



División de Estudios de Posgrado e Investigación

OPCION 1.- TESIS

**Extracción de conocimiento en medios sociales para la identificación de la
sintomatología de trastornos mentales mediante técnicas de Procesamiento de
Lenguaje Natural y Aprendizaje automático**

**QUE PARA OBTENER DEL GRADO DE
DOCTOR EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA**

PRESENTA

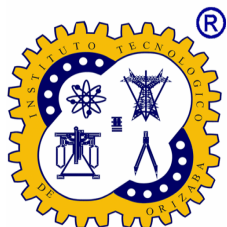
M.I.I. Rafael Salas Zárate

DIRECTOR DE TESIS:

Dr. Giner Alor Hernández

CODIRECTOR DE TESIS:

Dr. Mario Andrés Paredes Valverde



Orizaba, Veracruz, México

Agosto 2024

CONTENIDO

RESUMEN	13
ABSTRACT.....	14
INTRODUCCIÓN.....	15
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	17
JUSTIFICACIÓN	19
HIPÓTESIS	20
OBJETIVOS	21
Objetivo General	21
Objetivos específicos.....	21
CONTRIBUCIÓN AL CONOCIMIENTO	22
 CAPÍTULO 1 ANTECEDENTES	 23
1.1 Marco teórico	23
1.1.1 Enfermedades mentales.....	23
1.1.1.1 Depresión	24
1.1.1.2 Ansiedad	25
1.1.2 Naturaleza de las emociones	26
1.1.3 Procesamiento de Lenguaje Natural.....	27
1.1.3.1 Análisis de entimios.....	27
1.1.4 Aprendizaje Automático.....	29
1.1.4.1 Algoritmos de clasificación.....	30
 CAPÍTULO 2 ESTADO DEL ARTE	 33
2.1 Métodos para la detección de la depresión	33
2.2 Métodos para la detección de la ansiedad	43
2.3 Métodos para la detección de otros trastornos mentales.....	50
2.4 Análisis comparativo de trabajos relacionados	58
 CAPÍTULO 3 METODOLOGÍA	 59
3.1 Etapa de Análisis	60

3.1.1	Análisis del estado actual de aplicaciones para la detección de depresión y ansiedad.....	60
3.1.2	Análisis de las APIs de Procesamiento de Lenguaje Natural para la detección de emociones.....	63
3.1.3	Identificación de la sintomatología de depresión.....	69
3.1.4	Identificación de la sintomatología de ansiedad.....	73
3.1.5	Análisis de requerimientos del módulo de detección de depresión y ansiedad.....	76
3.2	Etapas de Diseño	78
3.2.1	Arquitectura del modelo computacional para la detección de depresión y ansiedad.....	78
3.2.2	Diseño del modelo computacional para la detección de la depresión.....	80
3.2.2.1	Etapas de extracción de datos.....	83
3.2.2.2	Etapas de preprocesamiento.....	83
3.2.2.3	Etapas de detección de emociones.....	83
3.2.2.4	etapas de diagnóstico.....	95
3.2.3	Diseño del modelo computacional para la detección de la ansiedad.....	95
3.2.3.1	Etapas de detección de emociones.....	97
3.2.3.2	Etapas de diagnóstico.....	107
3.2.4	Esquema de la base de datos.....	108
3.2.4.1	Modelo relacional.....	108
3.2.4.2	Diccionario de datos.....	110
3.2.5	Algoritmo del modelo computacional para la detección de depresión y ansiedad.....	115
3.2.6	Diseño de Mockups	118
3.3	Etapas de desarrollo.....	118
CAPÍTULO 4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....		119
4.1	Caso de estudio: Detección de niveles de depresión en X®.....	119

4.1.1 Detección de niveles de depresión.....	119
4.1.1.1 Monitorización del paciente.....	120
4.1.1.2 Listado de pacientes.....	120
4.1.1.3 Comentarios obtenidos del paciente.....	121
4.1.1.4 Reglas para la detección de niveles de depresión.....	122
4.1.1.5 Pronóstico para la detección de niveles de depresión....	123
4.1.1.6 Generar diagnóstico.....	127
4.1.1.7 Síntomas de depresión detectados.....	127
4.1.1.8 Emociones de depresión detectadas.....	128
4.1.1.9 Reporte de depresión.....	128
4.1.1.10 Validación.....	129
4.2 Caso de estudio 2. Detección de niveles de ansiedad en Reddit®.....	131
4.2.1 Detección de niveles de ansiedad.....	132
4.2.1.1 Monitorización del paciente.....	132
4.2.1.2 Listado de pacientes.....	133
4.2.1.3 Comentarios obtenidos del paciente.....	134
4.2.1.4 Reglas para la detección de niveles de ansiedad.....	136
4.2.1.5 Pronóstico para la detección de niveles de ansiedad.....	137
4.2.1.6 Generar diagnóstico.....	140
4.2.1.7 Síntomas de ansiedad detectados.....	141
4.2.1.8 Emociones de ansiedad detectadas.....	141
4.2.1.9 Reporte de ansiedad.....	142
4.2.1.10 Validación.....	142
4.3 Discusión.....	145
CONCLUSIONES	146
RECOMENDACIONES.....	150
PRODUCTOS ACADÉMICOS.....	151
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	153

ANEXOS.....	165
Anexo A. Diseño de Mockups del modelo computacional de detección de depresión y ansiedad.....	165
A.1 Mockups del módulo de detección de depresión.....	165
A.2 Mockups del módulo de detección de ansiedad.....	170
Anexo B. Etapa de desarrollo.....	174
B.1 Diagramas de clases del modelo computacional de detección de depresión y ansiedad.....	174
B.1.1 Diagrama de clases de del modelo computacional para detección de depresión.....	174
B.1.2 Diagrama de clases de del modelo computacional de detección de ansiedad.....	177
B.1.3 descripción de métodos.....	179
B.1.4 Codificación de los servicios REST.....	201
B.1.5 Pruebas de los servicios en servidor local.....	206
B.1.6 Maquetación de la aplicación web.....	208
B.1.6.1 Maquetación detección de niveles de depresion	208
B.1.6.2 Maquetación detección de niveles de ansiedad.....	213

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1 Proceso de Aprendizaje Automático	30
Figura 3.1. Síntomas de depresión	70
Figura 3.2 Proceso de correlación entre emociones y equivalencia de los síntomas de depresión	72
Figura 3.3 Síntomas de la ansiedad	74
Figura 3.4 Proceso de correlación entre emociones y equivalencia de los síntomas de ansiedad	75
Figura 3.5 Arquitectura del modelo computacional para el pronóstico de depresión y ansiedad	79
Figura 3.6 Modelo circunflejo de emociones de relaciones tridimensionales de Plutchik	81
Figura 3.7 Diagrama del modelo de detección de niveles de depresión	82
Figura 3.8 Diagrama del modelo de detección de niveles de ansiedad	97
Figura 3.9 Modelo Relacional del modelo computacional para el pronóstico de depresión y ansiedad	109
Figura 3.10 Algoritmo del modelo computacional para el pronóstico de depresion y ansiedad	117
Figura 4.1 Panel de control del especialista médico	120
Figura 4.2 Lista de pacientes	121
Figura 4.3 Comentarios obtenidos en X®	121
Figura 4.4 Reglas para la detección de niveles de depresión	123
Figura 4.5 Diagnóstico de depresión	127

Figura 4.6 Síntomas de depresión	127
Figura 4.7 Emociones de depresión	128
Figura 4.8 Reporte de depresión	128
Figura 4.9 Panel de control del especialista médico	133
Figura 4.10 Lista de pacientes	134
Figura 4.11 Comentarios obtenidos en Reddit®	135
Figura 4.12 Reglas para la detección de niveles de ansiedad	137
Figura 4.13 Diagnostico de ansiedad	140
Figura 4.14 Síntomas de ansiedad	141
Figura 4.15 Emociones de ansiedad	141
Figura 4.16 Reporte de ansiedad	142
Figura A.1 Inicio de sesión	165
Figura A.2 Panel del médico	166
Figura A.3 Lista de pacientes	166
Figura A.4 Perfil del paciente	167
Figura A.5 Comentarios del paciente análisis de depresion	168
Figura A.6 Opción diagnóstico de depresión	168
Figura A.7 Resultado de diagnóstico de depresión	169
Figura A.8 Síntomas de depresión	169
Figura A.9 Emociones de depresión	170
Figura A.10 Reporte clínico depresión	170
Figura A.11 Comentarios del paciente análisis de ansiedad	171

Figura A.12 Opción diagnóstico de ansiedad	171
Figura A.13 Resultado de diagnóstico de ansiedad	172
Figura A.14 Síntomas de ansiedad	172
Figura A.15 Emociones de ansiedad	173
Figura A.16 Reporte clínico ansiedad	173
Figura B.1 Diagrama de clases del modelo computacional para la detección de depresión	176
Figura B.2 Diagrama de clases del modelo computacional para la detección de la ansiedad	178
Figura B.3 Servicio ObtenerTweetsPorId	180
Figura B.4 Servicio ObtenerTweetUnicoPorId	182
Figura B.5 Servicio ObtenerUltimos10Tweets	187
Figura B.6 Servicio ObtenerUsuarioPorId	189
Figura B.7 Servicio ObtenerUsuarioPorUserName	190
Figura B.8 Servicio ObtenerTweetsRecientes	191
Figura B.9 Servicio ObtenerEmociones	193
Figura B.10 Servicio ObtenerUsuarioPorDescripcion	195
Figura B.11 Servicio ObtenerPronostico	196
Figura B.12 Creación de nuevo servicio REST	202
Figura B.13 Principales EndPoint	203
Figura B.14 Proceso para análisis de trastornos	203
Figura B.15 Resultados de una cuenta previamente analizada	204
Figura B.16 EndPoint de extracción de emociones	204
Figura B.17 Normalización de los valores de ansiedad y depresión	205

Figura B.18 Servicio REST obtener publicaciones por usuario	206
Figura B.19 Servicio REST obtener emociones	207
Figura B.20 Servicio REST obtener las últimas publicaciones de un usuario	207
Figura B.21 Inicio de sesión	208
Figura B.22 Panel del médico	209
Figura B.23 Lista de pacientes	209
Figura B.24 Perfil del paciente	210
Figura B.25 Comentarios en la red social	210
Figura B.26 Selección de comentarios y acciones	211
Figura B.27 Generar diagnóstico	211
Figura B.28 Síntomas de depresión obtenidos	212
Figura B.29 Emociones de depresión obtenidas	212
Figura B.30 Reporte	213
Figura B.31 Comentarios en la red social	213
Figura B.32 Selección de comentarios y acciones	214
Figura B.33 Generar diagnóstico	214
Figura B.34 Síntomas de ansiedad obtenidos	215
Figura B.35 Emociones de ansiedad obtenidas	215
Figura B.36 Reporte	216

INDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Métodos para detección de depresión	40
Tabla 2.2 Métodos para detección de ansiedad	48
Tabla 2.3 Métodos para detección de trastornos mentales diferentes a depresión o ansiedad	55
Tabla 3.1 Etapas de la metodología	59
Tabla 3.2 Características de las aplicaciones para detección de trastornos mentales	61
Tabla 3.3 Comparativa de las APIs para la Detección de emociones, Entidades, Análisis de sentimientos y Lenguajes soportados	67
Tabla 3.4 Díadas primarias, secundarias y terciarias según Plutchik	71
Tabla 3.5 Relación entre emociones detectadas por la API y síntomas de depresión	72
Tabla 3.6 Relación entre emociones detectadas por la API y síntomas de ansiedad	75
Tabla 3.7 Requerimientos del módulo de detección de depresión y ansiedad	76
Tabla 3.8 Matriz ponderada de síntomas de depresión	84
Tabla 3.9 Matriz de comparación por pares normalizada	85
Tabla 3.10 Porcentaje de valores de síntomas	85
Tabla 3.11 Equivalencia entre síntomas y emociones	87
Tabla 3.12 Puntajes síntomas-emociones	89
Tabla 3.13 Ponderación de las emociones relativas a los síntomas de la depresión	91
Tabla 3.14 Modelo de detección de niveles de depresión	92
Tabla 3.15 Matriz ponderada de síntomas de ansiedad	98
Tabla 3.16 Matriz de comparación por pares normalizada	99

Tabla 3.17 Porcentaje de valores de síntomas	99
Tabla 3.18 Equivalencia entre síntomas y emociones	100
Tabla 3.19 Puntajes síntomas-emociones	103
Tabla 3.20 Ponderación de las emociones relativas a los síntomas de la ansiedad	105
Tabla 3.21 Modelo de detección de niveles de ansiedad	106
Tabla 3.22 usuario	110
Tabla 3.23 datos_usuario	110
Tabla 3.24 domicilio	111
Tabla 3.25 antecedentes	112
Tabla 3.26 X®	112
Tabla 3.27 Reddit®	113
Tabla 3.28 síntomas	113
Tabla 3.29 pronóstico	114
Tabla 3.30 recomendacion_tratamiento	114
Tabla 3.31 resultados	115
Tabla 4.1 Valores de las emociones obtenidos con MeaningCloud	122
Tabla 4.2 Aplicación del modelo de detección de niveles de depresión	123
Tabla 4.3 Niveles de depresión detectados	129
Tabla 4.4 Matriz de confusión y métricas	130
Tabla 4.5 Valores de las emociones obtenidos con MeaningCloud	135
Tabla 4.6 Aplicación del modelo de detección de niveles de ansiedad	137
Tabla 4.7 Niveles de ansiedad detectados	143

Tabla 4.8 Matriz de confusión y métricas	143
Tabla B.1 ObtenerTweetsporId	180
Tabla B.2 ObtenerTweetUnicoPorId	186
Tabla B.3 ObtenerUltimos10Tweets	187
Tabla B.4 ObtenerUsuarioPorId	189
Tabla B.5 ObtenerUsuarioPorUsername	190
Tabla B.6 ObtenerTweetsRecientes	191
Tabla B.7 ObtenerEmociones	193
Tabla B.8 ObtenerUsuarioPorDescripcion en Reddit®	195
Tabla B.9 ObtenerPronosticoDepresion en X®	196
Tabla B.10 ObtenerPronosticoAnsiedad en X®	199

RESUMEN

Alrededor de 450 millones de personas a nivel mundial padecen algún tipo de trastorno mental. La depresión es el que más afecta a la población y es, además, una de las principales causas de discapacidad en el mundo (Informativa, 2018) Se estima que en México el 30% de la población de entre 18 y 65 años sufre al menos una vez, una enfermedad o un trastorno mental. Sin embargo, solo el 50% de los pacientes con un trastorno mental son diagnosticados correctamente en atención primaria. Los trastornos mentales como depresión y ansiedad son difíciles de reconocer para las personas y aceptar que se requiere ayuda profesional es aún más difícil. La timidez, ansiedad y especialmente el estigma de tener un trastorno mental conllevan a que las personas no compartan cómo se sienten y no pidan ayuda. Un esfuerzo global común para controlar trastornos tales como la depresión y ansiedad implica detectarlos a través de métodos basados en encuestas por teléfono o cuestionarios en línea. Sin embargo, estos estudios sufren de representación insuficiente, sesgos de muestreo e información incompleta. Además, las grandes brechas temporales entre la recopilación de datos y la difusión de los resultados retrasan la administración de medidas correctivas oportunas y apropiadas.

La presente propuesta de investigación pretende realizar una aportación en el campo de la Inteligencia artificial y en el dominio de la salud (tomando en consideración las aportaciones de especialistas médicos), con el desarrollo de un sistema que aplica un modelo computacional de detección de depresión y ansiedad basado en el Procesamiento de Lenguaje Natural y Aprendizaje Automático para reconocer automáticamente indicadores (signos y síntomas) que permitan la identificación de los trastornos mencionados por medio de las redes sociales de los usuarios, lo que impacta positivamente en la salud de las personas que presentan los padecimientos mencionados.

Los beneficios esperados se dan en relación con el desarrollo de un sistema que aplique el modelo de detección de depresión y ansiedad y que aproveche el uso que actualmente se da a las redes sociales por parte de los usuarios que los padecen, a fin de tener un historial a partir del cual se recibe información del padecimiento y se realice la respectiva determinación de los niveles de depresión y ansiedad durante un periodo específico.

ABSTRACT

Around 450 million people worldwide suffer from some type of mental disorder. Depression is the one that affects the population the most and is, in addition, one of the main causes of disability in the world (Informativa, 2018). It is estimated that in Mexico 30% of the population between 18 and 65 years old suffers from at least once, a mental illness or disorder. However, only 50% of patients with a mental disorder are correctly diagnosed in primary care. Mental disorders such as depression and anxiety are difficult for people to recognize and accepting that professional help is required is even more difficult. Shyness, anxiety and especially the stigma of having a mental disorder mean that people do not share how they feel and do not ask for help. A common global effort to control disorders such as depression and anxiety involves detecting them through methods based on telephone surveys or online questionnaires. However, these studies suffer from underrepresentation, sampling bias, and incomplete information. Furthermore, large temporal gaps between data collection and dissemination of results delay the administration of timely and appropriate corrective measures.

The present research proposal aims to make a contribution in the field of Artificial Intelligence and in the health domain (taking into consideration the contributions of medical specialists), with the development of a system that applies a computational model for detecting depression and anxiety based on Natural Language Processing and Machine Learning to automatically recognize indicators (signs and symptoms) that allow the identification of the aforementioned disorders through users' social networks, which positively impacts the health of people who present the aforementioned conditions.

The expected benefits are in relation to the development of a system that applies the depression and anxiety detection model and that takes advantage of the current use of social networks by users who suffer from them, in order to have a history from which information about the condition is received and the respective determination of the levels of depression and anxiety is made during a specific period.

INTRODUCCIÓN

La salud mental es una parte importante de la salud general. Las personas que emocionalmente están sanas tienen el control de sus pensamientos, comportamientos y sentimientos. La Organización Mundial de la Salud (OMS) define la salud mental como el estado de bienestar en el cual la persona es consciente de sus propias capacidades, afronta las tensiones normales de la vida, trabaja de forma productiva y fructífera, y realiza una contribución a su comunidad (OMS, 2013). Actualmente, con el ritmo de vida, el número de males relacionados con la salud mental va en aumento, y afecta en todas las edades. Alrededor de 450 millones de personas a nivel mundial padecen algún tipo de trastorno mental. Diversos estudios reportan que a escala mundial existe mayor relevancia de las siguientes categorías: trastornos del estado de ánimo (trastorno depresivo mayor) trastornos de ansiedad, trastornos relacionados con el abuso de sustancias, trastornos psicóticos y trastornos cognoscitivos.

La depresión es el trastorno mental que más afecta a la población y es, además, una de las principales causas de discapacidad en el mundo (Informativa, 2018), así como la ansiedad. Se estima que en México el 30% de la población con el rango de 18 a 65 años padece al menos una vez, un trastorno o una enfermedad mental. Sin embargo, solo el 50% de los pacientes con un trastorno mental son diagnosticados correctamente en atención primaria. Los trastornos como depresión y ansiedad son difíciles de reconocer para las personas y aceptar que se requiere ayuda profesional es aún más difícil. La timidez, ansiedad y especialmente el estigma de tener un trastorno mental conllevan a que las personas no compartan cómo se sienten y no pidan ayuda. Un esfuerzo global común para controlar trastornos tales como la depresión y ansiedad implica detectarlos a través de métodos basados en encuestas por teléfono o cuestionarios en línea. Sin embargo, estos estudios sufren de representación insuficiente, sesgos de muestreo e información incompleta. Además, las grandes brechas temporales entre la recopilación de datos y la comunicación de los resultados retrasan la administración de medidas correctivas oportunas y apropiadas. El sesgo cognitivo, que impide que los participantes den respuestas veraces, es otra limitación (Haselton et al., 2015). Hoy en día, muchas personas, especialmente los adolescentes, encuentran una manera de compartir su sufrimiento sin estar expuestos, por ejemplo, a través de foros y redes

sociales. Las plataformas de comunicación proporcionan un entorno anónimo donde personas de ideas afines de prácticamente cualquier parte del mundo intercambian experiencias e ideas (Karmen et al., 2015). Por lo tanto, la detección a través de medios sociales es una forma proactiva y prometedora de identificar individuos con un alto riesgo de presentar un trastorno mental, facilitando una intervención oportuna y por tanto mejorar la salud pública. Por ejemplo, X® (actualmente X) es un recurso valioso para aprender sobre los sentimientos, emociones, comportamientos y decisiones de los usuarios que reflejan su salud mental a medida que experimentan los altibajos en tiempo real. En los últimos años, varios enfoques se propusieron para estudiar el estado de ánimo y la salud mental a través del contenido de X®, sitios web y cuestionarios como PHQ9(*Patient Health Questionnaire-9*, Cuestionario sobre la Salud del Paciente-9) y GAD-7(*General Anxiety Disorder-7*, Desorden de Ansiedad General). Estos enfoques se clasifican en dos grupos principales: 1) basados en análisis estadístico donde se llevan a cabo principalmente encuestas a pacientes y 2) basados en un enfoque automático (Aprendizaje automático supervisado), que se fundamentan en extraer información de redes sociales como X® y en entrenar algoritmos tales como Máquina de Soporte Vectorial (*Support Vector Machine*, SVM) y Red Neural Convolutiva (*Convolutional Neural Network*, CNN) con el objetivo de crear un modelo predictivo.

La presente propuesta de investigación pretende realizar una aportación innovadora en el campo de la Inteligencia artificial y en dominio de la salud (tomando en consideración las aportaciones de especialistas médicos), con el desarrollo un sistema basado en un modelo que aplica el Procesamiento de Lenguaje Natural y Aprendizaje Automático para identificar indicadores (signos y síntomas) de depresión y ansiedad de las redes sociales de los usuarios, lo que impactará positivamente en la salud de las personas que presentan los padecimientos mencionados.

El presente documento se estructura en cuatro capítulos, en el capítulo 1 se muestran los antecedentes en el cual se definen los conceptos más relevantes en relación con este tema de tesis. En el capítulo 2 se incluye el estado del arte que integra los trabajos relacionados al presente trabajo. Al final del mismo se incluye un análisis comparativo de los trabajos relacionados y características principales detectadas. El capítulo 3 describe el contenido de

las actividades realizadas en cada fase de la metodología de desarrollo de este trabajo de tesis. En el capítulo 4 se muestran los resultados obtenidos por medio del caso de estudio definido y se presenta la discusión del tema.

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los trastornos mentales se caracterizan por una combinación de alteraciones del pensamiento, la percepción, la conducta, las emociones y las relaciones con los demás. De acuerdo a la Organización Mundial de la Salud (OMS) en el mundo alrededor de 450 millones de personas padecen algún tipo de trastorno mental. La depresión es el que más afecta a la población y es, además, una de las principales causas de discapacidad. Se estima que en México el 30% de la población en el rango de 18 a 65 años padeció al menos una vez, una enfermedad o un trastorno mental (Carreño García & Medina Mora Elena, 2018).

Algunos trastornos mentales son difíciles de identificar, muchas veces las personas no saben reconocer cuando ellos o algún conocido padecen alguno y menos aún como tratarlo. Existen muchas ideas erróneas que rodean a la salud mental. Por ejemplo, una de las más serias es la creencia de que las enfermedades mentales no son “enfermedades reales” y que “las personas con este tipo de problemas suelen activarse y seguir con sus vidas”. El estigma en la salud mental es un problema global y no solo contribuye significativamente al sufrimiento de las personas con algún trastorno mental, sino que se asocia con tasas más bajas de búsqueda de ayuda (Manos et al., 2009). Esto da como resultado una población que está motivada para ocultar o disfrazar sus síntomas.

La comorbilidad que implica la coexistencia en la misma persona de un trastorno mental (depresión, ansiedad, entre otras), y de una enfermedad física (diabetes, cáncer) es un área de interés creciente en la atención de salud, ya que los pacientes que padecen este tipo de trastornos con menor frecuencia cumplen el tratamiento o las sugerencias médicas, por lo que se exponen a un riesgo mayor de discapacidad y mortalidad. Por ejemplo, se demostró que pacientes con depresión comúnmente no cumplen con los regímenes de medicamentos en una frecuencia tres veces mayor que los pacientes sin depresión. También existen

evidencias que la depresión predice la incidencia de problemas cardíacos (Smith, 2018) (Palacios et al., 2018).

Varios estudios reportan que existe a escala mundial mayor relevancia de las siguientes categorías: trastornos del estado de ánimo (trastorno depresivo mayor), trastornos de ansiedad. Además, el estudio presentado por (A. M. Williams et al., 2016) en desarrollo de la Calidad de Vida (*Quality of Life Research*, QLR) demuestra que la depresión, el estrés y otras afecciones de salud mental afectan negativamente las capacidades de manejo de enfermedades crónicas de un paciente más que la enfermedad en sí. Los resultados del estudio mostraron que los sentimientos depresivos se correlacionaron con una menor calidad de vida y la calidad de vida relacionada con la salud. Además, los resultados mostraron que la angustia psicológica afecta la calidad de vida de una persona tanto o más que una condición crónica como la diabetes.

Actualmente las redes sociales se presentan como un medio de comunicación en general pero también específicamente de los estados de ánimo de las personas, los cuales son plasmados por medio de los comentarios que realizan y que son procesados por medio de herramientas computacionales como el análisis de sentimientos que permiten identificar trastornos mentales como la depresión y ansiedad.

Los enfoques actuales para el diagnóstico de depresión y ansiedad se centran en aquellos que utilizan técnicas de aprendizaje automático y de procesamiento de lenguaje natural. Los cuales procesan los comentarios que los usuarios realizan en las redes sociales y aplicando las técnicas mencionadas detectan depresión o ansiedad. Si bien existen diferentes tipos de estudios realizados sobre la materia y que están relacionados con el desarrollado en la presente tesis, dentro de las investigaciones realizadas las cuales se centran en modelos, métodos, enfoques, sistemas, estudios, aplicaciones web, *frameworks*, clasificadores, análisis, plataformas y algoritmos son pocas las investigaciones centradas en la detección de los síntomas que presenta una persona y en la relación que existe con las emociones detectadas a través del análisis de los sentimientos mediante el procesamiento del lenguaje natural por medio de los comentarios que los usuarios escriben en las redes. social. Dado lo anterior se presentan las siguientes preguntas de investigación:

¿Qué ventajas se tiene con un nuevo modelo computacional para el diagnóstico de la depresión y ansiedad?

¿Como se detectan emociones de los usuarios que utilizan redes sociales a través de sus comentarios?

¿Es posible detectar depresión y ansiedad por medio de los comentarios que realizan los usuarios en redes sociales como X®?

¿Existe algún modelo de detección de depresión y ansiedad por medio de los comentarios que realizan los usuarios en redes sociales que esté avalado por especialistas médicos y que permita la canalización para mejora de la salud a través de dicho modelo de detección?

En relación a lo anterior, actualmente no se reporta en la literatura un modelo computacional de identificación de depresión y ansiedad por medio de los comentarios que realizan los usuarios en redes sociales que identifique emociones y síntomas, que sea avalado por especialistas médicos y que aplique técnicas de procesamiento de lenguaje natural y aprendizaje automático, por lo que el modelo que se desarrollará permitirá integrar esas partes en un ciclo completo hasta el de la presentación de informes de niveles de depresión y ansiedad que le permita al especialista iniciar el tratamiento y dar el seguimiento en casos específicos.

JUSTIFICACIÓN

El valor de los medios sociales para comprender la salud mental es importante, ya que brinda acceso a cuentas públicas, comportamientos, actividades, pensamientos y sentimientos de los usuarios que son indicativos de bienestar emocional. Estos datos son de gran valor para identificar a las personas con riesgo de depresión, o ansiedad. El uso de los medios sociales junto con las herramientas computacionales enfocadas a aplicaciones de salud, sobre todo en el área de la salud pública, es un área de investigación en rápido crecimiento.

En la literatura se han detectado una gran cantidad de estudios para la detección automática de depresión y ansiedad pero la mayoría de estos estudios no analizan explícitamente síntomas (Akhilesh Kumar et al., 2022)(Yazdavar et al., 2020)(M. Y. Chang & Tseng, 2020)

(Shen & Rudzicz, 2017) (por ejemplo, trastornos del sueño, fatiga o pérdida de energía) que son útiles para crear sistemas de monitoreo de salud mental, asimismo la mayoría de los estudios mencionados no se apoyan en especialistas en trastornos mentales ya que solo toman la información y la contrastan con cuestionarios de detección de trastornos y presentan los resultados, hecho que en la presente investigación si se realiza a través del seguimiento continuo de psicólogos, psiquiatras y logoterapeutas aunado a la aplicación de técnicas de procesamiento de lenguaje natural interrelacionadas con síntomas y emociones obtenidos en redes sociales. Dada la alta prevalencia de la depresión y ansiedad existe una gran necesidad de aplicación de mecanismos de detección de dichos trastornos por medio de los comentarios de redes sociales que realizan los usuarios aplicando nuevas herramientas tecnológicas y que sean avalados por especialistas médicos.

HIPÓTESIS

Todo lo escrito en el apartado del planteamiento del problema tiene la finalidad de plantear formalmente una hipótesis válida tal como la que se presenta a continuación:

El desarrollo de un sistema basado en técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural y Aprendizaje Automático validado por especialistas médicos a partir de los comentarios realizados por los usuarios en los medios sociales permitirá la identificación niveles de depresión y ansiedad.

Existe la posibilidad de generar hipótesis alternas a la planteada en el presente documento, sin embargo, esta hipótesis representa la idea central del proyecto que se pretende desarrollar.

OBJETIVOS

Objetivo general

Desarrollar un modelo computacional que permita la identificación de depresión y ansiedad de los comentarios escritos en redes sociales mediante técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural y Aprendizaje automático.

Objetivos específicos

- Analizar los diferentes medios sociales tales como como blogs, foros, redes sociales y sitios web e identificar a las redes sociales que cuenten con comunidades que realicen comentarios procesables y que interactúen en la difusión de trastornos mentales como la depresion y la ansiedad.
- Extraer información de medios sociales.
- Realizar el preprocesamiento de los comentarios extraídos.
- Analizar las emociones de los comentarios/posts extraídos y procesados.
- Diseñar el modelo con el apoyo de especialistas que relaciona las emociones detectadas con los trastornos mentales.
- Implementar el modelo en un sistema de software.
- Validar el sistema desarrollado clínicamente en un caso de estudio como prueba de concepto para evaluar su funcionamiento.

CONTRIBUCIÓN AL CONOCIMIENTO

Un modelo computacional que permita la correlación emociones-síntomas, de textos obtenidos en redes sociales para la detección de niveles de depresión y ansiedad.

CAPÍTULO I

ANTECEDENTES

En este capítulo se definen los conceptos básicos con relación al tema de tesis, que se incluyen en un marco teórico y que sirven de referencia a las actividades realizadas en el desarrollo de un modelo computacional de detección de depresión y ansiedad.

1.1 Marco teórico

1.1.1 Enfermedades mentales

La salud mental es una parte importante de la salud general. Las personas que están sanas emocionalmente tienen el control de sus sentimientos, pensamientos y comportamientos. La Organización Mundial de la Salud (OMS) define la salud mental como el estado de bienestar en el cual la persona es consciente de sus propias capacidades, afronta las tensiones normales de la vida y trabajar de forma productiva y fructífera, y es capaz de hacer una contribución a su comunidad (OMS, 2013).

Existen una amplia variedad de trastornos mentales, los cuales presentan manifestaciones distintas. Se caracterizan por una combinación de alteraciones del pensamiento, las emociones, la percepción, la conducta y las relaciones con los demás. Entre ellos se incluyen la depresión, la ansiedad, el trastorno afectivo bipolar, la esquizofrenia y otras psicosis, la demencia, las discapacidades intelectuales y los trastornos del desarrollo, como el autismo (OMS, 2019).

1.1.1.1 Depresión

Según la Asociación Estadounidense de Psiquiatría (APA), el trastorno depresivo mayor es una afección médica común y grave que afecta de manera negativa cómo se sienten y actúan las personas y cómo piensan. La depresión conduce a problemas físicos y emocionales, además afecta la capacidad de una persona para funcionar en todas partes. Existen síntomas que determinan si se trata de depresión o de tristeza que todos experimentan en la vida. Determinar si los sentimientos negativos persistentes son el resultado de depresión son el primer paso hacia la curación y la recuperación. Las siguientes son señales permiten determinar si se presenta un caso de depresión:

1. **Perspectiva desesperada:** La depresión presenta un cambio del estado de ánimo que afecta la forma en que se toman las cosas de la vida en general. Una perspectiva de vida desesperada o impotente es un síntoma común de depresión. Otros sentimientos son: culpa inapropiada, odio a uno mismo o inutilidad.

2. **Pérdida de interés:** La depresión elimina el disfrute o placer que se siente por las cosas que amadas. El abandono de actividades de diversión o la pérdida de interés por las cosas es otro signo indicador de depresión. Algunos síntomas de depresión mayor incluyen la impotencia o disminución del deseo sexual.

3. **Problemas para dormir o fatiga:** Muchas veces se dejan de hacer las cosas que se disfrutaban por sentirse muy cansado. La depresión comúnmente se acompaña de falta de energía y una gran sensación de fatiga, que es uno de los síntomas más debilitantes de este trastorno lo conduce a un exceso de sueño. La depresión también está relacionada con el insomnio ya que se llega a caer en estados continuos de falta de sueño.

4. **Ansiedad:** La ansiedad llega a presentarse al mismo tiempo que la depresión. Los síntomas de ansiedad incluyen: pánico, inquietud o sensación de tensión, nerviosismo, frecuencia cardíaca rápida, sentimientos de peligro, sudoración intensa, respiración rápida, temblores o espasmos musculares, dificultad de concentración o no pensar con claridad en otras cosas diferentes a lo que hace que una persona se preocupe

5. Irritabilidad: La depresión incide en los sexos de manera diferente. Los hombres presentan síntomas que no presentan las mujeres como abuso de sustancias, irritabilidad, comportamiento de riesgo, o ira fuera de lugar.

6. Cambios en el apetito y el peso: El peso y el apetito llegan a ser variables en personas con depresión. Algunas personas pierden el apetito y peso mientras que otras comen de más y su peso se incrementa. Una señal de si los cambios en la dieta se relacionan con depresión es si se hacen de manera intencional o no. Si no es así, llegan a indicar que se relacionan con la depresión.

7. Emociones incontrolables: Las personas con depresión sufren de arrebatos en sus estados de ánimo, en un momento se sufre una gran furia y al rato, se cambia a llanto incontrolable. Las emociones tienen altibajos en cualquier momento. La depresión también provoca numerosos cambios de humor.

8. Tendencia suicida: La depresión en ocasiones se relaciona con el suicidio. En 2016, alrededor de 800.000 personas murieron por suicidio en el mundo de acuerdo a cifras de la Organización Mundial de la Salud. Las personas que mueren por suicidio muestran fuertes síntomas de depresión. Es común que las personas comiencen a hablar de ello antes de intentar terminar con su vida.

1.1.1.2 Ansiedad

De acuerdo a la Asociación Americana de Psicología (APA) la ansiedad se caracteriza por sentimientos de tensión, pensamientos preocupantes y cambios físicos. Los trastornos de ansiedad, como el trastorno de pánico y el trastorno obsesivo compulsivo (TOC), provocan pensamientos intrusivos o preocupaciones recurrentes y síntomas físicos como sudoración, temblores, mareos o aceleración de los latidos del corazón.

De acuerdo con (Spence, 1998) Los trastornos de ansiedad se presentan de diversas formas, como la ansiedad por separación, la fobia social, la ansiedad generalizada, el trastorno de pánico con y sin agorafobia, el trastorno obsesivo-compulsivo y las fobias específicas.

Cuando la ansiedad se transforma en patológica presenta malestar significativo, con síntomas que dañan tanto en el plano físico como en el psicológico y el conductual, entre los que cabe destacar:

1. Físicos: los cuales se dividen en: Vegetativos como sudoración, sequedad de boca, inestabilidad y mareo; Neuromusculares: tensión muscular, temblores, parestesias, cefaleas; Cardiovasculares: taquicardias, palpitaciones, dolor precordial; Respiratorios: disnea; Digestivos: náuseas, vómitos, diarrea, estreñimiento, dispepsia, meteorismo y aerofagia; Genitourinarios: micción frecuente, así como problemas de ámbito sexual.

2. Psicológicos y conductuales: Preocupación, aprensión, sensación de agobio, miedo a volverse loco, a perder el control, o sensación de muerte inminente, sensación de pérdida de memoria, dificultad de concentración, irritabilidad, inquietud, desasosiego; inhibición o bloqueo psicomotor, conductas para evitar determinadas situaciones, compulsiones u obsesiones. Dichos síntomas interactúan entre sí. Por ejemplo, los síntomas cognitivos incrementan los síntomas fisiológicos y estos a su vez disparan los síntomas conductuales. Cabe mencionar que varios síntomas de la ansiedad suelen parecerse, superponerse o confundirse con aquellos que presentan padecimientos no mentales, tales como la hipoglucemia o la arritmia cardíaca.

1.1.2. Naturaleza de las emociones

De acuerdo con (Plutchik, 2001), en la existencia humana cotidiana se conciben las emociones como un sentimiento, un estado interior. La experiencia interna de una emoción es a menudo confusa, particularmente porque se pueden experimentar varias emociones al mismo tiempo. Plutchik utiliza el término "emoción" como un término único y general para un grupo de fenómenos. Como procesos complejos con valor funcional tanto en la comunicación como en el aumento de las posibilidades de supervivencia del individuo, las emociones representan métodos próximos para lograr la aptitud evolutiva. Las emociones primarias pueden conceptualizarse de una manera análoga a una rueda de color colocando emociones similares juntas y opuestas separadas 180 grados, como colores complementarios. Otras emociones son mezclas de las emociones primarias, así como algunos colores son primarios y otros se obtienen mezclando los colores primarios. El modelo propuesto por

Plutchik sugiere ocho emociones bipolares básicas: alegría versus tristeza, ira versus miedo, aceptación versus disgusto y sorpresa versus expectativa (Plutchik, 2018).

1.1.3 Procesamiento de Lenguaje Natural

El procesamiento de lenguaje natural (PLN) es un área que se basa en técnicas computacionales para analizar y representar textos que se dan naturalmente en uno o más niveles del análisis lingüístico con el objetivo de obtener el procesamiento de lenguaje parecido al humano para una serie de tareas o aplicaciones. Varias definiciones se propusieron por diferentes autores para el término PLN. A continuación, se presenta la más citada por la comunidad investigadora. (M. De Choudhury and M. Gamon, n.d.) la cual define PLN como: “área de investigación que explora cómo las computadoras se utilizan para entender y manipular texto escrito en lenguaje natural o del habla para hacer operaciones útiles”. Por lo tanto, el objetivo del PLN es el desarrollo de métodos, recursos, y herramientas que permitan analizar y entender el lenguaje natural de tal forma que logran la comunicación entre el humano y máquinas.

1.1.3.1 Análisis de sentimientos

El análisis de sentimientos permite analizar datos textuales, como publicaciones en redes sociales, comentarios de clientes, o cualquier forma de texto para clasificar los sentimientos expresados en el texto. Los sentimientos se pueden clasificar en sentimientos positivos los cuales indican una opinión favorable; sentimientos negativos que indican insatisfacción o críticas; y sentimientos neutrales los cuales no expresan ningún sentimiento particular.

Preprocesamiento de texto

El proceso de análisis de sentimientos normalmente implica preprocesamiento de texto, clasificación de sentimientos y agregación o visualización de sentimientos. Es posible analizar el atributo de texto de cada comentario y determinar la polaridad del sentimiento en función de los comentarios recopilados (Tiwari, 2023).

Los pasos que se utilizan en el preprocesamiento se describen a continuación.

Recolección de datos

Se extraen los datos a procesar los cuales pueden ser texto, incluidos emoticones y hashtags. Dichos datos se envían al proceso de análisis de texto.

Tokenización

Permite segmentar un texto en unidades más pequeñas como palabras o frases, así como reducir palabras a su forma base o raíz para formar tokens.

Eliminación de palabras vacías

Se deben eliminar las palabras que aparecen comúnmente en todos los documentos. Por lo general, los pronombres y artículos generalmente se determinan como palabras vacías.

Etiquetado de partes de la oración

Etiqueta cada palabra de un documento en una categoría gramatical. Entre las categorías se encuentran los adjetivos, sustantivos, verbos, adverbios y preposiciones. Con *PoS tagging* se define la categoría gramatical a la que pertenece cada palabra.

Reconocimiento de entidad nombrada

Detecta y categoriza información en un texto definiendo entidades nombradas. Estas se refieren a los temas clave de un texto, como nombres, ubicaciones, empresas, eventos y productos, así como temas, temas, horas, valores monetarios y porcentajes.

Reemplazo de emojis

Permite que los emojis en un texto se conviertan en palabras correspondientes, mejorando la legibilidad y consistencia del texto en el conjunto de datos.

Eliminar puntuación, números, espacios adicionales y reemplazar repeticiones de puntuación

Permite eliminar la puntuación del texto, eliminar números reemplazándolos con una cadena vacía, elimina espacios adicionales dividiendo el texto en palabras y juntándolas nuevamente

con un solo espacio, así como reemplaza repeticiones de signos de puntuación utilizando expresiones regulares.

1.1.4 Aprendizaje automático

Varias definiciones son propuestas por diferentes autores para el término Aprendizaje Automático. A continuación, se presenta la más citada por la comunidad investigadora.

(Samuel, 1959) define ML como: *“Un campo de estudio que brinda a las computadoras la capacidad de aprender sin ser programado explícitamente”*

El enfoque basado en aprendizaje automático consiste en el entrenamiento de un algoritmo de clasificación supervisado a partir de una colección de datos etiquetados. Este enfoque consiste en dos principales pasos:

- 1) Extracción de características desde un conjunto de datos de entrenamiento. Las características se extraen a través de métodos como bolsa de palabras, n-gramas, frecuencia de términos (TF-IDF-*Term Frequency – Inverse Document Frequency*), entre otros.
- 2) Entrenamiento del algoritmo de clasificación a través de los vectores de características. Comúnmente se requiere de dos grupos de datos, uno de entrenamiento y otro de pruebas. El primer grupo se utiliza para que el algoritmo “aprenda” de las diferentes características de los documentos, y el segundo grupo sirve para evaluar el rendimiento del modelo obtenido.

En la Figura 1.1 se observa el funcionamiento del proceso del aprendizaje automático.

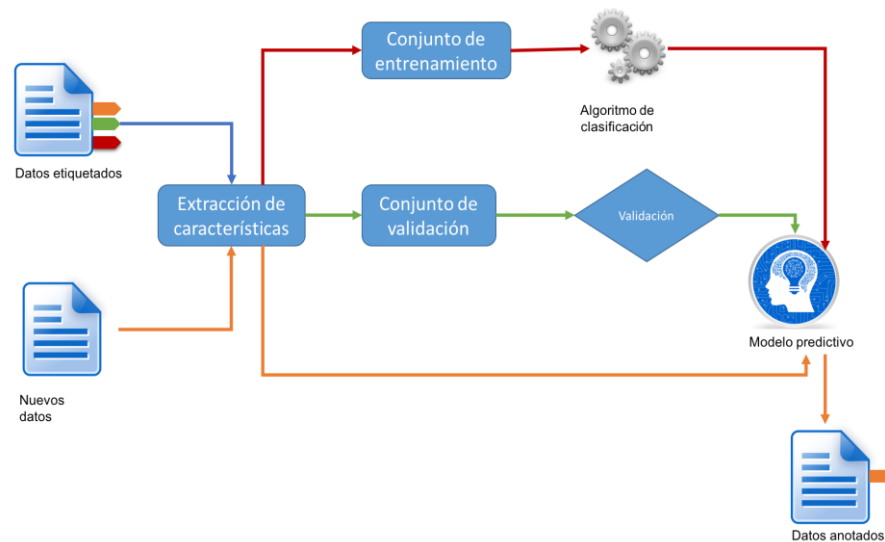


Figura 1.1 Proceso de Aprendizaje Automático((Salas Zárate, 2017)

1.1.4.1 Algoritmos de clasificación

Máquina de soporte vectorial

La máquina de soporte vectorial (SVM)) es una técnica de aprendizaje automático, que tiene una base teórica sólida y realiza una clasificación más precisa que la mayoría de otros algoritmos. Muchos investigadores concluyen que SVM es el método más preciso para la clasificación de texto. Este algoritmo es comúnmente utilizado en la minería de opiniones obteniendo buenos resultados de clasificación (Pang et al., 2002)(Al Shboul et al., 2015)(Yijing et al., 2016). SVM es un método de aprendizaje lineal que encuentra un hiperplano óptimo para separar dos clases. SVM busca maximizar la distancia al punto de entrenamiento más cercano de cada clase para lograr un mejor rendimiento de clasificación (Moraes et al., 2013).

Red bayesiana

La red bayesiana es estructurada como una combinación de un grafo acíclico dirigido de nodos y enlaces, y un conjunto de tablas de probabilidad condicional. Los nodos representan

características o clases, mientras que los enlaces entre los nodos representan la relación entre ellos. Las tablas de probabilidad condicional determinan la fuerza de los enlaces. Existe una tabla de probabilidad para cada nodo que define la distribución de probabilidad para el nodo, dados sus nodos principales. Si un nodo no tiene padres, la distribución de probabilidad es incondicional. Si un nodo tiene uno o más padres, la distribución de probabilidad es una distribución condicional, donde la probabilidad de cada valor de característica depende de los valores de los padres (N. Williams et al., 2006).

Arboles de decisión

Los árboles de decisión proporcionan una solución para problemas de clasificación donde se utilizan grandes conjuntos de datos y la información contenida es compleja (Aitkenhead, 2008). En un árbol de decisiones cada nodo del árbol representa una característica en una instancia para ser clasificada y cada rama representa un valor que el nodo llega a asumir. Las instancias se clasifican a partir del nodo raíz y se ordenan en función de sus valores de la característica. El algoritmo más conocido en la literatura para construir arboles de decisión es el C4.5 (Quinlan, 2014), que es una extensión del algoritmo ID3 (Quinlan, 1979).

Una de las principales características de los árboles de decisión es su comprensibilidad, es decir, es fácil entender por qué clasifica una instancia a una clase específica. Además, los árboles de decisión tienden a funcionar mejor cuando se trata de características discretas.

Bagging

Es una de las técnicas más populares de ensamblado estadístico. Actuando principalmente a nivel de datos de entrada, *bagging* hace uso de remuestreos con reemplazamiento *bootstrap* para dar lugar a perturbaciones del conjunto de entrenamiento S , entrenando los clasificadores base en cada una de ellas para obtener así a modelos más diversos (Breiman, 1999)

Voting

Voting es la técnica más fácil de entender, ya que asemeja a la democracia. Cuando se realiza un ensemble de tipo *voting* se tienen diferentes algoritmos y a todos se les entrena con los mismos datos. La forma como se realiza la votación varía si se resuelve un problema de clasificación o de regresión (P. K. Chan & Stolfo, 1995).

Stacking

Presenta una mejora al modelo *voting*. Se crea un nuevo modelo denominado *Meta Model*. El conjunto de modelos serán los modelos base. El *Meta Model* usa como entradas las predicciones de los modelos base. Al final el *Meta Model* presenta la predicción final (Džeroski & Ženko, 2004).

Validación Cruzada

también conocida como estimación de rotación o técnica de prueba fuera de muestra. Se utiliza en modelos de predicción, y busca evaluar con qué precisión se desempeñará un modelo predictivo en el entrenamiento. Dado un conjunto de datos etiquetado en los que se lleva a cabo el entrenamiento del modelo en una clasificación o tarea de predicción. Luego, el modelo entrenado se prueba en un conjunto de datos invisible llamado conjunto de prueba o conjunto de datos de validación (Browne, 2000) .

Boosting

Se basa en la aplicación de varios modelos débiles para lograr un modelo fuerte que tenga menos errores. La forma aplica los modelos es secuencial, de tal manera que el modelo toma en cuenta los errores de su predecesor. Se combinan los modelos al asignar pesos dependiendo de su desempeño en una función matemática. Lo cual hace que el algoritmo identifique los parámetros a ajustar para mejorar el desempeño (Schapire, 1999).

CAPÍTULO 2

ESTADO DEL ARTE

Se presentan los trabajos relacionados con esta tesis doctoral, los cuales permiten ampliar el conocimiento para analizar y desarrollar los mecanismos que se proponen. Dichos trabajos se clasificaron en métodos para identificación de depresión, métodos para detección de ansiedad y métodos para identificación de otros trastornos mentales.

2.1 Métodos para detección de depresión

En (Mowery et al., 2017), presentaron el desarrollo de un esquema de anotación integral para anotar manualmente los datos de X[®] (Anteriormente Twitter) con el manual diagnóstico y estadístico de los trastornos mentales. Al utilizar este esquema de anotación, desarrolló un corpus anotado, el cual consta de 9300 tweets aleatorios obtenidos desde la interfaz de programación de aplicaciones (*Application Programming Interface*, API) de X[®] usando palabras clave relacionadas con la depresión (por ejemplo, deprimido, triste, tristeza). Se realizó un análisis del corpus que sugiere que las consultas de palabras clave por sí solas no son adecuadas para el monitoreo de la salud pública porque el contexto cambia el significado de la palabra clave en una declaración. Sin embargo, los enfoques de pos-procesamiento son útiles para reducir el ruido y mejorar la señal necesaria para detectar los síntomas de depresión mediante las redes sociales.

En (James et al., 2018), evaluaron el papel de la depresión en el manejo efectivo de enfermedades crónicas. El estudio utilizó datos de 491,773 encuestados que participaron en el Sistema de vigilancia de factores de riesgo conductual 2013. Las condiciones crónicas se compararon para adultos con o sin un historial médico de depresión. Se usó un modelo de regresión logística multivariante para explicar la interacción y los efectos de confusión, y se informaron las ratios de probabilidades ajustados. Los adultos con depresión tienen una mayor prevalencia de enfermedades crónicas, pero son menos propensos a informar prácticas de atención preventiva médica. Los autores concluyen que la detección y el manejo eficaz de

la depresión en la atención primaria mejora los resultados de los pacientes entre esas poblaciones y es necesaria una mayor colaboración con los profesionales de la salud del comportamiento para mejorar la calidad de vida de los pacientes y reducir los costos de manejo de enfermedades crónicas.

En (J. T. Wolohan et al., 2018), se demostró la capacidad de los enfoques de aprendizaje automático para detectar señales del lenguaje relacionadas con la depresión. Los autores abordan principalmente dos problemas: primero, que los modelos están ajustados en exceso a las señales relacionadas con la depresión, que no están presentes en todos los usuarios deprimidos (solo aquellos que hablan de depresión en las redes sociales); y segundo, que estos modelos tienen un rendimiento inferior para los usuarios que son sensibles al estigma público de la depresión. Este estudio demuestra la validez de esas preocupaciones. Se construye un corpus de textos de 12,106 usuarios de Reddit® y llevan a cabo un análisis léxico y predictivo bajo dos condiciones: 1) se incluye todo el texto producido por los usuarios y 2) se retienen las publicaciones relacionadas con la depresión. Los autores encontraron diferencias significativas en el lenguaje utilizado por los usuarios deprimidos en las dos condiciones, así como una diferencia en la capacidad de los algoritmos de aprendizaje automático para detectar correctamente la depresión.

En (Wu et al., 2018), propusieron un enfoque de detección automática de depresión "Detección de depresión basada en aprendizaje profundo con fuentes de datos heterogéneas (D3-HDS)", para predecir la depresión de un individuo mediante el análisis de su entorno de vida, comportamiento y el contenido publicado en medios sociales. El método propuesto se basó en redes neuronales recurrentes para calcular la representación de mensajes de cada individuo. Posteriormente, las representaciones se combinaron con otras características basadas en contenido, comportamiento y entorno de vida para predecir si una persona padece depresión. Para llevar a cabo sus experimentos, los autores recolectaron información de 1453 personas desde Facebook®.

En (Cacheda et al., 2019), propusieron métodos basados en aprendizaje automático para la detección temprana de depresión. Además, realizaron un análisis exhaustivo del conjunto de datos para caracterizar el comportamiento de las personas en función de diferentes aspectos de sus comentarios: difusión textual, intervalo de tiempo y lapso de tiempo. El primero

método se basó en un clasificador de Bosque Aleatorio (*Random Forest*, RF) con 2 funciones de umbral, mientras que el segundo se basó en dos clasificadores de RF independientes, uno para detectar sujetos deprimidos y otro para identificar individuos no deprimidos. En ambos casos, las características se definieron a partir de similitudes textuales, semánticas y de escritura. Los resultados demostraron que el modelo dual funciona significativamente mejor y es capaz de mejorar los modelos de detección en más del 10%.

En (Hu et al., 2019), presentaron un enfoque basado en análisis de sentimientos para explorar los mensajes de las redes sociales para detectar indicadores ocultos de depresión. En cooperación con expertos en el dominio, analizaron mensajes de redes sociales para determinar si contenían algún indicador de depresión basados en el Manual Diagnóstico y Estadístico de los Trastornos Mentales-5 (*Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders*, DSM-5), un estándar de trastornos mentales ampliamente utilizada en los EE. UU. Además, desarrollaron tres procedimientos de ingeniería de datos para la extracción de palabras clave de las publicaciones que presentan una tendencia depresiva. Finalmente, crearon un modelo de tendencia depresiva basado en palabras clave mediante el cual detectar indicios de depresión en publicaciones en una importante plataforma de redes sociales en Taiwán (PTT®). El rendimiento del modelo propuesto se evaluó mediante tres procedimientos de extracción de palabras clave. Los resultados demostraron que el procedimiento basado en DSM-5 con filtrado manual resultó el de más alta precisión (0.74).

En (Jokela et al., 2019), analizaron si las enfermedades crónicas y los factores de riesgo social (pobreza, divorcio y falta percibida de apoyo emocional) se asocian de manera diferente con los síntomas depresivos somáticos y cognitivos-afectivos. Los experimentos se basaron en datos a nivel individual de 31,191 participantes de seis Encuestas Nacionales de Examen de Salud y Nutrición (National Health and Nutrition Examination Survey, NHANES) de los Estados Unidos realizadas entre 2005 y 2016. Los síntomas depresivos se evaluaron mediante el cuestionario de salud del paciente-9 (PHQ-9). Los resultados demostraron que después del ajuste por sexo, edad, raza/etnia, un mayor número de enfermedades crónicas se relacionó de forma independiente con la fatiga, el retraso psicomotor/agitación y los problemas de sueño (rango de ratios de probabilidades: 1.21 a 2.59). Excepto por los problemas de concentración, los factores de riesgo social se asociaron con casi todos los síntomas cognitivos/afectivos

(rango de ratios de probabilidades: 1.02 a 2.09) pero solo esporádicamente con síntomas somáticos.

En (Leis et al., 2019), llevaron a cabo un estudio para identificar características lingüísticas de los tweets en español y patrones de comportamiento de los usuarios de X® para detectar signos de depresión. El estudio se desarrolló en dos pasos. En el primer paso, se realizó la selección de usuarios y la recolección de tweets. Se crearon un total de tres conjuntos de datos de tweets, un conjunto de datos de usuarios depresivos (90 usuarios que mencionaron explícitamente que sufren depresión), un conjunto de datos de tweets depresivos (una selección manual de tweets de los usuarios anteriores, que incluía expresiones indicativas de depresión) y un conjunto de datos de control (450 usuarios seleccionados al azar). En el segundo paso, se realizó la comparación y el análisis de los tres conjuntos de datos de tweets. Los resultados demostraron que, en comparación con el conjunto de datos de control, los usuarios depresivos son menos activos en la publicación de tweets, haciéndolo con mayor frecuencia entre las 23:00 y las 6:00

En (Tadesse et al., 2019), analizaron las publicaciones de los usuarios de Reddit® para detectar cualquier factor que revele las actitudes de depresión de los usuarios. Los autores propusieron un método basado en técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) y aprendizaje automático. Además, identificaron un léxico de términos que son más comunes entre las cuentas de personas deprimidas. Los resultados demostraron que la mejor característica individual es bigram con el clasificador Máquina de soporte vectorial (SVM)) para detectar la depresión con una precisión de 80% y un puntaje F1 de 0.80. Los autores concluyen que, aunque el experimento muestra que el rendimiento de las metodologías aplicadas es bueno, los valores absolutos de las métricas indican que es una tarea desafiante y se requiere de una mayor exploración.

En (Trotzek et al., 2020), propusieron un enfoque para la detección temprana de la depresión en donde aplican modelos de aprendizaje automático basados en mensajes en una plataforma social. En particular, se evalúa una red neuronal convolucional basada en diferentes incorporaciones de palabras y se compara con una clasificación basada en metadatos lingüísticos a nivel de usuario. Se muestra que un conjunto de ambos enfoques logra resultados de vanguardia en una tarea actual de detección temprana. Se propone una métrica

ligeramente modificada y se compara con la puntuación original. Finalmente, se entrenó una nueva inclusión de palabras en un gran corpus del mismo dominio.

(Zogan et al., 2021), propusieron un marco de computación para la detección automática de depresión que inicialmente selecciona contenido relevante a través de un resumen híbrido extractivo y abstracto con la secuencia de todos los tweets de los usuarios que conducen a un contenido más detallado y relevante. El contenido luego se ejecuta en el marco de aprendizaje profundo que consta de una maquinaria de aprendizaje unificada que comprende una red neuronal convolucional (CNN) junto con unidades recurrentes cerradas con atención mejorada (GRU) que conducen a un mejor rendimiento empírico que las líneas existentes. En (Malviya et al., 2021), usaron la red social Reddit® e implementaron líneas base de modelos como el clasificador lineal, y modelos de refuerzo. Además, utilizaron estructuras de modelos transformadores pre-entrenados como Roberta, Bert y Electra en donde se definieron los conjuntos de datos de entrenamiento de depresión. No se realizó un preprocesamiento de los datos ya que el objetivo era aprender los patrones de entrada en sí, como la presencia de hashtags o menciones, para ayudar a identificar a la persona deprimida. La biblioteca de transformadores se utiliza para el ajuste fino los modelos de transformadores pre-entrenados.

(Liu & Shi, 2022), propusieron una estrategia de selección y apilamiento de conjuntos híbrida para la detección de usuarios con depresión. Primero utilizaron el método de eliminación recursivo y el método de árboles extremadamente aleatorios para calcular la función y el valor de información mutua, calcularon el vector de peso característico y seleccionaron el subconjunto de características óptimo según el peso de dicha característica. Segundo, utilizaron el método de bayes del vecino más cercano, regresión logística regularizada y máquina soporte vectorial en donde utilizaron como base junto con un algoritmo de regresión logística simple como una estrategia de combinación para construir un modelo de apilamiento. Los resultados experimentales muestran que, en comparación con otros algoritmos de aprendizaje, el método híbrido propuesto tiene una precisión del 90,27 % en la identificación de pacientes en línea.

En (Angskun et al., 2022), detectaron la depresión mediante el análisis demográfico y las características y opiniones de los usuarios de X® durante un período de dos meses después

de responder al Cuestionario de Salud del Paciente-9 utilizado como medida de resultado. Se aplicaron técnicas de aprendizaje como construcción del modelo de detección. Se utilizaron cinco técnicas de aprendizaje automático como son Máquina de Soporte Vectorial, Árbol de Decisiones, Naïve Bayes, Random Forest y *Deep Learning*. Los resultados revelaron que la técnica *Random Forest* logró una mayor precisión que otras técnicas para detectar la depresión.

(Zogan et al., 2022), propusieron una Red de Detección de Depresión de Múltiples Aspectos con Atención Jerárquica para detección automática de usuarios deprimidos en redes sociales. Consideraron las publicaciones de los usuarios aumentadas con características adicionales de X®. Codificaron específicamente las publicaciones de los usuarios utilizando dos niveles de mecanismos de atención aplicado a nivel de tweet y nivel de palabra y capturaron características de secuencias semánticas de las líneas de tiempo de los usuarios (publicaciones). El modelo de atención se desarrolló de tal manera que permite capturar patrones que condujeran a resultados explicables. Los experimentos demostraron que el modelo supera a varios populares y robustos métodos de referencia, lo que demuestra la eficacia de combinar el aprendizaje profundo con características multiaspecto. También demostraron que el modelo ayuda a mejorar el rendimiento predictivo para detectar la depresión en los usuarios que publican mensajes públicamente en las redes sociales.

En (Gupta Sonam, Goel Lipika, Singh Arjun, Prasad Ajay, 2022), usaron cinco clasificadores de aprendizaje automático: árboles de decisión, K-vecino más cercano, máquinas de soporte vectorial, regresión logística y LSTM—para la detección de depresión en tweets. El conjunto de datos se recopiló en dos formas: balanceado y desequilibrado, donde se estudió técnicamente el sobremuestreo de técnicas. Los resultados muestran que el modelo de clasificación LSTM supera a los otros modelos de referencia en el enfoque de atención médica de detección de depresión para datos equilibrados y desequilibrados.

En (B. Wang et al., 2023) desarrollaron un modelo de aprendizaje multitarea basado en un modelo entrenado para detectar depresión e identificar distorsión cognitiva. Utilizaron medios analíticos, incluidas nubes de palabras, para el análisis de datos. El corpus de depresión de usuarios anteriores de redes sociales y corpus que crearon de distorsión cognitiva se utilizan para análisis y experimentación. Los resultados experimentales superan

los resultados iniciales y determinan conclusiones interesantes sobre la depresión adolescente.

En (Apriliani & Maharani, 2023) crearon un método denominado XLNet el cual utiliza técnicas de procesamiento del lenguaje natural basada en modelos de aprendizaje automático sobre texto. Realizaron varias pruebas que para probar varios hiperparámetros ajustados con diferentes valores en el modelo XLNet, lo que permitió lograr un buen valor de rendimiento con un valor de precisión promedio del 93,33% para la detección de depresión.

En (Z. Li et al., 2023) construyeron un conjunto de datos de detección de depresión basado en Weibo y propusieron un modelo de Atención Jerárquica Multimodal (MHA) para la detección de depresión en las redes sociales. Los datos multimodales se introducen en el modelo y el mecanismo de atención se aplica dentro y entre modalidades al mismo tiempo. Los resultados experimentales muestran que el modelo propuesto logra el mejor rendimiento de clasificación.

A continuación, la Tabla 2.1 presenta un concentrado de las características correspondientes a cada uno de los trabajos mencionados anteriormente.

Tabla 2.1. Métodos para detección de depresión

Autor-año	Objetivo	Enfoque	PLN	ML	Soporte de especialistas	Trastorno	Población objetivo	Fuente de datos
(Mowery et al., 2017)	Realizar un estudio para comprender cómo las personas tuitean sobre la depresión en X®.	Enfoque basado en corpus	No	No	No	Depresión	Usuarios X®	X®
(L et al., 2018)	Demostrar la asociación entre depresión y enfermedades crónicas en un estudio aleatorio basado en la población.	Análisis estadístico	No	No	Si	Depresión	Pacientes con enfermedades crónicas	Sistema de vigilancia de los factores de riesgo conductuales
(J. Wolohan et al., 2018)	Analizar si un enfoque de aprendizaje automático permite detectar la depresión en los usuarios de Reddit® cuando no hablan de la depresión.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	No	Depresión	Usuarios de Reddit®	Reddit®
(Wu et al., 2018b)	Predecir marcadores de depresión de los usuarios a través de datos del entorno, conductuales y basados en contenido.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Depresión	Usuarios de Facebook®	Facebook®
(Cacheda et al., 2019)	Analizar diversos métodos de detección temprana de depresión basados en un enfoque de aprendizaje automático.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	No	Depresión	Usuarios de Reddit®	Reddit®
(Hu et al., 2019)	Utilizar el análisis de sentimientos para analizar los mensajes de las redes sociales en busca de indicadores ocultos de depresión.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Depresión	Usuarios de PTT® (red social Taiwán)	PTT®
(Jokela et al., 2019)	Analizar si las enfermedades crónicas y los factores de riesgo social se asocian de manera diferente con los síntomas depresivos somáticos y cognitivos-afectivos.	Análisis estadístico	No	No	Si	Depresión	Pacientes con enfermedades crónicas	Encuesta Nacional de Examen de Salud y Nutrición (NHANES)
(Leis et al., 2019)	Identificar características lingüísticas de los tweets en	Enfoque basado en corpus	No	No	No	Depresión	Usuarios X®	X®

Autor-año	Objetivo	Enfoque	PLN	ML	Soporte de especialistas	Trastorno	Población objetivo	Fuente de datos
	español y patrones de comportamiento de los usuarios de X® para detectar signos de depresión.							
(Tadesse et al., 2019b)	Analizar las publicaciones de los usuarios de Reddit® para detectar cualquier factor que revele las actitudes de depresión de los usuarios.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Depresión	Usuarios de Reddit®	Reddit®
(Trotzek et al., 2020)	Detectar la depresión aplicando modelos de aprendizaje automático basados en mensajes en una plataforma social.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	No	Depresión	Usuarios de Reddit®	Reddit®
(Zogan et al., 2021)	Detectar depresión a través de un resumen híbrido abstracto de los tweets de los usuarios.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Depresión	Usuarios X®	X®
(Liu & Shi, 2022)	Establecer una estrategia de selección y apilamiento de conjuntos híbrida para la detección de usuarios con depresión.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Depresión	Pacientes en línea	Usuarios Internet
(Angskun et al., 2022)	Detectar depresión mediante el análisis demográfico y las características y opiniones de los usuarios de X®.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	NO	Depresión	Usuarios de X®	X®
(Zogan et al., 2022)	Proponer una Red de Detección de Depresión de Múltiples Aspectos con Atención Jerárquica para detección automática de usuarios deprimidos.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	NO	Depresión	Usuarios de X®	X®
(Gupta Sonam, Goel Lipika, Singh Arjun, Prasad Ajay, 2022)	Aplicar 5 clasificadores de aprendizaje automático para la detección de depresión en tweets.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	NO	Depresión	Usuarios de X®	X®

Autor-año	Objetivo	Enfoque	PLN	ML	Soporte de especialistas	Trastorno	Población objetivo	Fuente de datos
(B. Wang et al., 2023)	Desarrollar un modelo entrenado para detectar depresión e identificar distorsión cognitiva.	Análisis estadístico	No	No	No	Depresión	Usuarios de X [®]	X [®]
(Apriliani & Maharani, 2023)	método denominado XLNet el cual utiliza técnicas de procesamiento del lenguaje natural basada en modelos de aprendizaje automático sobre texto.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Depresión	Usuarios de redes sociales	eRisk-2018 y Clpsych-2015
(Z. Li et al., 2023)	Crear un modelo de Atención Jerárquica Multimodal (MHA) para la detección de depresión en las redes sociales.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	No	Usuarios de Weibo [®]	Weibo [®]

2.2 Métodos para detección de ansiedad

En (Fernandez et al., 2012), los autores comprobaron si criterios objetivos (por ejemplo, el número de intereses) en los perfiles de los usuarios permiten discriminar entre los individuos que tenían mayor ansiedad social. Los autores pidieron a seis codificadores que vieran el perfil de Facebook® de cada participante y calificaran su nivel de ansiedad social de cada participante y, a continuación, comprobaron si estas calificaciones se correlacionaban con el nivel de ansiedad social auto declarado por el propio participante. Los resultados sugieren que la ansiedad social es reconocible tanto en los criterios objetivos de la página del perfil de Facebook® como en las impresiones de los evaluadores sobre el perfil de Facebook®.

En (Shen & Rudzicz, 2017), se estudiaron los trastornos de ansiedad a través de las narraciones personales recogidas a través del sitio web de medios sociales, Reddit®. Se construyó un conjunto de datos amplio de publicaciones típicas relacionadas con la ansiedad, y se aplicó el modelado de lenguaje de lenguaje N-Gram, incrustación de vectores, análisis de tópicos y normas emocionales para generar características que clasifican con precisión los mensajes relacionados con niveles binarios de ansiedad. Se obtuvo una precisión de 91% con la incrustación de palabras en el espacio vectorial, y una precisión del 98% cuando se combinó con características basadas en el léxico.

En (Tyshchenko, 2018), se adoptó un enfoque de recopilación de datos experimental para recopilar un corpus de publicaciones de blog de sujetos clínicos y de control que padecen ansiedad. Se inspeccionaron los temas latentes encontrados en datos recopilados para analizar el contenido del blog de acuerdo con los temas cubiertos por los autores del blog. Experimentaron con varias técnicas de codificación de texto, como Bolsa de Palabras (Bag-Of-Words, BOW), Término Frecuencia de documento inverso (TF-IDF) y las características del modelo del tema. Se aplicaron los clasificadores de Máquina de soporte vectorial (SVM) y redes neuronales convolucionales (CNN) para discriminar entre sujetos clínicos y de control. Además, se exploró el rendimiento de clasificación de las CNN entrenadas en textos de publicaciones de blogs de diferente tamaño.

En (Dutta et al., 2018), se empleó un conjunto de datos de 200 usuarios de X®, su línea de tiempo y datos de redes sociales, en donde se examina la relación entre la ansiedad

manifestada y varios atributos de interacción social de un usuario mediante el empleo de enfoques de pronóstico de causalidad y series de tiempo de Granger. Se observó que los aumentos en los niveles de ansiedad de un individuo dan como resultado una mayor interacción futura con lazos débiles, lo que indica una tendencia a buscar el apoyo de la comunidad en línea más amplia. Además, discute cómo los hallazgos brindan conocimientos novedosos y lecciones prácticas sobre el impacto del estado de salud mental de un individuo en sus interacciones sociales en línea.

En (Ireland & Iserman, 2018), se realizaron dos análisis basados en diccionarios de las comunidades de Reddit®. Compararon (1) los comentarios de las personas ansiosas en las comunidades de apoyo a la ansiedad (por ejemplo, / r / *PanicParty*) con los comentarios de los mismos usuarios en las comunidades neutrales (por ejemplo, / r / *todayilearned*), y (2) dentro de comunidades neutrales populares, comentarios de miembros de *subreddits* de ansiedad con comentarios de otros usuarios. Cada comparación produjo efectos coherentes con la teoría, así como resultados inesperados que sugieren nuevas hipótesis para ser probadas en el futuro. Los resultados tienen relevancia para mejorar la capacidad de los investigadores y los profesionales para evaluar de manera discreta los síntomas de ansiedad en conversaciones que no se refieren explícitamente a la salud mental.

En (M. Y. Chang & Tseng, 2020), se intentó identificar de manera automática a los pacientes con ansiedad en las primeras etapas por medio de datos de las redes sociales. En primer lugar, se recopiló información de múltiples redes sociales con la ayuda de profesionales de la salud mental. A continuación, se extrajeron y analizaron las características de diferentes categorías de datos de las redes sociales, incluyendo la Frecuencia de términos-Frecuencia inversa de documentos (Tf-Idf), autorrevelación negativa, relación parasocial, puntuación de sentimientos, asistencia a eventos sociales, entre otros. Por último, se empleó el enfoque de aprendizaje automático para identificar a posibles pacientes con ansiedad con una buena precisión. Se indicó que es la primera investigación que pretende emplear enfoques de aprendizaje automático considerando el comportamiento, las características topológicas de las redes sociales, así como otros factores importantes para identificar a los pacientes con ansiedad efectivamente.

(Fauziah et al., 2020), diseñaron minería de texto para detectar la ansiedad durante la pandemia de COVID 19 mediante la aplicación de tecnología de aprendizaje automático.

Diseñaron dos métodos de aprendizaje automático: *Random Forest* y *Xgboost*. Este diseño utilizó una muestra de datos de comentarios de YouTube con un total de 4862 que constaron de 3211 para datos negativos y 1651 para datos positivos. Los datos negativos identifican ansiedad, mientras que los datos positivos identifican no ansiedad. El diseño de la aplicación de este método se llevó a cabo mediante pruebas preliminares con tres cálculos que fueron exactitud, precisión y recuperación. La precisión de los métodos *Random Forest* y *Xgboost* fue del 83 % y del 73 %. Mientras tanto, la precisión y la recuperación tuvieron un valor inversamente proporcional. *Random Forest* tuvo un valor de precisión superior al 45% en comparación con *xgboost*. Mientras que Recall, *XGBOOST* fue más grande que diez en comparación con *Random Forest*. *Random Forest* referenció a métodos de aprendizaje automático para detectar la ansiedad de una persona en función de los datos de las redes sociales.

En (Freiling et al., 2021), se examinó la influencia de los puntos de vista parciales de la ansiedad y las interacciones sobre la voluntad de compartir falsas afirmaciones y aquellas correctas y precisas sobre COVID-19 en las redes sociales en relación con la ansiedad. El diseño experimental con 719 participantes estadounidenses muestra que la ansiedad es un factor determinante en la creencia y la voluntad de compartir afirmaciones de cualquier tipo. Especialmente para un grupo, un estado de una mayor ansiedad los lleva a creer y compartir más afirmaciones. Los hallazgos expanden la investigación sobre el razonamiento con motivos partidistas y el intercambio selectivo en entornos en línea, y mejoran la comprensión de cómo la ansiedad moldea el procesamiento de las personas relacionadas con el riesgo.

En (Souza et al., 2021), se exploraron técnicas de aprendizaje profundo para desarrollar un clasificador de apilamiento de conjuntos para la identificación automática de ansiedad, depresión y su comorbilidad, con la manipulación de un conjunto de datos auto diagnosticados extraídos de Reddit®. En el nivel más bajo, los clasificadores binarios realizan predicciones sobre trastornos específicos, superando a todos los modelos de referencia. Un meta aprendiz explora estos clasificadores débiles como un contexto para llegar a una decisión de múltiples etiquetas, logrando una pérdida *de Hamming* de 0,29 y una relación de coincidencia exacta de 0,47. Se realizó un análisis cualitativo, que confirmó la relación entre las características influyentes y los síntomas de estos trastornos.

En (Saifullah et al., 2021), aplicaron el aprendizaje automático para detectar la ansiedad en función de los comentarios de las redes sociales. Realizaron un análisis de sentimientos para detectar la ansiedad en función de los comentarios positivos y negativos de los internautas. Los métodos de aprendizaje automático implementados incluyen K-NN, Bernoulli, *Decision Tree Classifier*, *Support Vector Classifier*, *Random Forest* y *Xgboost*. La muestra de datos utilizada es el resultado de rastrear los comentarios de YouTube. Los datos utilizados ascendieron a 4862 comentarios que constan de datos negativos y positivos con 3211 y 1651. Los datos negativos identifican ansiedad, mientras que los datos positivos identifican esperanza (no ansioso). El aprendizaje automático se procesa en función de la extracción de características de vectorización de conteo y TF-IDF. Los resultados mostraron que los datos de sentimiento ascendieron a 3889 y 973 en las pruebas, y el entrenamiento con mayor precisión fue el bosque aleatorio con extracción de características de conteo de vectorización y TF-IDF de 84.99% y 82.63%, respectivamente. La mejor prueba de precisión fue K-NN, mientras que la mejor recuperación fue *XG-Boost*.

(Attas et al., 2022) Desarrollaron la Escala de Calificación de Experiencias de Crisis (CERS-7), una breve herramienta de evaluación para identificar tempranamente a los estudiantes ansiosos que participaron en actividades clínicas durante la primera ola de la pandemia de COVID-19. Dicho estudio buscó producir más evidencia de validez para el CERS-7 en estudiantes de medicina en sus años clínicos en dos centros médicos suizos y uno francés. Todos los involucrados en la actividad clínica de COVID-19 durante la segunda ola de la pandemia, completaron el CERS-7 y el Inventario de Ansiedad Estatal (STAI-A), que fueron las herramientas más utilizadas para medir la ansiedad general.

En (Teferra & Rose, 2023) desarrollaron un modelo de red neuronal basado en transformadores preentrenado en grandes corpus textuales de las transcripciones de voz y el GAD-7 para predecir si un participante estaba por encima o por debajo de un umbral de detección ansiedad. Determinaron el área bajo la curva característica operativa del receptor en los datos de la prueba y compararon los resultados con un modelo de regresión logística de referencia utilizando las funciones de consulta lingüística y recuento de palabras como entrada.

En (Zhu et al., 2023) recopilaron y analizaron 325.807 publicaciones de Sina Weibo con la palabra clave "trastorno de ansiedad", analizaron las tendencias cambiantes en el número y la duración total de las publicaciones cada mes. A continuación, utilizaron un sistema de análisis de textos psicológico lingüístico chino para analizar las tendencias cambiantes en las características lingüísticas de las publicaciones, en el que se seleccionaron y presentaron 20 características lingüísticas. Al final utilizaron un modelo de tema para el análisis de contenido semántico para identificar ansiedad.

A continuación, la Tabla 2.2 presenta un concentrado de las características correspondientes a cada uno de los trabajos mencionados anteriormente.

Tabla 2.2 Métodos para detección de ansiedad

Autor-año	Objetivo	Enfoque	PLN	ML	Soporte de especialistas	Trastornos	Población objetivo	Fuente de datos
(Fernandez et al., 2012)	Determinar si en los perfiles de los usuarios se discriminan entre los individuos que tenían mayor ansiedad social.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	No	Ansiedad	Usuarios de Facebook®	Facebook®
(Shen & Rudzicz, 2017)	Obtener las características que clasifican con precisión los mensajes relacionados con niveles binarios de ansiedad.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Ansiedad	Usuarios de Reddit®	Reddit®
(Tyshchenko, 2018)	Recopilar datos de corpus de publicaciones de sujetos para determinar que padecen ansiedad.	Automático (Aprendizaje supervisado)	NO	Si	No	Ansiedad	Blog de datos personal	Contenido del blog
(Dutta et al., 2018)	Determinar el impacto del estado de salud mental de un individuo en sus interacciones sociales en línea.	Análisis estadístico	No	No	No	Ansiedad	Usuarios de X®	Usuarios de X®
(Ireland & Iserman, 2018)	Evaluar de manera discreta los síntomas de ansiedad.	Análisis estadístico	No	No	Si	Ansiedad	Comunidades de Reddit®	Reddit®
(Akshi Kumar et al., 2019)	Determinar la depresión ansiosa en una red social en tiempo real.	Enfoque basado en PLN	Si	Si	No	Ansiedad depresión	Usuarios de X®	X®
(M. Y. Chang & Tseng, 2020)	Identificar de manera automática a los pacientes con ansiedad en las primeras etapas por medio de datos de redes sociales.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	No	Ansiedad	Usuarios de redes sociales	Redes Sociales
(Fauziah et al., 2020)	Diseñar minería de texto para detectar la ansiedad durante la pandemia de Covid 19 mediante la aplicación de tecnología de aprendizaje automático.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Ansiedad	Usuarios de Youtube®	Youtube®
(LI et al., 2020)	Determinar cómo influyen los usuarios más populares en el	Análisis estadístico	No	No	No	Ansiedad	Usuarios de redes sociales	Redes sociales

Autor-año	Objetivo	Enfoque	PLN	ML	Soporte de especialistas	Trastornos	Población objetivo	Fuente de datos
	publico respecto a la ansiedad.							
(Freiling et al., 2021)	Determinar falsas afirmaciones y correctas y precisas sobre Covid-19 en las redes sociales en relación con la ansiedad.	Análisis estadístico	No	No	Si	Ansiedad	Usuarios de rede sociales en EUA	Redes sociales
(Souza et al., 2021)	Desarrollar un clasificador de apilamiento de conjuntos para la identificación automática de ansiedad.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	No	Ansiedad	Usuarios de Reddit®	Reddit®
(Saifulah et al., 2021)	Analizar los sentimientos para detectar la ansiedad en función de los comentarios positivos y negativos de los internautas.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Ansiedad	Usuarios de Youtube®	Youtube®
(Attas et al., 2022)	Desarrollar la Escala de Calificación de Experiencias de Crisis (CERS-7 herramienta de evaluación para identificar estudiantes ansiosos	Análisis estadístico	No	No	Si	Ansiedad	Estudiantes de medicina en Ginebra y Estrasburgo	Cuestionarios
(Teferra & Rose, 2023)	Desarrollar un modelo de red neuronal con el GAD-7 para predecir si un participante estaba por encima o por debajo de un umbral de detección ansiedad.	Análisis estadístico	Si	Si	No	Ansiedad	Muestra de 2000 participantes	Trier Social Stress (TSS)
(Zhu et al., 2023)	Desarrollar un modelo de tema para el análisis de contenido semántico para identificar ansiedad.	Análisis estadístico	No	No	No	Ansiedad	Usuarios de Sina Weibo®	Weibo®

2.3 Métodos para detección de otros trastornos mentales

En (T. Wang et al., 2017) primero se desarrolló un método de muestreo de bola de nieve para reunir automáticamente a las personas que se identifican a sí mismas con trastornos alimentarios en las descripciones de sus perfiles, así como sus conexiones de redes sociales entre sí en X®. Luego, verifica la efectividad del método de muestreo: 1. cuantifica las diferencias entre los usuarios con trastornos alimentarios incluidos en la muestra y dos conjuntos de datos de referencia recopilados para los usuarios sin trastornos en el estado social, los patrones de comportamiento y las propiedades psicométricas; 2. construye modelos predictivos para clasificar a los usuarios con trastornos alimentarios y no con trastornos alimentarios. Finalmente, aprovechando los datos de las conexiones sociales entre las personas con trastornos alimentarios en X®, presentó el primer estudio de homofilia entre las comunidades con trastornos alimentarios en las redes sociales. Los hallazgos arrojan nueva luz sobre cómo se desarrolla una comunidad de trastornos alimentarios en las redes sociales.

En (Birnbaum et al., 2017), propusieron un enfoque colaborativo para identificar marcadores de esquizofrenia en las redes sociales mediante el aprendizaje automático y las evaluaciones clínicas. Para llevar a cabo el análisis se obtuvieron de X® comentarios de 671 usuarios con diagnósticos de esquizofrenia, los cuales fueron evaluados para su autenticidad por clínicos expertos. Los datos se usaron para construir un clasificador con el objetivo de distinguir a usuarios con esquizofrenia de los que no la padecen. Los resultados demostraron que existen diferencias lingüísticas significativas en el grupo de esquizofrenia, incluido un mayor uso de pronombres interpersonales ($P < .001$), menor énfasis en la amistad ($P < .001$) y mayor énfasis en los procesos biológicos ($P < .001$).

En (Huang et al., 2017) utilizaron los datos de las redes sociales para diseñar modelos predictivos, que utilizan las características psicológicas y fonológicas, para determinar el período de inicio del trastorno bipolar y proporcionar información sobre sus síntomas iniciales (pródromo) de este padecimiento. Emplearon un proceso de recopilación de datos novedoso, denominado Crowdsourcing subconsciente específico del tiempo, que ayuda a recopilar un conjunto de datos confiable que complementa la información de diagnóstico de personas que padecen trastorno bipolar. Los resultados experimentales demuestran que los

modelos propuestos contribuyen en gran medida a las evaluaciones periódicas de las personas con trastorno bipolar, que es importante en el ámbito de la atención primaria.

En (Paul et al., 2018) se presentaron diferentes técnicas de aprendizaje automático y análisis de su desempeño para la predicción temprana del riesgo de anorexia o depresión. Las técnicas involucran varios clasificadores y esquemas de ingeniería de características. El modelo de bolsa de palabras se utilizó para ejecutar *Ada Boost*, clasificadores de máquinas de soporte vectorial, de bosque aleatorio, regresión logística y para identificar documentos relacionados con la anorexia o la depresión. También se extrajeron los términos relacionados con la anorexia o la depresión aplicando metamapa, una herramienta para extraer conceptos biomédicos. Por lo tanto, los clasificadores se implementan usando características de bolsa de palabras y características de metamapas de manera individual y posteriormente combinando estas características.

En (Counts et al., 2018) se indicó que los trastornos alimentarios a menudo se ven agravados por la exposición a imágenes desencadenantes en las redes sociales. Los enfoques estándar para el filtrado de redes sociales mediante la detección de hashtags o palabras clave son difíciles de mantener precisos porque migran o cambian con el tiempo. Se realizaron demostraciones de prueba de concepto para mostrar que los algoritmos de clasificación de aprendizaje profundo son efectivos para clasificar imágenes relacionadas con los trastornos alimentarios. Discute algunos de los desafíos en este dominio y muestra que la conservación cuidadosa de los datos de entrenamiento mejora sustancialmente el rendimiento.

En (Hswen et al., 2018), llevaron a cabo un estudio para examinar la viabilidad de monitorear las discusiones en línea sobre el suicidio entre los usuarios de X® que se autoidentifican como esquizofrénicos. Para realizar sus experimentos, los autores obtuvieron publicaciones que contienen los términos suicidio o suicida de una muestra de usuarios de X® que se autoidentifican como esquizofrénicos (N = 203) y una muestra aleatoria de usuarios de control (N = 173) durante un período de 200 días. La frecuencia y el momento de las publicaciones sobre suicidio se compararon entre los grupos. Se examinaron las asociaciones entre la publicación sobre el suicidio y los síntomas comunes de salud mental. Los resultados demostraron que los usuarios de X® que se identifican a sí mismos con esquizofrenia publicaron más comentarios sobre suicidio (media 7.10, SD 15.98) en comparación con los usuarios de control (media 1.89, SD 4.79; $t_{374} = -4.13$, $P < .001$).

En (Ortega-Mendoza et al., 2019) Se presentó un enfoque el cual se basa principalmente en analizar las frases que incluyen información personal, es decir, fragmentos de textos que reflejan los intereses, preocupaciones, creencias, rasgos de personalidad y estado psicológico del usuario. Los resultados obtenidos son muy competitivos, validando el importante papel de la información personal para la detección precoz de rastros relacionados con la anorexia. En (Mohammadi et al., 2019) se presentó un enfoque conjunto para la detección temprana de anorexia en publicaciones en redes sociales. El enfoque utiliza varios submodelos neuronales basados en la atención para extraer características y predecir probabilidades de clase, que luego se utilizan como características de entrada para una máquina de soporte vectorial (SVM) que realiza la clasificación final. El modelo se evaluó en la primera tarea de eRisk 2019, cuyo objetivo era la detección temprana de anorexia en publicaciones de Reddit®. En su evolución, obtuvo puntuaciones F1 y F1 ponderadas por latencia de 0,7073 y 0,6908 respectivamente, lo que le permitió ocupar el primer lugar en términos de estas métricas y logró resultados competitivos basados en otras métricas de evaluación.

En (Amini & Koseim, 2020) realizaron una evaluación cuantitativa del mecanismo de atención a nivel de usuario en la tarea de detectar signos de anorexia en usuarios de redes sociales a partir de sus publicaciones. La evaluación se realiza mediante el seguimiento de las medidas de rendimiento de un clasificador neuronal, con y sin atención a nivel de usuario, cuando solo se proporciona un número limitado de publicaciones de gran ponderación. Los resultados muestran que las ponderaciones asignadas por la atención a nivel de usuario se correlacionan fuertemente con la cantidad de información que proporcionan las publicaciones para mostrar si su autor está en riesgo de anorexia o no, y por lo tanto se usan para explicar la decisión del clasificador neuronal.

En (A. Li et al., 2020) El estudio se realizó para examinar las características psicolingüísticas del estigma relacionado con la esquizofrenia en la red social Sina Weibo, un sitio web de microblogging chino y luego explorar si el estigma relacionado con la esquizofrenia se distingue del estigma hacia otras enfermedades mentales por ejemplo depresión en términos de estilo psicolingüístico. Se recopilaron y analizaron un total de 19.224 publicaciones de Weibo relacionadas con la esquizofrenia y 15.879 relacionadas con la depresión. Primero, se

realizó un análisis de contenido basado en las publicaciones recopiladas para determinar si reflejaban el estigma o no. En segundo lugar, al utilizar el software LIWC (*Linguistic Inquiry and Word Count*, Consulta lingüística y Recuento de Palabras) se extrajeron automáticamente características psicolingüísticas de cada publicación. En tercer lugar, sobre la base de características clave seleccionadas, se establecieron cuatro grupos de modelos de clasificación para diferentes propósitos.

En (Baygin et al., 2021) propusieron un modelo de detección automatizada de esquizofrenia basado en la conjetura de Collatz utilizando señales de EEG. Los objetivos del modelo presentado son mostrar la capacidad de generación de características de la estructura basada en conjeturas y presentar un modelo de detección de esquizofrenia basado en EEG de alta precisión con poca carga de tiempo.

(Bin Heyat et al., 2022) desarrollaron un sistema automático de detección de estrés mental para investigadores basado en señales de electrocardiograma (ECG) de camisetas inteligentes utilizando clasificadores de aprendizaje automático. Utilizaron 20 sujetos, incluidos 10 por estrés mental (después de doce horas de trabajo continuo en el laboratorio) y 10 por estrés mental (después de completar el sueño o sin ningún trabajo). También aplicaron tres técnicas de puntuación: Escala de fatiga de Chalder (CFS), Escala de fatiga específica (SFS), Escala de depresión, ansiedad y estrés (DASS), para confirmar el estrés mental.

En (KVTKN & Ramakrishnudu, 2023) propusieron proponer un enfoque semisupervisado llamado "Método de autoentrenamiento para la detección de estrés a nivel de tweet". Además, el modelo propuesto supera a los modelos supervisados considerados, y también ofrece un mejor rendimiento que las técnicas de última generación. Demostraron que a medida que aumenta el tamaño de la muestra para los datos combinados de tweets con pseudoetiquetas predichas, también aumenta el rendimiento de los modelos supervisados entrenados en ellos.

En (Larrayoz & Casillas, 2023) desarrollaron un modelo para examinar las publicaciones de los usuarios de las redes sociales en busca de indicadores tempranos de trastornos alimentarios. Interpreta conjunto de datos altamente sesgado. Para abordar con éxito la cuestión del desequilibrio de clases, el enfoque requiere el uso de una red neuronal que incorpore una función de pérdida única

En (Lookingbill et al., 2023) realizaron estudio cualitativo que incluyó un análisis temático de una muestra de 200 videos de TikTok, así como métricas de participación del usuario y características de los creadores de contenido, entre febrero y junio de 2022. Los temas de contenido, la precisión de la información, la participación del usuario y las asociaciones entre estos factores se identificaron en una muestra de videos sobre trastornos alimentarios en una plataforma de redes sociales. Los datos se analizaron con χ^2 de Pearson, análisis de varianza, regresión lineal y pruebas de permutación aleatoria.

A continuación, la Tabla 2.3 presenta un concentrado de las características correspondientes a cada uno de los trabajos mencionados anteriormente.

Tabla 2.3 Métodos para detección de trastornos mentales diferentes a depresión o ansiedad

Autor-año	Objetivo	Enfoque	PLN	ML	Soporte de especialistas	Trastornos	Población objetivo	Fuente de datos
(T. Wang et al., 2017)	Identificar comunidades con trastornos alimenticios en las redes sociales.	Análisis estadístico	No	No	No	Desórdenes alimenticios	Usuarios de X [®]	X [®]
(Birnbaum et al., 2017)	Identificar marcadores de esquizofrenia en las redes sociales mediante el aprendizaje automático y evaluaciones clínicas.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	Si	Esquizofrenia	Usuarios X [®]	X [®]
(Huang et al., 2017)	Diseñar modelos predictivos para determinar el inicio del trastorno bipolar.	Análisis estadístico	No	No	Si	Trastorno bipolar	Usuarios de redes sociales	Redes sociales
(Paul et al., 2018)	Predecir de manera temprana el riesgo de anorexia o depresión.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Anorexia	Usuarios de redes sociales	Usuarios de redes sociales
(Counts et al., 2018)	Identificar por medio de imágenes de redes sociales el incremento en desórdenes alimenticios.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	No	Desórdenes alimenticios	Usuarios de redes sociales	Redes sociales
(Hswen et al., 2018)	Analizar las opiniones en línea sobre el suicidio entre los usuarios de	Análisis estadístico	No	No	No	Esquizofrenia	Usuarios X [®]	X [®]

Autor-año	Objetivo	Enfoque	PLN	ML	Soporte de especialistas	Trastornos	Población objetivo	Fuente de datos
	X [®] que se autoidentifican como personas con esquizofrenia.							
(Ortega-Mendoza et al., 2019)	Determinar por medio de la información personal la detección precoz de anorexia.	Análisis estadístico	No	No	Si	Anorexia	Textos presentados por un usuario	Usuario de redes sociales
(Mohammadi et al., 2019)	Detectar de manera temprana anorexia en publicaciones en redes sociales.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	No	Anorexia	Usuarios de redes sociales	Publicaciones de usuarios
(Amini & Kosseim, 2020)	Detectar signos de anorexia en usuarios de redes sociales a partir de sus publicaciones.	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	No	Anorexia	Usuarios de redes sociales	Publicaciones de usuarios
(LI et al., 2020)	Determinar características psicolingüísticas de la esquizofrenia en la red social Sina Weibo.	Enfoque basado en corpus	Si	No	No	Esquizofrenia	Usuarios de Sina Weibo [®]	Weibo [®]
(Baygin et al., 2021)	Proponer un modelo de detección automatizada de esquizofrenia basado en la conjetura de Collatz utilizando señales de EEG	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	Si	Esquizofrenia	28 usuarios	Cuestionarios
(Bin Heyat et al., 2022)	Desarrollar un sistema automático de detección de	Automático (Aprendizaje supervisado)	No	Si	Si	Estrés	20 usuarios	Cuestionarios

Autor-año	Objetivo	Enfoque	PLN	ML	Soporte de especialistas	Trastornos	Población objetivo	Fuente de datos
	estrés mental para investigadores basado en señales de electrocardiograma							
(KVTKN & Ramakrishnudu, 2023)	Desarrollar un enfoque llamado "Método de autoentrenamiento para la detección de estrés a nivel de tweet.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Estrés	Usuarios X [®]	X [®]
(Larrayoz & Casillas, 2023)	Desarrollar un modelo para examinar las publicaciones de los usuarios de las redes sociales en busca de indicadores tempranos de trastornos alimentarios.	Automático (Aprendizaje supervisado)	Si	Si	No	Estrés	Usuarios X [®]	X [®]
(Lookingbill et al., 2023)	Identificar en una muestra de videos trastornos alimentarios en una plataforma de redes sociales	Análisis estadístico	No	No	Si	Trastornos alimentarios	Videos de 200 usuarios de TikTok [®]	TikTok [®]

2.4 Análisis comparativo de trabajos relacionados

En esta sección se presenta un análisis comparativo de los 48 artículos relacionados presentados en las tablas 2.1, 2.2 y 2.3 anteriores, donde se resaltan las principales características relacionadas con esta propuesta tales como: 1) Autor-año- Indica quien lo escribió y en qué año se publicó; 2) Objetivo del trabajo – Se describe la principal aportación del trabajo ; 3) Enfoque - Se especifica el tipo de enfoque en el que se basa cada propuesta; 4) Uso de técnicas de PLN (Procesamiento de Lenguaje Natural), 5) ML (*Machine Learning*, Aprendizaje automático), 6) Soporte de especialistas; 7) Trastornos – Se especifican los trastornos estudiados; 8) Población - Tipo de población objetivo; 9) Fuente de datos – Tipos de fuente de datos que son estudiados.

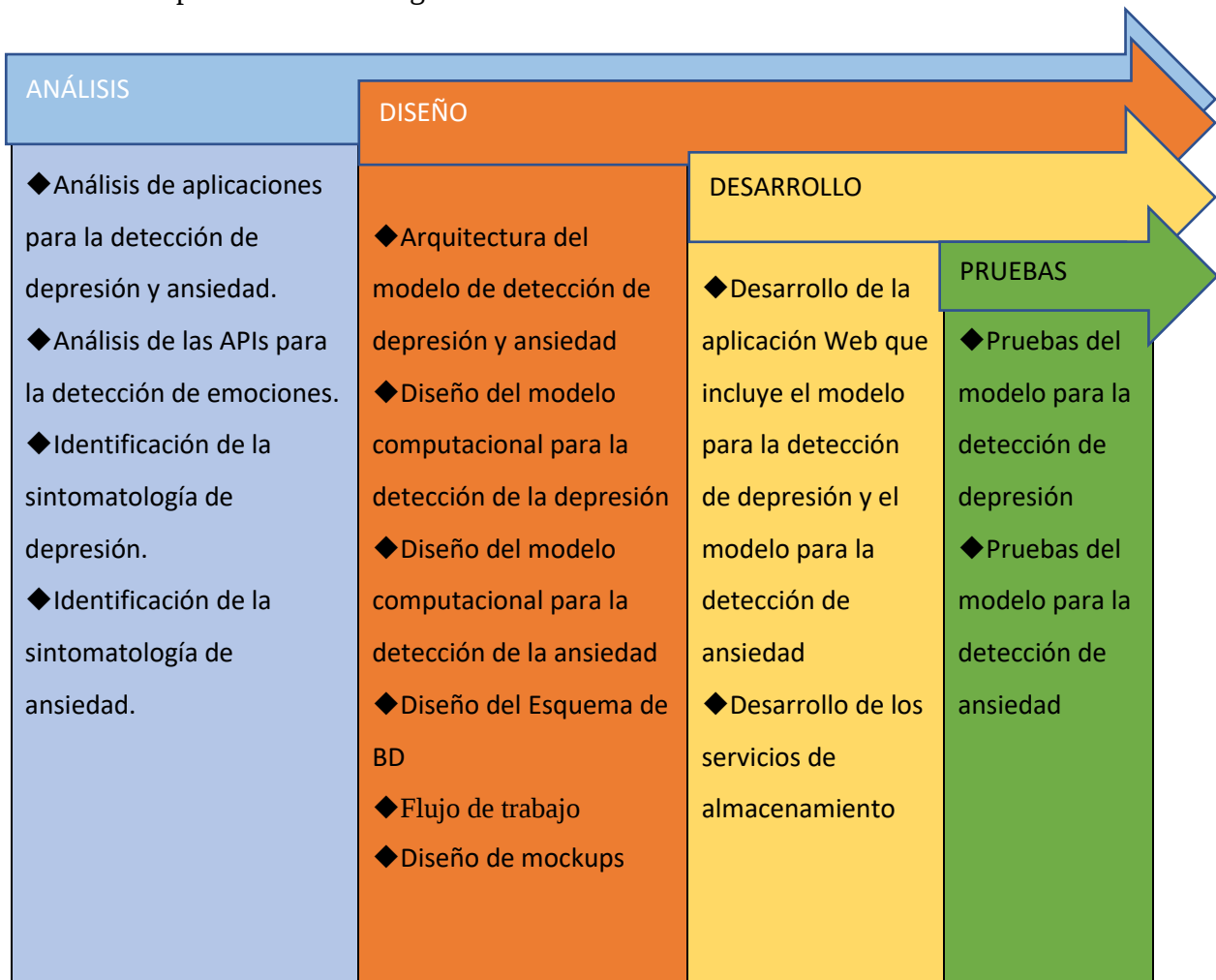
El resultado del análisis comparativo indica que, con respecto a los enfoques utilizados por los diferentes trabajos, principalmente se basan en dos enfoques: 1) aprendizaje automático supervisado donde algoritmos tales como SVM y CNN son entrenados y 2) análisis estadístico. Además, el análisis comparativo muestra que solo 19 trabajos relacionados usan técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN), y 32 usan técnicas de Aprendizaje automático (ML). En este trabajo además de integrar las técnicas antes mencionadas y sobre todo un elemento importante a la hora de determinar un respaldo médico que son los especialistas en el área de psiquiatría y psicología. En lo que concierne a los trastornos analizados, la mayoría de los trabajos se enfoca en la depresión. Sin embargo, en este trabajo se pretende considerar otro de los trastornos más comunes entre la población de acuerdo con la Organización mundial de la Salud (OMS) tal como lo es la ansiedad, además en el presente análisis se muestran algunos trastornos mentales que son comunes en la población como son los trastornos alimentarios, el estrés, esquizofrenia, anorexia y el trastorno bipolar. Finalmente, con respecto a las fuentes de datos, se observa que en su mayoría los datos son obtenidos desde redes sociales como X[®], Facebook, Reddit[®] y otras redes sociales cuestionarios como PHQ-9 y GAD-7. En este trabajo, se analizó la información desde las redes sociales como X[®] y Reddit[®], donde los usuarios comparten gran cantidad de información en tiempo real. Analizar información desde estos medios permitió detectar publicaciones que indican señales de los trastornos objetivo.

CAPÍTULO 3

METODOLOGÍA

El presente capítulo se enfoca en describir las etapas que conforman la metodología utilizada para el desarrollo del presente trabajo de tesis. Dicha metodología se basa en el método científico inductivo que incluye cuatro etapas: análisis, diseño, desarrollo y pruebas. El seguimiento de las etapas mencionadas permite alcanzar la solución del problema propuesto. En la Tabla 3.1 se presenta el esquema general de las principales actividades por etapa de la metodología.

Tabla 3.1 Etapas de la metodología



3.1 Etapa de análisis

Para la definición de esta etapa es conveniente identificar de manera detallada cada una de las partes que integran el sistema y asimismo especificar la tarea a realizar por cada una esas partes que lo integran. Para el caso a continuación se definen cada uno de los elementos que se consideraron necesarios en la consecución del objetivo y que a continuación se describen.

3.1.1 Análisis del estado actual de aplicaciones para la detección de depresión y ansiedad

Actualmente existen una gran cantidad de aplicaciones disponibles para la detección de depresión y ansiedad. El desarrollo de estas se inicia partir de que existe una gran necesidad por parte de los usuarios de hacer uso de los dispositivos que se tienen a la mano y que se encuentran conectados a Internet, para lo cual los smartphones son los elementos más importantes al respecto ya que permiten al usuario interactuar con las diferentes aplicaciones y que en su mayoría tienen una interfaz adecuada para la presentación de información que requieren las personas que padecen depresión y ansiedad. A partir de lo mencionado, se realizó un análisis comparativo de las aplicaciones enfocadas a los trastornos mentales más comunes y que se utilizan a nivel web y móvil, definiendo los siguientes elementos que componen dichas aplicaciones:

Nombre de la aplicación: Nombre correspondiente con enfoque de tratamiento de trastornos mentales.

Objetivo: Objetivo de la aplicación respecto al apoyo a los usuarios que padecen algún trastorno mental.

Alcance: Actividades a cumplir por parte de la aplicación.

Funcionalidades: Principales funciones a presentar al usuario.

Sistema operativo: Sistemas operativos más comunes de aplicación.

A continuación, en la Tabla 3.2 se presenta un concentrado de dichas características

Tabla 3.2 Características de las aplicaciones para detección de trastornos mentales

Nombre	Objetivo	Alcance	Funcionalidades	S.O.
IFeel	Analizar un paciente por medio de interacción de cuestionarios	Terapias enfocadas a la depresión	Presenta terapias por internet enfocadas al tratamiento de la depresión	Windows®
NIH	Mostrar información sobre depresión y ansiedad	Solo muestra la información textual y tratamiento	Presenta información de depresión y ansiedad con una sugerencia de tratamiento.	Windows®
Mayo Clinic	Proporcionar información de depresión y consulta con especialistas	Muestra la información y canaliza a consulta	Presentar información de depresión y agendar consulta con especialistas.	Windows®
NIH Depresión Information®	Presentar información a aquellos individuos que acaban de ser diagnosticados con depresión	Síntomas Causas Diagnósticos y terapias Medicación	Presenta información de cada uno de los tópicos del alcance iniciando con una introducción	Android®
Intellicare hub®	Tratar síntomas específicos de depresión y ansiedad	Estas aplicaciones resultan especialmente útiles para adolescentes y adultos jóvenes que padecen alguna enfermedad mental	Involucrar a personas que no están dispuestas o no asistan a la terapia cara a cara, y también brindan apoyo entre sesiones	iOS®
Talkspace Counseling & Therapy®	Realizar terapias para tratar enfermedades mentales	Conectar con 200 terapeutas vía mensaje	Contactar terapeutas que están disponibles a cualquier hora. Llevar un registro de progreso, crear hábitos saludables, reservar sesiones en vivo	Android® iOS®
Psych Meds®	Obtener información sobre diversos medicamentos psicotrópicos como los antidepresivos, antipsicóticos,	Para profesionales de la salud física y mental, psiquiatras, residentes de psiquiatría, estudiantes de	Para cada medicamento, se encuentran: Nombre genérico, nombre de la marca, clase, costo estimado, indicaciones, muestra de fotos, formas de	Android®

Nombre	Objetivo	Alcance	Funcionalidades	S.O.
	estabilizadores del estado de ánimo, y medicamentos para tratar la ansiedad	medicina, estudiantes de psicología, terapeutas, consejeros	dosificación, dosis máxima para adultos, dosis máxima diaria para adolescentes y niños, media vida, efectos secundarios, mecanismos de acción.	
Mental Health Tests®	Determinar si se está experimentando síntomas de una condición de salud mental específica	Condiciones de salud mental, como depresión, ansiedad entre otras.	Test de depresión Test de ansiedad Test de ADHD	Android® iOS®
MindDoc: Mood Tracker®	Controlar y permitir la autogestión para trastornos como depresión, ansiedad, trastornos alimenticios y estrés	Se utiliza por cualquier persona, ya sea como apoyo en el contexto de una psicoterapia regular o como ayuda gratuita y anónima.	Realiza un seguimiento dinámico. Reconoce los síntomas de los trastornos de salud mental . Presenta recomendaciones personalizadas basadas en las respuestas de los usuarios	Android® iOS®
Sanvello: Anxiety & Depression®	Mostrar información de estrés, ansiedad y depresión.	Soluciones de superación y herramientas personalizadas para el tratamiento de los síntomas cuando más se necesita: relajación, meditación, ejercitar la atención o hacer frente a una situación estresante	Solución móvil de asistencia médica con base empírica desarrollada por expertos clínicos y psicólogos. Utiliza técnicas validadas clínicamente, como la Terapia Cognitiva Conductual (TCC) y la meditación	Android® iOS®
Dealing with Depression®	Presentar información de habilidades antidepresivas que se usan para superar la depresión	Diseñada para ayudar a evaluar la gravedad de su depresión	Utiliza el Cuestionario de salud del paciente (PHQ-9) Recomendación de alimentos que mejoran el estado de ánimo.	Android®
InnerHour®	Identificar herramientas y técnicas de autoayuda basadas en la terapia, diseñadas para las	La App identifica las necesidades de salud mental y crea un plan de autocuidado personalizado	Actividades de autocuidado. Establecimiento y seguimiento de objetivos. Rastreo del estado de ánimo. Recursos de	Android® iOS®

Nombre	Objetivo	Alcance	Funcionalidades	S.O.
	necesidades de salud mental		InnerHour. Allie: chatbot de ayuda. Terapeutas calificados.	
Easy Psychiatry: Online Clinic, Affirmations®	Servir como una herramienta y guía para cualquier persona que quiera mejorar su salud mental	Útil para profesionales de la salud, estudiantes de medicina, estudiantes de enfermería y cualquier persona.	Facilita el estudio aplicando 3 principios bien probados: 1. Organización. 2. Facilidad de estudio 3. Autoevaluación	Android®

A partir de los elementos que se indican en la Tabla 3.2 Se observa que las aplicaciones principalmente se basan primer lugar tratar de identificar el padecimiento presentado por el usuario, sobre todo aplicando cuestionarios ya aprobados por la comunidad médica como lo es el cuestionario PHQ9 y el GAD-7, y en segundo lugar presentando a los usuarios material escrito, audios de relajación, así como la parte en la que intentan interactuar por medio de videollamadas. En ningún caso se presenta algún trabajo que detecte la depresión o ansiedad por medio de los mensajes que se transmiten en las redes sociales como X®, Reddit® soportados por un cuerpo de especialistas por lo cual se observa que existe una limitación de las aplicaciones descritas en el sentido de que no implementan aun herramientas de actualidad en el área computacional, lo cual permite ver que existe una amplia área de desarrollo en la interacción enfermedad-herramienta computacional-redes sociales-especialistas médicos.

3.1.2 Análisis de las APIs de procesamiento de lenguaje natural para la detección de emociones

A fin de realizar una adecuada detección de entidades, emociones (análisis de sentimientos), se realizó el análisis de las APIs (*Application Programming Interface*, Interfaz de Programación de Aplicaciones) de procesamiento de lenguaje natural, aquí se detallan cada una de las características de las que se analizaron.

ParallelDots AI API® (*ParallelDots|World Class NLP APIs for Text Analysis*, 2020) , API de Inteligencia Artificial, que cuenta con capacidades para la clasificación documental y Procesamiento del Lenguaje Natural, el cual se sugiere para desarrolladores de software.

IBM Watson API® (*IBM Watson*, 2020), API de voz, texto, video, así como otras funcionalidades. Dicha Api realiza análisis de sentimientos, emociones, categorías, entidades, palabras clave, conceptos, y sintaxis del texto.

TheySay Preceive API® (*TheySay PreCeive API Documentation-APIary*, 2020), Es una plataforma que permite a los desarrolladores el acceso y combinación de procesadores de análisis de texto que engloban el análisis de sentimientos, detección de especulaciones, etiquetado de parte del discurso, análisis de dependencias y otros.

FreeLing® (*Welcome|FreeLing Home Page*, 2020) biblioteca que proporciona elementos de análisis de idiomas (análisis morfológico, desambiguación de Word Sense (Sentido de Palabra), etiquetado de PoS (*Part-Of-Speech*, Parte-del-Discurso), detección de entidades con nombre, análisis, , etiquetado de roles semánticos y otras funcionalidades) para diversos idiomas.

DeepAffects API® (*DeepAffects-Speech Analysis Platform*, 2020) Plataforma que permite reunir elementos de análisis y reconocimiento de audio, texto y video. Se encuentra disponible dentro de la API de reconocimiento de texto el resumen conversacional, reconocimiento de emociones, puntuación inteligente y otros más.

MeaningCloud API® (*APIs|MeaningCloud*, 2020) Plataforma que ofrece varios productos y servicios entre los que destacan las APIs de análisis de sentimientos, categorización profunda, extracción de tópicos, clasificación de textos , además de otros.

Text to Emotion API® (*Text to Emotion API*, 2021) aplicación que utiliza algoritmos complejos de Procesamiento de Lenguaje Natural para extraer las emociones subyacentes de un texto determinado.

Bitext Text and Sentiment Analysis API® (*Bitext Text and Sentiment Analysis API*, 2021) cuenta con una gran variedad de herramientas y soluciones de PLN multilingües.

Emo Vu by Eyeris API® (*Emo Vu by Eyeris API*, 2015) Se integra pasivamente en el entorno para identificar con precisión a los usuarios, comprender sus emociones y personalizar sus experiencias individuales a través de interfaces adaptativas inteligentes.

Emotion Detection Api® (*Emotion Detection API*, 2020) Permite detectar con precisión la emoción de cualquier dato textual. Utiliza algoritmos impulsados por Aprendizaje Profundo para extraer características de los datos textuales. Estas características se utilizan para clasificar la emoción adjunta a los datos.

Repustate Sentiment and Text Analytics API® (*AI-Powered Text Analytics API to Better Understand Your Customers*, 2021) Es una tecnología de Procesamiento del Lenguaje Natural que aplica el aprendizaje automático para encontrar conocimientos y relaciones dentro de sus datos textuales. Tiene un proceso de tres pasos: Recopilación de datos, Preparación de los datos para el análisis de texto. Aplicación de la API de análisis de texto.

Text- Processing API® (*Text Processing API*, 2010) es un simple servicio web JSON sobre HTTP para minería de texto y procesamiento de lenguaje natural. Ofrece las siguientes funcionalidades: Análisis de los sentimientos, Derivado, Etiquetado y fragmentación de parte de la voz, Extracción de frases y reconocimiento de entidades nombradas.

Google Cloud Natural Language API® (*Cloud Natural Language API*, 2023) Es una herramienta de Procesamiento de Lenguaje Natural que proporciona a los desarrolladores tecnologías de comprensión del lenguaje natural, como análisis de opiniones, reconocimiento de entidades, análisis de opiniones de entidades y otras anotaciones de texto.

The Aylien NLP API® (*Aylien AI-Powered API*, 2023) es una solución de inteligencia empresarial basada en la nube, que ayuda a las organizaciones pequeñas a grandes a crear e implementar modelos de procesamiento de lenguaje natural (NLP) personalizados. Las características clave incluyen seguimiento de problemas, análisis de datos, etiquetado de documentos y mantenimiento de modelos.

Azure Cognitive Service for Language API® (*Azure Cognitive Service for Language*, 2023) is a managed service for developing natural language processing applications. Identify key terms and phrases, analyze sentiment, summarize text, and build conversational interfaces.

Datumbox Machine Learning API[®] (*DatumBox Machine Learning API*, 2023) Actualmente ofrece diferentes funciones como parte de su Plataforma de Aprendizaje Automático como: Análisis de sentimientos, Análisis de subjetividad, Clasificación de tópicos, Detección de Spam, Detección de lenguaje, Extracción de textos.

Semantria API[®] (*Semantria API*, 2023) aplicación fácil de ajustar, infinitamente escalable y altamente adaptable. Ofrece más funciones que cualquier otra API en la nube, y todas son personalizables: herramientas de categorización y extracción de entidades nombradas se entrenan fácilmente para que coincidan con vocabularios específicos de la industria, y cada aspecto del sistema de análisis de sentimientos se ajusta para que coincida en las especificaciones.

La Tabla 3.3 muestra la comparativa de las características de las APIs anteriormente mencionadas.

Tabla 3.3. Comparativa de las APIs para la Detección de Emociones, Entidades, Análisis de sentimientos y Lenguajes soportados

API / herramienta	Detección de entidades	Análisis de sentimientos	Detección de emociones	Lenguajes de programación soportados
ParallelDots AI API®	Sí Nombres (personas) Grupos Lugares	Sí Negativo Neutro, Positivo	Sí (inglés) Ira Felicidad Aburrimiento Miedo Tristeza Emoción	Python Java C# Ruby PHP
IBM Watson API®	Sí Compañías Ubicaciones Organizaciones Personas Cantidades	Sí Negativo Neutro Positivo	Sí (inglés) Alegría Ira Disgusto Tristeza Miedo	Python Java Ruby Node.js PHP
TheySay Preceive API®	Sí Personas Horas y fechas ubicación Dinero	Sí Negativo Neutro Positivo	Sí Enfado Miedo Felicidad Gusto Vergüenza Duda Sorpresa Calma Certeza	C++ Python Java C# Scala Ruby Node.js PHP
FreeLing®	Sí Personas Ubicaciones Organizaciones	No	No	C++ Java Ruby Node.js PHP
DeepAffects API®	No	No	Sí Sorpresa Alegría Confianza Tristeza Miedo Ira Disgusto	Python Node.js
MeaningCloud API®	Sí Personas Lugares Organizaciones Otros	Sí Positivo Negativo Neutro	Sí Tristeza Alegría Confianza Ira Aversión Anticipación Miedo Sorpresa	Python Java JavaScript Ruby Node.js PHP Go
Text to emotion API®	Sí	Sí Positivo Negativo Neutro	Sí (inglés) Tristeza Alegría	C++ Java RubyNode.js

API / herramienta	Detección de entidades	de	Análisis sentimientos	Detección de emociones	Lenguajes de programación soportados
Bitext Text and Sentiment Analysis API®	Sí		Sí Positivo Negativo Neutro	No	Python Java JavaScript C# Ruby Node.js PHP Go
Emo Vu by Eyeris API®	Sí		Sí Positivo Negativo Neutro	Sí (inglés) Tristeza Alegria Sorpresa Ira Disgusto Miedo	C++ Java
Emotion Detection Api®	Sí		Sí Positivo Negativo Neutro	No (inglés)	Python Node.js PHP
Repustate Sentiment and Text Analytics API®	Sí		Sí Positivo Negativo Neutro	No	Python Java Ruby Node.js PHP
Text- Processing API®	Sí		Sí Positivo Negativo Neutro	No (inglés)	Python Java Ruby PHP
Google Cloud Natural Language API®	No		Sí Positivo Negativo Neutro	No	Python Java C# Ruby Node.js PHP Go
The Aylien NLP API®	Sí		Sí Positivo Negativo Neutro Subjetividad Objetividad	No	Python Java C# Ruby Node.js PHP .NET
Microsoft Azure API®	Sí		Sí Positivo Negativo Neutro	No	Python Java C# Ruby Node.js PHP Go
Datambox Machine Learning API®	No		Sí Positivo Negativo Neutro	No	Python Ruby Node.js PHP

API / herramienta	Detección de entidades	Análisis sentimientos	Detección de emociones	Lenguajes de programación soportados
Semantria API®	Si	Sí Positivo Negativo Neutro	No	Python Java Ruby Node.js PHP .NET

Como observa en la tabla 3.3, se analizaron 17 APIs de las cuales 6 no presentan soporte en el idioma español por lo que se excluyeron. De las APIs restantes solo algunas cuentan con uno o dos de los tres aspectos deseados de Tópicos de detección, Entidades retornadas y Análisis de texto. La API TheySay® tiene las mismas características que la API de MeaningCloud®, pero no cuenta con soporte para desarrolladores activo. La API de MeaningCloud® cuenta con los tres aspectos que se buscaron en el análisis, incluso con soporte para el idioma español, lo que la distingue como la más completa.

3.1.3 Identificación de la sintomatología de depresión

A fin de determinar que síntomas o signos presentan las personas que padecen depresión se realizó una búsqueda dentro de la literatura de los síntomas que presenta una persona cuando sufre alguno de los padecimientos anteriores, o incluso cuando apenas está comenzando a padecerlo. A partir de la información analizada, se identificaron los 20 síntomas que menciona (Ahmed et al., 2009) los cuales se visualizan en la Figura 3.1

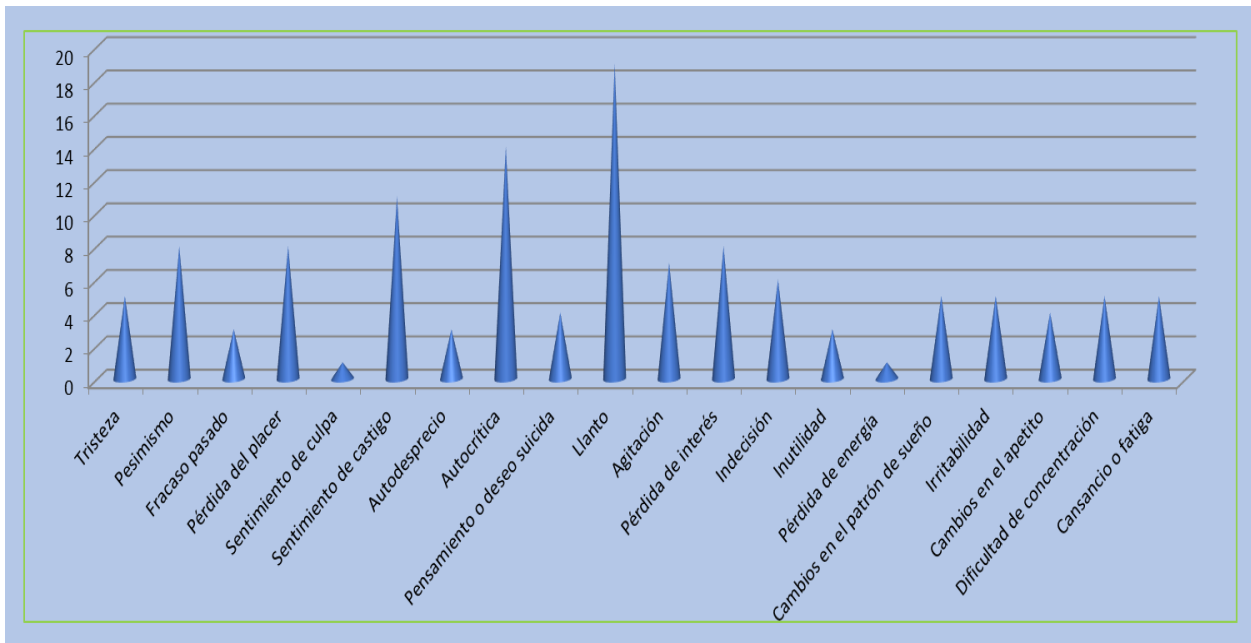


Figura 3.1 Síntomas de depresión (Ahmed et al., 2009)

El estudio realizado por el autor define 20 síntomas de depresión que se indican en la Figura 3.1 en donde se observan los rangos de clasificación indicativos de la prevalencia de los mismos y en donde se observa que el síntoma que más se presenta para el trastorno anteriormente mencionado es el de llanto, aunque en el mismo esquema se muestran todos los síntomas detectados en su estudio y que se presentan de manera general en las personas que padecen tal enfermedad.

Para cumplir el objetivo de encontrar las equivalencias entre síntomas y emociones se inició con la identificación de las emociones que componen a cada uno de los 20 síntomas. Para realizar esta conversión se tomó como base los trabajos de Plutchik (Plutchik, 2001)(Plutchik, 1982), cabe indicar que precisamente la API de *MeaningCloud*[®] los toma asimismo como base para la realización de sus análisis. En los trabajos de Plutchik se menciona que existen ocho emociones primarias; alegría, confianza, miedo, sorpresa, tristeza, aversión o asco, ira y anticipación. También definió veinticuatro díadas primarias, secundarias y terciarias (sentimientos compuestos por dos emociones), como se muestra en la Tabla 3.4.

Tabla 3.4 Díadas primarias, secundarias y terciarias según Plutchik

Sentimientos humanos	Emociones	Sentimientos opuestos	Emociones
Optimismo	Anticipación + Alegría	Desaprobación	Sorpresa + Tristeza
Esperanza	Anticipación + Confianza	Incredulidad	Sorpresa + Disgusto
Ansiedad	Anticipación + Miedo	Indignación	Sorpresa + Ira
Amor	Alegría + Confianza	Remordimiento	Tristeza + Disgusto
Culpabilidad	Alegría + Miedo	Envidia	Tristeza + Ira
Deleite	Alegría + Sorpresa	Pesimismo	Tristeza + Anticipación
Sumisión	Confianza + Miedo	Desprecio	Asco + Ira
Curiosidad	Confianza + Sorpresa	Cinismo	Asco + Anticipación
Sentimentalismo	Confianza + Tristeza	Morbosidad	Asco + Alegría
Asombro	Miedo + Sorpresa	Agresividad	Ira + Anticipación
Desesperación	Miedo + Tristeza	Orgullo	Ira + Alegría
Vergüenza	Miedo + Asco	Dominio	Ira + Confianza

A fin de representar el proceso de correlación de síntomas con emociones de la depresión, a continuación, la Figura 3.2 presenta la manera general de cómo se identifica esta correlación la cual permitió determinar la sintomatología correspondiente.

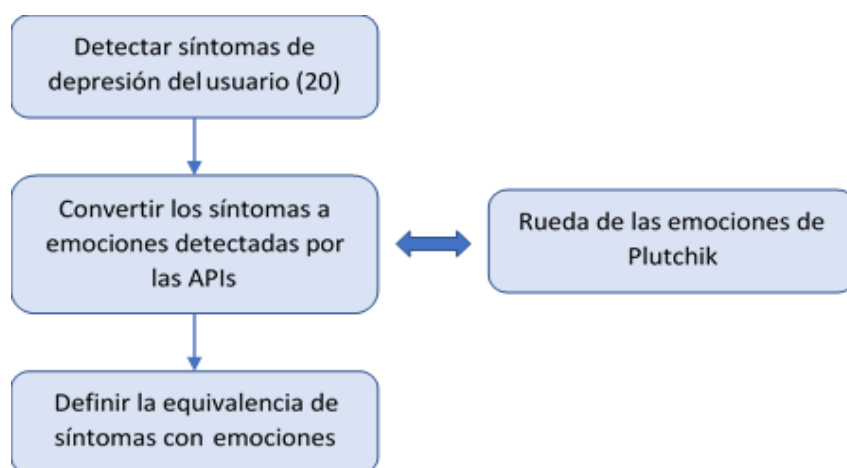


Figura 3.2. Proceso de correlación entre emociones y equivalencia de los síntomas de depresión

Asimismo, una vez representada la forma de cómo se correlacionan síntomas con emociones la Tabla 3.5 presenta la relación existente e indica de manera completa los síntomas identificados para detectar depresión y la equivalencia de emociones correspondiente.

Tabla 3.5 Relación entre emociones detectadas por la API y síntomas de depresión

SINTOMAS	EMOCIONES							
	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Alegría	Confianza	Anticipación	Sorpresa
Tristeza	√	√		√			√	
Pesimismo	√	√	√	√			√	
Fracaso pasado	√		√	√			√	
Pérdida de placer	√	√	√	√			√	
Sentimiento de culpa	√	√		√			√	
sentimiento de castigo	√		√	√				
Desprecio por uno mismo	√	√	√				√	

SINTOMAS	EMOCIONES							
	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Alegría	Confianza	Anticipación	Sorpresa
Autocrítica	✓	✓	✓	✓				
Pensamiento suicida	✓	✓	✓				✓	
Llanto	✓		✓	✓				
Agitación			✓	✓			✓	✓
Pérdida de interés	✓		✓	✓			✓	
Indecisión	✓	✓	✓					
Inutilidad	✓	✓	✓	✓			✓	
Pérdida de energía	✓	✓		✓			✓	
Cambios en	✓	✓	✓	✓			✓	
patrón del sueño	✓	✓	✓	✓			✓	✓
Irritabilidad	✓	✓	✓	✓				
Cambios en el apetito	✓	✓	✓	✓			✓	
Concentración	✓	✓	✓	✓			✓	

3.1.4 Identificación de la sintomatología de ansiedad

Como primer paso se realizó una búsqueda dentro de la literatura, de cuáles son los síntomas que una persona presenta por lo general en el momento en que sufre un cuadro de ansiedad, o incluso cuando apenas se comienza a padecerlo. Como resultado, se tomaron los síntomas que menciona (Ahmed et al., 2009) que se visualizan en la Figura 3.3.

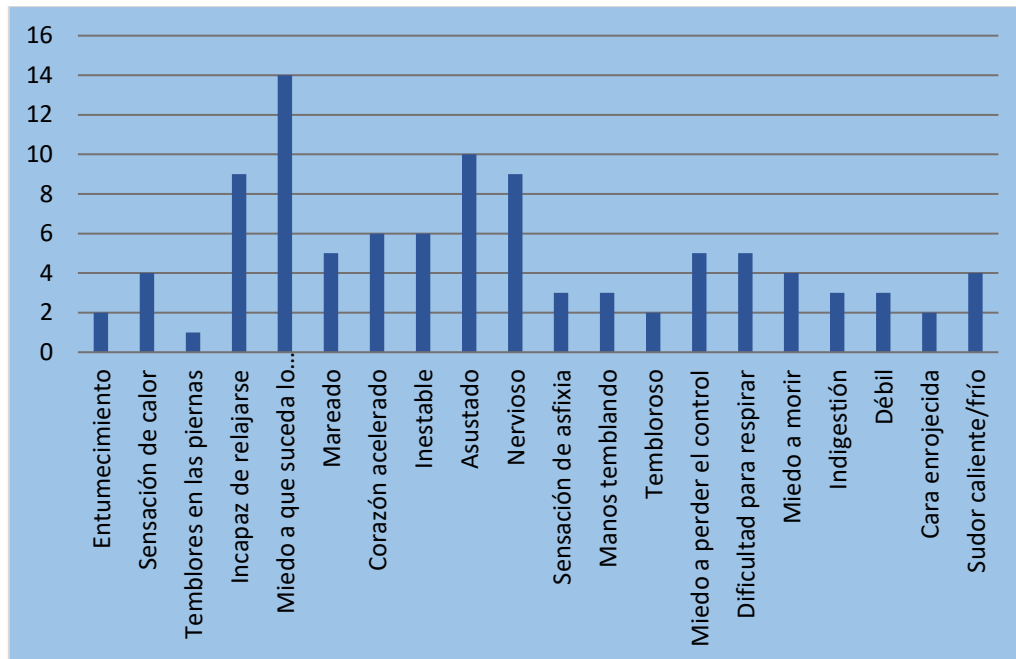


Figura 3.3. Síntomas de la ansiedad(Ahmed et al., 2009)

Para cumplir el objetivo de encontrar las equivalencias entre síntomas y emociones se identificaron las emociones que componen a cada uno de los síntomas. Para lograr esta conversión se tomó como base los trabajos de Plutchik ya mencionados, cabe mencionar que precisamente el API de MeaningCloud® los toma también como base para realizar sus análisis. En dichos trabajos Plutchik menciona que existen ocho emociones primarias; alegría, confianza, miedo, sorpresa, tristeza, aversión o asco, ira y anticipación. También teorizó veinticuatro díadas primarias, secundarias y terciarias (sentimientos compuestos por dos emociones).

A fin de representar el proceso de correlación de síntomas con emociones de la ansiedad, a continuación, la Figura 3.4 muestra la manera general de cómo se identifica esta correlación la cual permite determinar la sintomatología correspondiente.

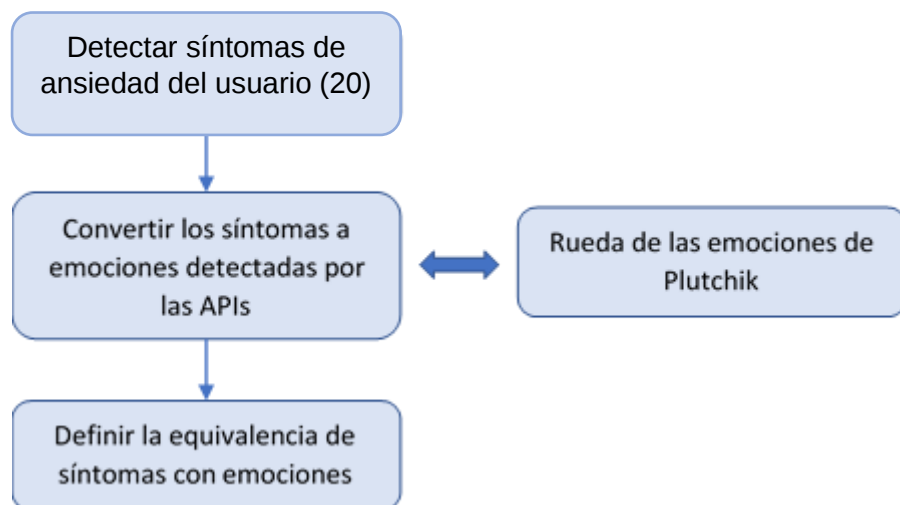


Figura 3.4. Proceso de correlación entre emociones y equivalencia de los síntomas de ansiedad

Asimismo, una vez representada la forma de cómo se correlacionan síntomas con emociones en la Tabla 3.6 se presenta la relación existente y que indican de manera completa los síntomas identificados para detectar ansiedad y la equivalencia de emociones correspondiente.

Tabla 3.6 Relación entre emociones detectadas por la API y síntomas de ansiedad

SINTOMAS	EMOCIONES							
	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Alegría	Confianza	Anticipación	Sorpresa
Entumecimiento	✓	✓	✓					✓
Sensación de calor	✓	✓	✓				✓	
Tambaleos en las piernas	✓	✓		✓			✓	
incapaz de relajarse	✓		✓	✓			✓	
Miedo a que suceda lo peor	✓			✓			✓	
Mareado	✓	✓	✓				✓	
Corazón acelerado	✓	✓		✓			✓	
Inestable	✓		✓	✓			✓	
Asustado				✓			✓	
Nervioso	✓			✓			✓	

SINTOMAS	EMOCIONES							
	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Alegría	Confianza	Anticipación	Sorpresa
Sensación de ahogo	√	√		√			√	
Manos temblando	√		√	√			√	
Tembloroso	√		√	√			√	
Miedo a perder el control				√			√	
Dificultad para respirar	√			√			√	
miedo a morir				√			√	
Indigestión	√		√	√			√	
Débil	√		√				√	
cara sonrojada	√	√		√				√
Sudor frío/calor	√	√		√			√	

3.1.5 Análisis de requerimientos de los módulos de detección de depresión y ansiedad

El modelo computacional de detección de depresión y ansiedad requiere que se definan los requisitos a cumplir en cuanto a los requerimientos para la aplicación web en donde cada uno de los requerimientos cumple una función específica y se detallan a continuación, en la Tabla 3.7.

Tabla 3.7 Requerimientos del módulo de detección de depresión o ansiedad

Requerimiento	Descripción
Iniciar sesión/Registrarse	La aplicación web permite al usuario (en las sesiones para paciente o médico) iniciar sesión o registrarse (en caso de que no posea una cuenta) para hacer uso de esta.
Monitoreo del usuario	Una vez que el usuario inicia sesión, visualiza su información. En el caso de la sesión de paciente ver su información personal y los pronósticos realizados. Para el caso del médico revisar

Requerimiento	Descripción
	citas, perfil del usuario, emociones y síntomas junto con el reporte de estado del trastorno de ansiedad o depresión
Actualizar información del usuario	Posterior al inicio de sesión, la aplicación web permite al usuario actualizar sus datos.
Analizar texto de X®	La aplicación web permite ingresar un ID o nombre de usuario válido de X®, extrae el texto de los tweets de ese usuario, que suele encontrarse en español o inglés, y lo analiza.
Analizar texto de los últimos comentarios de Reddit®	La aplicación permite ingresar un nombre de usuario de Reddit®, extraer la información de los comentarios de ese usuario y analizar el texto, el cual suele encontrarse en español o inglés.
Obtener emociones y síntomas	La aplicación identifica las emociones que contiene el texto analizado y calcula un puntaje de cada una de ellas: ira, aversión, miedo, tristeza, alegría, confianza, anticipación, sorpresa. Dichas emociones son obtenidas por medio de una herramienta de Procesamiento de Lenguaje Natural. También obtiene síntomas
Realizar pronóstico de depresión y ansiedad	La aplicación web permite al usuario seleccionar los comentarios obtenidos de las redes sociales a los que se les aplica el modelo de detección de depresión o ansiedad, con lo cual se obtiene un puntaje tras el análisis, con base en dicho puntaje se clasifica al usuario en niveles validados por médicos especialistas en un rango de depresión o ansiedad y se le proporcionan recomendaciones.
Realizar reporte de análisis	Posterior al análisis de un usuario de X® o Reddit®, la aplicación guarda y genera un reporte, con los resultados del análisis, los datos del paciente, la fecha y los puntajes obtenidos para las emociones y los síntomas que son la base para la aplicación de los modelos de detección de trastornos mentales.

Requerimiento	Descripción
Consultar reportes pasados	La aplicación web permite al usuario visualizar los reportes pasados, permitiendo el filtrado por fecha, nombre de usuario o por red social.
Imprimir reportes pasados	La aplicación web permite al usuario imprimir los reportes pasados, generados en formato PDF.

3.2 Etapa de diseño

Una vez realizado el análisis, el siguiente paso es realizar la etapa de diseño, que es la etapa en la que se definen la arquitectura del sistema y el entorno tecnológico que sirve de soporte, además se integra la especificación detallada de los componentes. Ya que se tiene dicha información se generan las especificaciones de desarrollo relativas al sistema con el que se trabaja. En primer lugar, se define la Arquitectura del modelo, después el Modelo computacional para el pronóstico de la depresión, a continuación, el Modelo computacional para el pronóstico de la ansiedad, enseguida el Esquema de la base de datos, posteriormente el Flujo de trabajo del modelo y por último el Diseño de mockups para el modelo de detección de depresión y ansiedad que por cuestiones de practicidad se muestran en el Anexo A.

3.2.1 Arquitectura del modelo computacional para la detección de depresión y ansiedad

La Figura 3.5 muestra la arquitectura del modelo, en la cual se presentan todos los detalles de la manera en cómo funcionarán los módulos para el pronóstico de la depresión y ansiedad y que permiten ver al usuario el esquema de pasos a seguir en el desarrollo de la aplicación la cual contempla las funcionalidades que cumple. Para su mejor comprensión la arquitectura se divide en tres distintas capas definidas por niveles, cada uno de los cuales se forma con los siguientes nombres: capa de presentación, capa de servicios y finalmente la capa de persistencia. Se presenta una explicación detallada a continuación.

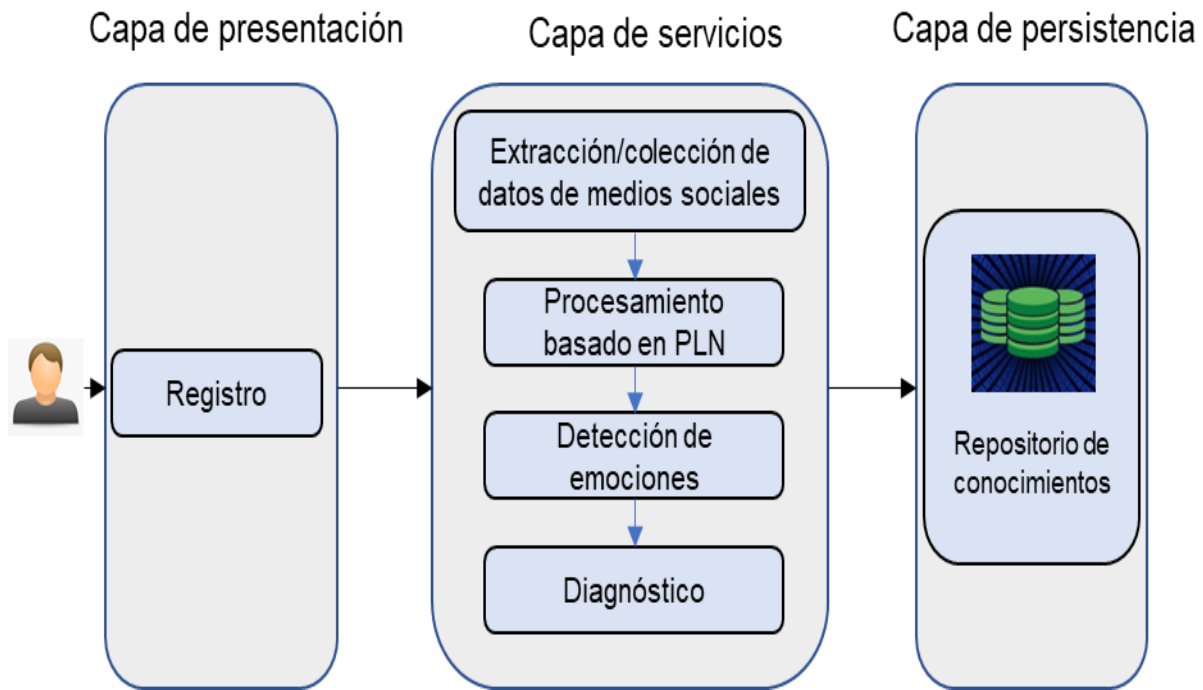


Figura 3.5 Arquitectura del modelo computacional para el pronóstico de depresión y ansiedad.

Capa de presentación. El flujo de trabajo de la arquitectura comienza con el inicio de sesión y el acceso del usuario a la plataforma de Mental-Health. Esta capa corresponde a un conjunto de interfaces gráficas desarrolladas donde se muestran las principales funcionalidades de la misma, como son el tablero del médico especialista, perfil del paciente, citas programadas, listado de pacientes, listado de comentarios extraídos del paciente, diagnóstico, emociones y síntomas obtenidos, pronóstico y notificación.

Capa de servicios. La capa de servicios se divide en cuatro módulos. El primero es el módulo de extracción/recopilación de datos de redes sociales, que se encarga de extraer y recopilar comentarios de los usuarios registrados en las redes sociales. El módulo de preprocesamiento basado en PLN es responsable de llevar a cabo tareas de preprocesamiento basado en PLN para comprender y analizar de manera efectiva los datos recopilados. El módulo de detección de emociones es responsable de detectar emociones en el texto. El

módulo de diagnóstico se encarga de aplicar el modelo de detección de depresión o ansiedad y determinar el valor que permita determinar el nivel correspondiente.

Capa de persistencia: Esta capa se encarga de almacenar información del paciente como DNI, nombre, clínica donde es atendido, correo electrónico, número de teléfono móvil, fecha de registro, estado, antecedentes familiares y la información correspondiente a los comentarios escritos en X que se utilizó para realizar los diagnósticos de depresión o ansiedad organizados en el conjunto de datos correspondiente. Almacena cada uno de los informes de análisis de redes sociales o pronósticos de depresión o ansiedad y los mantiene siempre disponibles para que puedan ser consultados por el médico especialista en cualquier momento.

3.2.2 Diseño del modelo computacional para la detección de la depresión

Para realizar una detección basada en la literatura existente relacionada con los trastornos mentales, como alternativa de solución al proceso de identificación de niveles de expresión, se propone un modelo capaz de identificar un conjunto de emociones relacionadas con síntomas y, con la aplicación de Procesamiento del Lenguaje Natural, para obtener los niveles de depresión detectados en un individuo en base a lo escrito en sus comentarios en las redes sociales. El modelo parte del estudio de las emociones psicológicas que se producen en el ser humano y que se basan específicamente en el estudio realizado por (Plutchik, 1982). Este estudio se utilizó frecuentemente en la identificación de emociones en base a la particularidad con la que se definen estas emociones y que sirvió para desarrollar investigaciones que abordan la forma en que una persona se siente positiva y negativamente. A este respecto la Figura 3.6 describe las relaciones entre conceptos, que son análogas a los colores en una rueda de colores. La dimensión vertical del cono representa la intensidad y el círculo representa los grados de similitud entre las emociones. Los ocho sectores están diseñados para indicar que cuenta con ocho dimensiones emocionales primarias definidas por la teoría dispuestas como cuatro pares de opuestos. La forma de identificar las emociones por grado de similitud se realiza de acuerdo a que las menos parecidas se encuentran en oposición mutua, con lo cual se obtienen los siguientes cuatro ejes: alegría-tristeza, aversión-

aceptación, ira-miedo, sorpresa-anticipación. En el modelo explotado, las emociones en los espacios en blanco son las diádas primarias: emociones que son mezclas de dos de las emociones primarias.

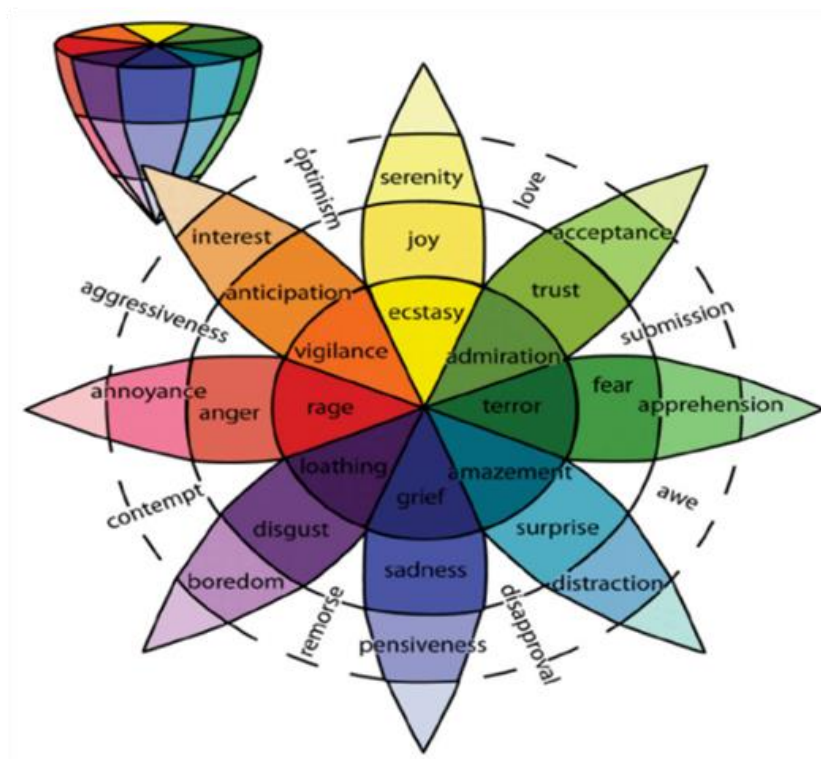


Figura 3.6 Modelo circunflejo de emociones de relaciones tridimensionales de Plutchik (Plutchik, 1982).

En su obra, Plutchik define 8 emociones principales que son: alegría, confianza, miedo, sorpresa, tristeza, aversión, ira y anticipación y las posibles combinaciones entre estas. Asimismo, el presente trabajo se basa en el estudio realizado por (Ahmed et al., 2009) y (D. W. Chan, 1997) donde define 20 síntomas relacionados con la depresión: Tristeza, Pesimismo, Fracaso pasado, Pérdida de placer, Sentimiento de culpa, Sentimiento de castigo, Autodesprecio, Autocrítica, Pensamiento suicida, Llanto, Agitación, Pérdida de interés, Indecisión, Falta de valor, Pérdida de energía, Cambios en el patrón de sueño, Irritabilidad, Cambios en el apetito, Dificultad de concentración, Cansancio. La relación entre los síntomas detectados por Ahmed et al. y las principales emociones definidas por Plutchik son aquellas que nos permiten establecer un parámetro para identificar los niveles de depresión en los textos que escriben los usuarios en las redes sociales y que se representan esquemáticamente

en el modelo definido para tal tarea. En modelo desarrollado se determinó la correlación entre las 8 emociones definidas por Plutchik y los síntomas propuestos por Ahmed. Para lograrlo se realizaron entrevistas a un grupo de 3 especialistas con años de experiencia en la atención psicológica de pacientes con el fin de obtener información oportuna sobre qué síntomas padece una persona con depresión. Además, este grupo de especialistas ponderó cada uno de los síntomas propuestos por Ahmed mediante el método AHP (Saaty, 2004). con el fin de identificar los síntomas más relevantes de la depresión. Dicho método se utiliza para tomar decisiones entre diferentes alternativas en función de las variables a manejar que tienen un valor jerárquico y que permite transformar criterios cualitativos en cuantitativos. Por su valor en la toma de decisiones, se utilizó en diversos campos de investigación ya que permite tomar la mejor alternativa (Podvezko, 2009) (D. Y. Chang, 1996) (Lin & Yang, 1996) (F. Li et al., 2013). La Figura 3.7 muestra el modelo a continuación el cual está diseñado por etapas que se describen a continuación.

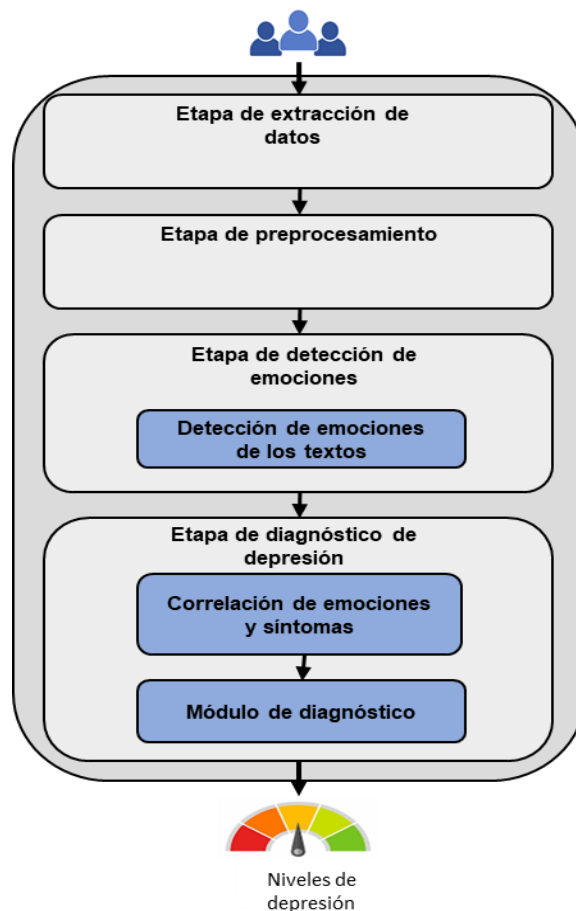


Figura 3.7 Diagrama del modelo de detección de niveles de depresión

3.2.2.1 Etapa de extracción de datos. Esta etapa recopila publicaciones de usuarios de X® (Tweets) o Reddit®. Los campos recopilados de los comentarios son el texto y la hora de creación de dicho comentario. Asimismo, las publicaciones obtenidas del usuario se almacenan para tener una fuente confiable de información para procesar.

3.2.2.2 Etapa de preprocesamiento. Se necesitan tareas de preprocesamiento para mejorar la calidad de los datos de texto. En este sentido, este módulo realiza el preprocesamiento de comentarios tomando múltiples pasos, específicamente, extracción de hashtags, segmentaciones de hashtags, eliminación de URL, eliminación de menciones, tokenización, conversión a minúsculas, eliminación de palabras vacías y derivación. Cabe indicar que todas estas tareas las realiza la herramienta MeaningCloud por lo que una vez ejecutadas el texto obtenido permite definir los valores correspondientes a las emociones identificadas con un valor numérico las cuales posteriormente se unen con los síntomas para definir el modelo de detección de depresión y ansiedad.

3.2.2.3 Etapa de detección de emociones.

En esta etapa se realiza un proceso de detección de emociones para comprender las emociones detrás del texto, es decir, a cada comentario se le asignan múltiples valores que determinan las emociones expresadas en él. Este proceso se basa en las 8 emociones principales definidas por (Plutchik, 2001) y concuerda con las emociones obtenidas por Api MeaningCloud que son alegría, confianza, miedo, sorpresa, tristeza, disgusto, ira y anticipación. Esta etapa se basa en un modelo que correlaciona formalmente las 8 emociones definidas por Plutchik y los 20 síntomas comunes en personas con depresión propuestos por (Ahmed et al., 2009) (Tristeza, Pesimismo, Fracaso pasado, Pérdida de placer, Sentimiento de culpa, Sentimiento de castigo, Desprecio por uno mismo, Autocrítica, Pensamiento suicida, Llanto, Agitación, Pérdida de interés, Indecisión, Inutilidad, Pérdida de energía, Cambios en los patrones de sueño, Irritabilidad, Cambios en el apetito, Dificultad de concentración y Cansancio). La correlación entre las emociones detectadas y los síntomas permite al modelo detectar el nivel de depresión del usuario. Cabe señalar que la correlación entre emociones y síntomas se estableció por un grupo de expertos en psicología y psiquiatría.

Las siguientes secciones describen este proceso en detalle.

Ponderación de los síntomas de depresión.

Como primer paso se realizó una búsqueda dentro de la literatura, de cuáles son los síntomas que suele presentar una persona cuando padece depresión. Como resultado se detectaron los 20 síntomas mencionados. Una vez detectados los síntomas que se presentan en los estados depresivos, se procedió a definir el peso que tiene cada uno de los síntomas respecto a los demás. Para esta tarea se utilizó un panel de 3 expertos con amplia experiencia en psicología clínica, psiquiatría, tratamiento de trastornos de ansiedad, psicoterapia de pareja, psicología infantil, depresión, trastornos en niños y adolescentes, terapia familiar, trauma psicológico, sexual y trastornos de las relaciones, neuropsicología infantil, psicoterapia cognitivo-conductual, desarrollo humano, psicología clínica en adolescentes. Estos especialistas contaban con más de 8 años de experiencia en el tratamiento de pacientes con enfermedades mentales. Dichos especialistas ponderaron el peso que tiene cada síntoma de depresión y para lo cual se utilizó el Proceso Jerárquico Analítico (AHP), este es un método para la toma de decisiones que permite generar escalas de prioridad basadas en juicios de expertos expresados a través de comparaciones por pares a través de una preferencia (Saaty & Sodenkamp, 2008). Para comenzar con la aplicación del método mencionado y siguiendo el orden definido por los autores, en primer lugar, se obtuvo la matriz ponderada de síntomas de depresión como se observa en la Tabla 3.8.

Tabla 3.8 Matriz ponderada de síntomas de depresión

Feature	SA	PE	PF	LP	GF	PU	SD	SC	ST	CR	AG	LI	IN	WO	LE	CS	IR	CA	CD	TI
SA	1.00	0.50	2.00	0.50	3.00	0.50	2.00	0.33	1.00	0.25	1.00	0.50	1.00	2.00	3.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
PE	2.00	1.00	2.00	0.50	4.00	0.50	2.00	0.50	2.00	0.33	2.00	1.00	2.00	3.00	4.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00
PF	0.50	0.50	1.00	0.50	2.00	3.00	1.00	0.25	1.00	0.14	0.50	0.50	0.50	1.00	2.00	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
LP	2.00	2.00	2.00	1.00	4.00	0.50	2.00	0.50	2.00	0.33	2.00	1.00	2.00	3.00	4.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00
GF	0.33	0.25	0.50	0.25	1.00	0.17	0.50	0.17	0.33	0.14	0.25	0.25	0.25	0.50	1.00	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33
PU	2.00	2.00	0.33	2.00	6.00	1.00	4.00	0.50	3.00	0.50	2.00	2.00	2.00	3.00	5.00	3.00	3.00	3.00	3.00	3.00
SD	0.50	0.50	1.00	0.50	2.00	0.25	1.00	0.25	1.00	0.14	0.50	0.50	0.50	1.00	2.00	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
SC	3.00	2.00	4.00	2.00	6.00	2.00	4.00	1.00	3.00	0.50	2.00	2.00	2.00	4.00	6.00	6.00	3.00	3.00	3.00	3.00
ST	1.00	0.50	1.00	0.50	3.00	0.33	1.00	0.33	1.00	0.25	1.00	0.50	1.00	2.00	3.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
CR	4.00	3.00	7.00	3.00	7.00	2.00	7.00	2.00	4.00	1.00	2.00	3.00	3.00	5.00	7.00	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00
AG	1.00	0.50	2.00	0.50	4.00	0.50	2.00	0.50	1.00	0.50	1.00	1.00	1.00	2.00	3.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00
LI	2.00	1.00	2.00	1.00	4.00	0.50	2.00	0.50	2.00	0.33	1.00	1.00	2.00	3.00	4.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00
IN	1.00	0.50	2.00	0.50	4.00	0.50	2.00	0.50	1.00	0.33	1.00	0.50	1.00	2.00	3.00	2.00	2.00	2.00	2.00	2.00
WO	0.50	0.33	1.00	0.33	2.00	0.33	1.00	0.25	0.50	0.20	0.50	0.33	0.50	1.00	2.00	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
LE	0.33	0.25	0.50	0.25	1.00	0.20	0.50	0.17	0.33	0.14	0.33	0.25	0.33	0.50	1.00	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33
CS	1.00	0.50	2.00	0.50	3.00	0.33	2.00	0.17	1.00	0.25	0.50	0.50	0.50	2.00	3.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
IR	1.00	0.50	2.00	0.50	3.00	0.33	2.00	0.33	1.00	0.25	0.50	0.50	0.50	2.00	3.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
CA	1.00	0.50	2.00	0.50	3.00	0.33	2.00	0.33	1.00	0.25	0.50	0.50	0.50	2.00	3.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
CD	1.00	0.50	2.00	0.50	3.00	0.33	2.00	0.33	1.00	0.25	0.50	0.50	0.50	2.00	3.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
TI	1.00	0.50	2.00	0.50	3.00	0.33	2.00	0.33	1.00	0.25	0.50	0.50	0.50	2.00	3.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Total	26.17	17.33	38.33	15.83	68.00	13.95	42.00	9.25	28.17	6.35	19.58	16.83	21.58	43.00	65.00	32.17	29.17	29.17	29.17	29.17

Tristeza=SA, Pesimismo=PE, Fracaso pasado=PF, Pérdida de placer=LP, Sentimiento de culpa=GF, Sentimiento de castigo=PU, Aversión a uno mismo=SD, Autocrítica=SC, Pensamientos suicidas=ST, Llanto=CR, Agitación=AG, Pérdida de interés=LI, Indecisión=IN, Inutilidad=WO, Pérdida de energía=LE, Cambios en el patrón de sueño=CS, Irritabilidad=IR, Cambios en el apetito=CA, Dificultad de concentración=CD, Cansancio=TI.

Una vez obtenida la matriz ponderada de síntomas de depresión, el siguiente paso es obtener la matriz de comparación por pares normalizada, en la que cada dato obtenido en cada columna de la primera matriz se divide por la suma de la puntuación de cada síntoma representado en esa misma matriz, ver Tabla 3.9.

Tabla 3.9 Matriz de comparación por pares normalizada

Feature	SA	PE	PF	LP	GF	PU	SD	SC	ST	CR	AG	LI	IN	WO	LE	CS	IR	CA	CD	TI	Total
SA	0.04	0.03	0.05	0.03	0.04	0.04	0.05	0.04	0.04	0.04	0.05	0.03	0.05	0.05	0.05	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04
PE	0.08	0.06	0.05	0.03	0.06	0.04	0.05	0.05	0.07	0.05	0.10	0.06	0.09	0.07	0.06	0.06	0.07	0.07	0.07	0.07	0.06
PF	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.22	0.02	0.03	0.04	0.02	0.03	0.03	0.02	0.02	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.03
LP	0.08	0.12	0.05	0.06	0.06	0.04	0.05	0.05	0.07	0.05	0.10	0.06	0.09	0.07	0.06	0.06	0.07	0.07	0.07	0.07	0.07
GF	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
PU	0.08	0.12	0.01	0.13	0.09	0.07	0.10	0.05	0.11	0.08	0.10	0.12	0.09	0.07	0.08	0.09	0.10	0.10	0.10	0.10	0.09
SD	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.02	0.03	0.04	0.02	0.03	0.03	0.02	0.02	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
SC	0.11	0.12	0.10	0.13	0.09	0.14	0.10	0.11	0.11	0.08	0.10	0.12	0.09	0.09	0.09	0.19	0.10	0.10	0.10	0.10	0.11
ST	0.04	0.03	0.03	0.03	0.04	0.02	0.02	0.04	0.04	0.04	0.05	0.03	0.05	0.05	0.05	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04
CR	0.15	0.17	0.18	0.19	0.10	0.14	0.17	0.22	0.14	0.16	0.10	0.18	0.14	0.12	0.11	0.12	0.14	0.14	0.14	0.14	0.15
AG	0.04	0.03	0.05	0.03	0.06	0.04	0.05	0.05	0.04	0.08	0.05	0.06	0.05	0.05	0.05	0.06	0.07	0.07	0.07	0.07	0.05
LI	0.08	0.06	0.05	0.06	0.06	0.04	0.05	0.05	0.07	0.05	0.05	0.06	0.09	0.07	0.06	0.06	0.07	0.07	0.07	0.07	0.06
IN	0.04	0.03	0.05	0.03	0.06	0.04	0.05	0.05	0.04	0.05	0.05	0.03	0.05	0.05	0.05	0.06	0.07	0.07	0.07	0.07	0.05
WO	0.02	0.02	0.03	0.02	0.03	0.02	0.02	0.03	0.02	0.03	0.03	0.02	0.02	0.02	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
LE	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.02	0.01	0.02	0.01	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
CS	0.04	0.03	0.05	0.03	0.04	0.02	0.05	0.02	0.04	0.04	0.03	0.03	0.02	0.05	0.05	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03
IR	0.04	0.03	0.05	0.03	0.04	0.02	0.05	0.04	0.04	0.04	0.03	0.03	0.02	0.05	0.05	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04
CA	0.04	0.03	0.05	0.03	0.04	0.02	0.05	0.04	0.04	0.04	0.03	0.03	0.02	0.05	0.05	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04
CD	0.04	0.03	0.05	0.03	0.04	0.02	0.05	0.04	0.04	0.04	0.03	0.03	0.02	0.05	0.05	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04
TI	0.04	0.03	0.05	0.03	0.04	0.02	0.05	0.04	0.04	0.04	0.03	0.03	0.02	0.05	0.05	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04
Total	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	20

Tristeza=SA, Pesimismo=PE, Fracaso pasado=PF, Pérdida de placer=LP, Sentimiento de culpa=GF, Sentimiento de castigo=PU, Aversión a uno mismo=SD, Autocrítica=SC, Pensamientos suicidas=ST, Llanto=CR, Agitación=AG, Pérdida de interés=LI, Indecisión=IN, Inutilidad=WO, Pérdida de energía=LE, Cambios en el patrón de sueño=CS, Irritabilidad=IR, Cambios en el apetito=CA, Dificultad de concentración=CD, Cansancio=TI.

Para finalizar con el método y para determinar el peso que tiene cada uno de los síntomas de depresión respecto de cada uno de ellos, la Tabla 3.10 presenta la tabla de porcentajes.

Tabla 3.10 Porcentaje de valores de síntomas

Síntoma	Porcentaje
Llanto	15
Autocrítica	11

Síntoma	Porcentaje
sentimiento de castigo	9
Pérdida de placer	7
Pesimismo	6
Pérdida de interés	6
Agitación	5
Indecisión	5
Tristeza	4
Pensamiento suicida	4
Irritabilidad	4
Cambios en el apetito	4
dificultad de concentración	4
Cansancio	4
Fracaso pasado	3
Cambios en el patrón de sueño.	3
Autodesprecio	2
Inutilidad	2
Sentimiento de culpa	1
Pérdida de energía	1
Total	100

Determinar la relación entre las emociones y los síntomas de la depresión

Para cumplir con el objetivo de encontrar las equivalencias entre síntomas y emociones, se inició la detección de qué emociones componen cada uno de los 20 síntomas. Para realizar esta conversión se tomaron como base los trabajos de Plutchik (Plutchik, 1982) (Plutchik, 2001). Cabe destacar que la API de MeaningCloud® también los toma como base para realizar sus análisis. En las obras de Plutchik se menciona que existen ocho emociones primarias: tristeza, aversión, ira, miedo, alegría, confianza, anticipación y sorpresa. Cabe señalar que para determinar qué síntomas corresponden a qué emociones, los especialistas antes mencionados, contaron con una lista de los 20 síntomas definidos por Ahmed y las 8 emociones básicas según Plutchik, cada uno de los especialistas definió el síntoma correspondiente con respecto a las relaciones emocionales y al final cuando cada uno tuvo sus relaciones individuales, se compararon sus resultados y mediante un análisis de las relaciones se aceptaron aquellas en las que coincidieron las respuestas de los especialistas y se definió qué relación correspondía. Cabe aclarar que en ninguno de los casos la alegría y la

confianza se relacionaron con los síntomas de la depresión, por lo que sólo como máximo 6 emociones se relacionaron con cada uno de los síntomas, como se observa en la Tabla 3.11.

Tabla 3.11 Equivalencia entre síntomas y emociones

Síntoma	Emociones
Tristeza	Tristeza
	Aversión
	Miedo
	Anticipación
Pesimismo	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Fracaso pasado	Tristeza
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Pérdida de placer	Tristeza
	Ira
	Miedo
	Aversión
	Anticipación
Sentimiento de culpa	Tristeza
	Aversión
	Miedo
	Anticipación
sentimiento de castigo	Tristeza
	Ira
	Miedo
Desprecio por uno mismo	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Anticipación
Autocrítica	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Miedo
Pensamiento suicida	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Anticipación
Llanto	Tristeza
	Ira
	Miedo
Agitación	Ira

Síntoma	Emociones
	Miedo
	Anticipación
	Sorpresa
Pérdida de interés	Tristeza
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Indecisión	Tristeza
	Aversión
	Ira
Inutilidad	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Pérdida de energía	Tristeza
	Aversión
	Miedo
	Anticipación
Cambios en el patrón de sueño.	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Irritabilidad	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Miedo
	Anticipación
	Sorpresa
Cambios en el apetito	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Miedo
dificultad de concentración	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Cansancio	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Miedo
	Anticipación

Definir puntuaciones emociones-síntomas

Para realizar esta acción se definieron los valores correspondientes a la relación síntoma-emoción, lo cual se realizó de la siguiente manera: Primero se entregó un cuestionario a los especialistas para que asignaran una puntuación a cada uno de los valores de las equivalencias obtenidas en la Tabla 3.11. Cada uno de los especialistas asignó un número para la emoción definida y que para el caso se detalla en la Tabla 3.12 como se observa en la primera fila de dicha tabla, para el síntoma Tristeza se asignaron puntuaciones de acuerdo con las emociones relacionadas, que en este caso fueron del primer médico especialista (MS1) 5 puntos por tristeza, 2 puntos por aversión y 3 puntos por miedo, que en total sumaron 10. En la segunda fila, Especialista 2 (MS2) asignó 7 puntos a Tristeza, 1 Ira, 1 Miedo y 1 Anticipación, para un puntaje total de 10. Luego en la tercera fila, el Especialista 3 asignó 7 puntos a Tristeza, 2 a Miedo y 1 a Anticipación con un puntaje total de 10. Finalmente, en la fila 4, se presenta el valor de puntuación del médico especialista (SM), que representa el promedio de las puntuaciones otorgadas por cada uno de los especialistas y refleja el valor final otorgado para cada relación síntoma-emoción. Para la emoción Tristeza se obtiene un puntaje de 6.33, para Aversión 1 para Miedo 2, y para Anticipación 0.66 lo que nos da un total de 9.99, que es el puntaje total para esa emoción definida por los médicos. Y como se observa para cada uno de los 20 síntomas se obtiene el valor correspondiente de la puntuación definida por los especialistas.

Tabla 3.12 Puntajes síntomas-emociones

SÍNTOMA	EMOCIÓN								
	MS	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Alegría	Confianza	Anticipación	Sorpresa
Tristeza	MS1	5	2		3				
	MS2	7	1		1			1	
	MS3	7			2			1	
	SM	6.33	1		2			.66	
Pesimismo	MS1	2	3	3	2				
	MS2	2	1	1	1			5	
	MS3			10					
	SM	1.33	1.33	4.66	1			1.66	
	MS1	5			3			2	
	MS2	6	1		2			1	
	MS3	4		3	3				
	SM	5	0.33	1	2.66			1	

	EMOCIÓN								
SÍNTOMA	MS	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Alegría	Confianza	Anticipación	Sorpresa
Fracaso pasado	MS1	3	2	5					
	MS2	2	1	3	2			2	
	MS3	4			2			4	
	SM	3	1	2.66	1.33			2	
Pérdida de placer	MS1	3	5		2				
	MS2	5	1		3			1	
	MS3	4			4			2	
	SM	4	2		3			1	
Culpable sentimiento	MS1	4		6					
	MS2	3		6	1				
	E3	3		4	2			1	
	SM	3.33		5.33	1			0.33	
Castigo	MS1		5	3				2	
	MS2	3	3	3				1	
	MS3	6		3				1	
	SM	3	2.66	3				1.33	
sentimiento	MS1	3	5		2				
	MS2	2	3	5					
	MS3	3	2	3	1			1	
	SM	2.66	3.33	2.66	1			.33	
autodesprecio	MS1	5	2		1			2	
	MS2	5			2			3	
	MS3	5		1	2			2	
	SM	5	.66	.33	1.66			2.33	
Ser criticidad	MS1	7			3				
	MS2	7		1	2				
	MS3	7		1	1			1	
	SM	7		0.66	2			0.33	
Pensamiento suicida	MS1							3	7
	MS2								10
	MS3			5	3			2	
	SM			1.66	1			1.66	5.66
Llanto	MS1	5		1	1			3	
	MS2	3			2			5	
	MS3	4		2	1			3	
	SM	4		1	1.33			3.66	
Agitación	MS1				4			6	
	MS2	3			7				
	MS3	1			5			4	
	SM	1.33			5.33			3.33	
Pérdida de interés	MS1	4	4					2	
	MS2	2	1		3			4	
	MS3	3		3	2			2	
	SM	3	1.66	1	1.66			2.66	
Indecisión	MS1	5	3		2				
	MS2	7			3				

SÍNTOMA	EMOCIÓN								
	MS	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Alegría	Confianza	Anticipación	Sorpresa
	MS3	4		1	2			3	
	SM	5.33	1	.33	2.33			1	
Inutilidad	MS1	3	4	1	1				1
	MS2	2	3		5				
	MS3	4		2	2			2	
	SM	3	2.33	1	2.66			0.66	.33
Pérdida de energía	MS1	1	3	4	1				1
	MS2		2	5				2	1
	MS3	2	3	3	1			1	
	SM	1	2.66	4	0.66			1	0.66
Cambios en el patrón de sueño	MS1	3	4		2			1	
	MS2	3	5		2				
	MS3	3	2	2	3				
	SM	3	3.66	0.66	2.33			0.33	
	MS1	2	4					3	1
	MS2	4			4			2	
	MS3	3		2	2			3	
	SM	3	1.33	0.66	2			2.66	0.33
Irritabilidad	MS1	5	3					2	
	MS2	4	2		3			1	
	MS3	4		2	3			1	
	SM	4.33	1.66	0.66	2			1.33	

Ponderación de las emociones relativas a los síntomas de la depresión

La Tabla 3.13 muestra el conjunto de ponderaciones de las emociones respecto a los síntomas de depresión.

Tabla 3.13 Ponderación de las emociones relativas a los síntomas de la depresión

Síntoma	Emoción					
	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Anticipación	Sorpresa
Tristeza	6.33	1	0	2	.66	0
Pesimismo	1.33	1.33	4.66	1	1.66	0
Fracaso pasado	5	0.33	1	2.66	1	0
Pérdida de placer	3	1	2.66	1.33	2	0
Sentimiento de culpa	4	2	0	3	1	0
sentimiento de castigo	3.33	0	5.33	1	0.33	0
Desprecio por uno mismo	3	2.66	3	0	1.33	0

	Emoción					
Síntoma	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Anticipación	Sorpresa
Autocrítica	2.66	3.33	2.66	1	0.33	0
Pensamiento suicida	5	0.66	0.33	1.66	2.33	0
Llanto	7	0	0.66	2	0.33	0
Agitación	0	0	1.66	1	1.66	5.66
Pérdida de interés	4	0	1	1.33	3.66	0
Indecisión	1.33	0	0	5.33	3.33	0
Inutilidad	3	1.66	1	1.66	2.66	0
Pérdida de energía	5.33	1	0.33	2.33	1	0
Cambios en el patrón de sueño.	3	2.33	1	2.66	0.66	0.33
Irritabilidad	1	2.66	4	0.66	1	0.66
Cambios en el apetito	3	3.66	0.66	2.33	0.33	0
dificultad de concentración	3	1.33	0.66	2	2.66	0.33
Cansancio	4.33	1.66	0.66	2	1.33	0

Finalmente, se multiplica el peso de las emociones respecto a los síntomas de depresión (ver Tabla 3.15) por el peso de los síntomas obtenidos en la primera fase de este proceso (ver Tabla 3.12) para obtener el modelo final que ayuda a determinar la depresión del usuario. Nivel basado en las emociones expresadas en los comentarios. La Tabla 3.14 muestra el modelo final.

Tabla 3.14 Modelo de detección de niveles de depresión

Síntoma	Peso	Emoción relacionada	Peso de la emoción respecto a los síntomas	Peso final
Llanto	15	Tristeza	0.7	10.5
		Ira	0.066	0.99
		Miedo	0.2	3
		Anticipación	0.033	0.495
Autocrítica	11	Tristeza	0.266	2.926
		Aversión	0.333	3.663
		Ira	0.266	2.926
		Miedo	0.1	1.1
		Anticipación	0.033	0.363
sentimiento de castigo	9	Tristeza	0.333	2.997
		Ira	0.533	4.797
		Miedo	0.1	0.9
		Anticipación	0.033	0.297
Pérdida de placer	7	Tristeza	0.3	2.1
		Aversión	0.1	0.7

Síntoma	Peso	Emoción relacionada	Peso de la emoción respecto a los síntomas	Peso final
		Ira	0.266	1.862
		Miedo	0.133	0.931
		Anticipación	0.2	1.4
Pesimismo	6	Tristeza	0.133	0.798
		Aversión	0.133	0.798
		Ira	0.466	2.796
		Miedo	0.1	0.6
		Anticipación	0.166	0.996
Pérdida de interés	6	Tristeza	0.4	2.4
		Ira	0.1	0.6
		Miedo	0.133	0.798
		Anticipación	0.366	2.196
Agitación	5	Ira	0.166	0.83
		Miedo	0.1	0.5
		Anticipación	0.166	0.83
		Sorpresa	0.566	2.83
Indecisión	5	Tristeza	0.133	0.665
		Miedo	0.533	2.665
		Anticipación	0.333	1.665
Tristeza	4	Tristeza	0.633	2.532
		Aversión	0.1	0.4
		Miedo	0.2	0.8
		Anticipación	0.066	0.264
Pensamiento suicida	4	Tristeza	0.5	2
		Aversión	0.066	0.264
		Ira	0.033	0.132
		Miedo	0.166	0.664
		Anticipación	0.233	0.932
Irritabilidad	4	Tristeza	0.1	0.4
		Aversión	0.266	1.064
		Ira	0.4	1.6
		Miedo	0.066	0.264
		Anticipación	0.1	0.4
		Sorpresa	0.066	0.264
Cambios en el apetito	4	Tristeza	0.3	1.2
		Aversión	0.366	1.464
		Ira	0.066	0.264
		Miedo	0.233	0.932
		Anticipación	0.033	0.132
dificultad de concentración	4	Tristeza	0.3	1.2
		Aversión	0.133	0.532
		Ira	0.066	0.264
		Miedo	0.2	0.8

Síntoma	Peso	Emoción relacionada	Peso de la emoción respecto a los síntomas	Peso final
		Anticipación	0.266	1.064
		Sorpresa	0.033	0.132
Cansancio	4	Tristeza	0.433	1.732
		Aversión	0.166	0.664
		Ira	0.066	0.264
		Miedo	0.2	0.8
		Anticipación	0.133	0.532
Fracaso pasado	3	Tristeza	0.5	1.5
		Aversión	0.033	0.099
		Ira	0.1	0.3
		Miedo	0.266	0.798
		Anticipación	0.1	0.3
Cambios en el patrón de sueño.	3	Tristeza	0.3	0.9
		Aversión	0.233	0.699
		Ira	0.1	0.3
		Miedo	0.266	0.798
		Anticipación	0.066	0.198
		Sorpresa	0.033	0.099
Autodesprecio	2	Tristeza	0.3	0.6
		Aversión	0.266	0.532
		Ira	0.3	0.6
		Anticipación	0.133	0.266
Inutilidad	2	Tristeza	0.3	0.6
		Aversión	0.166	0.332
		Ira	0.1	0.2
		Miedo	0.166	0.332
		Anticipación	0.266	0.532
Sentimiento de culpa	1	Tristeza	0.4	0.4
		Aversión	0.2	0.2
		Miedo	0.3	0.3
		Anticipación	0.1	0.1
Pérdida de energía	1	Tristeza	0.533	0.533
		Aversión	0.1	0.1
		Ira	0.033	0.033
		Miedo	0.233	0.233
		Anticipación	0.1	0.1
TOTAL	100			100

3.2.2.4. Etapa de diagnóstico

El pronóstico de la depresión se obtiene a partir de los valores de emociones y síntomas obtenidos y aplicando el modelo de detección presentado anteriormente. Para obtener, analizar y presentar resultados del modelo de detección del nivel de depresión, se creó una plataforma de software que es responsable de los procesos antes mencionados y para la cual se diseñó una arquitectura que representa detalladamente cada uno de los pasos a realizar, con el fin de obtener pronósticos a partir de la información obtenida del usuario y que permita observar la evolución del trastorno tanto por el médico como por el usuario. Esta arquitectura se detalla en la figura 3.9.

3.2.3 Diseño del modelo computacional para la detección de la ansiedad

Para realizar una detección basada en la literatura existente relacionada con los trastornos mentales, como alternativa de solución al proceso de identificación de niveles de ansiedad, se propone un modelo capaz de identificar un conjunto de emociones relacionadas con síntomas y, con la aplicación de Procesamiento del Lenguaje Natural, para obtener los niveles de ansiedad detectados en un individuo en base a lo escrito en sus comentarios en las redes sociales. El modelo desarrollado parte del estudio de las emociones psicológicas que se producen en el ser humano y que se basan específicamente en el estudio realizado por (Plutchik, 1982). Este estudio se utilizó en la identificación de emociones en base a la particularidad con la que se definen las mismas y que sirvió para desarrollar investigaciones que abordan la forma en que una persona se siente positiva o negativamente. A este respecto la Fig. 3.7 describe las relaciones entre conceptos, que son análogas a los colores en una rueda de colores.

En su obra, Plutchik define 8 emociones principales que son: alegría, confianza, miedo, sorpresa, tristeza, aversión, ira y anticipación y las posibles combinaciones entre estas. Asimismo, nuestro trabajo se basa en el estudio realizado por (Ahmed et al., 2009) donde define 20 síntomas relacionados con la ansiedad: Entumecimiento, Sensación de calor, Temblores en las piernas, Incapaz de relajarse, Miedo a que suceda lo peor, Aturdido, Corazón acelerado, Inestable, Miedo, Nervioso, Sensación de ahogo, Manos temblorosas,

Tembloroso, Miedo a perder el control, Dificultad para respirar, Miedo a morir, Indigestión, Desmayo, Cara enrojecida, Sudor caliente/frío. La relación entre los síntomas detectados por Ahmed et al. y las principales emociones definidas por Plutchik son aquellas que permiten establecer un parámetro para identificar los niveles de ansiedad en los textos que escriben los usuarios en las redes sociales y que se representan esquemáticamente en el modelo definido para tal tarea. En el modelo se determinó formalmente la correlación entre las 8 emociones definidas por Plutchik y los síntomas propuestos por Ahmed. Para lograrlo se realizaron entrevistas a un grupo de 3 especialistas con años de experiencia en la atención psicológica de pacientes con el fin de obtener información oportuna sobre qué síntomas padece una persona con depresión. Además, este grupo de especialistas ponderó cada uno de los síntomas propuestos por Ahmed mediante el método AHP (Saaty, 2004). con el fin de identificar los síntomas más relevantes de la ansiedad. Dicho método se utiliza para tomar decisiones entre diferentes alternativas en función de las variables a manejar que tienen un valor jerárquico y que nos permite transformar criterios cualitativos en cuantitativos. Por su valor en la toma de decisiones, se utilizó en diversos campos de investigación ya que permite tomar la mejor alternativa (Podvezko, 2009) (D. Y. Chang, 1996) (Lin & Yang, 1996) (F. Li et al., 2013). La Figura 3.8 muestra el modelo a continuación el cual está representado por etapas las cuales se describen a continuación. Como se puede observar en la figura, las etapas que se diferencian del modelo de detección de depresión son las de detección de emociones y diagnóstico, por lo cual para evitar redundancia se inicia a explicar cómo funciona el modelo a partir de dichas etapas en el punto correspondiente a Obtener síntomas-emociones.

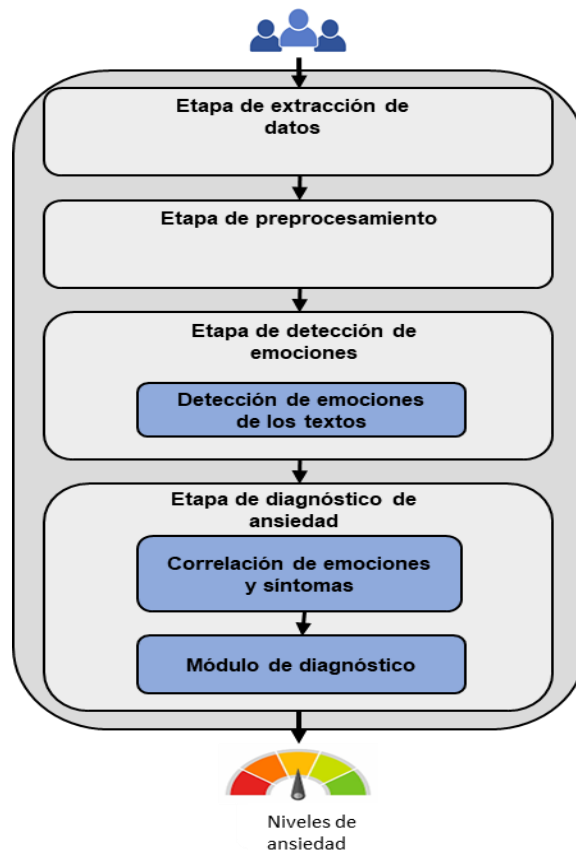


Figura 3.8 Diagrama del modelo de detección de niveles de ansiedad

3.2.3.1 Etapa de detección de emociones. En esta etapa se realiza un proceso de detección de emociones para comprender las emociones detrás del texto, es decir, a cada comentario se le asignan múltiples valores que determinan las emociones expresadas en él. Este proceso se basa en las 8 emociones principales definidas por (Plutchik, 2001) y concuerda con las emociones obtenidas por Api MeaningCloud que son alegría, confianza, miedo, sorpresa, tristeza, disgusto, ira y anticipación. Esta etapa se basa en un modelo que correlaciona formalmente las 8 emociones definidas por Plutchik y los 20 síntomas comunes en personas con ansiedad propuestos por (Ahmed et al., 2009). La correlación entre las emociones detectadas y los síntomas permite al modelo detectar el nivel de ansiedad del usuario. Cabe señalar que la correlación entre emociones y síntomas se estableció por un grupo de expertos en psicología y psiquiatría.

Las siguientes secciones describen este proceso en detalle.

Ponderación de los síntomas de ansiedad.

Como primer paso se realizó una búsqueda dentro de la literatura, de cuáles son los síntomas que suele presentar una persona cuando padece ansiedad. Como resultado se detectaron los 20 síntomas mencionados. Una vez detectados los síntomas que se presentan en los estados de ansiedad, se procedió a definir el peso que tiene cada uno de los síntomas respecto a los demás. Para esta tarea se utilizó un panel de 3 expertos con amplia experiencia en psicología clínica, psiquiatría, tratamiento de trastornos de ansiedad, psicoterapia de pareja, psicología infantil, depresión, trastornos en niños y adolescentes, terapia familiar, trauma psicológico, sexual y trastornos de las relaciones, neuropsicología infantil, psicoterapia cognitivo-conductual, desarrollo humano, psicología clínica en adolescentes. Estos especialistas contaban con más de 8 años de experiencia en el tratamiento de pacientes con enfermedades mentales. Dichos especialistas ponderaron el peso que tiene cada síntoma de ansiedad y para lo cual se utilizó el Proceso Jerárquico Analítico (AHP), este es un método para la toma de decisiones que permite generar escalas de prioridad basadas en juicios de expertos expresados a través de comparaciones por pares a través de una preferencia (Saaty & Sodenkamp, 2008). Para comenzar con la aplicación del método mencionado y siguiendo el orden definido por los autores, en primer lugar, se obtuvo la matriz ponderada de síntomas de ansiedad como se observa en la Tabla 3.15.

Tabla 3.15. Matriz ponderada de síntomas de ansiedad

Feature	NU	FH	WL	UR	FW	LI	HR	UN	AF	NE	FC	HT	SH	FL	DB	FD	IN	FA	FF	HC
NU	1.00	0.50	2.00	0.20	0.11	0.50	0.33	0.33	0.20	0.20	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	1.00	1.00	0.50
FH	2.00	1.00	2.00	0.50	0.33	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	2.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	2.00	1.00
WL	0.50	0.33	1.00	0.14	0.11	0.33	0.20	2.00	0.14	0.14	0.50	0.50	0.50	0.33	0.33	0.33	0.50	0.50	0.50	0.33
UR	5.00	2.00	7.00	1.00	0.50	2.00	2.00	2.00	1.00	1.00	3.00	3.00	3.00	2.00	2.00	2.00	3.00	3.00	3.00	2.00
FW	9.00	5.00	9.00	2.00	1.00	3.00	2.00	2.00	2.00	2.00	5.00	5.00	5.00	3.00	3.00	3.00	5.00	5.00	5.00	3.00
LI	2.00	1.00	3.00	0.50	0.33	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	2.00	2.00	2.00	1.00	1.00	1.00	2.00	2.00	2.00	1.00
HR	3.00	2.00	5.00	0.50	0.33	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	2.00	2.00	1.00	1.00	1.00	2.00	2.00	3.00	1.00
UN	3.00	2.00	5.00	0.50	0.33	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	2.00	2.00	1.00	1.00	1.00	2.00	2.00	3.00	1.00
AF	5.00	2.00	7.00	1.00	0.50	2.00	2.00	2.00	1.00	1.00	3.00	3.00	3.00	2.00	2.00	2.00	3.00	3.00	3.00	2.00
NE	5.00	2.00	7.00	1.00	0.50	2.00	2.00	2.00	1.00	1.00	3.00	3.00	3.00	2.00	2.00	2.00	3.00	3.00	3.00	2.00
FC	1.00	1.00	2.00	0.33	0.20	0.50	0.50	0.50	0.33	0.33	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
HT	1.00	1.00	2.00	0.33	0.20	0.50	0.50	0.50	0.33	0.33	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
SH	1.00	1.00	2.00	0.33	0.20	0.50	0.50	0.50	0.33	0.33	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
FL	0.50	0.33	1.00	0.33	0.20	0.33	1.00	0.25	0.50	0.20	0.50	0.33	0.50	1.00	2.00	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
DB	0.33	0.25	0.50	0.25	1.00	0.20	0.50	0.17	0.33	0.14	0.33	0.25	0.33	0.50	1.00	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33
FD	1.00	1.00	2.00	0.33	0.20	0.50	0.50	0.50	0.33	0.33	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
IN	1.00	1.00	2.00	0.33	0.20	0.50	0.50	0.50	0.33	0.33	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
FA	1.00	1.00	2.00	0.33	0.20	0.50	0.50	0.50	0.33	0.33	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
FF	0.50	0.33	1.00	0.14	0.11	0.33	0.20	2.00	0.14	0.14	0.50	0.50	0.50	0.33	0.33	0.33	0.50	0.50	0.50	0.33
HC	2.00	1.00	2.00	0.50	0.33	1.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	1.00	2.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	2.00	1.00
Total	44.83	25.74	64.50	10.54	8.68	18.69	18.23	19.75	10.79	11.30	28.83	30.58	32.83	19.66	21.16	21.99	30.83	30.83	34.83	21.99

Entumecimiento = NU, Sensación de calor = FH, Temblor en las piernas = WL, Incapaz de relajarse = UR, Miedo a que suceda lo peor = FW, Aturdimiento = LI, Corazón acelerado = HR, Inestable = UN, Miedo = AF, Nervioso = NE, Sensación de asfixia=FC, Manos temblorosas=HT, Temblores=SH, Miedo a perder el

control=FL, Dificultad para respirar=DB, Miedo a morir=FD, Indigestión=IN, Desmayo=FA, Cara enrojecida=FF, Sudor caliente/frío =HC.

Una vez obtenida la matriz ponderada de síntomas de ansiedad, el siguiente paso es obtener la matriz de comparación por pares normalizada, en la que cada dato obtenido en cada columna de la primera matriz se divide por la suma de la puntuación de cada síntoma representado en esa misma matriz, ver Tabla 3.16.

Tabla 3.16. Matriz de comparación por pares normalizada

Feature	NU	FH	WL	UR	FW	LI	HR	UN	AF	NE	FC	HT	SH	FL	DB	FD	IN	FA	FF	HC	Total
NU	0.02	0.02	0.03	0.02	0.01	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03	0.03	0.02	0.02
FH	0.04	0.04	0.03	0.05	0.04	0.05	0.05	0.05	0.05	0.04	0.03	0.03	0.06	0.05	0.05	0.05	0.03	0.03	0.06	0.05	0.04
WL	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.02	0.01	0.10	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.01	0.02	0.01
UR	0.11	0.08	0.11	0.09	0.06	0.11	0.11	0.10	0.09	0.09	0.10	0.10	0.09	0.10	0.09	0.09	0.10	0.10	0.09	0.09	0.09
FW	0.20	0.19	0.14	0.19	0.12	0.16	0.11	0.10	0.19	0.18	0.17	0.16	0.15	0.15	0.14	0.14	0.16	0.16	0.14	0.14	0.14
LI	0.04	0.04	0.05	0.05	0.04	0.05	0.05	0.05	0.05	0.04	0.07	0.07	0.06	0.05	0.05	0.05	0.06	0.06	0.06	0.05	0.05
HR	0.07	0.08	0.08	0.05	0.04	0.05	0.05	0.03	0.05	0.09	0.03	0.07	0.06	0.05	0.05	0.05	0.06	0.06	0.09	0.05	0.06
UN	0.07	0.08	0.08	0.05	0.04	0.05	0.05	0.03	0.05	0.09	0.03	0.07	0.06	0.05	0.05	0.05	0.06	0.06	0.09	0.05	0.06
AF	0.11	0.08	0.11	0.09	0.06	0.11	0.11	0.10	0.09	0.09	0.10	0.10	0.09	0.10	0.09	0.09	0.10	0.10	0.09	0.09	0.10
NE	0.11	0.08	0.11	0.09	0.06	0.11	0.11	0.10	0.09	0.09	0.10	0.10	0.09	0.10	0.09	0.09	0.10	0.10	0.09	0.09	0.09
FC	0.02	0.04	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.05	0.03	0.03	0.03	0.05	0.03
HT	0.02	0.04	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.05	0.03	0.03	0.03	0.05	0.03
SH	0.02	0.04	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.05	0.03	0.03	0.03	0.05	0.02
FL	0.01	0.01	0.02	0.03	0.23	0.02	0.05	0.01	0.05	0.02	0.01	0.02	0.05	0.09	0.02	0.02	0.02	0.01	0.02	0.02	0.05
DB	0.01	0.01	0.01	0.02	0.12	0.01	0.03	0.01	0.03	0.01	0.01	0.01	0.01	0.03	0.05	0.02	0.01	0.01	0.01	0.02	0.05
FD	0.02	0.04	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.05	0.03	0.03	0.03	0.05	0.04
IN	0.02	0.04	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.05	0.03	0.03	0.03	0.05	0.03
FA	0.02	0.04	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.03	0.02	0.05	0.03	0.03	0.03	0.05	0.03
FF	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.02	0.01	0.10	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.01	0.02	0.02
HC	0.04	0.04	0.03	0.05	0.04	0.05	0.05	0.05	0.05	0.04	0.03	0.03	0.06	0.05	0.05	0.05	0.03	0.03	0.06	0.05	0.04
Total	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	20

Entumecimiento = NU, Sensación de calor = FH, Temblor en las piernas = WL, Incapaz de relajarse = UR, Miedo a que suceda lo peor = FW, Aturdimiento = LI, Corazón acelerado = HR, Inestable = UN, Miedo = AF, Nervioso = NE, Sensación de asfixia=FC, Manos temblorosas=HT, Temblores=SH, Miedo a perder el control=FL, Dificultad para respirar=DB, Miedo a morir=FD, Indigestión=IN, Desmayo=FA, Cara enrojecida=FF, Sudor caliente/frío =HC.

Para finalizar con el método y para determinar el peso que tiene cada uno de los síntomas de ansiedad respecto de cada uno de ellos, en la Tabla 3.17 se observa la tabla de porcentajes.

Tabla 3.17 Porcentaje de valores de síntomas

Síntoma	Porcentaje
Entumecimiento	2
Sensación de calor	4
Tambaleos en las piernas	1
incapaz de relajarse	9
Miedo a que suceda lo peor	14
Mareado	5
corazón acelerado	6
Inestable	6
Asustado	10
Nervioso	9
Sensación de ahogo	3
Manos temblando	3

Síntoma	Porcentaje
Tembloroso	2
Miedo a perder el control	5
Dificultad para respirar	5
miedo a morir	4
Indigestión	3
Débil	3
cara sonrojada	2
Sudor frío/calor	4
Total	100

Determinar la relación entre las emociones y los síntomas de la ansiedad

Para cumplir con el objetivo de encontrar las equivalencias entre síntomas y emociones, se inició la detección de qué emociones componen cada uno de los 20 síntomas. Para realizar esta conversión se tomaron como base los trabajos de Plutchik (Plutchik, 1982) (Plutchik, 2001). Cabe destacar que la API de *MeaningCloud*® también los toma como base para realizar sus análisis. En las obras de Plutchik se menciona que existen ocho emociones primarias: tristeza, aversión, ira, miedo, alegría, confianza, anticipación y sorpresa. Cabe señalar que para determinar qué síntomas corresponden a qué emociones, los especialistas antes mencionados, contaron con una lista de los 20 síntomas definidos por Ahmed y las 8 emociones básicas según Plutchik, cada uno de los especialistas definió el síntoma correspondiente, relaciones emocionales y al final cuando cada uno tuvo sus relaciones individuales, se compararon sus resultados y mediante un análisis de las relaciones se aceptaron aquellas en las que coincidieron las respuestas de los especialistas y se definió qué relación correspondía. Cabe aclarar que en ninguno de los casos la alegría y la confianza se relacionaron con los síntomas de la ansiedad, por lo que sólo como máximo 6 emociones se relacionaron con cada uno de los síntomas, como se observa en la Tabla 3.18.

Tabla 3.18 Equivalencia entre síntomas y emociones

Síntoma	Emociones
Entumecimiento	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Sorpresa
Sensación de calor	Tristeza
	Aversión

	Ira
	Anticipación
Tambaleos en las piernas	Tristeza
	Miedo
	Anticipación
incapaz de relajarse	Tristeza
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Miedo o peor suceso	Tristeza
	Miedo
	Anticipación
Mareado	Tristeza
	Aversión
	Ira
	Anticipación
corazón acelerado	Tristeza
	Aversión
	Miedo
	Anticipación
Inestable	Tristeza
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Asustado	Miedo
	Anticipación
Nervioso	Tristeza
	Miedo
	Anticipación
Sensación de ahogo	Tristeza
	Aversión
	Miedo
	Anticipación
Síntoma	Emociones
Manos temblando	Tristeza
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Tembloso	Tristeza
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Miedo a perder el control	Miedo
	Anticipación
Dificultad para respirar	Tristeza
	Miedo

	Anticipación
miedo a morir	Miedo
	Anticipación
Indigestión	Tristeza
	Ira
	Miedo
	Anticipación
Débil	Tristeza
	Ira
	Anticipación
cara sonrojada	Tristeza
	Aversión
	Miedo
	Sorpresa
Sudor frío/calor	Tristeza
	Aversión
	Miedo
	Anticipación

Definir puntuaciones emociones-síntomas

Para realizar esta acción se definieron los valores correspondientes a la relación síntoma-emoción, lo cual se realizó de la siguiente manera: Primero se entregó un cuestionario a los especialistas para que asignaran una puntuación a cada uno de los valores de las equivalencias obtenidas en la Tabla 3.18. Cada uno de los especialistas asignó un número para la emoción definida y que para el caso se detalla en la Tabla 3.19 como se observa en la primera fila de dicha tabla, para el síntoma Tristeza se asignaron puntuaciones de acuerdo con las emociones relacionadas, que en este caso fueron del primer médico especialista (MS1) 5 puntos por Ira, 2 puntos por aversión y 3 puntos por miedo, que en total sumaron 10. En la segunda fila, Especialista 2 (MS2) asignó 7 puntos a Ira, 1 Aversión, 1 Miedo y 1 Tristeza, para un puntaje total de 10. Luego en la tercera fila, el Especialista 3 asignó 7 puntos a Ira, 2 a Miedo y 1 a Anticipación con un puntaje total de 10. Finalmente, en la fila 4, se presenta el valor de puntuación del médico especialista (SM), que representa el promedio de las puntuaciones otorgadas por cada uno de los especialistas y refleja el valor final otorgado para cada relación síntoma-emoción. Para la emoción Tristeza se obtiene un puntaje de 6.33, para Aversión 1 para Miedo 2, y para Anticipación 0.66 lo que nos da un total de 9.99, que es el puntaje total

para esa emoción definida por los médicos. Y como se observa para cada uno de los 20 síntomas se obtiene el valor correspondiente de la puntuación definida por los especialistas.

Tabla 3.19 Puntajes síntomas-emociones

SÍNTOMA	EMOCIÓN								
	MS	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Alegría	Confianza	Anticipación	Sorpresa
Entumecimiento	MS1	1	3	6	0	0	0	0	0
	MS2	1	0	8	0	0	0	0	1
	MS3	1	0	7	0	0	0	0	2
	SM	1	1	7	0	0	0	0	1
Sensación de calor	MS1	3	0	5	0	0	0	2	0
	MS2	1	3	4	0	0	0	2	0
	MS3	2	0	6	0	0	0	2	0
	SM	2	1	5		0	0	2	0
Temblor en las piernas	MS1	3	0	0	6	0	0	1	0
	MS2	0	0	0	6	0	0	4	0
	MS3	3	0	0	6	0	0	1	0
	SM	2	0	0	6	0	0	2	0
incapaz de relajarse	MS1	2	0	4	2	0	0	2	0
	MS2	1	0	0	5	0	0	4	0
	MS3	3	0	5	2	0	0		0
	SM	2	0	3	3	0	0	2	0
Miedo a que suceda lo peor	MS1	1	0	0	4	0	0	5	0
	MS2	2	0	0	6	0	0	2	0
	MS3	0	0	0	2	0	0	8	0
	SM	1	0	0	4	0	0	5	0
Mareado	MS1	2	4	4	0	0	0	0	0
	MS2	4	5	1	0	0	0	0	0
	E3	0	0	1	0	0	0	9	0
	SM	2	3	2	0	0	0	3	0
Corazón acelerado	MS1	1	2	0	5	0	0	2	0
	MS2	1	0	0	5	0	0	4	0
	MS3	1	1	0	5	0	0	3	0
	SM	1	1	0	5	0	0	3	0
Inestable	MS1	3	0	3	2	0	0	2	0
	MS2	4	0	0	5	0	0	1	0
	MS3	5	0	0	5	0	0		0
	SM	4	0	1	4	0	0	1	0
Asustado	MS1	8	0	0	0	0	0	2	0
	MS2	9	0	0	0	0	0	1	0
	MS3	7	0	0	0	0	0	3	0
	SM	8	0	0	0	0	0	2	0
Nervioso	MS1	4	0	0	2	0	0	4	0
	MS2	2	0	0	4	0	0	4	0
	MS3		0	0	6	0	0	4	0
	SM	2	0	0	4	0	0	4	0
	MS1	1	0	0	5	0	0	4	7

	EMOCIÓN								
SÍNTOMA	MS	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Alegría	Confianza	Anticipación	Sorpresa
Sensación de ahogo	MS2	1	1	0	5	0	0	3	0
	MS3	1	2	0	5	0	0	2	0
	SM	1	1	0	5	0	0	3	0
Manos temblando	MS1	3	0	1	2	0	0	4	0
	MS2	5	0	1	2	0	0	2	0
	MS3	4	0	1	5	0	0	0	0
	SM	4	0	1	3	0	0	2	0
Tembloso	MS1	3	0	1	4	0	0	2	0
	MS2	3	0	1	4	0	0	2	0
	MS3	3	0	1	1	0	0	5	0
	SM	3	0	1	3	0	0	3	0
Miedo a perder el control	MS1	0	0	0	9	0	0	1	0
	MS2	0	0	0	8	0	0	2	0
	MS3	0	0	0	7	0	0	3	0
	SM	0	0	0	8	0	0	2	0
Dificultad para respirar	MS1	3	0	0	4	0	0	3	0
	MS2	0	0	0	7	0	0	3	0
	MS3	0	0	0	7	0	0	3	0
	SM	1	0	0	6	0	0	3	0
Miedo a morir	MS1	0	0	0	7	0	0	3	0
	MS2	0	0	0	8	0	0	2	0
	MS3	0	0	0	9	0	0	1	0
	SM	0	0	0	8	0	0	2	0
Indigestión	MS1	0	0	2	3	0	0	5	0
	MS2	2	0	4	4	0	0	1	0
	MS3	1	0	3	3	0	0	3	0
	SM	1	0	3	3	0	0	3	0
Débil	MS1	6	0	2	0	0	0	2	0
	MS2	0	0	2	0	0	0	8	0
	MS3	6	0	2	0	0	0	2	0
	SM	4	0	2	0	0	0	4	0
Cara sonrojada	MS1	4	6	0	0	0	0	0	0
	MS2	1	6	0	3	0	0	0	0
	MS3	1	6	0	0	0	0	0	3
	SM	2	6	0	1	0	0	0	1
Sudor frío/calor	MS1	2	3	0	4	0	0	1	0
	MS2	3	1	0	3	0	0	3	0
	MS3	1	5	0	2	0	0	2	0
	SM	2	3	0	3	0	0	2	0

Ponderación de las emociones relativas a los síntomas de la ansiedad

La tabla 3.20 muestra el conjunto de ponderaciones de las emociones respecto a los síntomas de ansiedad.

Tabla 3.20 Ponderación de las emociones relativas a los síntomas de la ansiedad

Síntoma	Emoción					
	Tristeza	Aversión	Ira	Miedo	Anticipación	Sorpresa
Entumecimiento	0.2	0.2	1.4	0	0	0.2
Sensación de calor	0.8	0.4	2	0	0.8	0
Tambaleos en las piernas	0.2	0	0	0.6	0.2	0
incapaz de relajarse	1.8	0	2.7	2.7	1.8	0
Miedo a que suceda lo peor	1.4	0	0	5.6	7	0
Mareado	1	1.5	1	0	1.5	0
Corazón acelerado	0.6	0.6	0	3	1.8	0
Inestable	2.4	0	0.6	2.4	0.6	0
Asustado	0	0	0	8	2	0
Nervioso	1.8	0	0	3.6	3.6	0
Sensación de ahogo	0.3	0.3	0	1.5	0.9	0
Manos temblando	1.2	0	0.3	0.9	0.6	0
Tembloroso	0.6	0	0.2	0.6	0.6	0
Miedo a perder el control	0	0	0	4	1	0
Dificultad para respirar	0.5	0	0	3	1.5	0
miedo a morir	0	0	0	3.2	0.8	0
Indigestión	0.3	0	0.9	0.9	0.9	0
Débil	1.2	0	0.6	0	1.2	0
cara sonrojada	0.4	1.2	0	0.2	0	0.2
Sudor frío/calor	0.8	1.2	0	1.2	0.8	0

Finalmente, se multiplica el peso de las emociones respecto a los síntomas de ansiedad (ver Tabla 26) por el peso de los síntomas obtenidos en la primera fase de este proceso (ver Tabla 25) para obtener el modelo final que ayuda a determinar la ansiedad del usuario. La Tabla 3.21 presenta el modelo final.

Tabla 3.21 Modelo de detección de niveles de ansiedad

Síntoma	Peso	Emoción relacionada	Peso de la emoción relacionada al síntoma	Peso final
Entumecimiento	2	Tristeza	0.1	0.2
		Aversión	0.1	0.2
		Ira	0.7	1.4
		Sorpresa	0.1	0.2
Sensación de calor	4	Tristeza	0.2	0.8
		Aversión	0.1	0.4
		Ira	0.5	2.0
		Anticipación	0.2	0.8
Temblor en las piernas	1	Tristeza	0.2	0.2
		Miedo	0.6	0.6
		Anticipación	0.2	0.2
incapaz de relajarse	9	Tristeza	0.2	1.8
		Ira	0.3	2.7
		Miedo	0.3	2.7
		Anticipación	0.2	1.8
Miedo a que suceda lo peor	14	Tristeza	0.1	1.4
		Miedo	0.4	5.6
		Anticipación	0.5	7.0
Mareado	5	Tristeza	0.2	1.0
		Aversión	0.3	1.5
		Ira	0.2	1.0
		Anticipación	0.3	1.5
corazón acelerado	6	Tristeza	0.1	0.6
		Aversión	0.1	0.6
		Miedo	0.5	3.0
		Anticipación	0.3	1.8
Inestable	6	Tristeza	0.4	2.4
		Ira	0.1	0.6
		Miedo	0.4	2.4
		Anticipación	0.1	0.6
Asustado	10	Tristeza	0.8	8.0
		Anticipación	0.2	2.0
Nervioso	9	Tristeza	0.2	1.8
		Miedo	0.4	3.6
		Anticipación	0.4	3.6
Sensación de ahogo	3	Tristeza	0.1	0.3
		Aversión	0.1	0.3
		Miedo	0.5	1.5
		Anticipación	0.3	0.9
Manos temblando	3	Tristeza	0.4	1.2
		Ira	0.1	0.3

Síntoma	Peso	Emoción relacionada	Peso de la emoción relacionada al síntoma	Peso final
		Miedo	0.3	0.9
		Anticipación	0.2	0.6
Tembloroso	2	Tristeza	0.3	0.6
		Ira	0.1	0.2
		Miedo	0.3	0.6
		Anticipación	0.3	0.6
Miedo a perder el control	5	Miedo	0.8	4.0
		Anticipación	0.2	1.0
Dificultad para respirar	5	Tristeza	0.1	0.5
		Miedo	0.6	3.0
		Anticipación	0.3	1.5
Miedo a morir	4	Miedo	0.8	3.2
		Anticipación	0.2	0.8
Indigestión	3	Tristeza	0.1	0.3
		Ira	0.3	0.9
		Miedo	0.3	0.9
		Anticipación	0.3	0.9
Débil	3	Tristeza	0.4	1.2
		Ira	0.2	0.6
		Anticipación	0.4	1.2
cara sonrojada	2	Tristeza	0.2	0.4
		Aversión	0.6	1.2
		Miedo	0.1	0.2
		Sorpresas	0.1	0.2
Sudor frío/calor	4	Tristeza	0.2	0.8
		Aversión	0.3	1.2
		Miedo	0.3	1.2
		Anticipación	0.2	0.8
TOTAL	100			100

3.2.3.2. Etapa de diagnóstico

En esta etapa el pronóstico de la ansiedad se obtiene a partir de los valores de emociones y síntomas obtenidos y aplicando el modelo de detección presentado anteriormente. Para obtener, analizar y presentar resultados del modelo de detección del nivel de ansiedad, se creó una plataforma de software que es responsable de los procesos antes mencionados y para la cual se diseñó una arquitectura que representa detalladamente cada uno de los pasos

a realizar. con el fin de obtener pronósticos a partir de la información obtenida del usuario y que permita observar la evolución del trastorno tanto por el médico como por el usuario.

3.2.4 Esquema de la base de datos

3.2.4.1 Modelo relacional

A fin de representar de manera esquemática la manera de cómo se interrelacionan las entidades definidas para ser representadas en una base de datos, en la Figura 3.9 se presenta el modelo relacional correspondiente a los modelos desarrollados. Se crearon las siguientes tablas con sus correspondientes campos: usuario, Datos_usuario, antecedentes, recomendación_tratamiento, domicilio, X®, Reddit®, síntomas, resultados, pronostico. En dicho modelo relacional se presentan las tablas definidas para el correcto funcionamiento del modelo.

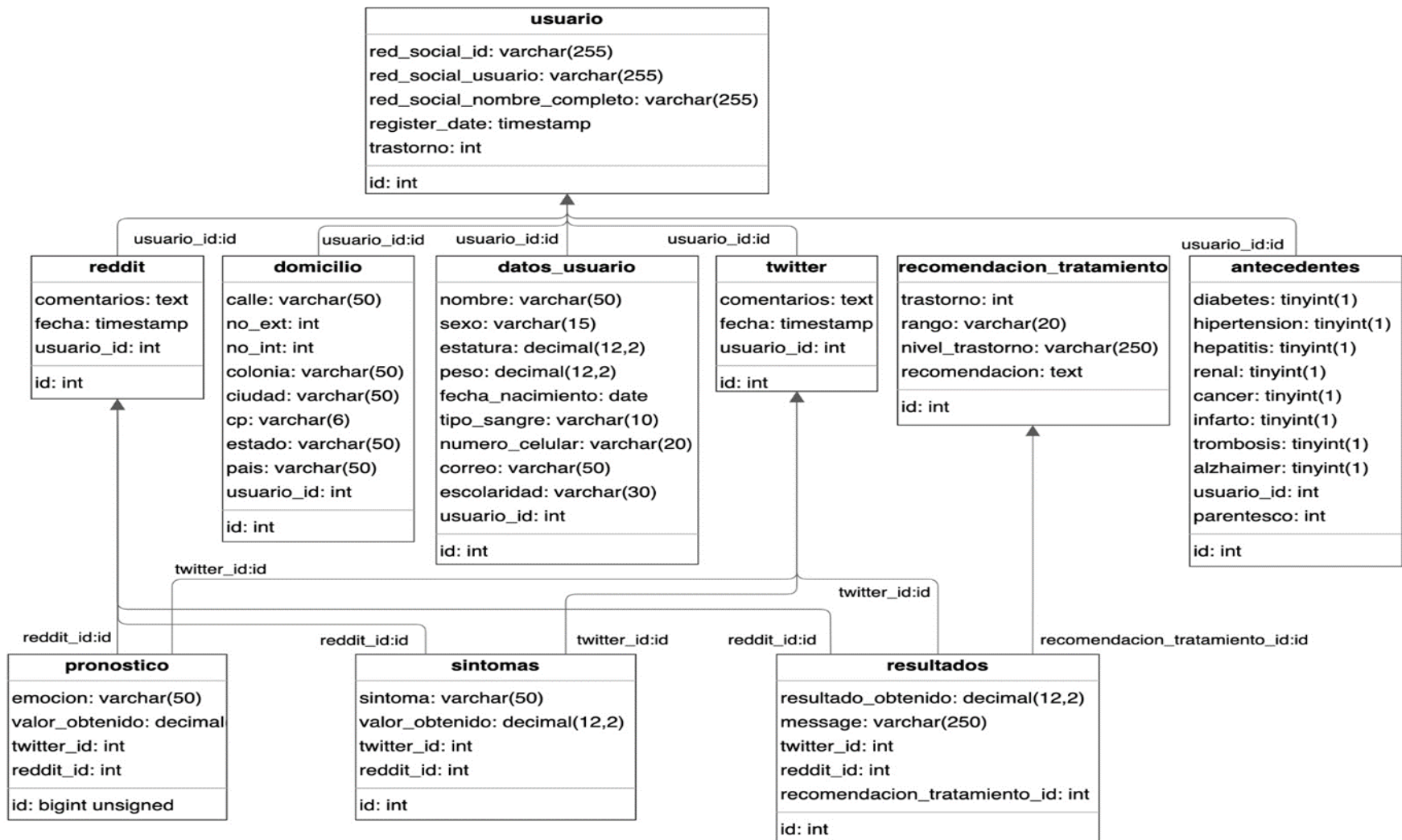


Figura 3.9 Modelo Relacional del modelo computacional para el pronóstico de depresión y ansiedad

3.2.4.2 Diccionario de datos

Con el fin de identificar el esquema de almacenamiento de la base de datos, a continuación, se presentan la información de las tablas generadas, los nombres de campos, tipos y descripción de estos a fin de representar los elementos que integran dicho almacenamiento. A continuación, en la Tabla 3.22 se muestra la tabla principal que representa a los usuarios la cual consta de columnas que muestran la información específica de cada uno de ellos.

Tabla 3.22 usuario

usuario		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
Id	integer	Clave única PK
red_social_usuario	varchar (255)	Nombre de usuario en red social
red_social_nombre_completo	varchar (255)	Nombre completo usuario en red social
register_date	timestamp	Fecha en que se realiza el registro
trastorno	integer	Tipo de análisis

En la Tabla 3.23, se presenta información específica de cada usuario, como su nombre completo, fecha de nacimiento, sexo, número de teléfono, correo electrónico y otros datos relevantes.

Tabla 3.23 datos_usuario

datos_usuario		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
id	integer	Clave única PK
nombre	varchar (50)	Nombre del usuario
sexo	varchar (15)	Sexo del usuario
estatura	decimal	Estatura del usuario
peso	decimal	Peso del usuario
fecha_nacimiento	date	Fecha de nacimiento del usuario
tipo_sangre	varchar (15)	Tipo de sangre del usuario

datos_usuario		
numero_celular	varchar (20)	Teléfono celular del usuario
correo	varchar (50)	Correo del usuario
escolaridad	varchar (30)	Escolaridad del usuario
usuario_id	integer	Clave del usuario FK

En la Tabla 3.24, se muestra la información específica correspondiente al domicilio, como la calle, número exterior, número interior, colonia, código postal, ciudad y estado.

Tabla 3.24 domicilio

domicilio		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
id	integer	Clave única PK
calle	varchar (50)	Calle donde vive el usuario
no_ext	integer	Número exterior
no_int	integer	Número interior
colonia	varchar (50)	Colonia
ciudad	varchar (50)	Ciudad
cp	varchar (6)	Código postal
estado	varchar (50)	Estado
país	varchar (50)	País
usuario_id	integer	Clave del usuario FK

A continuación, en la Tabla 3.25 se almacena información sobre los antecedentes médicos de un paciente la cual es especialmente útil, ya que permite a los médicos tener un registro completo de la historia médica de un paciente. Esta información se usa para tomar decisiones informadas sobre el tratamiento y la atención médica que se brinda al paciente.

Tabla 3.25 antecedentes

antecedentes		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
id	integer	Clave única PK
diabetes	boolean	Antecedente diabetes
hipertension	boolean	Antecedente hipertensión
hepatitis	boolean	Antecedente hepatitis
renal	boolean	Antecedente renal
cancer	boolean	Antecedente cáncer
infarto	boolean	Antecedente infarto
trombosis	boolean	Antecedente trombosis
alzhaime	boolean	Antecedente alzheimer
parentesco	integer	Relación padre/madre
usuario_id	integer	Clave del usuario FK

Enseguida en la Tabla 3.26, se guarda información relacionada a los comentarios de los usuarios en la red social X®. En esta tabla se almacenan las publicaciones realizadas por un usuario. Al tener esta información almacenada en la tabla, se accede a ella fácilmente y se utiliza para diferentes fines como, por ejemplo, realizar análisis de redes sociales.

Tabla 3.26. twitter

X		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
id	integer	Clave única PK
comentarios	texto	Comentarios realizados
fecha	timestamp	Fecha y hora de comentario
usuario_id	integer	Clave del usuario FK

Como se muestra en la Tabla 3.27, se guarda información relacionada con las publicaciones de los usuarios en Reddit®. Al tener esta información almacenada en la tabla, se accede a

ella fácilmente y se utiliza para diferentes fines como, por ejemplo, realizar análisis de redes sociales.

Tabla 3.27 reddit

reddit		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
id	integer	Clave única PK
comentarios	texto	Comentarios realizados
fecha	timestamp	Fecha y hora de comentario
usuario_id	integer	Clave del usuario FK

A continuación, la Tabla 3.28 muestra cómo se guarda información sobre los síntomas del análisis realizado. En esta tabla se almacenan los resultados obtenidos del síntoma y el ID de la red social a la que es relacionada. Al tener esta información almacenada, los profesionales médicos la utilizan para realizar diagnósticos o para llevar un seguimiento de la evolución de los síntomas de un paciente en el tiempo y hacer recomendaciones sobre el tratamiento adecuado.

Tabla 3.28 síntomas

síntomas		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
id	integer	Clave única PK
sintoma	decimal	Síntomas definidos en modelo
valor_obtenido	decimal	Valor obtenido al normalizar equivalencia
X_id	integer	Clave red social X FK
reddit_id	integer	Clave red social Reddit FK

En la Tabla 3.29, se guarda información sobre las emociones de un texto analizado. En esta tabla se almacenan los resultados obtenidos como cada emoción y el valor correspondiente.

Tabla 3.29 pronostico

pronostico		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
Id	integer	Clave única PK
emoción	varchar (50)	Emociones equivalentes de la API
valor_obtenido	decimal	Valor obtenido del síntoma de la API
X_id	integer	Clave red social X FK
reddit_id	integer	Clave red social Reddit FK

La Tabla 3.30 muestra cómo se guarda información sobre las recomendaciones de un tratamiento específico. En esta tabla se almacenan datos como el rango, nivel de trastorno y recomendación. Las recomendaciones se utilizan para realizar tratamientos precisos y efectivos para cada paciente.

Tabla 3.30 recomendacion_tratamiento

recomendacion_tratamiento		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
id	integer	Clave única PK
rango	varchar (20)	Rango del trastorno
nivel_trastorno	varchar (250)	Nivel del trastorno
recomendación	text	Recomendación de tratamiento

Finalmente, en la Tabla 3.31, se almacena información sobre los resultados de un análisis realizado. En esta tabla se guardan datos como el resultado obtenido, red social con la que se relaciona el resultado. Esta tabla es importante para almacenar y gestionar información sobre los resultados de diferentes análisis realizados. Dicha información se utiliza para la toma de decisiones sobre un paciente.

Tabla 3.31. resultados

resultados		
Nombre_campo	Tipo	Descripción
Id	integer	Clave única PK
resultado_obtenido	decimal	Resultado pronóstico de depresión
message	varchar (250)	Mensaje pronóstico de depresión
X_id	integer	Clave red social X FK
reddit_id	integer	Clave red social Reddit FK
recomendacion_tratamiento_id	integer	Clave recomendación tratamiento FK

3.2.5 Algoritmo del modelo computacional para la detección de depresión y ansiedad

Otra parte importante dentro del diseño de un módulo de trabajo es el que representa algoritmo en donde de manera esquemática se muestran todos y cada uno de los pasos a seguir en la identificación de depresión o ansiedad siguiendo el proceso secuencialmente.

La Figura 3.10 muestra el flujo de trabajo del módulo. El cual representa todos y cada uno de los posibles pasos que sigue el usuario dentro de la aplicación.

```

BEGIN
// Step 1: Recopilar las publicaciones de los usuarios de un período específico
posts = collectPosts(user, period)

// Step 2: Preprocesar los datos, incluida la tokenización y la eliminación de
palabras vacías
processPost(post):
    tokens = tokenize(post)
    filteredTokens = removeStopWords(tokens)
    return filteredTokens

processedPosts = []
FOR EACH post IN posts DO
    processedPosts.ADD(processPost(post))
END FOR

// Step 3: Detecta emociones en cada post
detectEmotions(post):

```

```

    emotions = []
    // Implementar la lógica para detectar emociones y su intensidad
    // emotions = [(emotion1, intensity1), (emotion2, intensity2), ...]
    return emotions

postsWithEmotions = []
FOR EACH post IN processedPosts DO
    detectedEmotions = detectEmotions(post)
    postsWithEmotions.ADD(detectedEmotions)
END FOR

// Step 4: La intensidad se multiplica por el peso de cada emoción relacionada
// con el síntoma de depresión/ansiedad
emotionWeights = {
    "sadness": 1.5,
    "joy": -1.0,
    "anger": 1.2,
    "fear": 1.3,
    "surprise": 0.5,
    // Agregar más emociones y sus respectivos pesos
}

sumEmotionWeights(emotions):
    total = 0
    FOR EACH (emotion, intensity) IN emotions DO
        weight = emotionWeights[emotion]
        total += intensity * weight
    END FOR
    return total

// Step 5: Sumar los resultados parciales obtenidos en el paso anterior para cada
// síntoma
partialResults = []
FOR EACH emotions IN postsWithEmotions DO
    result = sumEmotionWeights(emotions)
    partialResults.ADD(result)
END FOR

// Step 6: Obtener la suma final de todos los valores obtenidos en el paso
// anterior
finalSum = 0
FOR EACH result IN partialResults DO
    finalSum += result
END FOR

// Step 7: Determinar el nivel de depresión según los rangos dados
determineDepressionLevel(sum):
    IF sum >= 80 AND sum <= 100 THEN
        return "Depresión severa"
    ELSE IF sum >= 60 AND sum < 80 THEN
        return "Depresión moderadamente severa"

```

```

ELSE IF sum >= 40 AND sum < 60 THEN
    return "Depresión moderada"
ELSE IF sum >= 20 AND sum < 40 THEN
    return "Depresión leve"
ELSE
    return "Depresión mínima"
END IF
depressionLevel = determineDepressionLevel(finalSum)
PRINT "El nivel de depresión del usuario es: " + depressionLevel

// Step 8: Determinar el nivel de ansiedad según los rangos dados
determineAnxietyLevel(sum):
    IF sum >= 71.5 AND sum <= 100 THEN
        return "Ansiedad severa"
    ELSE IF sum >= 47.7 AND sum < 71.4 THEN
        return "Ansiedad moderada"
    ELSE IF sum >= 23.9 AND sum < 47.6 THEN
        return "Ansiedad leve"
    ELSE
        return "Ansiedad mínima"
    END IF
anxietyLevel = determineAnxietyLevel(finalSum)
PRINT "El nivel de Ansiedad del usuario es: " + anxietyLevel

END

```

Figura. 3.10 Algoritmo del modelo computacional para el pronóstico de depresión y ansiedad

El flujo de trabajo inicia con registro de usuario que se realiza en la sesión definida para el mismo en donde una vez registrado podrá ver la información concerniente a sus trastornos mentales. Para el caso de la sesión de médico, una vez iniciada la misma, se observa la información general y se tiene la opción de elegir entre una de las siguientes acciones:

Visualizar usuarios registrados: se muestra una lista de los usuarios registrados como pacientes del médico.

Visualizar información de usuario: Una vez que se selecciona un usuario en particular es posible mostrar su información personal y actualizar los datos que se desee.

Realizar análisis (pronóstico) de depresión o ansiedad: a partir de la lista de pacientes existentes y de la elección de uno en específico se podrá seleccionar el idioma además de la red social y se ejecuta el mecanismo por el cual se realiza el pronóstico en el cual se elige la

cantidad de comentarios a procesar y por medio del modelo de detección de depresión o ansiedad se obtiene una puntuación de 0 a 100 con la que se clasifica al usuario en un rango (nivel de depresión o ansiedad) indicándose las recomendaciones médicas para el usuario analizado.

Consultar reportes por usuario: aquí el usuario será capaz de visualizar los reportes de análisis de las cuentas de X[®] y Reddit[®] generados previamente, con la opción de ser filtrarlos por red social, por nombre de usuario o por fecha. Dicho reporte muestra de manera general la información personal del usuario, el nivel de depresión y/o ansiedad generado, así como los valores de las puntuaciones obtenidas por el modelo para las emociones y los síntomas correspondientes. Además, de que al seleccionar un reporte es posible imprimirlo, creándose en formato PDF y con la posibilidad de descargarlo.

3.2.6 Diseño de Mockups

A fin de representar gráficamente la estructura de diseño de la aplicación se realizaron los mockups correspondientes los cuales se muestran en el anexo A.

3.3 Etapa de desarrollo

A fin de representar esta etapa más explícitamente la misma se presenta en el anexo B.

CAPÍTULO 4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Como parte de la metodología definida se determinó la etapa de desarrollo para la cual a continuación en los dos casos de estudio se presenta la etapa de desarrollo de la aplicación web para los módulos de detección de depresión y ansiedad, así como las pruebas correspondientes realizadas a dichos módulos. En el Anexo A se presenta el desarrollo de los servicios de almacenamiento.

4.1 Caso de estudio 1: Detección de niveles de depresión en X®

El presente caso de estudio consiste en detectar niveles de depresión en pacientes que realizan comentarios en la red social X®. Para ello, la evaluación se realizó por especialistas del área psicológica. Para cumplir con el objetivo planteado se desarrolló una plataforma denominada Mental Health, la cual se programó en los lenguajes PHP y Java. Dicha plataforma se diseñó para registrar la información del paciente, obtener los comentarios ingresados, registrar datos de los médicos especialistas, así como la plataforma requerida para procesar los comentarios y un pronóstico correspondiente a los niveles de depresión detectados por los comentarios de dichos pacientes. Se realizaron evaluaciones en la plataforma Mental Health con el fin de determinar la certeza en la identificación de niveles de depresión. La descripción general del escenario del caso de estudio se presenta a continuación.

4.1.1 Detección de niveles de depresión. Se utilizó la plataforma Mental Health para comprobar el estado de salud de 20 pacientes de los cuales 13 se diagnosticaron previamente como deprimidos y 7 como no deprimidos. Los pacientes necesitan disponer de una cuenta de X® y los dispositivos informáticos necesarios para escribir sus comentarios cuando quieran. Se les pidió que publicaran al menos 3 tweets por día, tweets que describieran sus sentimientos durante un período de dos semanas. La muestra incluyó personas del mismo rango de edad y de ambos sexos. Se les solicitó consentimiento para extraer los comentarios de la mencionada red social a través del nombre de usuario (hashtag) indicando que es únicamente con el fin de identificar niveles de depresión, lo anterior con el asesoramiento

del médico especialista que los atiende. Los comentarios son extraídos y registrados en una base de datos donde son almacenados para utilizarlos con la finalidad ya descrita.

4.1.1.1 Monitorización del paciente

Las variables a utilizar para la detección de niveles de depresión son las mencionadas anteriormente como las emociones obtenidas de los comentarios a través de la aplicación MeaningCloud y los síntomas definidos por Ahmed et. Al. La figura 4.1 muestra el panel de la plataforma enfocado al médico especialista.

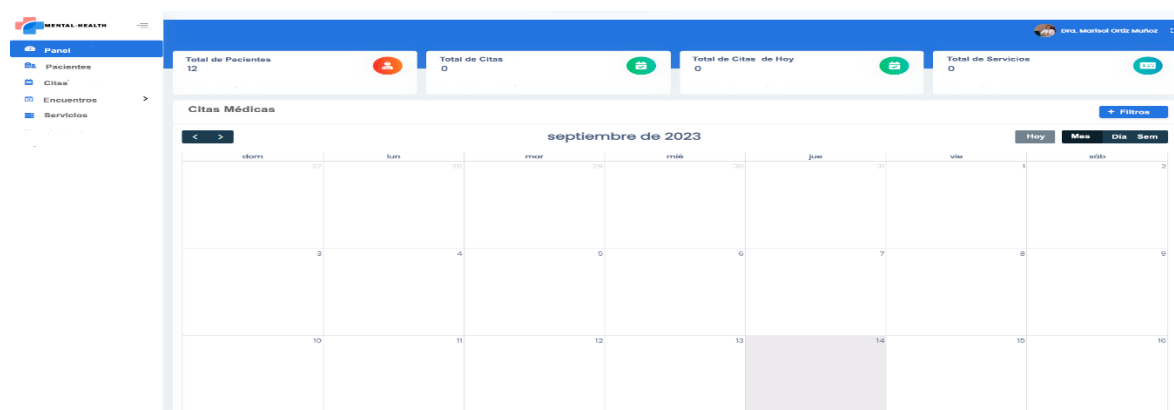


Figura 4.1 Panel de control del especialista médico

En la interfaz enfocada al especialista se accede a: selección de pacientes atendidos por un médico y citas. A continuación, se explica detalladamente cada una de las opciones presentadas a los especialistas.

4.1.1.2 Listado de pacientes.

Como primera opción, se presenta el listado de pacientes del médico actual donde, se observan los datos genéricos correspondientes a cada uno de los mismos, como nombre, clínica, correo electrónico, número de dispositivo móvil, fecha de registro, estado y acciones a realizar se muestra en la Figura 4.2.

ID	Nombre	Hospital	Correo	Telefono	Registro	Estado	Acciones
18	Diego Martinez	Hospital Regional Rio Blanco	martinezg@mental-health.com.mx	+52 1218899	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]
17	Leo Cruzaely	Hospital Regional Rio Blanco	leo@mental-health.com.mx	+52 1345580	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]
16	Natalia Rivera	Hospital Regional Rio Blanco	natalliamental-health.com.mx	+52 1234488	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]
15	Carlo Vázquez	Hospital Regional Rio Blanco	carlogmental-health.com.mx	+52 1683311	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]
14	Maggaly Salinas	Hospital Regional Rio Blanco	maggaly@mental-health.com.mx	+52 1336655	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]
13	Alexandra Vicencia	Hospital Regional Rio Blanco	vicencia@mental-health.com.mx	+52 1345588	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]
12	Fernando Cevallos	Hospital Regional Rio Blanco	cevallos@mental-health.com.mx	+52 1228844	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]
11	Guillermo Torre	Hospital Regional Rio Blanco	torre@mental-health.com.mx	+52 1253344	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]
10	Marcela Mistral	Hospital Regional Rio Blanco	mistral@mental-health.com.mx	+52 1247766	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]
9	Maria Pineda Lopez	Hospital Regional Rio Blanco	mpingmental-health.com.mx	+52 1345677	3-09-2023	ACTIVE	[Icons]

Figura 4.2 Lista de pacientes

4.1.1.3 Comentarios obtenidos del paciente

Cuando se elige un paciente se presentan los comentarios extraídos de la red social X® con el fin de obtener las emociones que son tristeza, alegría, Ira, miedo, confianza, aversión, anticipación y sorpresa, como se mencionó anteriormente se utilizó la herramienta MeaningCloud, la cual permite realizar dicho proceso. Para ejemplificar lo anterior, en la Figura 4.3 a continuación se presentan los tweets registrados obtenidos de un paciente.

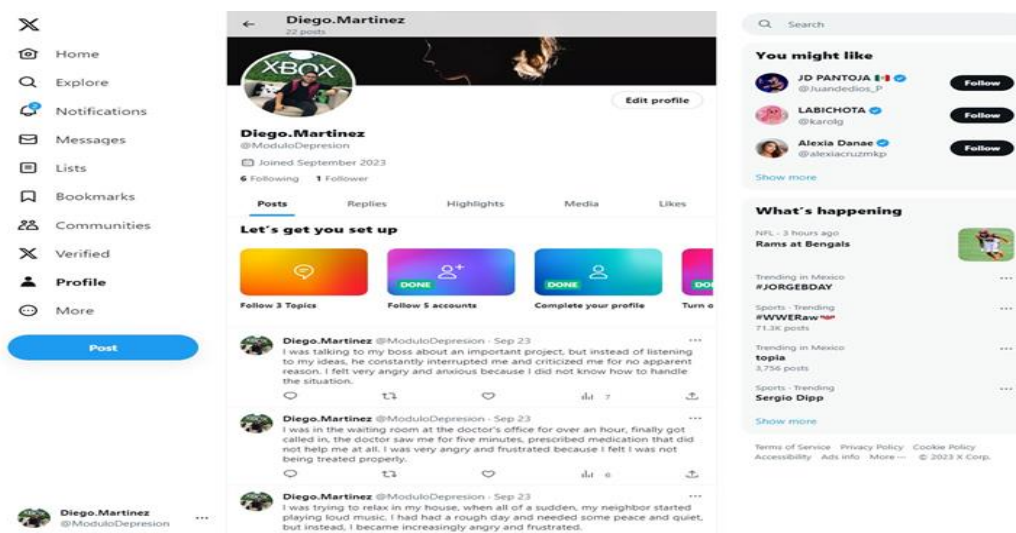


Figura 4.3 Comentarios obtenidos en X®

De los Tweets anteriores, como se observa en la Tabla 4.1, se presentan las emociones identificadas y el valor correspondiente que la herramienta les asigna en valor decimal

respecto al valor emocional que detecta, que, si bien es más cercano a 1, denota un sentimiento más fuerte y cuando está más cerca de 0 un valor emocional más débil.

Tabla 4.1. Valores de las emociones obtenidos con MeaningCloud

Emoción	Valor API
Tristeza	0.22
Aversión	0.15
Ira	0.26
Miedo	1.0
Alegría	0.26
Confianza	0.11
Anticipación	0.41
Sorpresa	0.07

4.1.1.4 Reglas para la detección de niveles de depresión. Para determinar si el modelo propuesto permite detectar el nivel de depresión del paciente a partir de tweets, se compararon las puntuaciones obtenidas mediante la aplicación del cuestionario PHQ-9 (Kroenke et al., 2001) (Kroenke et al., n.d.) con las obtenidas por el modelo desarrollado, durante el período de seguimiento. Según el cuestionario PHQ-9 se definen los siguientes 5 rangos en función del grado de afectación de la depresión y que es el mismo que se aplicó en el modelo desarrollado, pero con rangos de 0 a 100:

Una puntuación de 0 a 4: Indica ausencia o presencia mínima de síntomas depresivos. Esto sugiere que es poco probable que la persona tenga un trastorno depresivo significativo.

Una puntuación de 5 a 9: indica una presencia leve de síntomas depresivos. La persona experimenta algunos síntomas depresivos, pero esto no se considera un nivel significativo de depresión.

Una puntuación de 10 a 14: Indica una presencia moderada de síntomas depresivos. Los síntomas afectan la vida diaria de la persona y en su caso requerir intervenciones o tratamiento.

Una puntuación de 15 a 19: indica una presencia moderadamente grave de síntomas depresivos. Es probable que la persona esté experimentando dificultades importantes relacionadas a los síntomas depresivos, y es posible considerar una intervención terapéutica.

Una puntuación de 20 o más: indica una presencia grave de síntomas depresivos. La persona experimenta una depresión significativa que afecta significativamente su funcionamiento diario. Se recomienda una intervención terapéutica urgente.

Como se observa, existen 5 rangos utilizados por el cuestionario PHQ-9 de la misma manera que nuestro modelo utiliza estos rangos, por lo que una vez establecida dicha paridad, y a partir de la información anterior, se definieron las siguientes reglas (Ver Figura 4.4).

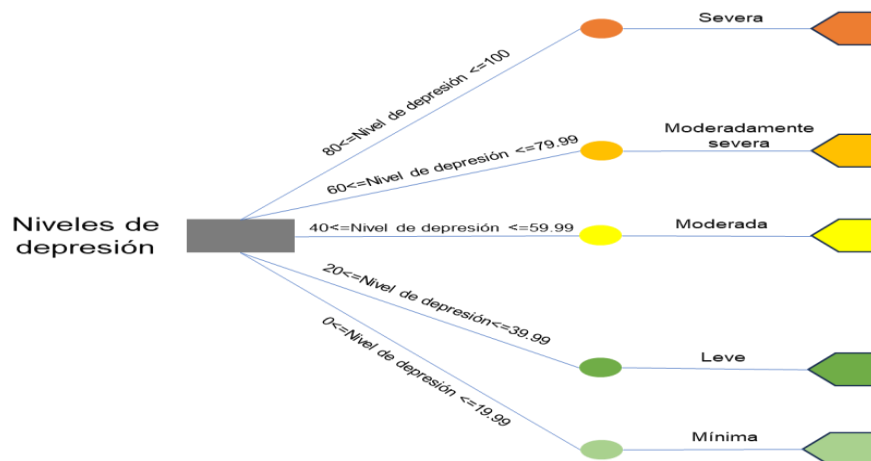


Figura 4.4 Reglas para la detección de niveles de depresión.

4.1.1.5 Pronóstico para la detección de niveles de depresión.

A continuación, y para determinar los niveles de depresión a partir de los comentarios escritos por el paciente, se aplica el modelo junto con las emociones obtenidas por la herramienta MeaningCloud a partir del comentario escrito por el usuario (ver Tabla 4.1), resaltando que solo las emociones obtenidas se evalúan y se ponen en cero aquellas que no indican presencia, así como en los casos en los que los especialistas no asignaron valor a algunas emociones.

Tabla 4.2. Aplicación del modelo de detección de niveles de depresión

Síntoma	Peso	Emoción relacionada	Peso de la emoción respecto al síntoma	Peso final	Valor normalizado
Llanto	15	Tristeza	0.7	10.5	5.770
		Ira	0.066	0.99	
		Miedo	0.2	3	
		Anticipación	0.033	0.495	

Síntoma	Peso	Emoción relacionada	Peso de la emoción respecto al síntoma	Peso final	Valor normalizado
Autocrítica	11	Tristeza	0.266	2.926	3.202
		Aversión	0.333	3.663	
		Ira	0.266	2.926	
		Miedo	0.1	1.1	
		Anticipación	0.033	0.363	
sentimiento de castigo	9	Tristeza	0.333	2.997	2.928
		Ira	0.533	4.797	
		Miedo	0.1	0.9	
		Anticipación	0.033	0.297	
Pérdida de placer	7	Tristeza	0.3	2.1	2.556
		Aversión	0.1	0.7	
		Ira	0.266	1.862	
		Miedo	0.133	0.931	
		Anticipación	0.2	1.4	
Pesimismo	6	Tristeza	0.133	0.798	2.030
		Aversión	0.133	0.798	
		Ira	0.466	2.796	
		Miedo	0.1	0.6	
		Anticipación	0.166	0.996	
Pérdida de interés	6	Tristeza	0.4	2.4	2.382
		Ira	0.1	0.6	
		Miedo	0.133	0.798	
		Anticipación	0.366	2.196	
Agitación	5	Ira	0.166	0.83	1.254
		Miedo	0.1	0.5	
		Anticipación	0.166	0.83	
		Sorpresa	0.566	2.83	
Indecisión	5	Tristeza	0.133	0.665	3.493
		Miedo	0.533	2.665	
		Anticipación	0.333	1.665	
Tristeza	4	Tristeza	0.633	2.532	1.525
		Aversión	0.1	0.4	
		Miedo	0.2	0.8	
		Anticipación	0.66	2.64	
Pensamiento suicida	4	Tristeza	0.5	2	1.560
		Aversión	0.066	0.264	
		Ira	0.033	0.132	
		Miedo	0.166	0.664	
		Anticipación	0.233	0.932	
Irritabilidad	4	Tristeza	0.1	0.4	1.110
		Aversión	0.266	1.064	
		Ira	0.4	1.6	
		Miedo	0.066	0.264	

Síntoma	Peso	Emoción relacionada	Peso de la emoción respecto al síntoma	Peso final	Valor normalizado
		Anticipación	0.1	0.4	
		Sorpresa	0.066	0.264	
Cambios en apetito	4	Tristeza	0.3	1.2	1.538
		Aversión	0.366	1.464	
		Ira	0.066	0.264	
		Miedo	0.233	0.932	
		Anticipación	0.033	0.132	
dificultad de concentración	4	Tristeza	0.3	1.2	1.657
		Aversión	0.133	0.532	
		Ira	0.066	0.264	
		Miedo	0.2	0.8	
		Anticipación	0.266	1.064	
Cansancio	4	Sorpresa	0.033	0.132	1.567
		Tristeza	0.433	0.9	
		Aversión	0.166	0.9	
		Ira	0.066	0.5	
		Miedo	0.2	0.5	
Fracaso pasado	3	Anticipación	0.133	0.2	1.343
		Tristeza	0.5	1.5	
		Aversión	0.033	0.099	
		Ira	0.1	0.3	
		Miedo	0.266	0.798	
Cambios en el patrón de sueño.	3	Anticipación	0.1	0.3	1.266
		Tristeza	0.3	0.9	
		Aversión	0.233	0.699	
		Ira	0.1	0.3	
		Miedo	0.266	0.798	
Autodesprecio	2	Anticipación	0.066	0.198	0.476
		Sorpresa	0.033	0.099	
		Tristeza	0.3	0.6	
		Aversión	0.266	0.532	
Inutilidad	2	Ira	0.3	0.6	0.783
		Anticipación	0.133	0.266	
		Tristeza	0.3	0.6	
		Aversión	0.2	0.4	
		Ira	0.1	0.2	
Sentimiento de culpa	1	Miedo	0.2	0.4	0.459
		Anticipación	0.3	0.6	
		Tristeza	0.4	0.4	
		Aversión	0.2	0.2	
	1	Miedo	0.3	0.3	0.414
		Anticipación	0.1	0.1	
	1	Tristeza	0.533	0.533	

Síntoma	Peso	Emoción relacionada	Peso de la emoción respecto al síntoma	Peso final	Valor normalizado
Pérdida de energía		Aversión	0.1	0.1	
		Ira	0.033	0.033	
		Miedo	0.233	0.233	
		Anticipación	0.1	0.1	
Nivel de depresión					37.32

El modelo ya definido agrega 2 nuevos valores en la Tabla 4.2, el primer dato se llama Valor Normalizado, el cual representa la suma de las multiplicaciones del valor del Peso Final por el valor de Api, valor obtenido de las emociones correspondientes, que en la Tabla 4.1 se presentaron. El segundo dato llamado nivel de depresión es la suma de todos los valores normalizados. En esta parte se realizó una fórmula para generalizar la conversión de valores, la cual quedó definida de la siguiente manera:

Nivel de depresión =

ValorNormalizado1(PesoFinal1*ValorApi1+PesoFinal2*ValorApi2+...+PesoFinalN*ValorApiN)

+...

+

ValorNormalizado2(PesoFinal1*ValorApi1+PesoFinal2*ValorApi2+...+PesoFinalN*ValorApiN)

+...

N

Como se observa, el valor de 37.32 obtenido por el modelo se encuentra dentro del rango de 20 a 39.99, lo que representa un estado “Leve” lo que concuerda con el rango del cuestionario PHQ-9.

4.1.1.6 Generar diagnóstico

Una vez elegidos los comentarios a analizar del paciente, se elige la opción de generar un diagnóstico, donde una vez aplicado el modelo se presenta el pronóstico del paciente correspondiente como se muestra en la Figura 4.5.

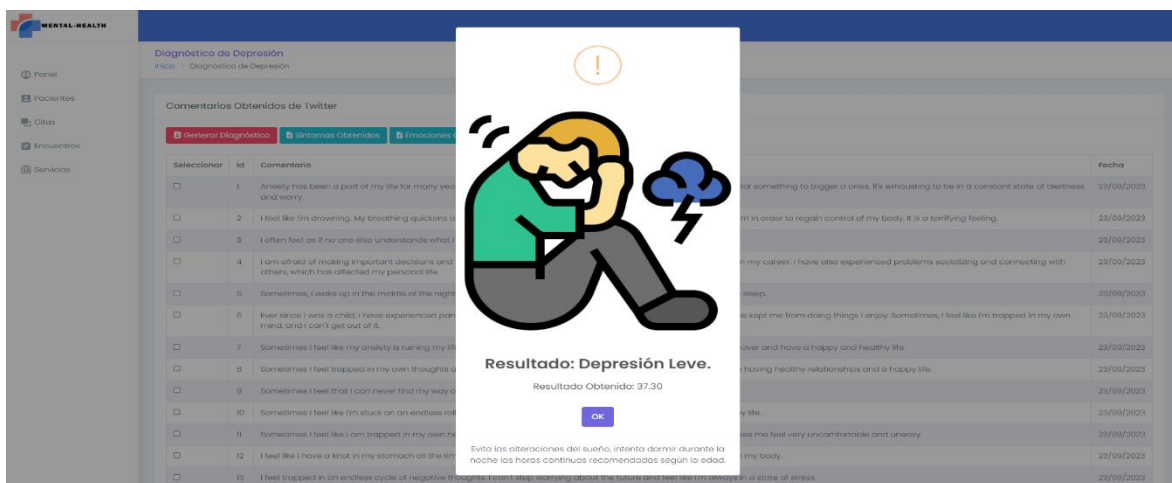


Figura 4.5 Diagnóstico de depresión

4.1.1.7 Síntomas de depresión detectados.

A continuación, se elige la opción de los síntomas definidos en el modelo y presentarlos junto con los valores obtenidos, como se muestra en la Figura 4.6.



Figura 4.6 Síntomas de depresión

4.1.1.8 Emociones de depresión detectadas.

Asimismo, si se desea se presentan las emociones obtenidas por la API de MeaningCloud, como se muestra en la Figura 4.7.

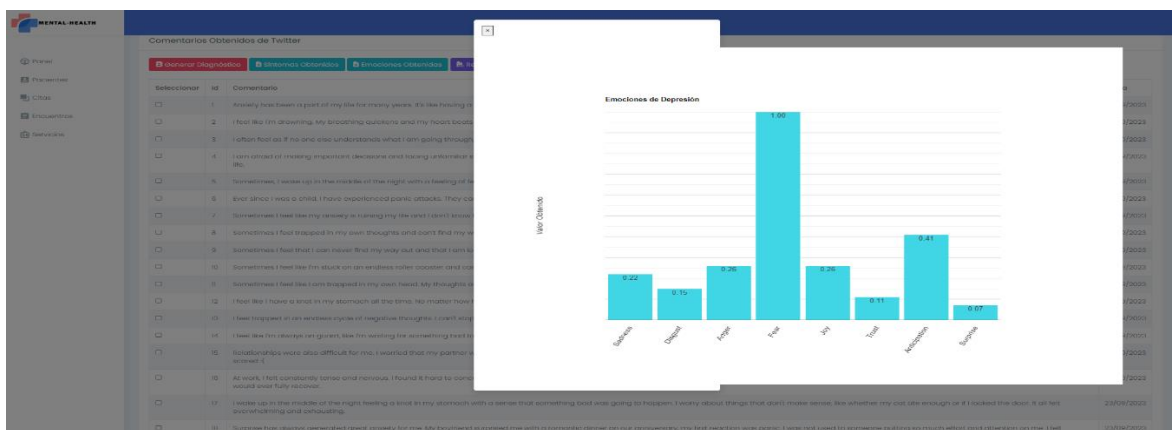


Figura 4.7 Emociones de depresión.

4.1.1.9 Reporte de depresión

Finalmente, se genera un reporte que contiene los datos del paciente junto con la información obtenida del diagnóstico de depresión junto con las emociones y síntomas obtenidos, como se observa en la Figura 4.8

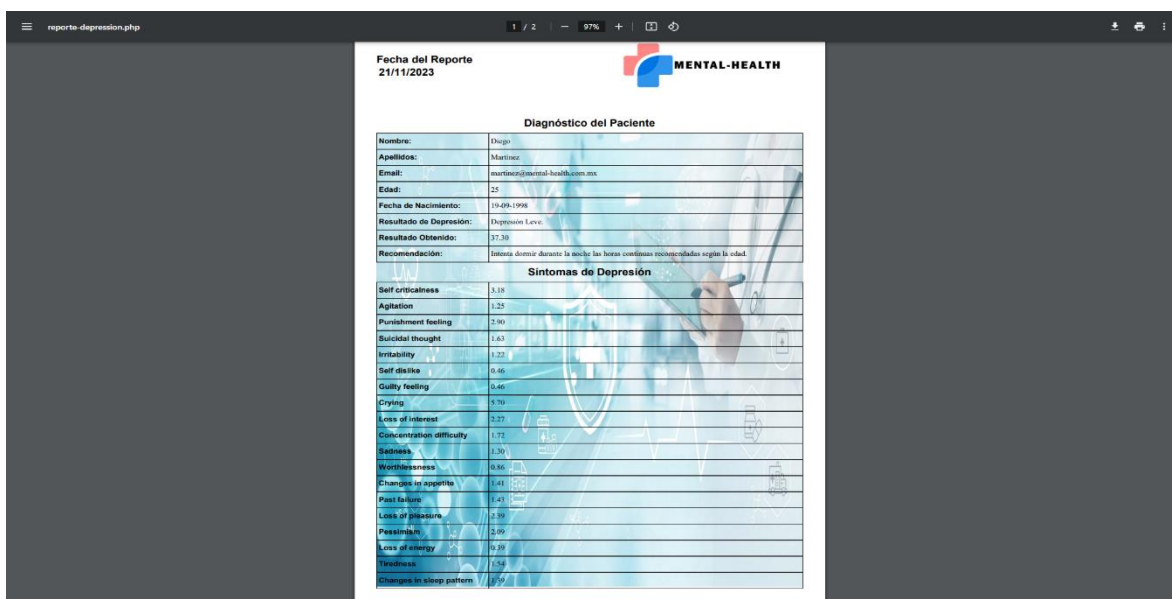


Figura 4.8 Reporte de depresión

4.1.1.10 Validación

Para determinar si el modelo propuesto permite detectar correctamente el nivel de depresión del paciente a partir de publicaciones en redes sociales, se compararon los resultados proporcionados por el sistema Mental-Health con los obtenidos a través del cuestionario PHQ-9 [43][44] que permite identificar el nivel de depresión que una persona presenta en un periodo de dos semanas. Este cuestionario consta de 9 preguntas con 4 posibles respuestas (0 a 3) dando como resultado una puntuación entre 0 y 27. Con base en la puntuación obtenida se diagnostica al paciente un nivel de depresión según los rangos indicados en el inciso 4.1.5.

Resultados de la validación

Primero, se pidió a los 20 pacientes que respondieran el cuestionario PHQ-9, luego, los resultados obtenidos se compararon con los niveles de depresión proporcionados por el sistema denominado Mental-Health. Los resultados de la comparación se muestran en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3 Niveles de depresión detectados

Paciente	Comentarios	Periodo de tiempo	Valores del Sistema Mental-health	Valores del cuestionario PHQ-9
1	10	01/01/23-14/01/23	53.79 -Deprimido-Moderado	13 -Deprimido
2	15	01/01/23-14/01/23	48.74 - Deprimido-Moderado	04 -No deprimido
3	22	01/01/23-14/01/23	17.30 -No Deprimido-Mínimo	02 -No deprimido
4	8	01/01/23-14/01/23	13.39 -No deprimido-Mínimo	02 -No deprimido
5	55	01/01/23-14/01/23	36.78 -Deprimido-Leve	09 -Deprimido
6	23	01/01/23-14/01/23	44.21 -Deprimido-Moderado	11-Deprimido
7	34	01/01/23-14/01/23	45.23 -Deprimido-Moderado	04 -No deprimido
8	65	01/01/23-14/01/23	67.09 -Deprimido-Moderadamente grave	17 -Deprimido
9	10	01/01/23-14/01/23	12.09 -No deprimido-Mínimo	08 -Deprimido leve
10	32	01/01/23-14/01/23	82.19 -Deprimido-Severo	21-Deprimido
11	29	01/01/23-14/01/23	45.98 -Deprimido-Moderado	12- Deprimido
12	14	01/01/23-14/01/23	14.23 -No deprimido-Mínimo	03 -No deprimido
13	13	01/01/23-14/01/23	11.34 -No deprimido-Mínimo	02 -No deprimido
14	26	01/01/23-14/01/23	59.27 -Deprimido-Moderado	14-Deprimido
15	37	01/01/23-14/01/23	34.32 -Deprimido-Leve	08 -Deprimido
16	76	01/01/23-14/01/23	49.50 -Deprimido-Moderado	12 -Deprimido
17	34	01/01/23-14/01/23	66.21 -Deprimido-Moderadamente grave	04 -No deprimido
18	85	01/01/23-14/01/23	37.90 -Deprimido-Leve	09 -Deprimido
19	49	01/01/23-14/01/23	42.12 -Deprimido-Moderado	10-Deprimido
20	45	01/01/23-14/01/23	20.10 -Deprimido-Leve	05 -Deprimido

Se utilizan muchas pruebas clínicas para indicar una enfermedad. Las pruebas identifican correctamente la mayoría de las veces a pacientes con o sin enfermedad [45]. En este trabajo, se utilizó la matriz de confusión [46] para determinar el rendimiento de clasificación del modelo propuesto. Para este propósito, los pacientes a quienes el sistema proporcionó un nivel mínimo de depresión se consideraron pacientes no deprimidos, mientras que los pacientes con otros niveles de depresión se consideraron deprimidos. Los diagnósticos proporcionados por el sistema se compararon con los diagnósticos proporcionados por los especialistas. La Tabla 4.4 muestra la matriz de confusión obtenida por el modelo propuesto, además, a continuación, se presentan los valores estadísticos.

Tabla 4.4 Matriz de confusión y métricas

	Niveles de depresión del cuestionario PHQ-9					Métricas	
Mental-Health niveles de depresión	Severa	Moderadamente severa	Moderada	Leve	Mínima	Precisión	Recall
Severa	0	0	0	0	0	0	0
Moderadamente severa	0	3	0	0	0	1.0	1.0
Moderada	0	0	8	0	0	1.0	1.0
Leve	0	0	0	1	1	1.0	0.5
Mínima	0	0	2	1	4	0.8	0.57

A partir de lo anterior, se infieren varias conclusiones sobre el desempeño de clasificación del modelo para diferentes niveles de depresión según lo evaluado por el Cuestionario PHQ-9:

- Depresión severa: El modelo no identificó casos de depresión severa porque no hubo personas que tuvieran comentarios que indicaran un alto nivel de depresión.
- Depresión moderadamente severa: El modelo muestra una precisión y recall buena para una depresión moderadamente severa. Esto indica que el modelo identifica correctamente todos los casos de depresión moderadamente severa y que todas las

predicciones realizadas por el modelo para la depresión moderadamente severa son precisas.

- Depresión moderada: El modelo muestra una precisión y recall buena para una depresión moderada. Esto indica que el modelo identifica correctamente todos los casos de depresión moderada y que todas las predicciones realizadas por el modelo para la depresión moderada son precisas.
- Depresión leve: El modelo tiene una precisión de 1,0. Como sólo se presentaron dos casos, su recall es de 0,5; en este punto, la puntuación del caso incorrecto, “mínimo”, estuvo muy cerca de “leve” (el correcto), lo que se debe a la similitud en los comentarios.
- Depresión mínima: la precisión del modelo para la depresión mínima es 0,8, lo que significa que el 80% de los casos previstos como depresión mínima son correctos. Su recall es de 0,57, lo que indica que identifica correctamente el 57% de los casos de depresión mínima. Además de este punto, podemos decir que, en algunos casos, comentarios muy negativos o muy positivos sobre las emociones de mayor valor pueden afectar al resultado obtenido.

Teniendo en cuenta los datos anteriores se observa que el modelo creado si cumple con su objetivo de determinar los niveles de depresión, ya que los pacientes fueron diagnosticados con depresión por los especialistas mientras que algunos de los casos no contaban con un diagnóstico previo de depresión, por lo que se cumple el primer parámetro que indica si tienen algún rasgo depresivo, y el segundo, la media obtenida se encuentra dentro del rango adecuado debido a la coincidencia de los valores definidos en el modelo desarrollado con respecto a los valores definidos por el cuestionario PHQ-9.

4.2 Caso de estudio 2: Detección de niveles de ansiedad en Reddit®

El presente caso de estudio consiste en detectar niveles de ansiedad en pacientes que realizan comentarios en la red social Reddit®. Para ello, la evaluación se realizó por especialistas del área psicológica. Para cumplir con el objetivo planteado se desarrolló una plataforma denominada Mental-Health, la cual se programó en los lenguajes PHP y Java. Dicha plataforma se diseñó para registrar la información del paciente, obtener los comentarios ingresados, registrar datos de los médicos especialistas, así como la plataforma requerida

para procesar los comentarios y un pronóstico correspondiente a los niveles de ansiedad detectados por los comentarios de dichos pacientes. Se realizaron evaluaciones en la plataforma Mental-Health con el fin de determinar la certeza en la identificación de niveles de ansiedad. La descripción general del escenario del caso de estudio se presenta a continuación.

4.2.1 Detección de niveles de ansiedad. Se utilizó la plataforma Mental Health para comprobar el estado de salud de 20 pacientes de los cuales 14 se diagnosticaron previamente como ansiosos y 6 como no ansiosos. Los pacientes necesitan disponer de una cuenta de Reddit® y los dispositivos informáticos necesarios para escribir sus comentarios cuando quieran. Se les pidió que publicaran al menos 3 tweets por día, tweets que describieran sus sentimientos durante un período de dos semanas. La muestra incluyó personas del mismo rango de edad y de ambos sexos. Se les solicitó consentimiento para extraer los comentarios de la mencionada red social a través del nombre de usuario (hashtag) indicando que es únicamente con el fin de identificar niveles de ansiedad, lo anterior con el asesoramiento del médico especialista que los atiende. Los comentarios son extraídos y registrados en una base de datos que los almacena para utilizarlos con la finalidad ya descrita.

4.2.1.1 Monitorización del paciente

Las variables a utilizar para la detección de niveles de ansiedad son las mencionadas anteriormente como las emociones obtenidas de los comentarios a través de la Aplicación MeaningCloud y los síntomas definidos por Ahmed et. Al. La figura 4.9 muestra el panel de la plataforma enfocado al médico especialista.

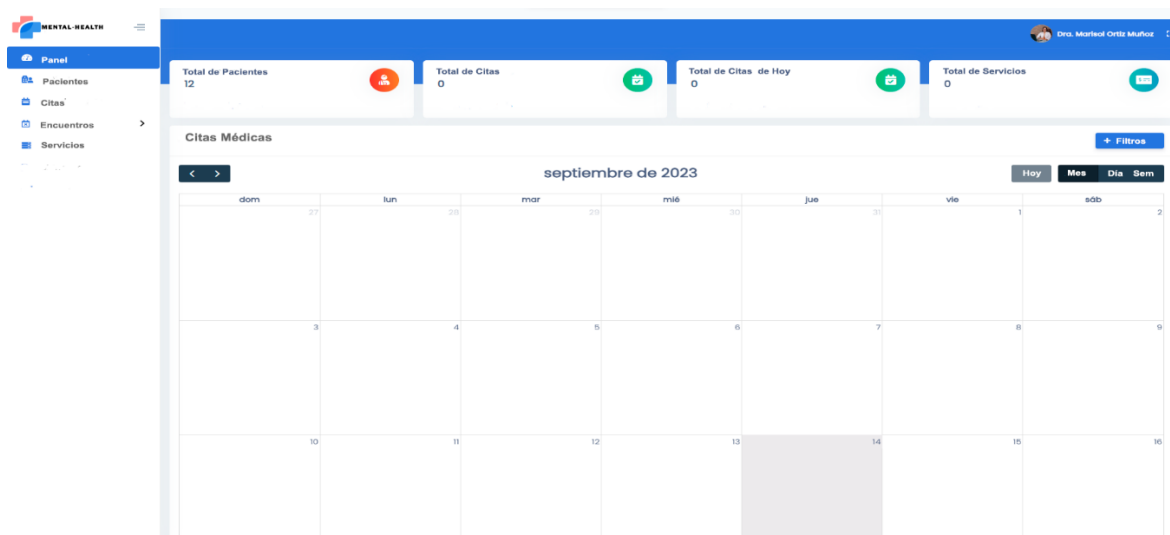


Figura 4.9 Panel de control del especialista médico

En la interfaz enfocada al especialista se accede a: selección de pacientes atendidos por un médico y citas. A continuación, se explica detalladamente cada una de las opciones presentadas a los especialistas.

4.2.1.2 Listado de pacientes.

Como primera opción, se presenta el listado de pacientes del médico actual donde, se observan los datos genéricos correspondientes a cada uno de los mismos, como nombre, clínica, correo electrónico, número de dispositivo móvil, fecha de registro, estado y acciones a realizar se muestra en la Figura 4.10.

ID	Nombre	Hospital	Correo	Teléfono	Registro	Estado	Acciones
18	Diego Martínez	Hospital Regional Río Blanco	martinez@mental-health.com.mx	+52 1218899	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]
17	Leo Cruzaley	Hospital Regional Río Blanco	leo@mental-health.com.mx	+52 1345588	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]
16	Natalia Rivera	Hospital Regional Río Blanco	natalia@mental-health.com.mx	+52 1234488	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]
15	Carlo Vázquez	Hospital Regional Río Blanco	carlo@mental-health.com.mx	+52 1663311	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]
14	Magdaly Salinas	Hospital Regional Río Blanco	maggym@mental-health.com.mx	+52 1336655	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]
13	Alexandra Vicencio	Hospital Regional Río Blanco	vicencio@mental-health.com.mx	+52 1345588	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]
12	Fernando Cevallos	Hospital Regional Río Blanco	cevallos@mental-health.com.mx	+52 1228844	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]
11	Guillermo Torre	Hospital Regional Río Blanco	torre@mental-health.com.mx	+52 1253344	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]
10	Marcela Mistral	Hospital Regional Río Blanco	mistral@mental-health.com.mx	+52 1247766	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]
9	Mario Pineda Lopez	Hospital Regional Río Blanco	mrping@mental-health.com.mx	+52 2345677	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [View] [Add] [Delete]

Figura 4.10 Lista de pacientes

4.2.1.3 Comentarios obtenidos del paciente

Cuando se elige un paciente se presentan los comentarios obtenidos de la red social Reddit® con el fin de obtener las emociones que son tristeza, alegría, Ira, miedo, confianza, aversión, anticipación y sorpresa, como se mencionó anteriormente se utilizó la herramienta MeaningCloud, lo que nos permite realizar dicho proceso. Para ejemplificar lo anterior, en la Figura 4.11 a continuación se presentan los comentarios registrados obtenidos de un paciente.



Figura 4.11 Comentarios obtenidos en Reddit®

De los comentarios anteriores, como se observa en la Tabla 4.5, se presentan las emociones identificadas y el valor correspondiente que la herramienta les asigna en valor decimal respecto al valor emocional que detecta, que, si bien es más cercano a 1, denota un sentimiento más fuerte y cuando está más cerca de 0 un valor emocional más débil.

Tabla 4.5 Valores de las emociones obtenidos con MeaningCloud

Emociones	Valores API
Tristeza	0.22
Aversión	0
Ira	0.26
Miedo	1
Alegría	0
Confianza	0
Anticipación	0.41
Sorpresa	0.07

4.2.1.4 Reglas para la detección de niveles de ansiedad.

Para determinar si el modelo propuesto permite detectar el nivel de ansiedad del paciente a partir de comentarios, se compararon las puntuaciones obtenidas mediante la aplicación del cuestionario GAD-7 (Day et al., 1999) con las obtenidas por el modelo desarrollado, durante el período de seguimiento. Según el cuestionario GAD-7 se definen los siguientes 4 rangos en función del grado de afectación de la ansiedad y que es el mismo que utilizamos en nuestro modelo, pero con rangos de 0 a 100:

Una puntuación de 0 a 4: Indica ausencia o presencia mínima de síntomas ansiosos. Esto sugiere que es poco probable que la persona tenga un trastorno de ansiedad significativo.

Una puntuación de 5 a 9: indica una presencia leve de síntomas ansiosos. La persona experimenta algunos síntomas ansiosos, pero esto no se considera un nivel significativo de ansiedad.

Una puntuación de 10 a 14: Indica una presencia moderada de síntomas ansiosos. Los síntomas afectan la vida diaria de la persona y en su caso requerir intervenciones o tratamiento.

Una puntuación de 15 a 21: indica una presencia grave de síntomas ansiosos. La persona experimenta una ansiedad significativa que afecta su funcionamiento diario. Se recomienda una intervención terapéutica urgente.

Como se observa, existen 4 rangos utilizados por el cuestionario GAD-7 de la misma manera que nuestro modelo utiliza estos rangos, por lo que una vez establecida dicha paridad, y a partir de la información anterior, se definieron las siguientes reglas (Ver Figura 4.12)

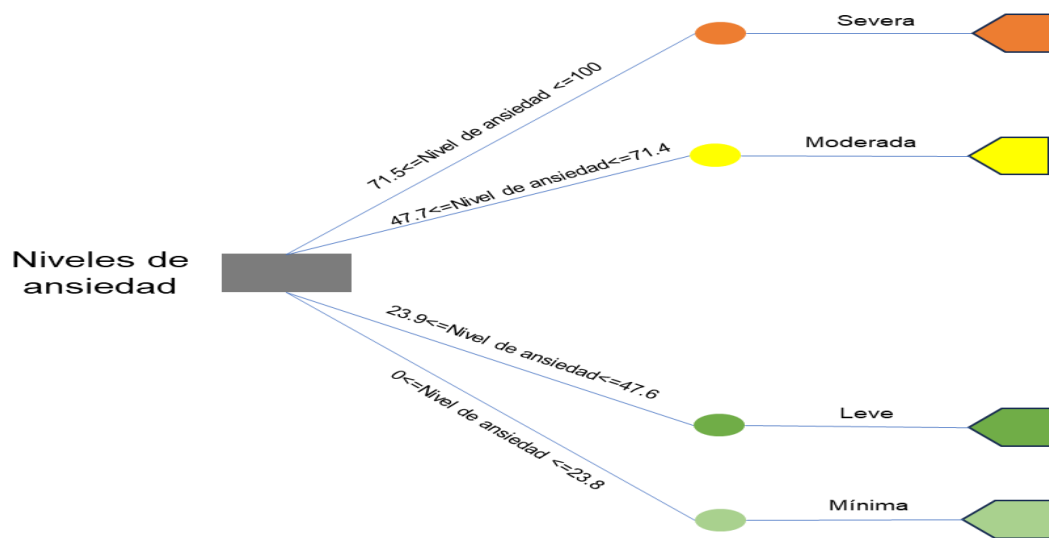


Figura 4.12 Reglas para la detección de niveles de ansiedad.

4.2.1.5 Pronóstico para la detección de niveles de ansiedad.

A continuación, y para determinar los niveles de ansiedad a partir de los comentarios escritos por el paciente, se aplica el modelo junto con las emociones obtenidas por la herramienta MeaningCloud a partir del comentario escrito por el usuario (ver Tabla 4.6), resaltando que solo las emociones obtenidas se evalúan y se ponen en cero aquellas que no indican presencia, así como en los casos en los que los especialistas no asignaron valor a algunas emociones.

Tabla 4.6 Aplicación del modelo de detección de niveles de ansiedad

Síntoma	Valor	Equivalencia	Peso equivalencia	Valor API	Valor normalizado
Entumecimiento	2	Tristeza	0.2	0.22	0.422
		Aversión	0.2	0	
		Ira	1.4	0.26	
		Sorpresa	0.2	0.07	
Sensación de calor	4	Tristeza	0.8	0.22	1.024
		Aversión	0.4	0	
		Ira	2	0.26	
		Anticipación	0.8	0.41	
Temblores en las piernas	1	Tristeza	0.2	0.22	0.726
		Miedo	0.6	1	
		Anticipación	0.2	0.41	

Síntoma	Valor	Equivalencia	Peso equivalencia	Valor API	Valor normalizado
Incapaz de relajarse	9	Tristeza	1.8	0.22	4.536
		Ira	2.7	0.26	
		Miedo	2.7	1	
		Anticipación	1.8	0.41	
Miedo a que suceda lo peor	14	Tristeza	1.4	0.22	8.778
		Miedo	5.6	1	
		Anticipación	7	0.41	
Mareado	5	Tristeza	1	0.22	1.095
		Aversión	1.5	0	
		Ira	1	0.26	
		Anticipación	1.5	0.41	
Corazón acelerado	6	Tristeza	0.6	0.22	3.87
		Aversión	0.6	0	
		Miedo	3	1	
		Anticipación	1.8	0.41	
Inestable	6	Tristeza	2.4	0.22	3.33
		Ira	0.6	0.26	
		Miedo	2.4	1	
		Anticipación	0.6	0.41	
Asustado	10	Miedo	8	1	8.82
		Anticipación	2	0.41	
Nervioso	9	Tristeza	1.8	0.22	5.472
		Miedo	3.6	1	
		Anticipación	3.6	0.41	
Sensación de asfixia	3	Tristeza	0.3	0.22	1.935
		Aversión	0.3	0	
		Miedo	1.5	1	
		Anticipación	0.9	0.41	
Manos temblando	3	Tristeza	1.2	0.22	1.488
		Ira	0.3	0.26	
		Miedo	0.9	1	
		Anticipación	0.6	0.41	
Tembloroso	2	Tristeza	0.6	0.22	1.03
		Ira	0.2	0.26	
		Miedo	0.6	1	
		Anticipación	0.6	0.41	

Síntoma	Valor	Equivalencia	Peso equivalencia	Valor API	Valor normalizado
Miedo a perder el control	5	Miedo	4	1	4.41
		Anticipación	1	0.41	
Dificultad para respirar	5	Tristeza	0.5	0.22	3.725
		Miedo	3	1	
		Anticipación	1.5	0.41	
Miedo a morir	4	Miedo	3.2	1	3.528
		Anticipación	0.8	0.41	
Indigestión	3	Tristeza	0.3	0.22	1.569
		Ira	0.9	0.26	
		Miedo	0.9	1	
		Anticipación	0.9	0.41	
Débil	3	Tristeza	1.2	0.22	0.912
		Ira	0.6	0.26	
		Anticipación	1.2	0.41	
Cara enrojecida	2	Tristeza	0.4	0.22	0.302
		Aversión	1.2	0	
		Miedo	0.2	1	
		Sorpresa	0.2	0.07	
Sudor caliente/frío	4	Tristeza	0.8	0.22	1.704
		Aversión	1.2	0	
		Miedo	1.2	1	
		Anticipación	0.8	0.41	
Resultado	Ansiedad moderada				65.17

El modelo ya definido agrega 2 nuevos valores en la Tabla 4.6, el primer dato se llama Valor Normalizado, el cual representa la suma de las multiplicaciones del valor del Peso Final por el valor de Api, valor obtenido de las emociones correspondientes, que en la Tabla 4.6 se presentaron. El segundo dato llamado nivel de ansiedad es la suma de todos los valores normalizados. En esta parte se realizó una fórmula para generalizar la conversión de valores, la cual quedó definida de la siguiente manera:

Nivel de ansiedad =

$$\text{ValorNormalizado1}(\text{PesoFinal1} * \text{ValorApi1} + \text{PesoFinal2} * \text{ValorApi2} + \dots + \text{PesoFinalN} * \text{ValorApiN})$$

+...

+

$$\text{ValorNormalizado2}(\text{PesoFinal1} * \text{ValorApi1} + \text{PesoFinal2} * \text{ValorApi2} + \dots + \text{PesoFinalN} * \text{ValorApiN})$$

+...

N

Como podemos observar, el valor de 65.17 obtenido por el modelo se encuentra dentro del rango de 47.7 a 71.4, lo que representa un estado “Moderado”, que concuerda con el rango del cuestionario GAD-7.

4.2.1.6 Generar diagnóstico

Una vez elegidos los comentarios a analizar del paciente, se elige la opción de generar un diagnóstico, donde una vez aplicado el modelo se presenta el pronóstico del paciente correspondiente como se muestra en la Figura 4.13.

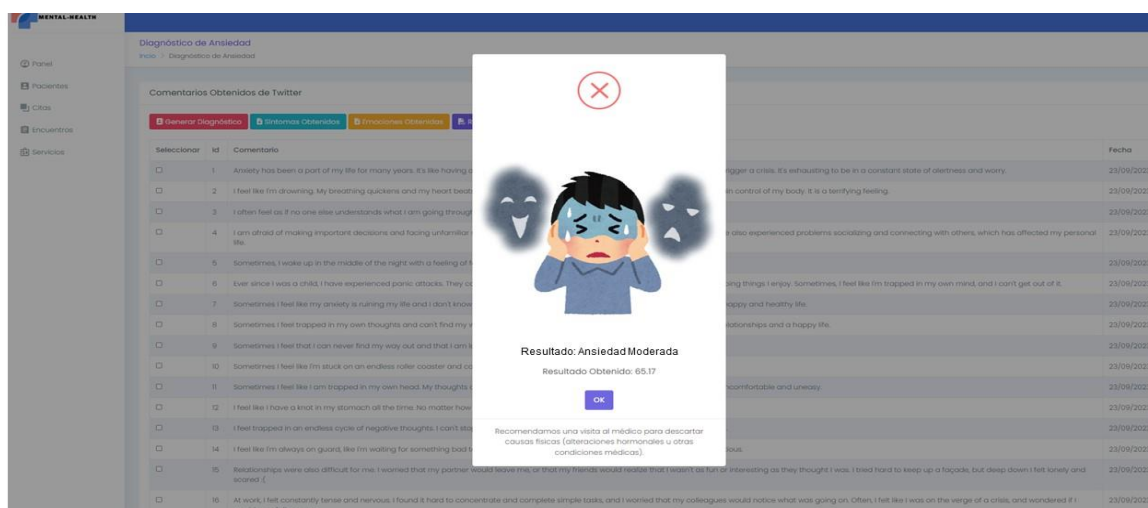


Figura 4.13 Diagnóstico de ansiedad

4.2.1.7 Síntomas de ansiedad detectados.

A continuación, se elige la opción de los síntomas definidos en el modelo y presentarlos junto con los valores obtenidos por el mismo, como se observa en la Figura 4.14.

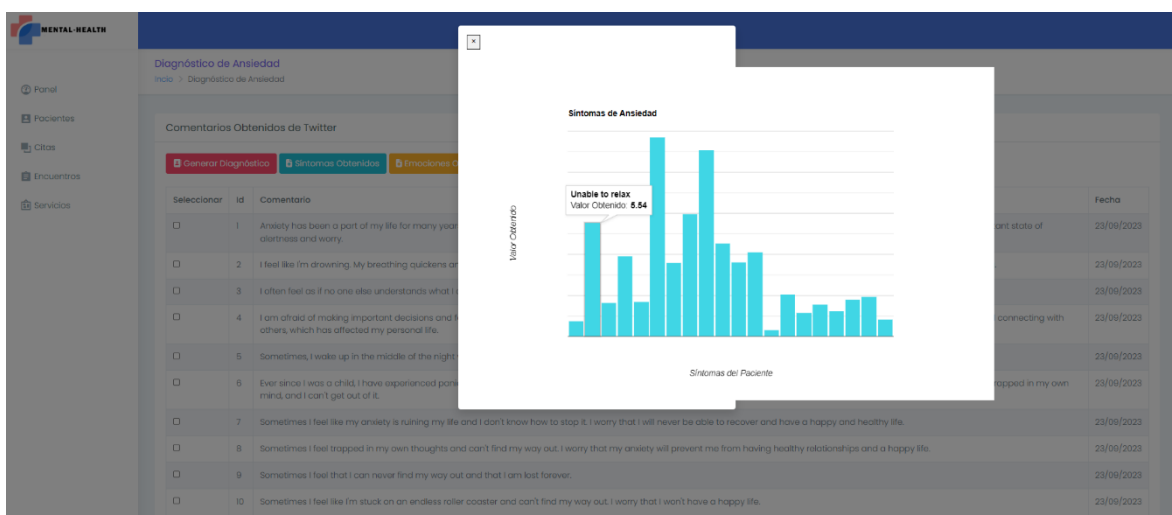


Figura 4.14 Síntomas de ansiedad

4.2.1.8 Emociones de ansiedad detectadas.

Asimismo, si se desea se presentan las emociones obtenidas por la API de MeaningCloud, como se muestra en la Figura 4.15.

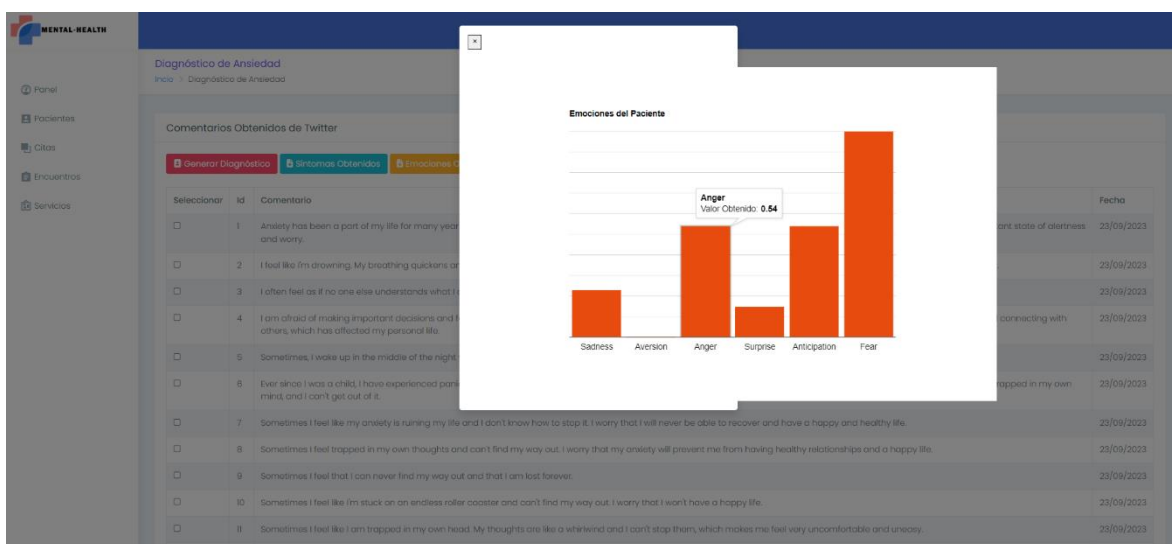
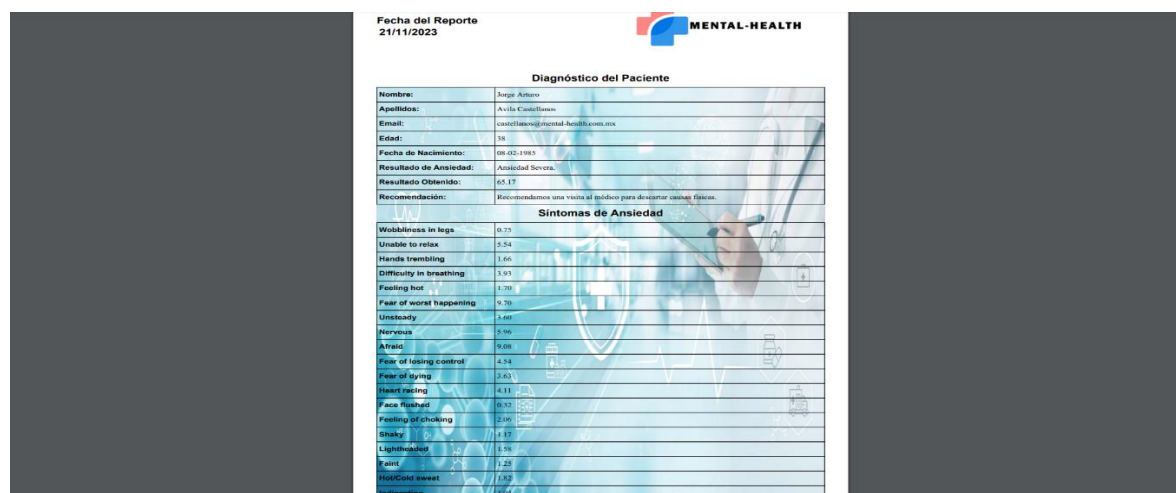


Figura 4.15 Emociones de ansiedad.

4.2.1.9 Reporte de ansiedad

Finalmente, se genera un reporte que contiene los datos del paciente junto con la información obtenida del diagnóstico de ansiedad junto con las emociones y síntomas obtenidos, como se observa en la Figura 4.16



Fecha del Reporte
21/11/2023

MENTAL-HEALTH

Diagnóstico del Paciente

Nombre:	Jorge Alvarado
Apellidos:	Acuña Castellanos
Email:	consultas@mental-health.com.mx
Edad:	38
Fecha de Nacimiento:	08-02-1985
Resultado de Ansiedad:	Ansiedad Severa
Resultado Obtenido:	65.17
Recomendación:	Recomendamos una visita al médico para descartar causas físicas.

Síntomas de Ansiedad

Wobbliness in legs	0.75
Unable to relax	5.24
Hands trembling	1.60
Difficulty in breathing	3.95
Feeling hot	2.38
Fear of worst happening	9.79
Unsteady	3.60
Nervous	5.96
Afraid	9.88
Fear of losing control	4.74
Fear of dying	3.63
Heart racing	6.11
Face flushed	6.52
Feeling of choking	2.96
Shaky	8.17
Lightheaded	1.56
Pant	7.25
Stomach upset	1.02
Indigestion	2.94

Figura 4.16 Reporte de ansiedad

4.2.1.10 Validación

Para determinar si el modelo propuesto permite detectar correctamente el nivel de ansiedad del paciente a partir de publicaciones en redes sociales, se compararon los resultados proporcionados por el sistema de Salud Mental con los obtenidos a través del cuestionario GAD-7 (Day et al., 1999) que permite identificar el nivel de ansiedad que una persona presenta en un periodo de dos semanas. Este cuestionario consta de 7 preguntas con 4 posibles respuestas (0 a 3) dando como resultado una puntuación entre 0 y 21. Con base en la puntuación obtenida se diagnostica al paciente un nivel de ansiedad según los rangos definidos en el inciso 4.2.5 ya que tanto el cuestionario GAD-7 como el modelo propuesto definen cuatro niveles de ansiedad.

Resultados de la validación

Primero, se pidió a los 20 pacientes que respondieran el cuestionario GAD-7, luego, los resultados obtenidos se compararon con los niveles de ansiedad proporcionados por el sistema Mental.Health. Los resultados de la comparación se muestran en la Tabla 4.7.

Tabla 4.7 Niveles de Ansiedad detectados

Paciente	Comentarios	Periodo de tiempo	Valores del Sistema Mental-health	Valores del cuestionario GAD-7
1	23	01/01/23-14/01/23	65.69 -ANSIEDAD-MODERADA	12-ANSIEDAD-MODERADA
2	12	01/01/23-14/01/23	7.75-SIN ANSIEDAD	4-SIN ANSIEDAD
3	15	01/01/23-14/01/23	58.65-ANSIEDAD-MODERADA	16-ANSIEDAD-MODERADA
4	28	01/01/23-14/01/23	69.00-ANSIEDAD-MODERADA	13-ANSIEDAD-MODERADA
5	34	01/01/23-14/01/23	57.68-ANSIEDAD-MODERADA	4-SIN ANSIEDAD
6	13	01/01/23-14/01/23	67.51-ANSIEDAD-MODERADA	12-ANSIEDAD-MODERADA
7	45	01/01/23-14/01/23	11.73-SIN ANSIEDAD	10-ANSIEDAD-MODERADA
8	33	01/01/23-14/01/23	85.58-ANSIEDAD-SEVERA	18-ANSIEDAD-SEVERA
9	19	01/01/23-14/01/23	66.60-ANSIEDAD-MODERADA	13-ANSIEDAD-MODERADA
10	32	01/01/23-14/01/23	67.00-ANSIEDAD-MODERADA	13-ANSIEDAD-MODERADA
11	18	01/01/23-14/01/23	65.85-ANSIEDAD-MODERADA	11-ANSIEDAD-MODERADA
12	26	01/01/23-14/01/23	70.67-ANSIEDAD-MODERADA	14-ANSIEDAD-MODERADA
13	37	01/01/23-14/01/23	08.78-SIN ANSIEDAD	4-SIN ANSIEDAD
14	25	01/01/23-14/01/23	63.06-ANSIEDAD-MODERADA	14-ANSIEDAD-MODERADA
15	56	01/01/23-14/01/23	08.25-SIN ANSIEDAD	4-SIN ANSIEDAD
16	44	01/01/23-14/01/23	05.22- SIN ANSIEDAD	3-SIN ANSIEDAD
17	37	01/01/23-14/01/23	69.65-ANSIEDAD-MODERADA	18-ANSIEDAD-MODERADA
18	23	01/01/23-14/01/23	58.80-ANSIEDAD-MODERADA	14-ANSIEDAD-MODERADA
19	14	01/01/23-14/01/23	01.35-SIN ANSIEDAD	2-SIN ANSIEDAD
20	8	01/01/23-14/01/23	85.29-ANSIEDAD-SEVERA	20-ANSIEDAD-SEVERA

Se utilizan muchas pruebas clínicas para indicar una enfermedad. Las pruebas identifican correctamente la mayoría de las veces a pacientes con o sin enfermedad [45]. En este trabajo, se utilizó la matriz de confusión [46] para determinar el rendimiento de clasificación del modelo propuesto. Para este propósito, los pacientes a quienes el sistema proporcionó un nivel mínimo de ansiedad se consideraron pacientes sin ansiedad, mientras que los pacientes con otros niveles de ansiedad se consideraron con ansiedad. Los diagnósticos proporcionados por el sistema se compararon con los diagnósticos proporcionados por los especialistas. La Tabla 4.8 muestra la matriz de confusión y métricas obtenidas por el modelo propuesto.

Tabla 4.8 Matriz de confusión y métricas

	Niveles de ansiedad del cuestionario GAD-7				Métricas	
Mental-Health niveles de ansiedad	Severa	Moderada	Leve	Ausencia	Precisión	Recall
Severa	2	0	0	0	1	1
Moderada	0	11	0	1	0.92	1
Leve	0	0	0	1	0	0
Ausencia	0	1	0	5	0.83	1

A partir de lo anterior, se infieren varias conclusiones sobre el desempeño de clasificación del modelo para diferentes niveles de ansiedad según lo evaluado por el Cuestionario GAD-7:

- Ansiedad severa: el modelo muestra una precisión y recall buenas para una ansiedad severa. Esto indica que el modelo identifica correctamente todos los casos de ansiedad severa y que todas las predicciones realizadas por el modelo para la ansiedad severa son precisas.
- Ansiedad moderada: el modelo muestra una precisión de 0.92 y recall de 1 para una ansiedad moderada. Esto indica que todas las predicciones realizadas por el modelo para la depresión moderada son correctas.
- Depresión leve: El modelo presenta valores en cero lo que indica que no hubo comentarios que ingresaran en este rango.
- Ansiedad mínima: la precisión del modelo para la depresión mínima es 0,83, lo que significa que el 83% de los casos previstos como depresión mínima son correctos. Su recall es de 0,83, lo que indica que identifica correctamente el 83% de los casos de ansiedad mínima.

Además de este punto, podemos decir que, en algunos casos, comentarios muy negativos o muy positivos sobre las emociones de mayor valor pueden afectar al resultado obtenido.

Teniendo en cuenta los datos anteriores se observa que el modelo creado si cumple con su objetivo de determinar los niveles de depresión, ya que los pacientes fueron diagnosticados con depresión por los especialistas mientras que algunos de los casos no contaban con un diagnóstico previo de depresión, por lo que se cumple el primer parámetro que indica si tienen algún rasgo depresivo, y el segundo, la media obtenida se encuentra dentro del rango adecuado debido a la coincidencia de los valores definidos en el modelo desarrollado con respecto a los valores definidos por el cuestionario PHQ-9.

4.3 Discusión

Hoy en día las enfermedades mentales se han convertido en un problema de salud mundial porque las personas que las padecen presentan características tales como pérdida de interés por el trabajo, la diversión y las relaciones familiares. Entre estas enfermedades mentales la que más afecta a la población es la depresión, pues en casos extremos de esta enfermedad las personas se suicidan. Asimismo, la ansiedad es un trastorno con una alta incidencia a nivel mundial. La pandemia del coronavirus 2019 (COVID 19) contribuyó en la magnificación de enfermedades mentales como la depresión y ansiedad por su explosivo crecimiento. A partir de lo anterior, se han definido estrategias para identificar la depresión y la ansiedad en su etapa más temprana para dar un tratamiento médico que permita que los síntomas no aumenten en las personas y mejoren su estado de ánimo con el objetivo de lograr una mejor salud mental. La detección de la depresión y la ansiedad en un principio se daba a través de cuestionarios que los especialistas en enfermedades mentales aplicaban a los pacientes, como el cuestionario PHQ-9 o el cuestionario GAD-7. Sin embargo, con la llegada de las nuevas tecnologías de la información y la comunicación, la detección de depresión o ansiedad se puede realizar a través de los textos que escriben los usuarios en sus redes sociales. En este trabajo se desarrolló un sistema basado en un modelo que utiliza una herramienta de Procesamiento de Lenguaje Natural para extraer las emociones y relacionarlas con los síntomas que presenta una persona para identificar niveles de depresión o ansiedad validándose con los cuestionarios ya mencionados. En el desarrollo de este modelo participaron 3 especialistas en psicología y psiquiatría quienes ayudaron a establecer los valores adecuados a los síntomas y emociones encontradas. Sin duda, el modelo propuesto presenta algunas limitaciones, como que las personas para ser diagnosticadas deben dar su consentimiento para extraer sus publicaciones de las redes sociales, así como generar suficientes publicaciones. Asimismo, se requieren pruebas con un mayor número de pacientes para determinar si este modelo podría ser utilizado por especialistas en enfermedades mentales como herramienta de apoyo para el seguimiento de sus pacientes.

CONCLUSIONES

Las enfermedades mentales causan un grave deterioro en el estado de ánimo de las personas que lo padecen y por lo consiguiente afectan su modo de vida diario. Por ejemplo, en el trabajo una persona no se desenvuelve correctamente si tiene algún trastorno mental. Las enfermedades como la depresión y ansiedad son las que una gran parte de la población padece sin que existan programas de control de estas. Estos trastornos causan un grave deterioro en las personas que las padecen dado a que por ejemplo aquellas que sufren depresión llegan al suicidio.

El desarrollo de aplicaciones computacionales enfocadas a la mejora de la salud mental creció sostenidamente en los años recientes. El uso de herramientas de la Inteligencia Artificial como el Aprendizaje Automático y el Procesamiento de Lenguaje Natural aplicado al Análisis de Sentimientos de los textos que los usuarios escriben en sus redes sociales permiten discernir respecto a los sentimientos que expresan con relación a enfermedades mentales. Dichos sentimientos o emociones expresadas de manera textual permiten a las herramientas especializadas procesar la información y definir estados emocionales positivos, negativos o neutros y una vez establecidos analizarse y a partir de ello determinar el estado mental de una persona respecto a las enfermedades de mayor prevalencia como lo son la depresión y la ansiedad.

Ante este contexto, se requieren herramientas avanzadas de Inteligencia Artificial enfocadas a la extracción de textos de las redes sociales que combinadas con técnicas de Análisis de sentimientos permitan detectar enfermedades como depresión y ansiedad.

Como parte de las aportaciones realizadas por el presente trabajo de investigación se presentan las siguientes:

1. Se diseñó un nuevo modelo de identificación de depresión y ansiedad que involucra el Procesamiento de Lenguaje Natural y el Aprendizaje automático.
2. Dicho modelo contó con el seguimiento y la validación por parte de especialistas en trastornos mentales que lograron determinar el peso de los síntomas que incluyen la depresión y la ansiedad.

3. Los síntomas definidos por los especialistas se acoplaron con las emociones que pueden detectar las herramientas de Procesamiento de Lenguaje Natural con el fin de determinar un valor para dichas emociones que permitieron definir rangos de depresión y ansiedad obtenidos a partir de la aplicación del modelo desarrollado.
4. Los rangos definidos para la detección de depresión se emparejaron con los rangos definidos en el cuestionario PHQ-9(Cuestionario de Salud del Paciente-9) como sugerencia de los especialistas en trastornos mentales a fin de contar con una validez científica de su aplicación en los comentarios que se extraen de los medios sociales.
5. Los rangos definidos para la detección de ansiedad se emparejaron con los rangos definidos en el cuestionario GAD-7(Desorden de Ansiedad Generalizado-7) como sugerencia de los especialistas en trastornos mentales a fin de contar con una validez científica de su aplicación en los comentarios que se extraen de los medios sociales.
6. Se diseñó una arquitectura conformada en capas que indican la forma de cómo se integran todos los componentes involucrados en el procesamiento de la información que permite determinar la depresión o ansiedad.
7. A partir de la arquitectura diseñada se desarrolló una plataforma denominada Mental-Health que permitió la administración de la información concerniente a los pacientes, el médico especialista, los diagnósticos de depresión o ansiedad, así como toda la información específica por diagnóstico de los valores de las emociones y los síntomas obtenidos por el modelo, y finalmente el reporte que concentra los datos del paciente junto con el reporte del diagnóstico que incluye síntomas y emociones.

Como conclusión a las aportaciones podemos indicar que el trabajo realizado en la presente investigación permitirá a los médicos contar con una nueva herramienta para el tratamiento de las dos enfermedades mentales que más inciden actualmente en la salud mental que afectan a la salud en general y que por lo general no se toman en cuenta por ser enfermedades que no presentan signos físicos en las personas.

Dado lo anterior podemos indicar que se cumplió el objetivo general, así como los objetivos específicos definidos al inicio del desarrollo de la investigación. Asimismo, se cumplió con la hipótesis planteada a partir de la aplicación del modelo desarrollado en un caso de estudio por trastorno mental con los comentarios realizados por los usuarios

analizados en el periodo definido por los especialistas y los cuestionarios que se aplicaron para determinar niveles de depresión o ansiedad.

Trabajo a futuro

Se han realizado grandes esfuerzos para detectar los síntomas iniciales de depresión y ansiedad que incidan en las primeras etapas de dichos trastornos para apoyar en la reducción de personas que los padecen. En el campo de la inteligencia artificial actualmente se trabaja con el procesamiento del lenguaje natural que permite, a través de los comentarios escritos por los usuarios de las redes sociales, identificar su estado de ánimo y, en el caso de los trastornos mencionados, identificar los síntomas que presentan y obtener niveles de los trastornos que permitan en una etapa temprana la intervención de médicos especialistas. Si bien existen diferentes tipos de estudios realizados al respecto y que están relacionados con el desarrollado del presente trabajo como modelos, métodos, enfoques, sistemas, estudios, aplicaciones web, frameworks, clasificadores, análisis, plataformas y algoritmos, no hemos encontrado ningún estudio. que se centre en la detección de los síntomas que puede presentar una persona y en la relación que existe con las emociones detectadas a través del análisis de los sentimientos mediante los comentarios que escriben los usuarios en las redes sociales. Lo anterior nos permite sentirnos motivados en el hecho de poder contribuir con el sector salud para mejorar el estado de las personas. Como trabajo a futuro consideramos realizar lo siguiente:

- Ampliar la aplicación del modelo de detección de depresión y ansiedad a otras enfermedades mentales como la anorexia o la bulimia, que permitan a partir de la extracción de los comentarios en las redes sociales determinar los niveles de afectación en las personas.
- Identificar redes sociales susceptibles de ser utilizadas a fin de extraer los comentarios de las mismas como es el caso de Facebook, WhatsApp o Instagram.
- Ampliar el modelo de tal manera que también se pueda extraer información de audio o video y que permitan la aplicación del mismo para la detección de los trastornos ya mencionados.

- Aplicación de herramientas de uso libre a fin de evitar el pago del servicio de APIs de las redes sociales o almacenamiento y procesamiento de los comentarios necesarios para la implantación del modelo.
- Diseño de un algoritmo de Procesamiento de Lenguaje Natural y Aprendizaje Automático que permita obtener las emociones de los textos y se integre al modelo ya desarrollado.

RECOMENDACIONES

Como parte de la investigación realizada, el modelo creado y la aplicación diseñada se recomienda lo siguiente:

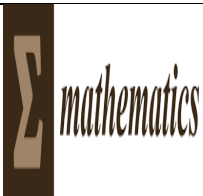
- Verificar que siempre que se tomen en consideración estudios realizados sobre personas se solicite el consentimiento de uso de sus datos personales.
- Tomar en cuenta que las condiciones de servicio del uso de las APIs de las redes sociales cambian constantemente, trabajar con dos o más redes sociales a fin de que no se interrumpa el proceso de desarrollo de una investigación.
- Como parte de la validación por parte de los especialistas en trastornos mentales es conveniente contar con un amplio espectro de especialidades de médicos que participen en el soporte de investigaciones sobre este ámbito a fin de que se integren proyectos más completos y permitan una mejor aportación científica a dichos proyectos.
- Ampliar el espectro de herramientas de Procesamiento de Lenguaje Natural a fin de que se generen mas conjuntos de datos de la extracción de emociones de los textos que escriben los usuarios que permitan interrelacionarse a fin de obtener un mejor parámetro respecto al valor de las emociones.
- Realizar una aplicación exhaustiva de la plataforma Mental-Health por parte de los paciente y médicos a fin de identificar el rendimiento, capacidad de procesamiento y errores que se presenten al momento de ejecutar dicha plataforma.

PRODUCTOS ACADÉMICOS

Artículo escrito para Revista indizada Journal Citation Reports como primer autor:

	Detecting Depression Signs on Social Media: A Systematic Literature Review by Rafael Salas-Zárate, Giner Alor-Hernández, María del Pilar Salas-Zárate, Mario Andrés Paredes-Valverde, Maritza Bustos-López and José Luis Sánchez-Cervantes. Healthcare 2022, 10(2), 291; https://doi.org/10.3390/healthcare10020291 - 01 Feb 2022 Indexed in PubMed Impact factor: 3.160
---	---

Artículo para enviar a Revista indizada Journal Citation Reports como primer autor:

	Mental-Health: An NLP-Based System for Detecting Depression Levels through User Comments on Twitter (X). Rafael Salas-Zárate, Giner Alor-Hernández, Mario Andrés Paredes-Valverde, María del Pilar Salas-Zárate, Maritza Bustos-López and José Luis Sánchez-Cervantes. Editorial: MDPI Mathematics. Impact factor: 2.4 Estado: Enviado.
--	---

Artículos en congreso Internacional

	Artículo. International Conference on Artificial Intelligence for Mental Health (ICAIMH) 2023. Departamento de Computación, Instituto Tecnológico de Mérida. Febrero 8-10 2023. Como Autor: Identificación de Signos de Depresión en Medios Sociales por medio de Técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural. Rafael Salas-Zárate, Giner Alor-Hernández, María del Pilar Salas-Zárate, Mario Andrés Paredes-Valverde, Maritza Bustos-López y José Luis Sánchez-Cervantes. Estatus Aceptado
	Artículo. 5º. Congreso Estudiantil de Inteligencia Artificial Aplicada a la Ingeniería y Tecnología. Facultad de Estudios Superiores Cuautitlán. UNAM. 9-11 nov. 2022. Como coautor: Análisis Comparativo de APIs para la Identificación de Signos de Ansiedad. Jesús Cotlame Apale, Giner Alor Hernández, Rafael Salas Zárate, María Antonieta Abud Figueroa y Ulises Juárez Martínez. Estatus: Aceptado.

Estancia de investigación

	Estancia de Investigación en el Instituto Tecnológico Superior de Teziutlán, Puebla . División de Estudios de Posgrado e Investigación. Del 1º. de octubre al 1º. de diciembre de 2021. Estatus. Liberada.
---	---

Participación en programas de radio

	Estación: Fantasía Radio. Programa: Psique te entiendo. Psicólogas: Janet Morin, Noemi Hurtado, Lizbeth Marín. Tema: Identificación de trastornos mentales en las redes sociales. https://fb.watch/i-zfiG8Vgg/ Fecha: 1º. de octubre de 2021
---	---

Registro ante el Indautor

	Título: <i>Módulo para la identificación de ansiedad en redes sociales aplicando técnicas de inteligencia artificial.</i> Autores: Cotlame Apale Ecliserio Jesús, Alor Hernández Giner, Salas Zárate Rafael, Abud Figueroa María Antonieta, Juárez Martínez Ulises,. Número de Registro: 03-2023-063009454500-01 . Fecha: 04 de julio de 2023. Estatus: Registrada.
--	---

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ahmed, I., Banu, H., Al-Fageer, R., & Al-Suwaidi, R. (2009). Cognitive emotions: Depression and anxiety in medical students and staff. *Journal of Critical Care*, 24(3), e1. <https://doi.org/10.1016/j.jcrc.2009.06.003>
- AI-powered Text Analytics API to better understand your customers. (2021). <https://www.repustate.com/text-analytics-api/>
- Aitkenhead, M. J. (2008). A co-evolving decision tree classification method. *Expert Systems with Applications*, 34(1), 18–25. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2006.08.008>
- Al Shboul, B., Al-Ayyoub, M., & Jararweh, Y. (2015). Multi-way sentiment classification of Arabic reviews. *2015 6th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)*, 206–211. <https://doi.org/10.1109/IACS.2015.7103228>
- Amini, H., & Kosseim, L. (2020). Towards explainability in using deep learning for the detection of anorexia in social media. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): Vol. 12089 LNCS*. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-51310-8_21
- Angskun, J., Tipprasert, S., & Angskun, T. (2022). Big data analytics on social networks for real-time depression detection. *Journal of Big Data*, 9(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00622-2>
- APIs|MeaningCloud. (2020). <https://www.meaningcloud.com/developer/apis>
- Apriliani, F., & Maharani, W. (2023). Depression Detection on Social Media TWITTER Using Xlnet Method. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 8(1), 172–180. <https://doi.org/10.29100/jipi.v8i1.3345>
- Attas, D., Power, N., Smithies, J., Bee, C., Aadahl, V., Kellett, S., Blackmore, C., & Christensen, H. (2022). Automated Detection of the Competency of Delivering Guided Self-Help for Anxiety via Speech and Language Processing. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(17). <https://doi.org/10.3390/app12178608>

- Aylien AI-powered API*. (2023). <https://aylien.com/product/news-api/understand>
- Azure Cognitive Service for Language*. (2023). <https://azure.microsoft.com/en-us/products/cognitive-services/language-service/>
- Baygin, M., Yaman, O., Tuncer, T., Dogan, S., Barua, P. D., & Acharya, U. R. (2021). Automated accurate schizophrenia detection system using Collatz pattern technique with EEG signals. *Biomedical Signal Processing and Control*, 70(June), 102936. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102936>
- Bin Heyat, M. B., Akhtar, F., Abbas, S. J., Al-Sarem, M., Alqarafi, A., Stalin, A., Abbasi, R., Muaad, A. Y., Lai, D., & Wu, K. (2022). Wearable Flexible Electronics Based Cardiac Electrode for Researcher Mental Stress Detection System Using Machine Learning Models on Single Lead Electrocardiogram Signal. *Biosensors*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/bios12060427>
- Birnbaum, M. L., Ernala, S. K., Rizvi, A. F., De Choudhury, M., & Kane, J. M. (2017). A Collaborative Approach to Identifying Social Media Markers of Schizophrenia by Employing Machine Learning and Clinical Appraisals. *Journal of Medical Internet Research*, 19(8), e289. <https://doi.org/10.2196/jmir.7956>
- Bitext Text and Sentiment Analysis API*. (2021). <https://blog.bitext.com/topic/nlp-for-cx>
- Breiman, L. (1999). Using Adaptive Bagging to Debias Regressions. *Technical Report 547*, 1(October), 2016.
- Browne, M. W. (2000). Cross-validation methods. *Journal of Mathematical Psychology*. *Journal of Mathematical Psychology*, 44, 108–132.
- Cacheda, F., Fernandez, D., Novoa, F. J., & Carneiro, V. (2019). Early detection of depression: Social network analysis and random forest techniques. *Journal of Medical Internet Research*, 21(6). <https://doi.org/10.2196/12554>
- Carreño García, S., & Medina Mora Elena. (2018). *Panorama epidemiológico de los trastornos mentales, su impacto entre el balance trabajo familia*.
- Chan, D. W. (1997). Depressive symptoms and perceived competence among Chinese

- secondary school students in Hong Kong. *Journal of Youth and Adolescence*, 26(3), 303–319. <https://doi.org/10.1007/s10964-005-0004-4>
- Chan, P. K., & Stolfo, S. J. (1995). A Comparative Evaluation of Voting and Meta-learning on Partitioned Data. In *Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning, ICML 1995*. Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
<https://doi.org/10.1016/b978-1-55860-377-6.50020-7>
- Chang, D. Y. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. *European Journal of Operational Research*, 95(3), 649–655. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00300-2](https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00300-2)
- Chang, M. Y., & Tseng, C. Y. (2020). Detecting Social Anxiety with Online Social Network Data. *Proceedings - IEEE International Conference on Mobile Data Management, 2020-June(Mdm)*, 333–336.
<https://doi.org/10.1109/MDM48529.2020.00073>
- Cloud Natural Language API. (2023). <https://cloud.google.com/natural-language/docs/reference/rest>
- Counts, S. N., Manning, J. L., & Pless, R. (2018). Characterizing the Visual Social Media Environment of Eating Disorders. *Proceedings - Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2018-Octob*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/AIPR.2018.8707400>
- DatumBox Machine Learning API. (2023). <https://www.datumbox.com/machine-learning-api/>
- Day, E., Williams, J. B. W., & Kroenke, K. (1999). *GAD-7*.
- DeepAffects-Speech Analysis Platform. (2020). <https://www.deepaffects.com/>
- Dutta, S., Ma, J., & De Choudhury, M. (2018). Measuring the impact of anxiety on online social interactions. *12th International AAAI Conference on Web and Social Media, ICWSM 2018, Icws*, 584–587.
- Džeroski, S., & Ženko, B. (2004). Is combining classifiers with stacking better than selecting the best one? *Machine Learning*, 54(3), 255–273.

<https://doi.org/10.1023/B:MACH.0000015881.36452.6e>

Emo Vu by Eyeris API. (2015). <http://www.discoversdk.com/products/eyeris-emovu-sdk#/features>

Emotion Detection API. (2020). <https://komprehend.io/emotion-analysis>

Fauziah, Y., Saifullah, S., & Aribowo, A. S. (2020). Design Text Mining for Anxiety Detection using Machine Learning based-on Social Media Data during COVID-19 pandemic. *Yogyakarta Conference Series Proceeding on Engineering and Science Series (ESS)*, 1(1), 253–261. <http://proceeding.rsfpres.com/index.php/ess/index>

Fernandez, K. C., Levinson, C. A., & Rodebaugh, T. L. (2012). Profiling: Predicting social anxiety from facebook profiles. *Social Psychological and Personality Science*, 3(6), 706–713. <https://doi.org/10.1177/1948550611434967>

Freiling, I., Krause, N. M., Scheufele, D. A., & Brossard, D. (2021). Believing and sharing misinformation, fact-checks, and accurate information on social media: The role of anxiety during COVID-19. *New Media and Society*. <https://doi.org/10.1177/14614448211011451>

Gupta Sonam, Goel Lipika, Singh Arjun, Prasad Ajay, A. U. M. (2022). *Networking Sites*. 2022(March 2022), 14. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2022/4395358>

Haselton, M. G., Nettle, D., & Andrews, P. W. (2015). The Evolution of Cognitive Bias. *The Handbook of Evolutionary Psychology*, 724–746. <https://doi.org/10.1002/9780470939376.ch25>

Hswen, Y., Naslund, J. A., Brownstein, J. S., & Hawkins, J. B. (2018). Monitoring Online Discussions About Suicide Among TWITTER Users With Schizophrenia: Exploratory Study. *JMIR Mental Health*, 5(4), e11483. <https://doi.org/10.2196/11483>

Hu, H. W., Hsu, K. S., Lee, C., Hu, H. L., Hsu, C. Y., Yang, W. H., Wang, L. yun, & Chen, T. A. (2019). Keyword-Driven Depressive Tendency Model for Social Media Posts. *Lecture Notes in Business Information Processing*, 354, 14–22. https://doi.org/10.1007/978-3-030-20482-2_2

- Huang, Y.-H., Wei, L.-H., & Chen, Y.-S. (2017). *Detection of the Prodromal Phase of Bipolar Disorder from Psychological and Phonological Aspects in Social Media*. <http://arxiv.org/abs/1712.09183>
- IBM Watson. (2020). <https://cloud.ibm.com/developer/watson/documentation>
- Informativa, H. (2018). Salud Mental En Adultos. *INCyTU*, 52(55), 1–4. https://www.foroconsultivo.org.mx/INCyTU/documentos/Completa/INCYTU_18-007.pdf
- Ireland, M., & Iserman, M. (2018). *Within and Between-Person Differences in Language Used Across Anxiety Support and Neutral Reddit Communities*. 182–193. <https://doi.org/10.18653/v1/w18-0620>
- James, S. L., Abate, D., Abate, K. H., Abay, S. M., Abbafati, C., Abbasi, N., Abbastabar, H., Abd-Allah, F., Abdela, J., Abdelalim, A., Abdollahpour, I., Abdulkader, R. S., Abebe, Z., Abera, S. F., Abil, O. Z., Abraha, H. N., Abu-Raddad, L. J., Abu-Rmeileh, N. M. E., Accrombessi, M. M. K., ... Murray, C. J. L. (2018). Global, regional, and national incidence, prevalence, and years lived with disability for 354 Diseases and Injuries for 195 countries and territories, 1990-2017: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017. *The Lancet*, 392(10159), 1789–1858. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)32279-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)32279-7)
- Jokela, M., García-Velázquez, R., Airaksinen, J., Gluschkoff, K., Kivimäki, M., & Rosenström, T. (2019). Chronic diseases and social risk factors in relation to specific symptoms of depression: Evidence from the U.S. national health and nutrition examination surveys. *Journal of Affective Disorders*, 251, 242–247. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2019.03.074>
- Karmen, C., Hsiung, R. C., & Wetter, T. (2015). Screening internet forum participants for depression symptoms by assembling and enhancing multiple NLP methods. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 120(1), 27–36. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2015.03.008>
- Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. W. (n.d.). *The PHQ-9*. 46202, 606–613.

- Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. W. (2001). The PHQ-9.pdf. *Journal of General Internal Medicine*, 16, 606–613.
- Kumar, Akhilesh, Thakare, A., Bhende, M., Sinha, A. K., Alguno, A. C., & Kumar, Y. P. (2022). *Identification and Classification of Depressed Mental State for End-User over Social Media*. 2022.
- Kumar, Akshi, Sharma, A., & Arora, A. (2019). *ep r int Pr no t p ee r r Pr ep r int t p r r ed*. 2019.
- KVTKN, P., & Ramakrishnudu, T. (2023). Semi-supervised approach for tweet-level stress detection. *Natural Language Processing Journal*, 4(December 2022), 100019. <https://doi.org/10.1016/j.nlp.2023.100019>
- L, B., G, K., M, G., R, E., L, W.-M., & A, B. (2018). The Role of Depression in Chronic Disease Management: An Analysis of the U.S. Behavioral Risk Factor Surveillance System. *Public Health Open Access*, 2(2). <https://doi.org/10.23880/PHOA-16000124>
- Larrayoz, X., & Casillas, A. (2023). *Eating Disorders Detection by means of Deep*.
- Leis, A., Ronzano, F., Mayer, M. A., Furlong, L. I., & Sanz, F. (2019). *Detecting Signs of Depression in Tweets in Spanish : Behavioral and Linguistic Analysis Corresponding Author : 21*. <https://doi.org/10.2196/14199>
- Li, A., Jiao, D., Liu, X., & Zhu, T. (2020). A comparison of the psycholinguistic styles of schizophrenia-related stigma and depression-related stigma on social media: Content analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 22(4), 1–10. <https://doi.org/10.2196/16470>
- Li, F., Phoon, K. K., Du, X., & Zhang, M. (2013). Improved AHP Method and Its Application in Risk Identification. *Journal of Construction Engineering and Management*, 139(3), 312–320. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)co.1943-7862.0000605](https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0000605)
- LI, L., WANG, Z., ZHANG, Q., & WEN, H. (2020). Effect of anger, anxiety, and sadness on the propagation scale of social media posts after natural disasters. *Information Processing and Management*, 57(6), 102313. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2020.102313>

- Li, Z., An, Z., Cheng, W., Zhou, J., Zheng, F., & Hu, B. (2023). MHA: a multimodal hierarchical attention model for depression detection in social media. *Health Information Science and Systems*, 11(1). <https://doi.org/10.1007/s13755-022-00197-5>
- Lin, Z. C., & Yang, C. B. (1996). Evaluation of machine selection by the AHP method. *Journal of Materials Processing Technology*, 57(3–4), 253–258. [https://doi.org/10.1016/0924-0136\(95\)02076-4](https://doi.org/10.1016/0924-0136(95)02076-4)
- Liu, J., & Shi, M. (2022). A Hybrid Feature Selection and Ensemble Approach to Identify Depressed Users in Online Social Media. *Frontiers in Psychology*, 12(January), 1–13. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.802821>
- Lookingbill, V., Mohammadi, E., & Cai, Y. (2023). Assessment of Accuracy, User Engagement, and Themes of Eating Disorder Content in Social Media Short Videos. *JAMA Network Open*, 6(4), E238897. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2023.8897>
- M. De Choudhury and M. Gamon. (n.d.). *Predicting depression via social media Proceedings of the Seventh International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, vol. 2, pp. 128–137, 2013.
- Malviya, K., Roy, B., & Saritha, S. K. (2021). A Transformers Approach to Detect Depression in Social Media. *Proceedings - International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems, ICAIS 2021*, 718–723. <https://doi.org/10.1109/ICAIS50930.2021.9395943>
- Manos, D., Sebastián, J., Mateos, N., & Bueno, M. J. (2009). Results of a multi-componential psychosocial intervention programme for women with early-stage breast cancer in Spain: Quality of life and mental adjustment. *European Journal of Cancer Care*, 18(3), 295–305. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2354.2008.00978.x>
- Mohammadi, E., Amini, H., & Kosseim, L. (2019). Quick and (maybe not so) easy detection of anorexia in social media posts. *CEUR Workshop Proceedings*, 2380, 9–12.
- Moraes, R., Valiati, J. F., & Gavião Neto, W. P. (2013). Document-level sentiment

- classification: An empirical comparison between SVM and ANN. *Expert Systems with Applications*, 40(2), 621–633. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.059>
- Mowery, D., Smith, H., Cheney, T., Stoddard, G., Coppersmith, G., Bryan, C., & Conway, M. (2017). Understanding Depressive Symptoms and Psychosocial Stressors on TWITTER: A Corpus-Based Study. *Journal of Medical Internet Research*, 19(2), e48. <https://doi.org/10.2196/jmir.6895>
- OMS. (2013). *Salud mental: un estado de bienestar*.
- Ortega-Mendoza, R. M., Farías, D. I. H., & Montes-Y-Gómez, M. (2019). LTL-INAOE's participation at Erisk 2019: Detecting anorexia in social media through shared personal information. *CEUR Workshop Proceedings*, 2380(September), 9–12.
- Palacios, J., Khondoker, M., Mann, A., Tylee, A., & Hotopf, M. (2018). Depression and anxiety symptom trajectories in coronary heart disease: Associations with measures of disability and impact on 3-year health care costs. *Journal of Psychosomatic Research*, 104, 1–8. <https://doi.org/10.1016/J.JPSYCHORES.2017.10.015>
- Pang, B., Lee, L., & Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs up?: sentiment classification using machine learning techniques. *Proceedings of the ACL-02 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing - EMNLP '02*, 10, 79–86. <https://doi.org/10.3115/1118693.1118704>
- ParallelDots|World Class NLP APIs for Text analysis. (2020). <https://www.paralleldots.com/text-analysis-apis>
- Paul, S., Kalyani, J. S., & Basu, T. (2018). Early detection of signs of anorexia and depression over social media using effective machine learning frameworks. *CEUR Workshop Proceedings*, 2125.
- Plutchik, R. (1982). A psychoevolutionary theory of emotions. *Social Science Information*, 21(4–5), 529–553. <https://doi.org/10.1177/053901882021004003>
- Plutchik, R. (2001). The nature of emotions: Human emotions have deep evolutionary roots, a fact that may explain their complexity and provide tools for clinical practice. *American Scientist*, 89(4), 344–350. <http://www.jstor.org/stable/27857503>

- Plutchik, R. (2018). Robert Plutchik's Wheel of Emotions – 2017 Update. *The Emotional Intelligence Network*, 2–11.
- Podvezko, V. (2009). Application of AHP technique. *Journal of Business Economics and Management*, 10(2), 181–189. <https://doi.org/10.3846/1611-1699.2009.10.181-189>
- Quinlan, J. R. (1979). *Discovering rules by induction from large collections of examples*. 168–201.
- Quinlan, J. R. (2014). *C4.5: Programs for Machine Learning*. Elsevier.
- Saaty, T. L. (2004). Decision making — the Analytic Hierarchy and Network Processes (AHP/ANP). *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 13(1), 1–35. <https://doi.org/10.1007/s11518-006-0151-5>
- Saaty, T. L., & Sodenkamp, M. (2008). Making decisions in hierarchic and network systems. *International Journal of Applied Decision Sciences*, 1(1), 24–79. <https://doi.org/10.1504/IJADS.2008.017952>
- Saifullah, S., Fauziyah, Y., & Aribowo, A. S. (2021). Comparison of machine learning for sentiment analysis in detecting anxiety based on social media data. *Jurnal Informatika*, 15(1), 45. <https://doi.org/10.26555/jifo.v15i1.a20111>
- Salas Zárate, M. del P. (2017). *Detección de patrones psicolingüísticos para el análisis de lenguaje subjetivo en español*.
- Samuel, A. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM: J Res Dev*, 3, 210–229.
- Schapire, R. E. (1999). A brief introduction to boosting. *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2, 1401–1406.
- Semantria API. (2023). <https://www.lexalytics.com/semantria/>
- Shen, J. H., & Rudzicz, F. (2017). *Detecting Anxiety through Reddit*. 2016, 58–65. <https://doi.org/10.18653/v1/w17-3107>
- Smith, K. (2018). *Chronic Pain and Depression*.

- Souza, V. B. de, Nobre, J. C., & Becker, K. (2021). *Characterization of Anxiety, Depression, and their Comorbidity from Texts of Social Networks*. 121–132. <https://doi.org/10.5753/sbbd.2020.13630>
- Spence, S. H. (1998). A measure of anxiety symptoms among children. *Behaviour Research and Therapy*, 36(5), 545–566. [https://doi.org/10.1016/S0005-7967\(98\)00034-5](https://doi.org/10.1016/S0005-7967(98)00034-5)
- Tadesse, M. M., Lin, H., Xu, B., & Yang, L. (2019a). Detection of depression-related posts in reddit social media forum. *IEEE Access*, 7, 44883–44893. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909180>
- Tadesse, M. M., Lin, H., Xu, B., & Yang, L. (2019b). Detection of depression-related posts in reddit social media forum. *IEEE Access*, 7, 44883–44893. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909180>
- Teferra, B. G., & Rose, J. (2023). Predicting Generalized Anxiety Disorder From Impromptu Speech Transcripts Using Context-Aware Transformer-Based Neural Networks: Model Evaluation Study. *JMIR Mental Health*, 10, 1–15. <https://doi.org/10.2196/44325>
- Text Processing API*. (2010). <http://text-processing.com/docs/>
- Text to emotion API*. (2021). https://promptapi.com/marketplace/description/text_to_emotion-api
- TheySay PreCeive API Documentation-APIary*. (2020). <https://theysay.docs.apiary.io/#>
- Tiwari, M. (2023). *A Comprehensive Guide to Text Preprocessing for X Data: Getting Ready for Sentiment Analysis*. <https://medium.com/ai-mind-labs/a-comprehensive-guide-to-text-preprocessing-for-x-data-getting-ready-for-sentiment-analysis-e7f91cd03671>
- Trotzek, M., Koitka, S., & Friedrich, C. M. (2020). Utilizing Neural Networks and Linguistic Metadata for Early Detection of Depression Indications in Text Sequences. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 32(3), 588–601. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2018.2885515>

- Tyshchenko, Y. (2018). Depression and anxiety detection from blog posts data. *Nature Precis. Sci., Inst. Comput. Sci., Univ. Tartu, Tartu*
<https://core.ac.uk/download/pdf/237085027.pdf>
- Wang, B., Zhao, Y., Lu, X., & Qin, B. (2023). Cognitive distortion based explainable depression detection and analysis technologies for the adolescent internet users on social media. *Frontiers in Public Health*, 10(1).
<https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1045777>
- Wang, T., Brede, M., Ianni, A., & Mentzakis, E. (2017). Detecting and characterizing eating-disorder communities on social media. *WSDM 2017 - Proceedings of the 10th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, 91–100.
<https://doi.org/10.1145/3018661.3018706>
- Welcome|FreeLing Home Page. (2020). <http://nlp.lsi.upc.edu/freeling/node/1>
- Williams, A. M., May, P. E., Mason, S. T., Wang, C., & Pomana, L. (2016). Quality of life across medical conditions and psychological factors: implications for population health management. *Quality of Life Research*, 25(6), 1475–1485.
<https://doi.org/10.1007/s11136-015-1183-4>
- Williams, N., Zander, S., & Armitage, G. (2006). A preliminary performance comparison of five machine learning algorithms for practical IP traffic flow classification. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 36(5), 5.
<https://doi.org/10.1145/1163593.1163596>
- Wolohan, J., Hiraga, M., Mukherjee, A., Sayyed, Z. A., & Millard, M. (2018). Detecting Linguistic Traces of Depression in Topic-Restricted Text: Attending to Self-Stigmatized Depression with NLP. In Association for Computational Linguistics (Ed.), *Proceedings of the First International Workshop on Language Cognition and Computational Models* (pp. 11–21).
- Wolohan, J. T., Hiraga, M., Mukherjee, A., Sayyed, Z. A., & Millard, M. (2018). Detecting Linguistic Traces of Depression in Topic-Restricted Text: Attending to Self-Stigmatized Depression with {NLP}. *Proceedings of the First International Workshop on Language Cognition and Computational Models*, 11–21.

<https://www.aclweb.org/anthology/papers/W/W18/W18-4102/%0Ahttps://www.aclweb.org/anthology/W18-4102>

- Wu, M. Y., Shen, C. Y., Wang, E. T., & Chen, A. L. P. (2018a). A deep architecture for depression detection using posting, behavior, and living environment data. *Journal of Intelligent Information Systems*. <https://doi.org/10.1007/s10844-018-0533-4>
- Wu, M. Y., Shen, C. Y., Wang, E. T., & Chen, A. L. P. (2018b). A deep architecture for depression detection using posting, behavior, and living environment data. *Journal of Intelligent Information Systems*. <https://doi.org/10.1007/s10844-018-0533-4>
- Yazdavar, A. H., Mahdaveinejad, M. S., Bajaj, G., Romine, W., Sheth, A., Monadjemi, A. H., Thirunarayan, K., Meddar, J. M., Myers, A., Pathak, J., & Hitzler, P. (2020). Multimodal mental health analysis in social media. *PLoS ONE*, 15(4), 1–27. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0226248>
- Yijing, L., Haixiang, G., Xiao, L., Yanan, L., & Jinling, L. (2016). Adapted ensemble classification algorithm based on multiple classifier system and feature selection for classifying multi-class imbalanced data. *Knowledge-Based Systems*, 94, 88–104. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.11.013>
- Zhu, J., Li, Z., Zhang, X., Zhang, Z., & Hu, B. (2023). Public Attitudes Toward Anxiety Disorder on Sina Weibo: Content Analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 25, 1–15. <https://doi.org/10.2196/45777>
- Zogan, H., Razzak, I., Jameel, S., & Xu, G. (2021). DepressionNet: Learning Multi-modalities with User Post Summarization for Depression Detection on Social Media. *SIGIR 2021 - Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 133–142. <https://doi.org/10.1145/3404835.3462938>
- Zogan, H., Razzak, I., Wang, X., Jameel, S., & Xu, G. (2022). Explainable depression detection with multi-aspect features using a hybrid deep learning model on social media. *World Wide Web*, 25(1), 281–304. <https://doi.org/10.1007/s11280-021-00992-2>

ANEXOS

Anexo A. Diseño de Mockups del modelo computacional de detección de depresión y ansiedad

Para mostrar de manera visual cada uno de los módulos de detección de depresión y ansiedad, se presentan las interfaces de usuario, para las cuales se realizaron los mockups que se presentan a continuación. En dichos mockups se incluye, desde la entrada de los datos hasta la representación de las respuestas de la aplicación.

A.1 Mockups del módulo de detección de depresión

La Figura A.1 presenta el Inicio de sesión a la aplicación, en esta sección se le solicita al usuario que se registre dando nombre y contraseña o se realiza por alguna red social como X® y Reddit®.

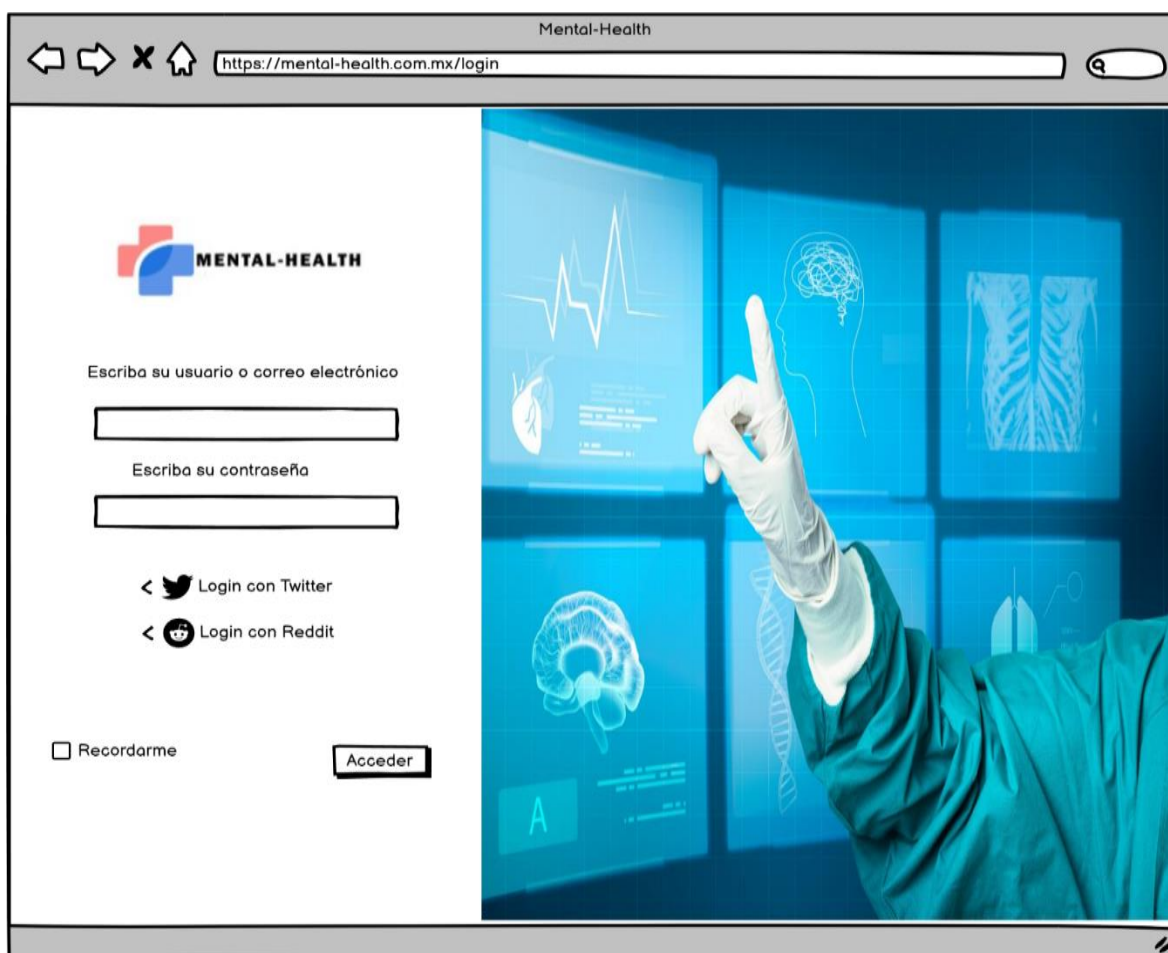


Figura A.1 Inicio de sesión

La Figura A.2 muestra el Panel del médico, en esta sección se presenta la información correspondiente a las actividades que realiza el medico respecto a la atención de pacientes que requieran atención respecto a los trastornos de depresion o ansiedad.

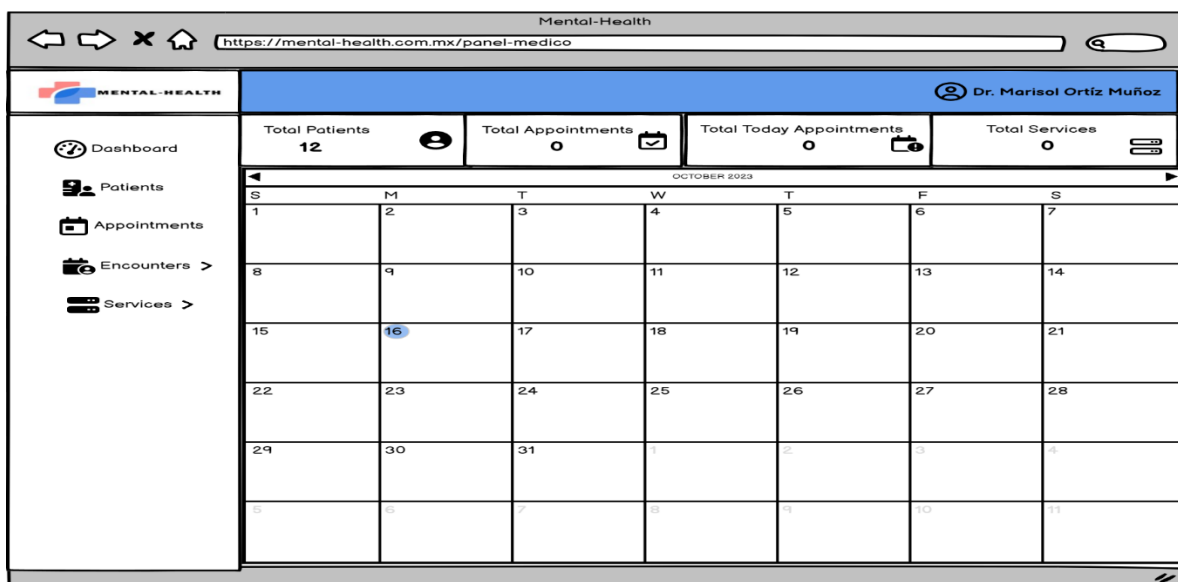


Figura A.2 Panel del médico

La Figura A.3 presenta la Lista de pacientes, en esta sección se presenta la lista de los pacientes que atiende un médico en particular.

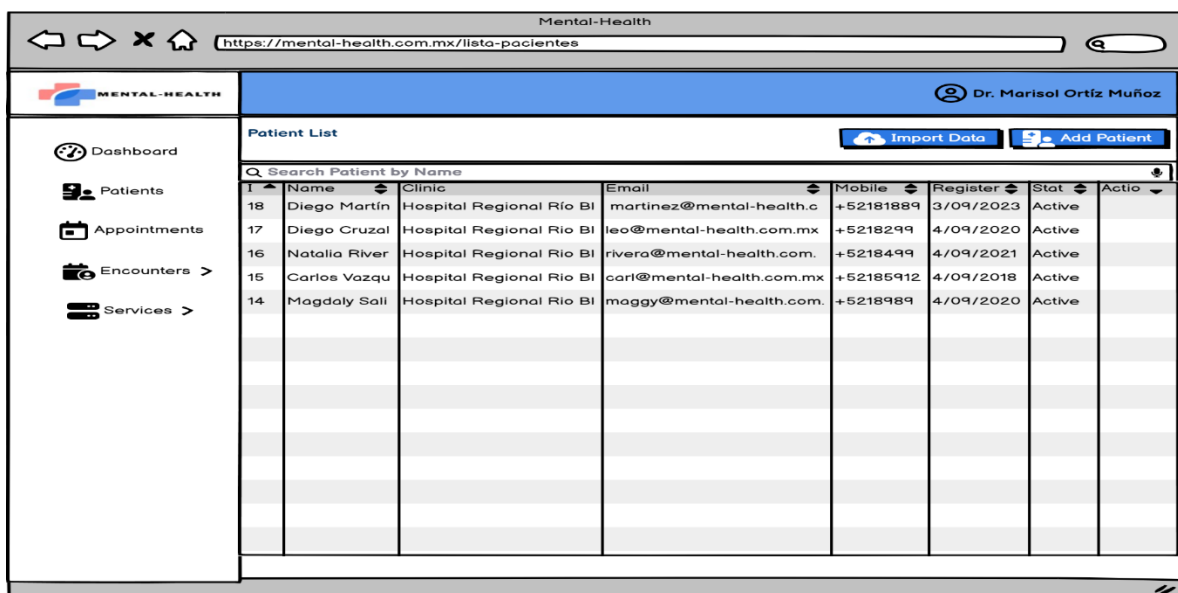


Figura A.3 Lista de pacientes

En la Figura A.4 se presenta el Perfil del paciente, en esta sección se presenta la información personal correspondiente a un paciente seleccionado de la lista que atiende un médico en particular.

Mental-Health

https://mental-health.com.mx/lista-pacientes

Dr. Marisol Ortiz Muñoz

MENTAL-HEALTH

Dashboard

Patients

Appointments

Encounters >

Services >

Profile

Anxiety Diagnostic

Depression Diagnostic

Basic Information

First Name: Diego

Last Name: Martinez

Email: martinez@men

Contact No. [Number]

DOB: 18/09/20

Gender*: ☐ Male ☐ Female

Blood Group: O+

Contact Information

Address: Álvaro Obregón

City: Orizaba

Country: México

Postal Code: 94732

Extra Detail

Twitter*: @ModuloDepresion

Reddit*: ModuloDepresion

Save

Figura A.4 Perfil del paciente

La Figura A.5 presenta los Comentarios realizados por el paciente seleccionado, en esta sección se presenta la información personal correspondiente a los pacientes que atiende un médico en particular a fin de realizar un análisis de depresión.

Select	Comment	Date
☐	1 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	2 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	3 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	4 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	5 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	6 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	7 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	8 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	9 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	10 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	11 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	12 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	13 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	14 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	15 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	16 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	17 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20
☐	18 I feel trapped in an endless cycle of negative thoughts. I can't stop worrying about the future and feel like I'm always	14/09/20

Figura A.5 Comentarios del paciente análisis de depresión

La Figura A.6 muestra el Diagnóstico de depresión, en esta sección se elige la opción que permite presentar el diagnóstico de depresión.

Basic Information

First Name: Last Name: Email:

Contact No.: DOB: Gender*: ☐ Male ☐ Female

Blood Group:

Contact Information

Address:

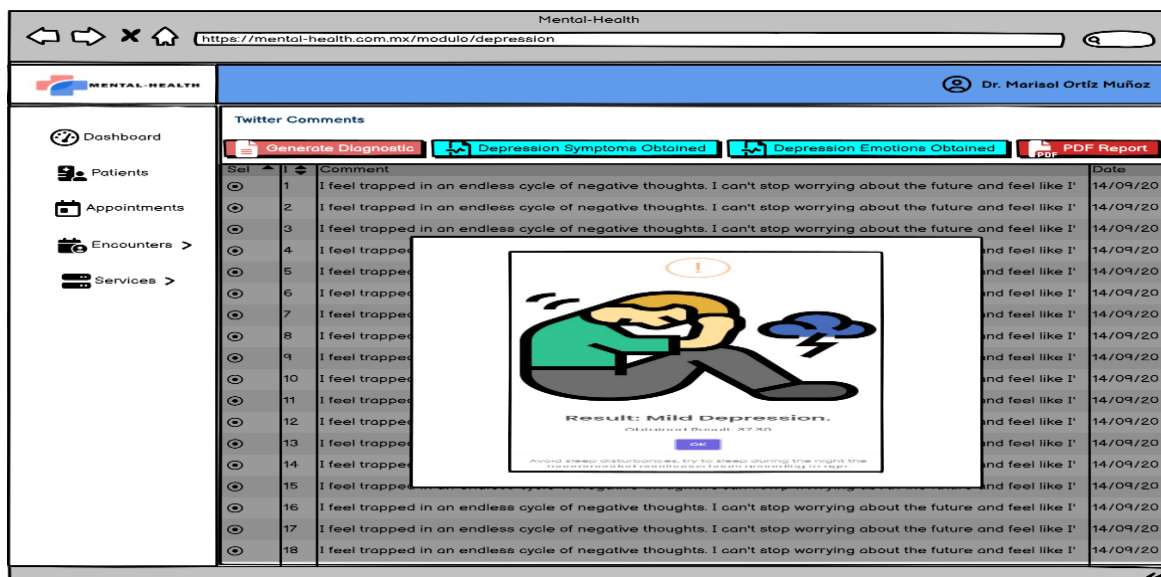
City: Country: Postal Code:

Extra Detail

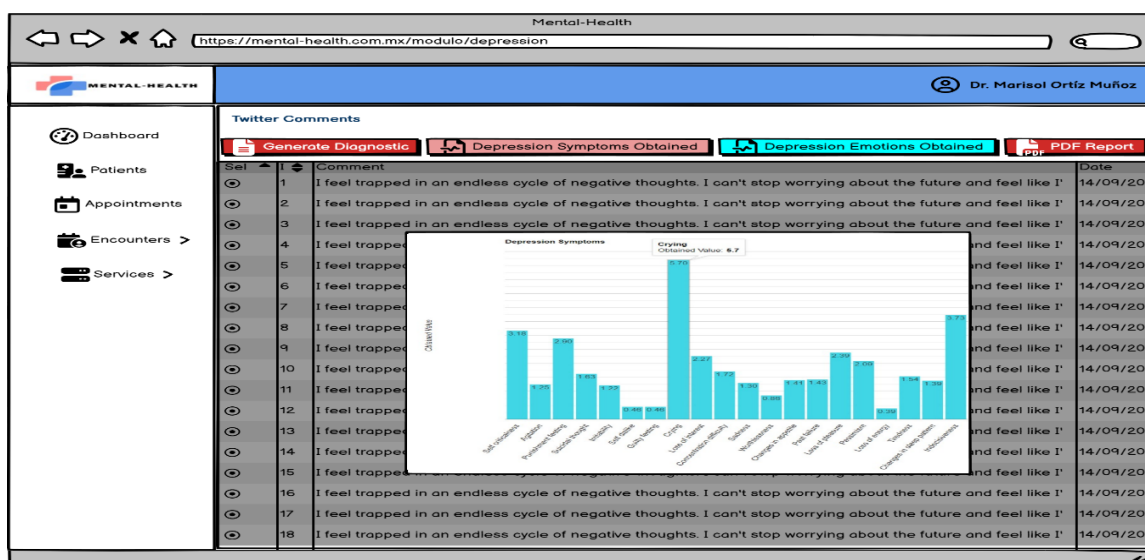
Twitter*: Reddit*:

Figura A.6 Opción diagnóstico de depresión

En la Figura A.7 se presenta el Resultado de diagnóstico de depresión, en esta sección se presenta el nivel de depresión obtenido.



En la Figura A.8 se muestran los Síntomas de depresión, en esta sección se presentan los síntomas obtenidos correspondientes al trastorno de depresión.



En la Figura A.9 se observan las Emociones de depresión, en esta sección se presentan las emociones obtenidas de la herramienta *MeaningCloud* correspondientes al trastorno de depresión.

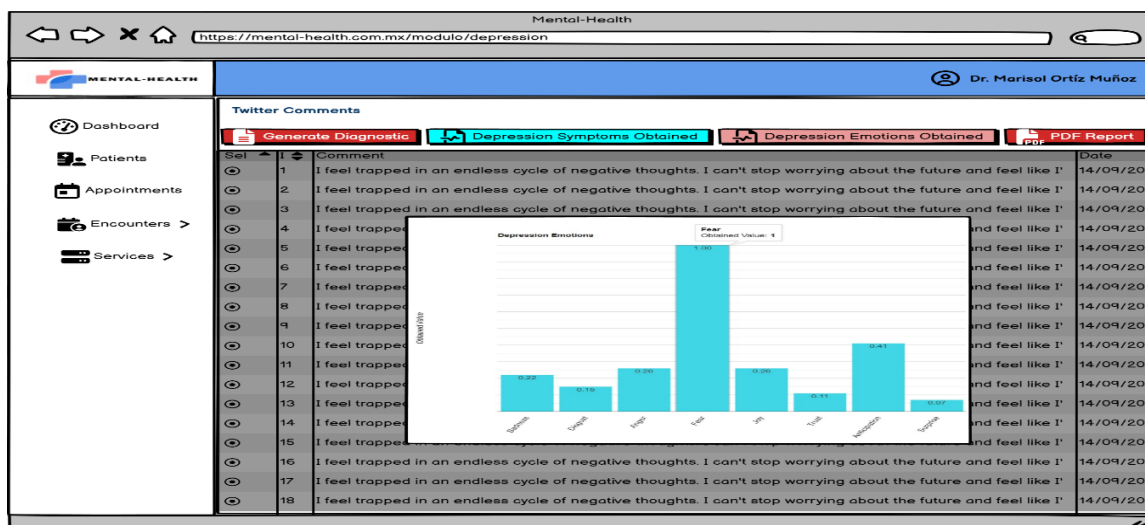


Figura A.9 Emociones de depresión

En la Figura A.10 se observa el Reporte clínico, , en esta sección se presenta el reporte completo del análisis de niveles de depresión realizado al paciente.

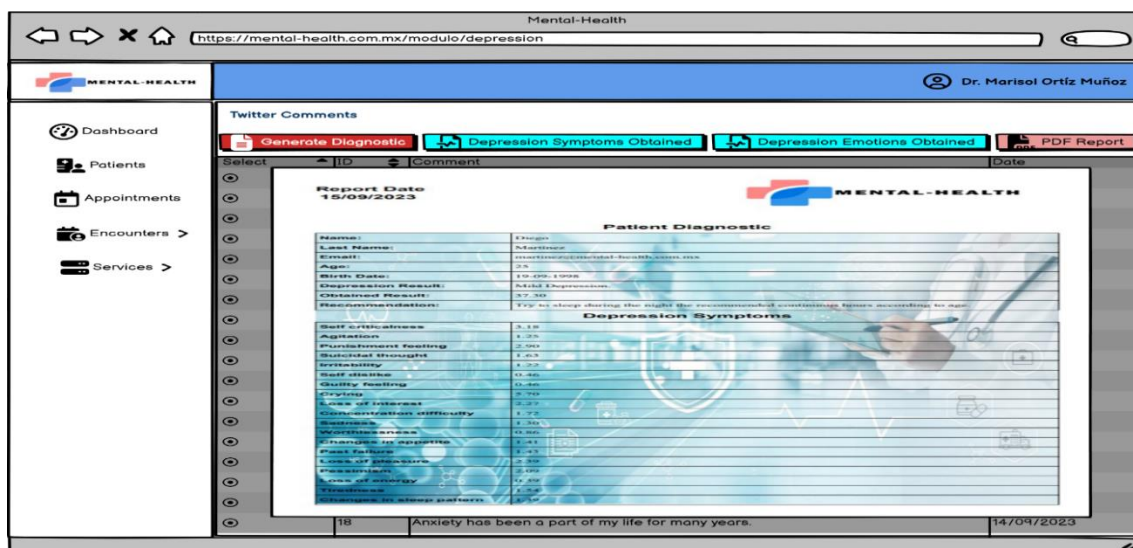


Figura A.10 Reporte clínico depresión

A.2 Mockups del módulo de detección de ansiedad

En la Figura A.11 se muestran los Comentarios realizados por el paciente seleccionado, en esta sección se presenta la información personal correspondiente a los pacientes que atiende un médico en particular a fin de realizar un análisis de ansiedad.

Select	ID	Comment	Date
☐	1	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	2	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	3	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	4	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	5	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	6	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	7	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	8	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	9	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	10	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	11	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	12	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	13	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	14	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	15	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	16	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	17	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023
☐	18	Anxiety has been a part of my life for many years.	14/09/2023

Figura A.11 Comentarios del paciente análisis de ansiedad

En la Figura A.12 se presenta el Diagnóstico de ansiedad, , en esta sección se elige la opción que permite visualizar el diagnostico de ansiedad.

Basic Information

First Name: Last Name: Email:

Contact No.: DOB: Gender*: ☐ Male ☐ Female

Blood Group:

Contact Information

Address:

City: Country: Postal Code:

Extra Detail

Twitter*: Reddit*:

Figura A.12 Opción diagnóstico de ansiedad

En la Figura A.13 se muestra el Resultado de diagnóstico de ansiedad, , en esta sección se presenta el nivel de ansiedad obtenido.

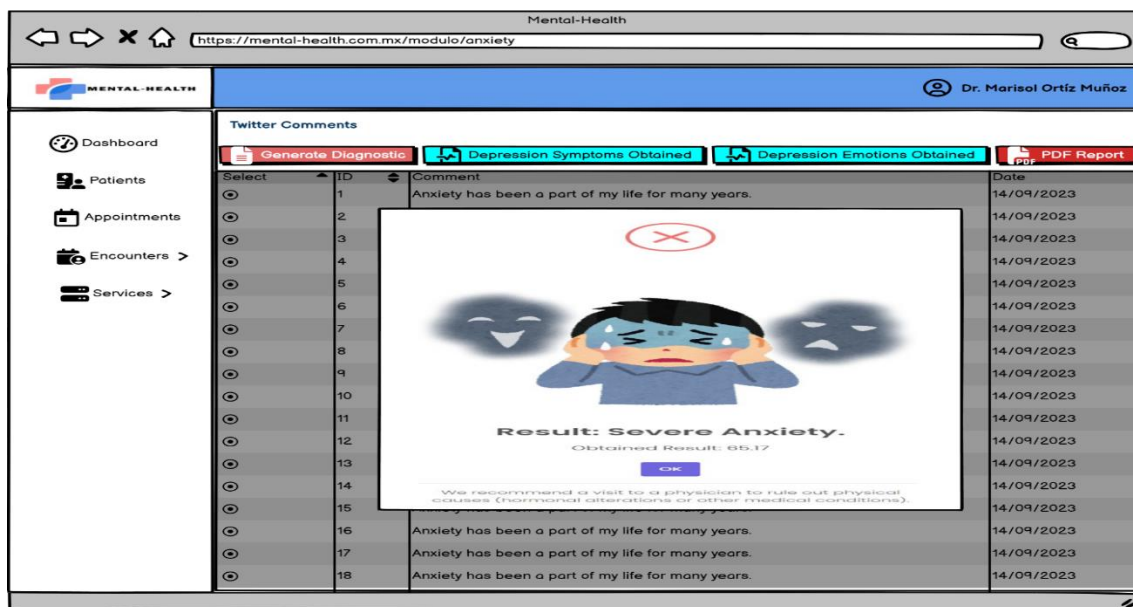


Figura A.13 Resultado de diagnóstico de ansiedad

En la Figura A.14 se observan los Síntomas de ansiedad, en esta sección se presentan los síntomas obtenidos correspondientes al trastorno de ansiedad.

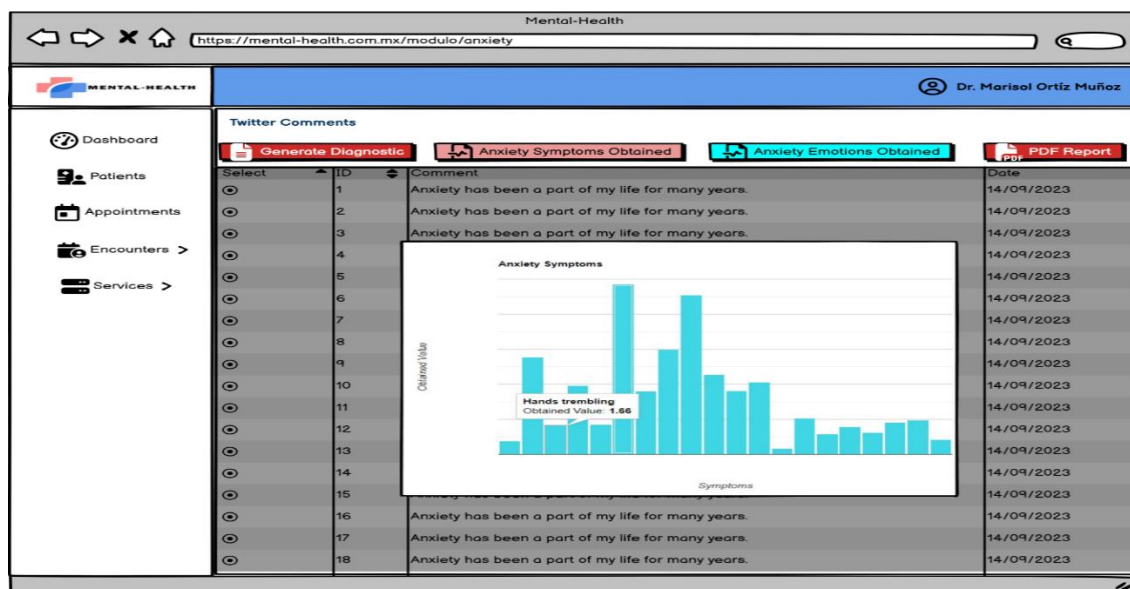


Figura A.14 Síntomas de ansiedad

En la Figura A.15 se muestran las Emociones de ansiedad, en esta sección se presentan las emociones obtenidas de la herramienta MeaningCloud correspondientes al trastorno de ansiedad.

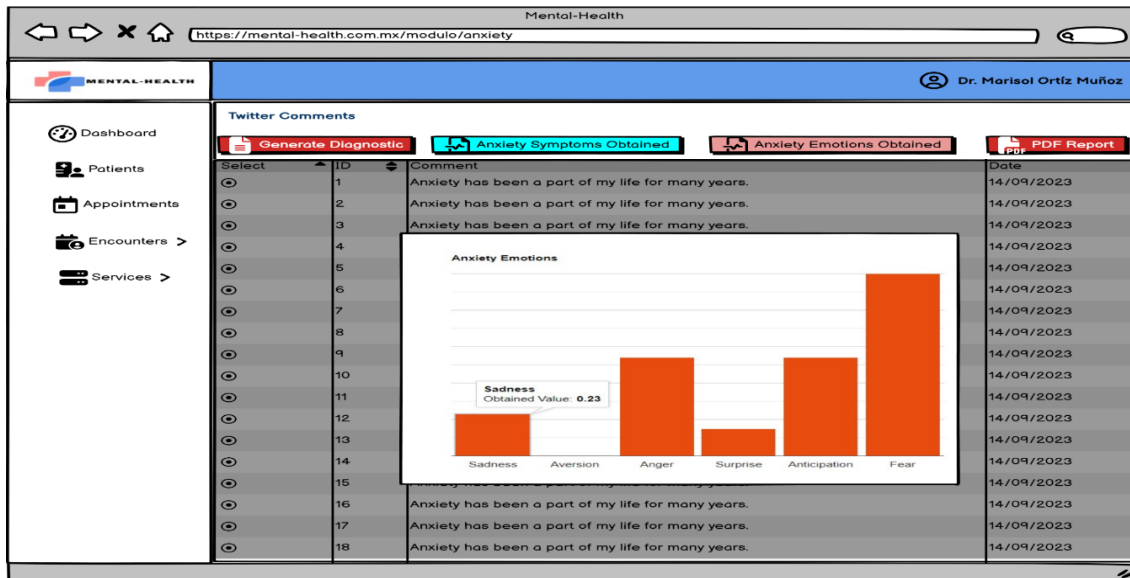


Figura A.15 Emociones de ansiedad

En la Figura A.16 se muestra el Reporte clínico, en esta sección se presenta el reporte completo del análisis de niveles de ansiedad realizado al paciente.

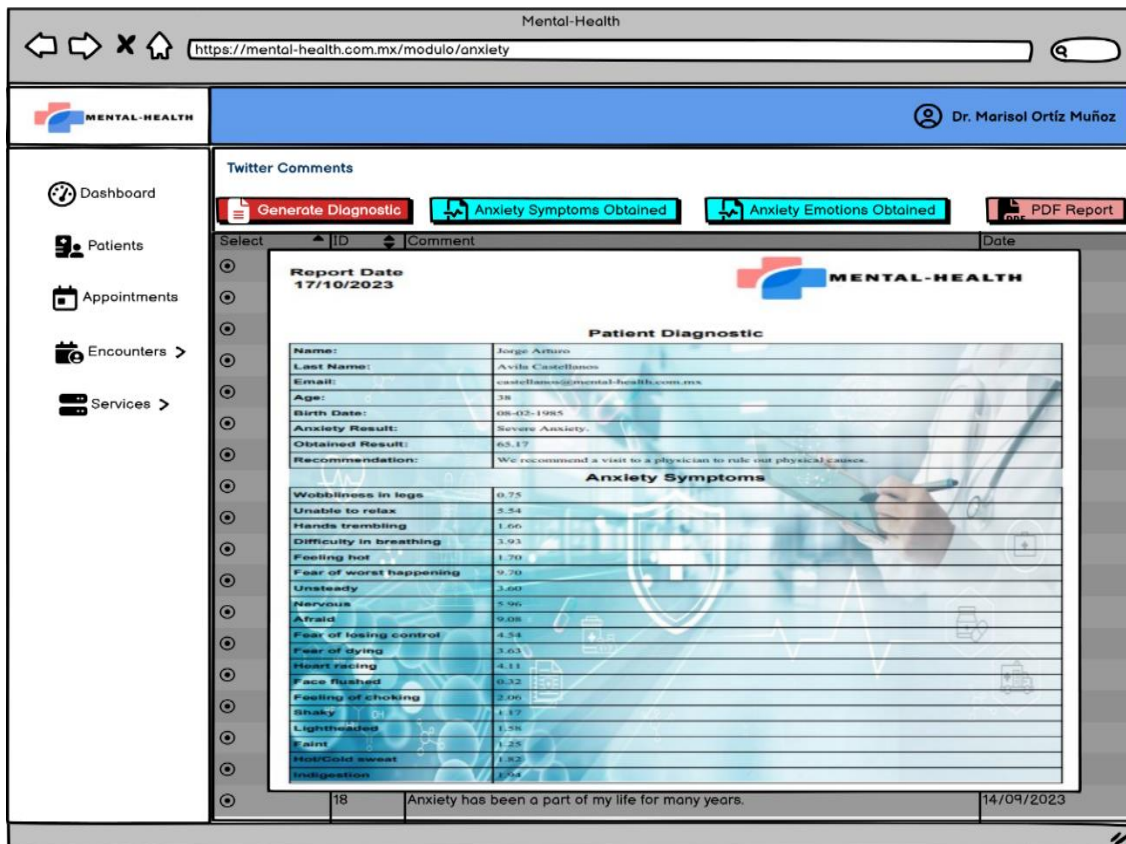


Figura A.16 Reporte clínico ansiedad

Anexo B. Etapa de desarrollo

B.1 Diagrama de clases del modelo computacional de detección de depresión y ansiedad

El modelo desarrollado utiliza servicios web para establecer una correcta comunicación entre el modelo y la información utilizada y generada por el. Dichos servicios web y el modelo en general se diseñaron mediante un diagrama de clases para la detección de la depresión y la ansiedad que se presentan a continuación en la Figura A.17 y Figura A.18.

B.1.1 Diagrama de clases del modelo computacional para la detección de depresión

Como se observa en la Figura B.1 el diagrama de clases incluye las clases que integran el modelo computacional y las cuales se describen a continuación con sus respectivas características.

Clases – Las clases que se observan en la figura se representan por medio de rectángulos con los tres elementos de una clase que son los nombres de clase, atributos y métodos. Asimismo, las clases que se utilizan son Usuario X®: con la que inicia el proceso de registro de información del usuario en la red social X®; Tweets: que obtiene los comentarios realizados en X®; UsuarioReddit: con la que inicia el proceso de registro de información del usuario en la red social Reditt®; ComentarioReddit: que obtiene los comentarios realizados en Reditt; Emociones: que registra las emociones extraídas de los comentarios las cuales son obtenidas con la herramienta MeaningCloud; PronosticoDepresion: que representa el valor obtenido al aplicar el modelo de detección de niveles de depresion; Reportes; que muestra de manera gráfica la información de los niveles de depresion obtenidos a través de la utilización del modelo.

Atributos – Los atributos se registran como parte de la clase y para el caso de las clases ya descritas, cada una de ellas integra cada uno de sus componentes a partir de la función que cumplen dentro de la clase junto con los tipos de datos que representan.

Métodos. Representan las funciones que realiza una clase con los que se obtiene información a partir de la función que representan en el esquema dichos métodos los cuales se describen de manera detallada en el inciso posterior.

También, como se observa en la figura ya definida existen relaciones entre las clases las cuales se representan por medio de líneas que incluyen números y palabras que indican la relación existente. Cuando hay más de una asociación entre dos clases se usa un conector para mostrar estas relaciones dibujando líneas entre los objetos que representan las clases.

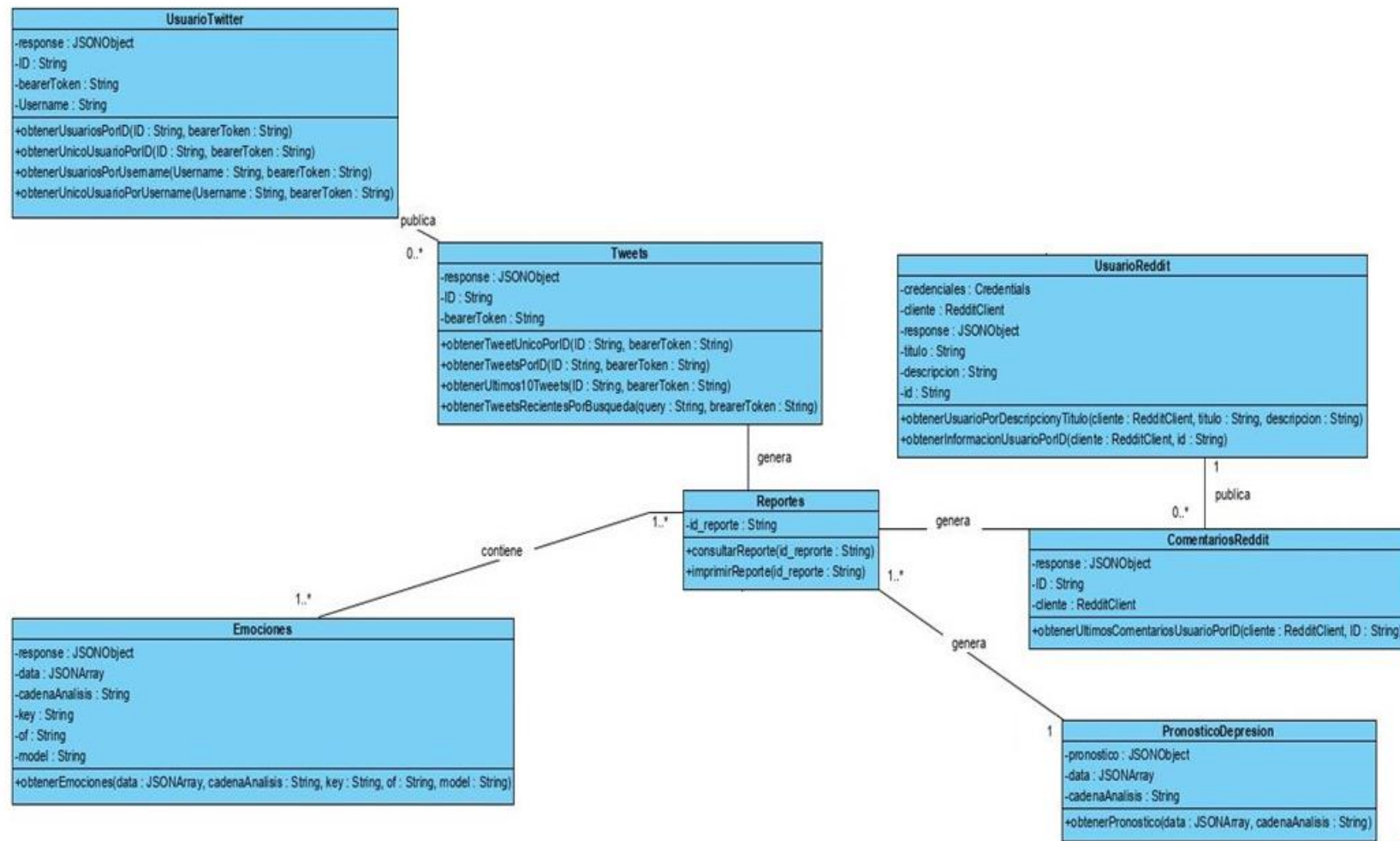


Figura B.1 Diagrama de clases del modelo computacional para la detección de depresión

B.1.2 Diagrama de clases del modelo computacional para la detección de la ansiedad

Como se observa en la Figura B.2 el diagrama de clases incluye las clases que integran el modelo computacional y las cuales se describen a continuación con sus respectivas características.

Clases – Las clases que se observan en la figura se representan por medio de rectángulos con los tres elementos de una clases que son los nombres de clase, atributos y métodos. Asimismo, las clases que se utilizan son UsuarioX: con la que inicia el proceso de registro de información del usuario en la red social X®; Tweets: que obtiene los comentarios realizados en X®; UsuarioReddit: con la que inicia el proceso de registro de información del usuario en la red social Reditt; ComentarioReddit: que obtiene los comentarios realizados en Reditt; Emociones: que registra las emociones extraídas de los comentarios las cuales son obtenidas con la herramienta MeaningCloud; PronosticoAnsiedad: que representa el valor obtenido al aplicar el modelo de detección de niveles de ansiedad; Reportes; que muestra de manera gráfica la información de los niveles de ansiedad obtenidos a través de la utilización del modelo.

Atributos – Los atributos se registran como parte de la clase y para el caso de las clases ya descritas, cada una de ellas integra cada uno de sus componentes a partir de la función que cumplen dentro de la clase junto con los tipos de datos que representan.

Métodos. Representan las funciones que realiza una clase con los que obtiene información a partir de la función que representan en el esquema dichos métodos se describen de manera detallada en el inciso posterior.

También, como se observa en la figura ya definida existen relaciones entre las clases las cuales se representan por medio de líneas que incluyen números y palabras que indican la relación existente. cuando hay más de una asociación entre dos clases se usa un conector para mostrar estas relaciones dibujando líneas entre los objetos que representan las clases.

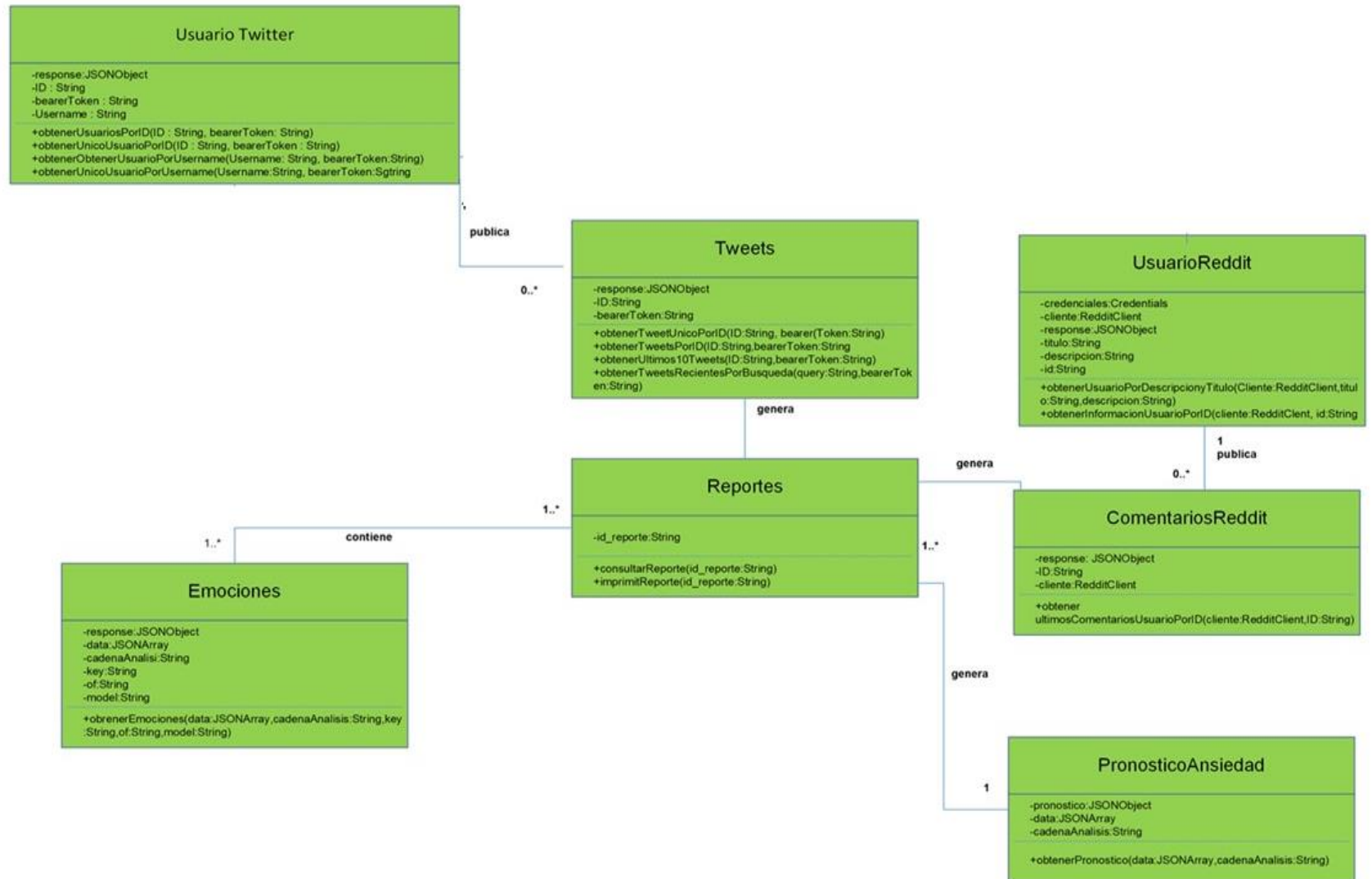


Figura B.2 Diagrama de clases del modelo computacional para la detección de la ansiedad

B.1.3 Descripción de métodos

Como se aprecia en las figuras anteriores, en cada una de las clases del diagrama existen métodos, de los cuales la mayoría son servicios web. A continuación, se presenta la definición formal de cada uno de los servicios desarrollados en el lenguaje de programación Java, mostrando el nombre del método, su descripción especificando cuál es su función, la entrada que recibe y la salida que devuelve. Cabe indicar que los métodos para la detección de la depresión y la ansiedad son los mismos con la salvedad que el método ObtenerPronostico cambia a partir del trastorno que se quiera analizar. Asimismo, debido a que la comunicación se lleva a cabo a través de servicios web una ventaja clave de los dichos servicios es su capacidad para facilitar la comunicación entre diversas aplicaciones de software. Además, cabe destacar que el uso de servicios web es independiente del lenguaje de programación utilizado, lo que resulta especialmente ventajoso en entornos donde coexisten diferentes tecnologías o plataformas por lo cual junto con los métodos se describen los servicios correspondientes. Los servicios desarrollados fueron los siguientes:

1. Servicio ObtenerTweetsPorId. Obtiene los tweets a partir del id en la cuenta de X
2. Servicio ObtenerTweetUnicoPorId. Recupera una publicación específica.
3. Servicio ObtenerUltimos10Tweets. Obtiene los últimos diez tweets realizados por el usuario.
4. Servicio ObtenerUsuarioPorId. Obtiene la información de un usuario por su Id.
5. Servicio ObtenerUsuariosPorUserName. Obtiene la información de un usuario. Evita utilizar la página XId lo que evita salir de un programa para entrar a otro.
6. Servicio ObtenerTweetsRecientes. Recupera las publicaciones de un usuario.
7. Servicio ObtenerEmociones. Obtiene una lista de las emociones presentes en el texto analizado.
8. Servicio ObtenerUsuarioPorDescripcion. Obtiene la información de un usuario en Reddit®.
9. Servicio ObtenerPronosticoDepresión. Realiza el análisis correspondiente a la depresión a partir de las publicaciones seleccionadas por el usuario en el modulo

10. Servicio ObtenerPronosticoAnsiedad. Obtiene los siguientes resultados: pronóstico de ansiedad, mensaje, fecha, Id de usuario, emociones, lista de emociones, lista de síntomas. Obtiene los resultados de un análisis específico.

A continuación, se definen las características correspondientes a los servicios desarrollados. En la figura B.3 se muestra el servicio ObtenerTweetsPorId.



Figura B.3 Servicio ObtenerTweetsPorId

La Tabla B.1 muestra el resultado de procesar dicho servicio.

Tabla B.1 ObtenerTweetsPorId

Servidor: http://52.4.108.197:5050 API: maestria-api
GET servidor/API/user/(userid)/summary/tweets
Datos requeridos. • tweetId Datos de salida • Publicación buscada por su id UserId: 1 <pre>Curl: curl -X 'GET' \ 'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/user/1/summary/tweets' \ -H 'accept: */*' Request URL: http://52.4.108.197:5050/maestria-api/user/1/summary/tweets Response body: [{ "id": 1, "comment": "Me despierto a media noche sintiendo un nudo en el estómago con sensación de que algo malo iba a pasar. Me preocupo por cosas que no tienen sentido, como si m</pre>

i gato comió lo suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía abrumador y agotador, pero no podía dejar de preocuparme. En el trabajo, me sentía constantemente tensa y nerviosa. Me costaba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas notaran lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis, y me preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo. Las relaciones también eran difíciles para mí. Me preocupaba que mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran cuenta de que no era tan divertida o interesante como pensaban. Me esforzaba por mantener una fachada, pero en el fondo me sentía sola y asustada :(. Siento que siempre estoy en guardia, como si estuviera esperando algo malo que suceda en cualquier momento. Es agotador y me hace sentir muy ansioso. Me siento atrapado en un ciclo interminable de pensamientos negativos. No puedo dejar de preocuparme por el futuro y siento que siempre estoy en un estado de tensión. Siento que tengo un nudo en el estómago todo el tiempo. No importa cuánto intente relajarme, siempre siento una tensión constante en mi cuerpo. A veces siento que estoy atrapado en mi propia cabeza. Mis pensamientos son como un torbellino y no puedo detenerlos, lo que me hace sentir muy incómodo e inquieto. A veces siento que estoy atrapado en una montaña rusa sin fin y no puedo encontrar la salida. Me preocupa no tener una vida feliz. A veces siento que nunca podré encontrar la salida y que estoy perdido para siempre. A veces me siento atrapado en mis propios pensamientos y no puedo encontrar la salida. Me preocupa que mi ansiedad me impida tener relaciones saludables y una vida feliz. A veces siento que mi ansiedad me está arruinando la vida y no sé cómo detenerlo. Me preocupa que nunca pueda recuperarme y tener una vida feliz y saludable. Desde que era niño, he experimentado ataques de pánico. Pueden ser extremadamente aterradores y paralizantes, y me han impedido hacer cosas que disfruto. A veces, me siento como si estuviera atrapado en mi propia mente, y no puedo salir de ella. A veces, me despierto en medio de la noche con un sentimiento de miedo y preocupación, y me es difícil volver a dormir. Tengo miedo de tomar decisiones importantes y de enfrentar situaciones desconocidas, lo que ha limitado mi capacidad para avanzar en mi carrera. También he experimentado problemas para socializar y conectarme con los demás, lo que ha afectado mi vida personal. A menudo me siento como si nadie más entendiera lo que estoy pasando, lo que me hace sentir aislado. Siento que me ahogo. Mi respiración se acelera y mi corazón late rápidamente. A veces tengo que salir corriendo del lugar donde estoy para poder recuperar el control de mi cuerpo. Es una sensación aterradora. La ansiedad ha sido una parte de mi vida durante muchos años. Es como tener un monstruo en mi cabeza que siempre está al acecho, esperando a que algo desencadene una crisis. Es agotador estar en constante estado de alerta y preocupación",

```
"registerDate": "2023-04-18T13:49:34.000+00:00",
```

```
"anxietyResult": 56.61,
```

```
"message": "Ansiedad moderada"
```

```
},
```

```
{
```

```
"id": 2,
```

```
"comment": "Me despierto a media noche sintiendo un nudo en el estómago con sensación de que algo malo iba a pasar. Me preocupo por cosas que no tienen sentido, como si mi gato comió lo suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía abrumador y agotador, pero no podía dejar de preocuparme. En el trabajo, me sentía constantemente tensa y nerviosa. Me costaba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas notaran lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis, y me preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo. Las relaciones también eran difíciles para mí. Me preocupaba que mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran cuenta de que no era tan divertida o interesante como pensaban. Me esforzaba por mantener una fachada, pero en el fondo me sentía sola y asustada :(. Siento que siempre estoy en guardia, como si estuviera esperando algo malo que suceda en cualquier momento. Es agotador y me hace sentir muy ansioso. Me siento atrapado en un ciclo interminable de pensamientos negativos. No puedo dejar de preocuparme por el futuro y siento que siempre estoy en un estado de tensión. Siento que tengo un nudo en el estómago todo el tiempo. No importa cuánto intente relajarme, siempre siento una tensión constante en mi cuerpo. A veces siento que estoy atrapado en mi propia cabeza. Mis pensamientos son como un torbellino y no puedo detenerlos, lo que me hace sentir muy incómodo e inquieto. A veces siento que estoy atrapado en una montaña rusa sin fin y no puedo encontrar la salida. Me preocupa no tener una vida feliz. A veces siento que nunca podré encontrar la salida y que estoy perdido para siempre. A veces me siento atrapado en mis propios pensamientos y
```

```

no puedo encontrar la salida. Me preocupa que mi ansiedad me impida tener relaciones sa
ludables y una vida feliz",
  "registerDate": "2023-04-19T13:50:53.000+00:00",
  "anxietyResult": 69.68,
  "message": "Ansiedad severa"
},
{
  "id": 3,
  "comment": "Desde que era niño, he experimentado ataques de pánico. Pueden ser extr
emadamente aterradores y paralizantes, y me han impedido hacer cosas que disfruto. A ve
ces, me siento como si estuviera atrapado en mi propia mente, y no puedo salir de ella.
A veces, me despierto en medio de la noche con un sentimiento de miedo y preocupación,
y me es difícil volver a dormir. Tengo miedo de tomar decisiones importantes y de enfr
entar situaciones desconocidas, lo que ha limitado mi capacidad para avanzar en mi carr
era. También he experimentado problemas para socializar y conectarme con los demás, lo
que ha afectado mi vida personal. A menudo me siento como si nadie más entendiera lo qu
e estoy pasando, lo que me hace sentir aislado. Siento que me ahogo. Mi respiración se
acelera y mi corazón late rápidamente. A veces tengo que salir corriendo del lugar dond
e estoy para poder recuperar el control de mi cuerpo. Es una sensación aterradora. La a
nsiedad ha sido una parte de mi vida durante muchos años. Es como tener un monstruo en
mi cabeza que siempre está al acecho, esperando a que algo desencadene una crisis. Es a
gotador estar en constante estado de alerta y preocupación",
  "registerDate": "2023-04-20T13:51:24.000+00:00",
  "anxietyResult": 43.88,
  "message": "Ansiedad moderada"
},
{
  "id": 4,
  "comment": "Estaba hablando con mi jefe sobre un proyecto importante, pero en lugar
de escuchar mis ideas, él me interrumpió constantemente y me criticó sin razón aparent
e. Me sentí muy enojado y ansioso porque no sabía cómo manejar la situación. Estuve en
la sala de espera del consultorio médico por más de una hora, finalmente me llamaron, e
l médico me atendió por cinco minutos, me recetó medicamentos que no me ayudaron en abs
oluto. Me sentí muy enojado y frustrado porque sentí que no estaba siendo tratado adecu
adamente. Estaba intentando relajarme en mi casa, cuando de repente, mi vecino comenzó
a tocar música a todo volumen. Había tenido un día difícil y necesitaba un poco de paz
y tranquilidad, pero en lugar de eso, me sentí cada vez más enfadado y frustrado. De re
pente, las luces se apagaron y el silencio inundó la habitación. Miré a mi alrededor, c
onfundida y asustada, hasta que de repente una voz resonó en mi cabeza. Era la voz de m
i abuelo, que había fallecido hace años. Me sobresalté, trate de entender lo que estaba
sucediendo. La sorpresa siempre me ha generado gran ansiedad. Mi novio me sorprendió c
on una cena romántica en nuestro aniversario, mi primera reacción fue de pánico. No est
aba acostumbrada a que alguien pusiera tanto esfuerzo y atención en mí. Me sentí abruma
da y sin saber cómo responder",
  "registerDate": "2023-04-21T14:09:15.000+00:00",
  "anxietyResult": 47.57,
  "message": "Ansiedad moderada"
},
{
  "id": 5,
  "comment": "Me despierto a media noche sintiendo un nudo en el estómago con sensaci
ón de que algo malo iba a pasar. Me preocupo por cosas que no tienen sentido, como si m
i gato comió lo suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía abrumador y agotador, p
ero no podía dejar de preocuparme. En el trabajo, me sentía constantemente tensa y nerv
iosa. Me costaba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas
notaran lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis, y m
e preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo. Las relaciones también eran dif
íciles para mí. Me preocupaba que mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran cuent
a de que no era tan divertida o interesante como pensaban. Me esforzaba por mantener un
a fachada, pero en el fondo me sentía sola y asustada :(. Siento que siempre estoy en g
uardia, como si estuviera esperando algo malo que suceda en cualquier momento. Es agota

```

dor y me hace sentir muy ansioso. Me siento atrapado en un ciclo interminable de pensamientos negativos. No puedo dejar de preocuparme por el futuro y siento que siempre esto y en un estado de tensión. Siento que tengo un nudo en el estómago todo el tiempo. No importa cuánto intente relajarme, siempre siento una tensión constante en mi cuerpo. A veces siento que estoy atrapado en mi propia cabeza. Mis pensamientos son como un torbellino y no puedo detenerlos, lo que me hace sentir muy incómodo e inquieto. A veces siento que estoy atrapado en una montaña rusa sin fin y no puedo encontrar la salida. Me preocupa no tener una vida feliz. A veces siento que nunca podré encontrar la salida y que estoy perdido para siempre. A veces me siento atrapado en mis propios pensamientos y no puedo encontrar la salida. Me preocupa que mi ansiedad me impida tener relaciones saludables y una vida feliz. A veces siento que mi ansiedad me está arruinando la vida y no sé cómo detenerlo. Me preocupa que nunca pueda recuperarme y tener una vida feliz y saludable. Desde que era niño, he experimentado ataques de pánico. Pueden ser extremadamente aterradores y paralizantes, y me han impedido hacer cosas que disfruto. A veces, me siento como si estuviera atrapado en mi propia mente, y no puedo salir de ella. A veces, me despierto en medio de la noche con un sentimiento de miedo y preocupación, y me es difícil volver a dormir. Tengo miedo de tomar decisiones importantes y de enfrentar situaciones desconocidas, lo que ha limitado mi capacidad para avanzar en mi carrera. También he experimentado problemas para socializar y conectarme con los demás, lo que ha afectado mi vida personal. A menudo me siento como si nadie más entendiera lo que estoy pasando, lo que me hace sentir aislado. Siento que me ahogo. Mi respiración se acelera y mi corazón late rápidamente. A veces tengo que salir corriendo del lugar donde estoy para poder recuperar el control de mi cuerpo. Es una sensación aterradora. La ansiedad ha sido una parte de mi vida durante muchos años. Es como tener un monstruo en mi cabeza que siempre está al acecho, esperando a que algo desencadene una crisis. Es agotador estar en constante estado de alerta y preocupación",

"registerDate": "2023-04-22T14:09:51.000+00:00",

"anxietyResult": 56.61,

"message": "Ansiedad moderada"

},

{

"id": 6,

"comment": "Estaba hablando con mi jefe sobre un proyecto importante, pero en lugar de escuchar mis ideas, él me interrumpió constantemente y me criticó sin razón aparente. Me sentí muy enojado y ansioso porque no sabía cómo manejar la situación. Estuve en la sala de espera del consultorio médico por más de una hora, finalmente me llamaron, el médico me atendió por cinco minutos, me recetó medicamentos que no me ayudaron en absoluto. Me sentí muy enojado y frustrado porque sentí que no estaba siendo tratado adecuadamente. Estaba intentando relajarme en mi casa, cuando de repente, mi vecino comenzó a tocar música a todo volumen. Había tenido un día difícil y necesitaba un poco de paz y tranquilidad, pero en lugar de eso, me sentí cada vez más enfadado y frustrado. De repente, las luces se apagaron y el silencio inundó la habitación. Miré a mi alrededor, confundida y asustada, hasta que de repente una voz resonó en mi cabeza. Era la voz de mi abuelo, que había fallecido hace años. Me sobresalté, trate de entender lo que estaba sucediendo. La sorpresa siempre me ha generado gran ansiedad. Mi novio me sorprendió con una cena romántica en nuestro aniversario, mi primera reacción fue de pánico. No estaba acostumbrada a que alguien pusiera tanto esfuerzo y atención en mí. Me sentí abrumada y sin saber cómo responder. Me despierto a media noche sintiendo un nudo en el estómago con sensación de que algo malo iba a pasar. Me preocupo por cosas que no tienen sentido, como si mi gato comió lo suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía abrumador y agotador, pero no podía dejar de preocuparme. En el trabajo, me sentía constantemente tensa y nerviosa. Me costaba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas notaran lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis, y me preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo. Las relaciones también eran difíciles para mí. Me preocupaba que mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran cuenta de que no era tan divertida o interesante como pensaban. Me esforzaba por mantener una fachada, pero en el fondo me sentía sola y asustada :(. Siento que siempre estoy en guardia, como si estuviera esperando algo malo que suceda en cualquier momento. Es agotador y me hace sentir muy ansioso. Me siento atrapado en un ciclo interminable de pensamientos negativos. No puedo dejar de preocuparme por el futuro y siento que siempre estoy en un estado de tensión. Siento que tengo un nudo en el estómago todo

el tiempo. No importa cuánto intente relajarme, siempre siento una tensión constante en mi cuerpo. A veces siento que estoy atrapado en mi propia cabeza. Mis pensamientos son como un torbellino y no puedo detenerlos, lo que me hace sentir muy incómodo e inquieto. A veces siento que estoy atrapado en una montaña rusa sin fin y no puedo encontrar la salida. Me preocupa no tener una vida feliz. A veces siento que nunca podré encontrar la salida y que estoy perdido para siempre. A veces me siento atrapado en mis propios pensamientos y no puedo encontrar la salida. Me preocupa que mi ansiedad me impida tener relaciones saludables y una vida feliz. A veces siento que mi ansiedad me está arruinando la vida y no sé cómo detenerlo. Me preocupa que nunca pueda recuperarme y tener una vida feliz y saludable. Desde que era niño, he experimentado ataques de pánico. Pueden ser extremadamente aterradores y paralizantes, y me han impedido hacer cosas que disfruto. A veces, me siento como si estuviera atrapado en mi propia mente, y no puedo salir de ella. A veces, me despierto en medio de la noche con un sentimiento de miedo y preocupación, y me es difícil volver a dormir. Tengo miedo de tomar decisiones importantes y de enfrentar situaciones desconocidas, lo que ha limitado mi capacidad para avanzar en mi carrera. También he experimentado problemas para socializar y conectarme con los demás, lo que ha afectado mi vida personal. A menudo me siento como si nadie más entendiera lo que estoy pasando, lo que me hace sentir aislado. Siento que me ahogo. Mi respiración se acelera y mi corazón late rápidamente. A veces tengo que salir corriendo del lugar donde estoy para poder recuperar el control de mi cuerpo. Es una sensación aterradora. La ansiedad ha sido una parte de mi vida durante muchos años. Es como tener un monstruo en mi cabeza que siempre está al acecho, esperando a que algo desencadene una crisis. Es agotador estar en constante estado de alerta y preocupación",

"registerDate": "2023-04-23T16:10:28.000+00:00",

"anxietyResult": 58.68,

"message": "Ansiedad moderada"

},

{

"id": 7,

"comment": "Estaba hablando con mi jefe sobre un proyecto importante, pero en lugar de escuchar mis ideas, él me interrumpió constantemente y me criticó sin razón aparente. Me sentí muy enojado y ansioso porque no sabía cómo manejar la situación. Estuve en la sala de espera del consultorio médico por más de una hora, finalmente me llamaron, y el médico me atendió por cinco minutos, me recetó medicamentos que no me ayudaron en absoluto. Me sentí muy enojado y frustrado porque sentí que no estaba siendo tratado adecuadamente. Estaba intentando relajarme en mi casa, cuando de repente, mi vecino comenzó a tocar música a todo volumen. Había tenido un día difícil y necesitaba un poco de paz y tranquilidad, pero en lugar de eso, me sentí cada vez más enfadado y frustrado. De repente, las luces se apagaron y el silencio inundó la habitación. Miré a mi alrededor, confundida y asustada, hasta que de repente una voz resonó en mi cabeza. Era la voz de mi abuelo, que había fallecido hace años. Me sobresalté, trate de entender lo que estaba sucediendo. La sorpresa siempre me ha generado gran ansiedad. Mi novio me sorprendió con una cena romántica en nuestro aniversario, mi primera reacción fue de pánico. No estaba acostumbrada a que alguien pusiera tanto esfuerzo y atención en mí. Me sentí abrumada y sin saber cómo responder. Me despierto a media noche sintiendo un nudo en el estómago con sensación de que algo malo iba a pasar. Me preocupo por cosas que no tienen sentido, como si mi gato comió lo suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía abrumador y agotador, pero no podía dejar de preocuparme. En el trabajo, me sentía constantemente tensa y nerviosa. Me costaba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas notaran lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis, y me preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo. Las relaciones también eran difíciles para mí. Me preocupaba que mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran cuenta de que no era tan divertida o interesante como pensaban. Me esforzaba por mantener una fachada, pero en el fondo me sentía sola y asustada :(Siento que siempre estoy en guardia, como si estuviera esperando algo malo que suceda en cualquier momento. Es agotador y me hace sentir muy ansioso. Me siento atrapado en un ciclo interminable de pensamientos negativos. No puedo dejar de preocuparme por el futuro y siento que siempre estoy en un estado de tensión. Siento que tengo un nudo en el estómago todo el tiempo. No importa cuánto intente relajarme, siempre siento una tensión constante en mi cuerpo. A veces siento que estoy atrapado en mi propia cabeza. Mis pensamientos son como un torbellino y no puedo detenerlos, lo que me hace sentir muy incómodo e inquieto.

o. A veces siento que estoy atrapado en una montaña rusa sin fin y no puedo encontrar la salida. Me preocupa no tener una vida feliz. A veces siento que nunca podré encontrar la salida y que estoy perdido para siempre. A veces me siento atrapado en mis propios pensamientos y no puedo encontrar la salida. Me preocupa que mi ansiedad me impida tener relaciones saludables y una vida feliz. A veces siento que mi ansiedad me está arruinando la vida y no sé cómo detenerlo. Me preocupa que nunca pueda recuperarme y tener una vida feliz y saludable. Desde que era niño, he experimentado ataques de pánico. Pueden ser extremadamente aterradores y paralizantes, y me han impedido hacer cosas que disfruto. A veces, me siento como si estuviera atrapado en mi propia mente, y no puedo salir de ella. A veces, me despierto en medio de la noche con un sentimiento de miedo y preocupación, y me es difícil volver a dormir. Tengo miedo de tomar decisiones importantes y de enfrentar situaciones desconocidas, lo que ha limitado mi capacidad para avanzar en mi carrera. También he experimentado problemas para socializar y conectarme con los demás, lo que ha afectado mi vida personal. A menudo me siento como si nadie más entendiera lo que estoy pasando, lo que me hace sentir aislado. Siento que me ahogo. Mi respiración se acelera y mi corazón late rápidamente. A veces tengo que salir corriendo del lugar donde estoy para poder recuperar el control de mi cuerpo. Es una sensación aterradora. La ansiedad ha sido una parte de mi vida durante muchos años. Es como tener un monstruo en mi cabeza que siempre está al acecho, esperando a que algo desencadene una crisis. Es agotador estar en constante estado de alerta y preocupación",

```
"registerDate": "2023-04-24T16:39:38.000+00:00",
```

```
"anxietyResult": 58.68,
```

```
"message": "Ansiedad moderada"
```

```
},
```

```
{
```

```
"id": 23,
```

```
"comment": "Estaba hablando con mi jefe sobre un proyecto importante, pero en lugar de escuchar mis ideas, él me interrumpió constantemente y me criticó sin razón aparente. Me sentí muy enojado y ansioso porque no sabía cómo manejar la situación. Estuve en la sala de espera del consultorio médico por más de una hora, finalmente me llamaron, y el médico me atendió por cinco minutos, me recetó medicamentos que no me ayudaron en absoluto. Me sentí muy enojado y frustrado porque sentí que no estaba siendo tratado adecuadamente. Estaba intentando relajarme en mi casa, cuando de repente, mi vecino comenzó a tocar música a todo volumen. Había tenido un día difícil y necesitaba un poco de paz y tranquilidad, pero en lugar de eso, me sentí cada vez más enfadado y frustrado. De repente, las luces se apagaron y el silencio inundó la habitación. Miré a mi alrededor, confundida y asustada, hasta que de repente una voz resonó en mi cabeza. Era la voz de mi abuelo, que había fallecido hace años. Me sobresalté, trate de entender lo que estaba sucediendo. La sorpresa siempre me ha generado gran ansiedad. Mi novio me sorprendió con una cena romántica en nuestro aniversario, mi primera reacción fue de pánico. No estaba acostumbrada a que alguien pusiera tanto esfuerzo y atención en mí. Me sentí abrumada y sin saber cómo responder. Me despierto a media noche sintiendo un nudo en el estómago con sensación de que algo malo iba a pasar. Me preocupo por cosas que no tienen sentido, como si mi gato comió lo suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía abrumador y agotador, pero no podía dejar de preocuparme. En el trabajo, me sentía constantemente tensa y nerviosa. Me costaba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas notaran lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis, y me preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo. Las relaciones también eran difíciles para mí. Me preocupaba que mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran cuenta de que no era tan divertida o interesante como pensaban. Me esforzaba por mantener una fachada, pero en el fondo me sentía sola y asustada :(. Siento que siempre estoy en guardia, como si estuviera esperando algo malo que suceda en cualquier momento. Es agotador y me hace sentir muy ansioso. Me siento atrapado en un ciclo interminable de pensamientos negativos. No puedo dejar de preocuparme por el futuro y siento que siempre estoy en un estado de tensión",
```

```
"registerDate": "2023-04-26T00:25:49.000+00:00",
```

```
"anxietyResult": 65.17,
```

```
"message": "Ansiedad severa"
```

```
}
```

```
]
```

La Figura B.4 presenta el servicio ObtenerTweetUnicoPorId.



Figura B.4 Servicio ObtenerTweetUnicoPorId

La Tabla B.2 muestra el resultado de procesar dicho servicio.

Tabla B.2 ObtenerTweeUnicoPorId

GET servidor/API/X/tweet/tweetId)
Entrada: TweetId
Curl:
<pre>curl -X 'GET' \ 'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/x/1649867825702490114' \ -H 'accept: */*'</pre>
Request URL:
<pre>http://52.4.108.197:5050/maestria-api/X/1649867825702490114</pre>
Response body:
<pre>{ "data": { "text": "Estaba hablando con mi jefe sobre un proyecto importante, pero en l ugar de escuchar mis ideas, él me interrumpió constantemente y me criticó sin r azón aparente. Me sentí muy enojado y ansioso porque no sabía cómo manejar la s ituación", "id": "1649867825702490114", "created_at": "2023-04-22T20:08:37.000Z", "author_id": "1638365899789856769" }, "includes": { "users": [{ "id": "1638365899789856769", "name": "Detección ansiedad", "username": "DeteccionAnsied" }] } }</pre>

```
}  
}
```

A continuación, en la Figura B.5 se presenta el servicio Obtener últimos 10 Tweets.



Figura B.5 Servicio ObtenerUltimos10Tweets

La Tabla B.3 muestra el resultado de procesar dicho servicio.

Tabla B.3 ObtenerUltimos10Tweets

GET servidor/API/X/last-ten/ (username)
Datos requeridos. Username
Datos de salida Ultimas 10 publicaciones realizadas por el usuario
Curl: <pre>curl -X 'GET' \ 'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/X/last-ten/DeteccionAnsied' \ -H 'accept: */*'</pre>
Request <pre>http://52.4.108.197:5050/maestria-api/X/last-ten/DeteccionAnsied</pre>
Body <pre>{ "data": [{ "text": "Estaba hablando con mi jefe sobre un proyecto importante, pero en lugar de escuchar mis ideas, él me interrumpió constantemente y me criticó sin</pre>

```

razón aparente. Me sentí muy enojado y ansioso porque no sabía cómo manejar la
situación",
  "id": "1649867825702490114",
  "created_at": "2023-04-22T20:08:37.000Z",
  "author_id": "1638365899789856769"
},
{
  "text": "Estuve en la sala de espera del consultorio médico por más de una
hora, finalmente me llamaron, el médico me atendió por cinco minutos, me recet
ó medicamentos que no me ayudaron en absoluto. Me sentí muy enojado y frustrado
porque sentí que no estaba siendo tratado adecuadamente",
  "id": "1649867602091442184",
  "created_at": "2023-04-22T20:07:44.000Z",
  "author_id": "1638365899789856769"
},
{
  "text": "Estaba intentando relajarme en mi casa, cuando de repente, mi vec
ino comenzó a tocar música a todo volumen. Había tenido un día difícil y necesi
taba un poco de paz y tranquilidad, pero en lugar de eso, me sentí cada vez más
enfadado y frustrado",
  "id": "1649866618241970177",
  "created_at": "2023-04-22T20:03:49.000Z",
  "author_id": "1638365899789856769"
},
{
  "text": "De repente, las luces se apagaron y el silencio inundó la habitac
ión. Miré a mi alrededor, confundida y asustada, hasta que de repente una voz r
esonó en mi cabeza. Era la voz de mi abuelo, que había fallecido hace años. Me
sobresalté, trate de entender lo que estaba sucediendo",
  "id": "1649866047913185281",
  "created_at": "2023-04-22T20:01:33.000Z",
  "author_id": "1638365899789856769"
},
{
  "text": "La sorpresa siempre me ha generado gran ansiedad. Mi novio me sor
prendió con una cena romántica en nuestro aniversario, mi primera reacción fue
de pánico. No estaba acostumbrada a que alguien pusiera tanto esfuerzo y atenci
ón en mí. Me sentí abrumada y sin saber cómo responder",
  "id": "1649865471334707201",
  "created_at": "2023-04-22T19:59:16.000Z",
  "author_id": "1638365899789856769"
},
{
  "text": "Me despierto a media noche sintiendo un nudo en el estómago con s
ensación de que algo malo iba a pasar. Me preocupó por cosas que no tienen sent
ido, como si mi gato comió lo suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía a
brumador y agotador, pero no podía dejar de preocuparme",
  "id": "1648919075605585920",
  "created_at": "2023-04-20T05:18:37.000Z",
  "author_id": "1638365899789856769"
},
{
  "text": "En el trabajo, me sentía constantemente tensa y nerviosa. Me cost
aba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas nota
ran lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis,
y me preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo",
  "id": "1648918320169594880",
  "created_at": "2023-04-20T05:15:37.000Z",
  "author_id": "1638365899789856769"
},
{

```

```

    "text": "Las relaciones también eran difíciles para mí. Me preocupaba que
mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran cuenta de que no era tan divert
ida o interesante como pensaban. Me esforzaba por mantener una fachada, pero en
el fondo me sentía sola y asustada :",
    "id": "1648917995689746432",
    "created_at": "2023-04-20T05:14:20.000Z",
    "author_id": "1638365899789856769"
  },
  {
    "text": "Siento que siempre estoy en guardia, como si estuviera esperando
algo malo que suceda en cualquier momento. Es agotador y me hace sentir muy ans
ioso",
    "id": "1648916013327450112",
    "created_at": "2023-04-20T05:06:27.000Z",
    "author_id": "1638365899789856769"
  },
  {
    "text": "Me siento atrapado en un ciclo interminable de pensamientos negat
ivos. No puedo dejar de preocuparme por el futuro y siento que siempre estoy en
un estado de tensión",
    "id": "1648915859623010305",
    "created_at": "2023-04-20T05:05:50.000Z",
    "author_id": "1638365899789856769"
  }
]
"

```

La Figura B.6 presenta el servicio ObtenerUsuarioPorId.

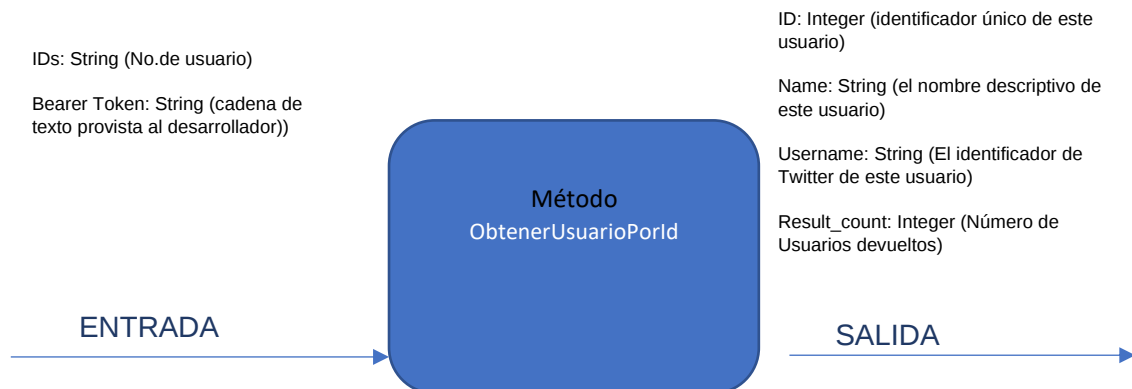


Figura B.6 Servicio ObtenerUsuarioPorId

La Tabla B.4 muestra el resultado de procesar dicho servicio.

Tabla B.4 ObtenerUsuarioPorId

GET servidor/API/X/user/ID
Datos requeridos.

- ID

Datos de salida

- Id
- Nombre
- Username

ID: 82119937

Curl

```
curl -X 'GET' \
'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/X/user/lopezobrador_' \
-H 'accept: */*'
```

Request URL

```
http://52.4.108.197:5050/maestria-api/X/user/lopezobrador_
```

Response body

Download

```
{
  "data": {
    "id": "82119937",
    "name": "Andrés Manuel",
    "username": "lopezobrador_"
  }
}
```

La Figura B.7 presenta el servicio Obtener usuario por nombre de usuario.

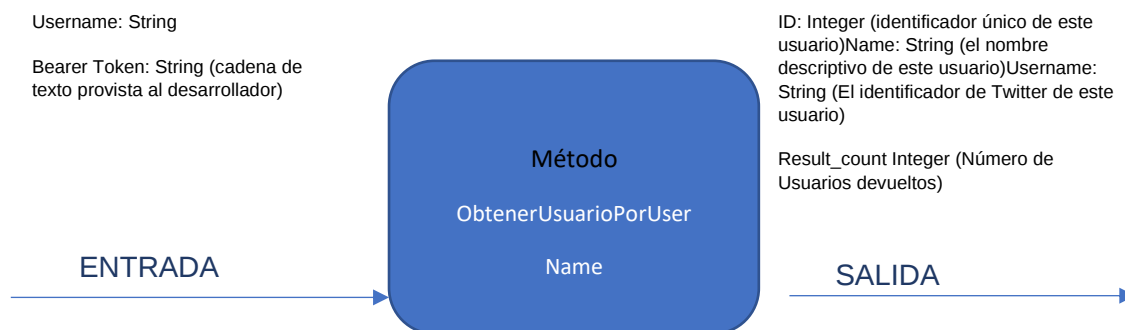


Figura B.7 Servicio ObtenerUsuarioPorUserName

La Tabla B.5 muestra el resultado de procesar dicho servicio.

Tabla B.5 ObtenerUsuarioPorUsername

GET servidor/API/X/user/username
Datos requeridos. • Username

Datos de salida

- Id
- Nombre
- Username

Username: lopezobrador_

Curl

```
curl -X 'GET' \
'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/X/user/lopezobrador_' \
-H 'accept: */*'
```

Request URL

```
http://52.4.108.197:5050/maestria-api/X/user/lopezobrador_
```

Response body

Download

```
{
  "data": {
    "id": "82119937",
    "name": "Andrés Manuel",
    "username": "lopezobrador_"
  }
}
```

La Figura B.8 presenta el servicio Obtener Tweets Recientes.



Figura B.8 Servicio ObtenerTweetsRecientes

La Tabla B.6 muestra el resultado de procesar dicho servicio.

Tabla B.6 ObtenerTweetsRecientes

X CONTROLLER
POST servidor/API/X/user-X
Datos requeridos. • Username es el nombre de la cuenta en X • Maxresult número máximo de resultados

Datos opcionales (Si se colocar fecha de inicio y fecha final será el rango para obtener los resultados).

- Fecha inicio
- Fecha final

Datos de salida

- Publicaciones realizadas por el usuario

Curl:

```
curl -X 'POST' \
'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/X/user-X' \
-H 'accept: */*' \
-H 'Content-Type: application/json' \
-d '{
  "username": "lopezobrador_",
  "maxResults": 10
}'
```

Request URL:

<http://52.4.108.197:5050/maestria-api/X/user-X>

Response body:

Download

```
{
  "data": [
    {
      "text": "Intensificaremos las acciones integrales para erradicar el consumo de drogas. Conferencia matutina https://t.co/WI6YuiKIRv",
      "id": "1653390195667128321",
      "created_at": "2023-05-02T13:25:15.000Z",
      "author_id": "82119937"
    },
    {
      "text": "Día del Trabajo, desde Palacio Nacional https://t.co/kqzOtrhEXq",
      "id": "1653130561442177025",
      "created_at": "2023-05-01T20:13:34.000Z",
      "author_id": "82119937"
    },
    {
      "text": "Combatir la pobreza no es un gasto, es una inversión que tiene que ver con lo humano. Conferencia matutina https://t.co/v6JTokbNLS",
      "id": "1653022804793786369",
      "created_at": "2023-05-01T13:05:22.000Z",
      "author_id": "82119937"
    },
    {
      "text": "El debate y la lucha en contra del conservadurismo corrupto viene de lejos; con la participación y la perseverancia de muchos logramos vencerlos, pero están ofuscados y piensan que será fácil regresar por sus privilegios. Se equivocan. Avísenles que el pueblo no los quiere porque... https://t.co/vaTApOMSMf https://t.co/rAvlAcM1oe",
      "id": "1652840602483171328",
      "created_at": "2023-05-01T01:01:22.000Z",
      "author_id": "82119937"
    }
  ]
}
```

La Figura B.9 presenta el servicio Obtener Emociones



Figura B.9 Servicio ObtenerEmociones

La Tabla B.7 muestra el resultado de procesar dicho servicio.

Tabla B.7 ObtenerEmociones

POST servidor/API/sentiment/emotions
Datos requeridos. - Lang es el idioma con el cual se va a tratar el texto - Model modelo con el cual será procesado el texto - Text texto proporcionado por un usuario Datos de salida - Código - Polaridad - Relevancia Curl: <pre>curl -X 'POST' \ 'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/sentiment/emotions' \ -H 'accept: */*' \ -H 'Content-Type: application/json' \ -d '{ "lang": "en", "model": "general", "txt": "Estaba hablando con mi jefe sobre un proyecto importante, pero en lugar de escuchar mis ideas, él me interrumpió constantemente y me criticó sin razón aparente. Me sentí muy enojado y ansioso porque no sabía cómo manejar la situación. Estuve en la sala de espera del consultorio médico por más de una hora, finalmente me llamaron, el médico me atendió por cinco minutos, me recetó medicamentos que no me ayudaron en absoluto. Me sentí muy enojado y frustrado porque sentí que no estaba siendo tratado adecuadamente. Estaba intentando relajarme en mi casa, cuando de repente, mi vecino comenzó a tocar música a todo volumen. Había tenido un día difícil y necesitaba un poco de paz y tranquilidad, pero en lugar de eso, me sentí cada vez más enfadado y frustrado. De repente, las luces se apagaron y el silencio inundó la habitación. Miré a mi alrededor, confundida y asustada, hasta que de repente una voz resonó en mi cabeza. Era la voz de mi abuelo, que había fallecido hace años. Me sobresalté, trate de entender lo que estaba sucediendo. La sorpresa siempre me ha generado gran ansiedad. Mi novio me sorprendió con una cena romántica en nuestro aniversario, mi primera reacción</pre>

```
fue de pánico. No estaba acostumbrada a que alguien pusiera tanto esfuerzo y atención en mí. Me sentí abrumada y sin saber cómo responder. Me despierto a media noche sintiendo un nudo en el estómago con sensación de que algo malo iba a pasar. Me preocupo por cosas que no tienen sentido, como si mi gato comió lo suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía abrumador y agotador, pero no podía dejar de preocuparme. En el trabajo, me sentía constantemente tensa y nerviosa. Me costaba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas notaran lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis, y me preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo. Las relaciones también eran difíciles para mí. Me preocupaba que mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran cuenta de que no era tan divertida o interesante como pensaban. Me esforzaba por mantener una fachada, pero en el fondo me sentía sola y asustada :(. Siento que siempre estoy en guardia, como si estuviera esperando algo malo que suceda en cualquier momento. Es agotador y me hace sentir muy ansioso. Me siento atrapado en un ciclo interminable de pensamientos negativos. No puedo dejar de preocuparme por el futuro y siento que siempre estoy en un estado de tensión"
}'
```

Request URL

```
http://52.4.108.197:5050/maestria-api/sentiment/emotions
```

Response body

Download

```
[
  {
    "code": "Anger",
    "polarity": "N+",
    "relevance": 0.54
  },
  {
    "code": "Fear",
    "polarity": "N",
    "relevance": 1
  },
  {
    "code": "Disgust",
    "polarity": "N",
    "relevance": 0.31
  },
  {
    "code": "Joy",
    "polarity": "P",
    "relevance": 0.15
  },
  {
    "code": "Anticipation",
    "polarity": "N",
    "relevance": 0.54
  },
  {
    "code": "Surprise",
    "polarity": "P",
    "relevance": 0.15
  },
  {
    "code": "Sadness",
    "polarity": "N+",
    "relevance": 0.23
  },
  {

```

```

    "code": "Trust",
    "polarity": "N",
    "relevance": 0.08
  }
]

```

La Figura B.10 presenta el servicio Obtener Usuario por descripción en la red social Reddit®.



Figura B.10 Servicio ObtenerUsuarioPorDescripcion

La Tabla B.8 muestra el resultado de procesar dicho servicio.

Tabla B.8 ObtenerUsuarioPorDescripción en Reddit®

GET servidor/API/reddit/user/descripcion
Datos requeridos. - Descripción Datos de salida - Id - Descripción Descripción: lopezobrador_ Curl <pre>curl -X 'GET' \ 'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/reddit/user/lopezobrador_' \ -H 'accept: */*'</pre>

Request URL
<code>http://52.4.108.197:5050/maestria-api/reddit/user/lopezobrador_</code>
Response body
Download
<pre>{ "data": { "id": "artev", "Descripción": "lopezobrador_" } }</pre>

La Figura B.11 presenta el servicio Obtener Pronostico el cual representa de manera general el resultado de procesar el modelo de identificación de depresión y ansiedad en X® y Reddit. Por razones de evitar redundancia respecto a este servicio se presenta el caso de la detección de depresión en X® puntualizando que para realizar dicha detección en Reddit® cambia la red social correspondiente y si se desea determinar ansiedad también cambia la extracción de emociones para obtener el resultado de dicho trastorno.



Figura B.11 Servicio ObtenerPronostico

La Tabla B.9 presenta el servicio de obtener pronóstico de depresión en X.

Tabla B.9 ObtenerPronosticoDepression en X®

POST servidor/API/depression/X/tweets
Datos requeridos. - Publicaciones seleccionadas por el usuario Datos de salida - id del análisis realizado - resultado

- mensaje de pronóstico de enfermedad (Depresión/Ansiedad)
- fecha de registro
- id de la cuenta de twitter
- lista de emociones presente
- lista de síntomas presentes

Curl

```
curl -X 'POST' \
'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/depression/X/tweets' \
-H 'accept: */*' \
-H 'Content-Type: application/json' \
-d '{
  "data": [
    {
      "text": "Estaba hablando con mi jefe sobre un proyecto importante, pero en lugar
de escuchar mis ideas, él me interrumpió constantemente y me criticó sin razón
aparente. Me sentí muy enojado y ansioso porque no sabía cómo manejar la situación.
Estuve en la sala de espera del consultorio médico por más de una hora, finalmente me
llamaron, el médico me atendió por cinco minutos, me recetó medicamentos que no me
ayudaron en absoluto. Me sentí muy enojado y frustrado porque sentí que no estaba
siendo tratado adecuadamente. Estaba intentando relajarme en mi casa, cuando de
repente, mi vecino comenzó a tocar música a todo volumen. Había tenido un día difícil y
necesitaba un poco de paz y tranquilidad, pero en lugar de eso, me sentí cada vez más
enfadado y frustrado. De repente, las luces se apagaron y el silencio inundó la
habitación. Miré a mi alrededor, confundida y asustada, hasta que de repente una voz
resonó en mi cabeza. Era la voz de mi abuelo, que había fallecido hace años. Me
sobresalté, trate de entender lo que estaba sucediendo. La sorpresa siempre me ha
generado gran ansiedad. Mi novio me sorprendió con una cena romántica en nuestro
aniversario, mi primera reacción fue de pánico. No estaba acostumbrada a que alguien
pusiera tanto esfuerzo y atención en mí. Me sentí abrumada y sin saber cómo responder.
Me despierto a media noche sintiendo un nudo en el estómago con sensación de que algo
malo iba a pasar. Me preocupo por cosas que no tienen sentido, como si mi gato comió lo
suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía abrumador y agotador, pero no podía
dejar de preocuparme. En el trabajo, me sentía constantemente tensa y nerviosa. Me
costaba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas notaran
lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis, y me
preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo. Las relaciones también eran
difíciles para mí. Me preocupaba que mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran
cuenta de que no era tan divertida o interesante como pensaban. Me esforzaba por
mantener una fachada, pero en el fondo me sentía sola y asustada :(. Siento que siempre
estoy en guardia, como si estuviera esperando algo malo que suceda en cualquier
momento. Es agotador y me hace sentir muy ansioso. Me siento atrapado en un ciclo
interminable de pensamientos negativos. No puedo dejar de preocuparme por el futuro y
siento que siempre estoy en un estado de tensión",
      "id": "1647700504418590720",
      "created_at": "string",
      "author_id": "string"
    }
  ],
  "includes": {
    "users": [
      {
        "id": "string",
        "name": "string",
        "username": "string"
      }
    ]
  }
}
```

```
}  
}'
```

Request URL

```
http://52.4.108.197:5050/maestria-api/depression/X/tweets
```

Response body

Download

```
{  
  "id": 31,  
  "result": 46.9685,  
  "message": "Depresión leve",  
  "registerDate": "2023-05-02T20:35:34.292+00:00",  
  "userId": 7,  
  "emotions": [  
    {  
      "id": 197,  
      "emotion": "Sadness",  
      "value": 0.23  
    },  
    {  
      "id": 198,  
      "emotion": "Disgust",  
      "value": 0.31  
    },  
    {  
      "id": 199,  
      "emotion": "Anger",  
      "value": 0.54  
    },  
    {  
      "id": 200,  
      "emotion": "Fear",  
      "value": 1  
    },  
    {  
      "id": 201,  
      "emotion": "Joy",  
      "value": 0.15  
    },  
    {  
      "id": 202,  
      "emotion": "Trust",  
      "value": 0.08  
    },  
    {  
      "id": 203,  
      "emotion": "Anticipation",  
      "value": 0.54  
    },  
    {  
      "id": 204,  
      "emotion": "Surprise",  
      "value": 0.15  
    }  
  ],  
  "symptoms": [  
    {
```

```

    "symptom": "Crying",
    "normalizeValue": 6.225
  },
  {
    "symptom": "Self criticalness",
    "normalizeValue": 4.664
  },
  {
    "symptom": "Punishment feeling",
    "normalizeValue": 4.437
  },
  {
    "symptom": "Indecisiveness",
    "normalizeValue": 3.925
  },
  {
    "symptom": "Loss of pleasure",
    "normalizeValue": 3.29
  },
  {
    "symptom": "Pessimism",
    "normalizeValue": 3.192
  },
  {
    "symptom": "Loss of interest",
    "normalizeValue": 2.772
  },
  {
    "symptom": "Concentration difficulty",
    "normalizeValue": 2.064
  },
  {
    "symptom": "Irritability",
    "normalizeValue": 1.88
  },
  {
    "symptom": "Tiredness",
    "normalizeValue": 1.848
  }
]
}

```

Con el fin de demostrar el funcionamiento del servicio respecto a la ansiedad en la Tabla B.10 se muestra el resultado de obtener el pronóstico ansiedad en X®.

Tabla B.10 ObtenerPronosticoAnsiedad en X®

GET servidor/API/anxiety/result/X/Xid
Datos requeridos. Xid, este id no es el proporcionado por la red social, Xid es el generado por el API

Datos de salida

- id del resultado
- resultado
- mensaje de pronóstico de enfermedad (Ansiedad)
- fecha de registro
- id de la cuenta de X®
- lista de emociones presente

X Id: 1

Curl

```
curl -X 'GET' \
'http://52.4.108.197:5050/maestria-api/anxiety/result/X/1' \
-H 'accept: */*'
```

Request URL

```
http://52.4.108.197:5050/maestria-api/anxiety/result/X/1
```

Response body

Download

```
{
  "id": 1,
  "result": 56.61,
  "message": "Ansiedad moderada",
  "registerDate": "2023-04-18T13:49:34.000+00:00",
  "userId": null,
  "emotions": [
    {
      "id": 6,
      "emotion": "Fear",
      "value": 1
    },
    {
      "id": 5,
      "emotion": "Anticipation",
      "value": 0.45
    },
    {
      "id": 1,
      "emotion": "Sadness",
      "value": 0.18
    },
    {
      "id": 2,
      "emotion": "Aversion",
      "value": 0
    },
    {
      "id": 3,
      "emotion": "Anger",
      "value": 0
    },
    {
      "id": 4,
      "emotion": "Surprise",
      "value": 0
    }
  ]
}
```

```

    }
  ],
  "symptoms": [
    {
      "symptom": "Fear of worst happening",
      "normalizeValue": 9
    },
    {
      "symptom": "Afraid",
      "normalizeValue": 8.9
    },
    {
      "symptom": "Nervous",
      "normalizeValue": 5.54
    },
    {
      "symptom": "Fear of losing control",
      "normalizeValue": 4.45
    },
    {
      "symptom": "Heart racing",
      "normalizeValue": 3.92
    },
    {
      "symptom": "Unable to relax",
      "normalizeValue": 3.83
    },
    {
      "symptom": "Difficulty in breathing",
      "normalizeValue": 3.77
    },
    {
      "symptom": "Fear of dying",
      "normalizeValue": 3.56
    },
    {
      "symptom": "Unsteady",
      "normalizeValue": 3.1
    },
    {
      "symptom": "Feeling of choking",
      "normalizeValue": 1.96
    }
  ]
}
{

```

B.1.4 Codificación de los servicios REST

A continuación, en la Figura B.12 se muestra la creación del servicio REST que se desarrolló para el módulo de depresión y ansiedad. Para crear el proyecto se utilizó Maven SprintBoot en donde es necesario configurar un nombre, la ubicación del proyecto, el SDK con el cual va a trabajar, la arquitectura y por defecto se asigna como versión inicial 1.0. Maven permite

realizar manejo de dependencias, para ello se agregan las dependencias de Meaningcloud®, X® y Reddit® donde para ejecutar el proceso en la figura solo se indica X®, como se visualiza a continuación.

En la línea 4 y 10 se especifican las versiones de cada dependencia que se están utilizando.

```
1. <dependency>
2. <groupId>com.meaningcloud</groupId>
3. <artifactId>meaningcloud-sdk</artifactId>
4. <version>2.0.1</version>
5. </dependency>
6.
7. <dependency>
8. <groupId>com.twitter</groupId>
9. <artifactId>twitter-api-java-sdk</artifactId>
10. <version>1.1.4</version>
11. </dependency>
```

Figura B.12 Creación de nuevo servicio REST

En la siguiente Figura B.13 se muestra la configuración de los principales *endpoint* codificados en el proyecto.

El siguiente *endpoint* realiza el proceso para diagnóstico de ansiedad el cual cambia a depresión al insertar *Depression* en vez de *Anxiety*, obtiene las publicaciones de X® o Reddit dependiendo se requiera a base de los filtros proporcionados en el formulario *XForm* línea 3 y aplica el algoritmo implementado.

En la línea 1 se visualiza la configuración el mapeo del *endpoint* con el cual se realiza la solicitud. En la línea 5 se invoca el servicio para realizar el proceso que para el caso es ansiedad y que solo cambia el término depression cuando es para depresión.

```

1. @PostMapping(value = "/twitter/user", consumes=
2. MediaType.APPLICATION_JSON_VALUE)
3. public ResponseEntity<DiagnosticResultDTO> processAnxietyByUserTwitter(
4. @ApiBodyObject @Validated @RequestBody final TwitterForm form) {
5. return ResponseEntity.ok(anxietyService.processAnxietyByTwitterUser(form));
6. }

```

Figura B.13 Principales EndPoint

El siguiente *endpoint* realiza el proceso para análisis de ansiedad (cuando es depresión solo cambie el término anxiety por depression), a diferencia del *endpoint* mencionado anteriormente, este *endpoint* recibe por `@RequestBody` en la línea 4 una lista de publicaciones seleccionadas por el usuario en el módulo web y realiza el análisis de ansiedad o depresión (ver Figura B.14).

```

1. @PostMapping(value = "/twitter/user", consumes=
2. MediaType.APPLICATION_JSON_VALUE)
3. public ResponseEntity<DiagnosticResultDTO> processAnxietyByUserTwitter(
4. @ApiBodyObject @Validated @RequestBody final TwitterForm form) {
5. return ResponseEntity.ok(anxietyService.processAnxietyByTwitterUser(form));
6. }

```

Figura B.14 Proceso para análisis de trastornos

El siguiente *endpoint* proporciona los resultados a base de una cuenta previamente analizada, en la línea 1 se recibe por `@PathVariable` el ID de la cuenta (Figura B.15).

```

1. @GetMapping(value = "/result/twitter/{twitterId}")
2. public ResponseEntity<DiagnosticResultDTO> retrieveResultByTwitterId(
3.     @PathVariable("twitterId") int twitterId) {
4.     return ResponseEntity.ok(
5.         commonDetectionDisorders.retrieveResultByTwitterId(twitterId));
6.     }

```

Figura B.15 Resultados de una cuenta previamente analizada

A continuación, en la Figura B.16, se muestra el *endpoint* que permite la extracción de emociones de un texto proporcionado. En la línea 4 se tiene el formulario que recibe las propiedades que se procesan en la lógica del servicio implementado.

```

1. @PostMapping(value = "/polarity", consumes =
2.     MediaType.APPLICATION_JSON_VALUE)
3. public ResponseEntity<SentimentDTO> retrievePolarity(
4.     @ApiBodyObject @Validated({Sentiment.class, Default.class}) @RequestBody
5.     final SentimentFormExcel form) {
6.     return ResponseEntity.ok(sentimentService.retrievePolarity(
7.         form.getLang(),form.getModel(),form.getTxt()));
8.     }

```

Figura B.16 Endpoint de extracción de emociones

En la Figura B.17 se visualiza parte de la lógica implementada para la normalización de los valores en el análisis de ansiedad y depresión. De la línea 2 a la 5 se reciben los parámetros necesarios para la normalización.

```

1. public BigDecimal getNormalizedValue (
2.     final String key,
3.     final BigDecimal value,
4.     final List<EquivalenceDTO> equivalences,
5.     final Map<String, Emotion> emotionMap) {
6.
7.     final BigDecimal totalEquivalenceWeight =
8.         equivalences.stream()
9.             .map(EquivalenceDTO::getEquivalenceWeight)
10.            .reduce(BigDecimal.ZERO, BigDecimal::add);
11.
12.     if (totalEquivalenceWeight.compareTo(value) != 0)
13.         log.error(
14.             "Execute exception, key [{}]: value obtained {}, expected value {}",
15.             key,
16.             totalEquivalenceWeight,
17.             value);
18.
19.     BigDecimal normalizedValue = BigDecimal.ZERO;
20.     assignSpaces();
21.
22.     for (EquivalenceDTO equivalence : equivalences) {
23.         final Emotion emotion = emotionMap.get(equivalence.getEquivalence());
24.
25.         if (emotion != null) {
26.             log.info("Normalized value: [{}]", normalizedValue);
27.
28.             final BigDecimal newNormalizedValue =
29.                 emotion.getRelevance().multiply(equivalence.getEquivalenceWeight());
30.
31.             normalizedValue = normalizedValue.add(newNormalizedValue);
32.
33.             log.info("Add a new normalized value {} ", newNormalizedValue);
34.         }
35.     }
36.     log.info("key: [{}], final normalized value: [{}]", key, normalizedValue);
37.
38.     return normalizedValue;
39. }

```

Figura B.17 Normalización de los valores de ansiedad y depresión

B.1.5 Pruebas de los servicios en servidor local

Con la finalidad de validar todos los cambios realizados, se dio la tarea de realizar pruebas locales para verificar el correcto funcionamiento de los servicios implementados, esperando respuestas satisfactorias y contemplar los detalles que surgen antes de enviar a un servidor en la nube. Las pruebas se realizaron desde la herramienta de Postman®. A continuación, se presentan algunos ejemplos de las pruebas realizadas.

En la Figura B.18 se aprecia el correcto funcionamiento del servicio REST en una instancia local para el trastorno de ansiedad, siendo que para el trastorno de depresión cambia de *anxiety a depression*. En ella se observa el resultado que se obtiene en las publicaciones de un usuario específico en X®.

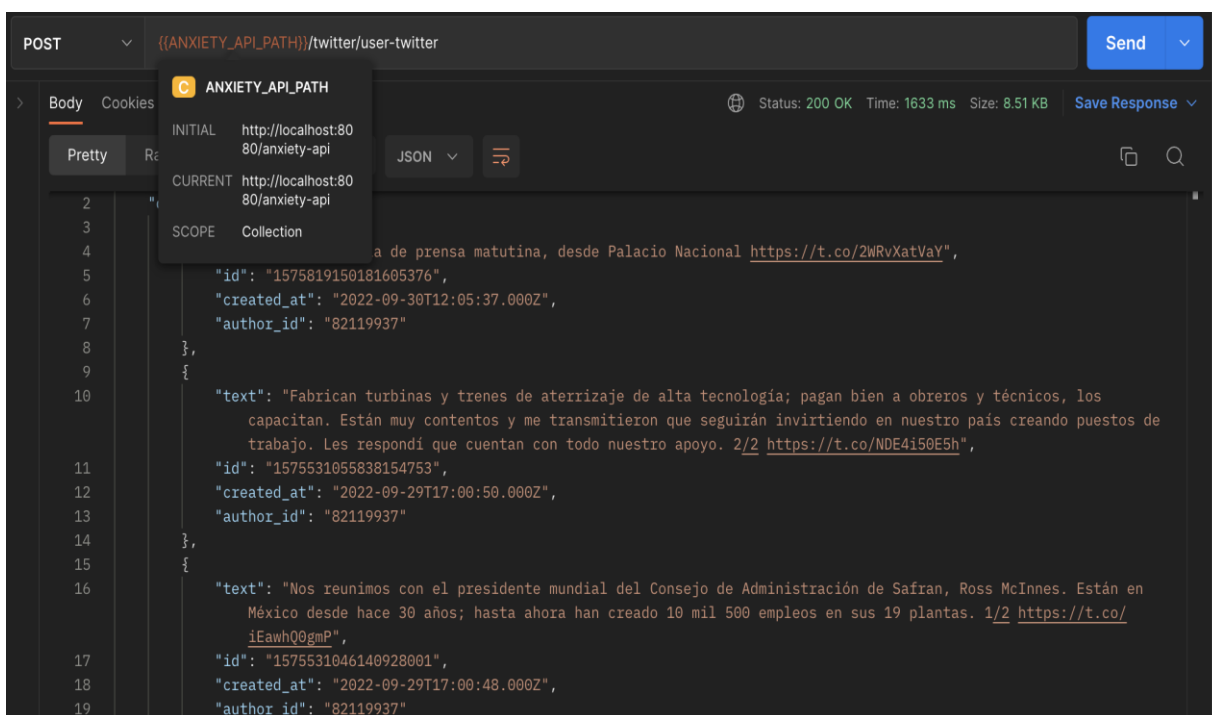


Figura B.18 Servicio REST obtener publicaciones por usuario

Procediendo con las pruebas locales, en la Figura B.19 se muestra la extracción de emociones recuperadas de un texto plano.

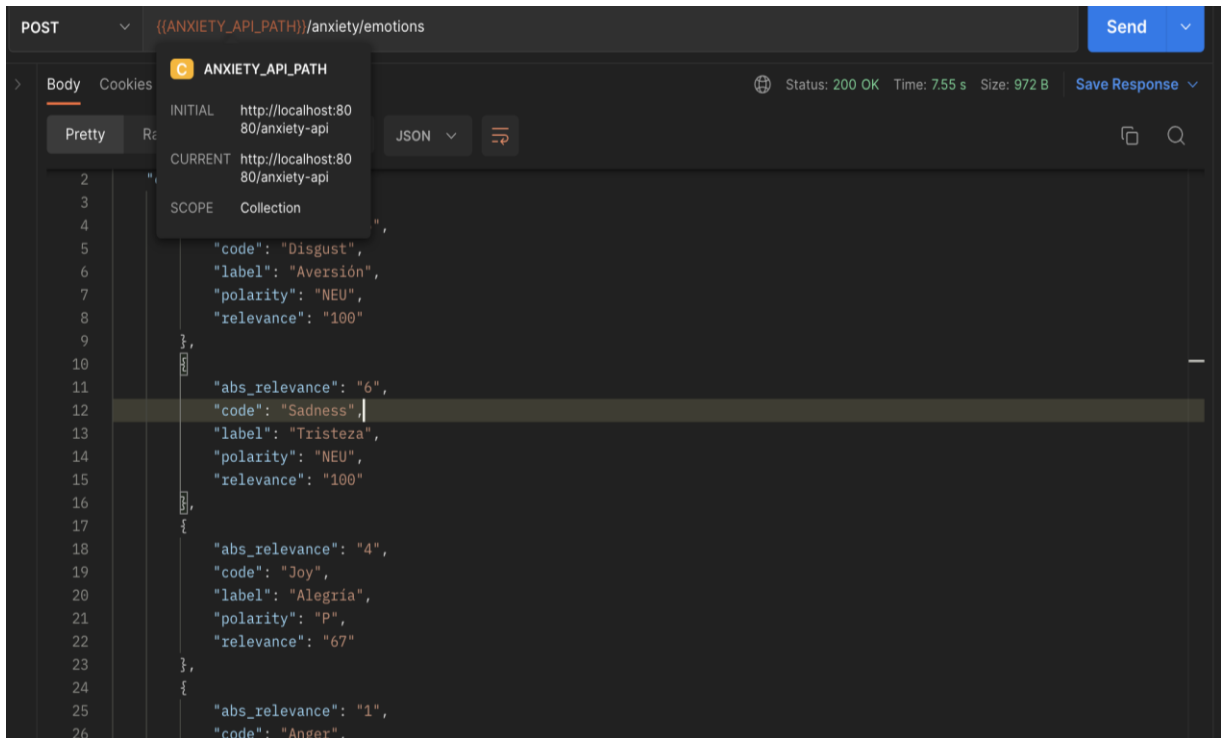


Figura B.19 Servicio REST obtener emociones

En la Figura B.20 que se muestra a continuación, se visualiza la recuperación de las últimas publicaciones realizadas por medio de un usuario en X®.

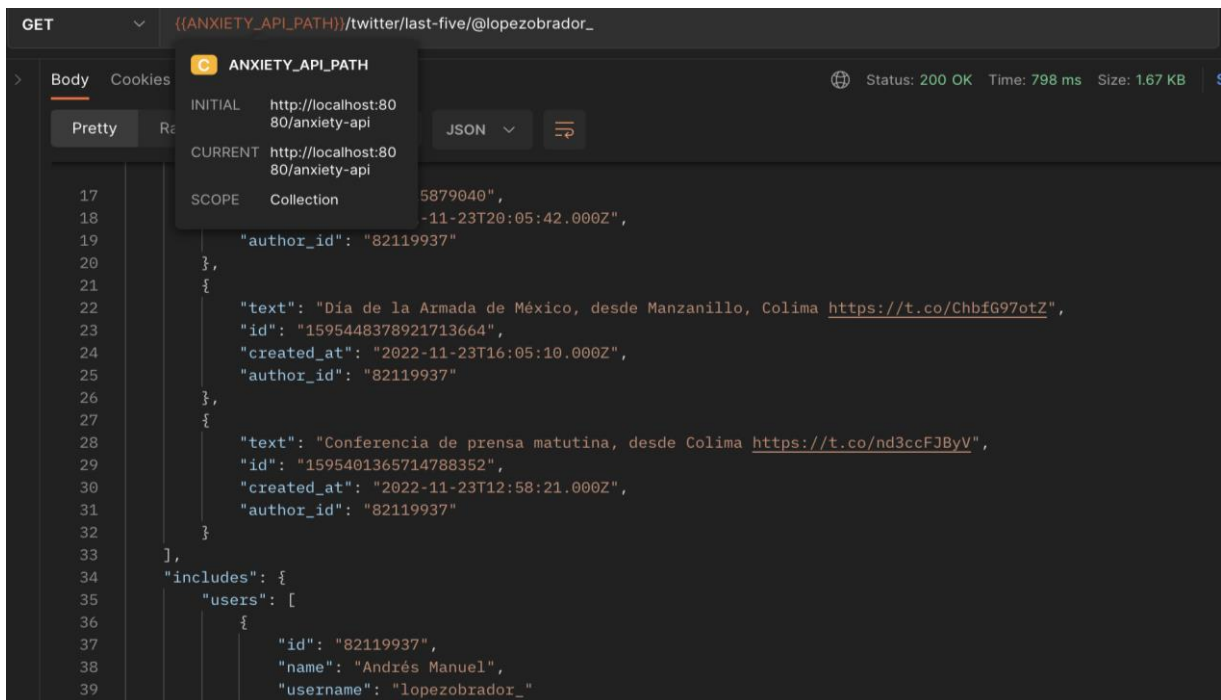


Figura B.20 Servicio REST obtener las últimas publicaciones de un usuario

B.1.6 Maquetación de la aplicación web

Con el fin de identificar el desarrollo gráfico de los modelos de identificación de depresión y ansiedad a continuación se presenta la maquetación de la aplicación.

B.1.6.1 Maquetación detección de niveles de depresion

Inicio de sesión a la aplicación, Figura B.21, en esta sección se le solicita al usuario que se registre dando nombre y contraseña o se realiza por alguna red social como X y Reddit® que son las redes sociales de las cuales obtienen los comentarios a analizar.

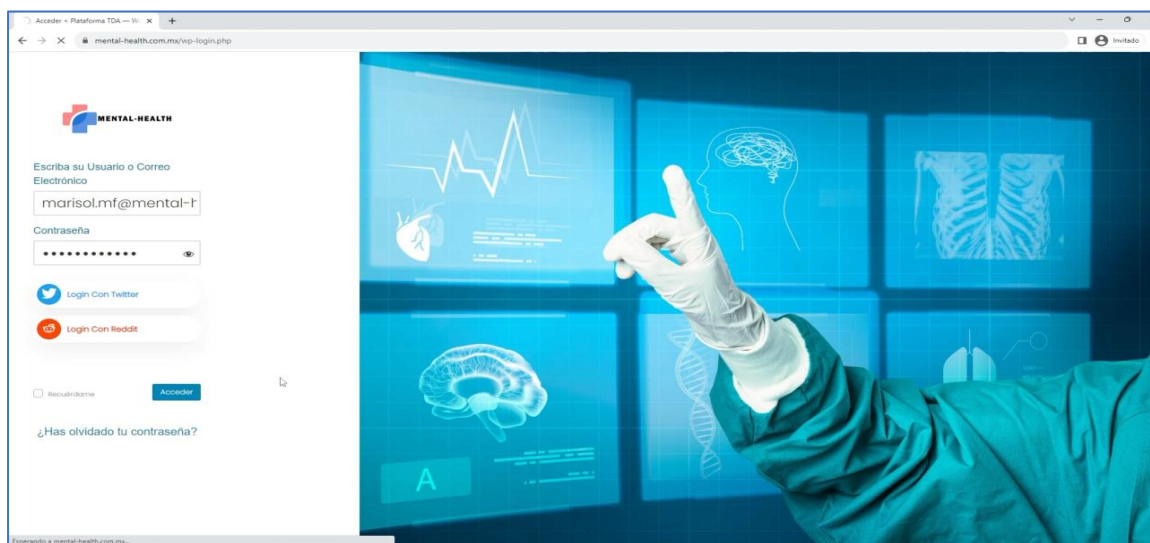


Figura B.21 Inicio de sesión

En la Figura B.22 se presenta el Panel del médico, en esta sección se muestra en primer lugar un calendario del mes actual en donde se registran las citas del paciente, así como la información correspondiente a las acciones a realizar como son revisar la lista de los pacientes a analizar, así como generar diagnóstico de ansiedad o diagnóstico de depresión.

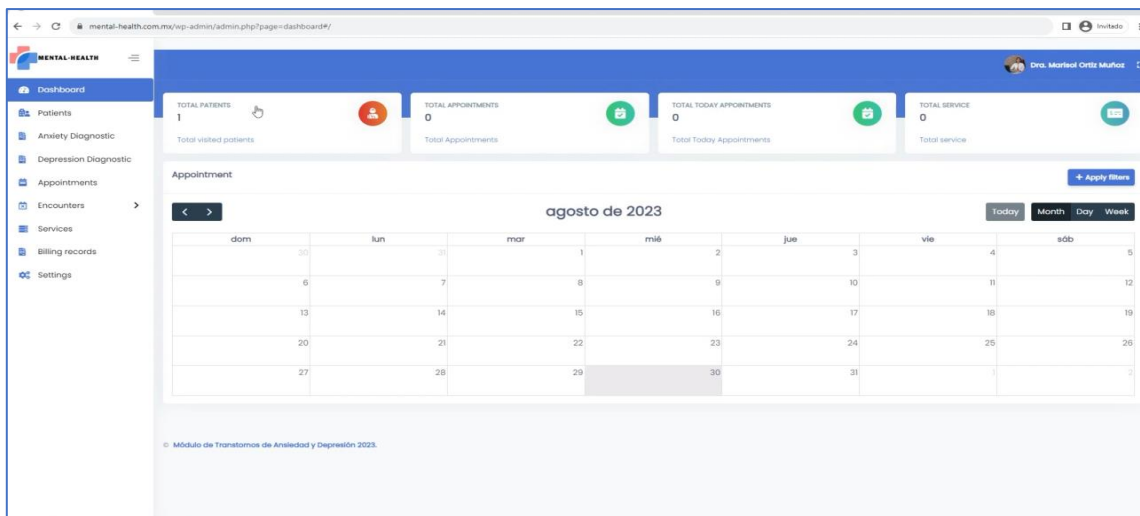


Figura B.22 Panel del médico

La Figura B.23 muestra la Lista de pacientes, en esta sección se presenta la lista de los pacientes atendidos por el medico en donde se incluye la clínica, el correo electrónico, teléfono celular, así como la fecha de registro.

The screenshot shows the 'Patients Lists' section. It features a search bar and a table with columns: ID, Name, Clinic, Email, Mobile, Registered ON, Status, and Action. The table lists 10 patients, all registered on 3-09-2023, with status 'ACTIVE'. The patients are associated with 'Rio Blanco Regional Hospital'.

ID	Name	Clinic	Email	Mobile	Registered ON	Status	Action
18	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	marinel@mental-health.com.mx	+52 1218899	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]
17	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	leo@mental-health.com.mx	+52 1345588	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]
16	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	natallag@mental-health.com.mx	+52 1234488	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]
15	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	carl@mental-health.com.mx	+52 166338	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]
14	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	magg@mental-health.com.mx	+52 1336655	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]
13	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	vicenci@mental-health.com.mx	+52 1345588	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]
12	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	cevallos@mental-health.com.mx	+52 1228844	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]
11	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	toone@mental-health.com.mx	+52 1253344	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]
10	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	mistr@mental-health.com.mx	+52 1247766	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]
9	[Profile Picture]	Rio Blanco Regional Hospital	mrxp@mental-health.com.mx	+52 2345677	3-09-2023	ACTIVE	[Edit] [Delete] [Add]

Figura B.23 Lista de pacientes

La Figura B.24 muestra el Perfil del paciente, en esta sección se presentan las citas agendadas, diagnósticos de depresión realizados, los datos personales del paciente como lo

son el nombre con los apellidos, correo electrónico, número de teléfono, fecha de nacimiento, género, tipo de sangre y la información relativa a la dirección.

Figura B.24 Perfil del paciente

La Figura B.25 muestra los Comentarios realizados, en esta sección se presentan los comentarios realizados por el paciente en la red social los cuales serán posteriormente extraídos a fin de realizar el análisis correspondiente.

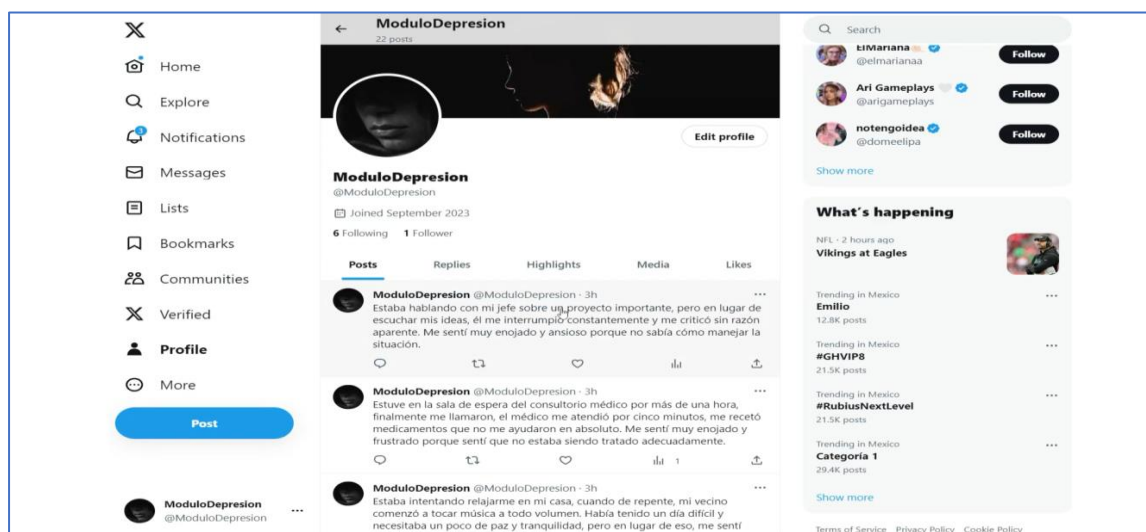


Figura B.25 Comentarios en la red social

La Figura B.26 presenta la Selección de comentarios y acciones, en esta sección se seleccionan los comentarios a ser analizados de la red social, asimismo se permite elegir las opciones de generar diagnóstico, mostrar emociones identificadas, así como los síntomas obtenidos.

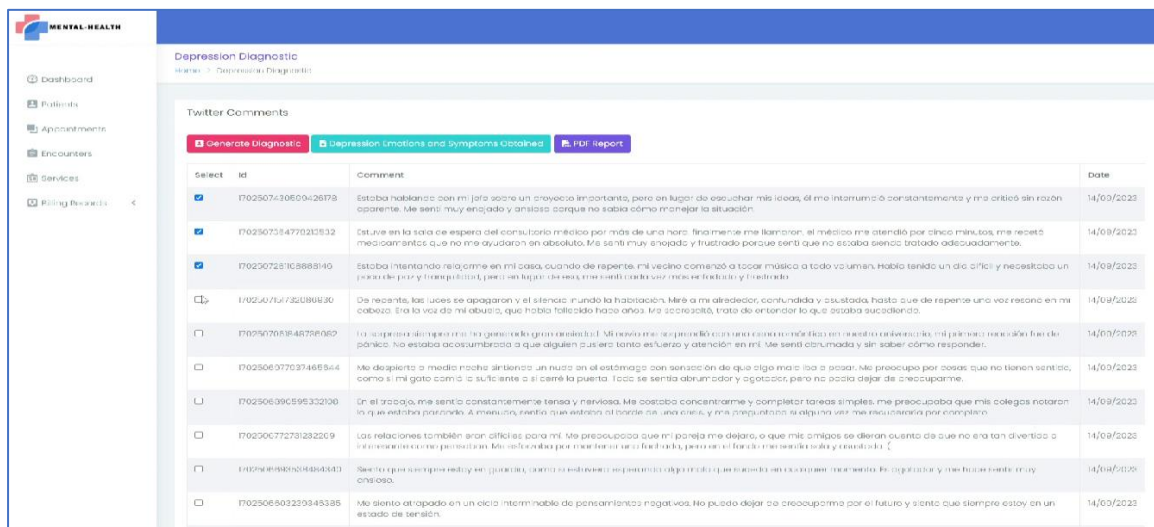


Figura B.26 Selección de comentarios y acciones

La Figura B.27 muestra Generar diagnóstico, en esta sección se presenta el resultado del análisis realizado a los comentario a partir del modelo de detección de depresión aplicado y los rangos definidos acorde al cuestionario PHQ-9 a partir del cual el medico realizará las acciones necesarias.

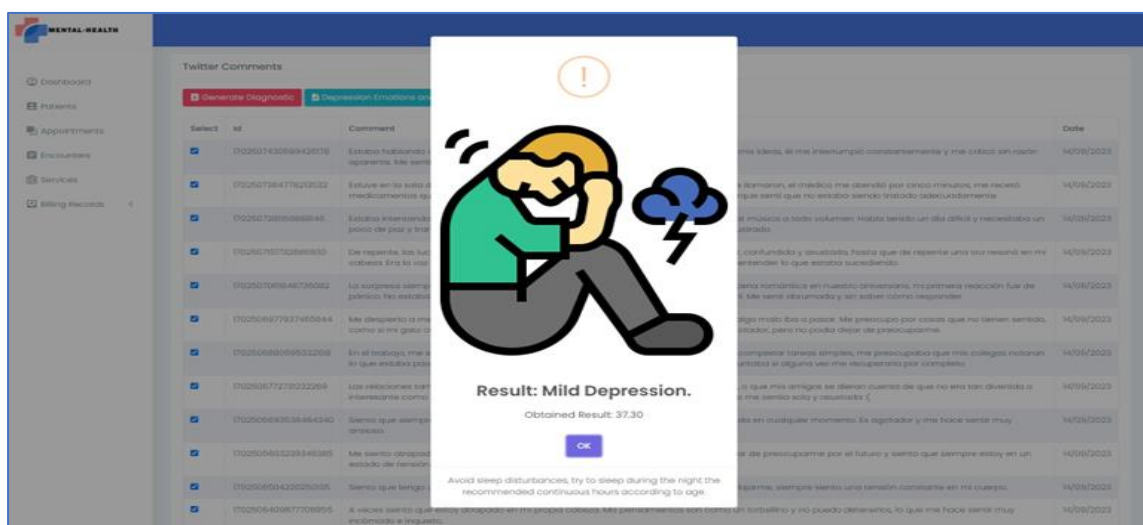


Figura B.27 Generar diagnóstico

La Figura B.28 presenta los Síntomas de depresión, , en esta sección se muestran cada uno de los síntomas definidos en el modelo de detección de depresión con los valores correspondientes.

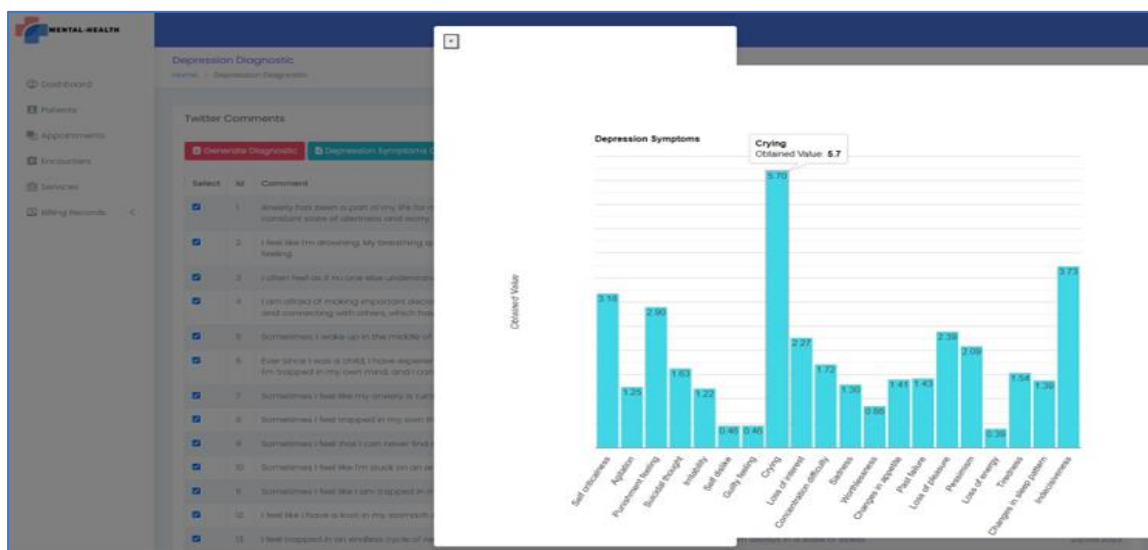


Figura B.28 Síntomas de depresión obtenidos

La Figura B.29 presenta las Emociones de depresión, en esta sección se muestran cada una de las emociones definidos en el modelo de detección de depresión con los valores correspondientes.



Figura B.29 Emociones de depresión obtenida

La Figura B.30 presenta el Reporte, en esta sección se muestra el reporte del análisis realizado con los datos generales del paciente, así como el resultado de depresión obtenido, el rango correspondiente, las recomendaciones que presentan de acuerdo con el cuestionario PHQ-9 así como los valores de los síntomas y las emociones obtenidas.

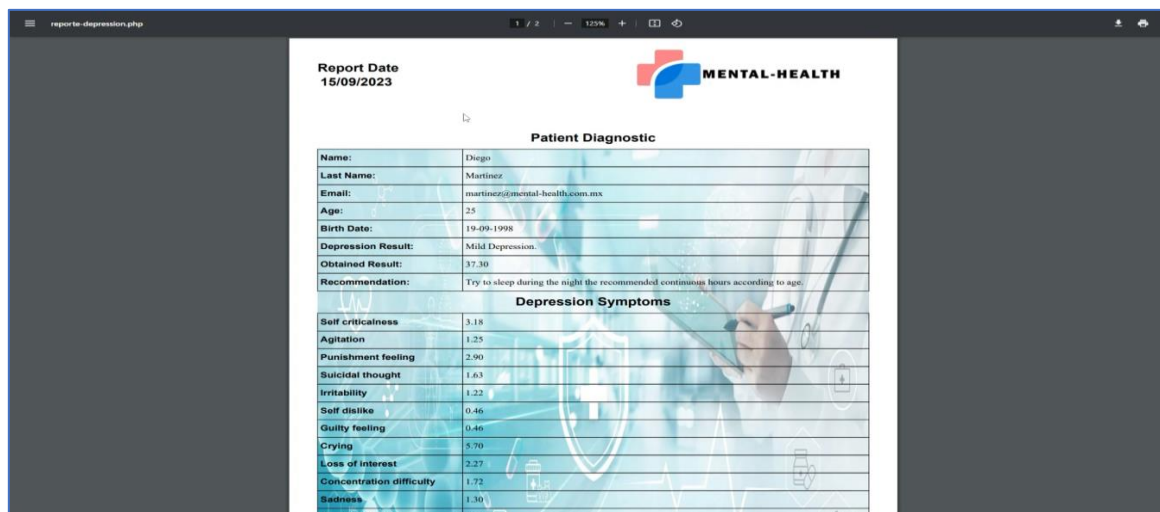


Figura B.30 Reporte

B.1.6.2 Maquetación detección de niveles de ansiedad

A fin de evitar duplicidad a continuación solo se colocan las secciones correspondientes a detección de niveles de ansiedad.

La Figura B.31 muestra los Comentarios realizados, en esta sección se presentan los comentarios realizados por el paciente en la red social los cuales serán posteriormente extraídos a fin de realizar el análisis correspondiente.

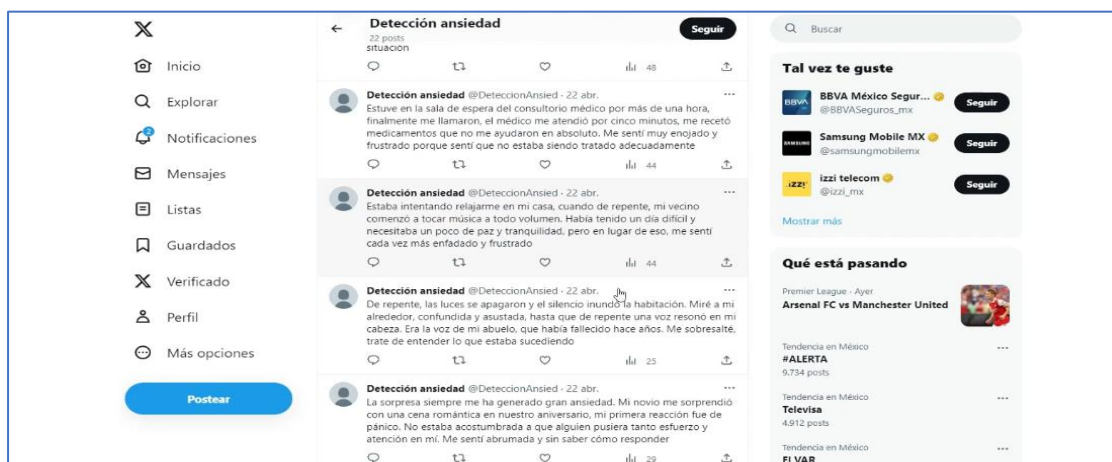
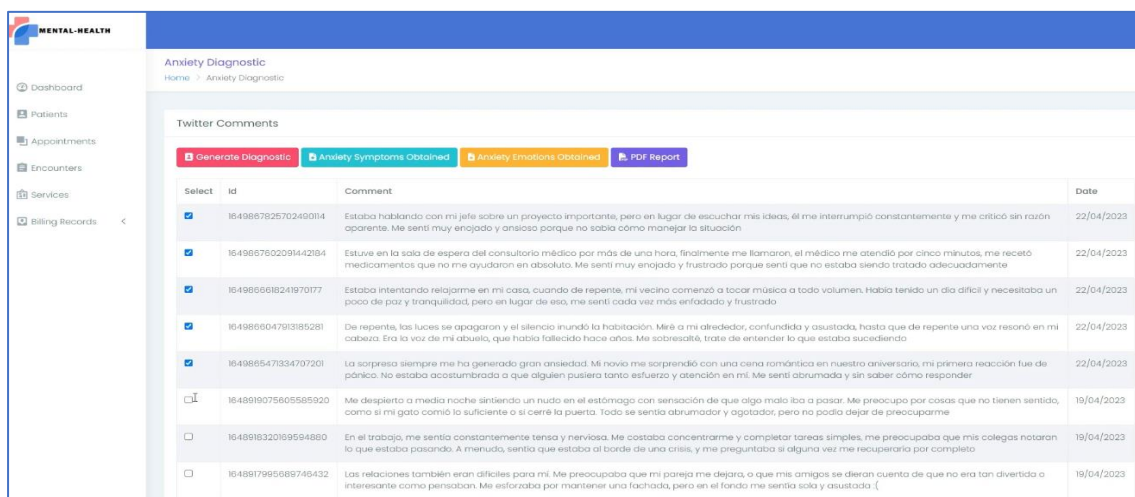


Figura B.31 Comentarios en la red social

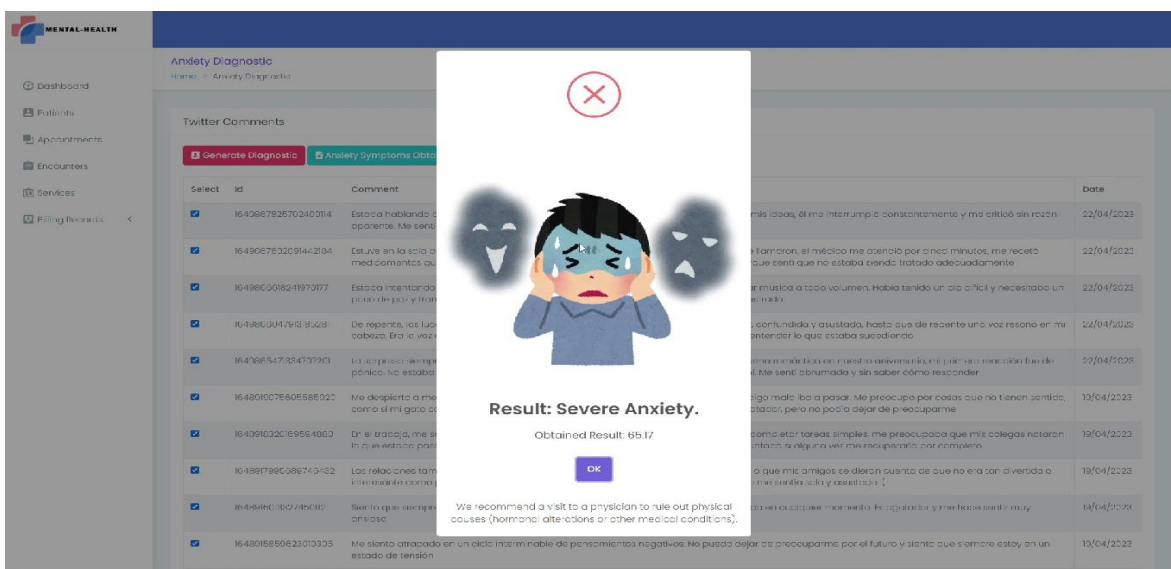
La Figura B.32 presenta la Selección de comentarios y acciones, , en esta sección se seleccionan los comentarios a analizar de la red social, asimismo se eligen las opciones de generar diagnóstico, mostrar emociones identificadas, así como los síntomas obtenidos.



Select	Id	Comment	Date
☒	164986782670240014	Estaba hablando con mi jefe sobre un proyecto importante, pero en lugar de escuchar mis ideas, él me interrumpió constantemente y me criticó sin razón aparente. Me sentí muy enojado y ansioso porque no sabía cómo manejar la situación.	22/04/2023
☒	164986782029142184	Estuve en la sala de espera del consultorio médico por más de una hora, finalmente me llamaron, el médico me atendió por cinco minutos, me recetó medicamentos que no me ayudaron en absoluto. Me sentí muy enojado y frustrado porque sentí que no estaba siendo tratado adecuadamente.	22/04/2023
☒	164986568241970177	Estaba intentando relajarme en mi casa, cuando de repente, mi vecino comenzó a tocar música a todo volumen, había tenido un día difícil y necesitaba un poco de paz y tranquilidad, pero en lugar de eso, me sentí cada vez más enojado y frustrado.	22/04/2023
☒	164986604793185281	De repente, las luces se apagaron y el silencio inundó la habitación. Miré a mi alrededor, confundida y asustada, hasta que de repente una voz resonó en mi cabeza. Era la voz de mi abuelo, que había fallecido hace años. Me sobresalté, trate de entender lo que estaba sucediendo.	22/04/2023
☒	164986547334707201	La sorpresa siempre me ha generado gran ansiedad. Mi novio me sorprendió con una cena romántica en nuestro aniversario, mi primera reacción fue de pánico. No estaba acostumbrada a que alguien pusiera tanto esfuerzo y atención en mí. Me sentí abrumada y sin saber cómo responder.	22/04/2023
☐	1649899075605585920	Me desperté a media noche sintiendo un nudo en el estómago con sensación de que algo malo iba a pasar. Me preocupé por cosas que no tienen sentido, como si mi gato comió lo suficiente o si cerré la puerta. Todo se sentía abrumador y agotador, pero no podía dejar de preocuparme.	19/04/2023
☐	16498183201919594880	En el trabajo, me sentía constantemente tenso y nervioso. Me costaba concentrarme y completar tareas simples, me preocupaba que mis colegas notaran lo que estaba pasando. A menudo, sentía que estaba al borde de una crisis, y me preguntaba si alguna vez me recuperaría por completo.	19/04/2023
☐	1649817995689746432	Las relaciones también eran difíciles para mí. Me preocupaba que mi pareja me dejara, o que mis amigos se dieran cuenta de que no era tan divertida o interesante como pensaban. Me esforzaba por mantener una fachada, pero en el fondo me sentía sola y asustada. {	19/04/2023

Figura B.32 Selección de comentarios y acciones

La Figura B.33 muestra Generar diagnóstico, en esta sección se presenta el resultado del análisis realizado a los comentarios a partir del modelo de detección de ansiedad aplicado y los rangos definidos acorde al cuestionario GAD-7 a partir del cual el medico realizará las acciones necesarias.



Result: Severe Anxiety.

Obtained Result: 65.17

We recommend a visit to a physician to rule out physical causes (hormonal alterations or other medical conditions).

Figura B.33 Generar diagnóstico

La Figura B.34 presenta los Síntomas de ansiedad, en esta sección se muestran cada uno de los síntomas definidos en el modelo de detección de ansiedad con los valores correspondientes.

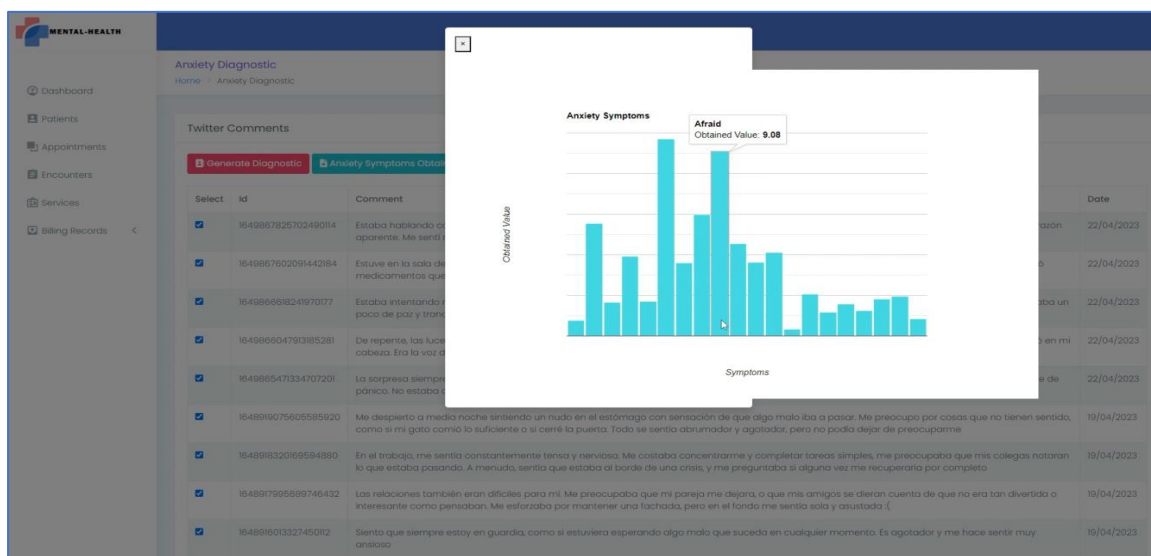


Figura B.34 Síntomas de ansiedad obtenidos

La Figura B.35 muestra las Emociones de ansiedad, en esta sección se muestran cada una de las emociones definidas en el modelo de detección de ansiedad con los valores correspondientes.

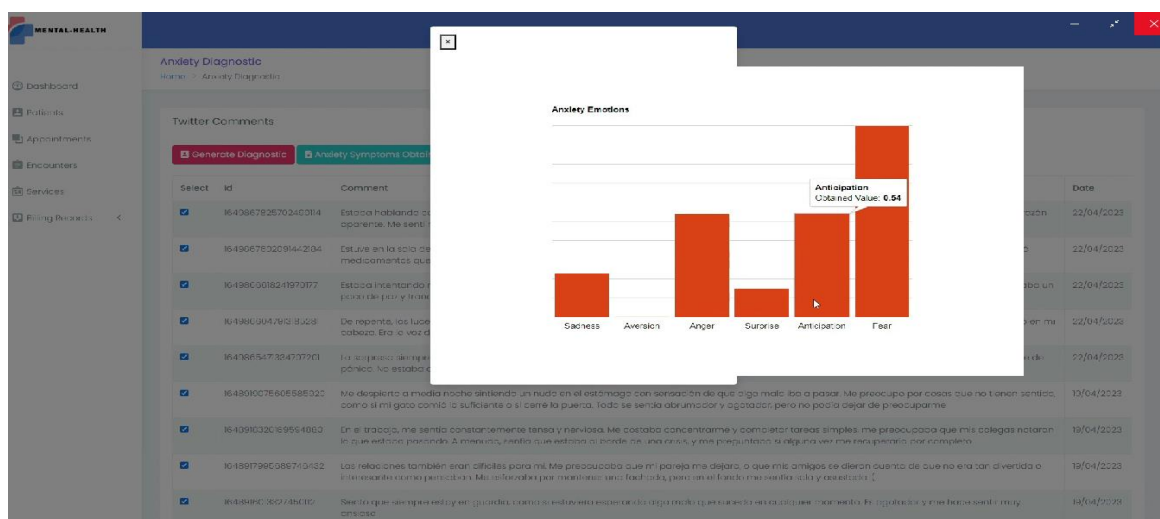
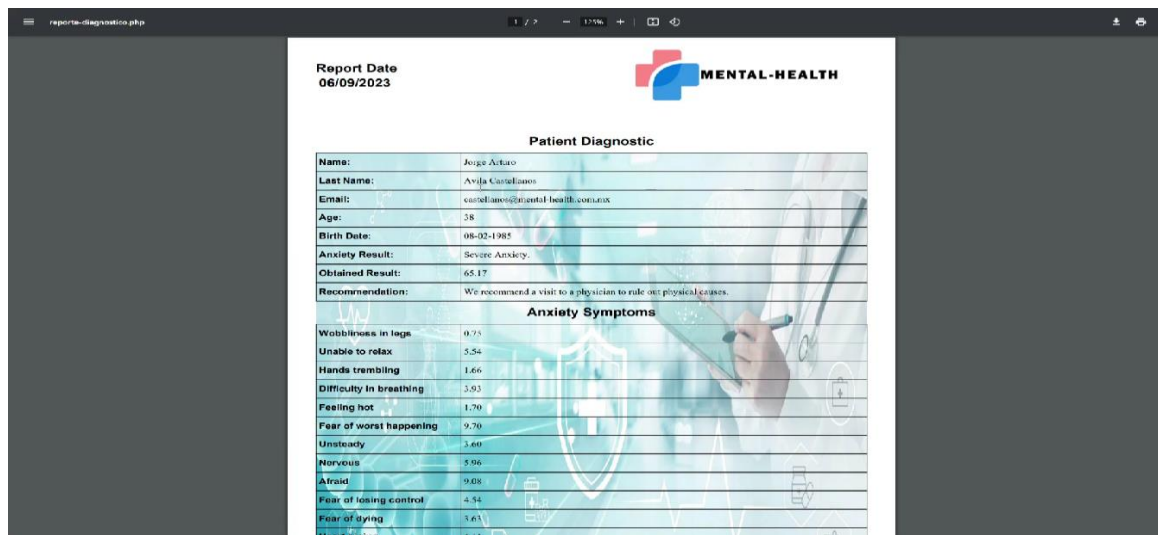


Figura B.35 Emociones de ansiedad obtenidas

La Figura B.36 muestra el Reporte, en esta sección se presenta el reporte del análisis realizado con los datos generales del paciente, así como el resultado de ansiedad obtenido, el rango correspondiente, las recomendaciones que presentan de acuerdo con el cuestionario GAD-7 así como los valores de los síntomas y las emociones obtenidas.



Report Date
06/09/2023

MENTAL-HEALTH

Patient Diagnostic

Name:	Jorge Arturo
Last Name:	Ayda Castellano
Email:	castellano@mental-health.com.mx
Age:	38
Birth Date:	08-02-1985
Anxiety Result:	Severe Anxiety
Obtained Result:	65.17
Recommendation:	We recommend a visit to a physician to rule out physical causes.

Anxiety Symptoms

Wobbliness in legs	0.75
Unable to relax	5.54
Hands trembling	1.66
Difficulty in breathing	5.93
Feeling hot	1.70
Fear of worst happening	9.70
Unsteady	3.60
Nervous	5.96
Afraid	9.08
Fear of losing control	4.54
Fear of dying	3.63

Figura B.36 Reporte