exactos para su predicción, los ajustes que se decidió utilizar se pueden observar en la Tabla 40. Se realizaron pruebas de validación cruzada con ayuda del método GridSearchCV y se encontró que los siguientes valores para los parámetros iniciales, eran los óptimos y más importantes para cada modelo de cada imagen.

**Tabla No.40.** Parámetros utilizados por el algoritmo de regresión de aumento de gradiente

<b>Parámetros iniciales a utilizar en el método de regresión de reducción de gradiente</b>
Efecto que tiene el resultado de cada árbol en el siguiente árbol
Número máximo de árboles a crear
Número mínimo de observaciones tomar en cuenta una hoja del árbol
Número mínimo de características para hacer una división
Número mínimo de observaciones para dividir un nodo
Profundidad máxima del árbol

**Tabla No.41.** Resultado de obtención de valores óptimos para el efecto de un árbol sobre el siguiente.

<b>Imagen</b>	<b>Efecto que tiene el resultado de cada árbol en el siguiente árbol</b>
Imagen 1, asco	0.04
Imagen 2, enojo	0.05
Imagen 3, felicidad	0.1
Imagen 4, ira	0.05
Imagen 5, neutro	0.02
Imagen 6, sorpresa	0.02
Imagen 7, tristeza	0.04
Imagen 8, asco	0.05
Imagen 9, enojo	0.02
Imagen 10, felicidad	0.1
Imagen 11, ira	0.05
Imagen 12, neutro	0.1
Imagen 13, sorpresa	0.05
Imagen 14, tristeza	0.1
Imagen 15, asco	0.1
Imagen 16, enojo	0.04
Imagen 17, felicidad	0.05
Imagen 18, ira	0.05
Imagen 19, neutro	0.02
Imagen 20, sorpresa	0.1
Imagen 21, tristeza	0.04
Imagen 22, asco	0.04
Imagen 23, enojo	0.05
Imagen 24, felicidad	0.04
Imagen 25, ira	0.1

cont. Tabla No. 41	
<b>Imagen</b>	<b>Efecto que tiene el resultado de cada árbol en el siguiente árbol</b>
Imagen 26, neutro	0.05
Imagen 27, sorpresa	0.02
Imagen 28, tristeza	0.1
Imagen 29, asco	0.1
Imagen 30, enojo	0.05
Imagen 31, felicidad	0.04
Imagen 32, ira	0.1
Imagen 33, neutro	0.05
Imagen 34, sorpresa	0.05
Imagen 35, tristeza	0.1
Imagen 36, asco	0.1
Imagen 37, enojo	0.05
Imagen 38, felicidad	0.02
Imagen 39, ira	0.1
Imagen 40, neutro	0.1
Imagen 41, sorpresa	0.04
Imagen 42, tristeza	0.04
Imagen 43, asco	0.1
Imagen 44, enojo	0.1
Imagen 45, felicidad	0.04
Imagen 46, ira	0.1
Imagen 47, neutro	0.05
Imagen 48, sorpresa	0.1
Imagen 49, tristeza	0.05
Imagen 50, asco	0.04
Imagen 51, enojo	0.1
Imagen 52, felicidad	0.04
Imagen 53, ira	0.02
Imagen 54, neutro	0.1
Imagen 55, sorpresa	0.04
Imagen 56, tristeza	0.1
Imagen 57, asco	0.1
Imagen 58, enojo	0.1
Imagen 59, felicidad	0.05
Imagen 60, ira	0.02
Imagen 61, neutro	0.02
Imagen 62, sorpresa	0.1
Imagen 63, tristeza	0.02
Imagen 64, asco	0.05
Imagen 65, enojo	0.05
Imagen 66, felicidad	0.05
Imagen 67, ira	0.02
Imagen 68, neutro	0.1
Imagen 69, sorpresa	0.02
Imagen 70, tristeza	0.1

**Tabla No.42.** Resultado de obtención de valores óptimos para la cantidad máxima de árboles a crear.

<b>Imagen</b>	<b>Número máximo de árboles a crear</b>
Imagen 1, asco	400
Imagen 2, enojo	400
Imagen 3, felicidad	100
Imagen 4, ira	400
Imagen 5, neutro	400
Imagen 6, sorpresa	400
Imagen 7, tristeza	400
Imagen 8, asco	400
Imagen 9, enojo	400
Imagen 10, felicidad	100
Imagen 11, ira	400
Imagen 12, neutro	100
Imagen 13, sorpresa	400
Imagen 14, tristeza	100
Imagen 15, asco	400
Imagen 16, enojo	1000
Imagen 17, felicidad	100
Imagen 18, ira	100
Imagen 19, neutro	1000
Imagen 20, sorpresa	100
Imagen 21, tristeza	400
Imagen 22, asco	700
Imagen 23, enojo	700
Imagen 24, felicidad	700
Imagen 25, ira	100
Imagen 26, neutro	700
Imagen 27, sorpresa	700
Imagen 28, tristeza	400
Imagen 29, asco	100
Imagen 30, enojo	700
Imagen 31, felicidad	400
Imagen 32, ira	100
Imagen 33, neutro	400
Imagen 34, sorpresa	400
Imagen 35, tristeza	100
Imagen 36, asco	100
Imagen 37, enojo	400
Imagen 38, felicidad	700
Imagen 39, ira	100
Imagen 40, neutro	100

cont. Tabla No. 42	
<b>Imagen</b>	<b>Número máximo de árboles a crear</b>
Imagen 41, sorpresa	400
Imagen 42, tristeza	400
Imagen 43, asco	100
Imagen 44, enojo	100
Imagen 45, felicidad	400
Imagen 46, ira	100
Imagen 47, neutro	400
Imagen 48, sorpresa	100
Imagen 49, tristeza	100
Imagen 50, asco	400
Imagen 51, enojo	100
Imagen 52, felicidad	700
Imagen 53, ira	1000
Imagen 54, neutro	100
Imagen 55, sorpresa	1000
Imagen 56, tristeza	100
Imagen 57, asco	100
Imagen 58, enojo	100
Imagen 59, felicidad	100
Imagen 60, ira	400
Imagen 61, neutro	400
Imagen 62, sorpresa	400
Imagen 63, tristeza	100
Imagen 64, asco	700
Imagen 65, enojo	400
Imagen 66, felicidad	700
Imagen 67, ira	400
Imagen 68, neutro	400
Imagen 69, sorpresa	100
Imagen 70, tristeza	700

**Tabla No.43.** Resultado de obtención de valores óptimos para la profundidad máxima de un árbol.

Imagen	Profundidad máxima del árbol
Imagen 1, asco	13
Imagen 2, enojo	13
Imagen 3, felicidad	5
Imagen 4, ira	13
Imagen 5, neutro	7
Imagen 6, sorpresa	5
Imagen 7, tristeza	7
Imagen 8, asco	9
Imagen 9, enojo	9
Imagen 10, felicidad	11
Imagen 11, ira	9
Imagen 12, neutro	7
Imagen 13, sorpresa	5
Imagen 14, tristeza	7
Imagen 15, asco	9
Imagen 16, enojo	5
Imagen 17, felicidad	9
Imagen 18, ira	9
Imagen 19, neutro	11
Imagen 20, sorpresa	7
Imagen 21, tristeza	5
Imagen 22, asco	11
Imagen 23, enojo	5
Imagen 24, felicidad	7
Imagen 25, ira	9
Imagen 26, neutro	13
Imagen 27, sorpresa	13
Imagen 28, tristeza	9
Imagen 29, asco	9
Imagen 30, enojo	11
Imagen 31, felicidad	9
Imagen 32, ira	13
Imagen 33, neutro	9
Imagen 34, sorpresa	7
Imagen 35, tristeza	11
Imagen 36, asco	7
Imagen 37, enojo	5
Imagen 38, felicidad	5
Imagen 39, ira	9
Imagen 40, neutro	7
Imagen 41, sorpresa	11

cont. Tabla No. 43	
Imagen	Profundidad máxima del árbol
Imagen 42, tristeza	11
Imagen 43, asco	7
Imagen 44, enojo	7
Imagen 45, felicidad	7
Imagen 46, ira	13
Imagen 47, neutro	11
Imagen 48, sorpresa	9
Imagen 49, tristeza	7
Imagen 50, asco	7
Imagen 51, enojo	9
Imagen 52, felicidad	9
Imagen 53, ira	7
Imagen 54, neutro	11
Imagen 55, sorpresa	13
Imagen 56, tristeza	11
Imagen 57, asco	11
Imagen 58, enojo	9
Imagen 59, felicidad	11
Imagen 60, ira	11
Imagen 61, neutro	9
Imagen 62, sorpresa	9
Imagen 63, tristeza	13
Imagen 64, asco	7
Imagen 65, enojo	7
Imagen 66, felicidad	5
Imagen 67, ira	5
Imagen 68, neutro	7
Imagen 69, sorpresa	7
Imagen 70, tristeza	13

**Tabla No.44.** Resultado de obtención de valores óptimos para el número mínimo de observaciones para tomar en cuenta una hoja de un árbol.

<b>Imagen</b>	<b>Número mínimo de observaciones tomar en cuenta una hoja del árbol</b>
Imagen 1, asco	90
Imagen 2, enojo	90
Imagen 3, felicidad	50
Imagen 4, ira	90
Imagen 5, neutro	50
Imagen 6, sorpresa	50
Imagen 7, tristeza	70
Imagen 8, asco	50
Imagen 9, enojo	50
Imagen 10, felicidad	50
Imagen 11, ira	50
Imagen 12, neutro	50
Imagen 13, sorpresa	50
Imagen 14, tristeza	50
Imagen 15, asco	90
Imagen 16, enojo	50
Imagen 17, felicidad	50
Imagen 18, ira	50
Imagen 19, neutro	70
Imagen 20, sorpresa	50
Imagen 21, tristeza	50
Imagen 22, asco	90
Imagen 23, enojo	90
Imagen 24, felicidad	90
Imagen 25, ira	50
Imagen 26, neutro	70
Imagen 27, sorpresa	50
Imagen 28, tristeza	90
Imagen 29, asco	50
Imagen 30, enojo	50
Imagen 31, felicidad	50
Imagen 32, ira	50
Imagen 33, neutro	50
Imagen 34, sorpresa	50
Imagen 35, tristeza	50
Imagen 36, asco	50
Imagen 37, enojo	50
Imagen 38, felicidad	70
Imagen 39, ira	50

cont. Tabla No. 44	
Imagen	Número mínimo de observaciones tomar en cuenta una hoja del árbol
Imagen 40, neutro	70
Imagen 41, sorpresa	70
Imagen 42, tristeza	50
Imagen 43, asco	50
Imagen 44, enojo	50
Imagen 45, felicidad	70
Imagen 46, ira	70
Imagen 47, neutro	90
Imagen 48, sorpresa	50
Imagen 49, tristeza	50
Imagen 50, asco	50
Imagen 51, enojo	70
Imagen 52, felicidad	90
Imagen 53, ira	70
Imagen 54, neutro	50
Imagen 55, sorpresa	70
Imagen 56, tristeza	50
Imagen 57, asco	50
Imagen 58, enojo	50
Imagen 59, felicidad	70
Imagen 60, ira	70
Imagen 61, neutro	50
Imagen 62, sorpresa	50
Imagen 63, tristeza	50
Imagen 64, asco	50
Imagen 65, enojo	70
Imagen 66, felicidad	50
Imagen 67, ira	50
Imagen 68, neutro	50
Imagen 69, sorpresa	50
Imagen 70, tristeza	50

**Tabla No.45.** Resultado de obtención de valores óptimos para el número mínimo de características para poder realizar una división en un árbol.

<b>Imagen</b>	<b>Número mínimo de características para hacer una división</b>
Imagen 1, asco	4
Imagen 2, enojo	4
Imagen 3, felicidad	4
Imagen 4, ira	4
Imagen 5, neutro	4
Imagen 6, sorpresa	4
Imagen 7, tristeza	4
Imagen 8, asco	4
Imagen 9, enojo	4
Imagen 10, felicidad	5
Imagen 11, ira	4
Imagen 12, neutro	5
Imagen 13, sorpresa	4
Imagen 14, tristeza	4
Imagen 15, asco	4
Imagen 16, enojo	4
Imagen 17, felicidad	4
Imagen 18, ira	4
Imagen 19, neutro	4
Imagen 20, sorpresa	6
Imagen 21, tristeza	4
Imagen 22, asco	4
Imagen 23, enojo	5
Imagen 24, felicidad	4
Imagen 25, ira	4
Imagen 26, neutro	4
Imagen 27, sorpresa	4
Imagen 28, tristeza	4
Imagen 29, asco	4
Imagen 30, enojo	5
Imagen 31, felicidad	4
Imagen 32, ira	4
Imagen 33, neutro	4
Imagen 34, sorpresa	4
Imagen 35, tristeza	4
Imagen 36, asco	4
Imagen 37, enojo	5
Imagen 38, felicidad	4

cont. Tabla No. 45	
Imagen	Número mínimo de características para hacer una división
Imagen 39, ira	4
Imagen 40, neutro	4
Imagen 41, sorpresa	5
Imagen 42, tristeza	4
Imagen 43, asco	4
Imagen 44, enojo	4
Imagen 45, felicidad	4
Imagen 46, ira	5
Imagen 47, neutro	4
Imagen 48, sorpresa	4
Imagen 49, tristeza	5
Imagen 50, asco	6
Imagen 51, enojo	4
Imagen 52, felicidad	4
Imagen 53, ira	4
Imagen 54, neutro	4
Imagen 55, sorpresa	4
Imagen 56, tristeza	4
Imagen 57, asco	5
Imagen 58, enojo	4
Imagen 59, felicidad	6
Imagen 60, ira	4
Imagen 61, neutro	4
Imagen 62, sorpresa	4
Imagen 63, tristeza	5
Imagen 64, asco	4
Imagen 65, enojo	4
Imagen 66, felicidad	4
Imagen 67, ira	5
Imagen 68, neutro	4
Imagen 69, sorpresa	5
Imagen 70, tristeza	4

**Tabla No.46.** Resultado de obtención de valores óptimos para el número mínimo de observaciones necesarias para dividir un nodo.

<b>Imagen</b>	<b>Número mínimo de observaciones para dividir un nodo</b>
Imagen 1, asco	70
Imagen 2, enojo	84
Imagen 3, felicidad	56
Imagen 4, ira	56
Imagen 5, neutro	98
Imagen 6, sorpresa	56
Imagen 7, tristeza	98
Imagen 8, asco	56
Imagen 9, enojo	70
Imagen 10, felicidad	98
Imagen 11, ira	70
Imagen 12, neutro	70
Imagen 13, sorpresa	84
Imagen 14, tristeza	56
Imagen 15, asco	56
Imagen 16, enojo	98
Imagen 17, felicidad	84
Imagen 18, ira	70
Imagen 19, neutro	70
Imagen 20, sorpresa	84
Imagen 21, tristeza	70
Imagen 22, asco	56
Imagen 23, enojo	70
Imagen 24, felicidad	98
Imagen 25, ira	56
Imagen 26, neutro	84
Imagen 27, sorpresa	84
Imagen 28, tristeza	70
Imagen 29, asco	56
Imagen 30, enojo	98
Imagen 31, felicidad	56
Imagen 32, ira	70
Imagen 33, neutro	84
Imagen 34, sorpresa	98
Imagen 35, tristeza	98
Imagen 36, asco	84
Imagen 37, enojo	84
Imagen 38, felicidad	98
Imagen 39, ira	98

cont. Tabla No. 46	
<b>Imagen</b>	<b>Número mínimo de observaciones para dividir un nodo</b>
Imagen 40, neutro	56
Imagen 41, sorpresa	84
Imagen 42, tristeza	84
Imagen 43, asco	98
Imagen 44, enojo	84
Imagen 45, felicidad	84
Imagen 46, ira	98
Imagen 47, neutro	98
Imagen 48, sorpresa	84
Imagen 49, tristeza	56
Imagen 50, asco	84
Imagen 51, enojo	98
Imagen 52, felicidad	98
Imagen 53, ira	70
Imagen 54, neutro	84
Imagen 55, sorpresa	84
Imagen 56, tristeza	70
Imagen 57, asco	98
Imagen 58, enojo	56
Imagen 59, felicidad	98
Imagen 60, ira	70
Imagen 61, neutro	98
Imagen 62, sorpresa	84
Imagen 63, tristeza	56
Imagen 64, asco	84
Imagen 65, enojo	98
Imagen 66, felicidad	84
Imagen 67, ira	98
Imagen 68, neutro	84
Imagen 69, sorpresa	70
Imagen 70, tristeza	84

3. Efectividad de los modelos. Para poder encontrar la efectividad de estos modelos se utilizó el método de error cuadrático medio, de manera que pudiéramos saber qué tanto se ajustaba nuestra regresión a los datos. Los datos que se obtuvieron fueron los siguientes:

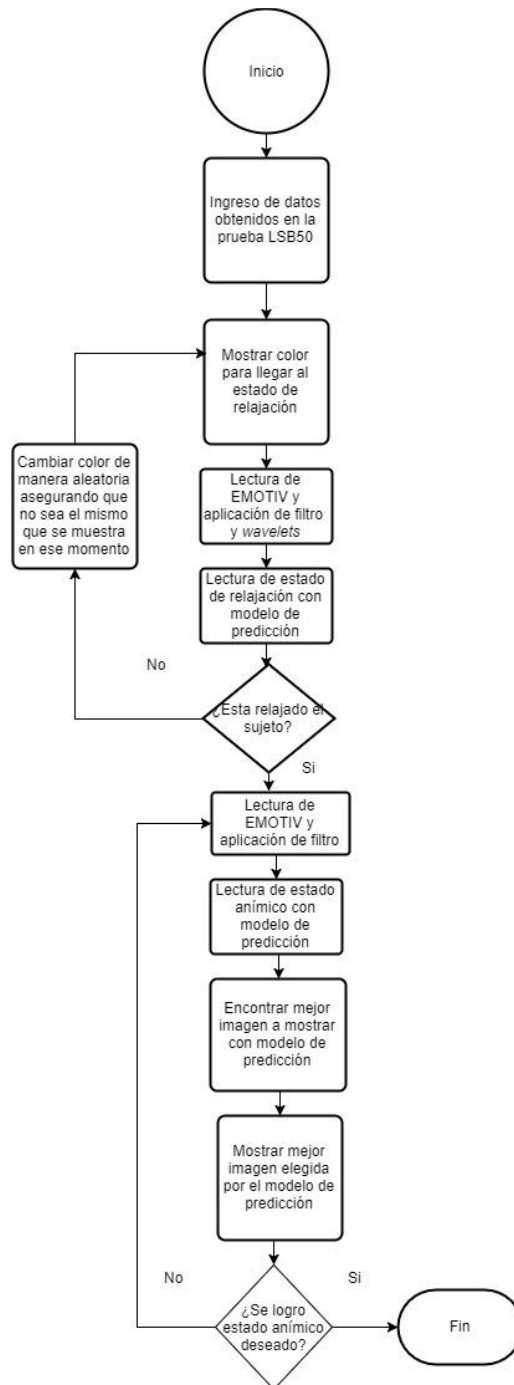
**Tabla No.47.** Error cuadrático medio de predicciones realizadas por los modelos por imagen.

<b>Imagen</b>	<b>Error cuadrático medio para modelos de imágenes mostradas</b>
Imagen 1, asco	0.010
Imagen 2, enojo	0.011
Imagen 3, felicidad	0.011
Imagen 4, ira	0.012
Imagen 5, neutro	0.011
Imagen 6, sorpresa	0.011
Imagen 7, tristeza	0.011
Imagen 8, asco	0.082
Imagen 9, enojo	0.078
Imagen 10, felicidad	0.082
Imagen 11, ira	0.081
Imagen 12, neutro	0.073
Imagen 13, sorpresa	0.070
Imagen 14, tristeza	0.087
Imagen 15, asco	0.010
Imagen 16, enojo	0.011
Imagen 17, felicidad	0.010
Imagen 18, ira	0.011
Imagen 19, neutro	0.013
Imagen 20, sorpresa	0.010
Imagen 21, tristeza	0.011
Imagen 22, asco	0.087
Imagen 23, enojo	0.093
Imagen 24, felicidad	0.090
Imagen 25, ira	0.099
Imagen 26, neutro	0.011
Imagen 27, sorpresa	0.089
Imagen 28, tristeza	0.011
Imagen 29, asco	0.074
Imagen 30, enojo	0.079
Imagen 31, felicidad	0.076
Imagen 32, ira	0.073
Imagen 33, neutro	0.077
Imagen 34, sorpresa	0.072
Imagen 35, tristeza	0.073
Imagen 36, asco	0.013

cont. Tabla No. 47	
<b>Imagen</b>	<b>Error cuadrático medio para modelos de imágenes mostradas</b>
Imagen 37, enojo	0.012
Imagen 38, felicidad	0.011
Imagen 39, ira	0.100
Imagen 40, neutro	0.011
Imagen 41, sorpresa	0.096
Imagen 42, tristeza	0.011
Imagen 43, asco	0.010
Imagen 44, enojo	0.099
Imagen 45, felicidad	0.084
Imagen 46, ira	0.010
Imagen 47, neutro	0.011
Imagen 48, sorpresa	0.097
Imagen 49, tristeza	0.085
Imagen 50, asco	0.081
Imagen 51, enojo	0.086
Imagen 52, felicidad	0.084
Imagen 53, ira	0.092
Imagen 54, neutro	0.010
Imagen 55, sorpresa	0.076
Imagen 56, tristeza	0.081
Imagen 57, asco	0.092
Imagen 58, enojo	0.089
Imagen 59, felicidad	0.069
Imagen 60, ira	0.064
Imagen 61, neutro	0.056
Imagen 62, sorpresa	0.063
Imagen 63, tristeza	0.075
Imagen 64, asco	0.075
Imagen 65, enojo	0.069
Imagen 66, felicidad	0.067
Imagen 67, ira	0.067
Imagen 68, neutro	0.095
Imagen 69, sorpresa	0.081
Imagen 70, tristeza	0.053

4. Algoritmo de integración. Por último, se realizó un algoritmo capaz de integrar los diferentes módulos, de manera que se pudiera tener una lectura en tiempo real de la emoción que estuviera sintiendo el sujeto para que el modelo de predicción pudiera reaccionar de manera inteligente y mostrar la imagen que más se acoplara al estado anímico que se busca lograr. El diagrama de flujo de dicho algoritmo es el siguiente:

Diagrama de flujo de algoritmo para mostrar estímulos visuales de manera inteligente.



5. Ejemplos de árboles de algoritmo de regresor de aumento de gradiente. A continuación, se puede observar ejemplos visuales de alguno de los arboles finales que creó el algoritmo de aumento de gradiente. En la Figura 12 se puede observar la representación del árbol que se creó para el modelo correspondiente a la Imagen 3 -ver Tabla 42- que representaba felicidad y en la Figura 13 se puede observar la representación del árbol que se creó para el modelo correspondiente a la Figura 46 que representaba asco.

Figura 46. Representación de una porción del árbol creado para el modelo correspondiente a la Imagen 3 –ver Tabla 42- que *representaba felicidad*.

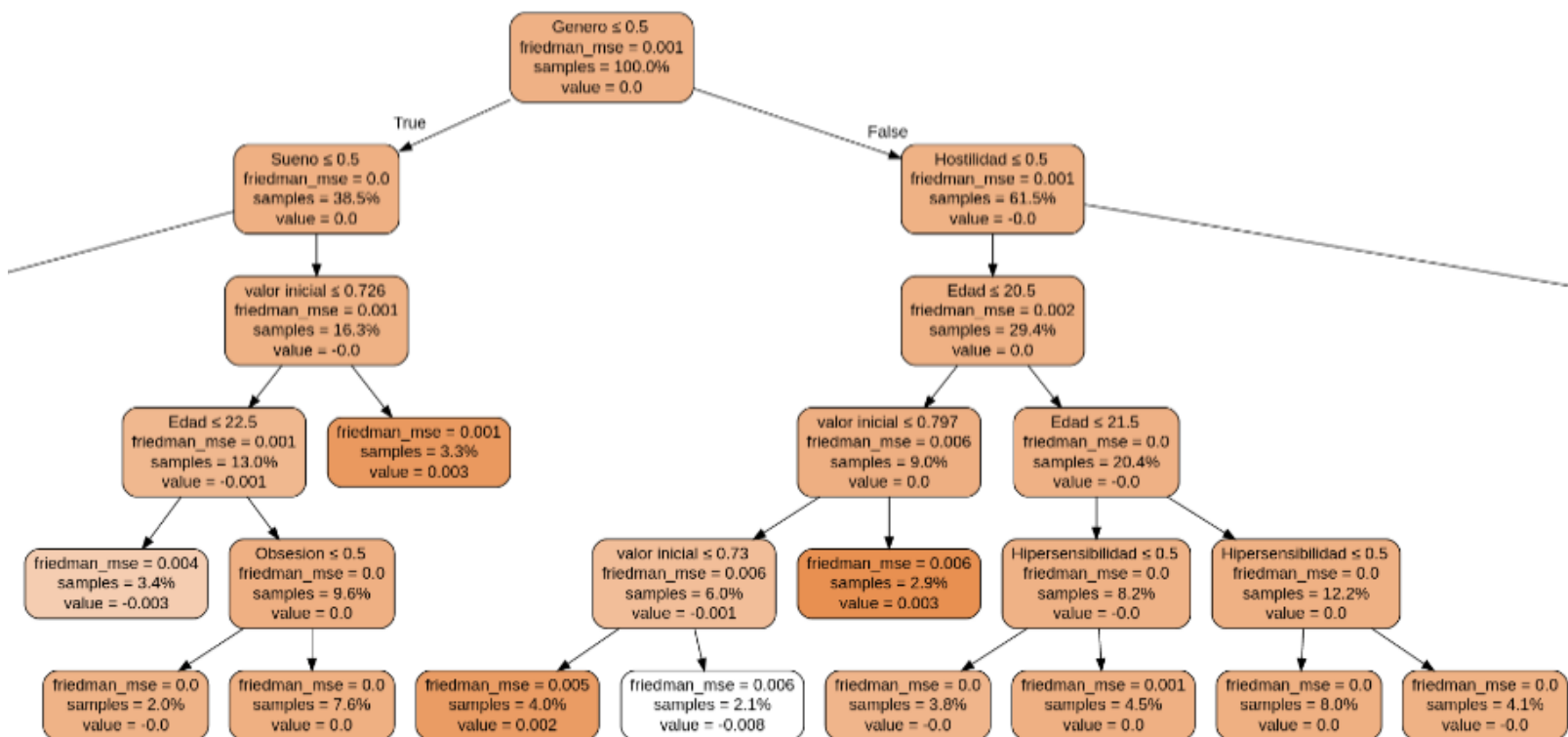
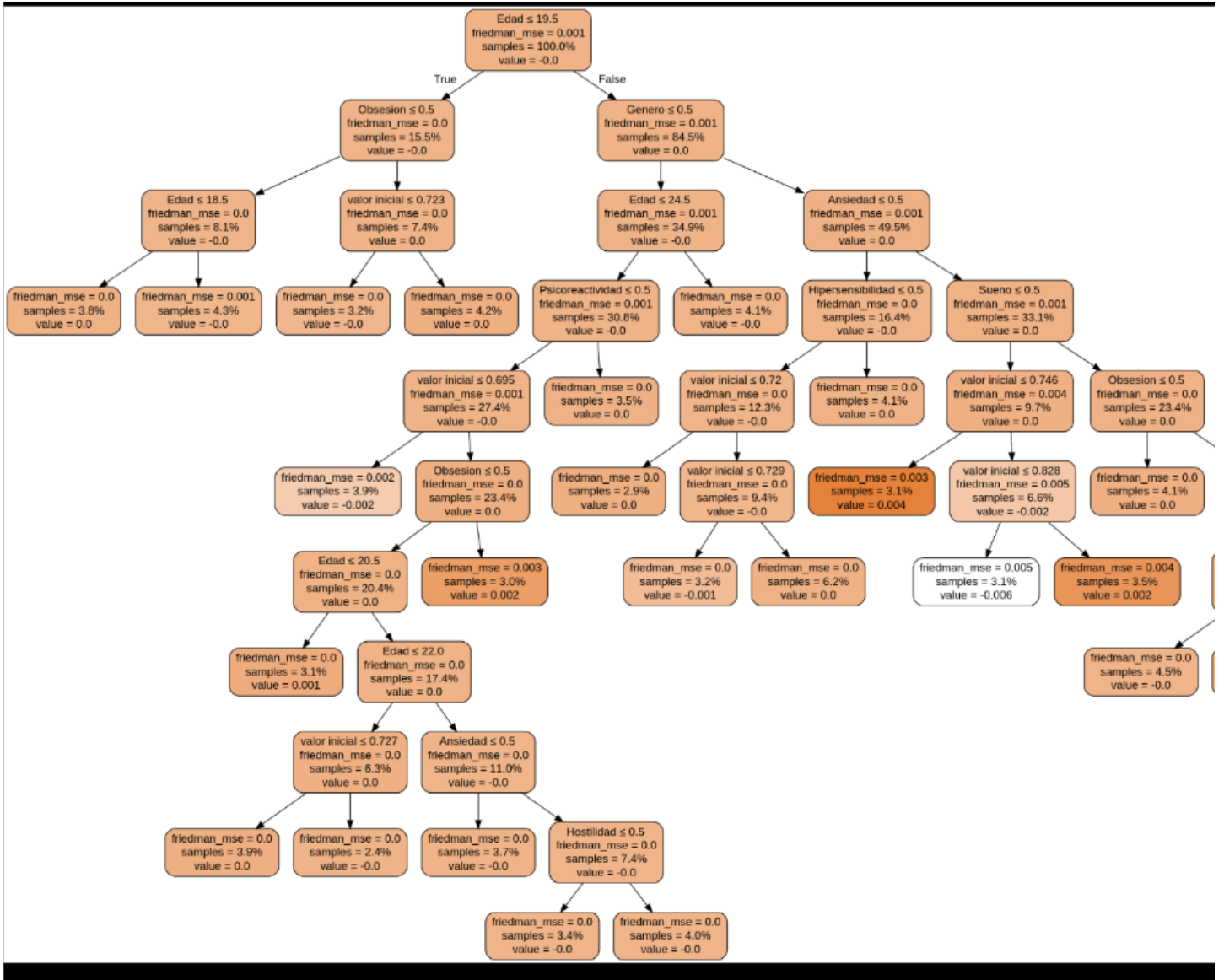


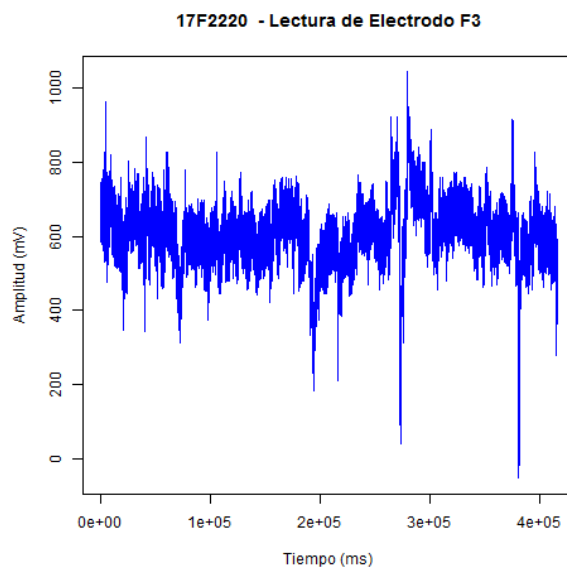
Figura 47. Representación de una porción del árbol creado para el modelo correspondiente a la imagen 3 que representaba felicidad.



## E. Módulo de Estimulación de emociones e inducción al estado de relajación mediante componentes auditivos

1. Preprocesamiento de datos. Previo al proceso de clasificación, se procesaron las señales EEG para eliminar la mayor cantidad de ruido posible. En la siguiente figura se observa un segundo de lectura de EMOTIV.

Figura 48. Lectura de electrodo F3 durante la experimentación



2. Selección de ajustes para modelos de predicción. Para eliminar el sobreajuste o la generalización de los modelos fue necesario utilizar la cantidad correcta de parámetros para su predicción, para lo cual fueron realizadas pruebas de validación cruzada utilizando el método *GridSearchCV* y fueron encontrados los siguientes parámetros que optimizan el modelo de cada estímulo:

1. Tasa de aprendizaje
2. Cantidad mínima de observaciones para validación de hojas
3. Profundidad máxima del árbol
4. Cantidad máxima de árboles
5. Cantidad mínima de observaciones para división de una hoja
6. Máximo de características

El valor de cada parámetro listado anteriormente para cada estímulo pueden observarse en la siguiente Tabla:

**Tabla No.48.** Taza de aprendizaje (Efecto del resultado de un árbol sobre el siguiente)

Estímulos	Taza de aprendizaje
Family Tradition	0.02
Mature Sounds	0.1
Everythings Nice	0.02
Cue	0.02
The Time Is Now	0.05
Afrola	0.05
Hooky With Sloane	0.05
Darling Ranch	0.02
Getting There	0.02
Country Blues	0.02
Big Cars	0.04
Frequency	0.1
Brahms Lullaby	0.04
Doctor True	0.04
It_s Coming	0.04
By The Pool	0.02
Ukulele Hakuna Matata	0.04
Do It	0.04
Para Santo Domingo	0.04
Beginning	0.02
HeartBreaking	0.02
New York	0.04
All Aboard	0.05
Epic Theme No .1	0.04
Enuff Para Mi	0.1
Big Wheel	0.05
Battleground	0.04
Far Away	0.05

**Tabla No.49.** Cantidad mínima de observaciones por estímulo para validez de hojas del árbol correspondiente

Estímulos	Mínimo de observaciones para validez de hojas
Family Tradition	90
Mature Sounds	50
Everythings Nice	50
Cue	50
The Time Is Now	90
Afrola	90
Hooky With Sloane	70
Darling Ranch	90
Getting There	90
Country Blues	90
Big Cars	90
Frequency	70
Brahms Lullaby	50
Doctor True	90
It_s Coming	50
By The Pool	90
Ukulele Hakuna Matata	90
Do It	90
Para Santo Domingo	90
Beginning	70
HeartBreaking	90
New York	70
All Aboard	70
Epic Theme No .1	50
Enuff Para Mi	50
Big Wheel	50
Battleground	90
Far Away	90

**Tabla No.50.** Cantidad óptima de la profundidad máxima de un árbol por estímulo

Estímulos	Profundidad máxima de un árbol
Family Tradition	11
Mature Sounds	11
Everythings Nice	13
Cue	13
The Time Is Now	7
Afrola	9
Hooky With Sloane	13
Darling Ranch	9
Getting There	7
Country Blues	11
Big Cars	9
Frequency	9
Brahms Lullaby	5
Doctor True	13
It_s Coming	9
By The Pool	13
Ukulele Hakuna Matata	9
Do It	11
Para Santo Domingo	7
Beginning	11
HeartBreaking	11
New York	11
All Aboard	5
Epic Theme No .1	11
Enuff Para Mi	13
Big Wheel	7
Battleground	13
Far Away	11

**Tabla No.51.** Cantidad máxima de árboles a crear por estímulo

Estímulos	Cantidad máxima de árboles
Family Tradition	1000
Mature Sounds	100
Everythings Nice	700
Cue	700
The Time Is Now	400
Afrola	700
Hooky With Sloane	700
Darling Ranch	700
Getting There	700
Country Blues	1000
Big Cars	400
Frequency	100
Brahms Lullaby	700
Doctor True	400
It_s Coming	400
By The Pool	700
Ukulele Hakuna Matata	1000
Do It	700
Para Santo Domingo	700
Beginning	700
HeartBreaking	1000
New York	400
All Aboard	400
Epic Theme No .1	400
Enuff Para Mi	700
Big Wheel	400
Battleground	400
Far Away	400

**Tabla No.52.** Cantidad mínima de observaciones necesarias para división de una hoja

Estímulos	Cantidad mínima de observaciones para división de una hoja
Family Tradition	500
Mature Sounds	500
Everythings Nice	500
Cue	500
The Time Is Now	500
Afrola	500
Hooky With Sloane	500
Darling Ranch	500
Getting There	500
Country Blues	500
Big Cars	500
Frequency	500
Brahms Lullaby	500
Doctor True	500
It_s Coming	500
By The Pool	500
Ukulele Hakuna Matata	500
Do It	500
Para Santo Domingo	500
Beginning	500
HeartBreaking	500
New York	700
All Aboard	500
Epic Theme No .1	500
Enuff Para Mi	900
Big Wheel	500
Battleground	500
Far Away	500

**Tabla No.53.** Cantidad máxima de características para poder realizar una división en un árbol

Estímulos	Cantidad máxima de características
Family Tradition	4
Mature Sounds	5
Everythings Nice	4
Cue	4
The Time Is Now	5
Afrola	4
Hooky With Sloane	4
Darling Ranch	4
Getting There	4
Country Blues	4
Big Cars	4
Frequency	4
Brahms Lullaby	4
Doctor True	5
It_s Coming	4
By The Pool	4
Ukulele Hakuna Matata	4
Do It	4
Para Santo Domingo	4
Beginning	4
HeartBreaking	4
New York	4
All Aboard	4
Epic Theme No .1	4
Enuff Para Mi	4
Big Wheel	4
Battleground	4
Far Away	4

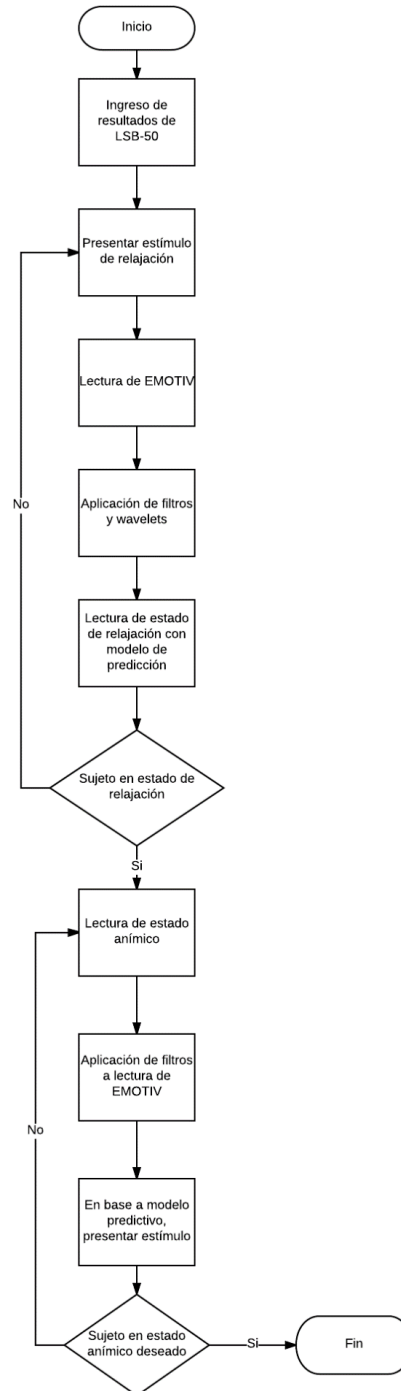
3. Efectividad de los modelos. Para encontrar la eficacia de los modelos correspondientes a cada estímulo se utilizó el método de error cuadrático medio para analizar si el ajuste de la regresión era correcto. El error cuadrático medio se puede observar en la siguiente tabla:

**Tabla No.54.** Error cuadrático medio de predicciones realizadas por los modelos correspondientes a cada estímulo

Estímulos	MSE
Family Tradition	0.000257
Mature Sounds	0.000229
Everythings Nice	0.000264
Cue	0.000215
The Time Is Now	0.000306
Afrola	0.000395
Hooky With Sloane	0.000244
Darling Ranch	0.000221
Getting There	0.000195
Country Blues	0.000212
Big Cars	0.000223
Frequency	0.000209
Brahms Lullaby	0.000225
Doctor True	0.000267
It_s Coming	0.000201
By The Pool	0.000278
Ukulele Hakuna Matata	0.000252
Do It	0.000268
Para Santo Domingo	0.000363
Beginning	0.000232
HeartBreaking	0.000276
New York	0.000226
All Aboard	0.000208
Epic Theme No .1	0.00106
Enuff Para Mi	0.000281
Big Wheel	0.000207
Battleground	0.00024
Far Away	0.000215

4. Algoritmo de Integración. Para la integración final, se desarrolló un algoritmo que uniera los distintos módulos para tener una lectura en tiempo real del estado anímico y el modelo de predicción reaccione inteligentemente presentando un estímulo acorde al objetivo. Puede observarse en la siguiente figura el diagrama de flujo correspondiente:

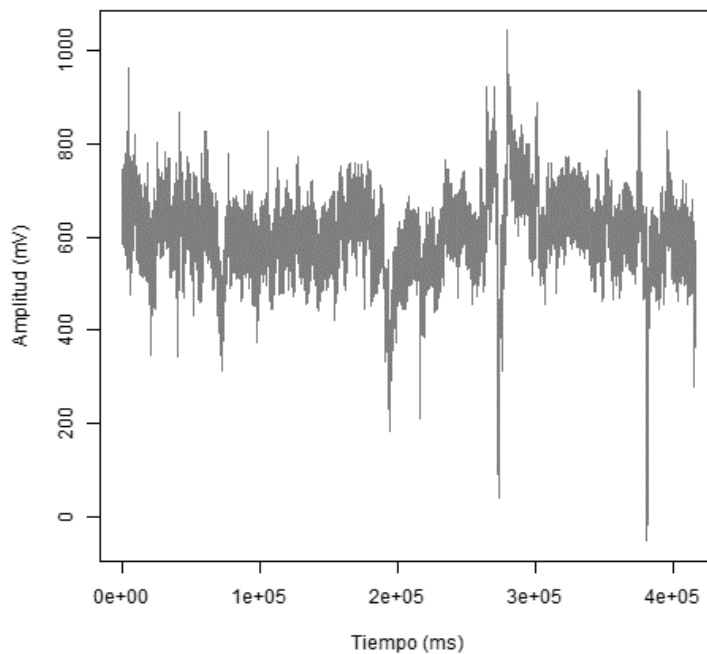
Figura 49. Diagrama de flujo de algoritmo para estimulación de componentes audiovisuales



## F. Módulo de Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de un estado de relajación

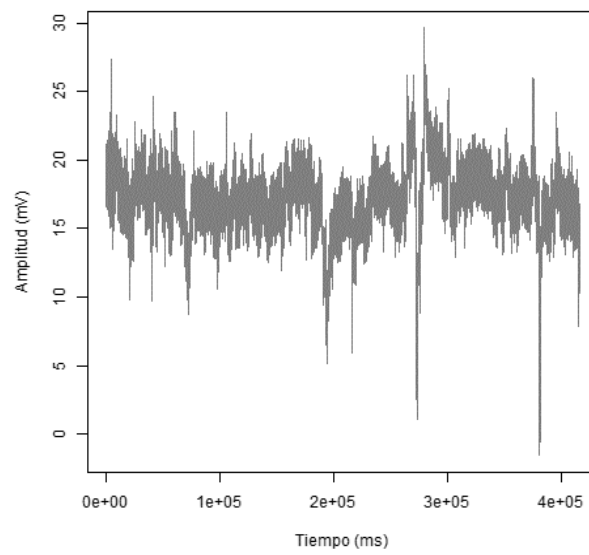
1. Preprocesamiento de los datos. Previo al proceso de clasificación, las señales EEG leídas de cada sujeto fueron pre-procesadas con el objetivo de eliminar la mayor cantidad de ruido posible y de igual forma poder obtener qué tipo de onda predominó en cada segundo. En la Figura 9 se puede observar la señal leída por Emotiv durante la experimentación. Luego, en la Figura 10 se puede observar la misma señal luego de aplicar un filtro de pasa banda para eliminar ruido y para poder obtener las frecuencias de todas las ondas EEG (de 0 a 30 Hz). Por último, en la Figura 11 se puede observar el resultado de esa misma onda al aplicar la transformada de wavelets y de esta forma obtener qué tipo de onda estuvo presente en cada segundo de la experimentación.

*Figura 50. Lectura del electrodo O1 durante la experimentación*



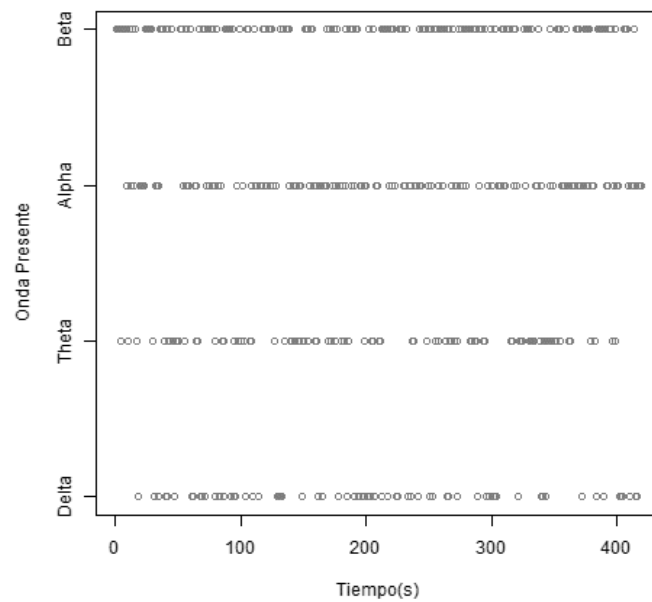
*Fuente: Elaboración propia*

Figura 51. Lectura del electrodo O1 luego de aplicar un filtro de banda



Fuente: Elaboración propia

Figura 52. Ondas presentes en el electrodo O1 en la experimentación



Fuente: Elaboración propia

2. Algoritmos seleccionados. Se seleccionaron dos algoritmos de aprendizaje supervisado y dos no supervisados, para poder generar una comparación entre los dos tipos de algoritmos y entre cada uno de ellos. Los algoritmos seleccionados fueron:

- Supervisados
  - Regresión Logística (*Logistic Regression*)
  - Máquinas de Soporte Vectorial (*Support Vector Machines, SVM*)
- No Supervisados
  - K-Medias (*K-Means*)
  - Redes Neuronales (*Neural Networks*)

3. Eficacia de los algoritmos. Para obtener la eficacia de los algoritmos se utilizaron características que brinda la transformada de wavelets para cada tipo de onda EEG de cada electrodo de acuerdo a cada observación en un segundo de tiempo. Esto brinda un criterio de comparación de qué tipo de datos ayudan a aumentar aún más la eficacia de los algoritmos seleccionados. Cabe destacar que la eficacia o precisión de los algoritmos fue calculada al medir la cantidad de aciertos y fallos que obtenía cada uno de los algoritmos, con el conjunto de pruebas definidos.

Se utilizaron dos conjuntos de datos para el entrenamiento y la prueba de todos los algoritmos seleccionados. El primer conjunto de datos utiliza información de todas las ondas como parámetros y el segundo conjunto compara la información anterior contra únicamente los datos de la onda alfa, que es en donde predomina un estado de relajación. Los resultados se pueden observar en la Tabla 55.

**Tabla No.55.** Porcentaje de precisión obtenido de acuerdo a cada tipo de algoritmo por ondas

Algoritmo	Ondas Delta, Theta, Alfa y Beta	Onda Alfa
Regresión Logística	59.68 %	59.42 %
Máquinas de Soporte Vectorial	59.60 %	60.09 %
K-Medias	56.34 %	56.34 %
Redes Neuronales	58.54 %	58.28%

Por otra parte, utilizando los datos recopilados para la experimentación con cada tipo de estímulos (visuales y auditivos) se obtuvieron los resultados que se pueden observar en la Tabla 56.

**Tabla No.56.** Porcentaje de precisión obtenido de cada algoritmo según el estímulo presentado

Algoritmo	Estímulos Visuales	Estímulos Auditivos
Regresión Logística	55.12 %	78.41 %
Máquinas de Soporte Vectorial	59.92 %	71.89 %
K-Medias	53.95 %	63.44 %
Redes Neuronales	56.61 %	69.66 %

4. Documentación. Por último, La documentación realizada permite una fácil instalación del API existente y una guía para la utilización de los programas desarrollados para este módulo. Esta documentación se encuentra en el siguiente enlace: <https://emotrix.github.io/Emotrix/>.

#### G. Módulo de Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza

1. Preprocesamiento de datos. Previo al proceso de clasificación, las señales EEG fueron pre-procesadas con el objetivo de eliminar la mayor cantidad de ruido posible. En la Figura 53 podemos ver un segundo de la señal leída por el emotiv. Luego en la Figura 54 podemos ver 1 segundo de la señal leída por emotiv al aplicar un filtro de banda para eliminar el ruido. A esto podemos aplicar wavelets y así obtener qué onda estuvo presente en cada segundo de la experimentación, como vemos en la Figura 54.

Figura 53. Lectura del electrodo F3 durante toda la experimentación.

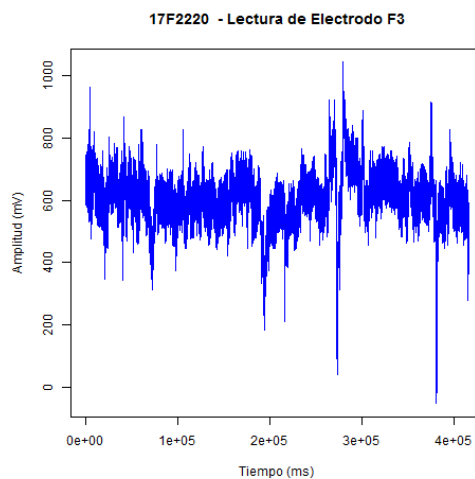


Figura 54. Lectura del electrodo F3 durante toda la experimentación luego de aplicar un filtro de banda

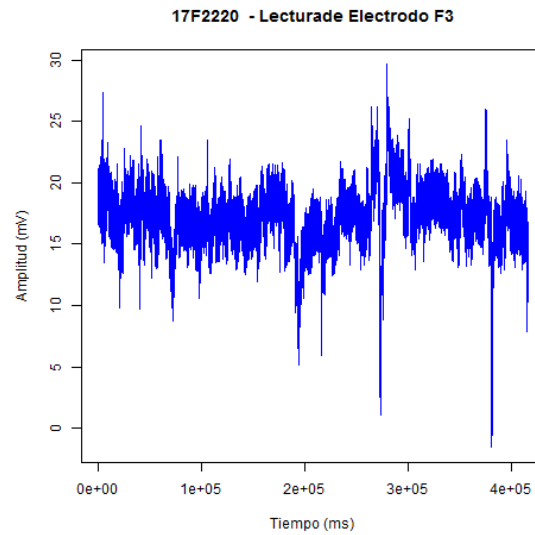
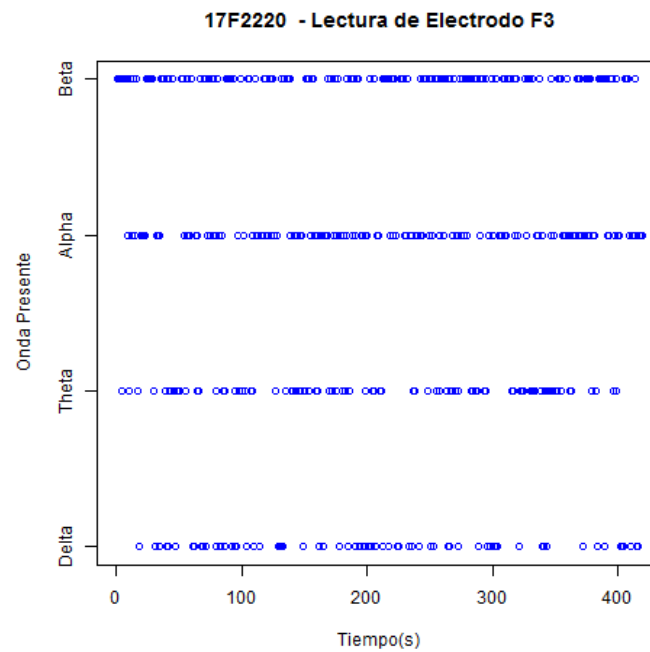


Figura 55. Ondas presentes en el electrodo F3 a lo largo de la experimentación.



2. Algoritmos seleccionados. En la selección de algoritmos se buscó tener dos algoritmos supervisados y dos algoritmos no supervisados, para poder generar una comparación entre los dos tipos de algoritmos de lenguaje de máquinas que se tienen, además de poder comparar los cuatro algoritmos. Para esto se eligieron los siguientes algoritmos:

1. Supervisados
  - i. Máquinas de soporte vectorial
  - ii. Regresión logística
2. No Supervisados
  - i. K-medias
  - ii. Redes neuronales

3. Eficacia de los algoritmos. Para calcular la eficacia de los algoritmos se utilizaron diferentes características, para poder también tener una comparación de qué tipo de datos nos ayudan a poder aumentar aún más nuestra eficacia. Esta fue calculada al medir la cantidad de aciertos y fallos que obtenía cada uno de los algoritmos, con el conjunto de datos de prueba definido.

Para el entrenamiento de los algoritmos usamos 5 conjuntos de datos distintos. Los primeros dos son para comparar el uso de todas las ondas como parámetros para entrenar nuestros algoritmos contra solo la onda alfa, donde se encuentran las emociones de alegría y tristeza. Podemos ver los resultados en las Tablas 57 al 60.

Los otros tres conjuntos de datos, era para probar la amplitud de las lecturas del emotiv al solo aplicarle un filtro de banda, con diferentes ventanas de tiempo, 1 segundo, 2 segundos y 3 segundos, esto para tener menor tiempo de procesamiento y poder tener modelos para predecir en un mejor tiempo real. Podemos ver los resultados en las tablas de 57 al 60.

1. Utilizando los coeficientes obtenidos luego de aplicar la transformada de wavelets

**Tabla No.57.** Eficacia del algoritmo de regresión logística por ondas.

Estados emocionales			Ondas Alfa, Beta, Delta y Theta	Onda Alfa
Alegria	Tristeza	Otro		
X	X		72.38%	70.83%
X		X	58.48%	57.56%
	X	X	65.88%	65.48%

**Tabla No.58.** Eficacia del algoritmo de SVM por ondas.

Estados emocionales			Ondas Alfa, Beta, Delta y Theta	Onda Alfa
Alegria	Tristeza	Otro		
X	X		71.31%	72.56%
X		X	58.97%	58.63%
	X	X	63.88%	62.58%

**Tabla No.59.** Eficacia del algoritmo de K-Medias por ondas.

Estados emocionales			Ondas Alfa, Beta, Delta y Theta	Onda Alfa
Alegria	Tristeza	Otro		
X				
X		71.96%	70.49%	
X		X	54.94%	58.08%
	X	X	60.48%	60.34%

**Tabla No.60.** Eficacia del algoritmo de redes neuronales por ondas.

Estados emocionales			Ondas Alfa, Beta, Delta y Theta	Onda Alfa
Alegria	Tristeza	Otro		
X				
X		71.88%	71.29%	
X		X	64.13%	64.76%
	X	X	65.75%	63.80%

2. Utilizando los datos obtenidos por Emotiv y solo aplicando un filtro de banda

**Tabla No.61.** Eficacia del algoritmo de regresión logística por ventana de tiempo.

Estados emocionales			Ventana de tiempo		
Alegria	Tristeza	Otro	3 Segundos	2 Segundos	1 Segundo
X	X		71.99%	70.95%	69.70%
X		X	57.19%	55.70%	56.93%
	X	X	66.24%	64.16%	63.24%

**Tabla No.62.** Eficacia del algoritmo de SVM por ventana de tiempo.

Estados emocionales			Ventana de tiempo		
Alegria	Tristeza	Otro	3 Segundos	2 Segundos	1 Segundo
X	X		67.56%	65.19%	61.49%
X		X	55.38%	55.58%	52.14%
	X	X	68.28%	64.43%	62.85%

**Tabla No.63.** Eficacia del algoritmo de K-Medias por ventana de tiempo.

Estados emocionales			Ventana de tiempo		
Alegria	Tristeza	Otro	3 Segundos	2 Segundos	1 Segundo
X	X		63.13%	63.19%	36.99%
X		X	53.57%	53.45%	46.35%
	X	X	34.31%	34.69%	65.46%

**Tabla No.64.** Eficacia del algoritmo de Redes Neuronales por ventana de tiempo.

Estados emocionales			Ventana de tiempo		
Alegria	Tristeza	Otro	3 Segundos	2 Segundos	1 Segundo
X	X		65.88%	62.34%	48.23%
X		X	54.18%	52.16%	44.21%
	X	X	63.11%	61.35%	31.19%

## 3. Separando los estímulos en auditivo y visual

**Tabla No.65.** Eficacia de los 4 algoritmos utilizando la onda alfa.

Algoritmo	Estados emocionalee		Estímulo	
	Alegría	Tristeza	Visual	Auditivo
Regresión logística	X	X	66.67%	80.31%
SVM	X	X	67.28%	82.40%
k-medias	X	X	66.41%	74.21%
Redes neuronales	X	X	65.21%	70.34%

4. Documentación realizada. Documentación disponible y de acceso libre del proceso en <https://github.com/emotrix/Emotrix>.

H. Módulo de Desarrollo de SDK enfocado en el procesamiento de frecuencia cardiaca para el reconocimiento de emociones y estado de relajación

Se obtuvo un total de 2577 clasificaciones para la experimentación con estimulación de emociones. De las clasificaciones, alrededor del 30% es para alegría y 17% para tristeza.

**Tabla No.66.** Cantidad de emociones identificadas por los usuarios

Emoción	Cantidad seleccionada
Alegría	846
Otros	1293
Tristeza	438
<b>Total</b>	<b>2577</b>

Para entrenar los algoritmos de aprendizaje de máquina, se seleccionaron solamente las clasificaciones que se realizaron con un cambio de estado. Esto quiere decir que solamente se tomaron aquellas clasificaciones

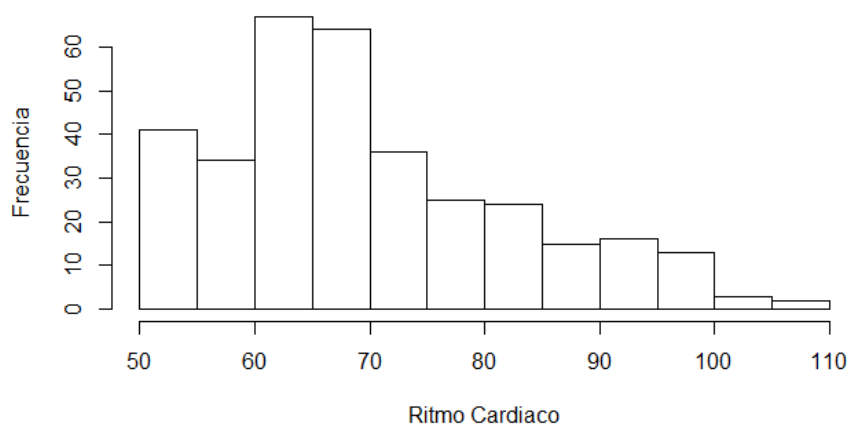
que cambiaron en comparación al estado anterior. Por ejemplo, si un individuo seleccionó que se encontraba alegre en ese momento, se tomó esa clasificación solamente si la clasificación que había realizado anteriormente no era alegría, esto con el fin de limpiar la data que no presentaría alguna variación durante la medición.

**Tabla No.67.** Cantidad de emociones identificadas con variación en el estado del individuo

Emoción	Cantidad seleccionada
Alegría	274
Otros	674
Tristeza	95
<b>Total</b>	<b>1043</b>

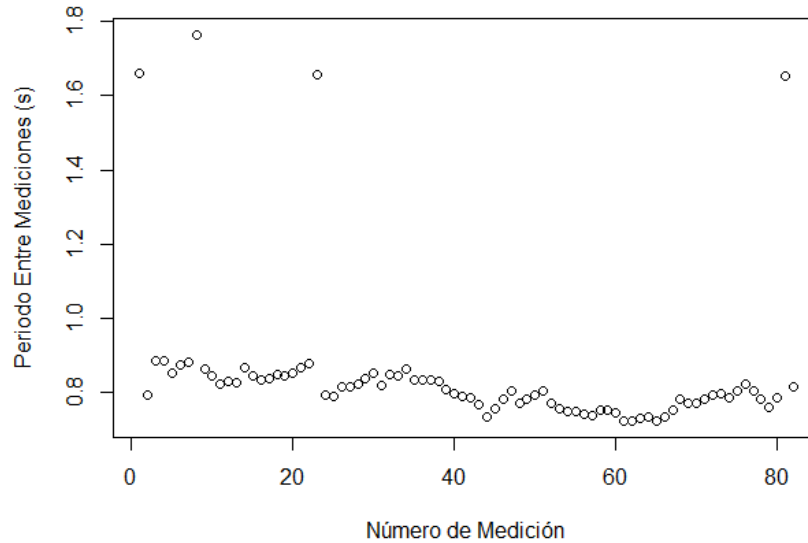
El filtrado de Hamming y Blackman propone una solución óptima para la reducción de ruido de la medición, manteniendo la visibilidad de la onda R, la cual identifica una pulsación cardiaca. Al mezclarlo con la transformada de Wavelet para ondas D4, podemos obtener un resultado confiable sobre la medición del electrocardiograma. Se puede decir que estas mediciones son confiables porque los resultados obtenidos oscilaban entre 50 y 110 latidos por minuto, lo cual se encuentra dentro del rango de pulsaciones promedio para un adulto.

Figura 56. Frecuencia de ritmo cardiaco medido en la experimentación



La prueba de normalidad de la data muestra la tendencia de la frecuencia cardiaca a una media. Esto concuerda con lo esperado, debido a que las pulsaciones de un individuo son constantes y se presentan con una variación mínima. Al revisar los puntos atípicos, se puede identificar fácilmente los errores generados por la medición del dispositivo o por la aplicación de la transformada de Wavelet. Debido a que la transformada de Wavelet debe tener un punto de corte, es susceptible a las variaciones de intensidad de la medición, por lo que algunas veces no logrará identificar los puntos más altos donde se encuentra una pulsación cardiaca. La siguiente figura muestra los puntos atípicos generados por la medición, donde el periodo medido es cercano al doble de la media de la muestra, por lo que se puede concluir que se debe a un desfase en la medición o la pérdida de una de las pulsaciones.

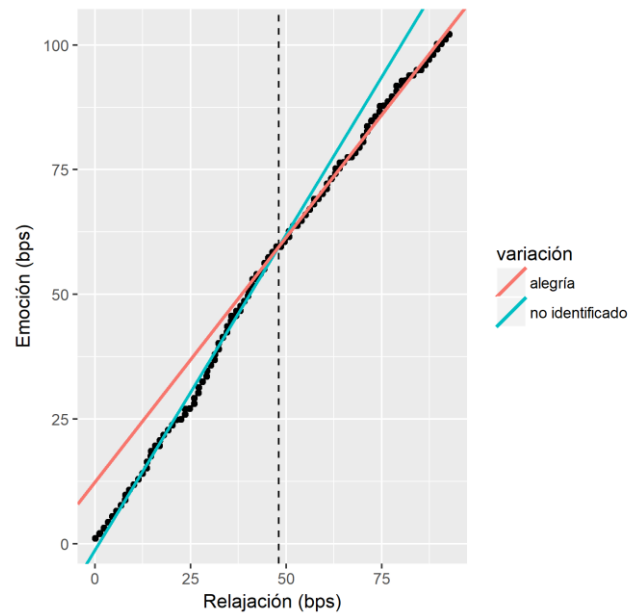
Figura 57. Puntos atípicos en pulsos cardiacos



Para los casos donde se puede evidenciar que los puntos atípicos son consecuencia de un defecto en la medición, es posible reemplazarlos para reducir el sesgo generado por estos puntos. En casos donde se encuentran puntos atípicos con una variación muy alta, estos puntos se deben reemplazar por la mediana, de tal forma que puedan ser utilizados y que estos reemplazos no se vean afectados por el sesgo generado por los puntos atípicos. Generalmente, se realiza el reemplazo de los puntos atípicos por la media de la medición, pero la media se encuentra alterada por el sesgo generado de los puntos atípicos, por lo que no es un buen indicador.

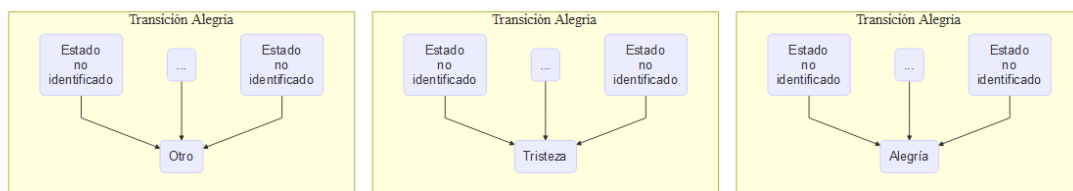
El test de quiebre estructural muestra una característica importante en algunas mediciones, la presencia de dos frecuencias. El quiebre estructural se aplicó bajo el supuesto que un electrocardiograma tendría variaciones en cada momento que el individuo indicaba un cambio de emoción. Esto resultó ser cierto para algunos y falso para otros. En el caso que no se identificó una variación, se puede argumentar este resultado en el análisis psicológico de un individuo; debido a que se confió en la percepción del sujeto de sus propias emociones, al no poder identificar una variación, es posible que sea debido a que el individuo no puede identificar claramente sus emociones, o porque el momento de transición de emoción ocurrió mucho antes y hasta ese momento pudo decir con certeza que se encontraba en otro estado emocional. Para las mediciones donde se encontró un quiebre estructural, es posible identificar que el cambio de emoción sí tiene presencia en las pulsaciones cardiacas. Debido a que es un cambio en la frecuencia, se evidencia que el cambio es estable, por lo que el individuo sí cambia de estado y el cambio le provoca un aumento o decremento del ritmo cardiaco.

Figura 58. Quiebre estructural para una medición de alegría



La presencia de un quiebre estructural permite analizar el modelo de predicción desde el punto de vista de la transición de estado. Debido a que no se sabe cuál es el estado inicial de un individuo, pero sí se sabe el estado final, un modelo podría llegar a aprender todas las posibles combinaciones de las transiciones para identificar si existe un cambio hacia alguna emoción. La siguiente figura ilustra las transiciones, donde se puede tener un número infinito de estados desconocidos que llevan a una emoción en específico, por lo que un modelo podría aprender cada combinación de transiciones para identificar si el estado final es alegría o tristeza.

Figura 59. Transiciones de estado



Para el entrenamiento de los algoritmos de aprendizaje de máquina se buscó incluir variables que describieran el cambio de estado. Para ello se utilizaron la pendiente e intercepto de las rectas, así como sus errores estándar y valor t. El valor t es utilizado en una regresión para identificar la validez de la regresión al conjunto de puntos, lo que quiere decir que muestra de forma numérica si la función obtenida en la regresión es o no un buen descriptor de los puntos. El uso de estos coeficientes permite introducir variables descriptivas del cambio de transición, con lo cual se puede identificar un estado inicial y un estado final según los

coeficientes que describen su tendencia lineal. Para los algoritmos de aprendizaje de máquina se separó la data en dos, un grupo con el 70% para entrenamiento, y el 30% restante para pruebas. Cada algoritmo fue entrenado y validado con la data separada de la misma manera. Por cada algoritmo se creó un modelo de predicción binario, donde se mezclaron las variables de respuesta. Las variables de respuesta pueden ser alegría-otros, alegría-tristeza, o tristeza-otros; con esto se logra mantener una salida binaria para cada algoritmo, y se consigue abarcar los posibles casos que se puedan encontrar.

**Tabla No.68.** Porcentaje de precisión de los algoritmos de aprendizaje de máquina por tipo de data

Algoritmo	Alegría vs Otros	Alegría vs Tristeza	Tristeza vs Otros
Regresión	81%	79%	84%
Logística			
SVM	83%	82%	83%
Agrupación	75%	71%	79%
Jerárquica			

La Tabla anterior muestra los resultados obtenidos con cada algoritmo y cada posible variable de salida. El mejor resultado en la comparación de alegría y otros es en la aplicación de SVM, para alegría y tristeza es en la aplicación de SVM, y para tristeza y otros es en la aplicación de Regresión Logística. Vemos que la agrupación jerárquica mantiene los porcentajes más bajos de precisión, esto es porque el algoritmo no es supervisado, por lo que no presenta iteraciones que mejoren su ajuste a los puntos.

Se puede ver que SVM generó mejores resultados en comparación a la Regresión Logística, pero ambos resultados se mantienen en un espectro comparable. Debido a que SVM tiene mayor holgura para encontrar diferencias en la data según su geometría, se aplica mejor en algunos casos en comparación a una regresión logística. En SVM se busca separar la data por medio de hiper planos, de tal forma que se pueda encontrar dos agrupaciones que tengan las características adecuadas para clasificar la data. Por otro lado, para una regresión logística, el objetivo es generalizar una regresión lineal, por lo que presenta menos holgura al momento de trabajar con puntos atípicos y puede presentar menor precisión en la clasificación de datos en comparación con SVM. Los porcentajes indican que la data clasificada presenta una división un tanto más geométrica que lineal, lo que quiere decir que existen puntos que pueden estar dispersos en comparación sobre una media, pero que pueden ser clasificados correctamente según las características encontradas.

Por último, se preparó deliberadamente un subconjunto de data solo con observaciones de alegría, uno solo con observaciones de tristeza, y uno solo con observaciones de otras mediciones para poner a prueba los algoritmos. Cada subconjunto de data se les pasó a los algoritmos para observar su comportamiento.

**Tabla No.69.** Porcentaje de precisión de los algoritmos de aprendizaje de máquina por tipo de data

Algoritmo	Subconjunto de data: Alegría		
	Alegría vs Otros	Alegría vs Tristeza	Tristeza vs Otros
Regresión Logística	73%	68%	71%
SVM	75%	70%	76%
Agrupación Jerárquica	61%	57%	10%

La iteración puramente con datos de alegría muestra que los mejores resultados se obtienen para SVM en el uso de alegría y otros, y alegría y tristeza, mientras que regresión logística sigue siendo la mejor opción para tristeza y otros. La Tabla anterior muestra una característica relevante de los modelos, los cuales presentan consistencia en la clasificación de alegría. Al construir deliberadamente un conjunto de datos puramente de alegría, se sabe que el porcentaje de precisión será el porcentaje de aciertos que se consigan en la identificación de alegría. Al comparar los resultados obtenidos en el uso de distintos algoritmos, vemos que para alegría y otros, y alegría y tristeza se mantiene un porcentaje cercano de precisión. Esto quiere decir que en los modelos de alegría y otros, la identificación de alegría se mantiene consistente en comparación con el modelo de alegría y tristeza, por lo que se puede concluir que ambos modelos identifican con una precisión semejante alegría.

**Tabla No.70.** Porcentaje de precisión de los algoritmos de aprendizaje de máquina por tipo de data

Algoritmo	Subconjunto de data: Tristeza		
	Alegría vs Otros	Alegría vs Tristeza	Tristeza vs Otros
Regresión Logística	75%	67%	78%
SVM	76%	73%	77%
Agrupación Jerárquica	70%	71%	75%

Se puede observar un comportamiento similar para la identificación de tristeza. El porcentaje de precisión entre los modelos de alegría y tristeza, y tristeza y otros se mantiene dentro de un mismo intervalo. Esto muestra que la identificación de tristeza también presenta congruencia en ambos modelos, por lo que se puede concluir que los indicadores utilizados para entrenar el modelo sí describen la presencia de tristeza.

Al comparar los resultados anteriores, se observa un comportamiento extraño sobre la clasificación de las emociones. Para los porcentajes de precisión con data y modelos opuestos, todavía se observa un porcentaje de clasificación alto. Por ejemplo, para el subconjunto de alegría, el modelo de tristeza y otros genera clasificaciones buenas sobre alegría; lo que sucede es que el resultado es expresado como una variable

binaria, donde se le coloca un número 1 a todas las mediciones de alegría o tristeza, y se le coloca 0 a las mediciones de otras emociones. Debido a ello, el modelo de tristeza y otros clasifica la data de alegría pensando que realmente es data de tristeza. De igual forma sucede con la data de tristeza y el modelo de alegría y otros, donde el modelo clasifica la data de tristeza pensando que realmente es data de alegría. Esto presenta una incongruencia entre los modelos, ya que evidencia que los modelos pueden clasificar la data de alegría y tristeza sin importar cuál sea. Esto implica que, por ejemplo, una medición de alegría pueda ser clasificada tanto como alegría y tristeza con un porcentaje de confianza alto. A pesar de ello, estos resultados son congruentes con la base psicológica; de psicología se sabe que la presencia única de una emoción sucede con poca frecuencia en un individuo. Una persona puede presentar una mezcla de emociones en un instante, por lo que, en un mismo momento, una persona podría estar sintiéndose alegre y triste. Esto supone que un mismo electrocardiograma podría ser clasificado como alegría y tristeza, ya que ambas emociones se encuentran presentes en ese instante. Llevándolo a la práctica, la aparición de este tipo de medidas indica que existen electrocardiogramas similares que un usuario clasificó como emociones distintas ya que para los instantes de clasificación sintió mayor presencia de una emoción sobre la otra, a pesar de que ambas se encontraban presentes.

## VIII. DISCUSIÓN

### A. Módulo de Asociación de estados emocionales inducidos con respecto a síntomas psicósomáticos por medio de listados de síntomas psicopatológicos (Prueba LSB-50)

La medición de la prevalencia de algunos síntomas psicológicos mediante la utilización de instrumentos clínicos es una estrategia útil, ya que genera cifras en cuanto al malestar o presencia de un síntoma en el individuo. Rosenstock (2001: 94-127) plantea que al interpretar se debe de tomar en cuenta la edad del sujeto debido a que aún en la adolescencia o en un adulto joven, se intensifican las posibilidades de desarrollar síntomas psicológicos. Una de las ventajas de los listados de los síntomas es que permiten obtener una información clínica que procede directamente de la persona que sufre el síntoma y esto posibilita un perfil de casos, diferenciando a los sujetos que poseen altos niveles, como en este estudio, y clasificarlos para luego realizar una intervención precisa tomando en cuenta que síntoma(s) son los que le están afectando.

En el estudio de Caparrós (2007:131-141) aporta datos cercanos al estudio, indicando que el nivel de intensidad de los síntomas en mujeres es mayor al igual que la sintomatología del índice global de síntomas ( $p < 0.003$ ) por lo que presenta que es más fácil detectar con este tipo de instrumentos englobando el contexto de la persona y el sexo. Además, agrega en su estudio que las escalas clínicas con validez factorial, como lo es la LSB-50, incluyen escalas de validez de minimización y magnificación diseñadas para prever posibles sesgos de aumento o disminución en las puntuaciones del listado. Una variable permite discriminar entre la muestra de población general y muestra de población psicopatológica en hombres y en mujeres. Estas dos variables, por lo tanto, son importantes para predecir y clasificar a una persona con riesgo a padecer tanto un desajuste psicológico como físico.

Se debe de mencionar que el primer factor en la evaluación del instrumento es psicorreactividad, esto engloba los ítems relacionados con la sensibilidad hacia uno mismo y las relaciones interpersonales. Es decir, que esta dimensión identifica dependiendo de las experiencias y el contexto del sujeto, como también tomando en cuenta la personalidad del mismo. Tal y como agrega Verheul (2012: 369-371), expone que las investigaciones muestran grandes relaciones entre personalidad del sujeto y la variabilidad de síntomas que expresa en todos los ámbitos en que se desenvuelve. Por lo que se refleja en los resultados de esta investigación, las mujeres tienen una media del nivel de psicorreactividad de (86.53) con una intensidad en los síntomas de (58.53) más alta que en el sexo masculino; esto infiere que la población de mujeres es más propensa a padecer signos de algún riesgo psicopatológico.

Basándose en la primera hipótesis “existe diferencia significativa en la muestra del perfil

psicosomático y el sexo de los participantes”, se puede concluir que no se rechaza la hipótesis 1, debido a que si existe diferencia significativa ( $p > 0.05$ ) en cuanto a la evaluación de resultados de cada escala de la LSB-50. Esto se debe a que las mujeres poseen mayor habilidad en ciertas competencias interpersonales en comparación a los hombres, esto quiere decir, que reconocen mejor las emociones en los demás y son más perceptivas y empáticas (Aquino, 2003: 56-75). Además, existen evidencias de que determinadas áreas del cerebro, dedicadas al procesamiento emocional, pueden ser más grandes en las mujeres que en los hombres y que la actividad cerebral también muestra diferencias en función al sexo (Baron-Cohen 2005: 22-26).

En cuanto a los resultados del test de atención d2, se han construido con un índice significativo de cada uno de los tres componentes atencionales de Alerta, Orientación espacial y control, y resolución de conflicto. Estos se han separado los casos por sexo y se han obtenido los estadísticos básicos (media y desviación estándar) a toda la población  $N=50$  con los tres índices principales que mide la prueba, TOT, CON Y VAR.

En general, los resultados de la población masculina obtuvieron resultados promedio en cuanto a la media del índice de concentración; parece ser que los hombres tienden a tener una capacidad alta de inhibir distractores, trabajar de forma precisa y con una velocidad adecuada. Además, se puede decir que se observa un control atencional en un buen desempeño de memoria de trabajo, atención selectiva y sostenida, englobando las funciones ejecutivas. Esto también forma parte de lo evaluado anteriormente, con el LSB-50, debido a que las mujeres poseen una alta intensidad de los síntomas por lo que puede inferir en los procesos atencionales de la prueba.

En cuanto a la concentración, se puede observar con el número de elementos relevantes correctamente marcados en la muestra de hombres, lo que indica un balance entre la velocidad y precisión de acertar.

Por lo que la Hipótesis sobre los procesos de atención: “Se espera encontrar una relación significativa entre el nivel atencional y el sexo de los participantes”, teniendo como resultado que no se rechaza debido a que si existe diferencia significativa en cuanto a la variable sexo en ambos grupos ( $p > 0.05$ ), esto infiere que puede repercutir ya que el número de mujeres es menor al número de hombres. Es importante mencionar que los participantes  $N=50$  fueron evaluados con baremos en varones y mujeres de 17 a 18 años, de 19 a 23 años y de 24 a 30 años.

## B. Módulo de Asociación de estados emocionales de alegría y tristeza, inducidos por estímulos visuales y auditivos

El proyecto tuvo como objetivo proveer una plataforma abierta mediante el EMOTIV EPOC para estudiar

los estados anímicos en sujetos universitarios por medio de la estimulación auditiva y visual. La finalidad de este módulo fue la evocación de las emociones de alegría, tristeza y neutro a través de estímulos auditivos y visuales. En donde se buscaron dichos estímulos a través de una réplica de la prueba POFA de Paul Ekman y por una base de datos de música, ya validada, que realizó el estudiante de la Universidad del Valle, Pablo Estrada, en el año 2016. Este estudio se realizó con 50 estudiantes de la Universidad del Valle, 25 participantes fueron expuestos a estímulos auditivos y 25 participantes fueron expuestos a estímulos visuales.

A través del análisis de resultados fue posible encontrar distintos factores con respecto a las predicciones que se realizaron.

Los sujetos que tenían un nivel alto en función del perfil psicosomático y psicológico (IRPsi) tuvieron un TR mayor en la emoción de tristeza, tanto para estímulos auditivos como visuales. En las emociones de alegría y neutro no se vio ninguna diferencia significativa, por lo que no afecta el nivel de síntomas que presenten, en cuanto a estas emociones. Por lo tanto, se infiere que los participantes con mayor nivel de síntomas psicosomáticos fueron capaces de reconocer la emoción de tristeza, en comparación con los participantes que muestran un nivel promedio de síntomas.

Los sujetos con un perfil atencional mayor tuvieron un TR mayor en la emoción de neutro, esto se puede observar únicamente en los estímulos auditivos, ya que en los estímulos visuales no se encontró alguna diferencia significativa que marcará un TR mayor a los sujetos que no estaban dentro de los parámetros de concentración. Por lo que se muestra que las personas con un nivel de atención alto pueden reconocer por medio de la audición los estímulos neutros más rápido que los participantes que tienen un perfil de atención promedio o bajo.

Los participantes que tenían un nivel alto en función del perfil psicosomático y psicológico (IRPsi) tuvieron una mayor tasa de RT, únicamente en la emoción de tristeza, tanto para estímulos auditivos como visuales. En las otras dos emociones no se vio alguna diferencia significativa con respecto a la tasa de RT que se obtuvieron por medio de los resultados. En conclusión, los participantes con mayor nivel de síntomas psicosomáticos tienen mayor capacidad de identificar la emoción de tristeza, tanto en estímulos auditivos y visuales, en comparación de los participantes con un nivel promedio de síntomas.

Debido a los resultados de los participantes con niveles altos de psicomaticidad y psicoreactividad, se infiere que son más rápidos y precisos para identificar los estímulos relacionado con la tristeza, pues en ambas pruebas estadísticas muestran diferencias significativas.

No se encontró diferencia significativa entre los sujetos que tuvieron un mayor perfil atencional y la tasa de RT, esto se ve tanto en los estímulos auditivos como visuales.

Se esperaba que las mujeres tuvieran mayor RT en la identificación de estímulos auditivos, sin embargo, se comprobó que no hay diferencia alguna entre los hombres y mujeres; según Fernández (2007:11), las mujeres generan más expresiones faciales y puntúan más alto en expresividad emocional que los hombres, pero no se encontraron niveles significativos de más respuestas de las emociones entre los sexos.

Así mismo, se esperaba que las mujeres obtuvieran mayores RT en la identificación de emociones en estímulos visuales, sin embargo, se obtuvieron mayores respuestas de detección de alegría por las participantes por una diferencia mínima, y por parte de los hombres se obtuvo mayor puntuación en la detección de tristeza, en comparación con las participantes.

Según Pérez-Tejero (2011:158), encontró resultados significativos en donde los hombres tienen menor TR que las mujeres únicamente en los estímulos visuales. Esto se esperaba en los resultados, desafortunadamente no fue concluyente, debido a que las mujeres tuvieron mayor TR en las emociones de alegría y tristeza. Sin embargo, para neutro, ambos sexos fueron igualitarios. Por otro lado, en los estímulos auditivos, los hombres tuvieron un TR mayor que al de las mujeres, pero únicamente en la emoción de alegría; en las otras emociones no se vio una diferencia significativa de acuerdo al TR de cada uno de ellos.

### C. Módulo de Asociación entre medidas corticales y estados anímicos inducidos mediante el uso de estímulos audiovisuales en jóvenes universitarios

Para la finalidad de este proyecto se siguió una serie de fases de trabajo hacia la obtención de los resultados recabados, pero sobre todo se persiguió el objetivo de establecer si había relevancia entre el tipo de estímulos auditivo o visual con la capacidad influenciar en el estado anímico relacionado a la relajación del sujeto.

Las principales hallazgos de esta investigación multidisciplinaria, concluyen que la presencia de la onda alfa tanto en estímulos visuales como auditivos indican actividad electrofisiológica en el área de la corteza de los lóbulos tanto occipital como frontal; por lo tanto, cuenta a partir de la teoría de González de Rivera (1993:76), se puede resaltar la utilidad del software y hardware *Emotiv* para percibir señales electroencefalográficas que demuestren que el sujeto puede llegar a estar en un estado anímico de relajación por medio tanto de estímulos visuales como auditivos.

En cuanto a la muestra N=25, tanto para visuales como auditivos, se puede concluir que los resultados fueron limitados por el tamaño de la muestra, por lo tanto, los análisis estadísticos estuvieron restringidos para obtener datos más relevantes de la investigación. Además, de incidir en la capacidad para relacionarlo con los datos sociodemográficos como sexo, nivel de intensidad de síntomas psicósomáticos, nivel de concentración y atención.

Los participantes presentaron ondas alfa ante estímulos musicales predominando en las derivaciones frontales AF3 y AF4 según los resultados obtenidos. Esto quiero decir, que el lóbulo frontal presento mayor cantidad de registros en cuanto a la onda alfa comparado con el lóbulo occipital, tal como lo confirma Candia (2016:13) en la capacidad del cerebro de percibir los estímulos de acuerdo al área del cerebro que los registra.

Para los estímulos visuales, se mostró la onda alfa con mayor predominancia en el área occipital con las derivaciones O1 y O2, en comparación a las derivaciones frontales AF3 y AF4, que registraron menor cantidad de segundos con presencia de la onda alfa.

Para la aparición de la onda alfa ante estímulos musicales (relajantes) durante la exposición de la muestra en los 300 segundos, esta se manifestó con mayor rapidez en las derivaciones frontales AF3 y AF4 contrastado con las derivaciones O1 y O2. Sin embargo, la aparición de la onda alfa ante estímulos visuales (relajantes) se manifestó más rápido en las derivaciones occipitales O1 y O2 como se esperaba en las hipótesis descritas anteriormente.

Mediante la persistencia de la onda alfa medida en la lectura de Emotiv se muestra que la permanencia de la onda alfa para los estímulos visuales fue percibida mediante la derivación occipital de O1 y O2, la cual consiste en el segundo en el que la onda fue permanente hasta finalizar los 300 segundos de la presentación del estímulo. Por los estímulos auditivos, se demuestra que la persistencia de la onda alfa inicia antes mediante la medida de la derivación frontal antes que la occipital. Sin embargo, en ninguno de ambos casos se dejó de presentar la onda alfa en todos los electrodos durante la medición de los mismos.

El caso de la variable del primer segundo de aparición de la onda alfa, se resalta la capacidad de cada hemisferio cerebral (derecho e izquierdo) de percibir los diferentes estímulos, tanto por la capacidad en específico del hemisferio derecho el cual reconoce con mayor facilidad la música, los colores, el sentido del arte, la tridimensionalidad y la imaginación, además de controlar las habilidades no verbales, como la comprensión espacial, el reconocimiento de patrones y dibujos, la música y la expresión de las emociones, funciones perceptuales, discriminación de colores y expresión emocional.

Por lo tanto, el caso de la hipótesis de aparición de la onda alfa en el hemisferio derecho más temprano que en el hemisferio izquierdo, se corrobora a lo indicado por Levy (1974: 129), que hubo una percepción más veloz de los electrodos de la onda alfa, ubicados en el hemisferio derecho (electrodos pares), contrastado con los resultados del hemisferio izquierdo (electrodos impares).

Dentro del estudio se responde a la interrogante de la investigación de forma afirmativa, puesto que de acuerdo a la medida del Emotiv en cuanto a las señales electroencefalográficas de la onda alfa para determinar si puede ser influenciada por medio de estímulos visuales, como los colores de rango frío, azul, celeste, verde,

morado, lila, blanco y negro, así como por estímulos auditivos, tales como la música binaural que presume la frecuencia de dos sonidos fusionados por la naturaleza de una emisión e instrumentos musicales.

Involucrando las variables del módulo de asociación de estados psicósomáticos y atencionales de los estudiantes, así como también los datos sociodemográficos de los mismos, se obtuvieron resultados sin correlación con los datos de las señales encefalográficas de los electrodos utilizados AF3, AF4, O1 y O2; lo que infiere que para llegar a un estado de relajación no incide algún tipo de síntoma psicósomático o nivel de atención que el estudiante pueda sufrir.

En cuanto al sexo, se infiere que de igual forma, no existe correlación para llegar o no a un estado de relajación, sin embargo, se podría establecer mayores resultados con una muestra mayor que permita hacer diferencias más significativas.

La frecuencia cardíaca medida por otro de los módulos no encontró mayor varianza de la frecuencia presentada desde el inicio de la experiencia.

Considerando estos resultados, es importante valorar la continuación de la evaluación de este tipo de estudios del campo neuropsicológico puesto que es importante profundizar en la capacidad de cada uno de los estímulos por separado para ver la incidencia en su capacidad de estimular los estados anímicos del ser humano, además de mostrar una muestra más grande, puesto que esto haría un impacto de mayor magnitud para el campo.

#### D. Módulo de Estimulación de estados anímicos mediante componentes visuales

Previo al entrenamiento de los algoritmos, las señales EEG fueron pre-procesadas con el objetivo de eliminar la mayor cantidad de ruido posible del obtenido en cada una de las experimentaciones. Las frecuencias que se presentan en cada una de las ondas EEG (delta, theta, alfa y beta) van de 0 a 30 Hz. Dado que Emotiv utiliza una tasa de muestreo de 2048 Hz se utilizó un filtro de banda para obtener solo las frecuencias de cada onda necesaria.

Posterior a realizar este filtro se utilizó el algoritmo de regresión logística para llevar a cabo las predicciones de cada registro que se obtuvo en la experimentación de los sujetos. Esto se realizó teniendo presente que el módulo *Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza* llegó a la conclusión que este era el mejor algoritmo de predicción.

Este módulo utilizó únicamente el filtro de banda y no la transformada de wavelets para cada observación

de los sujetos debido a que la transformada necesita un conjunto de observaciones en un tiempo determinado. Por su parte, el filtro de banda puede realizar las predicciones solamente con una observación. Como resultado del módulo *Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza* se supo que la diferencia de efectividad que existe entre realizar las predicciones solamente con filtro oscila entre 1 y 2%, por lo que se concluyó que no provocaba una diferencia significativa en la predicción. Al ser necesario realizar las mediciones en tiempo real, observación por observación, se prefirió solamente utilizar el filtro de banda.

Al finalizar, se realizó la unión de datos de manera que la información que se tuviera hasta el momento hiciera referencia al impacto que podría causar una imagen con ciertas características medidas por el LSB50 y con un estado emocional inicial X. Es decir que se tuvieron como parámetros de entrada los resultados de la prueba LSB50, la edad, género y estado emocional actual de la persona. Como valores de salida se tuvo la diferencia que podía causar cada imagen. La búsqueda de esta diferencia se realizó con la intención de encontrar un indicador de que pudiera afectar tanto a una imagen como a un sujeto con las características antes mencionadas. Debido a que la predicción era entre 1 y 0 -siendo toda predicción cercana a 1 una posibilidad mayor de que el sujeto estuviera experimentando felicidad y toda predicción cercana a 0 una posibilidad mayor que el sujeto estuviera experimentando tristeza- se supo que la amplitud de la diferencia, tanto como el signo que esta tuviera, iban a influenciar este medidor. Esta influencia sobre el medidor se debe a que, como es de esperarse, entre mayor sea la diferencia, mayor era el impacto que podía tener esa imagen en el sujeto. Si la diferencia mencionada era positiva significaba que podría estimular felicidad en el individuo y si la diferencia era negativa, podría provocar tristeza. Vale la pena mencionar que no se buscó solamente una diferencia entre el estado inicial de la persona al ver la imagen y el estado final justo antes de cambiar de imagen, se intentó definir varias. Esta decisión se tomó ya que pudo existir más de un solo cambio anímico en la persona en los cinco segundos que duraba la imagen. Por otro lado, también era necesario crear más información para que el algoritmo pudiera ser entrenado de mejor manera.

Como último paso del preprocesamiento de datos, se dividieron todos los datos que se tenían en 70 archivos -uno para cada imagen- con un aproximado de 5,600 registros cada uno como se puede observar en la Tabla 57. Esta división se realizó con la idea que cada imagen tuviera un modelo de predicción individual y cada modelo tuviera un conjunto de datos de entrenamiento específico. Esto sirve para que, en el momento de correr todos los modelos, se pudiera saber con mayor precisión qué imagen es la más adecuada para mostrar en ese determinado momento y estimular la emoción deseada, ya sea felicidad o tristeza.

Para todo este preprocesamiento se utilizó el lenguaje de programación R. Esta decisión fue tomada ya que este es un lenguaje que brinda una manipulación de datos avanzada y simple al mismo tiempo. Además, todas las librerías necesarias para poder crear las predicciones ya existen y están optimizadas para poder utilizar la menor cantidad de recursos y realizar los cálculos de una manera más rápida.

Al finalizar el procesamiento de datos, se eligió un algoritmo de aprendizaje de máquina. Se eligió utilizar el algoritmo de regresor de aumento de gradiente. Esta decisión fue debido que este algoritmo pertenece a la familia de algoritmos llamada métodos de conjunto. La familia de métodos de conjuntos es ampliamente utilizada y cuenta con beneficios específicos cómo reducir la varianza al utilizar muchos modelos y unirlos en lugar de emplear solo uno. Por otro lado, cabe mencionar que estos modelos tienen poca probabilidad de tener un sobreajuste al ser un proceso iterativo el cual va mejorándose en cada ciclo que se les realiza a los modelos. Por último, en Python este algoritmo está implementado con la ayuda de árboles de decisión. Estos algoritmos previos son otro punto importante por el cual se decidió utilizar este algoritmo final ya que los algoritmos de decisión son ampliamente utilizados y de fácil comprensión por brindar una visión del problema sin necesidad de involucrar términos muy complicados.

Se decidió que se utilizaría *Python* para esta parte del proyecto ya que brinda una manera simple de programación, a pesar de ser un lenguaje poderoso, lo que provoca que la curva de aprendizaje sea bastante baja. Por otro lado, este lenguaje cuenta con la librería *Scikit-Learn*, la cual tiene muchos de los algoritmos de aprendizaje de máquina que existen actualmente, además de brindar diferentes métricas y métodos de validación, incluyendo la validación cruzada. Todo esto ayuda a que la implementación del proyecto se concentre en obtener buenos resultados en lugar de la creación de algoritmos y métodos que ya están desarrollados y comprobados.

Para utilizar este algoritmo en *Python* se necesita utilizar la librería *Scikit-Learn* la cual contiene una implementación del mismo. Esta implementación necesita de ciertos parámetros iniciales para poder ser utilizada, los cuales son observables en el Tabla 58. Existen otros parámetros, pero se decidieron solamente estos debido a que son los que más afectan al algoritmo y los que vale la pena modificar para poder obtener un mejor resultado sin sobreajuste.

Los valores de estos parámetros fueron encontrados con el método de la librería de *Scikit-Learn* llamado *GridSearchCV*. Dicho método realiza una validación cruzada con diferentes opciones de parámetros que puede tener el algoritmo seleccionado y verifica, entre todas las posibles combinaciones, cuál es el mejor conjunto de parámetros. A pesar de que el método encuentre la mejor opción de parámetros, se necesita brindar valores iniciales para cada parámetro y un conjunto de valores a probarlos. Los valores iniciales se eligieron en base a los siguientes criterios:

Para el número mínimo de observaciones requeridas para dividir un nodo interno del árbol que se intenta mejorar en el algoritmo, se toma normalmente un valor entre 0.5 y 1% de las observaciones totales.<sup>50</sup> Debido a este criterio, se tomó un total inicial de 56 valores, los cuales constituían en la mayoría de los casos el 1%.

---

<sup>50</sup> Jain, A. (2016). Complete Guide to Parameter Tuning in Gradient Boosting (GBM) in Python. Octubre, 2017, de Analytics Vidhya Sitio web: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/02/complete-guide-parameter-tuning-gradient-boosting-gbm-python/>

Para poder elegir los diferentes valores a poner a prueba en la validación cruzada, se tomó en cuenta que entre un valor mayor es mejor, y un valor entre el 0.5 y 2% es un parámetro adecuado, así que se tomaron valores entre 56 y 112 con un incremento de 14 entre cada uno.

En cuanto al número mínimo de observaciones requeridas en un nodo terminal para poder ser válido, se tomó como valor inicial el aproximadamente el 1% de los valores con la idea que no se tuvieran las características específicas de cada observación y se generalizaran de una mejor manera. Lo anterior responde a que entre más altos sean los valores en este parámetro, es mejor. Teniendo esto en cuenta, se realizó la prueba con un rango de 50 a 100 incrementando cada 20 valores.

Para la profundidad máxima de cada árbol, se utilizan normalmente valores de entre 5 y 20<sup>51</sup>, por lo que se eligió 8 como número intermedio de estos valores y se realizaron las pruebas con un intervalo de 5 a 15 con un incremento de 2.

Como número de características a tomar en cuenta para considerar una separación en un nodo de los árboles se eligió *sqrt*, lo cual significa la raíz cuadrada del total de observaciones, normalmente es tomado como valor inicial.<sup>52</sup> Por otro lado, los parámetros a tomar en cuenta para realizar pruebas fue un total de entre 30 y 40% del número total de características, lo cual se refiere a 4, 5 y 6.

Referente al número de árboles de decisión a utilizar en el algoritmo, normalmente se utilizan entre 40 y 70 para iniciar<sup>53</sup>, pero entre mayor sea esta cantidad, mejor será el algoritmo ya que serán mayores las iteraciones que mejoran el resultado. Teniendo esto en cuenta se realizó la prueba con valores entre 100 y 1200 con una diferencia de 300.

Por último, en el efecto que tiene el resultado de cada árbol en el siguiente se utiliza un valor alto y se busca encontrar un valor cada vez más bajo. Por ello se eligió un valor de 0.2 y se pusieron a prueba valores entre 0.2 y 0.02 para encontrar el menor y que se ajustara a las predicciones.

Con estos resultados se pudieron obtener las mejores combinaciones de parámetros para cada modelo de predicción, resultados que pueden ser observables en los Tabla 57 al 60. Como se puede advertir aquí, la mayoría de pruebas concluyeron en lo esperado y buscaron un valor mínimo para el efecto del resultado de

---

<sup>51</sup> Jain, A. (2016). *Complete Guide to Parameter Tuning in Gradient Boosting (GBM) in Python*. Octubre, 2017, de Analytics Vidhya Sitio web: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/02/complete-guide-parameter-tuning-gradient-boosting-gbm-python/>

<sup>52</sup> Jain, A. (2016). *Complete Guide to Parameter Tuning in Gradient Boosting (GBM) in Python*. Octubre, 2017, de Analytics Vidhya Sitio web: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/02/complete-guide-parameter-tuning-gradient-boosting-gbm-python/>

<sup>53</sup> Jain, A. (2016). *Complete Guide to Parameter Tuning in Gradient Boosting (GBM) in Python*. Octubre, 2017, de Analytics Vidhya Sitio web: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/02/complete-guide-parameter-tuning-gradient-boosting-gbm-python/>

cada árbol de decisión. El número de árboles siempre tiende a ser mayor para tener una mejor predicción y es importante mencionar que la profundidad de casi todos los árboles fue bastante alta, como se puede observar en la tabla 5, lo que significa que realizo varias divisiones con diferentes características en cada árbol para poder ser específico, sin caer en el sobreajuste.

Con ayuda de estos parámetros se pudieron obtener los resultados de acierto que son observables en la tabla #. Esta medición de acierto se realizó con el error cuadrático medio ya que este indica qué tan bien se acerca una regresión a un set de puntos y, como es de esperarse, entre más se acerque, mejor se puede hacer una predicción. Entre más cercano se encuentre este medidor a 0 la predicción será más precisa o, dicho de otra manera, es menor la diferencia de la regresión con los puntos. Esta medida, como se puede verificar, es baja en la mayoría de los casos, brindando una idea acertada de la diferencia en cuanto al impacto que puede realizar cada imagen a una determinada persona en un estado emocional inicial.

Siendo esta idea acertada, es posible implementar un programa capaz de reaccionar a las emociones que esté experimentando el sujeto. Este programa se realizó y se hizo con la ayuda del módulo: *Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza* y del módulo: *Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de un estado de relajación*. Esta ayuda devino al integrar el mejor modelo encontrado por las mismas, con una plataforma que identifica el estado anímico de una persona y posiblemente estimule de una mejor manera la emoción deseada en el individuo. El flujo completo de esta plataforma se puede vislumbrar en la Figura No. 11. La posibilidad de estimular de una mejor manera un estado anímico sucede gracias a que la plataforma reacciona de manera inteligente, mostrando los estímulos visuales en el orden que sea más adecuado para el cambiante estado emocional del sujeto.

Verificar si en realidad esta plataforma crea una diferencia importante en el estado anímico de una persona quedo fuera de este proyecto. Esta exclusión incluyó el hecho que para que cada experimentación fuera posible, se necesitaba contar. A pesar de esto, el proyecto sí fue capaz de verificar que es completamente viable estimular una emoción ya que este estímulo es la diferencia en el estado anímico que se pudo observar con los resultados del EMOTIV luego de realizar la réplica de la prueba IAPS, que el sujeto experimentaba con cada imagen y en la cual se basa este módulo. Es recomendable que a futuro se extienda este proyecto para verificar si en realidad utilizar un algoritmo inteligente en el orden de las imágenes brinda un cambio significativo pensando en posibles agregaciones como lo es un algoritmo que no solo controle el orden sino también tome el tiempo de muestra de las mismas.

## E. Módulo de Estimulación de emociones e inducción al estado de relajación mediante componentes auditivos

Previo al entrenamiento de los algoritmos, las señales EEG fueron procesadas para filtrar la mayor cantidad de ruido posible que podría haberse presentado por distintas razones:

- A. Mal posicionamiento del casco
- B. Poca o ninguna lubricación en electrodos de EMOTIV. Antes de cada experimentación se lubricaron cada uno de los electrodos a utilizar, sin embargo, al colocar el casco, el propio cabello o cuero cabelludo podían secar los electrodos.
- C. Distracción al experimentado por parte del ambiente o por si mismo, creando demasiado ruido para las ondas.
- D. No todos los usuarios dejaban su celular lejano a ellos por lo tanto es desconocido para los experimentadores si en algún momento el celular distrajo al usuario.
- E. En las estimulaciones auditivas iniciales puede haber generado un poco de ruido o molestia el usuario el volumen de las bocinas, sin embargo, a partir de la experimentación #3 se disminuyó el volumen de las mismas.
- F. El uso de bocinas se debe a la poca o ninguna invasión al usuario, a diferencia de los audífonos convencionales.

Las frecuencias presentadas en las ondas EEG (alpha, beta, gamma, theta) se sitúan en el rango de 0 a 30 Hz. Puesto que Emotiv utiliza una tasa de muestreo de 2048 Hz por segundo, se utilizó un filtro de banda para obtener las frecuencias correspondientes a cada onda. Posteriormente se utilizó el algoritmo de regresión logística para llevar a cabo las predicciones de cada registro que se obtuvo en las experimentaciones. Se seleccionó este algoritmo puesto que el módulo “Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza” llegó a esta conclusión en sus análisis correspondientes.

Los estímulos auditivos presentados en las experimentaciones fueron obtenidos mediante la plataforma auditiva utilizada para el megaproyecto de Pablo Estrada, el cual contenía canciones ya catalogadas por la emoción que esta causaba, por lo tanto, se seleccionaron 28 canciones, 7 de cada emoción para la estimulación anímica y cada audio se recortó a 15 segundos para poder ser presentado en un rango de tiempo de 7 minutos disminuyendo el riesgo que los electrodos se secan.

El algoritmo de regresión logística fue seleccionado en el módulo Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza como el mejor algoritmo de predicción.

Con base al estado emocional inicial del sujeto, los resultados obtenidos en la prueba LSB-50 correspondiente y un estado emocional final deseado se llevó a cabo una búsqueda del estímulo que disminuyera la diferencia entre el estado emocional inicial y final para que esta diferencia fuera poca o ninguna. Tomando en cuenta que este estado emocional es un valor continuo entre 0 y 1 -interpretando toda predicción cercana a 1 como una posibilidad mayor de que el sujeto experimente alegría, y por consiguiente, toda predicción cercana a 0 como una posibilidad mayor de que el sujeto experimente tristeza- se presenta un estímulo que reduzca la diferencia y se evalúa de nuevo el estado emocional del sujeto, repitiendo el proceso hasta alcanzar el estado emocional final deseado.

Durante el preprocesamiento de datos, se dividieron todas las mediciones del EMOTIV en los estímulos utilizados para la experimentación, el rango de observaciones se encuentra entre 9982 y 11385, como puede observarse en la figura#. La división de observaciones por estímulo se realizó buscando obtener un modelo de predicción para cada estímulo, con el motivo de conocer cuál era el más adecuado a presentar según la psicopatología del sujeto.

Cabe mencionar que todo este preprocesamiento de datos se llevó a cabo utilizando el lenguaje de programación R, debido que R permite manipular grandes cantidades de datos, además de análisis estadísticos, también posee distintas librerías que permiten el desarrollo rápido del preprocesamiento.

Como siguiente paso a realizar, se investigaron distintos algoritmos de aprendizaje de máquina, de los cuales fue seleccionado el algoritmo Regresor de Aumento de Gradiente, perteneciente a la familia de algoritmos Métodos de Conjunto, que tienen como fin reducir varianzas al utilizar distintos modelos de predicción. Esta varianza es reducida llevando a cabo un proceso iterativo donde se divide las observaciones y se utiliza una parte para entrenar y la restante para prueba, luego se repite el proceso alternando estas partes buscando la manera de eliminar el sobreajuste. Este algoritmo se encuentra implementado en Python con ayuda de árboles de decisión. Esta familia de algoritmos, el conocimiento previo del lenguaje y ventajas de provee Python influyó en la decisión del uso del algoritmo Regresor de Aumento de Gradiente, además de contar con librerías como scikit-learn que poseen algoritmos de aprendizaje de máquina, brinda diferentes métricas y métodos de validación como lo es la validación cruzada. Este conjunto de beneficios y herramientas ayuda a que la implementación del módulo obtenga resultados concretos y elimine cualquier error humano o desperdicio de tiempo por desconocimiento de las capacidades de estas librerías. Scikit-Learn posee una implementación del algoritmo, cuyos parámetros fueron listados con anterioridad en la sección de resultados. Se tomaron en cuenta estos parámetros debido que influyen directamente el algoritmo y permiten su modificación sin sobreajuste. Cabe mencionar que los parámetros fueron seleccionados utilizando el método *GridSearchCV* de SciKit-Learn que se encarga de realizar una validación cruzada con las distintas combinaciones de los parámetros, obteniendo el mejor conjunto de ajustes.

Al tener los parámetros necesarios, estos fueron inicializados tomando en cuenta los siguientes criterios:

- A. El número mínimo de observaciones necesarias para dividir un nodo de un árbol corresponde al valor entre 0.5% y 1% de las observaciones totales, encontrándose entre 99 y 113 observaciones. Sin embargo, también se recomienda utilizar un valor un poco mayor que corresponda a no más del 2% de la muestra total, es decir un valor entre 198 y 226 observaciones, cada uno incrementándose aproximadamente en 25 observaciones.
- B. El número mínimo de observaciones que valide un nodo terminal se inicializó con el 0.5% de la muestra total, correspondiente a un aproximado de 50 observaciones, tomando un rango de 50 a 100 con saltos de 20 entre cada uno.
- C. Para calcular la profundidad máxima de cada árbol se utilizaron valores entre 5 y 2042, tomando como valor inicial 8 en un rango de 5 a 15 con saltos de 2.
- D. La cantidad de características a tomar para la separación de un nodo fue inicializada como la raíz cuadrada de la cantidad total de observaciones.
- E. Para la definición de la cantidad de árboles de decisión se utilizaron valores entre 100 y 1300 con saltos de 300.
- F. Para determinar el valor o peso que tenía el resultado de un árbol sobre el siguiente se seleccionaron valores entre 0.2 y 0.02, tomando en cuenta que entre más bajo fuera el valor, mejor sería el ajuste en las predicciones.

Tomando en cuenta todos estos criterios se prosiguió a utilizar el algoritmo GridSearchCV para obtener las mejores combinaciones de parámetros para cada modelo de predicción, estos pueden observarse en las distintas figuras descritas en la sección de Resultados, *Selección de ajustes para modelos de predicción*. Cabe destacar que la cantidad de árboles tiende a ser mayor evitando el sobreajuste.

Para evaluar la validez de estos resultados y el modelo de predicción, se calculó un error cuadrático medio para indicar que tanto se ajusta la regresión a un conjunto de punto, siendo esta más cercana a 0 se interpreta como una regresión exacta; los valores de cada error cuadrático medio correspondiente a los estímulos pueden observarse en la figura presente en la sección de resultados, *Eficacia de los modelos*.

Al haber realizado todo este análisis, es posible desarrollar una plataforma capaz de reaccionar al estado anímico del sujeto según el objetivo que se plantee como podría ser aumentar el índice de felicidad o de tristeza. El desarrollo del proyecto se llevó a cabo junto a los módulos *Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza* y *Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de un estado de relajación*. Gracias a la integración de los módulos se obtuvo el mejor modelo de predicción por medio de una plataforma capaz de identificar el estado anímico del sujeto y presentar estímulos tanto auditivos como visuales que induzcan al sujeto a una de las emociones ya descritas, además de reaccionar y presentar estímulos inteligentemente.

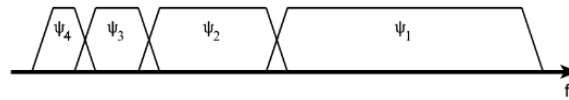
Sin embargo, la verificación de esta plataforma y sus aplicaciones excede el alcance del módulo presente, el cual se recomiendan los pasos a seguir en la sección de recomendaciones. No obstante, fue posible determinar la viabilidad de estimular alguna de las emociones sin importar el tipo de medio.

## F. Módulo de Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de un estado de relajación

Para la realización de este módulo se utilizó el lenguaje de programación R por su facilidad de manipulación de grandes cantidades de información y que brinda las facilidades de poder realizar la implementación de los algoritmos, tanto supervisados como no supervisados considerados para este módulo, así como un análisis de los resultados obtenidos. Previo al entrenamiento de los algoritmos, las señales EEG fueron pre-procesadas con el objetivo de eliminar la mayor cantidad de ruido posible obtenido en cada una de las experimentaciones. De acuerdo a la Tabla 57, las frecuencias que se presentan en cada una de las ondas EEG (delta, theta, alfa y beta) van de 0 a 30 Hz. Dado que Emotiv utiliza una tasa de muestreo de 2048 Hz por segundo, se utilizó un filtro de banda para obtener solo las frecuencias de cada onda necesaria. Este proceso de filtro se puede observar en la Figura 60.

Cuando ya se poseen ondas con frecuencias dentro de ese rango, se prosigue a aplicar la transformada de wavelets con 4 niveles, para obtener de esta forma los 4 rangos donde se encuentran las 4 ondas. Esto se puede apreciar en la Figura 60.

*Figura 60. Descomposición de una wavelet en 4 niveles*



(Valens, 1999)

La forma en la que wavelets divide los rangos es en mitad de mitades sucesivamente en cada nivel. Con los 4 niveles en los que se descompuso wavelets, cada onda de 0 a 30 Hz se divide en los siguientes rangos: 0.1 a 3.75 Hz (onda delta), 3.75 a 7.5 (onda theta), 7.5 a 15 Hz (onda alfa) y 15 a 30 Hz (onda beta).

A partir de estos rangos, se evaluaron los coeficientes que nos devuelve la transformada de wavelets para poder determinar qué onda está presente en cada segundo de la experimentación, como se puede observar en la Figura 61. Este análisis se hizo para los electrodos utilizados: F3, F4, AF3, AF4, O1 y O2 ubicados según la Figura 67. El hecho de haber utilizado únicamente estos electrodos es debido al aumento de ondas Alpha y Beta que ocurre en esta área del cerebro, durante estados de alerta, excitación y relajación. (Ramírez, 2008).

Para la descomposición de la señal se utilizó la transformada de Wavelet, utilizando una Daubechies 4 (db4) como función Wavelet madre, con cuatro niveles de descomposición, como se mencionó anteriormente, para el caso de las cuatro ondas y con solo un nivel para cuando solo se descompuso en alfa, en donde se aplicó un filtro de banda de 8 a 14 Hz, de acuerdo a la frecuencia que presenta este tipo de onda. Su selección

se basó en la literatura (Zhang, 2016). Cabe mencionar que se evaluó utilizar las funciones db6 y db8, sin mostrar resultados significativos.

Como ya se mencionó, se seleccionaron dos conjuntos de datos, el primero tomando en cuenta todas las ondas EEG (aplicando un filtro de 0.1 a 30 Hz, con 4 niveles de descomposición de wavelets) y el segundo tomando en cuenta únicamente la onda alfa, que es la onda que indica que el sujeto está entrando a un estado de relajación (aplicando un filtro de 8 a 14 Hz, con 1 nivel de descomposición de wavelets). Para cada uno de estos conjuntos de datos, no se obtuvieron diferencias significativas en cuanto a la eficacia del algoritmo, sin embargo, se optó por un modelo tomando en cuenta la onda alfa, evitando que al incluir todas las demás variables del resto de ondas se pudiera ajustar los algoritmos supervisados específicamente a los conjuntos de datos con los que se entrenó, evitando de esta forma problemas como *overfitting* o sobre ajuste de cada modelo a la data utilizada.

Otro aspecto importante a destacar es en el caso de los algoritmos supervisados se realizó un proceso de validación cruzada al momento de entrenar y evaluar la eficacia de cada algoritmo. Para ello, a partir del conjunto de todos los datos recopilados en la experimentación, el conjunto de datos de entrenamiento y de prueba se fueron creando de forma aleatoria, tomando muestras representativas tanto del estado de relajación como de un estado de no relajación para cada sujeto. Esto para que cada vez que se probara cada algoritmo, no se utilizara necesariamente la misma información de entrenamiento y de prueba en cada nueva ejecución del mismo, evitando que los algoritmos se apegaran a la información poseída, con lo cual no se obtuvieron diferencias significativas de eficacia. De igual forma, es importante destacar que se probaron los modelos de aprendizaje supervisado mediante una validación cruzada de dicho modelo en varios segmentos de los datos, en donde tampoco se obtuvieron diferencias significativas en la eficacia de los mismos.

Como ya se mencionó, los algoritmos fueron seleccionados para la predicción y clasificación de un estado de relajación, de acuerdo a los dos algoritmos de aprendizaje supervisado y a los dos algoritmos de aprendizaje no supervisados escogidos. La eficacia de los algoritmos fue comparada mediante la modificación de distintos parámetros, entre los cuales se pueden identificar las características de los datos, así como también la segmentación de datos utilizando todas las ondas EEG y únicamente la onda alfa, lo cual se puede apreciar en la Tabla 59. Bajo esta premisa, se puede observar fácilmente en la Tabla 59 que los algoritmos supervisados tienen mejor eficacia para predecir un estado de relajación que los algoritmos no supervisados. Sin embargo, la diferencia de eficacia que presentan los algoritmos supervisados entre sí no es significativa.

De igual forma, se probó separar los datos recopilados durante la experimentación de acuerdo al tipo de estímulos presentado y con ello poder determinar qué tipo de estímulo hace más fácil que se prediga con mejor eficacia un estado de relajación. En la Tabla 60 es evidente que sí hay una diferencia significativa con respecto a la eficacia de los algoritmos cuando se presenta un estímulo auditivo que cuando se presenta un estímulo visual. Bajo esta premisa, el algoritmo que mejor eficacia presenta para predecir un estado de

relajación es regresión logística. A pesar de que ambas experimentaciones se realizaron dentro de un mismo ambiente, hace sentido que un estímulo auditivo estimule de mejor forma un estado de relajación pues el sentido de la vista no está siendo utilizado con tanta atención como lo hace el sentido auditivo. Esto se puede ver en que una experimentación con estímulos visuales, la atención puesta en el sentido de la vista se distrae fácilmente cuando se escuchan ruidos externos al ambiente en donde se está experimentando lo cual genera una fácil distracción. En cambio, en una experimentación con estímulos auditivos bajo la misma característica de estar en un ambiente oscuro, el sentido auditivo puede concentrarse más y de mejor forma a la música binaural.

En relación al nivel de eficacia de los dos tipos de algoritmos y los cuatro algoritmos que se evaluaron en el desarrollo de este módulo se puede observar que la mayoría obtiene un nivel de eficacia parecido y no tan significativo para la predicción y la clasificación de un estado de relajación. Sin embargo, hay una ligera mejor eficacia para los algoritmos supervisados en relación a la eficacia obtenida en los algoritmos no supervisados. Esto se puede observar de acuerdo a las características que devuelven los algoritmos supervisados escogidos, tanto regresión logística como máquinas de soporte vectorial, ya que ambos devuelven una probabilidad de 0 a 1 que permite identificar fácilmente con un criterio cuando se llega a un estado de relajación y cuando no. Es decir, las características del problema de predecir un estado de relajación se adaptan mejor a los algoritmos supervisados que presentan esta característica. Sin embargo, los algoritmos no supervisados al ser capaces de clasificar varios estados con ciertas características, al tratar de adaptarlos a una clasificación reducida no rinden tan bien como los algoritmos supervisados con las características ya mencionadas.

Por último, la documentación realizada cubre todos los aspectos necesarios para poder ejecutar el API de Emotrix 2016, así como también expone una explicación concreta de los programas desarrollados para este módulo, así como demás funcionalidades generales de Emotrix 2017. Esta documentación fue elaborada con el propósito de ser una guía de fácil utilización de terceros, contribuyendo al objetivo general de brindar una plataforma libre e integrable con otras tecnologías.

## G. Módulo de Análisis y comparación de algoritmos supervisados y no supervisados para la predicción y clasificación de las emociones de alegría y tristeza

Previo al proceso de clasificación las señales EEG, fueron pre-procesadas con el objetivo de poder eliminar la mayor cantidad de ruido posible. Debido a que Emotiv utiliza una tasa de muestreo de 2048 Hz por segundo como se puede notar en la figura #10, las frecuencias que necesitamos para las emociones se encuentren entre 0.1 y 30 Hz. Debido a que este es el rango donde se encuentran las ondas (delta, theta, alfa y beta). Es aquí donde utilizamos un filtro de banda para obtener solo las frecuencias necesarias, como podemos ver en la figura #11, ya solo tenemos valores menores a 30, con lo cual podemos aplicar la transformada de

wavelets con 4 niveles, para de esta forma tener los 4 rangos donde se encuentran las 4 ondas. Esto ya que wavelets divide en mitades cada uno de los niveles, como podemos ver en la figura #13.

Figura 61. Descomposición de una wavelet en 4 niveles.



(Valens, 1999)

Esto quiere decir que al utilizar una descomposición de 4 niveles obtendremos los rangos de: 0.1 Hz a 3.75 Hz el cual representa la onda delta, de 3.75 Hz a 7.5 Hz el cual representa la onda theta, de 7.5 Hz a 15 Hz el cual representa la onda alfa y el rango de 15 Hz a 30 Hz que representa el rango de la onda beta. A partir de aquí podemos evaluar los coeficientes que nos devuelve wavelets de cada uno de los rangos para ver cuál de todos es mayor y de esta manera sabemos qué onda está presente en cada segundo, Figura 62. Todo esto para cada uno de los electrodos seleccionados: F3, F4, AF3, AF4, O1, O2.

La decisión de la selección de los algoritmos para el análisis y comparación se basó de acuerdo según el tipo de aprendizaje. En primera instancia, para la selección de los algoritmos de aprendizaje supervisado, tomando en cuenta que el desarrollo de este módulo fue diseñado para la predicción y clasificación de dos estados emocionales, se tomó en cuenta algoritmos con altos índices de obtener buenos resultados y que devolvieran resultados con probabilidades para determinar si un sujeto se encuentra o no en un estado emocional. Por otra parte, la selección de los algoritmos no supervisados fue en base a la facilidad de implementación y al conocimiento de que estos brindan mejores resultados para clasificar de acuerdo a ciertos parámetros.

Para la descomposición de las señales se utilizó la transformada de Wavelet, como se mencionó antes, utilizando una Daubechies 4 (db4) como función Wavelet madre, con cuatro niveles de descomposición para el caso de las 4 ondas y con 1 solo nivel para cuando solo se descompuso en alfa, para este último caso se aplicó un filtro de banda entre 8 Hz y 14 Hz. Su elección se basó en lo encontrado en la literatura (Zhang, 2016). Cabe mencionar que se evaluó utilizar las funciones db6 y la8 sin que se mostrar resultados significativos.

Como se pudo ver en la Figura 63, no existe ningún patrón obvio del comportamiento de las señales EEG, cuando la persona estuvo expuesta a los diferentes estímulos. Es por esto que los datos fueron separados en diferentes bloques y se buscó obtener diferentes características de estos para poder evaluar y analizar con qué características nuestros algoritmos tienen una mayor eficacia.

La eficiencia de los algoritmos fue evaluada mediante el cambio de las características que estos reciben para la clasificación, entre los cuales evaluamos tener las 4 ondas, solo la onda alfa, solo las lecturas de los 6 electrodos habiéndose aplicado un filtro de banda. En las Tabla del 57 al 60 comparamos los resultados obtenidos de cada algoritmo teniendo como variables las cuatro ondas contra solo la onda alfa. Esto ya que como podemos leer en la literatura, esta es la onda que se presenta cuando una persona está en los estados emocionales que nos interesan (Román. 2004).

Comparando los resultados que obtuvimos al clasificar las emociones utilizando las 4 ondas y solo la onda alfa, Tabla 57 al 60, podemos notar que no existe gran significancia entre las eficiencias obtenidas. Podemos ver que con regresión logística al clasificar Alegría-Tristeza con las 4 ondas obtenemos un porcentaje de 72% y solo con alfa obtenemos un porcentaje del 70%. Inclusive si miramos los resultados obtenidos con SVM, vemos que tenemos una mejora en nuestra eficiencia. Por lo que podemos eliminar el sobre ajuste de nuestro modelo inicial, donde contamos como variables las 4 ondas al solo utilizar como variable la onda alfa.

Lo mismo sucede cuando vemos nuestros algoritmos no supervisados, k-medias y redes neuronales. Su eficacia se reduce en decimales al solo utilizar la onda alfa en lugar de utilizar las 4 ondas. Esto nos lleva a concluir que la onda alfa es en realidad la que tiene mayor significancia para la predicción de las emociones de alegría y tristeza. De esta manera podemos corroborar lo visto en la literatura (Román. 2004).

Luego tenemos la clasificación de las emociones utilizando únicamente las lecturas de los 6 electrodos habiéndose aplicado un filtro de banda. Estos resultados podemos verlos en los Tabla 57 al 60. En los cuales podemos notar que se comparó la eficiencia de los en tres ventanas de tiempo distintas, 3 segundos, 2 segundos y 1 segundo. Esto para poder comparar cómo se comportaba al reducir la cantidad de datos que se mostraban como cada una de las emociones y a su vez si las eficiencias de los algoritmos cambiaban al leer amplitudes, micro voltios, en lugar de frecuencias, Hertz. Como se ven en los resultados de esto, la eficiencia de los algoritmos con una ventana de 3 segundos respecto al uso de las ondas disminuyó aproximadamente en un 5% en cada uno de los algoritmos. Y fue disminuyendo entre un 1% y 2% conforme se fue reduciendo la ventana de tiempo.

Esta última selección de características se pensó también para poder eliminar la cantidad de procesamiento que conlleva aplicar la transformada de wavelets ya que para poder aplicar esta transformada para obtener cada una de las ondas, debemos tener cierta cantidad de datos mínimos para poder descomponerlo en 4 niveles. Esto hace que necesitemos un segundo de datos para poder aplicar wavelets y obtener la descomposición de las 4 ondas. Mientras que el filtro de banda si se puede aplicar solo a un registro para eliminar el ruido en esa lectura. Esto nos quitaría una gran cantidad de procesamiento.

Al comparar los resultados de los dos tipos de algoritmos y de los cuatro algoritmos que se evaluaron en este módulo podemos darnos cuenta de que todos mantienen un mismo nivel de eficiencia para la

clasificación de tristeza y alegría. Esto debido a que estos algoritmos son muy buenos para clasificar en dos y que no existe un gran rango de diferentes posibilidades de cambio en cada una de estas emociones. El motivo por el cual no pueden ser mejores es por el mismo. El rango donde se encuentran estas dos emociones es muy pequeño por lo que no hay una gran diferencia.

Por último, hicimos una comparación con los cuatro algoritmos, separando en los dos estímulos que se tienen, auditivos y visuales, y utilizando como modelo de clasificación sólo la onda alfa, ya que como se vio anteriormente, este es el modelo que se recomienda para la predicción de alegría y tristeza. Como podemos ver en la Tabla 61. Las eficiencias de nuestros algoritmos son mucho más altas al utilizar sólo estímulos auditivos que solo estímulos visuales. Logrando alcanzar una eficiencia de 84% con SVM. Además, de esto podemos ver como nuestros algoritmos no supervisados se mantuvieron como los que tienen mayor eficiencia. Por lo que estos son los que mantienen un mejor rendimiento.

Esto ya que como vimos en las Figuras 60 y 61, no existe un patrón sencillo para diferenciar entre los estados emocionales. Hay mucha variación, aunque sea un pequeño rango en el cual se puedan encontrar estos dos estados emocionales, alegría y tristeza, existe mucha variación dentro de ese pequeño rango y no hay rangos en los cuales separar las emociones, se encuentran mezcladas y dependen mucho de cómo la persona llegó a ser estimulado para sentir esta emoción.



## IX. CONCLUSIONES

1. Existe una diferencia significativa en cuanto al nivel de síntomas psicológicos y psicosomáticos en la población de mujeres en comparación a los hombres quienes resultaron con menor nivel de intensidad de riesgo de sintomatología en la prueba LSB-50.
2. De acuerdo, a los resultados del Test D2, los hombres tienden a tener una capacidad más alta de inhibir distractores, trabajar de forma precisa y con una velocidad adecuada en comparación con las mujeres; sin embargo, esto puede estar influenciado por la cantidad mayor de hombres participantes.
3. Es necesario conocer los factores de riesgo, implicados en los resultados de la muestra, con respecto a la aparición de la sintomatología del LSB-50.
4. La recopilación de datos, del LSB-50, ayuda a organizar y sistematizar el nivel de intensidad y sus dimensiones para futuras intervenciones psicoterapéuticas debido a que ayuda con el pronóstico en el tratamiento.
5. El test de atención, d2 ayuda a establecer perfiles de abordaje de funciones ejecutivas, específicamente de atención y concentración, en una determinada tarea.
6. Los participantes que obtuvieron resultados con un alto nivel de intensidad en la escala de sueño estricto y sueño amplia (percentil mayor a 85), pueden presentar mayor dificultad en el nivel de mantenimiento del estado alerta, por consecuencia, disminuye la capacidad de para enfocar la atención sobre estímulos relevantes.
7. En los estados emocionales de los sujetos con IRPsi alto (percentil mayor a 85), suele reducir el foco atencional sobre el estímulo presentado para el individuo.
8. Uno de los objetivos del proyecto era estudiar a profundidad estímulos que tuvieran la capacidad de evocar emociones a los sujetos de estudio, esto se logró mediante la réplica de la prueba de Paul Ekman (POFA).
9. Para el abordaje del proyecto se cuidó del ambiente adecuado para realizar la experimentación que consistió en presentar los estímulos para evocar emociones y estados anímicos. Con ello, se logró influenciar los estados emocionales de las personas dando énfasis en obtener resultados fiables.

10. Se demostró que la metodología implementada fue adecuada para la administración del experimento, sin embargo, se podría mejorar teniendo un número mayor de la muestra y validez de los instrumentos que se utilizaron como estímulos.
11. La validación de la réplica de la prueba POFA de Paul Ekman fue realizada con sujetos estudiantes que no participaron en la muestra, para luego ser validada por una población de 25 personas elegidas aleatoriamente en la Universidad del Valle de Guatemala.
12. Se puede observar que la muestra tomó menor cantidad de tiempo ante estímulos visuales en comparación con estímulos auditivos.
13. El género influye en el TR ante estímulos visuales, siendo mayor para mujeres que en los hombres.
14. Un nivel alto del perfil psicossomático y psicológico (IRPsi) muestra que tiene mayor incidencia, tanto en el TR como RT, en la emoción de tristeza, tanto en los estímulos auditivos como visuales.
15. La atención no incide en la muestra con respecto al nivel de síntomas psicossomáticos.
16. Los participantes con perfil de atención alto obtuvieron una tasa de aciertos mayor, únicamente en neutro evocado por estímulos auditivos.
17. El proyecto llevó a cabo una serie de experimentaciones en las que se relacionó tanto la capacidad de influir en los estados de ánimo, los cuales fueron indagados por medidas electroencefalográficas por medio de Emotiv, para lo cual, representan por medio de ondas alfa las cuales representan un estado relajado del ser humano.
18. El objeto de este proyecto fue investigar más acerca del campo neuropsicológico con un contexto guatemalteco para aportar a la capacidad de incidir en la sociedad por medio de música y colores que los orienten a tener un estado de mayor relajación y mejorar su calidad en el contexto guatemalteco.
19. Se concluye con los resultados de los estados del ánimo que sí existe incidencia en cuanto a la capacidad de Emotiv para medir por medio de los electrodos occipitales y fronto-polares la influencia de los estímulos auditivos y visuales.
20. El desarrollo de las pruebas experimentales promueve el desarrollo de ambientes adecuados para la correcta experimentación de los estados de relajación de la población, el cual debe ser el ambiente más limpio y silencioso que garantice la calidad de los estímulos lejos de influencias del ambiente natural del lugar.

21. Se requiere de una muestra más grande para garantizar que el estudio del proyecto profundice en el aspecto de la diferencia que existe entre la capacidad de estimular estados anímicos del ser humano en un contexto universitario guatemalteco.
22. Los usos de los resultados de este proyecto pueden beneficiar no solo al estudio de la neuropsicología dentro del contexto de Guatemala, sino también a la inclusión de las disciplinas de tecnología y computación con la interacción con el ser humano en el cual ofrece una gama de aplicaciones para verificar no solo el estado de salud física del ser humano, sino también la salud mental.
23. La medición de un estado de relajación, tanto como de la detección de alegría y tristeza en un sujeto de experimentación es totalmente viable y realizable.
24. Con la correcta medición de dichos estados, es posible observar que la estimulación de un estado de relajación o un estado anímico es totalmente realizable a través de los componentes visuales adecuados.
25. La creación de un algoritmo capaz de reaccionar a diferentes ejemplos emocionales de sujetos de experimentación fue un éxito, contando este con un promedio de errores cuadráticos medio de 0.055.
26. La medición de un estado de relajación y la detección de alegría y tristeza en un sujeto de experimentación es viable y realizable.
27. En base a las mediciones dadas por EMOTIV, es posible inducir al estado de relajación y estimular ya sea alegría y tristeza por medio de estímulos auditivos.
28. El desarrollo de un algoritmo capaz de reaccionar a distintas emociones de sujetos es posible.
29. Se seleccionaron como algoritmos de aprendizaje de máquina supervisados a regresión logística y máquinas de soporte vectorial, mientras que como algoritmos no supervisados se seleccionaron a K-Medias y redes neuronales de acuerdo a sus altos niveles de eficiencia y su amplia utilización en otros estudios similares.
30. De acuerdo a la segmentación de datos, por ondas y por estímulos, los algoritmos de aprendizaje supervisado se desempeñan mejor que los algoritmos de aprendizaje no supervisado, obteniendo porcentajes de eficacia o precisión más altos.

31. La mejor eficacia que se obtuvo para predecir un estado de relajación fue del 60 % proporcionada por el algoritmo de Máquinas de Soporte Vectorial y utilizando únicamente la onda alfa como característica.
32. Se creó la documentación para el API ya existente y para los programas desarrollados de este módulo que permite la predicción y clasificación de un estado de relajación.
33. La mejor eficacia que se obtuvo por el tipo de estímulo presentado durante la experimentación fue del 78% con estímulos auditivos, proporcionada por el algoritmo de regresión logística y utilizando únicamente la onda alfa como característica.
34. Se seleccionaron los algoritmos de aprendizaje de máquina supervisados regresión logística, máquinas de soporte vectorial y como no supervisados k-medias, redes neuronales, de acuerdo a sus niveles de eficiencia y sus implementaciones en otros estudios similares.
35. La mejor eficiencia que se obtuvo para clasificar alegría y tristeza fue de 72%. Esta se logró utilizando SVM como algoritmo y utilizando únicamente la onda alfa como característica.
36. De acuerdo a la segmentación de datos, por ondas y por estímulos, los algoritmos de aprendizaje supervisado se desempeñan mejor que los algoritmos de aprendizaje no supervisado, obteniendo porcentajes de eficacia o precisión más altos.
37. Se creó la documentación realizada permite una fácil instalación del API existente y una guía para la utilización de los programas desarrollados en este módulo, que permite la clasificación y predicción de los estados emocionales de alegría y tristeza.
38. Eliminar la descomposición de las ondas mediante la transformada de wavelets, solo reduce en un aproximado de 5% las eficiencias de clasificación, pero también reduce significativamente la cantidad de procesamiento y la cantidad de datos necesarios.
39. Para la clasificación y predicción de las emociones de alegría y tristeza, la onda alfa es la que da una mayor significancia a los resultados en la eficiencia de los algoritmos.
40. Al solo utilizar estímulos auditivos se obtiene aún una mejor eficiencia en nuestros algoritmos, teniendo una eficacia de 84% utilizando el algoritmo SVM.

41. El filtrado de Hamming y Blackman permite analizar un electrocardiograma con mayor precisión debido al filtrado realizado sobre las frecuencias altas y bajas de la onda, además de su acentuación en la onda R, por lo que facilita la identificación de las pulsaciones.
42. El ritmo cardiaco de un individuo presenta una forma normal, lo que agrupa la frecuencia cardiaca hacia una media, por lo que las variaciones de la medición del ritmo cardiaco pueden ser expresadas como un valor medio con una desviación estándar referente al individuo.
43. Los puntos atípicos de una medición de ritmo cardiaco pueden ser remplazados por la mediana debido a que se puede mostrar que estos puntos son consecuencia de una mala medición, o el filtrado realizado por Wavelet.
44. El remplazo de los puntos atípicos por la mediana permite mantener las características principales de la data, evitando el remplazo de los puntos atípicos por una medida sesgada como la media.
45. El test de Jarque-Bera con precisión del 10% es un buen indicador para validar la normalidad de la data, permitiendo identificar los problemas estructurales de la data recopilada para su análisis estadístico.
46. El test de quiebre estructural muestra que un individuo sufre un cambio en el ritmo cardiaco al cambiar de emociones, por lo que puede ser identificado desde un electrocardiograma y puede ser clasificado para su detección.
47. Para la identificación del cambio de estado emocional en una persona es necesario tener un estado base del cual se pueda comparar las variaciones encontradas en cada emoción. Esto permite identificar los puntos de quiebre estructural con precisión, debido a un cambio en comparación al estado base.
48. Para la clasificación de emociones, se propone el uso del algoritmo de aprendizaje de máquina SVM, ya que provee los mejores resultados para cada una de las comparaciones, además de proveer resultados congruentes entre comparaciones con distintos tipos de datos.
49. Un individuo puede sentir más de una emoción a la vez, lo cual se puede evidenciar en el pulso cardiaco, permitiendo clasificar un electrocardiograma en alegría y tristeza, debido a la similitud de la onda y la presencia de más de una emoción.



## X. RECOMENDACIONES

1. Realizar el experimento con una cantidad homogénea en cuanto al sexo de los participantes.
2. Para un mejor análisis de la población, se recomienda realizar una entrevista clínica previa a la experimentación, de manera individual para recopilar datos relevantes, junto con los signos observados en el proceso que puedan incidir en los resultados.
3. Utilizar una muestra mayor a 50 para tener un mejor alcance de puntuaciones y obtener una mayor confiabilidad en los datos.
4. Para contribuir al enriquecimiento de los resultados de un proyecto de este tipo, se puede complementar con una prueba de funciones ejecutivas que aporte más información, en cuanto a la planificación, organización, sintetización, entre otros, de acuerdo al procesamiento de la información de cada sujeto.
5. Evaluar a cada sujeto de forma individual para evitar/ eliminar fuentes de distracción.
6. Dar un seguimiento psicológico a los participantes que sus resultados se encuentran en percentil alto de psicomaticidad, para intervenir en cuanto a su salud mental y evitar cualquier riesgo.
7. Desde el punto de vista de la salud mental, es importante la medición de síntomas psicósomáticos y psicológicos en los participantes, ya que no solo es útil en el ámbito clínico, sino también en el campo educativo, hospitalario y laboral para la prevención de riesgos.
8. Estudiar la evocación de otras emociones diferentes a las de este proyecto, tales como miedo y enojo, los cuales ya se cuentan con los estímulos de la misma fuente que los que se utilizaron para este.
9. Se requiere estudiar otro tipo estímulos para inducir al sujeto a diferentes estados emocionales.
10. Esta herramienta brinda otras oportunidades para diferentes áreas, como ambientes hospitalarios, escolares, laborales, etc., en donde permitirá evocar estados de conducta y de ánimo.
11. Realizar el estudio en población diferente, la cual permita obtener resultados que puedan ser comparados con la muestra de este en población universitaria.
12. Se recomienda utilizar estímulos estandarizados y validados por una mayor cantidad de personas como por ejemplo el IAPS -*International Affective Picture System*- y el IADS -*International Affective Digitized Sounds*.

13. Buscar oportunidades de aplicación de estas herramientas para el estudio de mercados o de la calidad de vida de las personas, la cual permita influenciar en la conducta humana para llevar a un estado deseado, como lo es un ambiente hospitalario y el nivel de calma para ejecutar varias estrategias médicas que requieran la calma del sujeto.
14. Estudiar otra gama de estímulos sensoriales que conlleve el registro electrofisiológico para inducir a diferentes estados anímicos de las personas.
15. Realizar otros estudios para comparar con otro tipo de población, el cual puede mostrar que en diferentes situaciones las personas puedan estar más propensos a ser influenciados por los colores o la música que puedan experimentar.
16. El dispositivo Emotiv EPOC cuenta con una frecuencia de muestreo de 2048 Hz, la cual es demasiado alta para los estudios de las ondas EEG, por lo que se recomienda cambiar esta frecuencia a una más baja y de esta forma evitar tener el uso de filtros anti-aliasing.
17. A pesar de que se realizó el algoritmo deseado, verificar si en realidad crea un cambio significativo en el estado emocional de una persona quedó fuera del alcance de este proyecto. Debido a esto se sugiere extender la investigación para encontrar la diferencia que puede provocar cambiar el orden de las imágenes mostradas a los sujetos de experimentación, esto puede variar entre mostrar las imágenes en un orden aleatorio o predefinido sin ningún argumento.
18. Al momento de dividir las mediciones en intervalos, se recomienda utilizar un método mas efectivo que asegure que la medición inicial y final que se está tomando en cuenta no sea un dato atípico o el efecto del ruido del casco. Para lograr esto se recomienda utilizar el promedio de las mediciones como dato final. Otro método útil podría ser la transformada de *wavelets* o el algoritmo de reducción de cardinalidad.
19. Para futuros proyectos, aplicaciones o implementaciones de la Fase II de este megaproyecto podría implementarse un sistema de control que tomará como variables de entrada el perfil sociodemográfico del usuario, para el cual sería necesario investigar más a fondo sobre el uso y aplicación de la transformada de Laplace, además de la definición de un sistema de control cerrado con retroalimentación según el estímulo presentado.
20. Para utilizar una mayor cantidad de estímulos, visuales o auditivos, se recomienda validar estos estímulos presentandose sin ningún orden para evitar crear un patrón, además de ser presentados a una mayor cantidad de usuarios ajenos a la experimentación.

21. Para verificar si el algoritmo es capaz de cambiar el estado emocional según lo que el usuario selecciona y siente (valores obtenidos del teclado y EMOTIV respectivamente) sería necesario extender la investigación para llevar a cabo otra serie de experimentaciones donde se le presente al usuario cada estímulo que sea seleccionado por el algoritmo, además de variar el tiempo que se presenta cada estímulo.
22. Debido a la hidratación que deben de tener los electrodos de Emotiv para asegurar una buena lectura de ondas EEG, no se pudo diseñar pruebas con mayor tiempo de duración. Se recomienda diseñar pruebas con mayor tiempo de duración al menos para el estado de relajación que puedan asegurar con mayor certeza una mejor predicción y clasificación del mismo.
23. Se recomienda diseñar una experimentación en donde se tomen en cuenta las ondas EEG presentes en todos los electrodos de Emotiv EPOC y poder determinar cuáles otros proporcionan información significativa para la predicción y clasificación de un estado de relajación.
24. Se recomienda replicar este experimento de tal forma que se compare la información leída con Emotiv EPOC de un estado de relajación en varias ventanas de tiempo. Es decir, comparar resultados para la predicción y clasificación de un estado de relajación tomando información por ventanas de tiempo mayores a un segundo.
25. Se recomienda realizar un análisis para tomar en cuenta otros factores que puedan afectar o puedan ser utilizados para la detección de un estado de relajación además de los utilizados en la realización de este experimento.
26. El desarrollo de este proyecto fue basado en la idea de clasificar las emociones de alegría y tristeza. Para futuros trabajos, donde se desee clasificar en una mayor cantidad de emociones se recomienda buscar analizar otros algoritmos, ya que el algoritmo de regresión logística es bueno para clasificar en dos.
27. Se recomienda utilizar un electrocardiógrafo con mayor cantidad de canales, de tal forma que se pueda analizar distintas perspectivas de la señal ECG. Esto permitirá tener una medición de mayor precisión, así como facilitará la identificación del pulso cardíaco al momento de analizar los datos.
28. Se recomienda analizar el complejo QRS de un electrocardiograma y su relación a las emociones. Esto solo puede ser logrado con una medición de alta calidad debido a que las ondas Q y S son pequeñas en comparación a la señal R.

29. Se recomienda utilizar una prueba estandarizada para comparar los resultados obtenidos con la prueba utilizada. Una prueba estandarizada para incitar emociones brindará mayor confianza en los algoritmos de clasificación y permitirá dar mejores resultados.
  
30. Se recomienda aumentar la muestra, realizando una cantidad mayor de experimentaciones, de tal forma que se pueda obtener más datos al momento de identificar variaciones en el estado emocional. Un problema fue la reducción de la data debido a una mala medición o a que no cumplía las características buscadas, por lo que, si se amplía la muestra, es posible tener una cantidad mayor de resultados.
  
31. Se recomienda probar otros algoritmos de aprendizaje de máquina, de tal forma que se pueda comparar los resultados para identificar un algoritmo que clasifique mejor cierto tipo de data.

## XI. BIBLIOGRAFÍA

1. *A Gentle Introduction to the Gradient Boosting Algorithm for Machine Learning*. (2016, September 21). En: <https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-gradient-boosting-algorithm-machine-learning/>. Consultado el 21 de octubre de 2017
2. Abuín, MR, y de Rivera, L. 2014. «*La medición de síntomas psicológicos y psicosomáticos: El Listado de Síntomas(LSB-50)*». Clínica y Salud, Vol.1.
3. Aguilar, R. (2016). *Aprendizaje Automático: Ser o no ser, ese es el árbol de decisión*. octubre, 2017, de Instituto Internacional de Ciencia de Datos. En: <http://www.i2ds.org/aprendizaje-automatizado-ser-o-no-ser-ese-es-el-arbol-de-decision/#more-1066>. Consultado el 23 de octubre de 2017.
4. Alpaydin, E. (2010). *Introduction to Machine Learning*. Massachusetts: The MIT Press.
5. Alvarado, C., García, H., Guerra, J., & Vásquez, J. (2016). «*Emotrix: Plataforma para el desarrollo de tecnología BCI enfocada en la identificación y manipulación de emociones humanas*». Tesis, Universidad del Valle de Guatemala, Ingeniería, Guatemala. 252 p.
6. Amazon. (2016). *Cross-Validation*. 2017, de Amazon Sitio web: <http://docs.aws.amazon.com/machine-learning/latest/dg/cross-validation.html>. Consultado el 20 de octubre de 2017.
7. American Psychiatric Association(APA) 1994. *Diagnostic and statistical manual of mental disorders*. 4th ed. (DSM-IV). Washington, DC: American Psychiatric Press. 189-212
8. Andrews, D. (1993). *Tests for Parameter Instability and Structural Change With Unknown Change Point*. *Econometrica*, 821-856.
9. Andrews, K. (2017). *Human-Computer Interaction*. 2017, de Graz University of Technology Sitio web: <http://courses.iicm.tugraz.at/hci/hci.pdf>
10. Aquino, A. E. 2003. «*Diferencias de Género y Edad en la Inteligencia Emocional*». Facultad de Psicología y Ciencias Sociales. Lima-Perú.
11. [Bados](#) López, A., Balaguer, G., y Coronas, M. 2005. «*¿Qué mide realmente el SCL 90 R?: Estructura factorial en una muestra mixta de universitarios y pacientes*. *Psicología Conductual Revista Internacional de Psicología Clínica de la Salud*». 13 (2).
12. Bai, J., & Perron, P. (2002). *Computation and analysis of multiple structural change models*. *Journal of Applied Econometrics*, 1-22.
13. Baron-Cohen, S. 2005. «*The essential difference: the male and female brain*». *Phi Kappa Phi*. 22-26.
14. Bautista, J., & Navarro, J. 2011. «*Neuronas espejo y el aprendizaje en anestesia*». *Revista Facultad Médica*, 59(4), 229-351.
15. Beck, A., Emery, G. 2008. *Teorías sobre los trastornos de Ansiedad*. Capítulo 4. En *Manual de Psicopatología*, Mc Graw Hill, vol 2. Madrid: Mc Graw Hill/Interoamericana de España.
16. Blanco, M. (2008). *ECG signal denoising and baseline wander correction based on the empirical mode decomposition*. *ScienceDirect*, 1-13.

17. BrainWave Laboratories. (s.f.). *Las ondas cerebrales*. Recuperado Octubre de 2017, de BrainWave: <https://brainwavelaboratories.com/las-ondas-cerebrales-vision-general/>
18. Brickenkamp, 1962. *Test de Atención D2*. TEA Ediciones, Madrid, España 2002.
19. Brickenkamp, 1962. *Test de Atención D2*. TEA Ediciones, Madrid, España 2002.
20. Brownlee, J. (2016). *A Gentle Introduction to the Gradient Boosting Algorithm for Machine Learning*. octubre, 2017, de XG Boost Sitio web: <https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-gradient-boosting-algorithm-machine-learning/>
21. Bugro. (2013). *An Introduction to Supervised Learning via Scikit Learn*. octubre, 2017, de Bugro, Machine Learning Newsletter Sitio web: <http://bugra.github.io/work/notes/2014-11-22/an-introduction-to-supervised-learning-scikit-learn/>
22. Büning, H., & Thadewald, T. (2007). *Jarque–Bera Test and its Competitors for Testing Normality – A Power Comparison*. Journal of Applied Statistics, 87-105.
23. Burrus, C., Gopinath, R., & Guo, H. (1997). *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms: A Primer*. Recherche, 67.
24. Cambronero, C. G., & Moreno, I. G. (2006). *Algoritmos de aprendizaje: knn & kmeans*. Inteligencia en Redes de Comunicación, Universidad Carlos III de Madrid.
25. Candia, D. A. (2016). «*Caracterización de la respuesta emocional ante estímulos visuales en registros electroencefalográficos*». Universidad de Chile, Facultad de Ciencias físicas y matemáticas, Chile. Recuperado el 20 de abril de 2017
26. Caparrós-Caparrós, B, 2007. «Symptom Check-List-90-R: fiabilidad, datos normativos y estructura factorial en estudiantes universitarios International Journal of Clinical and Health »*Psychology*, 3, 781-794
27. Chun, W. (2001). *Core python programming* (Vol. 1). Prentice Hall Professional.
28. Colmenero, J. M., Catena, A. y Fuentes, J. L. 2001. «*Atención visual: Una revisión sobre las redes atencionales del cerebro*». Anales de Psicología, 17(1),
29. Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). *Support vector machine*. Machine learning, 20(3), 273-297.
30. Cortés, J. C. (2007). *Del análisis de Fourier al análisis Wavelets: transformada continua Wavelet* (TCW). Scientia et Technica.
31. *Cross-Validation*. (n.d.). Octubre, 2017. Obtenido de: <http://docs.aws.amazon.com/machine-learning/latest/dg/cross-validation.html>
32. De la Iglesia, Guadalupe; Castro Solano, Alejandro y Fernández Liporace, Mercedes 2016. «*Evidence of validity of the lsb-50: cross-validation, factorial invariance and external criterion analysis*».Ciencia. Psicológica. vol.10, n.1
33. De Marco, A., & Wüthrich, K. (1976). *Digital filtering with a sinusoidal window function: An alternative technique for resolution enhancement in FT NMR*. ScienceDirect, 5642-5649.
34. Demir, N. (2015). *Ensemble Methods: Elegant Techniques to Produce Improved Machine Learning Results*. octubre, 2017, de Toptal Sitio web: <https://www.toptal.com/machine-learning/ensemble-methods-machine-learning>

35. Dufour, J.-M. (1982). *Generalized Chow Tests for Structural Change: A Coordinate-Free Approach*. JSTOR, 565-575.
36. Ebrahimi, T. (2002). «*Computer Game Control through Relaxation-Induced EEG Changes*». Lausanne, Suiza: Lucas Tschuor.
37. EcuRed. (2012). *Teoría del color*. 2017, de EcuRed Sitio web: [https://www.ecured.cu/Teor%C3%ADa\\_del\\_color](https://www.ecured.cu/Teor%C3%ADa_del_color)
38. Ekman, P. 1999. *Facial expression*. En P. Ekman, *Cognition and Emotion*. Estados Unidos: John Wiley & Sons Lid.
39. Elite Data Science. (2017). *Modern Machine Learning Algorithms: Strengths and Weaknesses*. octubre, 2017, de Elite Data Science Sitio web: <https://elitedatascience.com/machine-learning-algorithms#regression>
40. EMOTIV, I. (2011). *EMOTIV. Epoc+*. San Francisco, U.S.A. Obtenido de <https://www.emotiv.com/epoc/>
41. *Ensemble Methods: Elegant Techniques to Produce Improved Machine Learning Results*. (n.d.). Octubre, 2017. Obtenido de: <https://www.toptal.com/machine-learning/ensemble-methods-machine-learning>
42. Escobar, Gonzalo. (2015). *Tesis: Modelación Predictiva, Simulación y Minimización de la Variable Específico de Generación Energética de Central Santa Fe Energía Perteneciente al Sistema de Distribución de Vapor de CMPC Planta Santa Fe*. Dirección de Postgrado, Universidad de Concepción. Chile. Página 13.
43. Feinberg, I. (1974). «*Changes in sleep cycle patterns with age*». *Journal of Psychiatric Research.*, 10, 283–306.
44. Fernández, Ana; M. D. 2007. «*Expresión y reconocimiento de emociones: un punto de encuentro entre evolución, psicofisiología y neurociencias*». *Revista Chilena de Neuropsicología [Chile]*, 2: 8-20.
45. Fierens, L. (2012). «*Marketing del color*». *Marketing del color*. Palermo : OPEN DC.
46. Figueroa, F. (2013). *Modelo de regresión no lineal*. octubre, 2017, de Universidad de Buenos Aires Sitio web: [http://cms.dm.uba.ar/academico/carreras/licenciatura/tesis/2013/Selva\\_Figueroa.pdf](http://cms.dm.uba.ar/academico/carreras/licenciatura/tesis/2013/Selva_Figueroa.pdf)
47. FotoNosra. (2011). *Teoría del color*. 2017, de FotoNosra Sitio web: <http://www.fotonosra.com/grafico/teoriacolor.htm>
48. Gallardo Vergara, R. (2006). «*Naturaleza del Estado de Ánimo*». *Revista Chilena de Neuropsicología*, 1(1), 29-40. Recuperado el 13 de abril de 2017
49. García, E. 2008. «*Neuropsicología y Educación. De las neuronas espejo a la teoría de la mente*». *Revista de Psicología y Educación*, 1(3), 69-89.
50. García, J. 2008. «*Psicología de la Atención*». España, Madrid: Síntesis.
51. Gel, Y. (2008). *A robust modification of the Jarque–Bera test of normality*. ScienceDirect, 30-32.
52. Gentleman, R. (2008). *R programming for bioinformatics*. CRC Press.
53. Gittis, A. (2011). «*The Measurement of Brain Waves*». *Westminster College*. Obtenido de <http://www.psych.westminster.edu/psybio/BN/Labs/Brainwaves.htm>

54. Gois, E. (2016). *Machine Learning What it is and why it matters*. 2017, de Sas Sitio web: [https://www.sas.com/en\\_us/insights/analytics/machine-learning.html#machine-learning-workings](https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/machine-learning.html#machine-learning-workings)
55. Gonzales de Rivera, J. 2008. *Teorías sobre los trastornos Psicósomáticos*. Capítulo 12. *En Manual de Psicopatología*, Mc Graw Hill, vol 2. Madrid: Mc Graw Hill/Interoamericana de España.
56. Gonzáles, V. (2015). *Muestreo de señales*. Recuperado el 2 de Octubre de 2016, de UAL: <http://www.ual.es/~vruiiz/Docencia/Apuntes/Signals/Sampling/index.html>
57. González de Rivera, J. L. (1993). *Psicopatología del sueño*. Focus on Psychiatry, 4, 76-87. Recuperado el 25 de abril de 2017
58. González De Rivera, J. L., De Las Cuevas, C., Rodríguez-Abuín, M. J. y Rodríguez-Pulido, F. (2002). *»El cuestionario de 90 síntomas (adaptación española del SCL-90R de L. R. Derogatis»*. Madrid: TEA.78
59. González, A. (2014). *Conceptos básicos de Machine Learning*. octubre, 2017, de Clever Data Sitio web: <http://cleverdata.io/conceptos-basicos-machine-learning/>
60. González, E. (2011). *Megaproyecto INNOVA. Módulo de Interfaz Cerebro - Máquina*. Control no convencional e implementación de un prototipo de una silla de ruedas eléctrica a través de la electroencefalografía. Tesis, Universidad del Valle de Guatemala, Guatemala.
61. Greenberg, David M., et al. "The Song Is You." *Social Psychological and Personality Science*, vol. 7, no. 6, 2016, pp. 597–605., doi:10.1177/1948550616641473.
62. Gurney, K. (2014). *An Introduction to Neural Networks*. Hoboken: CRC Press.
63. Henzel, N. (2005). *ECG baseline wander and powerline interference reduction using nonlinear filter bank*. ScienceDirect, 781-793.
64. Herrera y Reissing. (2017). *Departamento de Procesamiento de Señales*. En: <https://iie.fing.edu.uy/institucional/departamentos/procesamiento-de-senales/>. Consultado el 03 de Mayo de 2017.
65. Hess, W. (1957). *The Functional Organization of the Diencephalon*. (G. & Stratton, Ed.) Nueva York.
66. Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (Vol. 398). John Wiley & Sons.
67. Ian G. Campbell, P. (2010). *«EEG Recording and Analysis for Sleep Research»*. *Curr Protoc Neuroscience, CHAPTER: Unit10.2*. Retrieved from <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2824445/>
68. Ian H. Witten and Eibe Frank (2011). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques* Morgan Kaufmann, pág. 664.
69. ICD-10 International Classification of Mental and Behavioural Disorders: Clinical descriptions and Diagnostic Guidelines. Ginebra. Suiza: World Health Organization; 1992. 172-189.
70. Jain, A. (2016). *Complete Guide to Parameter Tuning in Gradient Boosting (GBM) in Python*. octubre, 2017, de Analytics Vidhya Sitio web: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/02/complete-guide-parameter-tuning-gradient-boosting-gbm-python/>

71. Jarque, C., & Bera, A. (1980). *Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals*. ScienceDirect, 255-259.
72. Jauset, J. 2008. *Música y neurociencia: la musicoterapia. Sus fundamentos, efectos y aplicaciones terapéuticas*. Barcelona, España: Editorial UOC. 153 págs.
73. Jauset, J. A. (2011). «El sonido: vibración y energía». *Musica y neurociencia: La musicoterapia* (págs. 33-49). Barcelona, España: UOC.
74. Jauset, J. A. (2016). «Música, movimiento y neuroplasticidad». *Eufonía, didáctica de la música*, 19-24. Recuperado el 19 de abril de 2017
75. [Jessor](#), R. 1991. «Comportamiento de riesgo en la adolescencia: un marco psicosocial para la comprensión y la acción». *Journal of Adolescent Health*, 12 (8).
76. Johnson, S. (1967). *Hierarchical clustering schemes*. *Psychometrika*, 241-254.
77. [Kofler](#), MJ, Rapport, MD, Bolden, J., Sarver, DE, Raiker, JS, y Alderson, RM 2011. «Déficit de memoria de trabajo y problemas sociales en niños con TDAH». *Journal of Abnormal Child Psychology*, 39 (6).
78. Kosslyn, E. S. 2008. *Procesos cognitivos: Modelos y bases neurales*. Madrid, España: P. Educación, Ed. 664 págs.
79. Kotsos, T. (Octubre de 2017). *Las ondas cerebrales y los estados de la mente*. Obtenido de BibliotecaPleyades: [http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia\\_brain69.htm](http://www.bibliotecapleyades.net/ciencia/ciencia_brain69.htm)
80. Lacárcel Moreno, J. *Psicología de la música y emoción musical*. *Educatio Siglo XXI*, [S.l.], p. 213-226, dic. 2003. ISSN 1989-466X. Disponible en: <http://revistas.um.es/educatio/article/view/138/122>>. Fecha de acceso: 25 may. 2017
81. Lagopoulos, J., Xu, J., Rasmussen, I., Vik, A., Malhi, G., Eliassen, C., Ellingsen, Q. (2009). «Aumento de la actividad theta y alpha EEG durante la meditación no directiva». *Discipline of Psychological Medicine and Northern Clinical School*, 87-92.
82. Levy, J. (1974). «In: Hemisphere functions in the human brain». En J. Levy, *Psychobiological implications of bylateral asymmetry* (págs. 121-183). Springfield.
83. Lewis, G. (2009). «2000 combinaciones de color». Blume. Obtenido de <http://www.institutopatagonico.edu.ar/primer/morfologia/color.html>.
84. LLC, P. E. 2017. *Paul Ekman. Picture of Facial Affect*. <http://www.paulekman.com/product/pictures-of-facial-affect-pofa/> [Fecha de consulta: 27 de octubre del 2017]
85. López-Ibor Aliño JJ. «*Las Depresiones. Progresos en su diagnóstico y tratamiento*. Barcelona» Toray; 1977.
86. Lowe B, Mundt C, Herzog W. 2008.. «Validity of current somatoform disorder diagnoses: perspectives for classification in DSM-V and ICD-11. *Psychopathology* »; 41(1); 4-9
87. *Machine Learning: What it is and why it matters*. (n.d.). Obtenido de: [https://www.sas.com/en\\_us/insights/analytics/machine-learning.html#machine-learning-workings](https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/machine-learning.html#machine-learning-workings)
88. Mallat, S. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: The Wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. IEEE, 11.

89. Mark, I. 2008. *Teorías sobre los trastornos Obsesivos Compulsivos. Capítulo 6. En Manual de Psicopatología*, Mc Graw Hill, vol 2. Madrid: Mc Graw Hill/Interoamericana de España.
90. Marsland, S. (2009). *Machine Learning: An Algorithmic Perspective*. 1st Edition. Massey University. Palmerston North, New Zealand.
91. Matich, D. J. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones*. Cátedra de Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos–Orientación I.
92. *Mean Squared Error: Definition and Example*. (n.d.). Octubre, 2017. Obtenido de: <http://www.statisticshowto.com/mean-squared-error/>
93. Mendoza, R. (2004). *JAVAFilters: Cálculo y diseño de filtros analógicos y digitales*. Mexico: UDLAP.
94. Milán, E. G; Córdoba, M. J. 2014. *Flexibilidad mental*. 1ª ed. España: Fundación Internacional artecittà. 310 págs.
95. *Modern Machine Learning Algorithms: Strengths and Weaknesses*. (2017, September 16). Obtenido de: <https://elitedatascience.com/machine-learning-algorithms#regression>
96. Molto J.; S. M. 1999. «Un nuevo método para el estudio experimental de la emociones: El International affective picture system (IAPS)». Adaptación española. *Psicología General y Aplicada* , 52 (1):55-87.
97. Morillo, L. (s.f.). *Análisis visual del electroencefalograma*. Recuperado el 19 de Septiembre de 2016, de acnweb: <http://www.acnweb.org/guia/g7cap17.pdf>
98. Morley, D. and Parker, C. (2016). *Understanding Computers: Today and Tomorrow*, Comprehensive: Cengage Learning
99. Mosquera, I. 2013. «Influencia de la música en las emociones: una breve revisión». *Realistas: Revista de Ciencias Sociales, Humanas y Artes* , 1(2): 34-38.
100. Moya, R. (2016). *¿Qué es machine learning?* 08/03/2016, de Jarroba Sitio web: <http://jarroba.com/que-es-el-machine-learning/>
101. Murphy, K. (2012). *Machine Learning, A Probabilistic Perspective*. London, England: Massachusetts Institute of Technology.
102. Muthuswamy, S. (2016). California house price predictions with Gradient Booster Regression Trees. octubre, 2017, de Nikola Sitio web: <https://shankarmsy.github.io/stories/gbrt-sklearn.html>
103. National Strength and Conditioning Association. 2007. *Principios del entrenamiento de la fuerza y del acondicionamiento físico*. 2ª ed. Madrid, España: E. M. Panamericana, Ed. 672 págs.
104. Nierenberg, Gerhard; H. C. 2012. *Cómo leer a una persona como un libro*. España: Ediciones i. 91 págs.
105. OoCities. (2017). *Principios en Procesamiento de Señales*. En: <http://www.oocities.org/vifibio/05PRINCIPIOSENPROCESAMIENTODESENALES.PDF>. Consultado el 03 de Mayo de 2017.
106. Open Data. (2016). *Gradient Boosting Regressor*. octubre, 2017, de Open Data Sitio web: <http://docs.opendatagroup.com/docs/example-gradient-boosting-regressor>
107. Parasuraman, R. & Davies, D. R. 1984. «Varieties of attention. *New York: Academic Press*». 57-89
108. Pawlowski, J. 2011. «Atención sostenida en adultos universitarios: Evidencia de validez del constructo

- del Test D2*». Universidad Iberoamerica. 1(2). 1-17
109. Pérez-Tejero, S.-R; R.-G. 2011. «Estudio del tiempo de reacción ante estímulos sonoros y visuales». *Motricidad. European Journal of Human Movement* , 27: 149-162.
110. Perrett, D; Sprengelmeyer, R. 2002. *Facial Expressions of Emotion – Stimuli and Tests (FEEST)*. Universidad de St Andrews, Psicología. Estados Unidos: Thames Valley Test Company . 110 págs.
111. Phillips ML, D. W. 2003. «Neurobiology of emotion perception I: The neural basis of normal emotion perception». *Biol Psychiatry*. 54 (5): 504-14.
112. Piech, C. (2013). K Means. Retrieved September 18, 2017, from <http://stanford.edu/~cpiech/cs221/handouts/kmeans.html>
113. Pinel, J. P. (2007). *Biopsicología*. Madrid, España: Pearson Educación. Págs. 563.
114. Ponce, E. (2013). «Arte, color y psicología». Obtenido de <http://psesther.blogspot.com/2013/01/colores-que-relajan.html>
115. Posner, N. I. & Petersen, S. E. 1990. *The attention system of the human brain*». Annual review of neurosciences, 13, 25-42
116. Posner, N. I. & Raichle, 1994. «*Images of mind. New York: Scientific American Library*»..25-42
117. Programez. (2014). *Python Programming Examples*. 2017, de Programez Sitio web: <https://www.programiz.com/python-programmin>
118. Quintero, C., García, J., Muñoz, C., Rangel, A., & Palacio, C. 2015. «Sensibilidad en el Reconocimiento de Emociones Faciales Como Endofenotipo de Esquizofrenia». *Revista Colombiana de Psicología* , 24 (1), 113-127.
119. Ramírez, R. (2008). *Detecting emotion from EEG signals using the emotiv epoc device*. University Pompeu Fabra, 11: 175-185.
120. Ray, S. (2015). *Quick Introduction to Boosting Algorithms in Machine Learning*. Octubre, 2017, de Analytics Vidhya Sitio web: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2015/11/quick-introduction-boosting-algorithms-machine-learning/>
121. Ray, S. (2017). *Essentials of Machine Learning Algorithms (with Python and R Codes)*. Octubre, 2017, de Analytics Vidhy Sitio web: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/09/common-machine-learning-algorithms/>
122. Richard J. Gerrig; P. G. 2005. *Psicología y vida*. México: P. Educación, Ed. 607 págs.
123. Richert, W. and Coelho, L. (2013). *Building Machine Learning Systems with Python*. Birmingham: Packt Publishing.
124. Río-Valle, E; G.-J. 2012. «Regulación de la ingesta alimentaria y del balance energético; factores y mecanismos implicados». *Nutrición hospitalaria* , 27 (6): 1851.
125. Rivera, D. A. 2016. «Caracterización de la respuesta emocional ante estímulos visuales en registros electroencefalográficos». Tesis , Universidad de Chile, Ingeniería Eléctrica, Chile. 81 págs.
126. Robbins, Stephen P., et al. *Organizational Behaviour*. Pearson Education Ltd, 2017.
127. Román, J. P.-N. (2004). Amígdala, corteza prefrontal y especialización hemisférica en la experiencia y expresión emocional. *Anales de Psicología*, 20 (2), 223-240.

128. Romero, Y. M. (2011). «*Sonido Binaural, Evolución Histórica y Nuevas Perspectivas con los paisajes sonoros*». Tesis, Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Estudios Superiores Acatlán, Mexico. Recuperado el 28 de abril de 2017
129. Romero, Y. M. (2010). «*El dominio de los Hemisferios Cerebrales*». *Ciencia UNEMI*, 8-15.
130. Rosenstock I. 2001 «*Por qué la gente utiliza los servicios d salud*». The Milbank Memorial Fund Q
131. Rozado, D., Duenser, A., & Howell, B. (2015). «*Improving the Performance of an EEG-Based Motor Imagery Brain Computer Interface Using Task Evoked Changes in Pupil Diameter*». North Caroline, US: Mikhail A. Lebedev.
132. Saima Solutions: Advanced Analytics. (2017). ¿Qué es el análisis predictivo? En: <http://saimasolutions.com/que-es-el-analisis-predictivo/>. Consultado el 03 de Mayo de 2017.
133. Salim, S. N., & Control, A. (2010). *Control systems engineering*. Penerbit Universiti Teknikal Malaysia Melaka.
134. Sandín, B., Valiente, RM, Chorot, P., Santed MA, y Lostao, L. 2008. «*Forma abreviada del SCL-90 Psicothema*».
135. Sandín, B., y Chorot, P. 2008. *Teorías sobre los trastornos Ansiedad*. Capítulo 4. En Manual de Psicopatología, Mc Graw Hill, vol 2. Madrid: Mc Graw Hill/Interamericana de España.
136. Schmit, J., & Creath, K. (1996). Window function influence on phase error in phase-shifting algorithms. OSA Publishing, 50-54.
137. Scikit Learn. (2017). *An introduction to machine learning with scikit-learn*. octubre, 2017, de Scikit Learn Sitio web: <http://scikit-learn.org/stable/tutorial/basic/tutorial.html>
138. Scikit Learn. (2017). *Gradient Boosting Regressor*. octubre, 2017, de Scikit Learn Sitio web: <http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.GradientBoostingRegressor.html>
139. Scikit Learn. (2017). *GridSearch CV*. octubre, 2017, de Scikit Learn Sitio web: [http://scikit-learn.org/0.18/modules/generated/sklearn.model\\_selection.GridSearchCV.html#sklearn.model\\_selection.GridSearchCV](http://scikit-learn.org/0.18/modules/generated/sklearn.model_selection.GridSearchCV.html#sklearn.model_selection.GridSearchCV)
140. Scikit-Learn. (2016). Tuning the hyper-parameters of an estimator. 2017, de Scikit-Learn. En: [http://scikit-learn.org/stable/modules/grid\\_search.html](http://scikit-learn.org/stable/modules/grid_search.html). Consultado el 16 de septiembre de 2017.
141. Silva, J. 2011. «*El sistema internacional de imágenes afectivas (International Affective Picture System-IAPS) en Chile*»: Estudio de adaptación y validación transcultural. *Terapia Psicológica* , 29 (2): 251-258.
142. Soleyman, M; Thierry Pun, M. 2012. «*A Multimodal Database for Affect Recognition and Implicit Tagging*». *IEEE Transactions on affective computing* , 3 (1), 1-14.
143. Srivastava, T., Rizvi, M. S., N., Gupta, D., & Kumar, S. (2015, September 16). *Getting smart with Machine Learning - AdaBoost and Gradient Boost*. En: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2015/05/boosting-algorithms-simplified/>. Consultado el 22 de agosto de 2017.
144. Statistics How To. (2017). Mean square error. Statistics How To. En: <http://www.statisticshowto.com/mean-squared-error/>. Consultado el 22 de octubre de 2017.

145. Suykens, & Vandewalle. (1999). *Least Squares Support Vector Machine Classifiers*. Neural Processing Letters, 293-300.
146. Thaler, M. (2007). *Only EKG Book You'll Ever Need*. Pennsylvania: Lippincott Williams & Wilkins.
147. The R Foundation. (2015). *What is R? The R Foundation*. En: <https://www.r-project.org/about.html>. Consultado el 22 de julio de 2017.
148. Toccaceli, M. H. (2011). «*Interfaz Cerebro Computador basada en potenciales evocados visuales de estado estacionario: ensayos preliminares*». (L. (. Instrumentación, Ed.) *XVIII Congreso Argentino de Bioingeniería SABI*.
149. Toong, Hoo-Min D. (2010). *Procesamiento de Señal, Investigación y Ciencia*. Edición española de Scientific American. En: <http://www.investigacionyciencia.es/blogs/tecnologia/20/posts/procesamiento-de-seal-10223>. Consultado el 03 de mayo de 2017.
150. Toyoda, T. (1974). Use of the Chow Test under Heteroscedasticity. *Econometrica*, 601-608.
151. Valdivia, P. (2016). MPFN., *de Microgestos o microexpresiones* En: [http://www.mpfn.gob.pe/escuela/contenido/actividades/docs/4482\\_diapos\\_\\_\\_kinesica.pdf](http://www.mpfn.gob.pe/escuela/contenido/actividades/docs/4482_diapos___kinesica.pdf). Consultado el 22 de abril de 2017.
152. Vallejo J, Sánchez Planell L, Díez C, Menchón JM. «*Editores Trastornos de ansiedad: la historia de su construcción*». Barcelona: Médica; 2004
153. Van Rossum, G. (2007). *Python Programming Language*. In USENIX Annual Technical Conference (Vol. 41, p. 36).
154. Verduyn, P., Delaveau, P., Rotgé, J.-Y., & Mechelen, I. (2015). *Determinants of Emotion Duration and Underlying Psychological and Neural Mechanisms*. *SAGE Journals*, 330-335.
155. Verheul, R. 2012. «*Personality Disorder Proposal for DSM-IV: A Heroic and innovative but nevertheless fundamentally flawed attempt to improve DSM-IV*». *Clinical Psychology and Psychotherapy*. 19, 369-371.
156. Welcome to Python.org. (n.d.). En: <https://www.python.org/about/>. Consultado el 23 de octubre de 2017.
157. What is R? (n.d.). En: <https://www.r-project.org/about.html>. Consultado el 28 de octubre de 2017
158. Yau, C. (2017). *Estimated Logistic Regression Equation*. En: <http://www.r-tutor.com/elementary-statistics/logistic-regression/estimated-logistic-regression-equation>. Consultado el 25 de octubre de 2017.
159. Zhang Z, Telesford QK, Giusti C, Lim KO, Bassett DS (2016) *Choosing Wavelet Methods, Filters, and Lengths for Functional Brain Network Construction*. *PLoS ONE* 11(6): e0157243. doi:10.1371/journal.pone.0157243
160. Zillmer, E.A. y Spiers, M.V. 1998. «*Principles of clinical neuropsychology*. Pacific Groove, CA: Brooks/Cole p. 327



## XII. ANEXOS

### A. Imágenes de la experimentación





## B. Validación de las pruebas de emociones – Caras

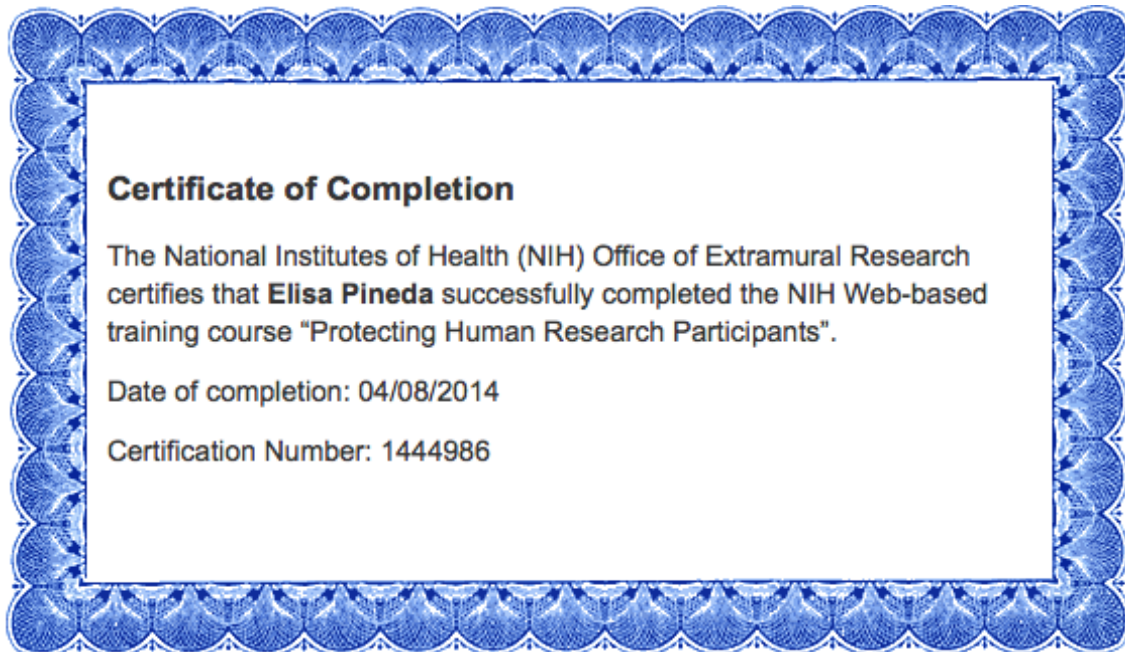
Número de fotografía	Emociones						
	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 1	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 2	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 3	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 4	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 5	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 6	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 7	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 8	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 9	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
Foto 10	Asco	Enojo	Feliz	Ira	Neutro	Sorpresa	Triste
<b>Total</b>							

---

Nombre del participante

Fecha

C. Certificados de ética





D. Código desarrollado

El código desarrollado para este proyecto se encuentra en el siguiente repositorio:

<https://github.com/emotrix/Emotrix>



### XIII. GLOSARIO

- A. API: por sus siglas en inglés *Application Programming Interface*, la cual es un conjunto de funciones y procedimientos que permite ser utilizado por otras tecnologías.
- B. Atención: aplicación voluntaria de la actividad mental o de los sentidos a un determinado estímulo y objeto mental o sensible.
- C. Concentración: estado de la persona que fija el pensamiento en algo, sin distraerse.
- D. Electrodo AF3: electrodo anterior frontal en el sector izquierdo.
- E. Electrodo AF4: electrodo anterior frontal en el sector derecho.
- F. Electrodo F3: electrodo frontal en el sector izquierdo.
- G. Electrodo F4: electrodo frontal en el sector derecho.
- H. Electrodo O1: electrodo occipital en el sector izquierdo.
- I. Electrodo O2: electrodo occipital en el sector derecho.
- J. Electrodo: extremo de un conductor en contacto con un medio, al que lleva o del que recibe una corriente eléctrica.
- K. Electroencefalograma: gráfico que registra la actividad del cerebro (EEG).
- L. Hemisferio cerebral: designa cada una de las dos estructuras que constituyen la parte más grande del encéfalo. Son inversos el uno del otro, pero no inversamente simétricos, son asimétricos, como los dos lados de la cara del individuo.
- M. Lóbulo: es una parte de la corteza cerebral que subdivide el cerebro según sus funciones.
- N. Modelo: descripción o función obtenida por un algoritmo que se utiliza para obtener resultados según las variables o parámetros involucrados en el problema.
- O. Ondas EEG: ondas electroencefalográficas, fluctuaciones de voltaje que ocurren en diferentes áreas del cerebro.
- P. Ondas eléctricas: fluctuaciones de voltaje que ocurren en diferentes áreas del cerebro.
- Q. Psicósomático: adjetivo que refiere a las interrelaciones de la mente y el cuerpo o relacionado con ellas.
- R. Psicofisiología: estudia la relación entre procesos orgánicos y la conducta.
- S. Psicopatología: disciplina que analiza las motivaciones y las particularidades de las enfermedades de carácter mental.
- T. SVM: máquinas de soporte vectorial.

U. Vigilia: estado del que está despierto, especialmente en las horas destinadas al sueño.