



Universidad Nacional Mayor de San Marcos

Universidad del Perú. Decana de América

Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática

Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas

**Implementación de una solución tecnológica para
evaluar el impacto de una campaña política en la
ciudadanía, utilizando análisis emocional e interfaz
cerebro-computador**

TESIS

Para optar el Título Profesional de Ingeniero de Sistemas

AUTOR

Gabriel Antonio FLORES GAMBOA

ASESOR

Mg. Jorge Leoncio GUERRA GUERRA

Lima, Perú

2022



Reconocimiento - No Comercial - Compartir Igual - Sin restricciones adicionales

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Usted puede distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir del documento original de modo no comercial, siempre y cuando se dé crédito al autor del documento y se licencien las nuevas creaciones bajo las mismas condiciones. No se permite aplicar términos legales o medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otros a hacer cualquier cosa que permita esta licencia.

Referencia bibliográfica

Flores, G. (2022). *Implementación de una solución tecnológica para evaluar el impacto de una campaña política en la ciudadanía, utilizando análisis emocional e interfaz cerebro-computador*. [Tesis de pregrado, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática, Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

Metadatos complementarios autor/ asesor

Datos de autor	
Nombres y apellidos	Gabriel Antonio Flores Gamboa
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	74205134
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0003-2885-7965
Datos de asesor	
Nombres y apellidos	Jorge Leoncio Guerra Guerra
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	08473333
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0003-2392-7821
Datos del jurado	
Presidente del jurado	
Nombres y apellidos	Jorge Raúl Díaz Muñante
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	07216161
Miembro del jurado 1	
Nombres y apellidos	Carlos Ernesto Chávez Herrera
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	40788722
Datos de investigación	
Línea de investigación	C.0.3. Tecnología de la Información y Comunicación

Grupo de investigación	Internet de las Cosas - GIOT
Agencia de financiamiento	Sin Financiamiento
Ubicación geográfica de la investigación	País: Perú Departamento: Lima Provincia: Lima Distrito: Santiago de Surco Urbanización: Los Precursores Latitud: -12.158679 Longitud: -76.987767
Año o rango de años en que se realizó la investigación	Marzo 2020 – Diciembre 2021
URL de disciplinas OCDE	Informática y Ciencias de la Información https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#1.02.00



UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS
FACULTAD DE INGENIERIA DE SISTEMAS E INFORMATICA
Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas

Acta Virtual de Sustentación de Tesis

Siendo las 16:00 horas del día 10 de agosto del año 2022, se reunieron virtualmente los docentes designados como miembros de Jurado de Tesis, presidido por el Mg. Jorge Raúl Díaz Muñante, Mg. Carlos Chávez Herrera (Miembro) y el Mg. Jorge Leoncio Guerra Guerra (Miembro Asesor), usando la plataforma Meet (meet.google.com/hme-mfzv-tsq), para la sustentación Virtual de la tesis Intitulada: **“IMPLEMENTACIÓN DE UNA SOLUCIÓN TECNOLÓGICA PARA EVALUAR EL IMPACTO DE UNA CAMPAÑA POLÍTICA EN LA CIUDADANÍA, UTILIZANDO ANÁLISIS EMOCIONAL E INTERFAZ CEREBRO-COMPUTADOR”**, del Bachiller: **Gabriel Antonio FLORES GAMBOA**; para obtener el Título Profesional de Ingeniero de Sistemas.

Acto seguido de la exposición de la Tesis, el Presidente invitó al Bachiller a responder las preguntas formuladas por los Miembros del Jurado.

El Bachiller, en el curso de sus intervenciones demostró pleno dominio del tema, al responder con acierto y fluidez las preguntas formuladas por los señores miembros del Jurado.

Finalmente habiéndose efectuado la calificación correspondiente por los miembros del Jurado, el bachiller obtuvo la nota de 18 **(dieciocho)**

A continuación, el Presidente del Jurado Mg. Jorge Raúl Díaz Muñante, declara al Bachiller **Ingeniero de Sistemas**.

Siendo 17:00 horas, se levantó la sesión.

Mg. Jorge Raúl Díaz Muñante
Presidente

Mg. Carlos Chávez Herrera
Miembro

Mg. Jorge Leoncio Guerra Guerra
Miembro Asesor



UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS
Universidad del Perú, DECANA DE AMÉRICA
FACULTAD DE INGENIERIA DE SISTEMAS E INFORMATICA
Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas

INFORME DE EVALUACIÓN DE ORIGINALIDAD

1. Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática
2. Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas
3. Autoridad académica que emite el informe de originalidad
Directora (e) de la EPIS
4. Apellidos y Nombres de la autoridad académica
Dra. Luzmila E. Pró Concepción
5. Operador del programa informático de similitudes
Dra. Luzmila E. Pró Concepción
6. Documento evaluado
Título de pregrado "Implementación de una solución tecnológica para evaluar el impacto de una campaña política en la ciudadanía, utilizando análisis emocional e interfaz cerebro-computador"
7. **Autor del documento**
Bach. Gabriel Antonio FLORES GAMBOA
8. Fecha de recepción del documento 25/07/2022
9. Fecha de aplicación del programa informático de similitudes 28/07/2022
10. Software utilizado
 - Turnitin
11. Configuración del programa detector de similitudes
 - Excluye textos entrecomillados
 - Excluye bibliografía
 - Excluye cadenas menores a 40 palabras
12. Porcentaje de similitudes según programa detector de similitudes **04 (cuatro)%**
13. Fuentes originales de las similitudes encontradas
Se adjunta en el anexo 1
14. Observaciones
15. Calificación de originalidad
 - Documento cumple criterios de originalidad, sin observaciones ☒
 - Documento cumple criterios de originalidad, con observaciones ☐
 - Documento no cumple criterios de originalidad ☐
16. Fecha de informe 01/08/2022



Firmado digitalmente por PRO
CONCEPCION Luzmila Elisa FAU
20148092282 soft
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 02.08.2022 15:32:53 -05:00

Firma de evaluador
Dra. Luzmila E. Pró Concepción
Directora (e) de la EPIS



UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS
Universidad del Perú, DECANA DE AMÉRICA
FACULTAD DE INGENIERIA DE SISTEMAS E INFORMATICA
Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas

ANEXO 1

Fuentes originales de las similitudes encontradas

1. cybertesis.unmsm.edu.pe:3%
2. hdl.handle.net: <1%
3. theibfr.com: <1%



Firmado digitalmente por PRO
CONCEPCION Luzmila Elisa FAU
20148092282 soft
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 02.08.2022 15:32:53 -05:00

Firma de evaluador
Dra. Luzmila E. Pró Concepción
Directora (e) de la EPIS

DEDICATORIA:

Dedicado a mi madre, cuyo apoyo ha hecho posible la realización de este trabajo.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, agradezco a Dios, por guiar cada uno de mis pasos y a mis padres por su apoyo incondicional y por todo el amor que me brindan.

También, agradezco a la Universidad Nacional Mayor de San Marcos por abrirme sus puertas y permitirme realizar el sueño de convertirme en profesional.

Por último, un especial agradecimiento al profesor Jorge Guerra Guerra, por sus enseñanzas, y por su apoyo que fue fundamental en la realización de esta tesis.

RESUMEN

En la actualidad, el marketing se ha convertido en una herramienta fundamental para los partidos políticos y candidatos al momento de llevar a cabo una campaña política, sin embargo, uno de los principales problemas que afrontan es poder determinar si la campaña realizada hasta el momento está siendo efectiva y, en caso contrario, poder realizar mejoras o tomar medidas que aseguren el éxito de la misma. Por otro lado, considerando el uso de las redes sociales y de medios digitales en el marketing político, se requieren nuevas herramientas que nos permitan evaluar la eficacia del uso de estos medios en una campaña política. La tesis presentada aborda el desarrollo de una solución tecnológica que consta de un software de reconocimiento de emociones y el uso de una interfaz cerebro-computadora que permita conocer el impacto emocional que tiene una campaña política sobre la ciudadanía. La importancia de esta investigación radica principalmente en ofrecer un método objetivo e innovador para evaluar las campañas políticas, y así estas puedan mejorar o replantear el mensaje que desean transmitir. Finalmente, los resultados de las pruebas, orientadas a la evaluación de una campaña política en particular, muestran que la solución construida tiene una precisión de 86.6% en el reconocimiento de emociones de los electores.

Palabras Claves: Campaña Política, Marketing Político, Análisis Emocional, Interfaz Cerebro-Computador.

ABSTRACT

Currently, marketing has become a fundamental tool for political parties and candidates when carrying out a political campaign, however, one of the main problems they face is being able to determine if the campaign carried out so far is being effective and, if not, to be able to make improvements or take measures to ensure its success. On the other hand, considering the use of social networks and digital media in political marketing, new tools are required that allow us to evaluate the effectiveness of the use of these media in a political campaign. The thesis presented deals with the development of a technological solution that consists of emotion recognition software and the use of a brain-computer interface that allows knowing the emotional impact that a political campaign has on citizens. The importance of this research is mainly to offer an objective and innovative method to evaluate political campaigns in order to improve them or rethink the message they want to convey. Finally, the results of the tests, aimed at evaluating a particular political campaign, show that the built solution has a 86.6% accuracy in recognizing voters' emotions.

Keywords: Political Campaign, Political Marketing, Emotional Analysis, Brain-Computer Interface.

ÍNDICE

RESUMEN.....	vi
ABSTRACT	vii
LISTA DE FIGURAS	x
LISTA DE TABLAS.....	xii
INTRODUCCIÓN	xiii
Capítulo I: Planteamiento Metodológico	15
1.1. Antecedentes.....	15
1.2. Definición del Problema.....	17
1.3. Objetivos.....	18
1.3.1. Objetivo Principal	18
1.3.2. Objetivos Secundarios.....	18
1.4. Justificación	19
1.5. Alcance de la Investigación.....	20
1.6. Hipótesis	22
1.7. Variables e Indicadores	22
1.8. Población y Muestra	24
Capítulo II: Marco Teórico	26
2.1. Bases Teóricas	26
2.1.1. Interfaz Cerebro-Computadora	26
2.1.2. Electroencefalografía	29
2.1.3. Reconocimiento de Emociones	30
2.2. Glosario de Términos	32
Capítulo III: Estado del Arte	34
3.1. Trabajos Previos Realizados para Evaluar el Impacto de Campañas Políticas	34
3.1.1. Método de Análisis de Sentimiento	35
3.1.2. Método de Encuesta	40
3.1.3. Método de Análisis Emocional	45
3.2. Determinación de la Solución.....	49
3.3. Cuadro Comparativo entre Metodologías y Resultados	51
Capítulo IV: Aporte Teórico	53
4.1. Esquema General de la Solución	53
4.1.1. Proceso de Recolección de Datos.....	54

4.1.2.	Proceso de Análisis de Datos	56
4.1.3.	Proceso de Reconocimiento de Emociones.....	57
Capítulo V: Aporte Práctico.....		61
5.1.	Selección de las Herramientas Tecnológicas.....	61
5.1.1.	Herramientas de Hardware.....	61
5.1.2.	Herramientas de Software	63
5.2.	Aplicación de las Herramientas Tecnológicas al Problema	65
5.2.1.	Esquema General de las Herramientas Tecnológicas	65
5.2.2.	Módulo de Recolección de Datos.....	67
5.2.3.	Módulo de Análisis de Datos	68
5.2.4.	Módulo de Reconocimiento de Emociones.....	70
5.3.	Interfaces de Usuario	71
5.4.	Modelo de Datos.....	76
5.5.	Modelo de Reconocimiento de Emociones	78
5.6.	Validación.....	83
5.7.	Validación Económica.....	90
Capítulo VI: Conclusiones y Recomendaciones		93
6.1.	Conclusiones.....	93
6.2.	Recomendaciones	94
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		96

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1. Esquema de los principales componentes de una interfaz cerebro-computador ...	28
Figura 2.2. Ubicación de electrodos en el sistema internacional 10-20	29
Figura 2.3. Representación gráfica del modelo de emociones Excitación-Valencia	31
Figura 3.1. Interfaz de usuario de la aplicación de asesoramiento de votación del proyecto “Participa Inteligente”	37
Figura 3.2. Enfoque del modelo de análisis de sentimiento para las elecciones presidencial de Austria del 2016.	39
Figura 3.3. Representación gráfica de los porcentajes de precisión de los cuatro clasificadores utilizados.	47
Figura 3.4. Diagrama de la arquitectura del sistema de reconocimiento emocional propuesto.	48
Figura 4.1. Esquema general de la solución del proyecto de tesis.	53
Figura 4.2. Esquema del proceso de recolección de datos.	54
Figura 4.3. Algoritmo del proceso de recolección de datos.	55
Figura 4.4. Esquema del proceso de análisis de datos.	56
Figura 4.5. Algoritmo del proceso de análisis de datos.	57
Figura 4.6. Esquema del proceso de reconocimiento de emociones.	58
Figura 4.7. Algoritmo del proceso de reconocimiento de emociones.	59
Figura 5.1. Auricular electroencefalográfico “Emotiv Insight”	62
Figura 5.2. Diagrama general de herramientas tecnológicas.	66
Figura 5.3. Módulo de recolección de datos.	67
Figura 5.4. Módulo de análisis de datos.	69
Figura 5.5. Módulo de reconocimiento de emociones.	70
Figura 5.6. Interfaz de inicio de sesión y registro.	71
Figura 5.7. Interfaz para la recolección de datos.	73
Figura 5.8. Interfaz de la encuesta final.	74
Figura 5.9. Interfaz para el reconocimiento de emociones.	75
Figura 5.10. Modelo de Datos del sistema desarrollado.	76
Figura 5.11. Detalle de la colección “pow_reads” de la base de datos.	77
Figura 5.12. Extracto de los datos electroencefalográficos recolectados.	78
Figura 5.13. Modelo de clasificación de emociones utilizado.	79
Figura 5.14. Árbol de clasificación para el reconocimiento de emociones.	82

Figura 5.15. Interfaz de inicio de sesión e interfaz de selección de tipo de sesión del software SRE.....	83
Figura 5.16. Interfaz de sesión de recolección de datos del software SRE.....	84
Figura 5.17. Extracto de los anuncios electorales vistos por los voluntarios.....	84
Figura 5.18. Interfaz de finalización de sesión de recolección de datos del software SRE.	85
Figura 5.19. Interfaz de finalización de sesión de recolección de datos del software SRE.	85
Figura 5.20. Interfaz de finalización de encuesta y almacenamiento de datos del software SRE.....	86
Figura 5.21. Interfaz de sesión de reconocimiento de emociones del software SRE.....	87
Figura 5.22. Interfaz de finalización de sesión de reconocimiento de emociones del software SRE.....	88

LISTA DE TABLAS

Tabla 1.1. Distribución de los electores hábiles de Lima Metropolitana por edad.	21
Tabla 1.2. Distribución de los electores hábiles de Lima Metropolitana por grado de instrucción.	22
Tabla 1.3. Variables y sus indicadores.	22
Tabla 3.1. Resultados de análisis de sentimiento para las elecciones presidencial de Austria del 2016.	39
Tabla 3.2. Conclusiones de las percepciones de los estudiantes sobre los mensajes políticos.....	44
Tabla 3.3. Cuadro comparativo de metodologías para evaluar el impacto de campañas políticas.....	52
Tabla 5.1. Matriz de confusión del modelo desarrollado.	89
Tabla 5.2. Cotización de los recursos de la solución propuesta.	90
Tabla 5.3. Flujo de caja del proyecto de implementación de la solución propuesta.	90

INTRODUCCIÓN

El impacto de las redes sociales como herramienta de comunicación, en contextos donde antes no eran utilizadas, es cada vez mayor y con más consecuencias; por ejemplo, en la política, donde son utilizadas como un medio de interacción alternativo en la comunicación que establecen las agrupaciones políticas con su electorado o público objetivo, lo que se conoce también como marketing político. Por otro lado, las emociones que experimentan los seres humanos juegan un papel fundamental en las decisiones que toman a lo largo de su vida, y también, al momento de emitir su voto por un candidato político en específico. Las emociones son el eje de la comunicación humana y son fundamentales, ya que afectan a nuestra percepción del mundo y las actividades que realizamos cotidianamente, como la comunicación, el aprendizaje y la toma de decisiones. Es por eso que la técnica de análisis emocional ha tomado relevancia en el ámbito académico y ha captado la atención de varios investigadores, además su versatilidad permite que pueda ser aplicada en diversas investigaciones y para propósitos muy diferentes.

El objetivo de la presente investigación es implementar un sistema que nos permita evaluar el impacto de una campaña política en la ciudadanía, utilizando análisis emocional. Para tal propósito se hará uso de una interfaz cerebro-computadora para extraer datos electroencefalográficos (EEG) de los electores voluntarios, mientras ven un video o leen una publicación en redes sociales de algún candidato político, posteriormente estos datos serán analizados para construir un modelo de las emociones que experimentan las personas frente a diferentes mensajes políticos en redes sociales.

Esta tesis está organizada en 6 capítulos, detallados brevemente a continuación: El Capítulo I presenta el Planteamiento Metodológico de este trabajo de investigación, se hace mención a los antecedentes del problema tratado, así como la definición y justificación del mismo, además se detallan los objetivos y alcance del presente trabajo. El Capítulo II aborda el Marco Teórico donde se definen los conceptos necesarios para comprender las bases teóricas y el contexto sobre los cuales se desarrolla esta investigación. El Capítulo III comprende el Estado del Arte, en el cual se realiza una revisión bibliográfica, con el objetivo de identificar investigaciones en donde se hayan empleado métodos o herramientas alternativos a la solución propuesta en esta investigación para una problemática similar, además se comparan estos métodos con la solución propuesta. Mientras, el Capítulo IV titulado Aporte Teórico, describe las herramientas, metodologías, algoritmos y bibliotecas que fueron utilizados para el desarrollo de la solución de análisis emocional propuesta, también se detallan los módulos que la componen y como se integran. El Capítulo V aborda el Aporte Practico, donde se mencionan las herramientas tecnológicas utilizadas y como son aplicadas para la construcción de la solución propuesta, las interfaces de usuario, la determinación de la población y muestra, las pruebas del sistema y la validación económica de la solución. Finalmente, en el Capítulo VI se plantean las conclusiones obtenidas y las recomendaciones propuestas.

Capítulo I: Planteamiento Metodológico

1.1. Antecedentes

Una campaña política es un conjunto de acciones programadas que tienen como objetivo estimular la participación de la población en un determinado proceso político o electoral.

Las campañas políticas son llevadas a cabo regularmente en las sociedades democráticas modernas durante periodos electorales, sin embargo, también pueden ser utilizadas para influir en temas políticos particulares.

La primera campaña política moderna es reconocida como la campaña de Midlothian, realizada de 1878 a 1880 y consta de una serie de discursos pronunciados por William Ewart Gladstone, quien entonces era líder del Partido Liberal británico, en los cuales acusaba al gobierno inglés de incompetencia financiera, negligencia en la legislación interna y mala gestión de los asuntos externos. Como resultado de esta campaña, Gladstone logro la unificación del Partido Liberal y se alzó con la victoria en las elecciones de 1880. (Wheeler et al., 2014, p. 336).

A partir de entonces las campañas políticas han ido adaptándose al desarrollo de las sociedades y a los nuevos medios de comunicación masivos, sufriendo un cambio importante en la forma en que los candidatos pueden llegar a sus audiencias potenciales.

Por ejemplo, Dwight D. Eisenhower, militar y político estadounidense, creó 42 anuncios publicitarios televisivos para su campaña en las elecciones presidenciales de 1952 en los Estados Unidos, convirtiéndose en el primer político en utilizar la

televisión como herramienta de comunicación en una campaña política.(Christiansen, 2017, p. 37)

Desde el año 2000, los políticos comenzaron a utilizar cada vez más el internet como una herramienta de comunicación política innovadora y rentable. Durante las elecciones presidenciales del 2000, el equipo de campaña de George W. Bush utilizó una página web para difundir información sobre la campaña, describir las posiciones políticas y respaldar a los demás candidatos del partido, resaltar las opiniones de personalidades simpatizantes con su candidatura y negar las acusaciones o ataques de los opositores.(Zhang et al., 2017, p. 2).

La elección presidencial de los Estados Unidos de América del 2008 fue la primera elección en la que los candidatos utilizaron las redes sociales como una herramienta comunicativa incorporada en las campañas de los candidatos, el ganador de aquella contienda electoral fue Barack Obama quien fue el primer presidente electo en utilizar las redes sociales para organizar a sus simpatizantes y comunicarse con ellos.(Chen et al., 2017, pp. 811-812).

El uso de medios de comunicación digitales, como las redes sociales en las campañas políticas se ha convertido en una de las principales preocupaciones de los políticos y equipos de campaña. Algunas de las ventajas que ofrecen estos medios son aumentar el nivel de interacción de los usuarios de internet con los candidatos políticos, brindar mayor accesibilidad a la información y permitir espacios de igualdad para todas las organizaciones políticas.(Lam et al., 2021, pp. 1-2). Por otro lado, los medios digitales tienen el potencial para ayudar a las campañas políticas a alcanzar sus objetivos de

forma efectiva, ya que alientan a la participación ciudadana en los procesos políticos, permiten aumentar las donaciones y la recaudación de fondos e influyen positivamente en la intención de voto de los electores. (Housholder et al., 2015, p. 138).

Finalmente, las redes sociales se han convertido en una herramienta de uso común para la comunicación política, utilizada no solo por candidatos presidenciales sino también por autoridades, por ejemplo, el expresidente de los Estados Unidos de América, Donald Trump utilizó, durante los cinco años de su mandato, la plataforma de redes sociales Twitter como una vía predeterminada de comunicación con el pueblo estadounidense, utilizándola para compartir tanto mensajes referentes a actividades oficiales de su gestión, como mensajes con opiniones personales, en un lenguaje coloquial. (A. Reyes et al., 2021, pp. 46-48).

1.2. Definición del Problema

Las técnicas que se han estado usando para evaluar la eficacia de las campañas políticas, como los sondeos de opinión o grupos focales, no permiten obtener información sobre el desempeño real de estas campañas, debido a que utilizan métodos poco objetivos y no consideran, en su análisis, la actividad de los candidatos y los votantes en redes sociales y medios digitales, donde se pueden realizar votaciones en línea y conocer en tiempo real las opiniones de los ciudadanos sobre las propuestas, los planes de gobierno o los debates. Por ello se propone la construcción de un software de reconocimiento de emociones y el uso de una interfaz cerebro-computadora que permita conocer el impacto emocional que tiene una campaña política sobre la decisión de los electores.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo Principal

Construir una aplicación tecnológica basada en hardware y software, utilizando análisis emocional e interfaz cerebro-computador, para evaluar el impacto emocional de una campaña política en la ciudadanía y generar una serie de recomendaciones para mejorar dicha campaña. En el contexto de una elección de autoridades mediante sufragio universal.

1.3.2. Objetivos Secundarios

- Construir un modelo que nos permita asociar las lecturas de la interfaz cerebro-computador a un conjunto determinado de emociones.
- Integrar los diferentes componentes de la solución TIC planteada, en torno a la interfaz cerebro-computadora definida en el proyecto.
- Obtener los datos necesarios a partir de la muestra determinada de sujetos de prueba, usando el prototipo definido en la investigación, realizando posteriormente el análisis de los resultados, a fin de determinar las emociones experimentadas por los usuarios.
- Validar la solución tecnológica mediante pruebas orientadas a la evaluación de una campaña política en particular y una muestra objetivo.

1.4. Justificación

Antes y durante una campaña electoral, para la elección de autoridades nacionales y/o regionales, la opinión que tenga la ciudadanía sobre los candidatos, sus propuestas y las emociones que desatan sus mensajes en la población, resultan cruciales a la hora de decidir el voto por uno u otro candidato, es decir, pueden decidir al ganador de una contienda electoral. Por otro lado, los medios de comunicación, a pesar de tener un rol netamente informativo, hasta hace un tiempo ejercieron una gran influencia en las decisiones electorales de los votantes, sin embargo, poco a poco han perdido el impacto que tenían debido principalmente al sesgo de la información o parcialización al favorecer a un candidato particular, tal como se muestra en la estadística presentada en (Jurado Nacional de Elecciones, 2021b).

En las campañas electorales de diversos países, los equipos de campaña de los partidos políticos en contienda recurren a métodos como sondeos de opinión (encuestas) o grupos focales, para evaluar el éxito de la campaña política realizada. En el Perú, desde hace algunos años, partidos políticos y grupos empresariales contratan a empresas dedicadas a realizar sondeos de opinión, durante las campañas electorales, para obtener información sobre la intención de voto. Por ejemplo, durante las últimas elecciones presidenciales de Perú del 2021, la empresa “Ipsos” realizó sondeos de intención de voto financiadas por medios de comunicación como “América TV” y “El Comercio”. (Ipsos Perú, 2021).

Los métodos utilizados tanto por los equipos de campaña como por empresas dedicadas al marketing político o estudios de mercado, tienen algunas limitaciones, por ejemplo, son realizadas en un intervalo de tiempo determinado, el cual es indicado en la ficha técnica de cada encuesta, por lo cual los resultados obtenidos no representan necesariamente las opiniones actuales de los votantes. Por otro lado, carece de adaptabilidad frente a los nuevos medios en los que se puede realizar una campaña política, como las redes sociales. Estas limitaciones brindan muy poca retroalimentación a los equipos de campaña a la hora de querer mejorar diferentes aspectos de la campaña política realizada.

Esta propuesta permitirá evaluar el impacto de diferentes tipos de anuncios, publicaciones o material audiovisual pertenecientes a una campaña política sobre las emociones de la población objetivo, y por lo tanto saber si la campaña realizada está obteniendo los resultados deseados o cumpliendo el propósito para el que fue diseñada.

Además, brindará los resultados de manera rápida y objetiva, mediante el uso del reconocimiento de emociones. Por último, presentará un enfoque diferente para cuantificar las emociones, ya que, la captura o adquisición de datos será realizada en tiempo real mediante el uso de una interfaz cerebro-computador, lo cual nos permitirá obtener resultados más objetivos, frente al uso de otros métodos como encuestas de opinión.

1.5. Alcance de la Investigación

En esta investigación se pretende crear una solución tecnológica que, mediante el uso de un modelo de análisis emocional, permita evaluar campañas políticas. Además, utilizando el modelo propuesto y mediante una recopilación de datos, como caso de aplicación se evaluarán las campañas electorales de 3 candidatos a la presidencia de la República del Perú durante las Elecciones Generales del 2021.

Para el desarrollo de la solución propuesta se construirá el modelo de análisis emocional a partir de un estudio, donde se realizará la recolección de datos electroencefalográficos de los electores hábiles que participaran en dicho proceso electoral. El alcance del estudio realizado comprende a los electores hábiles de Lima Metropolitana en un rango de edad de 18 a 30 años, debido a que la naturaleza de la solución propuesta requiere, como sujetos de estudio, personas que estén habituadas al uso de herramientas tecnológicas y utilicen frecuentemente redes sociales; las cuales se encuentran, en su mayoría, en zonas urbanas y en el rango de edad mencionado. Según las estadísticas del padrón electoral (Jurado Nacional de Elecciones, 2021a), la distribución de los electores hábiles de Lima Metropolitana por edad y grado de instrucción se muestra en las Tablas 1.1 y 1.2, respectivamente.

Menor de 30 años	Entre 30 y 39 años	Entre 40 y 49 años	Entre 50 y 59 años	Entre 60 y 69 años	70 años a mas	TOTAL
1 953 069	1 686 359	1 433 552	1 073 084	749 808	662 709	7 558 581

Tabla 1.1. Distribución de los electores hábiles de Lima Metropolitana por edad.(Jurado Nacional de Elecciones, 2021a).

Ilustrado	Educación Especial	Educación Inicial	Educación Primaria	Educación Secundaria	Educación Técnica	Educación Superior	TOTAL
-----------	--------------------	-------------------	--------------------	----------------------	-------------------	--------------------	-------

108 271	7 065	5 764	859 766	5 415 124	137 797	1 024 794	7 558 581
---------	-------	-------	---------	-----------	---------	-----------	-----------

Tabla 1.2. Distribución de los electores hábiles de Lima Metropolitana por grado de instrucción. (Jurado Nacional de Elecciones, 2021a).

1.6. Hipótesis

La aplicación tecnológica basada en hardware y software, utilizando análisis emocional e interfaz cerebro-computador, permitirá evaluar el impacto emocional de una campaña política en la ciudadanía y generar una serie de recomendaciones para que un candidato tenga mejores oportunidades de alcanzar el triunfo. En el contexto de una elección de autoridades mediante sufragio universal.

1.7. Variables e Indicadores

Las variables y sus respectivos indicadores se pueden observar en la Tabla 1.3.

Variables	Indicadores
a) Independiente: Análisis Emocional e Interfaz Cerebro-Computadora	• Presencia_Ausencia
b) Dependiente: Proceso de Evaluación de Campañas Políticas	• Exactitud de la evaluación • Tiempo de la evaluación • Alcance de la evaluación • Costo de la evaluación

Tabla 1.3. Variables y sus indicadores. (Elaboración propia).

1.8. Población y Muestra

- **Población**

La población objetivo estuvo conformada por todos los electores hábiles de la ciudad de Lima Metropolitana, entre 18 y 30 años de edad, para las Elecciones Generales del Perú del 2021. Esto de acuerdo a los criterios definidos en el alcance de la investigación.

Según el padrón electoral, los electores hábiles de la ciudad de Lima Metropolitana, de entre 18 y 30 años de edad, son 1953069 ciudadanos. (Jurado Nacional de Elecciones, 2021a).

- **Muestra**

La muestra de esta investigación es una muestra probabilística, la cual se determinó mediante la siguiente formula, teniendo en cuenta el tamaño de la población, el nivel de confianza y el margen de error.

$$n = \frac{Z^2 N p q}{E^2 (N - 1) + Z^2 p q}$$

Donde:

n : Tamaño de la muestra.

N : Tamaño de la población.

Z : Nivel de confianza (80%), $Z = 1.28$

E: Error de la muestra (10%), $E = 0.1$

p: Probabilidad de éxito de cada integrante de la población (0.5).

q: Probabilidad de fracaso de cada integrante de la población (0.5).

Luego, sustituyendo en la fórmula:

$$n = \frac{(1.28)^2(1953069)(0.5)(0.5)}{(0.1)^2(1953069 - 1) + (1.28)^2(0.5)(0.5)}$$

$$n = \frac{(1.6384)(1953069)(0.25)}{(0.01)(1953068) + (1.6384)(0.25)}$$

$$n = \frac{799977.0624}{19530.68 + 0.4096}$$

$$n = \frac{799977.0624}{19531.0896}$$

$$n = 40.95916197$$

$$n \cong 41$$

Finalmente, el tamaño de la muestra es de 41 electores hábiles.

Cabe señalar que, para el cálculo del tamaño de la muestra se utilizó un nivel de confianza del 80% debido a la poca disponibilidad de personas que desearan participar en el experimento, debido a que éste se realizó durante la reciente pandemia de COVID-19.

Capítulo II: Marco Teórico

En este capítulo se expondrán los conceptos necesarios para el uso de una interfaz cerebro-computadora en el análisis emocional, ya que serán útiles como base teórica en el contexto de la presente investigación.

2.1. Bases Teóricas

2.1.1. Interfaz Cerebro-Computadora

Una interfaz cerebro-computador es una tecnológica que se basa en la observación del estado de un usuario a través de la extracción y decodificación de información, procedente del registro de su actividad cerebral, con el objetivo de emplearla para generar alguna salida funcional.

Esta tecnología permite la comunicación entre un usuario y un sistema informático gracias al uso, generalmente, de electrodos que van conectados a un dispositivo central encargado de recibir y amplificar las señales emitidas por la actividad cerebral del usuario y enviarlas al sistema informático para su procesamiento. En líneas generales, estos dispositivos pueden clasificarse en: invasivos, en los cuales los electrodos son colocados en la corteza cerebral mediante una intervención quirúrgica, esta técnica es conocida como electrocorticografía (ECoG); y no invasivos, en los cuales los electrodos son colocados en la superficie del cuero cabelludo y los dispositivos se asemejan a vinchas en la cabeza, esta técnica es conocida como electroencefalografía (EEG). Varios estudios e investigaciones utilizan este último tipo de interfaces

cerebro-computador, debido a que se evitan los problemas asociados al uso de métodos invasivos, por ejemplo, el riesgo de una intervención quirúrgica y, consecuentemente, la falta de voluntarios para participar en el estudio, aspecto crítico en toda investigación donde se necesita recolectar datos. (Abdulkader et al., 2015, p. 2; Krucoff et al., 2016, pp. 6-7; McFarland et al., 2017, pp. 194-195).

Una interfaz cerebro-computador posee, generalmente, cuatro componentes, como se muestra en la Figura 2.1, el primero es la adquisición de señal que es responsable de medir y/o cuantificar las ondas u oscilaciones generadas por el cerebro, a continuación, el componente de procesamiento se encarga de amplificar y filtrar las señales, además de realizar la conversión de la señal de analógica a digital. Luego el componente de extracción de características selecciona algunas propiedades particulares de estos datos, por ejemplo, cierto rango de frecuencia o cierta amplitud de las señales electroencefalográficas, con el objetivo de crear distintos conjuntos de características que representen un estado diferente en la intención de los usuarios, por ejemplo, diferentes estados emocionales o diferentes tareas mentales. Finalmente, el clasificador, traduce todas las señales electroencefalográficas asociándolas con los conjuntos de características creados para poder generar un comando o salida. (Gomathy et al., 2016, p. 46).

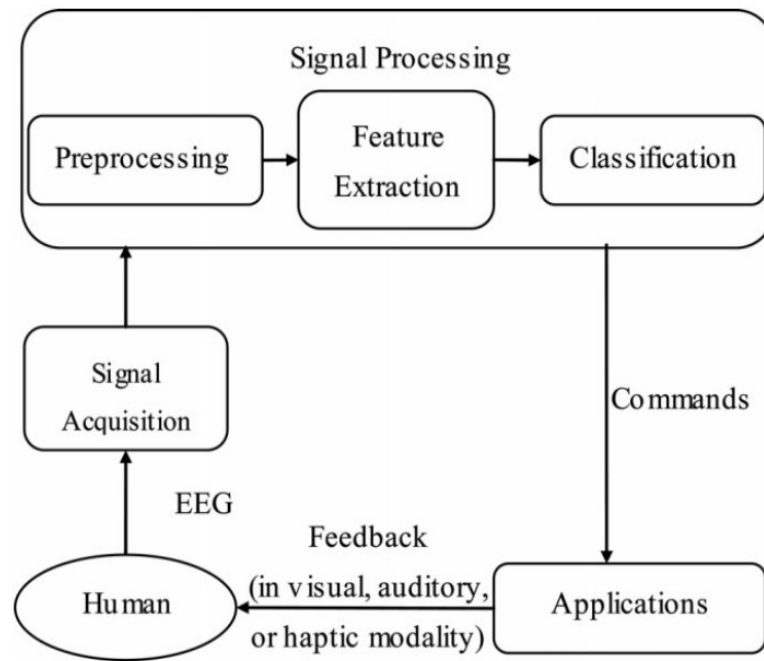


Figura 2.1. Esquema de los principales componentes de una interfaz cerebro-computador (Gomathy et al., 2016, p. 47)

Las aplicaciones que puede tener esta tecnología son muchas y con propósitos muy diferentes, por ejemplo, las aplicaciones médicas van desde la prevención de adicciones, como alcoholismo o tabaco, hasta el diagnóstico de enfermedades propias del sistema nervioso o para la rehabilitación de personas que han sufrido derrame cerebral o tienen discapacidad motriz, en este último aspecto las interfaces cerebro-computador se están utilizando cada vez más para proveer calidad de vida y autonomía a personas que sufren algún tipo de discapacidad, por ejemplo para sillas de ruedas o prótesis de brazos en el contexto de entornos inteligentes y vida asistida por el entorno. Por último, otra de las aplicaciones que está tomando interés para las investigaciones con interfaces cerebro-computador es el marketing, principalmente como un método de evaluación publicitaria de diferentes productos y marcas. (Abdulkader et al., 2015, pp. 3-6; Crawford et al., 2019, pp. 1-2).

2.1.2. Electroencefalografía

La electroencefalografía es el proceso de medir la actividad eléctrica producida por el cerebro, a través del registro de las fluctuaciones de voltaje propias de la actividad de neurotransmisión o transmisión sináptica entre las neuronas cerebrales, mediante el uso de electrodos dispuestos a lo largo del cuero cabelludo. (Abdulkader et al., 2015, p. 9; Lam et al., 2017, p. 1)

La disposición de los electrodos en la superficie del cuero cabelludo más común, usada en muchos sistemas electroencefalográficos es la mostrada en la Figura 2.2, y corresponde al sistema internacional 10-20, llamada así debido a que la distancia entre un par de electrodos adyacentes es del 10% o 20% del diámetro del cráneo. (Ramakrishnan et al., 2016, p. 165).

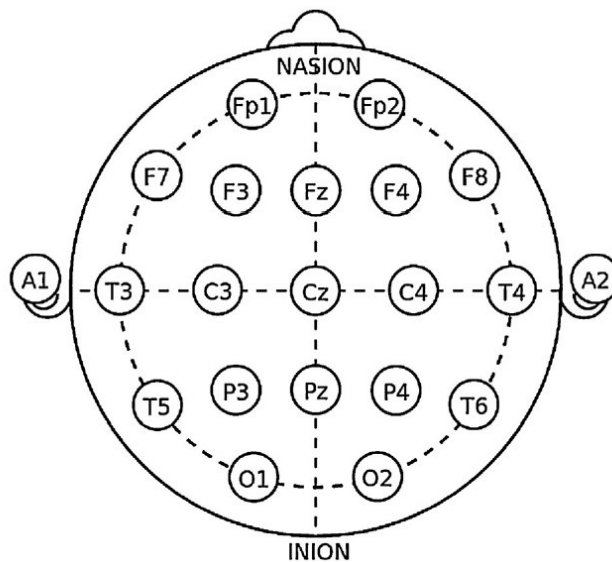


Figura 2.2. Ubicación de electrodos en el sistema internacional 10-20
(Ramakrishnan et al., 2016, p. 165)

El poder de esta tecnología combinada con el uso de interfaces cerebro-computador, reside en el hecho de que se interpretan o traducen los patrones existentes en los datos extraídos a través del análisis electroencefalográfico para generar una salida o instrucción que pueda ser ejecutado por una máquina. Por otro lado, presenta algunas diferencias con respecto a otros métodos para la adquisición de señales, por ejemplo, existen, en la actualidad, algunos dispositivos electroencefalográficos comerciales para propósitos de uso personal o de investigación que son ergonómicos, portátiles, económicos y sencillos de usar. (Abdulkader et al., 2015, pp. 9-10).

2.1.3. Reconocimiento de Emociones

El reconocimiento de emociones es una técnica que tiene como objetivo entender y discernir el tipo de emoción que está experimentando una persona en un momento determinado. Es útil para analizar la reacción o la respuesta emocional de una persona frente a un estímulo, con el objetivo de poder predecir su comportamiento y crear sistemas que brinden una respuesta precisa y oportuna. (Yadegaridehkordi et al., 2019, pp. 1-2).

Para realizar el reconocimiento emocional se debe clasificar las emociones de forma definida y clara, existen dos diferentes enfoques ampliamente utilizados para clasificar las emociones, el primero es el modelo discreto, un enfoque que ha sido utilizado durante mucho tiempo, debido a que clasifica las emociones en base a sus características fisiológicas, utiliza un lenguaje sencillo para nombrarlas y ha demostrado ser transcultural, es decir, que esta clasificación es válida para cualquier cultura, según este enfoque las emociones se pueden clasificar en 6 emociones

básicas: felicidad, tristeza, ira, miedo, sorpresa y asco. El segundo, es el modelo dimensional de emociones, ver Figura 2.3, que define la representación de las emociones en base a dos factores o dimensiones, la “excitación” y la “valencia”. La dimensión de excitación establece si la persona se siente aburrida o excitada, mientras que la valencia determina si la persona tiene sentimientos positivos o negativos, cada una de las cuatro combinaciones posibles para las dos dimensiones establece una clasificación para las emociones. (Soroush et al., 2019, pp. 3-4; Liang et al., 2019, pp. 1-2)

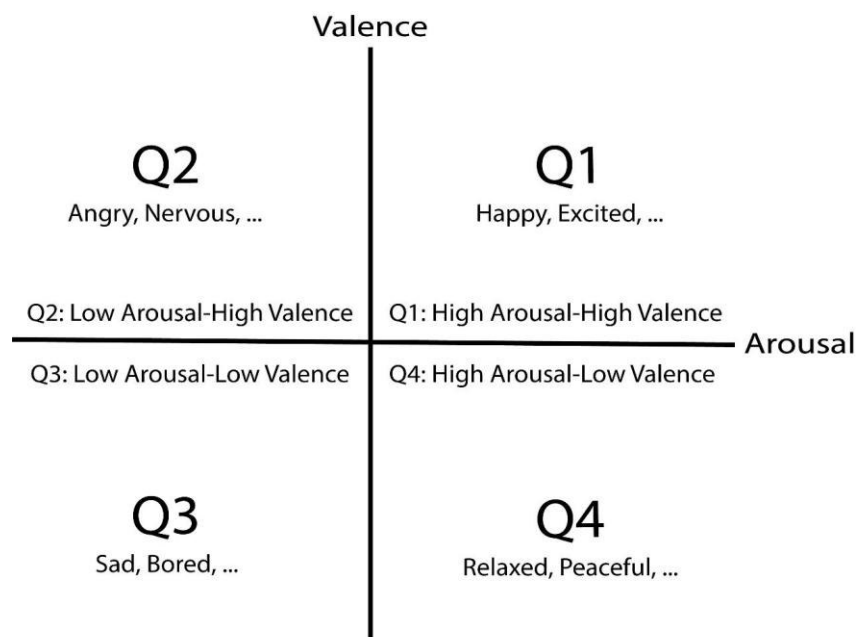


**Figura 2.3. Representación gráfica del modelo de emociones
Excitación-Valencia (Soroush et al., 2019, p. 4)**

Gracias al reconocimiento de emociones se ha podido mejorar la experiencia de usuario de muchos sistemas y aplicaciones de interacción humano-computadora, ya que ahora pueden obtener la emoción humana como una forma de retroalimentación. Entre otras aplicaciones que puede tener el reconocimiento de emociones, se

encuentran el sector comercial, en el cual las empresas buscan mejores métodos para evaluar estrategias de marketing a través de la recopilación de datos y predicción de las preferencias de los consumidores, y por otro lado la industria del entretenimiento, en donde es posible evaluar la respuesta emocional humana hacia diferentes tipos de contenido multimedia como películas, series o videojuegos, con el objetivo principal de que los creadores de contenido, puedan conocer las emociones que despiertan sus obras en la audiencia. (Cambria, 2016, p. 102; Katsigiannis et al., 2018, pp. 1-2).

Por otro lado, es importante mencionar que el reconocimiento de emociones está fuertemente vinculado con el concepto de “computación afectiva”, que es un nuevo paradigma dentro de las ciencias de la computación, y tiene por objetivo permitir que los sistemas informáticos puedan reconocer e interpretar las emociones de los usuarios y usar esta información para obtener patrones de comportamiento, optimizar sus respuestas y mejorar las interfaces de usuario. También, cabe resaltar que la computación afectiva se caracteriza por ser un área de investigación multidisciplinario, es decir, se nutre de diferentes áreas de conocimiento, por ejemplo, la inteligencia artificial, la ingeniería biomédica, las ciencias sociales, la psicología, la ciencia cognitiva, etc. (Poria et al., 2017, p. 98; Nalepa et al., 2019, p. 454).

2.2. Glosario de Términos

Interfaz Cerebro-Computadora: Es una tecnología que se basa en la observación del estado de un usuario a través de la extracción y decodificación de información, procedente del registro de su actividad cerebral, con el objetivo de emplearla para generar alguna salida funcional.

Electroencefalografía: Es el proceso de medir la actividad eléctrica producida por el cerebro, a través del registro de las fluctuaciones de voltaje propias de la actividad de neurotransmisión o transmisión sináptica entre las neuronas cerebrales, mediante el uso de electrodos dispuestos a lo largo del cuero cabelludo.

Reconocimiento de Emociones: Es una técnica que tiene como objetivo entender y discernir el tipo de emoción que está experimentando una persona en un momento determinado. Es útil para analizar la reacción o la respuesta emocional de una persona frente a un estímulo, con el objetivo de poder predecir su comportamiento y crear sistemas que brinden una respuesta precisa y oportuna.

Neuromarketing: Es un área de investigación que busca adaptar teorías y métodos de la neurociencia y combinarlos con teorías y métodos del marketing, con el objetivo de desarrollar explicaciones neurocientíficas sólidas del impacto del marketing en el comportamiento de los clientes y/o consumidores.

Computación Afectiva: Es un área de estudio dentro de los campos de la informática, la inteligencia artificial y la psicología, que busca, principalmente, relacionar la informática con las emociones u otros fenómenos afectivos humanos, con el objetivo de incluir la capacidad de computación emocional en los sistemas informáticos, es decir, permitir a las máquinas reconocer, expresar, modelar, comunicar y responder a la información emocional.

Capítulo III: Estado del Arte

En este capítulo se realizó una revisión bibliográfica, con el objetivo de identificar investigaciones, artículos científicos o publicaciones en donde los autores hayan empleado métodos o herramientas alternativos a la solución propuesta en esta investigación para una problemática similar: evaluar el impacto de una campaña electoral.

3.1. Trabajos Previos Realizados para Evaluar el Impacto de Campañas Políticas

Las campañas políticas pueden ser evaluadas utilizando diferentes métodos, cada uno de estos corresponde a una necesidad específica o al desarrollo tecnológico de la época. Algunos métodos son sencillos y antiguos, como las encuestas o sondeos de opinión, mientras que otros son más contemporáneos y hacen uso de herramientas tecnológicas, como el análisis de datos o, más específicamente, el análisis de sentimiento.

En esta sección se explicarán los diferentes métodos, identificados dentro la literatura, para evaluar el impacto de las campañas políticas, además, se realizará una comparativa de estos métodos con la solución propuesta.

3.1.1. Método de Análisis de Sentimiento

El análisis de sentimiento es una técnica que tiene como objetivo entender y clasificar las opiniones de los usuarios sobre un tema específico a partir de textos escritos por ellos, generalmente en plataformas web o redes sociales.(Yaqub et al., 2017, pp. 1-2,5).

El análisis de sentimiento consta, por lo general, de dos partes o modelos: El primero es un modelo de extracción de palabras, que se encarga de extraer las palabras clave que tengan el sentido de opinión en los textos analizados (revisiones no estructuradas). El segundo es un modelo de clasificación de sentimientos, el cual tiene como objetivo inferir la polaridad sentimental (positiva, negativa o neutra) de las palabras extraídas, para poder construir una opinión estructurada. (Chen et al., 2019, pp. 1-2).

A partir de las investigaciones revisadas en las que se utiliza la técnica de análisis de sentimiento, las cuales se detallan más adelante, podemos concluir lo siguiente:

I. Características:

- Intenta extraer información subjetiva (sentimientos o estados emocionales) a través del análisis de textos.
- Es comúnmente utilizado para obtener información sobre las opiniones y/o preferencias de los usuarios de redes sociales.

II. Ventajas:

- Relativamente preciso, algunas herramientas de código abierto para análisis de sentimiento, logran una precisión de entre 60% a 72% para textos cortos.
- Al utilizar las publicaciones y comentarios de las redes sociales, se dispone de un gran volumen de datos para poder realizar el análisis.

III. Desventajas:

- La implementación es relativamente compleja, ya que para analizar textos en idioma español es necesario, además, construir un diccionario semántico.
- Es dependiente de la plataforma de la cual se extrae la fuente de datos, por ejemplo, redes sociales como Twitter o Facebook.

IV. Casos de estudio

- A. Creación de perfiles dinámicos para aplicaciones de asesoramiento de votación, utilizando análisis de sentimiento.

Las aplicaciones de asesoramiento de votación son sistemas que recomiendan partidos y candidatos que sean afines a las preferencias políticas de los usuarios, de cara a un proceso electoral. Estas aplicaciones requieren la construcción de perfiles de los candidatos y de los partidos políticos.

La investigación se centra en la construcción de perfiles dinámicos de candidatos políticos, utilizando análisis de sentimientos y tomando como fuente de datos las publicaciones realizadas en las cuentas oficiales de los candidatos en la red social Twitter, con el objetivo de extender la funcionalidad y mejorar las recomendaciones

de una aplicación de asesoramiento en la intención de voto para los usuarios, implementada dentro del proyecto “Participa Inteligente”, una plataforma de red social diseñada para las elecciones nacionales ecuatorianas del 2017. (Terán et al., 2019, p. 520-521).

El resultado práctico de la investigación fue la introducción de una red social inteligente, con el objetivo de mejorar la participación y el debate de los ciudadanos. Por otro lado, en términos de aceptación, la plataforma tuvo muy buena recepción por parte de la comunidad ecuatoriana en general, ya que, según las evaluaciones realizadas, la mayoría de los usuarios están dispuestos a seguir utilizando la plataforma y recomendarían su uso.(Terán et al., 2019, p. 532-533).



Figura 3.1. Interfaz de usuario de la aplicación de asesoramiento de votación del proyecto “Participa Inteligente”.(Terán et al., 2019, p. 531)

B. Política, sentimientos y desinformación: un análisis de la discusión en Twitter sobre las elecciones presidenciales austríacas de 2016.

La elección presidencial austriaca del año 2016, estuvo definida por los candidatos Norbert Hofer y Alexander Van derBellen, quienes se disputaron la segunda vuelta de la contienda electoral. Los resultados de esta segunda vuelta fueron invalidados debido a irregularidades procesales en el conteo de votos, situación que contribuyó a aumentar la polarización de los electores. (Ministerio Federal del Interior de Austria, 2016).

En esta investigación, se realizó un análisis de sentimiento de la discusión en la red social Twitter sobre estas elecciones presidenciales, a partir de la extracción y análisis de un conjunto de datos de aproximadamente 343645 mensajes de Twitter, con el objetivo de poder vislumbrar el motivo de la polarización en esas elecciones. Por otro lado, también se analizaron los mensajes de los electores, de los cuales se obtuvo información sobre las emociones del usuario que se expresaron en el contenido de los mensajes. Además de las polaridades de los sentimientos, el análisis también identificó emociones específicas sobre cada candidato que se transmiten en mensajes publicados por otros usuarios de Twitter. (Kušen et al., 2018, pp. 37-38).

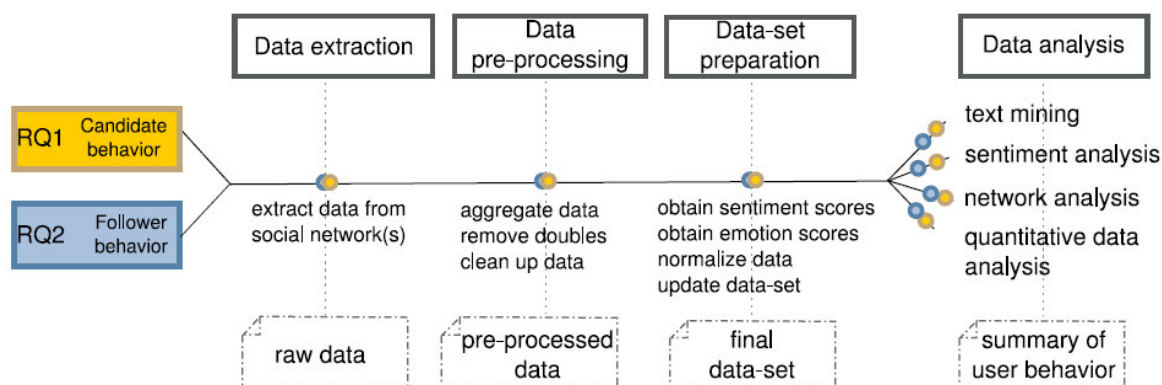


Figura 3.2. Enfoque del modelo de análisis de sentimiento para las elecciones presidencial de Austria del 2016.(Kušen et al., 2018, p. 39).

Finalmente, las conclusiones a las que permitió llegar el análisis realizado en esta investigación se muestran en la Tabla 3.1:

Sujeto en estudio	Análisis	Impacto
Seguidores	Mensajes de apoyo al candidato favorito y mensajes negativos al candidato opositor	Bajo, no influyó en elecciones
Candidato ganador	Mensaje de sentimiento neutral*	Alto, definió elección
Candidato perdedor	Mensajes de tipo emocional	Alto, creo polarización que afectó candidatura

* Mensajes que no involucran sentimientos positivos, ni negativos

Tabla 3.1. Resultados de análisis de sentimiento para las elecciones presidencial de Austria del 2016.(Kušen et al., 2018, p. 49).

C. Análisis del discurso político en Twitter en el contexto de las elecciones presidenciales estadounidenses de 2016.

Esta investigación tuvo como objetivo evaluar si existía una correlación significativa entre los sentimientos y los temas de discusión política con las opiniones de los ciudadanos, los acontecimientos reales y las noticias, en el contexto de las elecciones presidenciales en los Estados Unidos de América del año 2016. Para esto se realizó un análisis de sentimiento de los mensajes en la red social Twitter de los dos principales candidatos presidenciales, Hillary Clinton y Donald Trump, junto con casi 2,9 millones de mensajes de usuarios de la misma plataforma. (Yaqub et al., 2017, pp. 1-2).

Finalmente, el análisis confirmó la correlación entre los temas discutidos en Twitter y el sentimiento de los mensajes con las opiniones públicas de los ciudadanos. Por otro lado, se observó la creación de poco contenido original, es decir que la mayoría de usuarios se limitaba a retransmitir mensajes publicados por otros usuarios. Finalmente, también se descubrió que Donald Trump tuvo un mensaje de campaña más positivo que el de su opositora Hillary Clinton, según la percepción de los usuarios. Como prueba de ello, en la investigación se muestran algunos mensajes del candidato Donald Trump donde hace referencia a la unión de los norteamericanos y agradece a sus seguidores por manifestarse a favor de su candidatura. (Yaqub et al., 2017, p. 13).

3.1.2. Método de Encuesta

Una encuesta es un conjunto de preguntas estandarizadas que son realizadas a un subconjunto representativo de una población o grupo social para conocer su opinión sobre algún tema en particular.(Real Academia Española, 2014).

Por otro lado, en el contexto político, las encuestas, también llamadas sondeos de opinión, son realizadas para conocer las intenciones de votación de una muestra de votantes, además juegan un papel protagónico en las campañas políticas contemporáneas, sirviendo como base para el debate político y siendo el centro de atención de los medios de comunicación durante todo el desarrollo de la campaña electoral.(Reade et al., 2018, pp. 1-2; Pereira, 2019, pp. 78)

A partir de las investigaciones revisadas en las que se utiliza el método de encuesta, las cuales se detallan más adelante, podemos concluir lo siguiente:

I. Características:

- Método estadístico que utiliza el muestreo y técnicas de recopilación de datos para obtener una opinión o sacar una conclusión sobre la población estudiada.
- Pueden realizarse a través de diferentes medios, de manera presencial, vía telefónica o a través de internet, utilizando sitios web o aplicaciones móviles.

II. Ventajas:

- Es Representativo, ya que es posible realizar encuestas con un margen de error de muestreo de hasta 1%.
- Permite obtener resultados con facilidad, haciendo uso de técnicas de análisis estadístico y software especializado.

III. Desventajas:

- Existe el riesgo de sesgo muestral, es decir que la muestra escogida no sea representativa de la población, producto de una manipulación de la encuesta, por tanto, su nivel de seguridad no es muy alto.
- El proceso de ejecución de una encuesta es complejo y laborioso, sobre todo si la muestra es muy grande.

IV. Casos de estudio

A. Relaciones publicas políticas y confianza en línea: Origen y efectos interactivos en la campaña presidencial de los Estados Unidos del 2012.

La investigación tuvo como objetivo evaluar y comparar los efectos del uso de dos diferentes plataformas en línea (red social Facebook versus página web) en las relaciones publicas de las organizaciones políticas con sus votantes y en la confianza política de los ciudadanos, en el contexto de las elecciones presidenciales de los Estados Unidos del año 2012. Para tal propósito se diseñó una encuesta que estuvo dirigida a 476 estudiantes universitarios, en la cual los participantes tuvieron que interactuar con el contenido de las dos plataformas que se estaban comparando y responder dos cuestionarios, uno de tipo demográfico y otro que evaluaba el nivel de

atención e interactividad que habían experimentado los participantes. (Painter, 2015, pp. 1-2).

El análisis de los resultados de la encuesta realizada permite concluir que al utilizar publicaciones en la red social Facebook en una campaña política se obtiene una significativa mejora en las relaciones publicas de las organizaciones políticas, en comparación con utilizar páginas web para el mismo propósito. Por otro lado, también se pudo concluir que al utilizar las publicaciones en Facebook se puede mejorar la confianza que tienen los votantes en las organizaciones políticas, debido al mayor nivel de interactividad que permite esta plataforma. (Painter, 2015, pp. 5-7).

B. Compromiso político en redes sociales: Comparando objetivos de campaña con el comportamiento electoral.

Esta investigación se centró en evaluar los objetivos del uso de redes sociales en las campañas políticas y sus efectos en el comportamiento electoral de los votantes para el cumplimiento de dichos objetivos. Para ello se realizaron entrevistas a los equipos de comunicación de los partidos demócrata y republicano, de cara a las elecciones parlamentarias del 2010 en los Estados Unidos. Por otro lado, también se realizó un segundo análisis de los resultados de una encuesta por teléfono, realizada por el Centro de Investigaciones Pew a una muestra de 1628 votantes que eran usuarios de redes sociales. (Housholder et al., 2015, p. 138).

Los resultados de las entrevistas a los equipos de campaña de los partidos políticos permitieron destacar dos objetivos principales para el uso de redes sociales en una

campaña política: aumentar el número de voluntarios que apoyen la campaña, la recaudación de fondos y la participación electoral. Por otro lado, los resultados del análisis de la encuesta concluyen que el uso de redes sociales en una campaña política permite predecir un aumento significativo tanto en la recaudación de fondos y el voluntariado como en la intención de voto, frente a otros métodos de participación política. (Housholder et al., 2015, p. 139).

C. Un estudio internacional de las percepciones de los estudiantes de los mensajes políticos en dos campañas electorales.

Este estudio tuvo como objetivo comprender cómo los estudiantes de escuelas de Inglaterra y los Estados Unidos participaban políticamente y se comprometían con el contenido de los mensajes de campaña durante las elecciones generales del Reino Unido del 2015 y las elecciones presidenciales de los Estados Unidos del 2016, para alcanzar este objetivo se realizaron dos encuestas en los países mencionados a una muestra representativa del total de estudiantes. Ambas encuestas consistían en cinco preguntas básicas sobre el conocimiento que los niños y jóvenes tenían acerca de las elecciones y los partidos políticos. (Rivers et al., 2018, pp. 1-3).

Las conclusiones de la investigación permiten identificar tres temas centrales dentro de la discusión política de los niños y jóvenes, los cuales se detallan en la Tabla 3.2.

Tema	Análisis
Confianza	Los estudiantes desconfiaban de los candidatos, pues creían que postulaban a un cargo público con el único propósito de aumentar su riqueza personal

Equidad	Los estudiantes mostraron preocupación ante la injusticia monetaria y las diferencias en el acceso al bienestar social
Inmigración	Los estudiantes demostraron tener conocimiento, a pesar de su temprana edad, de complejos temas de discusión política derivados de la inmigración, como el racismo y el terrorismo.

3.1.3. Método de Análisis Emocional

El análisis emocional o reconocimiento de emociones consiste en un conjunto de técnicas que permiten, a los sistemas informáticos, medir, diferenciar e interpretar las emociones humanas.(Yadegaridehkordi et al., 2019, pp. 1-2).

Entre los principales objetivos del uso del análisis emocional se encuentran: mejorar la experiencia de usuario de muchos sistemas y aplicaciones, ayudar en la toma de decisiones a diversas organizaciones y predecir el comportamiento de usuarios y/o clientes. (Cambria, 2016, pp. 102-103; Katsigiannis et al., 2018, pp. 1-2).

A partir de las investigaciones revisadas en las que se utiliza el método de análisis emocional, las cuales se detallan más adelante, podemos concluir lo siguiente:

I. Características:

- Técnica utilizada para clasificar las emociones de las personas con el objetivo de que un sistema pueda reconocerlas para proporcionar recomendaciones o retroalimentación.
- Para su aplicación es necesario recopilar datos biométricos de los usuarios.

- Debido a su carácter multidisciplinario, este método tiene diversas aplicaciones principalmente en medicina, marketing y entretenimiento.

II. Ventajas:

- Presenta una alta precisión, ya que algunos clasificadores basados en aprendizaje automático pueden llegar a brindar una precisión superior al 80%.
- Es menos susceptible a la distorsión de datos ya que se centra en la recopilación y análisis de datos propios de la fisiología humana, por ejemplo, la actividad cerebral, las expresiones faciales, la voz, etc.

III. Desventajas:

- Algunas técnicas de análisis emocional que utilizan dispositivos electroencefalográficos, pueden resultar un poco invasivas para ciertos usuarios.
- El análisis de los datos presenta una relativa complejidad dependiendo del modelo de clasificación emociones y los algoritmos utilizados.

IV. Casos de estudio

- A. Sistema de reconocimiento de emociones basado en electroencefalografía para niños especiales.

En esta investigación se implementó un sistema de reconocimiento emocional para niños con habilidades especiales, con el objetivo de ayudar en el monitoreo del estado emocional de estos niños y mejorar la comprensión de sus emociones. Para ello se

realizaron análisis electroencefalográficos a 18 niños de un instituto de salud pública de la India, utilizando música para estimularlos emocionalmente y ayudarlos a estar relajados. Finalmente, los registros electroencefalográficos de los pacientes fueron analizados para que, a partir de estos datos, el sistema pueda reconocer tres emociones básicas (feliz, triste y neutro). Para el análisis de los datos se utilizaron cuatro métodos diferentes de aprendizaje automático para clasificar las emociones: clasificador bayesiano ingenuo, “k” vecinos más cercanos, máquinas de vectores de soporte y bosques aleatorios. (Bairavi et al., 2018, pp. 1-2).

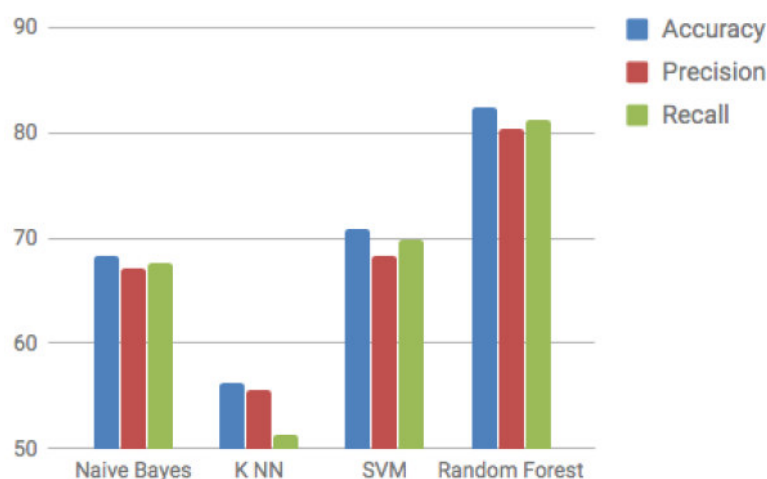


Figura 3.3. Representación gráfica de los porcentajes de precisión de los cuatro clasificadores utilizados. (Bairavi et al., 2018, p. 3).

Las conclusiones de la investigación mostraron que el clasificador de bosque aleatorio permite obtener una precisión de 82% en la clasificación de emociones, siendo el que mayor precisión alcanzó, de los cuatro clasificadores utilizados.(Bairavi et al., 2018, p. 3).

- B. Un sistema de reconocimiento de emociones para monitorear la experiencia de compra.

El objetivo de esta investigación fue construir una herramienta que permitiera analizar las emociones de los clientes para monitorear su experiencia de compra a través de su recorrido por diferentes puntos de una tienda, basándose en la extracción de datos biométricos y reconocimiento de expresiones faciales. La herramienta propuesta consta de 4 módulos diferentes: Módulo de identificación de clientes, módulo de reconocimiento de expresiones faciales, módulo de reconocimiento de voz y módulo de análisis de datos biométricos. (Ceccacci et al., 2018, p. 102).

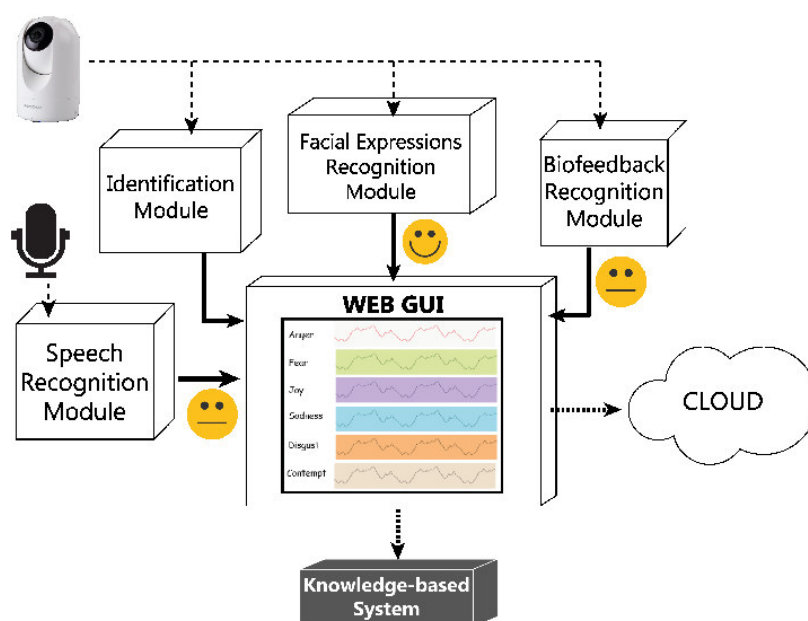


Figura 3.4. Diagrama de la arquitectura del sistema de reconocimiento

emocional propuesto..(Ceccacci et al., 2018, p. 103).

Finalmente, el sistema propuesto fue instalado en una tienda pequeña de ropa durante tres días, en los cuales se determinó preliminarmente que el sistema puede detectar emociones con una confiabilidad igual a 87.30%. (Ceccacci et al., 2018, p. 103).

- C. Uso de modelos de emoción electroencefalográficos en el diseño de la experiencia del espectador: Un estudio exploratorio.

En esta investigación se realizó un estudio para comprender el comportamiento y las emociones de los consumidores cuando ven anuncios publicitarios por televisión con el objetivo de ofrecer un enfoque preliminar para el diseño de comerciales televisivos que brinde una experiencia positiva a los espectadores y a la vez beneficie a los productores de contenido. Para este propósito se tuvo que construir un modelo emocional basado en electroencefalografía que se llevó a cabo registrando los datos electroencefalográficos de una muestra de consumidores objetivo de un producto comercial, mientras visualizaban comerciales televisivos. Finalmente, estos datos fueron analizados utilizando el modelo “valencia-excitación” y un clasificador bayesiano. (Deja et al., 2018, p. 82).

El modelo construido fue probado con una muestra de 30 participantes. El resultado de las pruebas permitió revelar ideas, antes desconocidas, sobre la experiencia de los espectadores y, además, se pudieron identificar ciertos elementos de los comerciales de televisión que inducen emociones en ellos, como, por ejemplo, el uso de eslóganes, escenas en espacios cerrados o escenas donde aparezcan vehículos (motocicletas o autos deportivos). (Deja et al., 2018, pp. 83,87).

3.2. Determinación de la Solución

En esta sección se definen los criterios sobre los cuales se realizará la comparación entre los métodos descritos en la sección anterior.

I. Tiempo

A. Descripción: Tiempo requerido para realizar el análisis y poder obtener resultados.

B. Prioridad: Media

C. Medición: De 0 a 5, donde un mayor valor indica menor tiempo requerido.

II. Precisión

A. Descripción: Indica el nivel en el que los resultados obtenidos del análisis reflejan la realidad.

B. Prioridad: Alta

C. Medición: De 0 a 5, donde un mayor valor indica una mayor precisión.

III. Disponibilidad de datos

A. Descripción: Es la facilidad para obtener o recolectar datos para el análisis.

B. Prioridad: Media

C. Medición: De 0 a 5, donde un mayor valor indica una mayor disponibilidad de datos.

IV. Complejidad

A. Descripción: Indica que tan complicado y laborioso es la realización del análisis.

B. Prioridad: Baja

C. Medición: De 0 a 5, donde un mayor valor indica una menor complejidad.

V. Flexibilidad

A. Descripción: Es la capacidad para adaptarse a circunstancias adversas o a un contexto diferente.

B. Prioridad: Baja

C. Medición: De 0 a 5, donde un mayor valor indica una mayor flexibilidad.

VI. Expertiz

A. Descripción: Es la cantidad de casos de aplicación del método en el contexto de esta investigación.

B. Prioridad: Baja

C. Medición: De 0 a 5, donde un mayor valor indica una mayor expertiz.

3.3. Cuadro Comparativo entre Metodologías y Resultados

Según el cuadro comparativo, mostrado en la Tabla 3.3, se puede concluir que el método de análisis emocional cumple con los requerimientos críticos en el contexto de evaluar el impacto de campañas políticas, ya que presenta una mayor precisión y flexibilidad con una complejidad y tiempo de implementación aceptables.

Criterios	Método de análisis de sentimiento	Método de encuesta	Método de análisis emocional
Tiempo	4	3	3
Precisión	3	4	5
Disponibilidad de datos	5	4	4
Complejidad	3	4	3
Flexibilidad	2	3	5
Expertiz	4	2	3
Total	21	20	23

Tabla 3.3. Cuadro comparativo de metodologías para evaluar el impacto de campañas políticas. (Elaboración propia).

Capítulo IV: Aporte Teórico

En este capítulo se describen las herramientas, metodologías, algoritmos y bibliotecas que fueron utilizados para el desarrollo de la solución de análisis emocional elegida en el capítulo anterior, también se detallan los módulos que la componen y como se integran.

4.1. Esquema General de la Solución

En esta sección se brindará una visión general del funcionamiento del sistema de análisis emocional para la evaluación del impacto de una campaña política.

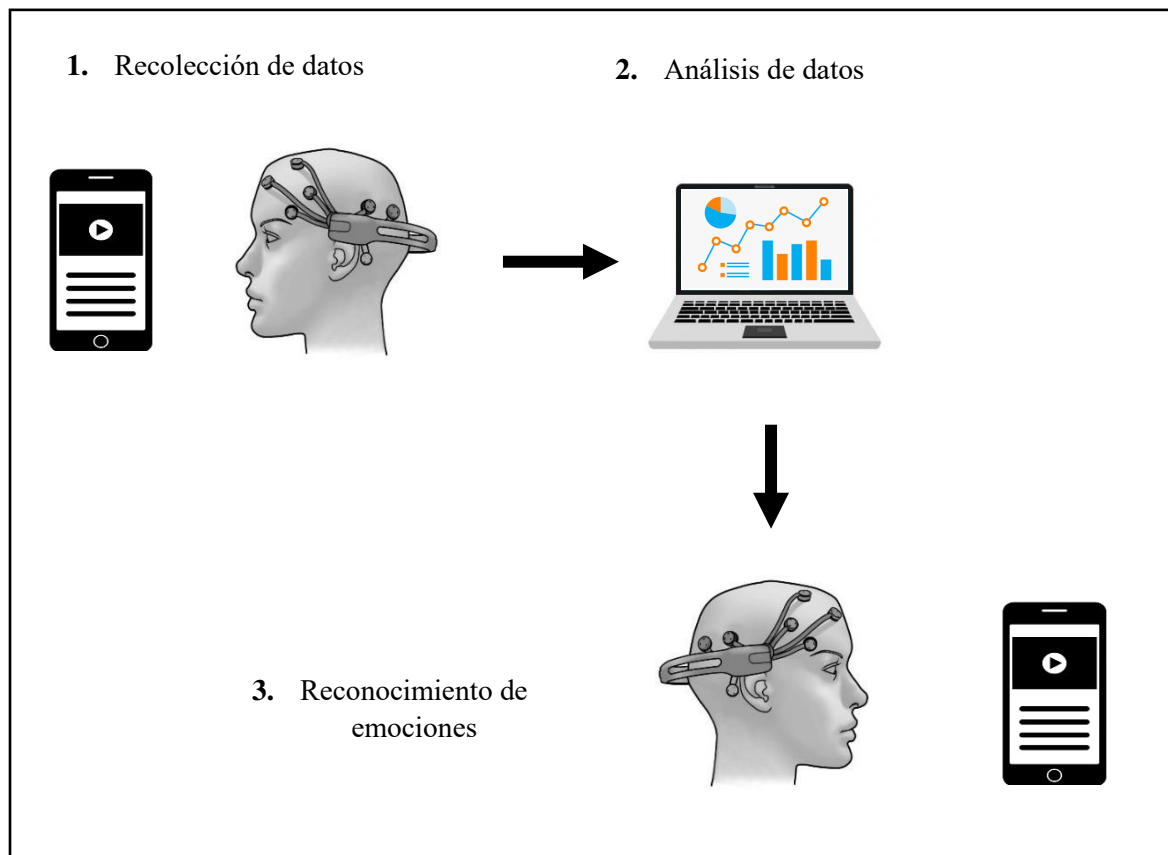


Figura 4.1. Esquema general de la solución del proyecto de tesis.
(Elaboración propia).

4.1.1. Proceso de Recolección de Datos

Este proceso tiene como objetivo recolectar los datos electroencefalográficos de los voluntarios, mientras visualizan un video o publicación en redes sociales pertenecientes a una agrupación o campaña política. Estos datos se obtendrán a partir del dispositivo “EmotivInsight” que estará conectado a la computadora, que recibirá los datos y los almacenará para su futuro procesamiento.

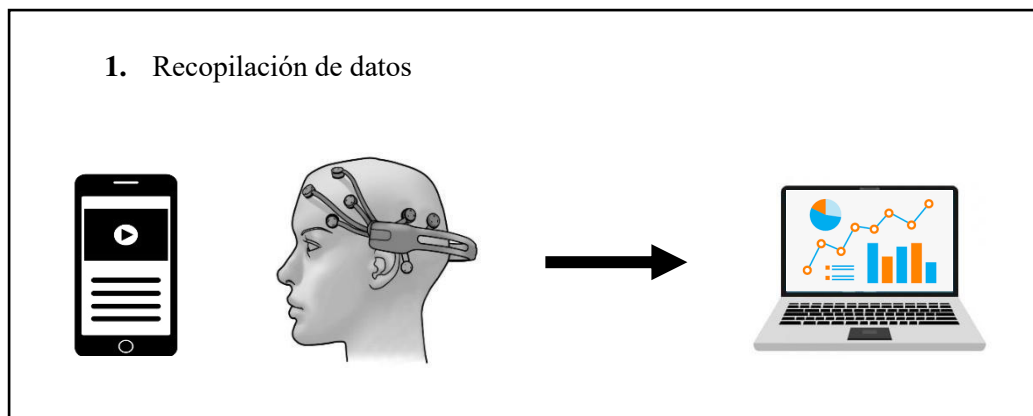


**Figura 4.2. Esquema del proceso de recolección de datos.
(Elaboración propia).**

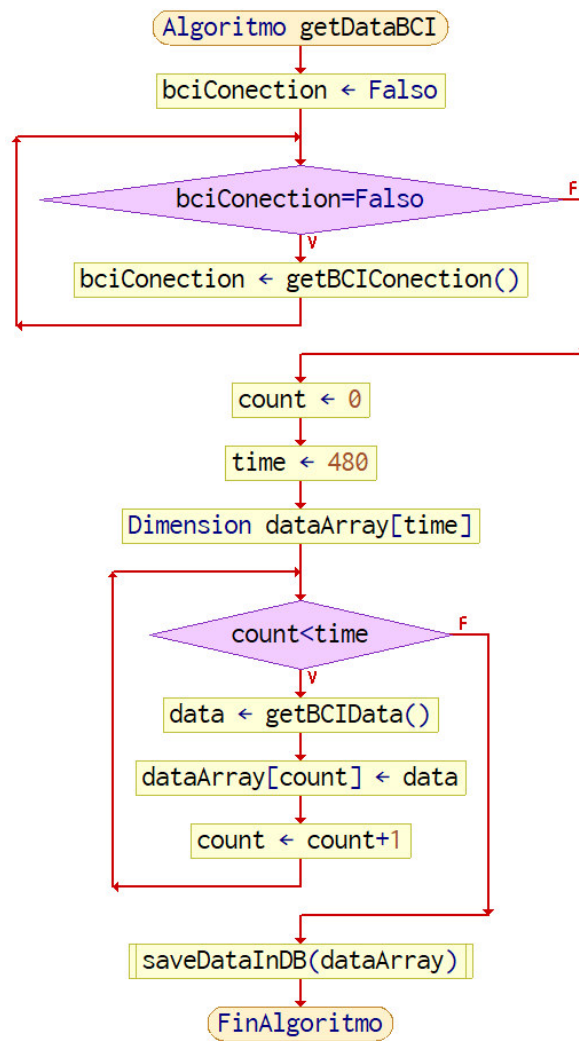


**Figura 4.3. Algoritmo del proceso de recolección de datos.
(Elaboración propia).**

4.1.2. Proceso de Análisis de Datos

En este proceso se realiza el entrenamiento de un modelo de aprendizaje automático para el reconocimiento de emociones, utilizando los datos recolectados. Previamente, una vez obtenidos los datos será necesario realizar una exploración y una preparación o preprocesamiento, en el cual se realizará el etiquetado de los datos, es decir, se asocian los datos con un significado o etiqueta, que para este caso serían las emociones asociadas a esos datos. Una vez terminado el entrenamiento se obtendrán métricas sobre el modelo para determinar su precisión y validez.



**Figura 4.4. Esquema del proceso de análisis de datos.
(Elaboración propia).**

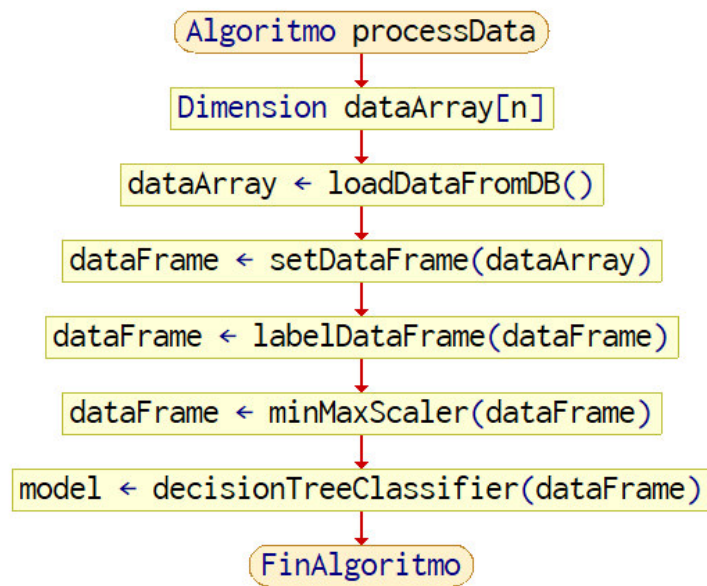


Figura 4.5. Algoritmo del proceso de análisis de datos.
(Elaboración propia).

4.1.3. Proceso de Reconocimiento de Emociones

En este proceso se realiza el reconocimiento de emociones a partir del modelo de aprendizaje automático construido. Al igual que en el proceso de recolección de datos, los voluntarios visualizarán el contenido en redes sociales (videos) que estén siendo sometidos a evaluación. El sistema mostrará en tiempo real las emociones asociadas a los datos recolectados y procesados en ese momento.

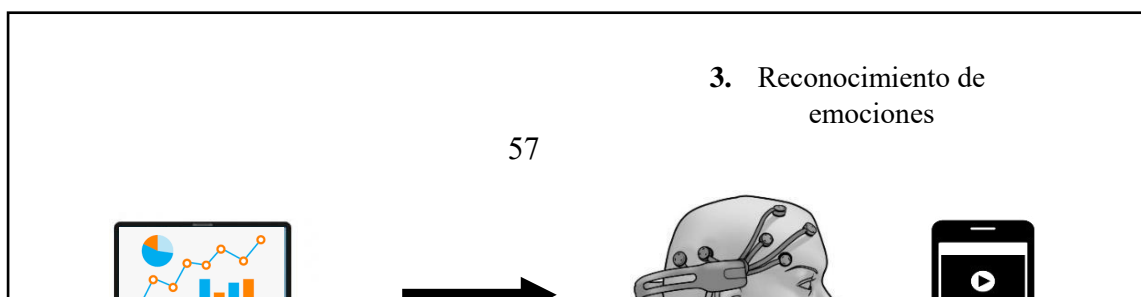


**Figura 4.6. Esquema del proceso de reconocimiento de emociones.
(Elaboración propia).**

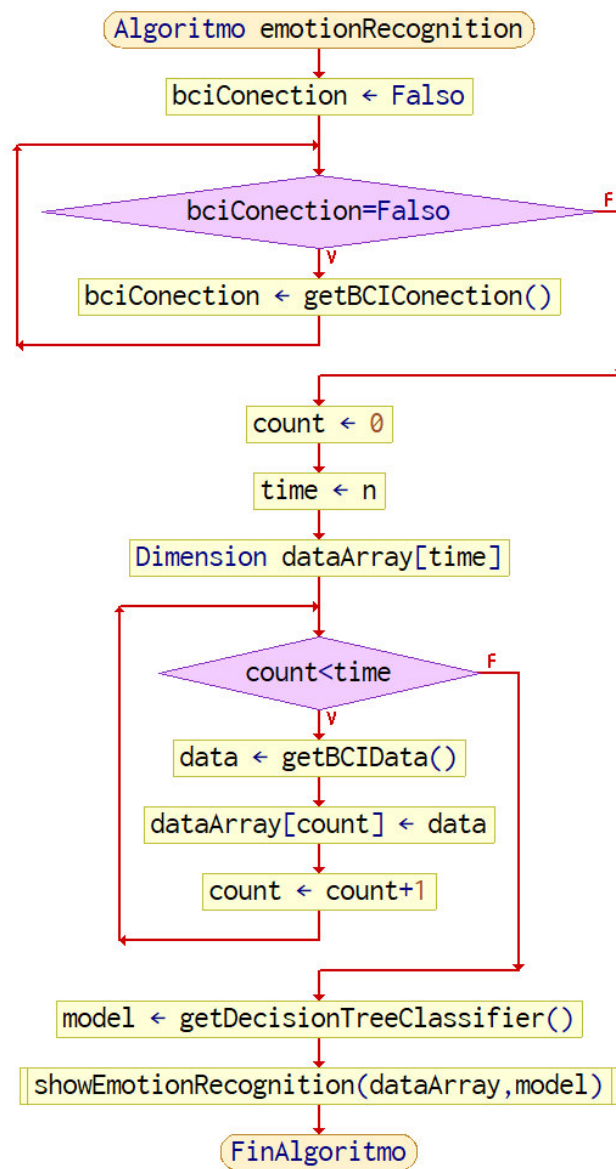


Figura 4.7. Algoritmo del proceso de reconocimiento de emociones.
(Elaboración propia).

Capítulo V: Aporte Práctico

En este capítulo se hace mención a las herramientas tecnológicas utilizadas y como son aplicadas para la construcción de la solución propuesta, las interfaces de usuario, la determinación de la población y muestra, las pruebas del sistema y la validación económica de la solución.

5.1. Selección de las Herramientas Tecnológicas

A continuación, se detallarán todas las herramientas de hardware y software utilizadas para el desarrollo de este proyecto.

5.1.1. Herramientas de Hardware

A. Casco EEG “EmotivInsight”

EmotivInsight es un casco electroencefalográfico de cinco canales que decodifica y registra la actividad cerebral mediante el uso de sensores. Se eligió esta herramienta debido a su portabilidad y fácil uso, por otro lado, además de su pequeño tamaño y reducido número de sensores, está catalogado como un dispositivo electroencefalográfico no invasivo, es decir, que no requiere que los usuarios se sometan a una intervención quirúrgica o que deban introducirlo en su cuerpo para poder utilizarlo. Además, que es relativamente económico frente a otros auriculares EEG, la elección de este dispositivo también se debió a los trabajos de investigación previamente realizados por el autor, utilizando este

dispositivo, como miembro del Grupo de Investigación de Internet de las Cosas de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos.

Especificaciones técnicas del EmotivInsight:

- Señales: 5 canales (AF3, AF4, T7, T8, Pz).
- Batería: Batería interna de polímero de litio de 480mAh, 4 horas mínimas de funcionamiento.
- Transmisión de datos: Bluetooth 4.0 LE / Inalámbrico patentado a 2.4GHz.
- Velocidad de transmisión de datos: De 128 a 256 muestras por segundo por canal.
- Resolución mínima de voltaje: 0.51uV bit menos significativo.
- Frecuencia de respuesta: 0.5 – 43 Hz.



Figura 5.1. Auricular electroencefalográfico “EmotivInsight”. (Emotiv, 2020).

B. Laptop

Para el desarrollo de este proyecto se utilizó una computadora personal portátil con las siguientes características:

- Procesador Intel Core i5
- 12 GB de RAM
- 1 TB de disco Duro
- 2 GB de video

5.1.2. Herramientas de Software

A. Python

Python es un gran lenguaje de programación interactivo, interpretado y orientado a objetos, sin embargo, ofrece la potencia y la flexibilidad de los lenguajes compilados con una curva de aprendizaje suave. Aunque Python fue creado como lenguaje de programación de propósito general, cuenta con una serie de librerías y entornos de desarrollo para cada una de las fases del proceso de Data Science. Además, es multiplataforma siendo administrado por la Python Software Foundation teniendo licencia de código abierto.

B. PyMongo

PyMongo es el controlador oficial de Python para MongoDB, brinda una distribución que contiene herramientas para trabajar con MongoDB y es la forma recomendada de trabajar con MongoDB desde Python.

C. Pandas

Pandas es una biblioteca de software para manipulación y análisis de datos de forma rápida, potente, flexible y fácil de usar, para el lenguaje de programación Python. En particular, ofrece estructuras de datos y operaciones para manipular tablas numéricas y series temporales. Es de código abierto distribuido bajo la licencia BSD.

D. Scikit-learn

Scikit-learn es una biblioteca de aprendizaje automático de software libre para el lenguaje de programación Python. Incluye varios algoritmos de clasificación, regresión y análisis de grupos. Está diseñada para interoperar con las bibliotecas numéricas y científicas NumPy y SciPy.

E. EmotivCortex API

EmotivCortex es un API incluida dentro del Emotiv SDK que contiene todas las herramientas necesarias para desarrollar aplicaciones utilizando los dispositivos EEG de Emotiv. EmotivCortex está construido utilizando JSON y WebSockets, lo que facilita el acceso desde una variedad de lenguajes de programación y su integración con diferentes plataformas.

5.2. Aplicación de las Herramientas Tecnológicas al Problema

En esta sección, se explicará cómo se integran todas las herramientas de hardware y software utilizadas, en el esquema general de funcionamiento del Sistema de Reconocimiento de Emociones.

5.2.1. Esquema General de las Herramientas Tecnológicas

En la siguiente figura, se presenta un diagrama general donde se muestra el uso y la integración de todas las herramientas tecnológicas para el proyecto.

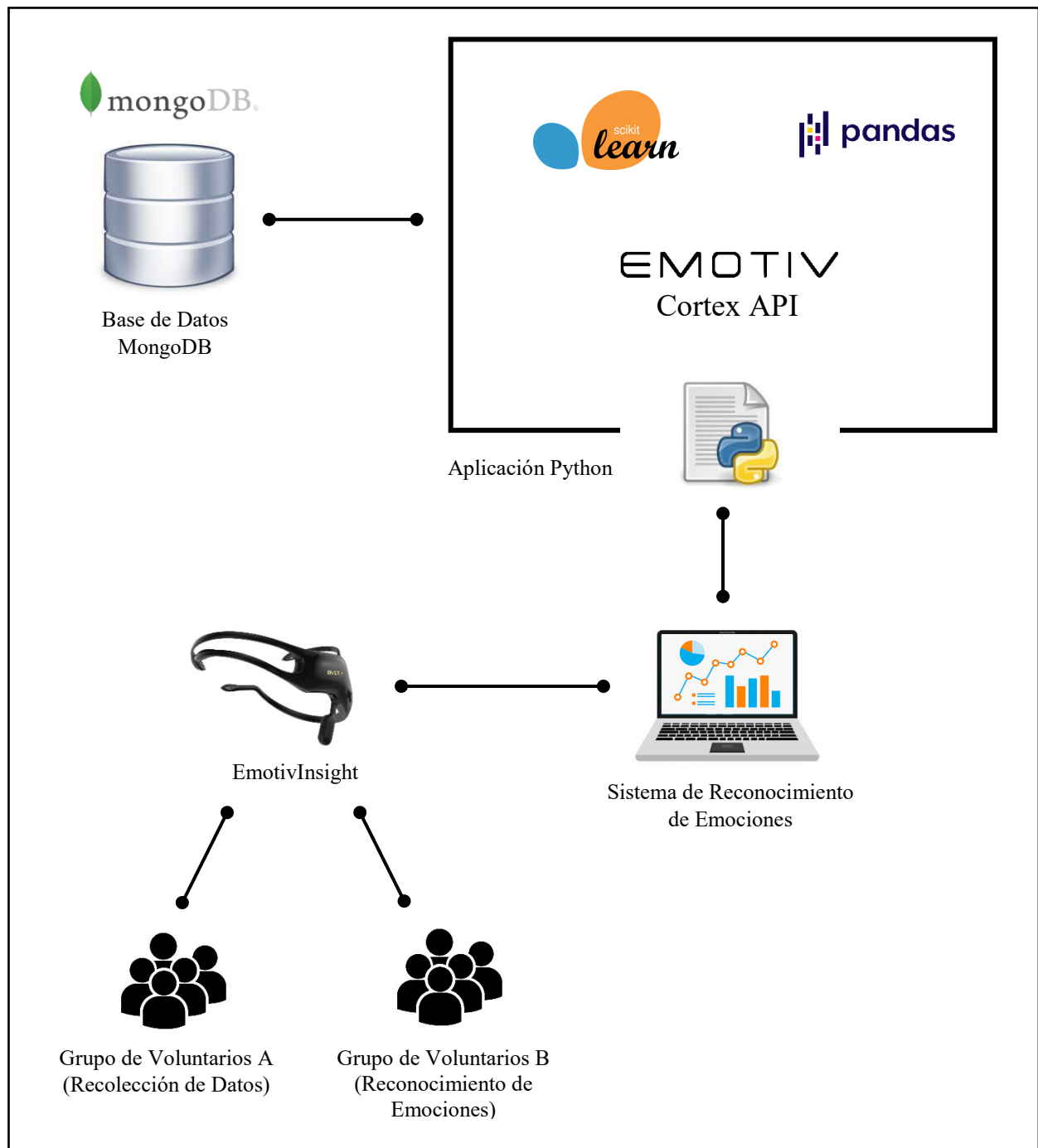


**Figura 5.2. Diagrama general de herramientas tecnológicas.
(Elaboración propia).**

5.2.2. Módulo de Recolección de Datos

Este módulo tiene como objetivo recolectar los datos electroencefalográficos de los voluntarios a través del uso del dispositivo “EmotivInsight” el cual estará conectado mediante bluetooth a la laptop. Nuestra aplicación en Python reconocerá el dispositivo y se conectará a él gracias al uso del EmotivCortex API, luego se procederá a iniciar una sesión de captura de datos. Durante esta sesión los voluntarios visualizaran videos publicitarios correspondientes a las campañas políticas de 3 candidatos presidenciales que participaron en la Elecciones Generales del Perú del 2021, mientras la aplicación realiza la captura de los datos electroencefalográficos a razón de 4 lecturas por segundo en sesiones de aproximadamente 2 minutos por cada candidato político. Finalmente, nuestra aplicación se conectará con nuestra base de datos MongoDB gracias a la librería PyMongo, para almacenar los datos recolectados.

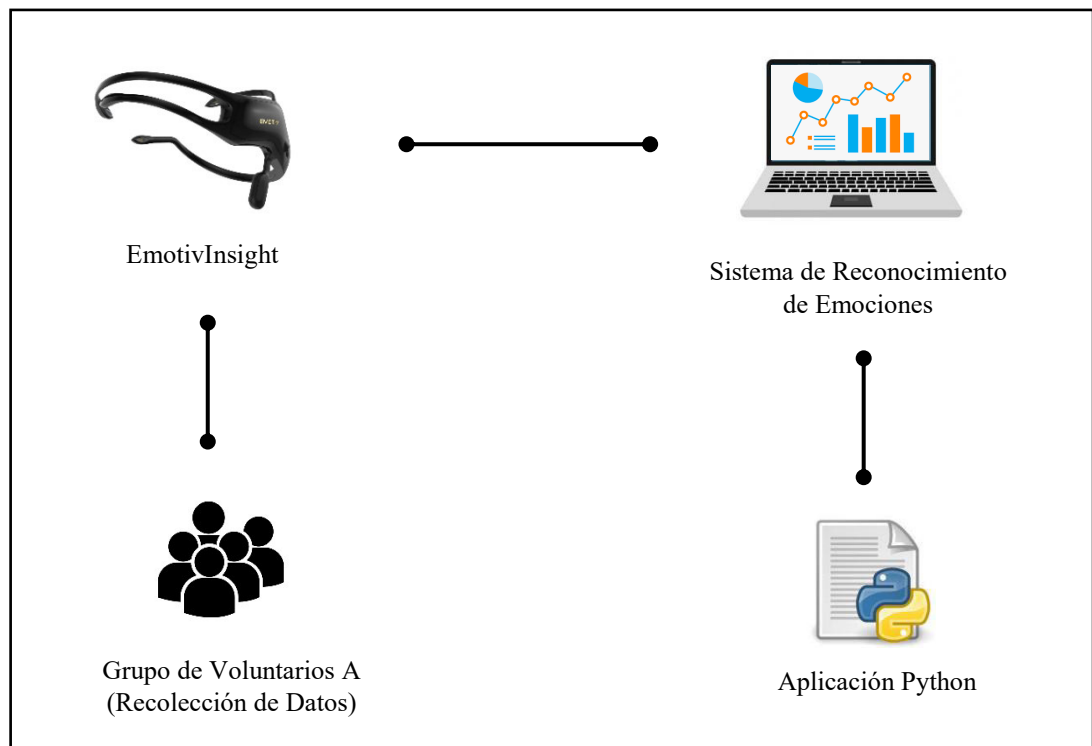


Figura 5.3. Módulo de recolección de datos.
(Elaboración propia).

5.2.3. Módulo de Análisis de Datos

En este módulo se realizará el preprocesamiento y el análisis de los datos recolectados. En primer lugar, la aplicación realizará el ordenamiento de los datos en un dataset utilizando la librería Pandas, luego se realiza el preprocesamiento, el cual consta de una estandarización de los datos a través de un escalamiento individual de todos los valores a un rango entre 0 y 1; por otro lado, también se llevará a cabo el etiquetado de todas las lecturas de acuerdo a la información consignada por los voluntarios en el pequeño cuestionario que se les realizara al final de cada sesión de recolección de datos, estos cuestionarios servirán para conocer las emociones que los voluntarios experimentaron al visualizar los diferentes spots políticos y con esta información poder asociar adecuadamente los datos recolectados con las emociones experimentadas por los voluntarios.

Finalmente se realizará el análisis de todos los datos recolectados utilizando la librería Scikit-learn, mediante el uso de un modelo de aprendizaje automático de clasificación, en particular usaremos un modelo de árboles de decisión el cual tendrá como base de conocimientos el dataset construido anteriormente. Posteriormente el modelo será validado para determinar su exactitud.

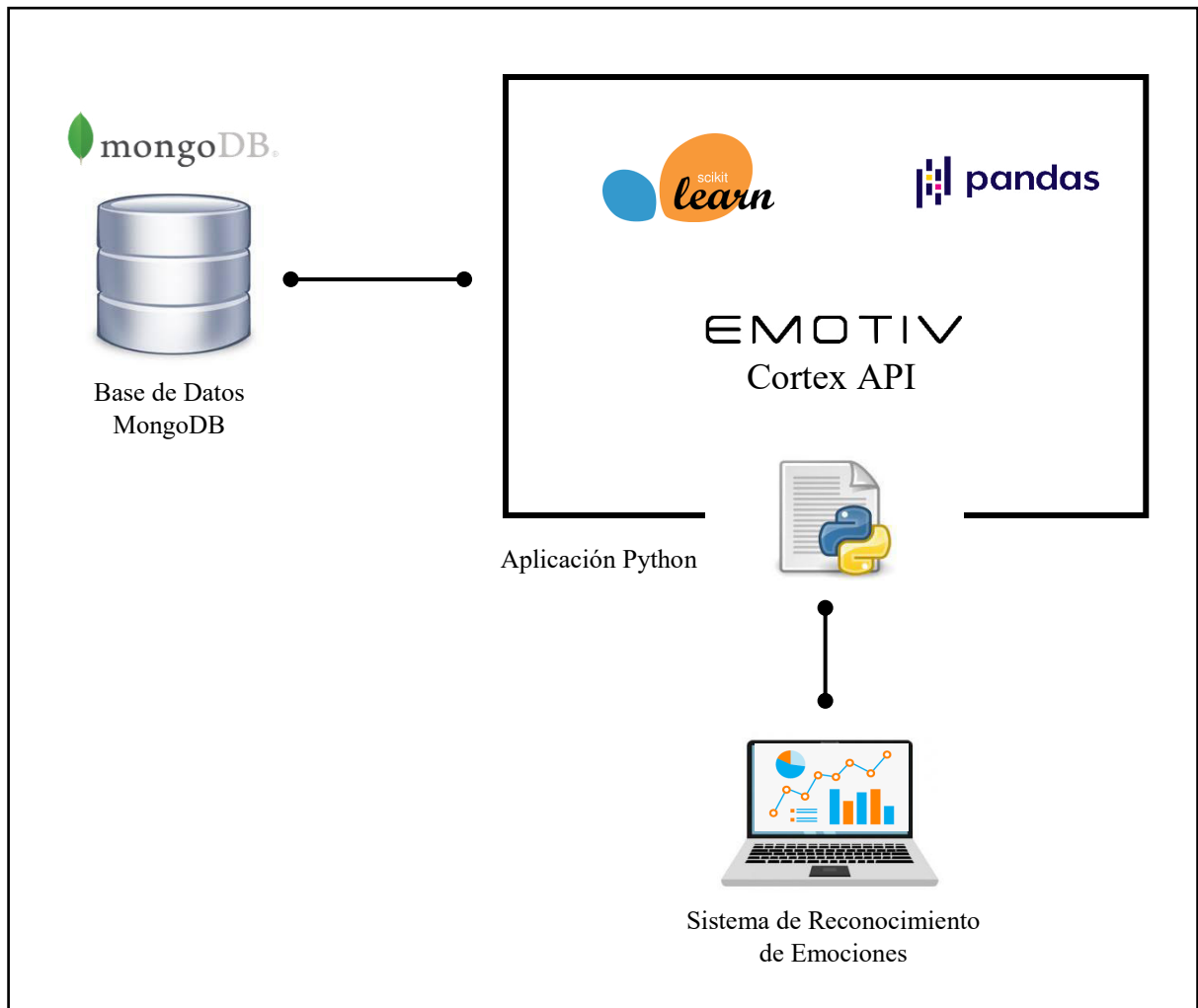


Figura 5.4. Módulo de análisis de datos.
(Elaboración propia).

5.2.4. Módulo de Reconocimiento de Emociones

En este módulo, el sistema realizará el reconocimiento de emociones a partir del modelo de aprendizaje automático construido. El sistema mostrará las emociones asociadas a los datos electroencefalográficos de los voluntarios, que están siendo recolectados en tiempo real mediante el uso del dispositivo “EmotivInsight”. Estos voluntarios serán sometidos a la visualización de los spots políticos que estén siendo sometidos a evaluación por nuestro sistema.

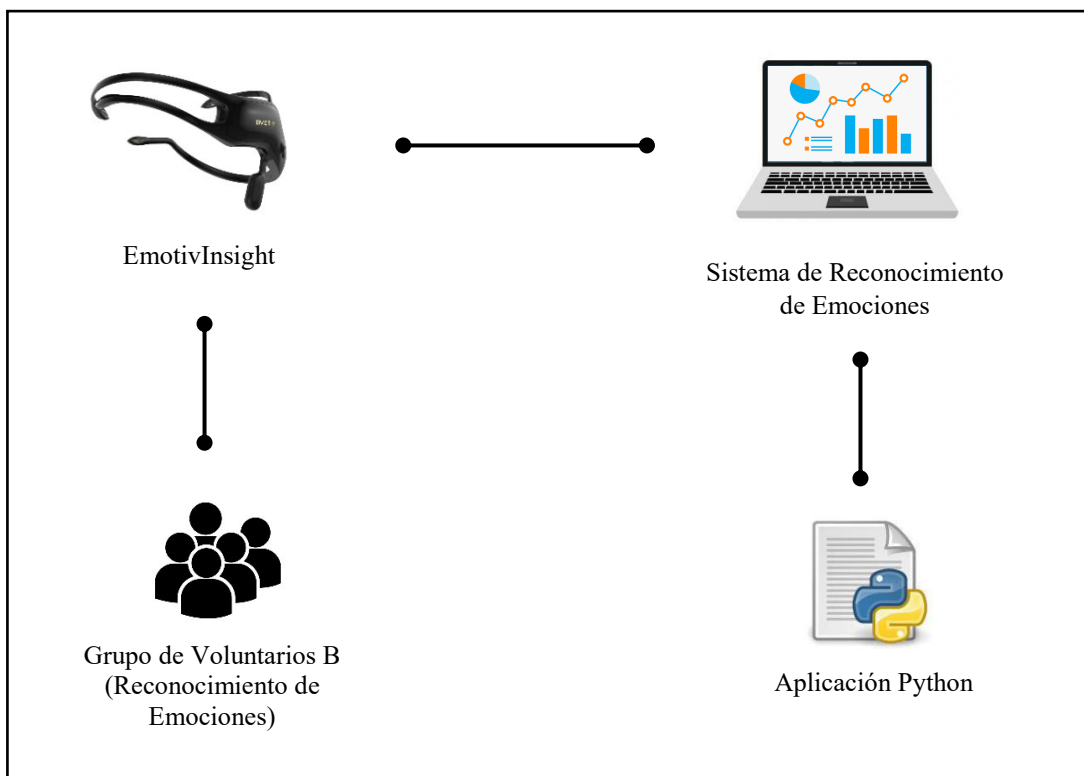


**Figura 5.5. Módulo de reconocimiento de emociones.
(Elaboración propia).**

5.3. Interfaces de Usuario

En esta sección, se mostrarán las interfaces de usuario del sistema desarrollado. En la Figura 5.6 se puede observar la pantalla de inicio de la aplicación, en la cual se puede iniciar sesión o registrarse en el Sistema de Reconocimiento de Emociones (SRE), esto con el objetivo de llevar un control de los usuarios del sistema y asociar los datos recolectados y el reconocimiento de emociones correspondiente a cada uno de estos usuarios.

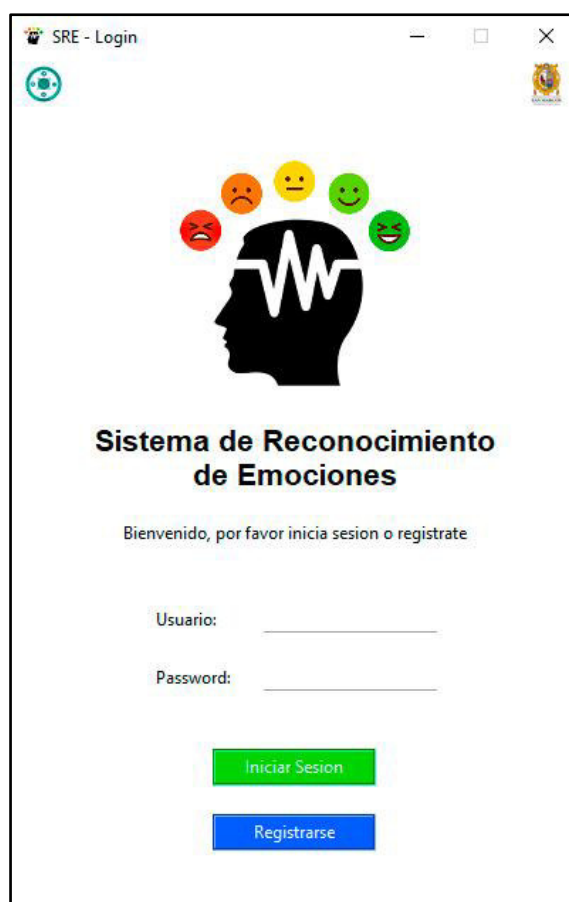


Figura 5.6. Interfaz de inicio de sesión y registro.
(Elaboración propia).

Luego, al confirmarse el inicio de sesión exitoso en el sistema se permitirá al usuario escoger si desea realizar una sesión de recolección de datos, la cual tiene como objetivo aumentar la base de conocimientos del sistema al añadir un nuevo usuario y sus datos electroencefalográficos asociados; o una sesión de reconocimiento de emociones, donde el modelo construido permitirá reconocer en tiempo real las emociones del usuario al visualizar un video perteneciente a una campaña política. En la Figura 5.7 se puede apreciar la interfaz de recolección de datos donde el sistema mostrará en tiempo real los datos electroencefalográficos recopilados para cada uno de los cinco canales del sensor utilizado (AF3, T7, Pz, T8, AF4) y por cada una de las bandas de frecuencia (Alfa, Beta baja, Beta alta, Theta, Gamma), dando un total de 25 campos, donde se mostrará, a través de un gráfico lineal, como varían los valores a lo largo del tiempo. Finalmente, el sistema almacenará todos los datos recolectados en nuestra base de datos, al finalizar la sesión que dura aproximadamente 2 minutos.

Figura 5.7. Interfaz para la recolección de datos.
(Elaboración propia).

Para finalizar la sesión de recolección de datos se tomará una pequeña encuesta a cada usuario con el objetivo de asociar los datos recopilados al modelo de clasificación de emociones utilizado que será detallado en una sección posterior. En la Figura 5.8 Se puede observar la interfaz correspondiente a la encuesta que se le realizará a los usuarios al finalizar la sesión de recolección de datos. Una vez completada la encuesta todos los datos recopilados y la información de la encuesta serán almacenados automáticamente en la base de datos.

Sistema de Reconocimiento de Emociones



Sistema de Reconocimiento de Emociones

Encuesta Final

Usuario:

Por favor complete el siguiente cuestionario:

1. Seleccione el candidato del video visto:
2. En terminos generales, ¿el video que vio fue de su agrado? :
☐ Si ☐ No
3. ¿El video visto despertó en usted alguna emoción, sea positiva o negativa? :
☐ Si ☐ No

Figura 5.8. Interfaz de la encuesta final.
(Elaboración propia).

Por otro lado, si el usuario elige iniciar una sesión de reconocimiento de emociones se mostrará la interfaz de la Figura 5.9, donde al igual que en la interfaz de la recolección de datos, se mostrará un gráfico lineal de los datos electroencefalográficos recolectados en tiempo real durante toda la sesión, pero, además se podrá observar los resultados del análisis de estos datos, mediante el modelo de reconocimiento de emociones implementado, el resultado de este análisis se podrá observar por medio de un valor porcentual para cada una de las cuatro emociones que el sistema puede reconocer (Emocionado, Relajado, Disgustado, Aburrido), donde un mayor valor porcentual indica el predominio de dicha emoción.

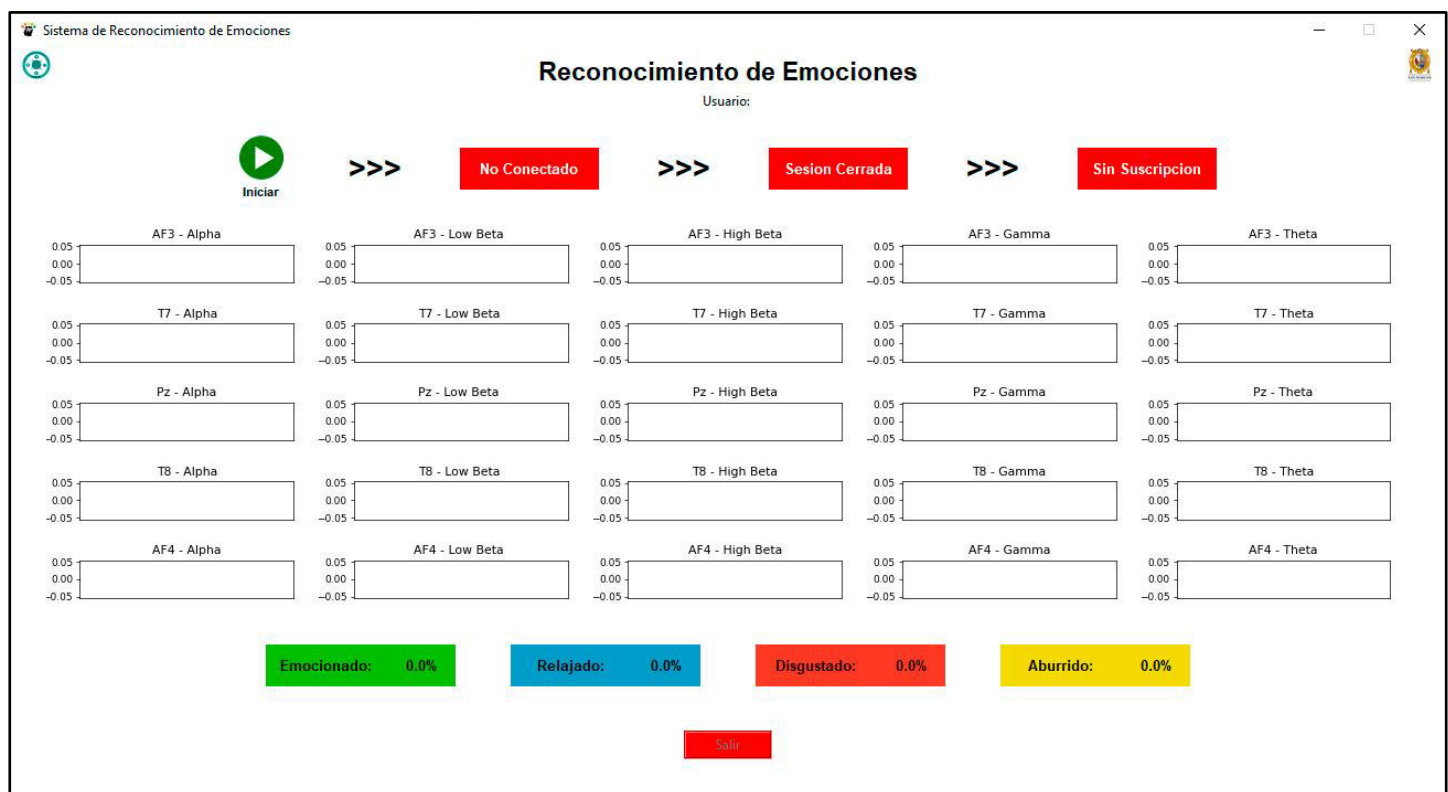


Figura 5.9. Interfaz para el reconocimiento de emociones.
(Elaboración propia).

5.4. Modelo de Datos

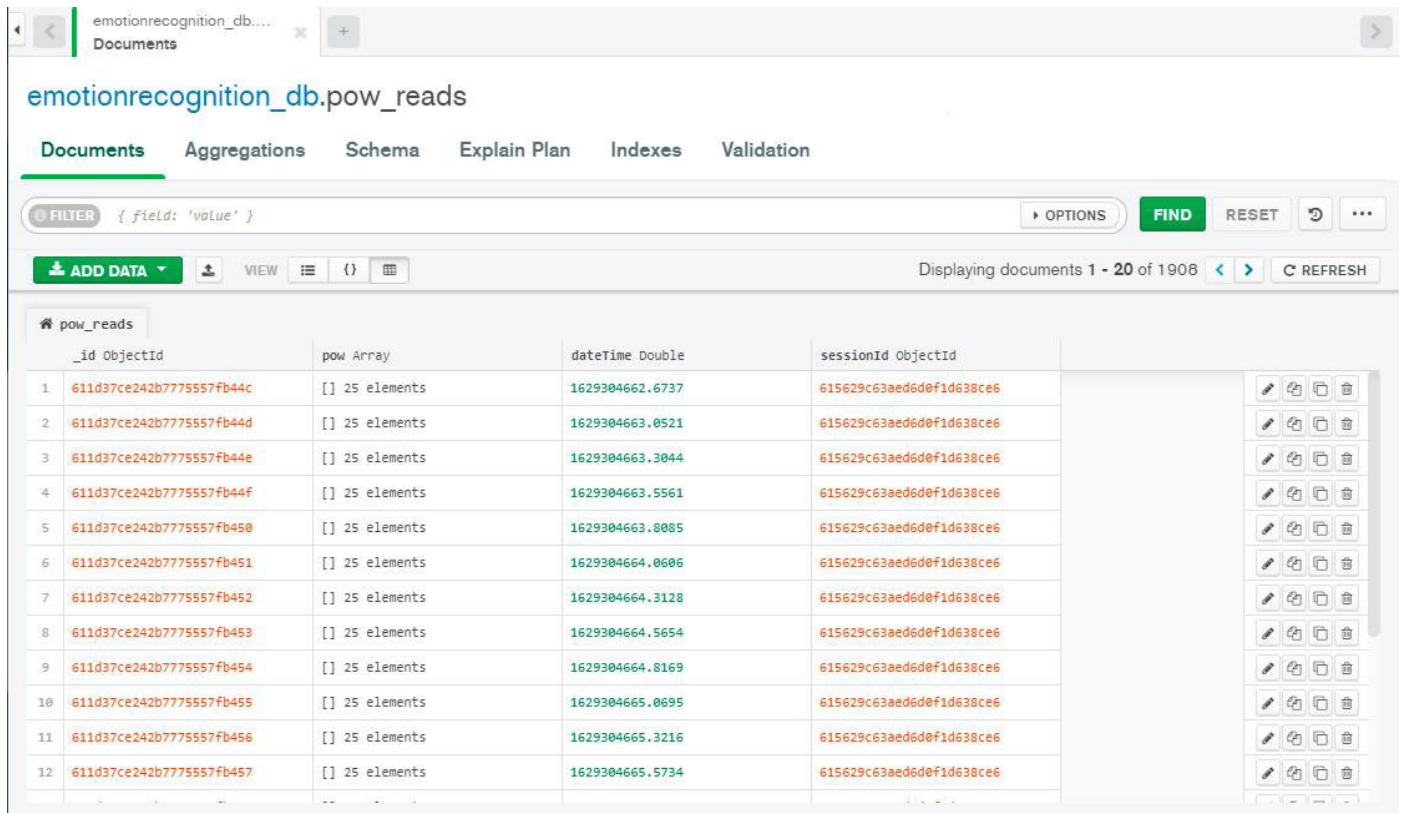
Para el almacenamiento de los datos se utilizó la base de datos NoSQL MongoDB. En la Figura 5.10 se pudo observar el modelo de datos del sistema desarrollado, donde se detallan las 3 colecciones utilizadas. La colección “users” donde se almacenarán los usuarios del sistema, la colección “sessions” donde se almacenará la información de cada sesión de recolección de datos o de reconocimiento de emociones de los usuarios y finalmente, la colección “pow_reads” donde se almacenarán los datos electroencefalográficos recolectados en cada sesión.



Figura 5.10. Modelo de Datos del sistema desarrollado.
(Elaboración propia).

Por otro lado, es necesario detallar la importancia, en el modelo de datos, de la colección “pow_reads”, que es donde se almacenarán los datos electroencefalográficos de los usuarios. Como se puede apreciar en la Figura 5.11, el campo “pow” almacena en un arreglo unidimensional, los 25 datos electroencefalográficos (5 canales por 5 bandas de frecuencia) por cada lectura realizada en una sesión; también se pueden apreciar otros campos, como “dateTime”, donde se almacenará la fecha y hora de cada

lectura y “sessionId”, que es una llave foránea que hace referencia al id de la sesión a la cual pertenece esa lectura.



	_id ObjectID	pow Array	dateTime Double	sessionId ObjectID
1	611d37ce242b7775557fb44c	[] 25 elements	1629304662.6737	615629c63aed6d0f1d638ce6
2	611d37ce242b7775557fb44d	[] 25 elements	1629304663.0521	615629c63aed6d0f1d638ce6
3	611d37ce242b7775557fb44e	[] 25 elements	1629304663.3044	615629c63aed6d0f1d638ce6
4	611d37ce242b7775557fb44f	[] 25 elements	1629304663.5561	615629c63aed6d0f1d638ce6
5	611d37ce242b7775557fb450	[] 25 elements	1629304663.8085	615629c63aed6d0f1d638ce6
6	611d37ce242b7775557fb451	[] 25 elements	1629304664.0606	615629c63aed6d0f1d638ce6
7	611d37ce242b7775557fb452	[] 25 elements	1629304664.3128	615629c63aed6d0f1d638ce6
8	611d37ce242b7775557fb453	[] 25 elements	1629304664.5654	615629c63aed6d0f1d638ce6
9	611d37ce242b7775557fb454	[] 25 elements	1629304664.8169	615629c63aed6d0f1d638ce6
10	611d37ce242b7775557fb455	[] 25 elements	1629304665.0695	615629c63aed6d0f1d638ce6
11	611d37ce242b7775557fb456	[] 25 elements	1629304665.3216	615629c63aed6d0f1d638ce6
12	611d37ce242b7775557fb457	[] 25 elements	1629304665.5734	615629c63aed6d0f1d638ce6

Figura 5.11. Detalle de la colección “pow_reads” de la base de datos. (Elaboración propia).

En cuanto al detalle del campo “pow”, de la colección “pow_reads”, en la Figura 5.12, se brinda, a modo de ejemplo, un extracto de los datos electroencefalográficos recolectados para la implementación de esta investigación. Los valores numérico reales mostrados representan la densidad espectral de potencia de cada señal electroencefalográfica recolectada y la unidad de medida esta expresada en $\mu V^2/Hz$.

pow																								
AF3 alpha	AF3 beta high	AF3 beta low	AF3 gamma	AF3 theta	AF4 alpha	AF4 beta high	AF4 beta low	AF4 gamma	AF4 theta	Pz alpha	Pz beta high	Pz beta low	Pz gamma	Pz theta	T7 alpha	T7 beta high	T7 beta low	T7 gamma	T7 theta	T8 alpha	T8 beta high	T8 beta low	T8 gamma	T8 theta
9.612	2.775	13.883	1.896	61.058	2.365	3.934	3.192	5.444	3.955	176.456	31.642	54.014	18.391	1079.618	19.656	14.776	8.246	11.236	6.249	1.52	3.612	2.074	1.988	1.922
12.965	3.002	15.234	1.8	92.288	4.179	3.675	2.318	6.086	9.996	88.027	19.161	27.947	10.325	668.824	20.466	14.735	8.624	9.621	9.294	2.789	3.088	2.661	1.685	3.862
17.741	2.763	11.537	1.531	93.161	4.475	2.768	2.977	4.307	11.163	26.277	10.141	14.378	4.36	403.136	18.821	12.795	7.303	8.537	8.868	3.647	3.981	3.276	1.709	4.147
26.604	2.883	8.488	1.528	71.518	4.195	2.133	4.347	2.343	12.414	10.887	8.398	13.351	2.293	365.824	16.017	12.036	6.227	7.065	6.65	3.987	4.997	3.196	2.086	4.42
37.92	3.744	9.018	1.904	49.476	5.955	2.261	5.971	1.609	20.363	8.605	8.036	13.472	1.628	389.436	17.262	11.814	6.488	5.54	4.552	4.326	4.574	2.223	2.554	8.078
41.956	4.952	10.754	2.199	40.37	8.771	3.18	6.641	1.851	28.759	5.754	5.777	9.495	1.396	381.002	20.572	11.244	7.684	5.522	4.274	4.705	2.917	1.776	2.712	12.545
36.094	5.563	10.097	2.08	37.829	8.567	4.468	5.292	2.641	25.607	3.698	3.556	4.858	1.436	359.053	19.486	10.222	8.843	7.233	5.548	4.623	1.829	3.564	2.612	11.671
32.394	5.45	7.815	2.004	42.01	5.42	5.124	3.47	6.237	13.217	11.831	5.037	8.392	2.014	394.196	13.315	8.354	8.228	8.712	6.912	4.627	2.009	6.912	2.808	6.128
36.77	5.312	6.644	2.432	56.48	2.934	4.364	3.26	12.808	5.229	30.146	9.034	19.033	3.267	484.938	6.504	5.922	5.594	8.133	6.817	5.077	2.589	9.923	3.337	2.269
40.219	5.273	8.068	2.855	73.652	2.415	2.792	4.01	16.218	9.789	41.829	10.527	25.027	4.043	489.273	3.309	3.817	3.246	5.852	5.546	5.33	2.718	11.027	3.433	2.298
40.107	4.664	11.005	2.486	87.296	2.108	1.591	4.119	12.281	20.173	33.929	7.55	21.145	3.266	323.214	2.966	2.567	2.365	3.873	4.35	4.386	2.2	9.263	2.723	3.302
40.964	3.661	13.769	1.633	88.07	1.842	1.067	3.599	5.53	23.632	15.931	3.51	13.734	1.681	117.915	3.183	2.097	2.667	3.276	3.83	3.141	1.654	5.829	1.86	3.486
37.923	3.046	15.641	1.221	81.212	1.894	0.942	3.062	2.101	15.892	5.66	1.633	9.651	0.727	20.759	3.194	2.561	3.748	3.441	4.023	2.966	1.6	3.351	1.547	3.375
26.942	3.09	15.249	1.52	83.167	2.604	0.838	2.195	1.879	8.696	4.216	1.118	7.752	0.623	5.567	3.377	3.284	4.551	3.353	4.954	3.464	1.816	2.544	1.738	3.754
17.585	3.627	11.769	2.03	93.027	4.415	0.693	1.161	2.459	11.895	3.475	0.811	5.747	0.879	3.33	3.681	3.365	4.359	3.026	6.225	3.587	2.13	1.915	2.118	3.727
17.567	3.902	8.013	2.332	99.878	5.825	0.645	0.738	2.836	16.346	2.672	0.72	3.711	1.117	2.406	3.549	3.062	3.53	3.093	7.261	3.13	2.671	1.635	2.483	2.503
22.63	3.738	7.837	2.443	105.042	5.161	0.972	1.048	3.097	13.119	3.017	0.689	2.409	1.119	2.986	3.326	3.026	2.862	3.723	7.764	2.691	3.166	2.136	2.683	1.283
38.567	4.518	14.628	2.504	148.249	3.352	1.647	1.615	4.008	6.118	10.642	0.886	3.557	1.439	14.512	3.241	2.944	2.875	4.18	7.037	2.675	3.238	2.574	2.578	1.178
421.25	22.407	106.945	4.084	1959.9	2.42	3.776	3.039	5.38	5.286	37.453	4.223	12.527	3.687	90.836	4.13	2.713	3.531	3.83	7.41	2.816	3.116	2.497	2.196	2.294
1596.5	71.807	368.798	8.517	8041.29	2.782	10.086	6.089	6.73	15.646	98.503	16.301	37.975	9.488	346.254	7.015	3.132	4.009	3.012	13.173	2.613	3.185	2.448	1.814	5.025
2680.6	113.568	587.14	12.079	14061.5	3.474	16.889	8.749	7.679	27.532	168.024	36.051	72.775	18.085	707.582	10.147	3.787	3.558	2.342	20.359	2.056	3.068	2.375	1.736	7.403
2413.1	99.118	502.504	10.321	12982.4	3.43	16.342	8.142	7.234	26.775	182.872	50.121	87.499	24.658	837.042	10.256	3.451	2.693	1.893	20.388	1.955	2.616	1.867	1.983	6.848
1139.9	47.529	225.924	5.275	6140.29	2.505	8.882	5.028	5.002	14.248	127.092	45.705	66.772	23.736	591.213	6.959	2.268	2.129	1.569	13.138	2.507	2.364	1.455	2.284	4.017
240.98	13.112	54.408	2.102	1085.46	1.706	2.804	2.687	2.606	4.058	66.444	29.516	37.402	16.295	254.893	3.275	1.514	2.168	1.538	6.041	2.964	2.546	2.041	2.494	1.987
66.421	5.539	24.816	1.509	71.483	1.644	1.295	1.981	1.534	1.583	57.485	19.499	33.253	8.984	157.397	1.302	1.914	2.474	1.817	2.756	2.794	2.581	3.443	2.587	1.664
58.276	4.261	17.156	1.475	55.429	1.866	1.065	1.883	1.351	1.576	71.011	18.553	41.591	5.643	237.635	0.832	3.061	2.406	2.112	1.823	2.442	2.002	5.221	2.585	1.595
44.963	4.396	13.296	1.494	44.931	1.776	0.759	1.715	1.294	1.567	61.069	16.151	33.519	4.279	252.742	1.277	3.864	2.116	2.032	2.251	2.593	1.216	6.851	2.527	1.365
25.013	4.271	12	1.399	37.149	1.277	0.554	1.32	1.1	1.461	31.212	8.564	14.951	2.643	155.208	2.319	3.98	1.942	1.743	3.602	3.188	0.868	7.178	2.488	1.613
12.69	3.469	10.012	1.244	40.094	1.501	0.567	1.045	0.895	2.769	9.551	2.337	4.5	1.403	50.69	3.371	3.919	2.035	1.834	5.023	3.786	1.488	5.812	2.566	2.438
12.044	3.114	7.901	1.262	59.68	3.308	0.886	1.111	0.969	7.144	3.1	0.722	3.394	1.191	12.934	3.418	3.633	2.332	2.271	5.069	3.98	3.11	4.108	2.848	3.063
16.399	3.411	7.565	1.599	79.171	5.155	1.348	1.193	1.35	11.201	2.155	0.879	3.915	1.343	6.901	2.533	2.804	2.6	2.593	3.694	3.803	4.591	3.501	3.376	2.703
23.409	3.93	9.092	2.042	72.755	5.201	1.572	1.243	1.74	10.341	2.384	1.039	4.606	1.443	4.295	2.079	1.97	2.82	2.824	2.679	3.952	4.366	3.781	3.87	1.829

Figura 5.12. Extracto de los datos electroencefalográficos recolectados. (Elaboración propia).

5.5. Modelo de Reconocimiento de Emociones

En esta sección se brindará detalle a cerca del modelo de reconocimiento de emociones implementado en esta investigación. Para realizar el reconocimiento de emociones, en primer lugar, se deben identificar y clasificar las emociones que se van a reconocer. El modelo de reconocimiento de emociones propuesto utiliza una clasificación bidimensional de las emociones, es decir, se consideran únicamente dos dimensiones para la clasificación de emociones: Valencia y Excitación, estas dos dimensiones tienen a su vez dos posibles estados para cada una: “Positiva” y “Negativa”, para la Valencia; “Alta” y “Baja”, para la Excitación. La combinación de cada uno de estos estados para cada una de las dos dimensiones nos permite clasificar

cuatro diferentes emociones que serán reconocidas por el sistema: Emocionado, Relajado, Disgustado y Aburrido. Este modelo de clasificación de emociones utilizado está basado en el Modelo “Valence-Arousal” propuesto por (Soroush et al., 2019), que a su vez está basado en el modelo circunflejo de emociones, propuesto por James Russell en 1980. En la Figura 5.13 se puede observar el modelo de clasificación utilizado en esta investigación.

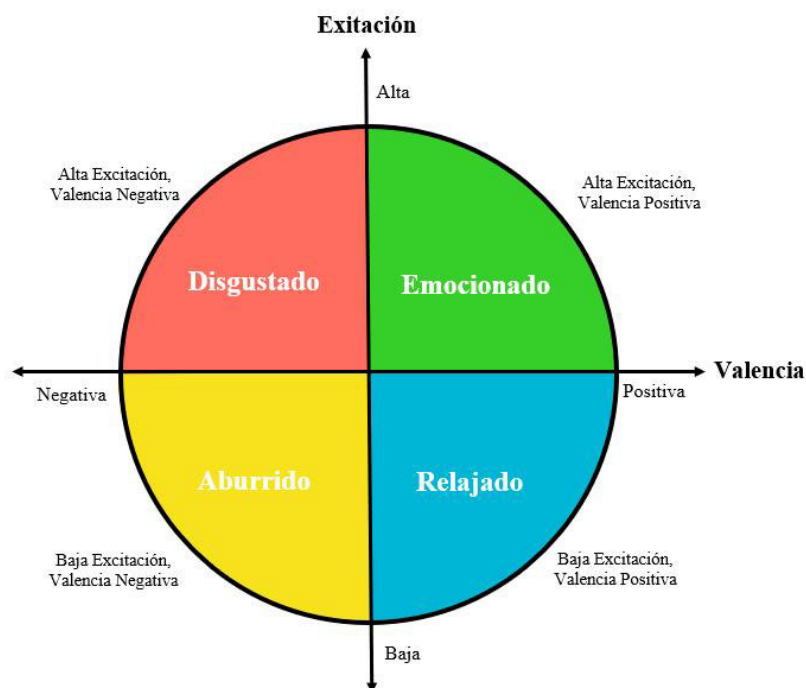


Figura 5.13. Modelo de clasificación de emociones utilizado.
(Elaboración propia).

Luego de definir las emociones que se van a reconocer, se debe construir el modelo de aprendizaje automático que es el que realizara el reconocimiento de emociones a partir de datos electroencefalográficos de entrada. Para el modelo de clasificación de emociones propuesto se utilizará un árbol de decisión, específicamente un árbol de

clasificación, ya que la variable de destino son las cuatro emociones que el sistema va a reconocer, lo cual es un conjunto finito, además se busca que el algoritmo de aprendizaje automático sea capaz de clasificar los datos electroencefalográficos de los usuarios en alguna de las cuatro emociones.

Por otro lado, previamente a la construcción del modelo de aprendizaje automático, se debe realizar un preprocesamiento de los datos, para este caso se realizó primero una estandarización de los datos a través de un escalamiento individual de todos los valores a un rango entre 0 y 1, con el objetivo de evitar un mal comportamiento del modelo de aprendizaje automático a implementar por la presencia de valores atípicos. Para esta estandarización se realizará un escalamiento Min-Max de acuerdo a la siguiente formula:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

En segundo lugar, se debe llevar a cabo el etiquetado de todos estos datos estandarizados, de acuerdo a la información consignada por los voluntarios en el cuestionario que se les realizó al final de cada sesión de recolección de datos. Para la construcción del árbol de clasificación se utilizaron los datos electroencefalográficos extraídos de 41 voluntarios, los cuales visualizaron videos publicitarios correspondientes a 3 candidatos presidenciales que participaban en la primera vuelta de las Elecciones Generales del Perú del 2021: Pedro Castillo, Keiko Fujimori y Julio Guzmán. Cada voluntario vio el anuncio publicitario de cada uno de los candidatos en sesiones de 2 minutos de duración, mientras el sistema recopilaba sus datos electroencefalográficos.

Finalmente, con todos estos datos, previamente estandarizados y etiquetados, se construyó el dataset que sirvió como entrenamiento para el árbol de clasificación construido, el cual se puede observar gráficamente en la Figura 5.14.

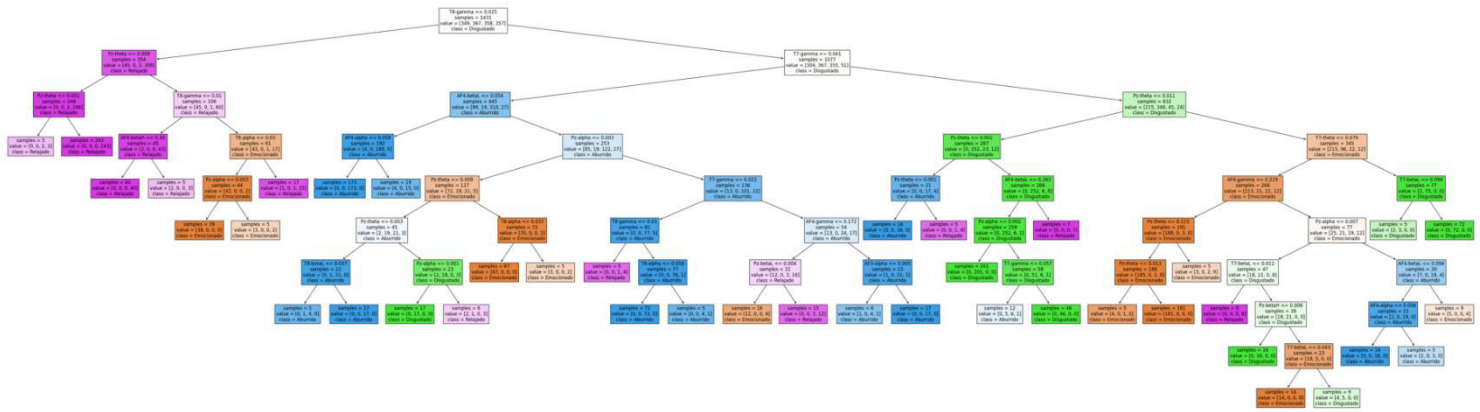


Figura 5.14. Árbol de clasificación para el reconocimiento de emociones. (Elaboración propia).

5.6. Validación

Se inicia sesión en el sistema y se selecciona la opción “Recopilación de Datos”.

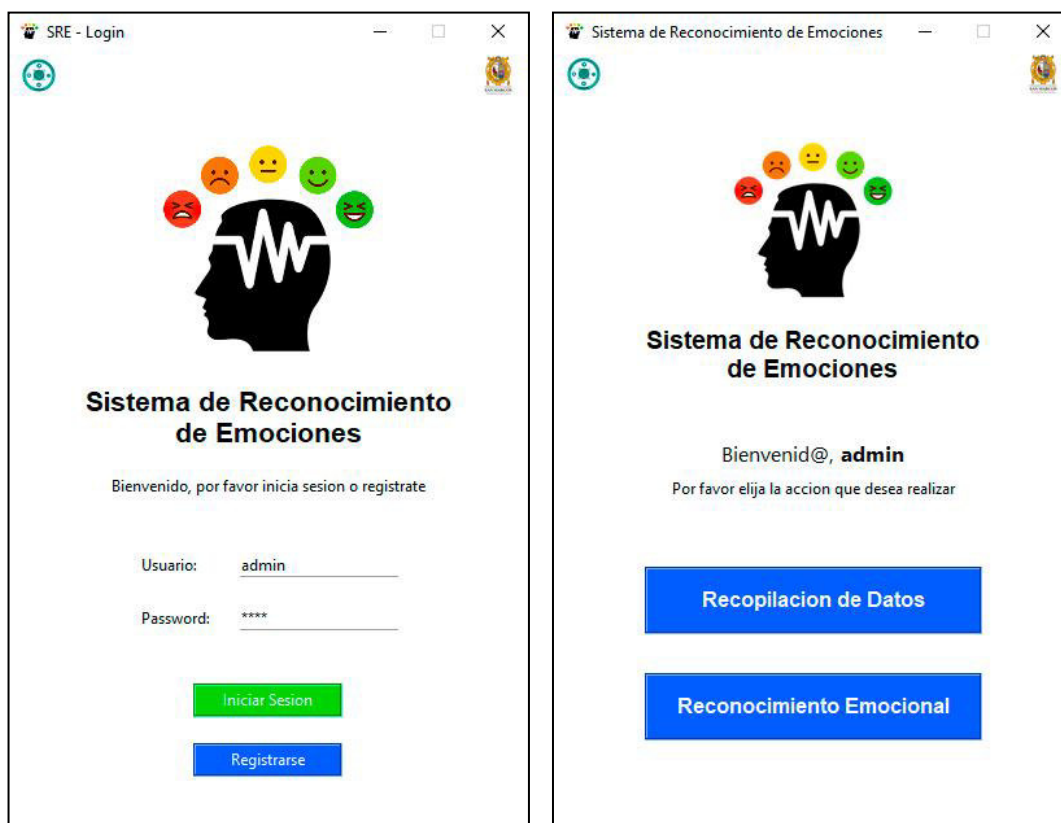


Figura 5.15. Interfaz de inicio de sesión e interfaz de selección de tipo de sesión del software SRE. (Elaboración propia).

Luego se pulsa el botón “Iniciar” para comenzar con la sesión de recolección de datos. Se muestran en pantalla gráficamente los datos electroencefalográficos recolectados, durante aproximadamente 2 minutos, que es el tiempo que dura la sesión.

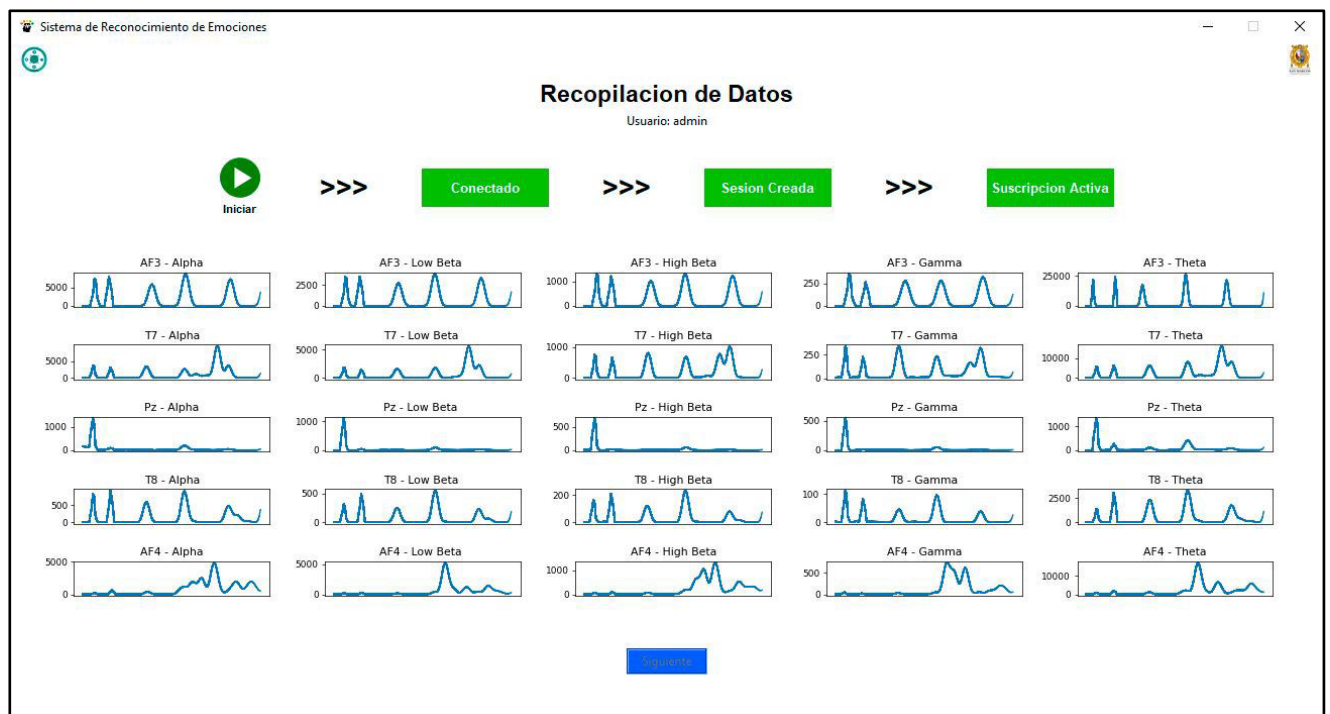


Figura 5.16. Interfaz de sesión de recolección de datos del software SRE. (Elaboración propia).

La recolección de datos se realiza mientras los voluntarios observan anuncios publicitarios de las campañas políticas de los tres candidatos presidenciales.



Figura 5.17. Extracto de los anuncios electorales vistos por los voluntarios. (Elaboración propia).

Al finalizar la sesión se muestra un mensaje de información y se debe pulsar el botón “Siguiente” para continuar con la encuesta final.

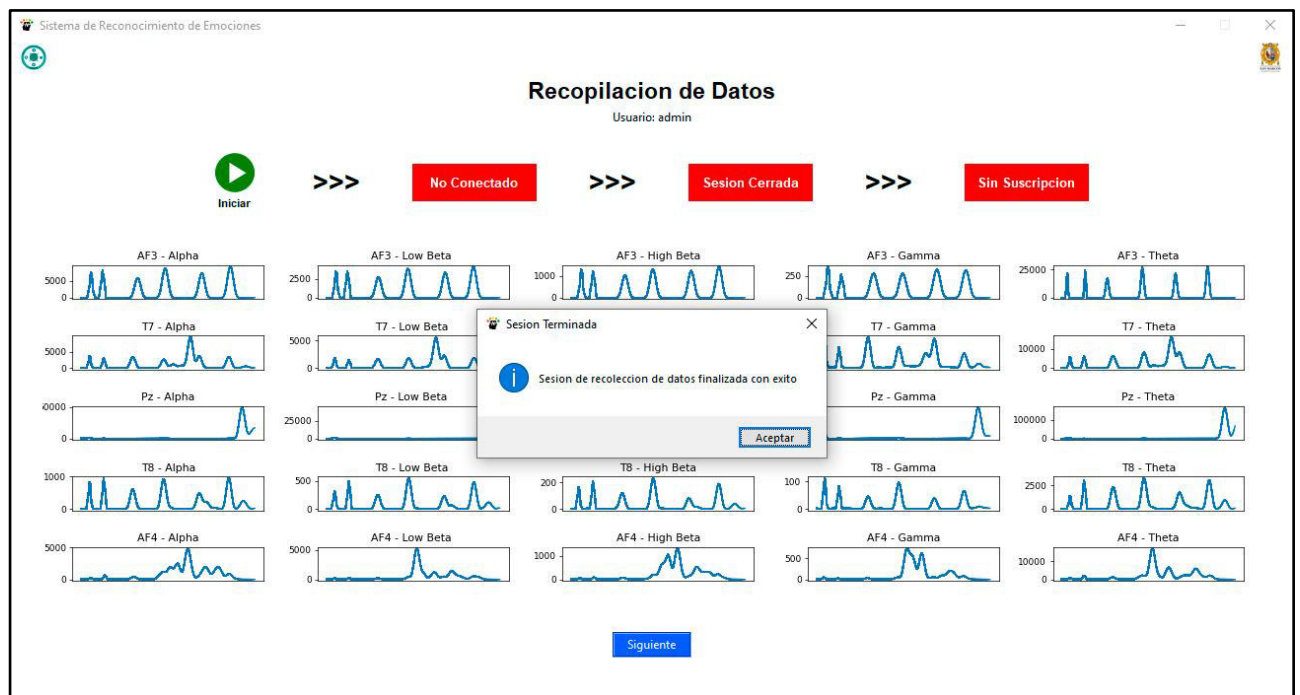


Figura 5.18. Interfaz de finalización de sesión de recolección de datos del software SRE. (Elaboración propia).

Se completan todas las preguntas de la encuesta y se selecciona el botón “Finalizar”.

Figura 5.19. Interfaz de finalización de sesión de recolección de datos del software SRE. (Elaboración propia).

Se muestra un mensaje de información sobre el guardado exitoso de los datos y al pulsar el botón “Aceptar”, finaliza la aplicación.

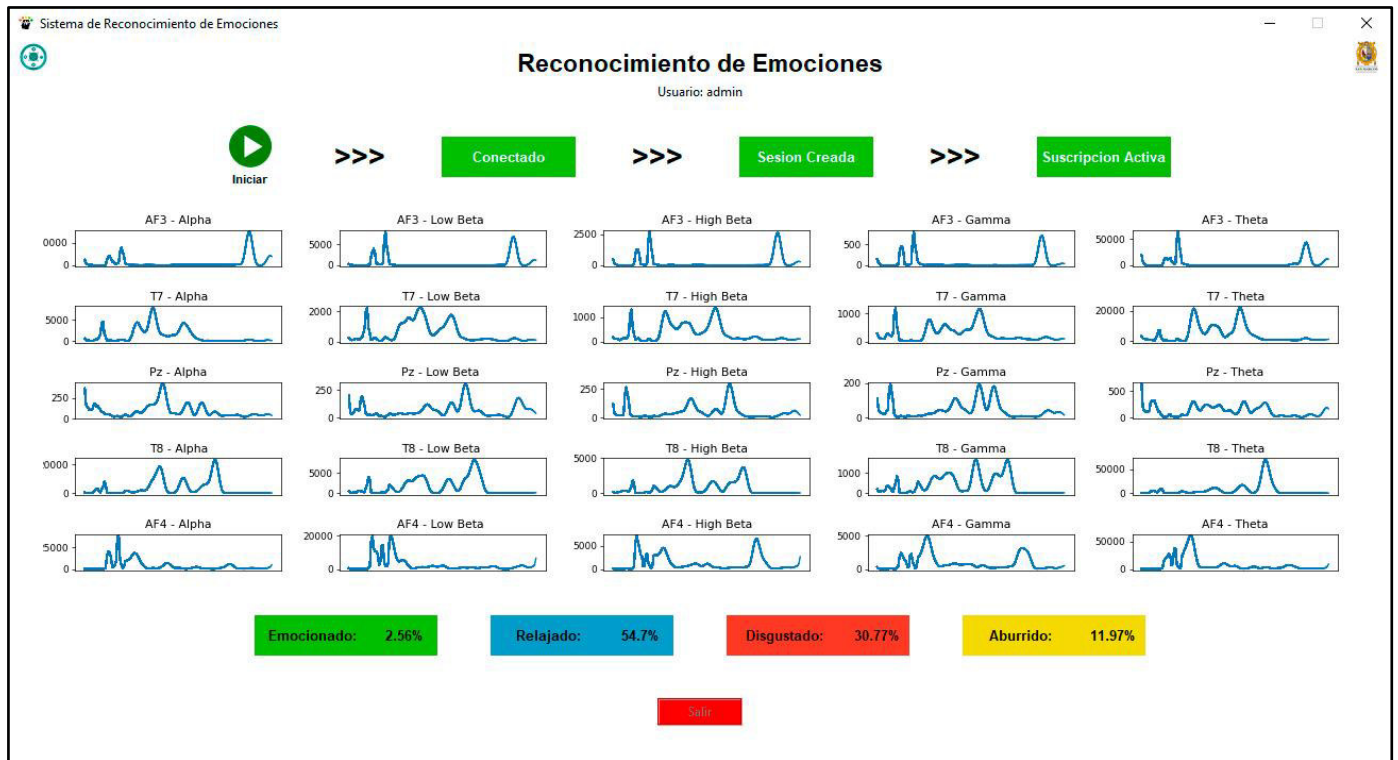


Figura 5.20. Interfaz de finalización de encuesta y almacenamiento de datos del software SRE. (Elaboración propia).

Por otro lado, para realizar el reconocimiento de emociones, al iniciar sesión en el sistema, se debe pulsar el botón “Reconocimiento Emocional” en la interfaz de selección de tipo de sesión, mostrada anteriormente en la Figura 5.15.

En la interfaz de Reconocimiento de emociones, se debe pulsar el botón “Iniciar” para comenzar con la sesión. Se muestran en pantalla gráficamente los datos electroencefalográficos recolectados, a modo de información. Pero, además, se muestran en la parte inferior de la interfaz, los valores porcentuales para cada una de las cuatro emociones reconocidas por el sistema: Emocionado, Relajado, Disgustado,

Aburrido. Estos valores porcentuales se van actualizando y ajustando cada 10 segundos, conforme el modelo de árbol de clasificación cuenta con más datos electroencefalográficos, del voluntario participante de la sesión, que le permita realizar un reconocimiento más preciso de las emociones.



Al finalizar la sesión de reconocimiento emocional, que dura también aproximadamente dos minutos, el sistema puede mostrar los valores porcentuales más precisos para cada emoción, pues es el resultado del análisis con el total de datos recolectados. Cabe señalar, también, que un mayor valor porcentual indica un mayor predominio de la emoción correspondiente. El sistema muestra, además, un mensaje de información sobre la finalización de la sesión y al pulsar el botón “Salir”, finaliza la aplicación.

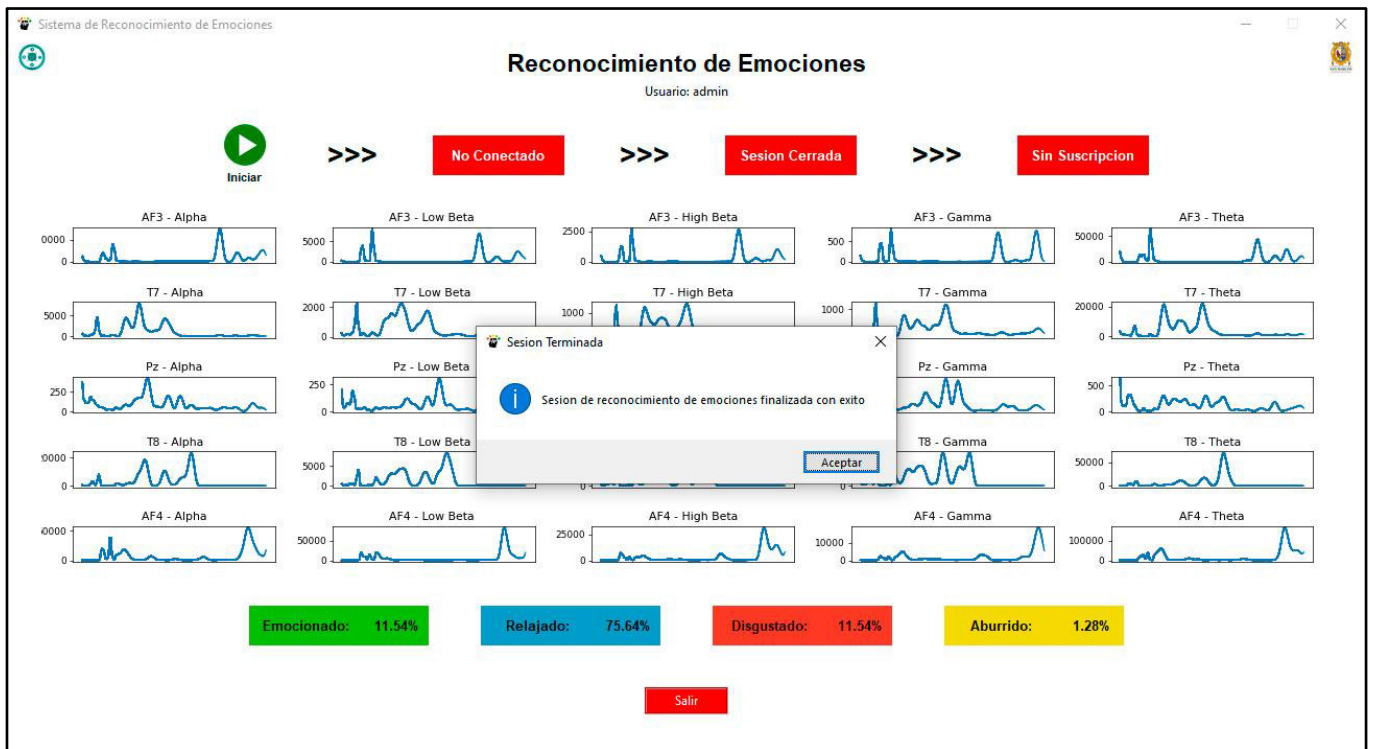


Figura 5.22. Interfaz de finalización de sesión de reconocimiento de emociones del software SRE. (Elaboración propia).

Las pruebas se realizaron con la participación de 15 voluntarios, a los cuales se les realizaron sesiones de reconocimiento de emociones y luego se les consultó sobre que emociones, de las cuatro reconocidas, experimentaron durante la visualización de los anuncios políticos, estas respuestas fueron contrastadas con los resultados del sistema y se obtuvo la matriz de confusión del modelo, la cual se puede observar en la Tabla 5.1.

		Valor Predicho			
		Aburrido	Disgustado	Emocionado	Relajado
Respuesta del	Aburrido	2	0	0	1

Voluntario (Valor Real)	Disgustado	0	3	0	0
	Emocionado	0	0	4	0
	Relajado	0	1	0	4

**Tabla 5.1. Matriz de confusión del modelo desarrollado.
(Elaboración propia).**

En base a la matriz de confusión, podemos concluir que el modelo desarrollado tiene una precisión de 86.6% en el reconocimiento de emociones.

5.7. Validación Económica

- **Cotización de los recursos**

Detalle	Monto
EmotivInsight	S/. 1210
Laptop	S/. 2250
Servicio de programación (1 desarrollador)	S/. 2500
Costo Total	S/. 5960

**Tabla 5.2. Cotización de los recursos de la solución propuesta.
(Elaboración propia).**

- **Flujo de Caja**

Año	Flujo de Beneficios	Flujo de Costos	Flujo Neto
1	S/. 5000	S/. 2000	S/. 3000
2	S/. 7000	S/. 3000	S/. 4000
3	S/. 10000	S/. 4000	S/. 6000

Tabla 5.3. Flujo de caja del proyecto de implementación de la solución propuesta. (Elaboración propia).

- **Valor Actual Neto (VAN)**

Para el cálculo del VAN se utilizará la siguiente formula:

$$VAN = \sum_{t=1}^n \frac{F_t}{(1+k)^t} - I_0$$

Donde:

F_t : Flujo neto en cada periodo t

I_0 : Inversión inicial, $I_0 = 5960$

n: Numero de periodos considerados, n = 3

k: Tasa de descuento (15%), k = 0.15

Luego, sustituyendo en la fórmula:

$$VAN = \frac{3000}{(1+0.15)^1} + \frac{4000}{(1+0.15)^2} + \frac{6000}{(1+0.15)^3} - 5960$$

$$VAN = \frac{3000}{1.15} + \frac{4000}{1.3225} + \frac{6000}{1.520875} - 5960$$

$$VAN = 2608.696 + 3024.575 + 3945.097 - 5960$$

$$VAN = 3618.3677$$

El Valor Actual Neto es positivo ($VAN > 0$), es decir, que la inversión producirá ganancias superiores a la rentabilidad exigida, con lo cual se concluye que el proyecto es económicamente viable.

- **Tasa Interna de Retorno (TIR)**

Para el cálculo del TIR se utilizará la siguiente formula:

$$0 = \sum_{t=1}^n \frac{F_t}{(1 + TIR)^t} - I_0$$

Donde:

F_t : Flujo neto en cada periodo t

I_0 : Inversión inicial, $I_0 = 5960$

n: Numero de periodos considerados, n = 3

Luego, sustituyendo en la fórmula:

$$0 = \frac{3000}{(1 + TIR)^1} + \frac{4000}{(1 + TIR)^2} + \frac{6000}{(1 + TIR)^3} - 5960$$

$$TIR = 0.447491$$

$$TIR = 44.75\%$$

La Tasa Interna de Retorno es mayor que la tasa de descuento ($TIR > 15\%$), es decir, que el proyecto generará una rentabilidad mayor que la rentabilidad mínima requerida, con lo cual se concluye que el proyecto es aceptable.

Capítulo VI: Conclusiones y Recomendaciones

6.1. Conclusiones

- Se construyó un modelo que nos permite asociar las lecturas de la interfaz cerebro-computador a un conjunto determinado de cuatro diferentes estados emocionales: Emocionado, Relajado, Disgustado y Aburrido.
- Se integraron los diferentes componentes de la solución planteada, en torno al análisis emocional y a la interfaz cerebro-computador definidos en el proyecto.
- Se recopilaron los datos necesarios a partir de la muestra determinada de sujetos de prueba, los cuales fueron posteriormente analizados para determinar las emociones experimentadas por los usuarios.
- La solución tecnológica construida fue validada mediante la ejecución de pruebas orientadas al uso de esta solución para evaluar las campañas políticas de 3 candidatos presidenciales durante la primera vuelta de las Elecciones Generales del Perú del 2021. Los resultados de las pruebas realizadas muestran que la solución construida tiene una precisión de 86.6% en el reconocimiento de emociones de los electores.
- La toma de decisiones de los ciudadanos frente a un acto electoral es una actividad compleja que tiene varios factores; el análisis emocional ayuda de alguna forma a determinar con cierto grado de certeza las decisiones que los

electores podrían tomar, sin dejar de lado otras consideraciones subjetivas que ellos puedan tener.

- De acuerdo a las observaciones obtenidas de esta investigación se determina que los dispositivos de tipo interfaz cerebro-computadora son bastante útiles en el desarrollo de proyectos en los que se requiere el uso de técnicas electroencefalográficas para aplicaciones diversas.

6.2. Recomendaciones

- Se recomienda profundizaren investigaciones referentes a inteligencia artificial e internet de las cosas, a nivel nacional; ya que estas tendencias tecnológicastienen un gran potencial para el desarrollo social.
- Se recomienda la aplicación del análisis emocional o reconocimiento de emociones en otras áreas que sean pertinentes y más relevantes, dado el contexto mundial actual, por ejemplo, el monitoreo de estrés producto de la pandemia por coronavirus que aún nos aqueja.
- Se recomienda profundizar el uso de técnicas de machine learning y su aplicación en el análisis emocional en la currícula de la Facultad de Ingeniería de sistemas e Informática de la UNMSM.
- Se recomienda abordar las investigaciones como esta, que aplica temas de ingeniería, computación y neurociencias, desde un enfoque multidisciplinario y

promover la colaboración entre profesionales de diferentes áreas de conocimiento.

- Se recomienda, como trabajo futuro para esta investigación, el desarrollo de un modelo o algoritmo de aprendizaje automático propio, para el análisis emocional; el uso de herramientas de hardware libre como alternativa para el dispositivo electroencefalográfico y la implementación de tecnologías para la seguridad de los datos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

(Abdulkader et al., 2015) Abdulkader, S. N., Atia, A., & Mostafa, M.-S. M. (2015). Brain computer interfacing: Applications and challenges. *Egyptian Informatics Journal*, 16(2), 213-230. doi:10.1016/j.eij.2015.06.002.

(Gomathy et al., 2016) Gomathy, S., Joseph, A.T., Sebin D., & VivekKumar, V. (2016). EEG-Based Brain-Controlled Mobile Robot. *IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering (IOSR-JEEE)*, 11(2), 43-49. e-ISSN: 2278-1676. p-ISSN: 2320-3331. doi: 10.9790/1676-1102024349.

(Krucoff et al., 2016) Krucoff, M. O., Rahimpour, S., Slutzky, M. W., Edgerton, V. R., & Turner, D. A. (2016). Enhancing Nervous System Recovery through Neurobiologics, Neural Interface Training, and Neurorehabilitation. *Frontiers in Neuroscience*, 10. doi:10.3389/fnins.2016.00584.

(McFarland et al., 2017) McFarland, D. J., & Wolpaw, J. R. (2017). EEG-based brain–computer interfaces. *Current Opinion in Biomedical Engineering*, 4, 194–200. doi:10.1016/j.cobme.2017.11.004.

(Crawford et al., 2019) Crawford, C. S., & Gilbert, J. E. (2019). Brains and Blocks. *ACM Transactions on Computing Education*, 19(4), 1–27. doi:10.1145/3335815.

(Lam et al., 2017) Lam, Q. C., Nguyen, L. A. T., & Nguyen, H. K. (2017). A Novel Approach for Classifying EEG Signal with Multi-Layer Neural Network. *Proceedings of*

the 2017 International Conference on Robotics and Artificial Intelligence - ICRAI 2017.doi:10.1145/3175603.3175627.

(Ramakrishnan et al., 2016) Ramakrishnan, A. G., & Satyanarayana, J. V. (2016). Reconstruction of EEG from limited channel acquisition using estimated signal correlation. *Biomedical Signal Processing and Control*, 27, 164–173.doi:10.1016/j.bspc.2016.02.004.

(Yadegaridehkordi et al., 2019)Yadegaridehkordi, E., Noor, N. F. B. M., Ayub, M. N. B., Affal, H. B., &Hussin, N. B. (2019). Affective computing in education: A systematic review and future research. *Computers & Education*, 103649. doi:10.1016/j.compedu.2019.103649.

(Soroush et al., 2019) Soroush, M. Z., Maghooli, K., Setarehdan, S. K., &Nasrabadi, A. M. (2019). Emotion Recognition through EEG Phase Space Dynamics and Dempster-Shafer Theory. *Medical Hypotheses*.doi:10.1016/j.mehy.2019.03.025.

(Liang et al., 2019)Liang, Z., Oba, S., & Ishii, S. (2019). An unsupervised EEG decoding system for human emotion recognition. *Neural Networks*.doi:10.1016/j.neunet.2019.04.003.

(Cambria, 2016) Cambria, E. (2016). Affective Computing and Sentiment Analysis. *IEEE Intelligent Systems*, 31(2), 102–107. doi:10.1109/mis.2016.31.

(S. Katsigiannis et al., 2018)Katsigiannis, S., & Ramzan, N. (2018). DREAMER: A Database for Emotion Recognition Through EEG and ECG Signals From Wireless Low-

cost Off-the-Shelf Devices. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 22(1), 98–107. doi:10.1109/jbhi.2017.2688239.

(Poria et al., 2017) Poria, S., Cambria, E., Bajpai, R., & Hussain, A. (2017). A review of affective computing: From unimodal analysis to multimodal fusion. *Information Fusion*, 37, 98–125. doi:10.1016/j.inffus.2017.02.003.

(Nalepa et al., 2019) Nalepa, G. J., Palma, J., & Herrero, M. T. (2019). Affective computing in ambient intelligence systems. *Future Generation Computer Systems*, 92, 454–457. doi:10.1016/j.future.2018.11.016.

(Yaquib et al., 2017) Yaquib, U., Chun, S. A., Atluri, V., & Vaidya, J. (2017). Analysis of political discourse on twitter in the context of the 2016 US presidential elections. *Government Information Quarterly*, 34(4), 613–626. doi:10.1016/j.giq.2017.11.001

(Chen et al., 2019) Chen, F., & Huang, Y. (2019). Knowledge-enhanced neural networks for sentiment analysis of Chinese reviews. *Neurocomputing*. doi:10.1016/j.neucom.2019.08.054.

(Terán et al., 2019) Terán, L., & Mancera, J. (2019). Dynamic profiles using sentiment analysis and twitter data for voting advice applications. *Government Information Quarterly*. doi:10.1016/j.giq.2019.03.003.

(Ministerio Federal del Interior de Austria, 2016) Ministerio Federal del Interior de la República de Austria. (2016). Resultados de la Elección Presidencial Federal de Austria del 2016. Recuperado el 3 de febrero de 2020, de: <http://wahl16.bmi.gv.at>

(Kušen et al., 2018) Kušen, E., & Strembeck, M. (2018). Politics, sentiments, and misinformation: An analysis of the Twitter discussion on the 2016 Austrian Presidential Elections. *Online Social Networks and Media*, 5, 37–50. doi:10.1016/j.osnem.2017.12.002.

(Real Academia Española, 2014) Real Academia Española (2014). Diccionario de la lengua española. (23.^a ed.). Recuperado el 2 de julio de 2020, de: <http://www.rae.es/rae.html>.

(Reade et al., 2018) Reade, J. J., & Vaughan Williams, L. (2018). Polls to probabilities: Comparing prediction markets and opinion polls. *International Journal of Forecasting*. doi:10.1016/j.ijforecast.2018.04.001.

(Pereira, 2019) Pereira, M. M. (2019). Do parties respond strategically to opinion polls? Evidence from campaign statements. *Electoral Studies*, 59, 78–86. doi:10.1016/j.electstud.2019.02.014.

(Painter, 2015) Painter, D. L. (2015). Online political public relations and trust: Source and interactivity effects in the 2012 U.S. presidential campaign. *Public Relations Review*, 41(5), 801–808. doi:10.1016/j.pubrev.2015.06.012.

(Housholder et al., 2015)Housholder, E., &LaMarre, H. L. (2015). Political social media engagement: Comparing campaign goals with voter behavior. *Public Relations Review*, 41(1), 138–140. doi:10.1016/j.pubrev.2014.10.007.

(Rivers et al., 2018)Rivers, I., Carragher, D. J., Couzens, J., Hechler, R. C., &Fini, G. B. (2018). A cross-national study of school students' perceptions of political messages in two election campaigns. *International Journal of Educational Research*. doi:10.1016/j.ijer.2018.06.006.

(Bairavi et al., 2018) Bairavi, K., &Sundhara, K. B. K. (2018). EEG Based Emotion Recognition System for Special Children. *Proceedings of the 2018 International Conference on Communication Engineering and Technology - ICCET '18*. doi:10.1145/3194244.3194245.

(Ceccacci et al., 2018) Ceccacci, S., Generosi, A., Giraldi, L., & Mengoni, M. (2018). An Emotion Recognition System for monitoring Shopping Experience. *Proceedings of the 11th Pervasive Technologies Related to Assistive Environments Conference on - PETRA '18*. doi:10.1145/3197768.3201518

(Deja et al., 2018) Deja, J. A., &Cabredo, R. (2018). Using EEG Emotion Models in Viewer Experience Design. *Proceedings of the 4th International Conference on Human-Computer Interaction and User Experience in Indonesia, CHIuXiD '18 - CHIuXiD '18*. doi:10.1145/3205946.3205958.

(Emotiv, 2020)Emotiv Inc. (2020)Página oficial de Emotiv. Manual de usuario del EmotivInsight. Recuperado el 16 de marzo de 2021, de:<https://emotiv.gitbook.io/insight-manual/>

(Jurado Nacional de Elecciones, 2021a) Jurado Nacional de Elecciones (2021a). Página oficial del Jurado Nacional de Elecciones. Elecciones Generales 2021. Estadísticas del Padrón Electoral. Recuperado el 22 de junio de 2021,de: https://portal.jne.gob.pe/portal_documentos/files/ef964676-565d-4a52-a1a6-bd0db43b816e.pdf

(Jurado Nacional de Elecciones, 2021b) Jurado Nacional de Elecciones (2021b). Página oficial del Jurado Nacional de Elecciones. Perfil Electoral N° 12. Monitoreo de medios de comunicación durante la primera vuelta de las EG 2021. Recuperado el 18 de noviembre de 2021,de: <https://votoinformado.jne.gob.pe/voto/reportes/Perfil-Electoral-12-2021.pdf>

(Ipsos Perú, 2021) Ipsos Perú (2021). Página oficial Ipsos. Intención de voto Marzo 2 - 2021. Recuperado el 20 de noviembre de 2021, de: <https://www.ipsos.com/es-pe/intencion-de-voto-marzo-2-2021>

(Wheeler et al., 2014) Wheeler, W. B., Ruff, J., Evans, A., & Wiesner-Hanks, M. E. (2014). Discovering the western past: A look at the evidence, volume II: Since 1500 (7^a ed.). Massachusetts: Cengage Learning.

(Christiansen, 2017) Christiansen, P. (2017). Orchestrating public opinion: How music persuades in television political ads for US presidential campaigns, 1952-2016. Amsterdam: Amsterdam University Press.

(Zhang et al., 2017) Zhang, F., Tanupabrunsun, S., Hemsley, J., Robinson, J. L., Semaan, B., Bryant, L., Stromer-Galley, J., Boichak, O., & Hegde, Y. (2017). Strategic temporality on social media during the general election of the 2016 U.S. presidential campaign. Proceedings of the 8th International Conference on Social Media& Society - #SMSociety17.

(Chen et al., 2017) Chen, C. Y., & Chang, S. L. (2017). User-orientated perspective of social media used by campaigns. *Telematics and Informatics*, 34(3), 811–820. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2016.05.016>.

(Lam et al., 2021) Lam, S. Y. B., Cheung, M. F. M., & Lo, W. H. (2021). What matters most in the responses to political campaign posts on social media: The candidate, message frame, or message format? *Computers in Human Behavior*, 121(106800), 106800. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106800>.

(Reyes et al., 2021) Reyes, A., & Ross, A. (2021). From the White House with anger: Conversational features in President Trump's official communication. *Language & Communication*, 77, 46–55. <https://doi.org/10.1016/j.langcom.2020.12.003>.