

**Instituto Tecnológico de Orizaba**  
**División de Estudios de Posgrado e Investigación**  
**Maestría en Sistemas Computacionales**

**TESIS:**

“Desarrollo de un módulo para la extracción de conocimiento en medios sociales para la identificación y detección de trastornos mentales”.

**PRESENTADO POR:**

I.T.I Alexis Eduardo Colombo Mendoza M19011612

**PARA OBTENER EL GRADO DE:**

Maestro en Sistemas Computacionales

**DIRECTOR DE TESIS:**

Dr. Giner Alor Hernández

**CODIRECTOR DE TESIS:**

Dra. María del Pilar Salas Zarate

**FECHA Y LUGAR**

Orizaba, Veracruz, México. Junio 2021

# Índice general

Resumen.....	6
Abstract.....	7
Introducción.....	8
Capítulo 1. Antecedentes.....	9
1.1 Marco teórico.....	9
1.1.1 Trastornos mentales.....	9
1.1.1.1 Depresión.....	9
1.1.1.2 Ansiedad.....	9
1.1.1.3 Esquizofrenia.....	9
1.1.1.4 Demencia.....	10
1.1.1.5 Clasificación de los trastornos mentales.....	10
1.1.2 Enfermedades crónicas.....	11
1.1.3 Redes sociales.....	11
1.1.3.1 Twitter®.....	11
1.1.3.2 Reddit®.....	11
1.1.4 Inteligencia artificial.....	11
1.1.4.1 Procesamiento del Lenguaje Natural.....	12
1.1.4.2 Aprendizaje Automático.....	12
1.1.4.2.1 Aprendizaje supervisado.....	12
1.1.4.2.2 Aprendizaje no supervisado.....	12
1.1.4.3 Análisis de sentimientos.....	12
1.1.4.3.1 Calculo de polaridad.....	12
1.1.4.3.2 Entidades nombradas.....	13
1.1.4.3.3 Detección de emociones.....	13
1.1.5 Rueda de las emociones.....	13
1.2 Situación tecnológica, económica y operativa de la empresa.....	14

1.3 Planteamiento del problema .....	14
1.4 Objetivo general y específicos.....	15
1.4.1 Objetivo general .....	15
1.4.2 Objetivos específicos.....	15
1.5 Justificación.....	15
Capítulo 2. Estado de la práctica.....	17
2.1 Trabajos relacionados.....	17
2.2 Análisis comparativo.....	21
2.3 Propuesta de solución.....	24
Capítulo 3. Aplicación de la metodología.....	26
3.1 Análisis de requerimientos .....	26
3.2 Fuentes de datos seleccionados para la extracción de información.....	28
3.3 Análisis de APIs para detección de entidades, emociones y análisis de sentimientos. ....	34
3.4 Perfil de datos final.....	36
3.5 Arquitectura del módulo.....	38
3.6 Flujo de trabajo del módulo.....	40
3.7 Diagrama de clases del diseño del módulo y servicios web.....	42
3.8 Diseño de mockups del módulo.....	56
3.9 Modelo computacional para el pronóstico de depresión .....	59
3.9.1 Especialistas encargados de validar el modelo propuesto .....	65
3.10 Prototipo de pruebas .....	66
3.11 Desarrollo del módulo .....	69
3.11.1 Proceso de desarrollo.....	69
3.11.1.1 Codificación de servicios web.....	69
3.11.1.2 Pruebas y consumo de servicios web en servidor local.....	73
3.11.1.3 Configuración de un servidor VPS desde cero para alojar los servicios web.....	76
3.11.1.4 Publicación de los servicios web en el servidor VPS .....	79

3.11.1.5 Pruebas y consumo de servicios web en servidor VPS .....	81
3.11.1.6 Codificación aplicación .....	82
3.11.2 Funcionamiento del módulo .....	85
Capítulo 4. Resultados .....	88
4.1 Caso de estudio 1: publicaciones con enfoque negativo en cuenta de Twitter®.....	88
4.1.1. Texto original del caso de estudio .....	88
4.1.2 Texto original publicado en Twitter® .....	89
4.1.3 Extracción de conocimiento y emociones desde Postman®. ....	90
4.1.4 Resultado de la extracción de emociones plasmada en el modelo computacional para el pronóstico de depresión.....	92
4.1.5 Pruebas por medio del módulo creado .....	94
4.2 Caso de estudio 2: publicaciones con enfoque positivo en cuenta de Twitter® .....	97
4.2.1 Texto original del caso de estudio .....	97
4.2.2 Texto original publicado en Twitter® .....	98
4.2.3 Extracción de conocimiento y emociones desde Postman®. ....	99
4.2.4 Resultado de la extracción de emociones plasmada en el modelo computacional para el pronóstico de depresión.....	100
4.1.5 Pruebas por medio del módulo creado .....	102
4.3 Resultados de los casos de estudio .....	105
Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones.....	106
5.1 Conclusiones.....	106
5.2 Recomendaciones .....	108
Productos académicos.....	109
Referencias.....	110

## Índice de figuras

Figura 1.1 Rueda de las emociones de Plutchik.....	13
Figura 2.32 Módulo creado evidencia dos .....	86
Figura 3.33. Módulo creado evidencia tres .....	86
Figura 4.1 Tweets publicados en cuenta para acoso de estudio negativo.....	90

## Índice de tablas

Tabla 2.1. Análisis comparativo de trabajos relacionados. ....	21
Tabla 2.2. Análisis de las fuentes de datos en Reddit® .....	28
Tabla 3.6 Definición formal de los servicios web.....	43

## Resumen

Los trastornos mentales son altamente estigmatizados en la población, por lo que las personas afectadas están motivadas a ocultar sus síntomas. Actualmente un gran sector de la población, debido a este estigma hace uso de las redes sociales para hablar sobre trastornos o enfermedades que estén sufriendo. Dado esto, se requieren herramientas tecnológicas que, con base en la información publicada por usuarios en sus redes sociales, se haga una detección temprana de trastornos mentales.

Existe literatura que se centra en el uso de las redes sociales para analizar su información y tratar de realizar detección de trastornos, además se estima que en México el 18% de la población de entre 15 y 64 años padecen al menos un trastorno mental. Teniendo en cuenta esto, en el presente documento se tiene como objetivo realizar un módulo que permita extraer conocimiento directamente de las redes sociales y por medio de técnicas de aprendizaje automático realice inferencias que permitan saber si el usuario sufre de algún trastorno. Específicamente se propuso la realización de un módulo web, que a su vez hace uso de servicios web desarrollados y alojados en la nube, los cuales extraen las publicaciones directamente de las redes sociales de los usuarios y mediante técnicas y mecanismos de cálculo de polaridad y extracción de emociones, se realizan análisis sobre dichas publicaciones y finalmente calcula y otorga un pronóstico de depresión para el usuario analizado.

Este trabajo beneficia a investigadores que se dediquen a la misma área objeto del estudio de este trabajo, desarrolladores que aborden la necesidad de consumir APIs, o que busquen la realización de APIs propias. También beneficia claro está, a la población en general, ya que es importante hacer énfasis en cuidar nuestra salud mental, para que se beneficie nuestra salud en general. Además, desarrollando tecnología que apoye al área de la salud se beneficia a los especialistas de la salud, específicamente a los expertos en psicología y psiquiatría, sirviendo como una herramienta de apoyo para la toma de decisiones.

## **Abstract**

Mental disorders are highly stigmatized in the population, so affected people are motivated to hide their symptoms. Currently a large sector of the population, due to this stigma, makes use of social networks to talk about disorders or diseases that they are suffering. Given this, technological tools are required that, based on the information published by users on their social networks, an early detection of mental disorders is made.

There is literature that focuses on the use of social networks to analyze their information and try to detect disorders, it is also estimated that in Mexico 18% of the population between 15 and 64 years old suffer from at least one mental disorder. Bearing this in mind, the objective of this document is to create a module that allows to extract knowledge directly from social networks and through machine learning techniques make inferences that allow knowing if the user suffers from any disorder. Specifically, the realization of a web module was proposed, which in turn makes use of web services developed and hosted in the cloud, which extract the publications directly from the users' social networks and through techniques and mechanisms for calculating polarity and extraction. emotions, analyzes are carried out on said publications and finally calculates and provides a depression forecast for the analyzed user.

This work benefits researchers who are dedicated to the same area under study in this work, developers who address the need to consume APIs, or who seek to make their own APIs. It also benefits, of course, the general population, since it is important to emphasize taking care of our mental health, so that our health in general benefits. In addition, developing technology that supports the health area benefits health specialists, specifically experts in psychology and psychiatry, serving as a support tool for decision-making.

## Introducción

De acuerdo al INCyTU [1], 450 millones de personas en el mundo sufren algún trastorno mental, y en México el 18% de la población de entre 15 y 64 años padecen al menos uno. Dichos trastornos contribuyen al sufrimiento y una calidad de vida menor de las personas afectadas.

Por lo general, las personas que sufren de algún trastorno mental no buscan la ayuda profesional por el alto estigma que representan en nuestra sociedad, en lugar de ello, últimamente han optado por realizar comentarios relacionados a sus enfermedades o padecimientos a través de las redes sociales.

Además, en la literatura existente se demuestra que la inteligencia artificial, específicamente, las técnicas de aprendizaje automático, obtienen resultados satisfactorios, y se encuentran en pleno auge para seguir mejorando su rendimiento.

Por estos motivos, en este proyecto se busca desarrollar un módulo de software que extraiga información automáticamente de las publicaciones de usuarios, directamente en redes sociales, y mediante técnicas de aprendizaje automático sea apto para realizar la detección de trastornos mentales.

El presente documento se estructura de la siguiente manera, en el capítulo uno se abordan los antecedentes, que comprenden el marco teórico, el planteamiento del problema, los objetivos y la justificación. En el segundo capítulo se trata el estado del arte, con los trabajos relacionados al contexto de esta tesis. Al final del capítulo se presenta una tabla con el análisis de cada trabajo abordado. En el capítulo tres se realiza la aplicación de la metodología, que consta de las tareas de análisis, diseño y desarrollo necesarias para cumplir con los objetivos propuestos. El capítulo cuatro muestra los resultados obtenidos mediante dos casos de prueba, y por último, el quinto capítulo muestra las conclusiones y recomendaciones.

# Capítulo 1. Antecedentes

En esta primera sección del documento se abordan los conceptos relacionados con el tema propuesto, el planteamiento del problema, los objetivos y la justificación.

## 1.1 Marco teórico

A continuación, se presentan las definiciones de los conceptos más importantes con relación al tema de investigación propuesto.

### 1.1.1 Trastornos mentales

Restrepo & Jaramillo [2] definen los trastornos mentales como “alteraciones” o “desajustes” del hábito, es decir, respuestas “maladaptativas”, “indeseables” o “inaceptables”. Asimismo, Caballero [3] menciona que existen diversas formas de entender que existe un trastorno mental: ausencia de salud o desviación de la norma psicológica ideal; la desviación estadística de la normalidad psicológica; la presencia de síntomas cognitivos, afectivos, volitivos y motivacionales, por mencionar algunas.

#### 1.1.1.1 Depresión

La depresión es un trastorno mental frecuente, que se caracteriza por la presencia de tristeza, pérdida de interés o placer, sentimientos de culpa o falta de autoestima, trastornos del sueño o del apetito, sensación de cansancio y falta de concentración.

Este trastorno, en algunos casos, llega a hacerse crónico o recurrente y dificulta sensiblemente el desempeño en el trabajo o la escuela y la capacidad para afrontar la vida diaria. En su forma más grave, orilla a quienes lo padecen al suicidio [4].

#### 1.1.1.2 Ansiedad

Según Wigisser [5] la ansiedad es una reacción de tensión sin causa aparente, más difusa y menos focalizadas que los miedos y las fobias. Es la reacción emocional ante un peligro o amenaza, y se manifiesta mediante un conjunto de respuesta fisiológicas como cognitivas y conductuales

#### 1.1.1.3 Esquizofrenia

La esquizofrenia es un trastorno mental grave que afecta a más de 21 millones de personas en todo el mundo. Se caracteriza por una distorsión del pensamiento, las percepciones, las emociones,

el lenguaje, la conciencia de sí mismo y la conducta. Algunas de las experiencias más comunes son el hecho de oír voces y los delirios.

En todo el mundo, la esquizofrenia se asocia a una discapacidad considerable y afecta al desempeño educativo y laboral. Las personas con esquizofrenia tienen entre 2 y 2,5 veces más probabilidades de morir a una edad temprana que el conjunto de la población [6].

#### **1.1.1.4 Demencia**

La demencia es un síndrome –generalmente de naturaleza crónica o progresiva– caracterizado por el deterioro de la función cognitiva (es decir, la capacidad para procesar el pensamiento) más allá de lo que se considera una consecuencia del envejecimiento normal. La demencia afecta a la memoria, el pensamiento, la orientación, la comprensión, el cálculo, la capacidad de aprendizaje, el lenguaje y el juicio. La conciencia no se ve afectada. El deterioro de la función cognitiva suele ir acompañado, y en ocasiones es precedido, por el deterioro del control emocional, el comportamiento social o la motivación [7].

#### **1.1.1.5 Clasificación de los trastornos mentales**

Solé [8] indicó que existe una clasificación internacional de trastornos mentales y del comportamiento, en la cual se dividen los distintos trastornos en diez categorías que se presentan a continuación.

- Trastornos mentales orgánicos, incluidos los sintomáticos.
- Trastornos mentales y del comportamiento debidos al uso de sustancias psicotropas.
- Esquizofrenia, trastorno esquizotípico y trastornos de ideas delirantes.
- Trastornos del humor (afectivos).
- Trastornos neuróticos, secundarios a situaciones estresantes y somatomorfos.
- Trastornos del comportamiento asociados a disfunciones fisiológicas.
- Trastornos de la personalidad y del comportamiento del adulto.
- Retraso Mental.
- Trastornos del desarrollo psicológico.
- Trastornos del comportamiento y de las emociones de comienzo habitual en la infancia y adolescencia.
- Trastornos mentales sin especificación.

### **1.1.2 Enfermedades crónicas**

Las enfermedades crónicas son enfermedades de larga duración y por lo general de progresión lenta. Las enfermedades cardíacas, los infartos, el cáncer, las enfermedades respiratorias y la diabetes, son las principales causas de mortalidad en el mundo, siendo responsables del 63% de las muertes. En 2008, 36 millones de personas murieron de una enfermedad crónica, de las cuales la mitad era de sexo femenino y el 29% era de menos de 60 años de edad [9].

### **1.1.3 Redes sociales**

En sentido amplio, una red social es una estructura social formada por personas o entidades conectadas y unidas entre sí por algún tipo de relación o interés común.

En matemáticas y ciencias de la computación, la teoría de grafos representa las redes sociales mediante nodos conectados por aristas, donde los nodos serían los individuos y las aristas las relaciones que les unen [10].

#### **1.1.3.1 Twitter®**

Twitter es un servicio para que amigos, familiares y compañeros de trabajo se comuniquen y se mantengan conectados mediante el intercambio de mensajes rápidos y frecuentes. Las personas publican Tweets, que contienen fotos, videos, enlaces y texto. Estos mensajes se publican en su perfil, se envían a sus seguidores y también es posible buscarlos en Twitter® [11].

#### **1.1.3.2 Reddit®**

Reddit® es una fuente de novedades populares en la web. Los usuarios proporcionan todo el contenido y deciden, mediante votación, qué es bueno y qué es malo. Los enlaces que reciben la aprobación de la comunidad ascienden al número uno, por lo que la página principal está constantemente en movimiento y llena de enlaces nuevos [12].

### **1.1.4 Inteligencia artificial**

Es difícil el tener una definición aceptada unánimemente de lo que es la inteligencia artificial, pero en la Enciclopedia de la Inteligencia Artificial [13] la definen como un campo de la ciencia y la ingeniería que se ocupa de la comprensión, desde el punto de vista informático, de lo que denomina comúnmente comportamiento inteligente. También se ocupa de la creación de artefactos que exhiben este comportamiento.

#### **1.1.4.1 Procesamiento del Lenguaje Natural**

García [14] define el Procesamiento del Lenguaje Natural como una rama de la Inteligencia Artificial que se ocupa de las capacidades de comunicación de las computadoras con los humanos utilizando su propio lenguaje. Es un área cuyas aplicaciones son múltiples y variadas, como la traducción automática o el reconocimiento y comprensión del lenguaje humano, entre otros.

#### **1.1.4.2 Aprendizaje Automático**

Es un método de análisis de datos que automatiza la construcción de modelos analíticos. Es una rama de la inteligencia artificial basada en la idea de que los sistemas logran aprender de los datos, identificar patrones y tomar decisiones con una mínima intervención humana [15].

##### **1.1.4.2.1 Aprendizaje supervisado**

Lahoz [16] menciona que si existe un elemento supervisor presente durante el aprendizaje entonces se dice que el aprendizaje es supervisado. El aprendizaje supervisado se caracteriza porque la regla de aprendizaje incorpora un agente externo o supervisor que evalúa a la red neuronal enseñándole cómo corregiría su comportamiento dinámico durante el aprendizaje.

##### **1.1.4.2.2 Aprendizaje no supervisado**

El aprendizaje no supervisado se basa en la auto-organización de la información contenida en los datos, y, por tanto, en los vectores de entrada, detectando en la red neuronal sus propiedades colectivas, hecho que es reflejado con posterioridad en la salida generada por la red. Esta clase de aprendizaje se inspira en la capacidad del cerebro humano de aprender sin necesidad de que un sujeto esté presente dirigiendo el aprendizaje [10].

#### **1.1.4.3 Análisis de sentimientos**

El análisis de sentimientos o minería de opiniones son una serie de aplicaciones de técnicas del procesamiento del lenguaje natural, lingüística computacional y minería de textos, que tienen como objetivo la extracción de información subjetiva a partir de contenidos generados por los usuarios, como lo son comentarios en blogs, o revisiones de productos [17].

##### **1.1.4.3.1 Cálculo de polaridad**

El cálculo de polaridad trata de determinar la actitud de un interlocutor o usuario con respecto a algún tema o la polaridad contextual general de un documento. Es posible que la actitud sea su

juicio o evaluación, el estado emocional del autor, o el efecto emocional que el autor intenta transmitir.

#### 1.1.4.3.2 Entidades nombradas

Una entidad nombrada es una palabra o secuencias de palabras que se identifican como nombre de persona, organización, lugar, fecha, tiempo, porcentaje o cantidad.

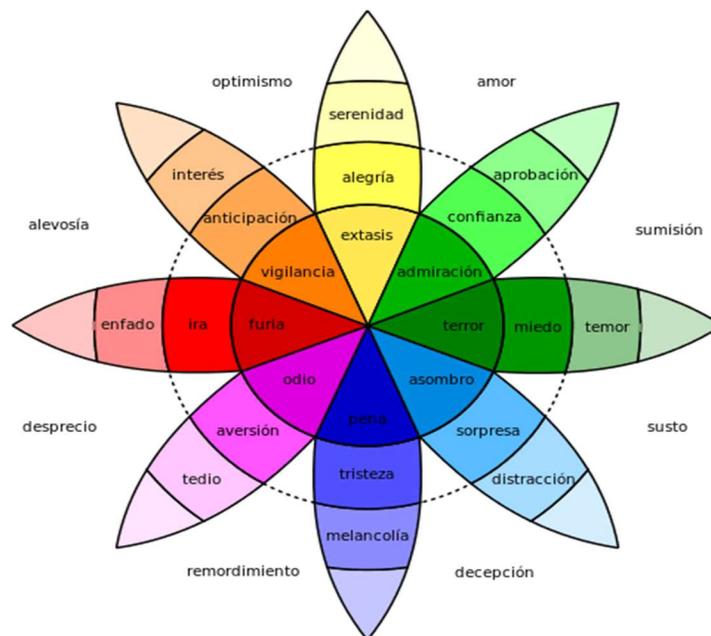
#### 1.1.4.3.3 Detección de emociones

Es un campo de la minería de opiniones que por medio del análisis de textos, audios o videos intenta determinar las emociones que se presentan, por lo general devuelve las emociones encontradas con un rango numérico que va desde el 0 para la emoción con menos presencia, hasta el 1 para la emoción de mayor presencia.

#### 1.1.5 Rueda de las emociones

Plutchik en su trabajo [18] diagramo una rueda de ocho emociones principales: alegría, confianza, miedo, sorpresa, tristeza, asombro, ira y anticipación, y las posibles combinaciones entre estas, como se observa en la figura 1.1 a continuación.

*Figura 1.1 Rueda de las emociones de Plutchik.*



## **1.2 Situación tecnológica, económica y operativa de la empresa**

El Instituto Tecnológico de Orizaba es un establecimiento público que depende de la Secretaría de Educación Pública SEP y pertenece al Tecnológico Nacional de México. Se encuentra ubicado en Oriente 9, Colonia Emiliano Zapata, en la ciudad de Orizaba, Veracruz. Esta institución ofrece carreras de licenciatura, maestría y doctorado. En el área de maestrías ofrece las carreras de Maestría en Ingeniería Electrónica, Maestría en Ingeniería Industrial, Maestría en Ciencias en Ingeniería Química, Maestría en Ingeniería Administrativa y la Maestría en Sistemas Computacionales. Asimismo, ofrece un Doctorado en Ciencias de la Ingeniería.

## **1.3 Planteamiento del problema**

Los trastornos mentales se caracterizan por una combinación de alteraciones del pensamiento, la percepción, las emociones, la conducta y las relaciones con los demás. Se estima que en México el 30% de la población de entre 18 y 65 años ha sufrido, al menos una vez, una enfermedad o un trastorno mental.

Además, el estudio presentado por William et al. [19] en *Quality of Life Research* 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.

Los trastornos mentales son altamente estigmatizados. El estigma no solo contribuye significativamente al sufrimiento de las personas con trastornos mentales, sino que provoca que las personas afectadas eviten la búsqueda de ayuda profesional. Esto da como resultado una población motivada para ocultar o disfrazar sus síntomas de trastornos mentales.

Con el paso del tiempo, el uso de redes sociales por parte de los usuarios para hablar sobre enfermedades o trastornos que estén sufriendo se ha vuelto más común, es por eso que en la literatura existen investigaciones que buscan el uso de las plataformas sociales para detectar trastornos mentales, centrándose hasta ahora principalmente en la depresión.

Aprovechando lo mencionado anteriormente, en este trabajo se propone la creación de un conjunto de mecanismos que extraigan conocimiento directamente de los medios sociales, y por medio de técnicas de aprendizaje automático se realice la detección de trastornos mentales de los usuarios de las redes sociales.

## **1.4 Objetivo general y específicos**

### **1.4.1 Objetivo general**

Desarrollar un conjunto de mecanismos para la extracción de conocimiento en medios sociales para la identificación y detección de trastornos mentales mediante técnicas de aprendizaje automático.

### **1.4.2 Objetivos específicos**

- Estudiar y analizar el estado del arte de los trabajos relacionados a la detección de trastornos mentales en redes sociales.
- Identificar las tecnologías de información para la extracción de conocimiento en redes sociales.
- Analizar diversas técnicas de clasificación de aprendizaje automático para la identificación de trastornos mentales.
- Diseñar mecanismos para la extracción de conocimiento en redes sociales para identificar trastornos mentales.
- Desarrollar el módulo de extracción de conocimiento en medios sociales para la detección de trastornos mentales.
- Evaluar el rendimiento y eficacia del módulo de extracción de conocimiento mediante un caso de estudio como prueba de concepto.

## **1.5 Justificación**

Como se mencionó anteriormente, las personas que sufren de algún trastorno mental, se encuentran altamente estigmatizadas y por lo general no buscan ayuda profesional. En lugar de ello, en tiempos recientes han optado por hacer comentarios relacionados con las enfermedades o trastornos que sufren a través de redes sociales.

Según el CONAMED (*National Medical Arbitration Commission*, Comisión Nacional de Arbitraje Médico) [20] la salud mental tiene una gran interacción con padecimientos físicos y puede llegar a ser un factor determinante en materia económica, social, familiar y política. Además de que los trastornos mentales son una importante causa de pérdida de años de vida saludable, por lo que se consideran un problema de salud transcendental.

Por lo tanto, en nuestra sociedad hace falta abordar este tipo de problemas de salud desde una perspectiva computacional y tecnológica, que sirva como soporte para el personal médico y expertos de la salud. Existen investigaciones existentes en la literatura demuestran que la inteligencia artificial, y más específicamente, las técnicas de aprendizaje automático para la clasificación de textos, obtienen resultados satisfactorios, y se encuentran en vías de desarrollo para seguir mejorando su rendimiento.

Por estos motivos, en esta tesis se busca desarrollar un módulo que extraiga información de las publicaciones de usuarios directamente de los medios sociales, y con la utilización de técnicas de aprendizaje automático, sea capaz de realizar la detección de trastornos mentales, por medio de técnicas que se consideran novedosas para el pronóstico de los trastornos mentales, como el modelo computacional para el pronóstico de la depresión.

## Capítulo 2. Estado de la práctica

Existen diversas investigaciones en las que se abordan distintas técnicas, métodos o características para la identificación de trastornos mentales, generalmente por medio del texto de las publicaciones de usuarios en redes sociales, dichas investigaciones tienen una relación con el tema propuesto. Para conocer dichos trabajos, se eligió una serie de investigaciones relacionadas, que se describen a continuación. Posteriormente, se realizó un análisis comparativo de las mismas, que se sintetizó por medio de una tabla. Por último, se concluyó con una explicación de las diferencias entre el trabajo relacionado existente y el tema propuesto.

### 2.1 Trabajos relacionados

En [21] los autores establecieron que, los modelos computacionales basados en el lenguaje, que buscan la identificación de los individuos que padecen esquizofrenia sin un diagnóstico médico confirmado, mediante el escaneo de *feeds* de Twitter® lograron más del 80% y 90% de precisión en la identificación correcta de usuarios con esquizofrenia auto informada. Sin embargo, el problema de dichos modelos es confirmar la autenticidad de las revelaciones en línea, además, las investigaciones previas demostraron que las palabras detectadas como “psicosis”, o, “esquizofrenia”, a menudo se usan en línea de manera inapropiada y representan una limitación para los modelos mencionados. En busca de obtener identificaciones precisas, se propuso un enfoque humano-máquina asociado, en el que el análisis lingüístico del contenido compartido en las redes sociales se combine con evaluaciones clínicas, para determinar así la utilidad de las redes sociales como una herramienta de diagnóstico viable para identificar a las personas con esquizofrenia. Se utilizó el rastreador de Twitter® basado en web, llamado *GetOldTweetsAPI*, para la extracción de la información. Asimismo, se determinó utilizar técnicas de aprendizaje automático para construir el clasificador. El modelo fue entrenado con varios algoritmos, incluido *Naive Bayes*, *Random Forest*, entre otros. Para probar los modelos para predecir datos nuevos e invisibles, se pasó una muestra de 100 usuarios a través del clasificador, como resultado, las medidas de precisión, recuperación y precisión fueron 0.27, 0.77 y 0.59, respectivamente. Se estableció, entonces, que los recursos en línea existentes son capaces de detectar cambios asociados con enfermedades mentales y ofrecen la posibilidad de identificación objetiva.

Min Yen-Wu et al. [22] propusieron un enfoque automático de detección de depresión, denominado detección de depresión basada en aprendizaje profundo con fuentes de datos heterogéneas (D3-HDS), para predecir la etiqueta de depresión de un individuo mediante el análisis de su entorno de vida, comportamiento y el contenido publicado en las redes sociales. Lo anterior con el objetivo de detectar y prevenir de forma temprana la depresión, ya que dicho trastorno, según la

Organización Mundial de la Salud (OMS), se generalizará en los próximos 20 años, y afecta seriamente la salud general de las personas, lo que lo convierte en un tema importante. El método propuesto emplea redes neuronales recurrentes para calcular la representación de mensajes de cada individuo. Las representaciones se combinan con otras características basadas en contenido, comportamiento y entorno de vida para predecir la etiqueta de depresión del individuo con Redes Neuronales Profundas. Después de la realización de pruebas con el método propuesto, se concluyó que, este enfoque supera a otras líneas de base, y brinda resultados satisfactorios en las tareas de clasificación de personas que padecen depresión.

Las investigaciones realizadas hasta el momento, tratan la influencia de los trastornos mentales, en el comportamiento de los usuarios de las redes sociales, pero generalmente se centran en los mensajes escritos en inglés. Teniendo en cuenta lo anterior, además de que países de habla hispana, como España y México se encuentran dentro de los 10 países con más usuarios activos en Twitter® en el mundo, la investigación en [23] se centró en el estudio de expresión de depresión en Tweets en el idioma español, y, se propuso el objetivo de identificar las características lingüísticas de los mismos y los patrones de comportamiento de los usuarios de Twitter® que sugerirían signos de depresión. Para la creación de los conjuntos de datos del estudio, se utilizó el API (*Application Programming Interface*, Interfaz de Programación de Aplicaciones) de Twitter®, y se establecieron tres conjuntos de datos; 1) el conjunto de datos de usuarios depresivos, 2) el conjunto de datos de control y, 3) el conjunto de datos de Tweets depresivos. Para la comparación de los conjuntos de datos se utilizaron un tokenizador de Twitter® y una herramienta de procesamiento de lenguaje natural, y para los análisis estadísticos SPSS Estadísticas. Como resultado se concluyó que varias características conductuales y lingüísticas de los tweets en español sirven como una herramienta complementaria para detectar señales de depresión de sus autores, extendiendo los hallazgos previos obtenidos por estudios realizados de tweets en inglés.

En [24] se mencionó que, aproximadamente un millón de personas sufren depresión en Taiwán, y, casi uno de cada cuatro estudiantes en ese país sufren este trastorno y requieren asistencia profesional. Los autores sostuvieron que, la depresión está expresada en los lenguajes nativos de los usuarios, por lo que propusieron un modelo de tendencia depresiva basado en palabras clave para detectar indicios de depresión en artículos chinos publicados en una importante plataforma de redes sociales en Taiwán, PTT, que es un medio de comunicación social culturalmente específico. Además, se propusieron tres métodos de ingeniería de datos para la extracción automática de términos relacionados con una tendencia hacia la depresión. Para la creación de léxicos relacionados con la depresión se utilizaron técnicas de procesamiento de lenguaje natural y extracción de emociones. Se

utilizó un API para almacenar los datos de PTT en bases de datos, y Python® para el preprocesamiento de los datos. La tendencia hacia la depresión se definió basándose en DSM-5 (*Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders*, Manual Diagnóstico y Estadístico de los Trastornos Mentales), que es un clasificador estándar de trastornos mentales utilizado en Estados Unidos. Como conclusión, se cumplió el objetivo principal del estudio, que fue establecer un léxico de depresión utilizando técnicas de análisis de datos, dicho léxico da apoyo a la toma de decisiones al detectar indicios de depresión en las publicaciones en las redes sociales.

J. Wolohan et al. propusieron en [25] un enfoque de aprendizaje automático basado en características lingüísticas para detectar la depresión en los usuarios de Reddit® cuando no estén hablando explícitamente de depresión, como sería el caso de las personas sensibles al estigma público de dicho trastorno. Los autores mencionan que, los modelos realizados hasta el momento en las investigaciones existentes estarían sobre-ajustados a las señales relacionadas con la depresión, y, que dichos modelos tendrán un rendimiento inferior para usuarios que no hacen mención manifiesta de este trastorno en sus publicaciones. Se crearon dos conjuntos de datos, en el primero se permitieron todas las publicaciones, incluidas las que hablan explícitamente de depresión, y en el segundo se limitó a solo aquellas publicaciones que no discuten directamente sobre el trastorno. En cada conjunto de datos se realizaron dos conjuntos de análisis: un análisis léxico, utilizando LIWC (*Linguistic Inquiry and Word Count*, Consulta Lingüística y Recuento de Palabras), y una tarea de clasificación, utilizando una serie de clasificadores de *Vector Machine* entrenados en características léxicas. Como resultado de la investigación, se concluyó que las tareas de clasificación se tornan más difíciles en el conjunto de datos que no menciona explícitamente los trastornos depresivos, sin embargo, los clasificadores de aprendizaje automático son capaces de detectar rastros lingüísticos de depresión.

Con el desarrollo y utilización cada vez más recurrente de las redes sociales, las personas empezaron a compartir en ellas sus experiencias, sentimientos y desafíos con los trastornos de la salud, tales como la depresión. Estas actividades otorgaron razones a los investigadores para generar nuevas formas de detección temprana de la depresión, así como soluciones de atención médica. Los primeros estudios realizados en busca de la detección temprana de dichos trastornos se centraban en el uso de únicamente técnicas de procesamiento del lenguaje natural y enfoques de clasificación de texto. Posteriormente se comenzaron a introducir técnicas y características individuales y sus posibles combinaciones para mejorar su precisión. Teniendo en cuenta estos últimos avances, Tadesse et al. propusieron en [26] un enfoque que busca mostrar el poder predictivo de las características simples y combinadas con enfoques de clasificación propuestos para lograr un mayor rendimiento en las tareas de identificación de la depresión. Como resultado de la investigación, se identificó un léxico de

palabras más común entre las cuentas de los usuarios deprimidos. Además, después de examinar el rendimiento de las combinaciones se obtuvo como máxima efectividad de las características combinadas un 91% de precisión y una puntuación F1 de 0.93 con el clasificador MLP (*Multilayer Perceptron*, Perceptron Multicapa), que es el mayor grado de rendimiento para detectar la presencia de depresión en la red social Reddit®.

En [27] se realizó una investigación que tuvo como objetivo explorar el uso del aprendizaje automático para una detección temprana de depresión utilizando WFs (*Writing Features*, Características de Escritura), de contenido de redes sociales, para mejorar los métodos de vanguardia existentes hasta el momento del estudio. Los autores propusieron dos enfoques para la detección de la depresión en una etapa temprana, utilizando datos de redes sociales. El conjunto de datos para caracterizar el comportamiento de los sujetos que sufren de dicho trastorno se creó en función de diversas características de sus escritos: difusión textual, intervalo de tiempo, lapso de tiempo, entre otros. Ambos enfoques están basados en el aprendizaje automático, llamados Singleton y Dual. El primero utiliza un clasificador *Random Forest*, con dos funciones de umbral, mientras que el segundo, utiliza dos clasificadores independientes, uno para detectar personas que sufran de depresión y el otro para identificar individuos que no estén deprimidos. La red social que se eligió para examinar la efectividad de los métodos propuestos fue Reddit®. Los resultados de la investigación arrojaron que, el enfoque dual obtuvo un mejor rendimiento, incluso en comparación con los modelos de detección más modernos al momento del estudio, mejorando su efectividad hasta en un 10%.

Trotzek et al. señalaron en [28] que las tareas de identificación de trastornos mentales, como la depresión, representan aún un reto de gran tamaño para el dominio médico y tecnológico, y para la sociedad en general, ya que, la vergüenza y autoestigmatización de dichos trastornos son razones fuertes en los afectados para no buscar ayuda psiquiátrica. Se descubrió que la cantidad de personas que buscan tratamiento para los trastornos mentales oscila entre el 29 y el 52% en Europa, el 35% en los Estados Unidos y solo el 6% en países como Nigeria o China. El destino de las personas que no son identificadas como enfermas y no buscan ningún tipo de ayuda, en el peor de los casos es fatal, el suicidio. Asimismo, se reveló que las plataformas de medios sociales son cada vez más utilizadas por los individuos afectados para conectarse con otros, compartir experiencias y apoyarse mutuamente. Con base en estos hallazgos, los autores propusieron una red neuronal convolucional basada en diferentes incorporaciones de palabras y se comparó con una clasificación basada en metadatos lingüísticos a nivel de usuario, en busca de la detección de depresión en una etapa temprana, a través de una plataforma social. Tras las pruebas realizadas, se demostró que el conjunto del enfoque logró resultados de vanguardia en la tarea de detección temprana. Se concluyó también

que, son necesarios experimentos adicionales para encontrar formas más efectivas de integrar las características de metadatos directamente en una red neuronal.

## 2.2 Análisis comparativo

A continuación, se presenta la tabla 2.1, por medio de la cual se realiza un análisis comparativo de los trabajos relacionados descritos anteriormente.

Tabla 2.1. Análisis comparativo de trabajos relacionados.

Artículo	Problema	Contribución	Tecnologías	Resultado	Estado
<b>Michael L-Birnbaum et al. [13]</b>	Uso inapropiado de palabras como “psicosis”, “esquizofrenia”, además de la dificultad de confirmar la autenticidad de las revelaciones en línea, esto representa problemas para los modelos de clasificación existentes.	Un enfoque humano-máquina asociado, en el que el análisis lingüístico del contenido compartido en las redes sociales se combine con evaluaciones clínicas.	Rastreador <i>GetOldTweetsAPI</i> , técnicas de aprendizaje automático, algoritmos como <i>Naive Bayes</i> , <i>Random Forest</i> , entre otros.	Se concluyó que los recursos en línea existentes son capaces de detectar cambios asociados con enfermedades mentales.	Finalizado.
<b>Min Yen-Wu et al. [14]</b>	Detección ineficiente de personas que padecen el trastorno de depresión, con los métodos existentes.	Enfoque automático de detección de depresión, denominado Detección de depresión basada en aprendizaje profundo con fuentes de datos heterogéneas (D3-HDS).	Redes neuronales recurrentes.	El enfoque propuesto supera a otras líneas de base, entregando resultados satisfactorios.	Finalizado.
<b>Leis et al. [15]</b>	Las investigaciones realizadas del	Investigación para identificar las	API y tokenizador de Twitter® y	Es posible utilizar las características	Finalizado.

Artículo	Problema	Contribución	Tecnologías	Resultado	Estado
	contenido publicado por usuarios de redes sociales, se limitan al estudio del contenido en idioma inglés.	características lingüísticas de los tweets en español y los patrones de comportamiento de los usuarios de Twitter® que sugerirían signos de depresión.	herramientas de procesamiento del lenguaje natural.	conductuales y lingüísticas de los tweets en español como una herramienta complementaria para detectar señales de depresión.	
<b>Hsiao-Wei Hu et al. [16]</b>	Falta de investigaciones para la detección de trastornos mentales enfocadas a distintos lenguajes nativos de los usuarios de redes sociales.	Un modelo de tendencia depresiva basado en palabras clave para detectar indicios de depresión en artículos chinos publicados en la red social PTT, en Taiwán.	Técnicas de procesamiento de lenguaje natural y extracción de emociones, API para el almacenamiento de datos y Python para su preprocesamiento.	Se cumplió con el objetivo de establecer un léxico de depresión utilizando técnicas de análisis de datos. El procedimiento basado en DSM-5 con filtrado manual resultó en la más alta precisión (0.74).	Finalizado.
<b>Wolohan et al. [17]</b>	Los modelos realizados hasta el momento en las investigaciones existentes estarían sobre-ajustados a las señales relacionadas con la depresión, y tener un rendimiento inferior para usuarios que no hacen mención	Enfoque de aprendizaje automático basado en características lingüísticas para detectar la depresión en los usuarios it cuando no estén hablando explícitamente de depresión.	Técnicas de aprendizaje automático, LIWC y clasificadores de <i>Vector Machine</i> .	Las tareas de clasificación se tornan más difíciles en el conjunto de datos que no menciona explícitamente los trastornos depresivos, sin embargo, los clasificadores de aprendizaje automático son	Finalizado.

Artículo	Problema	Contribución	Tecnologías	Resultado	Estado
	manifiesta de este trastorno en sus publicaciones.			capaces de detectar rastros lingüísticos de depresión.	
<b>Tadesse et al. [18]</b>	Los modelos y enfoques propuestos hasta el momento no exploran las combinaciones de distintas características y técnicas para obtener mejores resultados de precisión.	Enfoque que busca mostrar el poder predictivo de las características simples y combinadas con enfoques de clasificación propuestos para lograr un mayor rendimiento en las tareas de identificación de la depresión.	LIWC, MLP, SVM ( <i>Support Vector Machine</i> , Máquina de Vectores de Soporte), entre otras técnicas de clasificación de textos.	El clasificador MLP alcanzó un 91% de precisión y una puntuación F1 de 0.93, logrando así el mayor grado de rendimiento para detectar la presencia de depresión en las redes sociales de Reddit®.	Finalizado.
<b>Cacheda et al. [19]</b>	Los modelos propuestos basados en aprendizaje automático utilizan técnicas con un solo clasificador que busca los resultados positivos, pero dejan de lado los resultados negativos, dando como resultados posibles falsos positivos.	Dos enfoques basados en el aprendizaje automático, llamados Singleton y Dual, para la detección de depresión en una etapa temprana, considerando WFs en sus publicaciones de redes sociales.	WFs y clasificadores <i>Random Forest</i> con dos funciones de umbral.	El enfoque dual obtuvo un rendimiento mayor a los modelos de detección más modernos al momento del estudio, con una efectividad de hasta un 10% más.	Finalizado.
<b>Trotzek et al. [20]</b>	Un muy bajo porcentaje de detección y tratamiento de	Modelos de aprendizaje automático basados en mensajes en una	Redes neuronales convolucionales basadas en diferentes	Se concluyó que un conjunto de ambos enfoques logró resultados	Finalizado.

Artículo	Problema	Contribución	Tecnologías	Resultado	Estado
	trastornos mentales como la depresión en individuos afectados, lo que conlleva a una serie de problemas de salud en dichas personas, llegando incluso al suicidio.	plataforma social, para la detección de la depresión en una etapa temprana.	incorporaciones de palabras, en comparación con una clasificación basada en metadatos lingüísticos a nivel de usuario.	de vanguardia en la tarea de detección temprana, sin embargo, son necesarios experimentos adicionales.	

Tras haber analizado minuciosamente los trabajos mencionados anteriormente, se concluyó que, las técnicas de aprendizaje automático se encuentran en pleno auge, se demostró que su utilización para la clasificación de textos obtuvo resultados satisfactorios. Además, la utilización de redes sociales para detección de trastornos mentales se convirtió en un método con resultados aceptables.

Es importante destacar que, la mayoría de los trabajos se centran en la identificación de la depresión, dejando de lado otros trastornos mentales importantes. Además, los investigadores se enfocan en realizar las pruebas y experimentos de detección de depresión sobre conjuntos de datos establecidos por ellos mismos con anticipación, lo que conlleva al sobreajuste de los modelos.

Por último, la importancia del trabajo propuesto, comparado con las investigaciones citadas, radica en que, se pretende la realización de un módulo que extraiga el conocimiento directamente de los medios sociales, y por medio de técnicas de aprendizaje automático, realice la detección de trastornos mentales.

### 2.3 Propuesta de solución

En esta sección se detallan las diferentes tecnologías propuestas para el desarrollo de esta tesis. La solución seleccionada se basa en el análisis de la combinación de las tecnologías de la información para el desarrollo del proyecto planteado.

Como API para el procesamiento del lenguaje natural, se seleccionaron el API de ParallelDots® para el análisis de sentimientos y el API de MeaningCloud® para la detección de emociones y entidades, ya que demostraron ser las APIs con resultados más acertados después de la

realización de pruebas. El *framework* para desarrollo web elegido fue Bootstrap® y para llevar a cabo la codificación se eligió el IDE de Netbeans®.

Las fuentes de datos elegidas para la extracción de la información fueron Twitter® y Reddit®, ya que la mayoría de la información que se encuentra en estos medios sociales son de carácter público.

Se decidió utilizar JQuery® que es un *framework* para Javascript®, en combinación con HTML5® y el ya mencionado *framework* Bootstrap® para la realización de las interfaces de usuario. Las gráficas de los resultados posterior al análisis del texto se realizarán por medio de la biblioteca CanvasJS®.

Por último, se decidió utilizar la metodología de desarrollo Extreme Programming® porque se adapta bastante bien a la naturaleza de la tesis, además de que es una metodología flexible y adaptable según la situación en la que se utilice.

## Capítulo 3. Aplicación de la metodología

A lo largo de este capítulo se detalla todo lo relacionado al análisis, diseño y desarrollo de esta tesis. Como primer punto, se muestra el análisis de requerimientos del módulo a desarrollar. Posteriormente, se muestra el análisis de las fuentes de datos, en el cual se exponen los diferentes foros de Reddit® y cuentas de Twitter® que manejan información relevante para el contexto trabajado. Después se presenta el análisis de las APIs del procesamiento del lenguaje natural a utilizar y la justificación del perfil de datos final.

Después se coloca la arquitectura del módulo y su flujo de trabajo, acompañada de la explicación de su funcionamiento, posteriormente se presentan los mockups diseñados para representar la distribución de los diferentes elementos de cada interfaz de usuario y posterior a esto se presenta la explicación y justificación del modelo creado para el cálculo de la depresión.

Finalmente se presenta el proceso de desarrollo y el funcionamiento del módulo, acompañado de algunas capturas de pantalla y una explicación a detalle.

### 3.1 Análisis de requerimientos

Para cumplir el propósito general del módulo, su funcionamiento se divide en requerimientos, cada uno de ellos cumple una función específica y se detallan a continuación, en la tabla 3.1

Tabla 3.1. Requerimientos del módulo

Requerimiento	Descripción
<b>Iniciar sesión/Registrarse</b>	La aplicación web permite al usuario iniciar sesión o registrarse (en caso de que no posea una cuenta) para hacer uso de la misma.
<b>Visualizar información del usuario</b>	Es posible para el usuario después de haber iniciado sesión, visualizar su información
<b>Actualizar información del usuario</b>	Posterior al inicio de sesión, la aplicación web permite al usuario actualizar sus datos.
<b>Analizar texto de los últimos 10 tweets</b>	La aplicación web permite ingresar un ID o nombre de usuario válido de Twitter®, extrae el texto de los últimos 10 tweets de ese usuario, que debe encontrarse en español o inglés, y lo analiza.
<b>Analizar texto de los últimos 100 posts o comentarios de Reddit®</b>	La aplicación permite ingresar un nombre de usuario de Reddit®, extraer la información de los últimos 100 posts y comentarios y

Requerimiento	Descripción
	de ese usuario y analiza el texto, el cual debe encontrarse en español o inglés.
<b>Obtener análisis de sentimientos</b>	Es posible identificar y obtener la polaridad sentimental que expresa el texto analizado.
<b>Obtener emociones</b>	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.
<b>Realizar reporte de análisis</b>	Posterior al análisis de un usuario de Twitter® o Reddit®, la aplicación guarda y genera un reporte, con los resultados del análisis, el nombre de usuario de la cuenta analizada y la fecha.
<b>Realizar pronóstico de depresión</b>	La aplicación web permite al usuario seleccionar uno o varios reportes de análisis realizados y con base en dichos reportes debe realizar inferencias que permitan realizar un pronóstico, en el cual se proporcione un puntaje obtenido tras el análisis, con base en dicho puntaje se clasifica al usuario analizado en un rango de posibilidad de padecer depresión y se le proporciona recomendaciones.
<b>Realizar reporte de pronóstico</b>	Posterior a la realización de un pronóstico de depresión, los resultados de este deben ser guardados en un reporte, acompañados del nombre del usuario y la fecha de realización.
<b>Consultar reportes pasados</b>	La aplicación web permite al usuario visualizar los reportes pasados, posibilitando el filtrado por fecha, nombre de usuario o por red social.
<b>Imprimir reportes pasados</b>	La aplicación web permite al usuario imprimir los reportes pasados, generándolos en formato PDF, posibilitando el filtrado por fecha, nombre de usuario o por red social.

### 3.2 Fuentes de datos seleccionados para la extracción de información

El módulo a desarrollar requiere fuentes de información que le proporcionen los datos necesarios para iniciar el proceso de pruebas sobre el análisis y extracción de sentimientos, emociones y entidades, así como la detección final de la depresión., por este motivo se eligió utilizar como fuentes de información foros públicos de Reddit® y cuentas públicas de Twitter®, ya que son un medio en el que las personas expresan sus opiniones y emociones.

Se realizó un análisis de dichas fuentes de datos, que permitió encontrar los foros y perfiles más adecuados para fungir como fuentes de información para las pruebas del módulo. La Tabla 3.2 muestra el resultado del análisis de las fuentes de información en Reddit®, en donde es posible apreciar los foros seleccionados que tienen las características para utilizarse por el módulo.

Tabla 2.2. Análisis de las fuentes de datos en Reddit®

Análisis de fuentes de datos en Reddit® al día 21 de septiembre del 2020						
	Nombre	Idioma	Tipo	Fecha de creación	Miembros	Enlace
Depresión	Depresión	Español	Foro	29/jun/2014	697	<a href="https://www.reddit.com/r/Depression/">https://www.reddit.com/r/Depression/</a>
	depression, because nobody should be alone in a dark place	Inglés	Foro	1/ene/2009	681,282	<a href="https://www.reddit.com/r/depression/">https://www.reddit.com/r/depression/</a>
	Depression Help	Inglés	Foro	26/ene/2014	58,212	<a href="https://www.reddit.com/r/depression_help/">https://www.reddit.com/r/depression_help/</a>
	Depression Regimens: Research, Discussion, and Anecdotes	Inglés	Foro	5/mar/2015	27,447	<a href="https://www.reddit.com/r/depressionregimens/">https://www.reddit.com/r/depressionregimens/</a>
An	Anxiety Disorders	Inglés	Foro	15/sep/2008	394,721	<a href="https://www.reddit.com/r/Anxiety/">https://www.reddit.com/r/Anxiety/</a>

Análisis de fuentes de datos en Reddit® al día 21 de septiembre del 2020

	Social Anxiety	Inglés	Foro	10/jul/2009	265,622	<a href="https://www.reddit.com/r/socialanxiety/">https://www.reddit.com/r/socialanxiety/</a>
	Health Anxiety	Inglés	Foro	24/nov/2012	30,075	<a href="https://www.reddit.com/r/HealthAnxiety/">https://www.reddit.com/r/HealthAnxiety/</a>
	facing anxiety with a positive outlook	Inglés	Foro	14/ago/2013	6,742	<a href="https://www.reddit.com/r/anxietysuccess/">https://www.reddit.com/r/anxietysuccess/</a>
	Anxiety Help	Inglés	Foro	8/dic/2013	63,817	<a href="https://www.reddit.com/r/Anxietyhelp/">https://www.reddit.com/r/Anxietyhelp/</a>
	Support for anxiety and depression	Inglés	Foro	26/oct/2014	28,948	<a href="https://www.reddit.com/r/AnxietyDepression/">https://www.reddit.com/r/AnxietyDepression/</a>
<b>Esquiz.</b>	schizophrenia	Inglés	Foro	25/sep/2009	35,110	<a href="https://www.reddit.com/r/schizophrenia/">https://www.reddit.com/r/schizophrenia/</a>
<b>Bipolaridad</b>	The Bipolar Meeting Point	Inglés	Foro	26/oct/2008	115,444	<a href="https://www.reddit.com/r/bipolar/">https://www.reddit.com/r/bipolar/</a>
	Bipolar Disorder 2	Inglés	Foro	30/abr/2014	22,965	<a href="https://www.reddit.com/r/bipolar2/">https://www.reddit.com/r/bipolar2/</a>
	Information about bipolar disorder and associated issues.	Inglés	Foro	4/jun/2009	49,441	<a href="https://www.reddit.com/r/BipolarReddit/">https://www.reddit.com/r/BipolarReddit/</a>
<b>Desórdenes alimenticios</b>	Connecting Food, Eating, Body and Mind	Inglés	Foro	24/feb/2012	13,883	<a href="https://www.reddit.com/r/bulimia/">https://www.reddit.com/r/bulimia/</a>
	Eating Disorders	Inglés	Foro	2/dic/2008	43,249	<a href="https://www.reddit.com/r/EatingDisorders/">https://www.reddit.com/r/EatingDisorders/</a>
	Fuck Eating Disorders	Inglés	Foro	14/nov/2014	18,024	<a href="https://www.reddit.com/r/fuckeatingdisorders/">https://www.reddit.com/r/fuckeatingdisorders/</a>
	Binge Eating Disorder, Binge Eating, Compulsive overeating, Eating Disorders	Inglés	Foro	25/sep/2014	35,442	<a href="https://www.reddit.com/r/BingeEatingDisorder/">https://www.reddit.com/r/BingeEatingDisorder/</a>

Análisis de fuentes de datos en Reddit® al día 21 de septiembre del 2020						
	Eating Disorders, Uncensored	Inglés	Foro	27/ene/2014	9,359	<a href="https://www.reddit.com/r/eating_disorders/">https://www.reddit.com/r/eating_disorders/</a>
	AnorexiaNervosa	Inglés	Foro	2/sep/2013	18,986	<a href="https://www.reddit.com/r/AnorexiaNervosa/">https://www.reddit.com/r/AnorexiaNervosa/</a>
<b>Tristeza</b>	Desahogo	Español 1	Foro	4/ago/2019	1,613	<a href="https://www.reddit.com/r/Desahogo/">https://www.reddit.com/r/Desahogo/</a>
	Sadness	Inglés	Foro	31/ago/2011	991	<a href="https://www.reddit.com/r/Sadness/">https://www.reddit.com/r/Sadness/</a>
	sad reddit: vent and share	Inglés	Foro	17/mar/2008	84,602	<a href="https://www.reddit.com/r/sad/">https://www.reddit.com/r/sad/</a>
	Forever Alone, Together!	Inglés	Foro	15/sep/2010	144,968	<a href="https://www.reddit.com/r/ForeverAlone/">https://www.reddit.com/r/ForeverAlone/</a>
<b>Salud Menta</b>	Mental Health	Inglés	Foro	12/jun/2008	191,064	<a href="https://www.reddit.com/r/mentalhealth/">https://www.reddit.com/r/mentalhealth/</a>
	Mental Health Support	Inglés	Foro	12/ene/2015	7,773	<a href="https://www.reddit.com/r/MentalHealthSupport/">https://www.reddit.com/r/MentalHealthSupport/</a>

De manera similar, la Tabla 3.3 presenta el resultado del análisis de las fuentes de información en Twitter®, en donde es posible apreciar los perfiles públicos de dicha red social que tienen las condiciones adecuadas para trabajar con el módulo.

Tabla 3.3. Análisis de las fuentes de datos en Twitter®

Análisis de fuentes de datos en Twitter® al día 21 de septiembre del 2020						
	Nombre	Idioma	Tipo	Fecha de creación	Seguidores	Enlace
<b>Depresión</b>	SuperoDepresion	Español	Cuenta	Oct/2018	6,962	<a href="https://twitter.com/superodepresion">https://twitter.com/superodepresion</a>
	Depression Quotes	Inglés	Cuenta	Dic/2012	358,445	<a href="https://twitter.com/depressingmsgs">https://twitter.com/depressingmsgs</a>
	Rethink Depression España	Español	Cuenta	Jul/2017	2,863	<a href="https://twitter.com/RethinkDepES">https://twitter.com/RethinkDepES</a>
	D of Depression	Español	Cuenta	Mar/2017	1,309	<a href="https://twitter.com/soanxious_">https://twitter.com/soanxious_</a>

Análisis de fuentes de datos en Twitter® al día 21 de septiembre del 2020						
	depression quotes	Inglés	Cuenta	Jun/2013	209,813	<a href="https://twitter.com/cuttingquote">https://twitter.com/cuttingquote</a>
	Nocturnal Depression	Español	Cuenta	Sep/2017	458	<a href="https://twitter.com/Ferlurk">https://twitter.com/Ferlurk</a>
	Depression Awareness	Inglés	Cuenta	May/2009	14,978	<a href="https://twitter.com/FamilyAware">https://twitter.com/FamilyAware</a>
	U-M Depression Center	Inglés	Cuenta	Abr/2009	6,608	<a href="https://twitter.com/DepressionCntr">https://twitter.com/DepressionCntr</a>
<b>Depresión</b>	Rethink Depression	Inglés	Cuenta	Oct/2015	76,391	<a href="https://twitter.com/RethinkDep">https://twitter.com/RethinkDep</a>
	Depression Awareness	Inglés	Cuenta	Jul/2012	67,388	<a href="https://twitter.com/stay__strong__">https://twitter.com/stay__strong__</a>
	Superar la Depresion	Español	Cuenta	Jul/2010	1,065	<a href="https://twitter.com/SalirDeLaDepre">https://twitter.com/SalirDeLaDepre</a>
	Fundación Mexicana de Lucha Contra la Depresión	Español	Cuenta	Nov/2012	1,206	<a href="https://twitter.com/SINDEPRE">https://twitter.com/SINDEPRE</a>
<b>Ansiedad</b>	Comunidad Sin Ansiedad	Español	Cuenta	Sep/2012	1,807	<a href="https://twitter.com/ComunAnsiedad">https://twitter.com/ComunAnsiedad</a>
	Superé la Ansiedad	Español	Cuenta	Feb/2012	4,691	<a href="https://twitter.com/Vencilaansiedad">https://twitter.com/Vencilaansiedad</a>
	Controla Tu Ansiedad	Español	Cuenta	Ago/2012	4,453	<a href="https://twitter.com/ViveSinAnsiedad">https://twitter.com/ViveSinAnsiedad</a>
	Ansiedad.	Español	Cuenta	Jun/2018	1,363	<a href="https://twitter.com/Ansiedad17">https://twitter.com/Ansiedad17</a>
	Anxiety UK	Inglés	Cuenta	Feb/2009	135,167	<a href="https://twitter.com/AnxietyUK">https://twitter.com/AnxietyUK</a>
	anxiety	Inglés	Cuenta	Dic/2014	1,278,539	<a href="https://twitter.com/arjmxrell">https://twitter.com/arjmxrell</a>
	AnxietyCanada	Inglés	Cuenta	Sep/2010	5,096	<a href="https://twitter.com/Anxiety_Canada">https://twitter.com/Anxiety_Canada</a>
	Anxiety United	Inglés	Cuenta	Ene/2014	34,575	<a href="https://twitter.com/AnxietyUnited">https://twitter.com/AnxietyUnited</a>
	Anxiety Space	Inglés	Cuenta	Oct/2012	2,987	<a href="https://twitter.com/TheAnxietySpace">https://twitter.com/TheAnxietySpace</a>
<b>Bipolarid</b>	Ask a Bipolar	Inglés	Cuenta	Jul/2010	3,777	<a href="https://twitter.com/AskaBipolar">https://twitter.com/AskaBipolar</a>
	Bipolar Awareness	Inglés	Cuenta	Jun/2010	2,166	<a href="https://twitter.com/Stopthestigma">https://twitter.com/Stopthestigma</a>
	Bipolar Scotland	Inglés	Cuenta	Ene/2010	3,107	<a href="https://twitter.com/BipolarScotland">https://twitter.com/BipolarScotland</a>

Análisis de fuentes de datos en Twitter® al día 21 de septiembre del 2020						
	World Bipolar Day	Inglés	Cuenta	Feb/2014	3,909	<a href="https://twitter.com/WorldBipolarDay">https://twitter.com/WorldBipolarDay</a>
	Bipolar Blogs	Inglés	Cuenta	Abr/2009	18,838	<a href="https://twitter.com/Bipolar_Blogs">https://twitter.com/Bipolar_Blogs</a>
	The Bipolar Battle (John Poehler)	Inglés	Cuenta	Abr/2017	16,807	<a href="https://twitter.com/BipolarBattle">https://twitter.com/BipolarBattle</a>
<b>Desórdenes alimenticios</b>	AnorexiaBulimiaCare	Inglés	Cuenta	May/2012	3,118	<a href="https://twitter.com/ABC_Charity">https://twitter.com/ABC_Charity</a>
	Lu	Inglés	Cuenta	Mar/2014	5,583	<a href="https://twitter.com/thiinlu">https://twitter.com/thiinlu</a>
	Debbie Williams	Inglés	Cuenta	Feb/2011	589	<a href="https://twitter.com/Beat_Bulimia">https://twitter.com/Beat_Bulimia</a>
	Center for Hope	Inglés	Cuenta	Ago/2009	2,309	<a href="https://twitter.com/CenterforHope">https://twitter.com/CenterforHope</a>
	Gorda insegura	Español	Cuenta	Jun/2017	6,586	<a href="https://twitter.com/Gordasiempr3">https://twitter.com/Gordasiempr3</a>
	nini	Español	Cuenta	Jul/2016	2,829	<a href="https://twitter.com/fatcals">https://twitter.com/fatcals</a>
	-40Kg	Español	Cuenta	Mar/2018	3,207	<a href="https://twitter.com/BingingAllNight">https://twitter.com/BingingAllNight</a>
<b>Salud Mental</b>	Salud Mental digital	Español	Cuenta	Mar/2011	58,487	<a href="https://twitter.com/eSaludMental">https://twitter.com/eSaludMental</a>
	PauSaludMental	Español	Cuenta	Feb/2017	3,990	<a href="https://twitter.com/PauSaludMental">https://twitter.com/PauSaludMental</a>
	Salud Mental México	Español	Cuenta	Oct/2013	2,061	<a href="https://twitter.com/SaludMental_Mx">https://twitter.com/SaludMental_Mx</a>
	Info en Psicología Salud Mental y Ciudadanía	Español	Cuenta	Ene/2010	12,859	<a href="https://twitter.com/info_psico">https://twitter.com/info_psico</a>
	SaludMentalAFAES	Español	Cuenta	Oct/2015	1,452	<a href="https://twitter.com/SaludMntalAFAES">https://twitter.com/SaludMntalAFAES</a>
	Hablemos de Salud Mental	Español	Cuenta	Nov/2019	1,093	<a href="https://twitter.com/HoySaludMental">https://twitter.com/HoySaludMental</a>
	Royal College of Psychiatrists	Inglés	Cuenta	Jul/2008	93,885	<a href="https://twitter.com/rcpsych">https://twitter.com/rcpsych</a>
	Mental Health Matters	Inglés	Cuenta	Mar/2013	2,506	<a href="https://twitter.com/MHM_Info">https://twitter.com/MHM_Info</a>
	Mental Health NIMH	Inglés	Cuenta	May/2009	1,169,413	<a href="https://twitter.com/NIMHgov">https://twitter.com/NIMHgov</a>

Análisis de fuentes de datos en Twitter® al día 21 de septiembre del 2020						
	OPS/OMS México	Español	Cuenta	Ago/2014	81,792	<a href="https://twitter.com/opsoms_mexico?lang=es">https://twitter.com/opsoms_mexico?lang=es</a>
	OPS/OMS	Español	Cuenta	Feb/2009	379,853	<a href="https://twitter.com/opsoms">https://twitter.com/opsoms</a>
	World Health Organization (WHO)	Inglés	Cuenta	Abr/2008	8,324,851	<a href="https://twitter.com/WHO">https://twitter.com/WHO</a>

### 3.3 Análisis de APIs para detección de entidades, emociones y análisis de sentimientos.

En busca de realizar una eficaz detección de entidades, emociones y análisis de sentimientos, se realizó un análisis amplio de diferentes APIs de procesamiento del lenguaje natural, en el cual se detallan las capacidades de cada API. A continuación, se da una breve descripción de cada una de las APIs analizadas.

ParallelDots AI API® [29] es un conjunto de APIs de Inteligencia Artificial, que tiene capacidades para la clasificación de documentos y el Procesamiento del Lenguaje Natural, enfocado a los desarrolladores de software.

IBM Watson API® [30] es un conjunto de APIs de voz, texto, video, entre otras. La API de IBM® para análisis de textos permite analizar sentimientos, emociones, palabras claves, entidades, categorías, conceptos, y sintaxis del texto.

TheySay Preceive API® [31] es un servicio independiente de la plataforma que permite a los desarrolladores acceder y combinar procesadores de análisis de texto que cubren el análisis de sentimientos, la detección de especulaciones, el etiquetado de parte del discurso, el análisis de dependencias y otros.

FreeLing® [32] es una biblioteca que proporciona funcionalidades de análisis de idiomas (análisis morfológico, detección de entidades con nombre, etiquetado de PoS, análisis, desambiguación de Word Sense, etiquetado de roles semánticos, entre otras) para una variedad de idiomas.

DeepAffects API® [33] reúne capacidades de análisis y reconocimiento de audio, texto y video. Dentro de la API de reconocimiento de texto se encuentra disponible el resumen conversacional, reconocimiento de emociones, puntuación inteligente, entre otros.

MeaningCloud API® [34] es una plataforma que ofrece distintos servicios y productos, entre los que destacan las APIs de análisis de sentimientos, categorización profunda, clasificación de textos, extracción de tópicos, entre otros

En la tabla 3.3 se muestra la tabla comparativa de las capacidades de las APIs anteriormente mencionadas.

Tabla 3.4. Comparativa de las APIs para la detección de emociones, entidades y análisis de sentimiento

<i>API / herramienta</i>	<i>Detección de entidades</i>	<i>Análisis de sentimientos</i>	<i>Detección de emociones</i>
ParallelDots AI API®	Sí Nombres (personas), grupos, lugares	Sí Negativo, neutro, positivo	Si (inglés) Enojo, felicidad, aburrimiento, miedo, tristeza, emoción
IBM Watson API®	Sí Compañías, ubicaciones, organizaciones, personas, cantidades	Sí Negativo, neutro, positivo	Sí (inglés) Alegria, ira, disgusto, tristeza, miedo
TheySay Preceive API®	Sí Personas, horas y fechas, ubicación, dinero	Sí Negativo, neutro, positivo	Sí Enfado, miedo, felicidad, gusto, vergüenza, duda, sorpresa, calma, certeza
FreeLing®	Sí Personas, ubicaciones, organizaciones, otros	No	No
DeepAffects API®	No	No	Sí Sorpresa, alegría, confianza, tristeza, miedo, enojo, disgusto
MeaningCloud API®	Sí Personas, lugares, organizaciones, otros	Sí (sin especificar cantidad) Positivo, negativo, neutro	Sí Tristeza, alegría, confianza, ira, aversión, anticipación

Como se observa en la tabla 3.3, las APIs de ParallelDots® e IBM Watson® proveen servicios para la detección de entidades, sentimientos y emociones, pero no cuentan con soporte en español para la detección de emociones. Asimismo, algunas de las APIs y herramientas analizadas solo cuentan con uno de los tres aspectos deseados, como FreeLing® y DeepAffects®, sin embargo, este no es un factor para descartarlas.

Es importante señalar que el API de MeaningCloud® cuenta con los tres aspectos que se buscan en este análisis, incluso con soporte para el idioma español, lo que la hace distinguirse como la más completa.

Cabe mencionar que el API de TheySay® se encuentra a la par que la API de MeaningCloud®, pero queda descartada por no contar con soporte para desarrolladores activo al momento de realizar esta investigación.

### 3.4 Perfil de datos final

El perfil de datos final refiere a la combinación de APIs del procesamiento del lenguaje natural que se eligieron para trabajar en esta tesis, más específicamente, el API para detección de entidades, cálculo de polaridad y detección de emociones y la justificación de el por qué se eligieron, así como una descripción de sus funcionalidades.

En la tabla 3.5, se muestra el perfil de datos final como tal, que consiste en la característica (detección de entidades, emociones o análisis de sentimientos), con qué API se eligió llevarlo a cabo y la justificación de cada elección.

Tabla 3.5. Diseño del perfil final

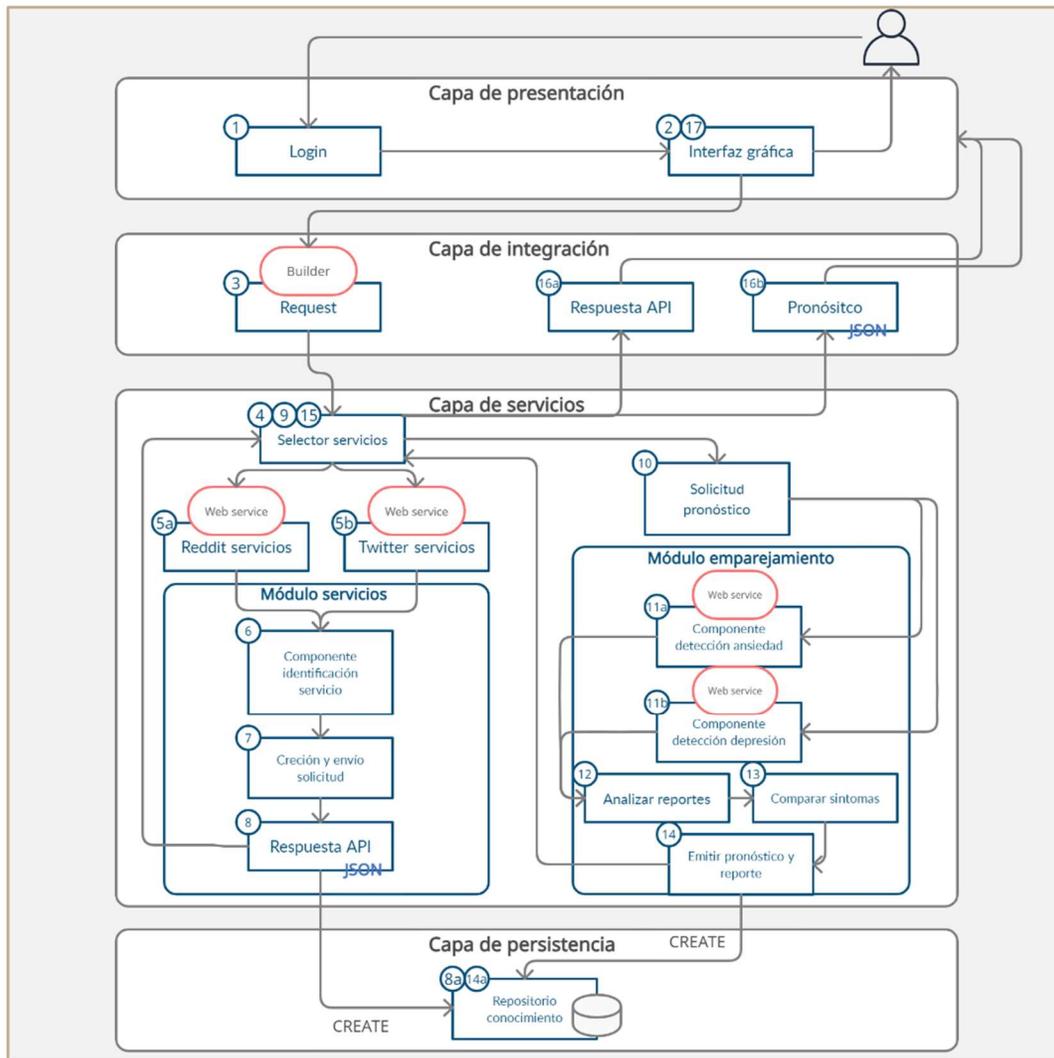
Característica	API	Justificación
Detección de Entidades	MeaningCloud API®	<p>El API de MeaningCloud® provee un servicio de extracción de tópicos bastante completo, en el que devuelve una lista de elementos bastante grande, de los cuales se toman los siguientes tópicos para el módulo, ya que son los más relevantes para el contexto: entidades, conceptos, cantidades, dinero.</p> <p>La respuesta de entidades nombradas contiene varios tipos, entre ellos nombres, apellidos, ciudades, lugares.</p> <p>Las expresiones de dinero devuelven la lista de países posibles según el tipo de moneda detectada.</p> <p>Es posible analizar el texto en idioma español e inglés.</p>

Característica	API	Justificación
Polaridad	ParallelDots® API	<p>El API de ParallelDots® detecta la polaridad de un texto en español o inglés, y la respuesta devuelve la cantidad en una escala del 0 al 1 de cada posible polaridad: neutra, positiva o negativa.</p> <p>Demostró una alta efectividad en ambos casos de prueba, acertando en el tipo de polaridad que contiene cada texto.</p>
Detección de Emociones	MeaningCloud® API	<p>MeaningCloud® permite la detección de emociones en textos en idioma español e inglés, con su API de categorización profunda.</p> <p>Las emociones encontradas por el API son devueltas junto a una escala numérica que va del 0 al 1, ordenadas de mayor a menor.</p> <p>Las emociones que es capaz de detectar son:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Tristeza</li> <li>• Alegría</li> <li>• Ira</li> <li>• Aversión</li> <li>• Confianza</li> <li>• Miedo</li> <li>• Sorpresa</li> <li>• Anticipación</li> </ul>

### 3.5 Arquitectura del módulo

A continuación, en la figura 3.1, se muestra la arquitectura del módulo, la cual contempla las funcionalidades que cumple, teniendo en cuenta los requerimientos descritos anteriormente. La arquitectura se divide en cuatro distintas capas; capa de presentación, capa de integración, capa de servicios, la cual a su vez se conforma por un módulo de servicios y un módulo de emparejamiento y finalmente la capa de persistencia. Se presenta una explicación detallada a continuación.

Figura 3.1. Arquitectura del módulo



**Capa de presentación:** el flujo del sistema empieza con el inicio de sesión y la interacción del usuario con la interfaz gráfica, en la cual es posible realizar distintas acciones como analizar una

cuenta de usuario en Twitter® o en Reddit®, visualizar reportes pasados, generar pronósticos de depresión, por mencionar algunas.

**Capa de integración:** recibe la información por parte del usuario y procesa las solicitudes que van dirigidas hacia la capa de los servicios. Esta capa es la encargada de “enlazar” a las capas de presentación y de servicios, recibiendo también las respuestas por parte de los servicios web y enviándolo de forma tangible a la capa de presentación, para que el usuario lo visualice.

**Capa de servicios:** esta capa inicia con el selector de los servicios, que es el encargado de recibir las solicitudes provenientes de la capa de integración y es el que decide hacia donde se dirige la solicitud de los dos módulos existentes.

La capa de servicios se divide en dos módulos, el módulo de servicios y el módulo de emparejamiento; el primero es el que se encarga de realizar los diferentes análisis disponibles en el conjunto de servicios web a las cuentas de Reddit® o Twitter® elegidas para analizar; el segundo es el encargado de realizar los pronósticos de depresión con base en el modelo para el pronóstico de depresión desarrollado que se explicará a detalle más adelante.

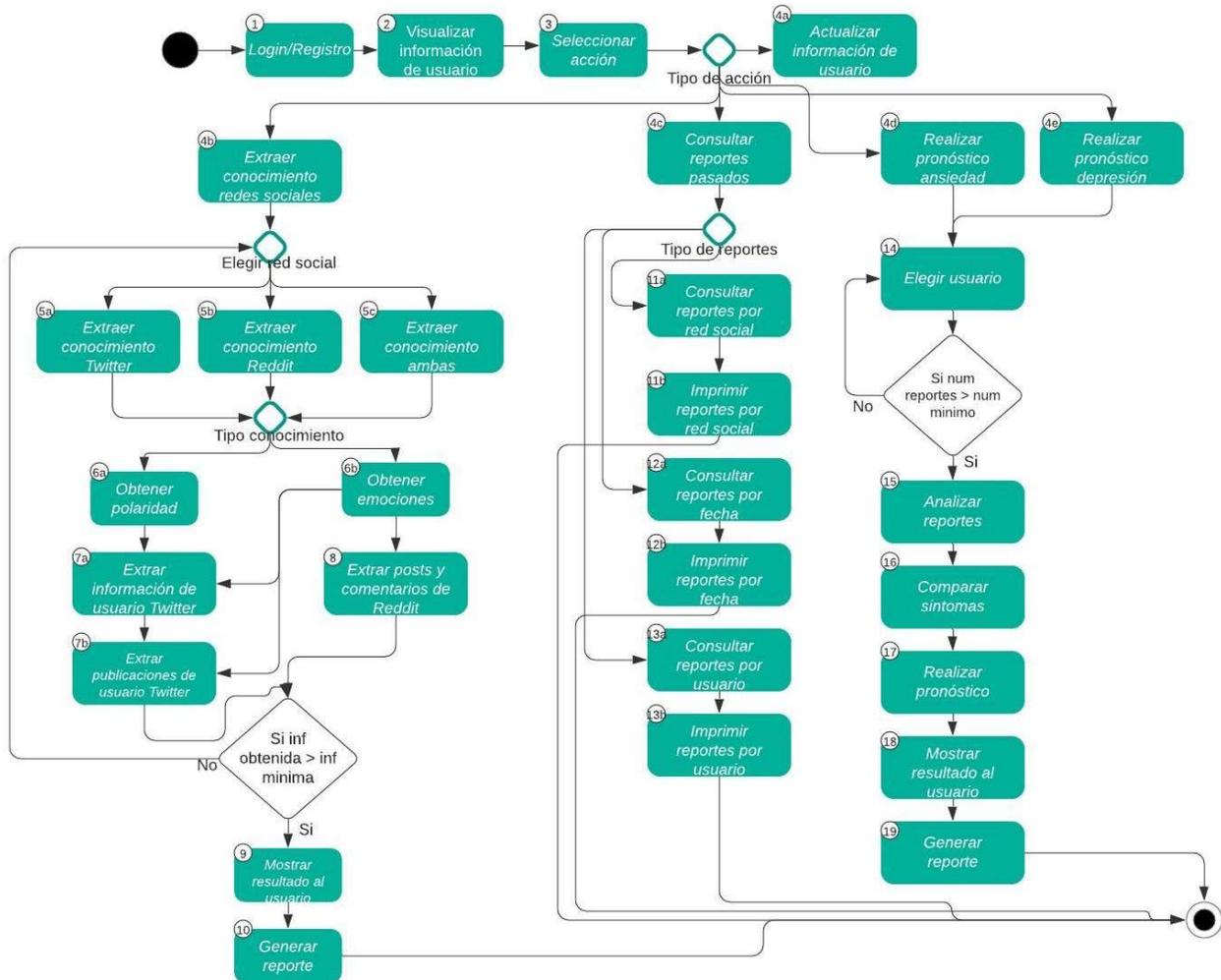
Es importante señalar que en la arquitectura del módulo también se aprecia un componente para detección de ansiedad, por lo que hay que recalcar que esta tesis forma parte a su vez de una tesis de doctorado, por lo cual hay segmentos que no son abordados en este trabajo, uno de esos segmentos que no son trabajados aquí es, precisamente, el componente para la detección de ansiedad, pero forma parte de la arquitectura general del módulo, por lo que se incluye en el diagrama.

**Capa de persistencia:** esta capa es la que se encarga de almacenar cada uno de los reportes de análisis de redes sociales o los reportes de pronósticos de depresión, y los mantiene siempre disponibles, para que sean visualizados por el usuario en cualquier momento si así lo desea.

### 3.6 Flujo de trabajo del módulo

En la figura 3.2 se observa el flujo de trabajo del módulo. El cual representa los posibles pasos que el usuario sigue dentro de la aplicación.

Figura 3.2. Flujo de trabajo del módulo



El flujo de trabajo inicia con el inicio de sesión o registro de un usuario. Una vez iniciada la sesión es posible visualizar su información personal y elegir entre una de las siguientes acciones:

**Actualizar información de usuario:** a través de esta opción es posible para el usuario actualizar su información personal como según requiera.

**Extraer conocimiento redes sociales:** en esta opción el usuario ingresa a una pantalla donde es posible para el elegir entre dos opciones más, extraer el conocimiento de Reddit® o de Twitter®.

**Extraer conocimiento Twitter®:** dentro de esta opción el usuario es capaz de extraer la información de un usuario de Twitter®, siempre y cuando sea una cuenta pública, también es posible obtener sus últimos tweets, y sobre estos análisis se realiza posteriormente la extracción de emociones.

**Extraer conocimiento Reddit®:** al igual que en Twitter®, es posible extraer información de un usuario de Reddit®, obtener sus últimas publicaciones o comentarios y finalmente con base en estos análisis se realizará la extracción de emociones.

**Consultar reportes pasados:** en esta opción el usuario es capaz de visualizar los reportes de análisis de las cuentas de Twitter® y Reddit® que generados anteriormente, con la posibilidad de filtrarlos por red social, por nombre de usuario o por fecha. Además, cuando seleccione un reporte es posible imprimirlo, generándolo en formato PDF y teniendo la posibilidad de descargarlo.

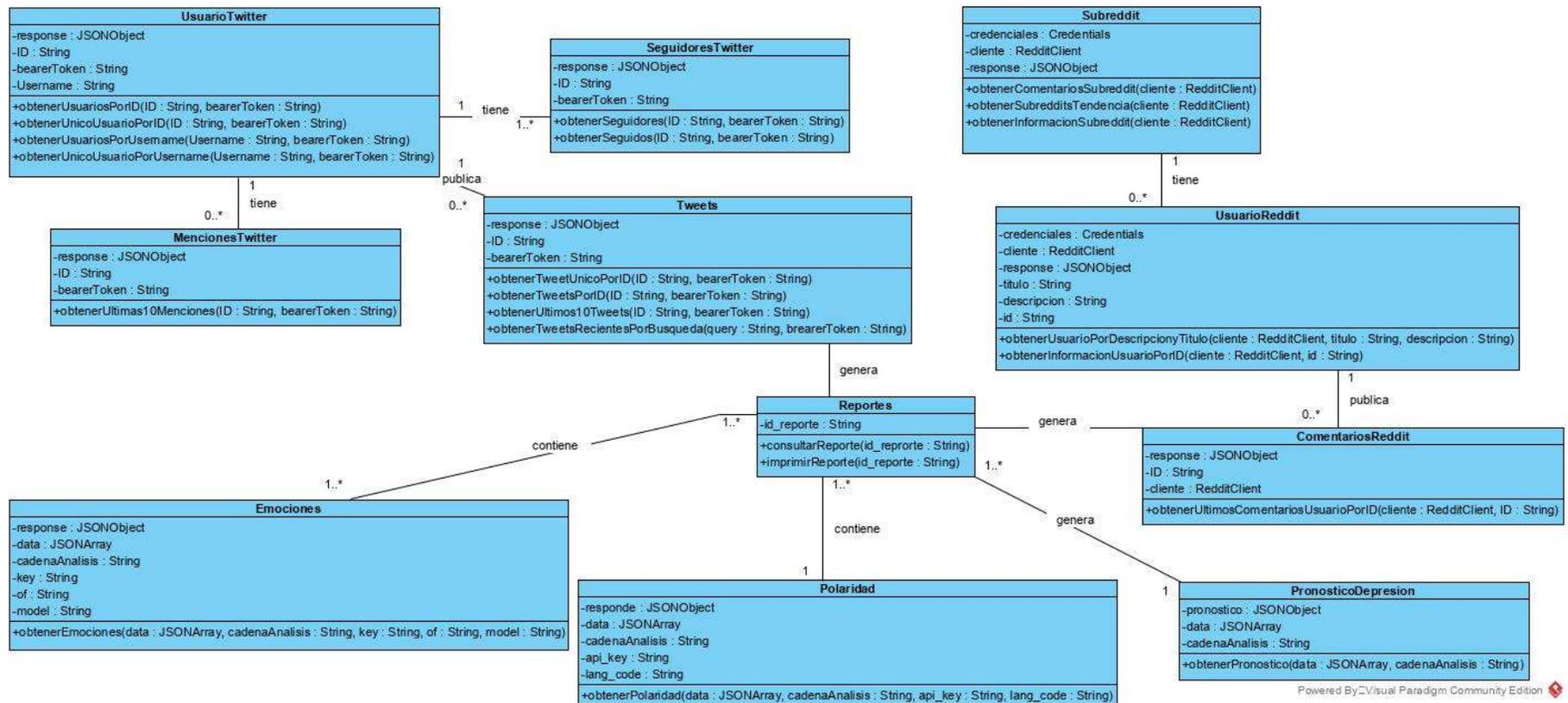
**Realizar pronóstico de depresión:** si el usuario elige la opción de generar un pronóstico, debe elegir los reportes de cuentas analizadas anteriormente de los cuales desea generar el pronóstico y por medio del modelo de pronóstico generado que es explicado a detalle más adelante, se ejecuta el mecanismo por el cual se realiza el pronóstico y esto regresa al usuario una puntuación, clasifica al usuario en un rango de posibilidad de tener depresión y devuelve finalmente recomendaciones para el usuario analizado.

Cabe destacar que para que sea posible realizar el pronóstico de depresión, deben existir un número determinado de reportes previos, para que sea un pronóstico confiable.

### 3.7 Diagrama de clases del diseño del módulo y servicios web

Como se mencionó en las dos secciones anteriores, el módulo a desarrollar utiliza servicios web para cumplir con su funcionamiento y establecer una correcta comunicación entre el módulo y la información utilizada y generada por el. Dichos servicios web y el módulo en general se diseñaron mediante un diagrama de clases que se presenta a continuación en la figura 3.3.

Figura 3.3 Diagrama de clases del módulo



Como se aprecia en la figura, en cada una de las clases del diagrama existen métodos, de los cuales la mayoría son servicios web. A continuación, en la tabla 3.6, se da la definición formal de cada uno de dichos servicios, mostrando el nombre del método, su descripción especificando cuál es su función, la entrada que recibe y la salida que devuelve.

Tabla 3.6 Definición formal de los servicios web.

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
<b>ObtenerTweetsPorID</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/tweets">https://api.twitter.com/2/tweets</a>	Devuelve la información del Tweet especificado por el ID solicitado o la lista de IDs.	IDs: String (lista separada por comas de IDs de Tweets) Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	ID: Integer (identificador único de este Tweet.) Text: String (contenido del tweet) ID_TweetPadre: Integer del ID que es padre en caso de que exista. Result_count: Integer (Número de Tweets devueltos)	<pre>{   "data": [     {       "id": "1261326399320715264",       "text": "Tune in to the @MongoDB @Twitch stream featuring our very own @suhemparack to learn about Twitter Developer Labs - starting now! https://t.co/fAWpYi3o50"     },     {       "id": "1278347468690915330",       "text": "Good news and bad news: \n\n2020 is half over"     }   ] }</pre>
<b>ObtenerTweetUnicoPorID</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b>	Devuelve la información sobre un solo Tweet	ID: Integer (identificador único necesario)	ID: Integer (identificador único de este Tweet.)	<pre>{   "data": {     "id": "1067094924124872705",</pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
<a href="https://api.twitter.com/2/tweets/:id">https://api.twitter.com/2/tweets/:id</a>	especificado por el ID solicitado.	del tweet a solicitar) Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	Text: String (contenido del tweet)	<pre> "text": "Just getting started with Twitter APIs? Find out what you need in order to build an app. Watch this video! https://t.co/Hg8nkfoizN" } } </pre>
<b>ObtenerUltimos10Tweets</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/users/:id/tweets">https://api.twitter.com/2/users/:id/tweets</a>	Devuelve Tweets compuestos por un solo usuario, especificados por el ID de usuario solicitado. De forma predeterminada, se devuelven los 10 tweets más recientes.	ID: Integer (identificador único de la cuenta de Twitter®, ID de usuario, de la que devuelve los resultados) Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	ID: Integer (identificador único de este Tweet.) Text: String (contenido del tweet) Oldest_id: Integer (El identificador del Tweet más antiguo dentro de los que devolvió la llamada. Newest_id: Integer (El identificador del Tweet más reciente de los que devolvió la llamada. Result_count: Integer (Número	<pre> {   "data": [     {       "id": "1334920270587584521",       "text": "Live now!\nJoin the first ever @Twitch stream from TwitterDev https://t.co/x33fiVIi7B"     },     {       "id": "1338923691497959425",       "text": "📺 Live now with @jessicagarson and @i_am_daniele! https://t.co/Y1AFzsTTxb"     }   ],   "meta": {     "oldest_id": "1334564488884862976",     "newest_id": "1338971066773905408",     "result_count": 10, </pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
			de tweets devueltos) ID_TweetPadre: Integer (El ID que es padre en caso de que exista).	<pre> "next_token": "7140dibdnow9c7btw3w29grvxfcgvpb9n9coehpk7xz5i " } } </pre>
<b>ObtenerÚltimas10Menciones</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/users/:id/mentions">https://api.twitter.com/2/users/:id/mentions</a>	Devuelve Tweets que mencionan a un solo usuario especificado por el ID de usuario solicitado. De forma predeterminada, se devuelven los 10 tweets más recientes.	ID: Integer (identificador único del usuario de quien se buscan los Tweets que lo mencionen) Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	ID: Integer (identificador único de este Tweet.) Text: String (contenido del tweet) Oldest_id: Integer (El identificador del Tweet más antiguo dentro de los que devolvió la llamada. Newest_id: Integer (El identificador del Tweet más reciente de los que devolvió la llamada. Result_count: Integer (Número	<pre> {   "data": [     {       "id": "1338973983312637955",       "text": "I hope you enjoy your ENORMOUS grand prize @happycamper !! https://t.co/KV48MENmBw https://t.co/oQg4MWW13a"     },     {       "id": "1338968785521418242",       "text": "@happycamper @zeemacphee @happycamper i'm so impressed!"     }   ],   "meta": {     "oldest_id": "1336004278725513223",     "newest_id": "1338980844036349953", </pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
			de meciones devueltas) ID_TweetPadre: Integer (El ID que es padre en caso de que exista).	<pre> "result_count": 2, "next_token": "7140dibdnow9c7btw3w29kzu0unnfqs1lzcdi6s0 vvj8z" } } </pre>
<b>ObtenerUsuariosPorID</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/users">https://api.twitter.com/2/users</a>	Devuelve información sobre uno o más usuarios especificados por los IDs solicitados.	IDs: String (una lista separada por comas de IDs de usuarios. Se permiten hasta 100 en una sola solicitud) Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	ID: Integer (identificador único de este usuario) Name: String (el nombre descriptivo de este usuario) Username: String (El identificador de Twitter® de este usuario) Result_count: Integer (Número de Usuarios devueltos)	<pre> {   "data": [     {       "id": "2244994945",       "username": "TwitterDev",       "name": "Twitter Dev"     },     {       "id": "783214",       "username": "Twitter",       "name": "Twitter"     }   ] } </pre>
<b>ObtenerUnicoUsuarioPorID</b>	Devuelve información sobre un solo usuario especificado por el ID solicitado.	ID: Integer (el ID del usuario que se busca)	ID: Integer (identificador único de este usuario)	<pre> {   "data": {     "id": "2244994945", </pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
<b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/users/:id">https://api.twitter.com/2/users/:id</a>		Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	Name: String (el nombre descriptivo de este usuario) Username: String (El identificador de Twitter® de este usuario)	<pre> "name": "Twitter Dev", "username": "TwitterDev" } } </pre>
<b>ObtenerUsuariosPorUsername</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/users/by">https://api.twitter.com/2/users/by</a>	Devuelve información sobre uno o más usuarios especificada por sus nombres de usuario.	Usernames: String (una lista separada por comas de nombres de usuario de Twitter® (identificadores)). Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	ID: Integer (identificador único de este usuario) Name: String (el nombre descriptivo de este usuario) Username: String (El identificador de Twitter® de este usuario) Result_count Integer (Número de Usuarios devueltos)	<pre> {   "data": [     {       "id": "2244994945",       "username": "TwitterDev",       "name": "Twitter Dev"     },     {       "id": "783214",       "username": "Twitter",       "name": "Twitter"     }   ] } </pre>
<b>ObtenerUnicoUsuarioPorUsername</b>	Devuelve información sobre un usuario	Username: String (el nombre de	ID: Integer (identificador	<pre> {   "data": { </pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
<b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/users/by/username/:username">https://api.twitter.com/2/users/by/username/:username</a>	especificado por su nombre de usuario.	usuario de Twitter® (identificador del usuario) Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	único de este usuario) Name: String (el nombre descriptivo de este usuario) Username: String (El identificador de Twitter® de este usuario)	<pre> {id": "2244994945", "name": "Twitter Dev", "username": "TwitterDev" } } </pre>
<b>ObtenerSeguidos</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/users/:id/following">https://api.twitter.com/2/users/:id/following</a>	Devuelve una lista de usuarios que sigue el usuario del ID especificado.	ID: Integer (el ID de usuario cuyos seguidos le gustaría recuperar) Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	ID: Integer (identificador único de este usuario) Name: String (el nombre descriptivo de este usuario) Username: String (El identificador de Twitter® de este usuario) Result_count: Integer (Número de usuarios seguidos devueltos)	<pre> {   "data": [     {       "id": "6253282",       "name": "Twitter API",       "username": "TwitterAPI"     },     {       "id": "1526228120",       "name": "Twitter Data",       "username": "TwitterData"     }   ],   "meta": {     "result_count": 2,     "next_token": "DFEDBNRFT3MHCZZZ"   } } </pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
				} }
<b>ObtenerSeguidores</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/users/:id/following">https://api.twitter.com/2/users/:id/following</a>	Devuelve una lista de usuarios que siguen al usuario del ID especificado.	ID: Integer (el ID de usuario cuyos seguidores le gustaría recuperar) Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	ID: Integer (identificador único de este usuario) Name: String (el nombre descriptivo de este usuario) Username: String (El identificador de Twitter® de este usuario) Result_count: Integer (Número de usuarios devueltos que sigue el usuario especificado.)	<pre>{   "data": [     {       "id": "6253282",       "name": "Twitter API",       "username": "TwitterAPI"     },     {       "id": "1526228120",       "name": "Twitter Data",       "username": "TwitterData"     }   ],   "meta": {     "result_count": 10,     "next_token": "DFEDBNRFT3MHCZZZ"   } }</pre>
<b>ObtenerTweetsRecientes</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="https://api.twitter.com/2/tweets/search/recent">https://api.twitter.com/2/tweets/search/recent</a>	Devuelve Tweets de los últimos siete días que coincidan con una consulta de búsqueda.	Query: String (una regla para los Tweets coincidentes. Si está utilizando un Proyecto	ID: Integer (identificador único de este Tweet.)	<pre>{   "data": [     {       "id": "1279990139888918528",</pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
		estándar en el nivel de acceso Básico, es posible utilizar el conjunto básico de operadores y realizar consultas de hasta 512 caracteres) Bearer Token: String (cadena de texto provista al desarrollador)	Text: String (contenido del tweet) ID_TweetPadre: Integer del ID que es padre en caso de que exista. Oldest_id: Integer (El identificador del Tweet más antiguo dentro de los que devolvió la llamada. Newest_id: Integer (El identificador del Tweet más reciente de los que devolvió la llamada. Result_count: Integer (Número de tweets devueltos)	<pre>       "text": "Python now online for you !!\n\nWith the advent and acceptance of AI, Robotics, Python has become an inevitable factor in software development industry and most looked out skill both Nationally and Internationally. \n\nCoupon code: GVUP9\nCall: 9482303905/9482163905 https://t.co/ZFXCDJedAh"     },   {     "id": "1279990063888076800",     "text": "RT @mohitnihalani7: LINK IN BIO.....\n\n#programming #coding #programmer #developer #python #code #technology #coder #javascript #java #comp..."   } ], "meta": {   "newest_id": "1279990139888918528",   "oldest_id": "1279990063888076800",   "result_count": 2,   "next_token": "b26v89c19zqg8o3fo7gghep0wmpt92c0wn0jiqwt c7tdp" </pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
				} }
<b>ObtenerPolaridad</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="http://apis.paralldots.com/v4/sentiment">http://apis.paralldots.com/v4/sentiment</a>	Devuelve la polaridad tras analizar el texto enviado de uno o más reportes.	Data: <i>JSONArray</i> (contiene los resultados de los reportes a analizar) CadenaAnálisis: String (texto aislado de los reportes que se envía al API) Api_key: String (cadena de texto con la que se autentican las solicitudes) Lang_code: String (código del idioma en que se encuentra el texto a analizar).	Sentiment: Arreglo que contiene las cantidades de la polaridad encontrada. Negative: Integer (expresada en una escala del 0 al 1 para indicar la cantidad encontrada). Neutral: Integer (expresada en una escala del 0 al 1 para indicar la cantidad encontrada). Positive: Integer (expresada en una escala del 0 al 1 para indicar la cantidad encontrada).	<pre>{   "sentiment": {     "negative": 0.068,     "neutral": 0.46,     "positive": 0.472   } }</pre>
<b>ObtenerEmociones</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b>	Devuelve las emociones encontradas tras analizar el texto de uno o más reportes.	Data: <i>JSONArray</i> (contiene los resultados de los	Code: String (Nombre de la emoción encontrada)	<pre>category_list: [{   code: "sadness",   label: "tristeza",   abs_relevance: "9",</pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
<a href="http://api.meaningcloud.com/deepcategorization-1.0">http://api.meaningcloud.com/deepcategorization-1.0</a>		<p>reportes a analizar)</p> <p>CadenaAnalysis: String (texto aislado de los reportes que se envía al API)</p> <p>Key: String (cadena de texto que otorga el API para autenticar las solicitudes).</p> <p>Of: String (formato esperado de respuesta).</p> <p>Model: String (código del idioma en que se encuentra el texto a analizar)</p>	<p>Label: String (nombre de la emoción encontrada en español)</p> <p>Abs_relevance: Integer (relevancia absoluta de la emoción encontrada con respecto a las demás).</p> <p>Relevance: Integer (relevancia total de la emoción encontrada).</p>	<pre>relevance: "100"}, {   code: "joy",   label: "alegría",   abs_relevance: "8",   relevance: "89" } ]}</pre>
<p><b>obtenerUsuarioPorDescripcion</b></p> <p><b>Endpoint del API que utiliza:</b>  <a href="http://www.reddit.com/dev/user/username/about">www.reddit.com/dev/user/username/about</a></p>	Devuelve información del usuario que coincide con la descripción o título enviado	<p>Credenciales: tipo de dato Credentials (se utiliza para autenticar al usuario)</p> <p>Cliente: tipo de dato</p>	<p>Response: <i>JSONArray</i> (contiene elementos como el nombre del usuario, tipo de cuenta, detalles de los subreddits del</p>	No otorgan vista previa de las salidas en su documentación.

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
		Reddit_Client (se utiliza para autenticar la solicitud) Titulo: String (título del usuario que se busca que coincida) Descripción: String (descripción de la cuenta del usuario que se busca hacer coincidir).	usuario, entre otros).	
<b>ObtenerInformacionUsuarioPorID</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="http://www.reddit.com/dev/api/user_data_by_account_ids">www.reddit.com/dev/api/user_data_by_account_ids</a>	Devuelve información de el(los) usuario(s) que coincidan con los IDs de búsqueda enviados.	Cliente: tipo de dato Reddit_Client (se utiliza para autenticar la solicitud). ID: String (lista de IDs separados por coma de los usuarios a buscar).	Response: <i>JSONArray</i> (contiene elementos como el nombre del usuario, tipo de cuenta, detalles de los subreddits del usuario, entre otros).	No otorgan vista previa de las salidas en su documentación.
<b>ObtenerComentariosSubreddit</b>	Devuelve los últimos comentarios del	Cliente: tipo de dato	Response: <i>JSONArray</i>	No otorgan vista previa de las salidas en su documentación.

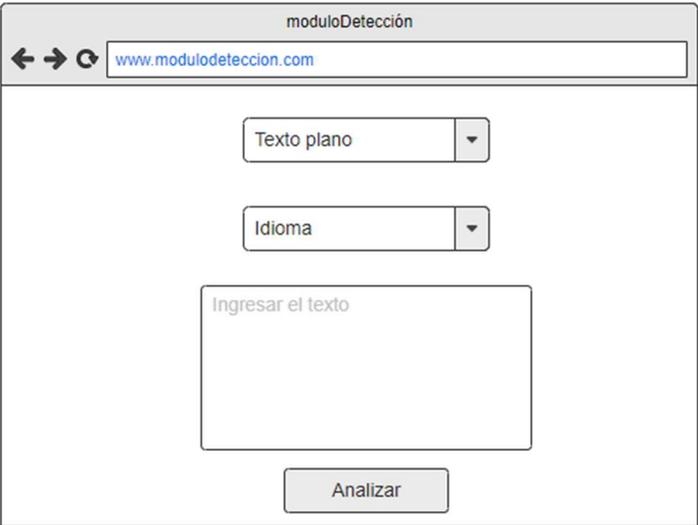
Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
<b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="http://www.reddit.com/dev/subreddits/where">www.reddit.com/dev/subreddits/where</a>	subreddit que se especifique por medio del ID.	Reddit_Client (se utiliza para autenticar la solicitud). ID: String (nombre del subreddit del cual se quieren extraer los comentarios)	(contiene elementos como título del post, nombre del autor, texto del post, entre otros).	
<b>ObtenerUltimosComentariosUsuarioPorID</b>  <b>Endpoint del API que utiliza:</b> <a href="http://www.reddit.com/dev/user/username/comments">www.reddit.com/dev/user/username/comments</a>	Devuelve los últimos comentarios del usuario que se especifique por medio del ID.	Cliente: tipo de dato Reddit_Client (se utiliza para autenticar la solicitud). ID: String (identificador del usuario del cual se quiere obtener sus comentarios)	Response: <i>JSONArray</i> (contiene elementos como el nombre del usuario, el título de cada post o comentario publicado, texto del post, entre otros).	No otorgan vista previa de las salidas en su documentación.
<b>ObtenerPronostico</b>	Devuelve el pronóstico de depresión con base en el texto de los reportes que sean enviados al servicio para ser analizado.	Data: <i>JSONArray</i> (contiene los resultados de los reportes a analizar). CadenaAnalysis: String (texto)	Análisis_exitoso: Boolean (bandera booleana que indica si el pronóstico se realizó de manera exitosa).	<pre>{   "analisis_exitoso": [     true   ],   "fecha_analisis": [     "Tue May 25 12:49:57 CDT 2021"   ], }</pre>

Método	Descripción	Entrada	Salida	Ejemplo de salida devuelta por el endpoint del API
		aislado de los reportes que se envía al API)	Fecha_analisis: Date (fecha en que se realizó el análisis, en formato día de la semana, día del mes, hora y año). Pronóstico: String (Se devuelve el resultado final para el usuario en un rango de clasificación y la puntuación obtenida).	"Sin síntomas. El usuario obtuvo una puntuación de": 2 }

### 3.8 Diseño de mockups del módulo

Para mostrar de manera visual, la forma en que se representa cada parte del módulo en las interfaces de usuario, se realizaron algunos 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. Se detalla esto a continuación, en la tabla 3.7.

Tabla 3.7 Mockups del módulo

Diseño de mockups del módulo	
Mockup	Descripción
	Al elegir la opción de texto plano y el idioma (español o inglés), se despliega un cuadro de texto en el cual el usuario debe ingresar un texto con longitud mayor a 100 palabras.
	Al seleccionar la opción de texto plano y el idioma (español o inglés), se despliega botón en el cual el usuario debe dar clic, para posteriormente elegir el archivo a analizar. Los archivos que el módulo muestra por defecto son solo los que tengan la extensión txt.

## Diseño de mockups del módulo

moduloDetección

← → ↻ [www.modulodeteccion.com](http://www.modulodeteccion.com)

Archivo de texto ▾

Idioma ▾

Ingrese el URL

Analizar

Al seleccionar la opción de archivo de texto, se despliega un cuadro de texto en el que el usuario debe ingresar la URL y se despliegan los logos de Twitter® y Reddit®, de los cuales el usuario debe elegir por medio de un radio button, para indicar a cuál de los dos pertenece el URL.

moduloDetección

← → ↻ [www.modulodeteccion.com](http://www.modulodeteccion.com)

Entidades ▶

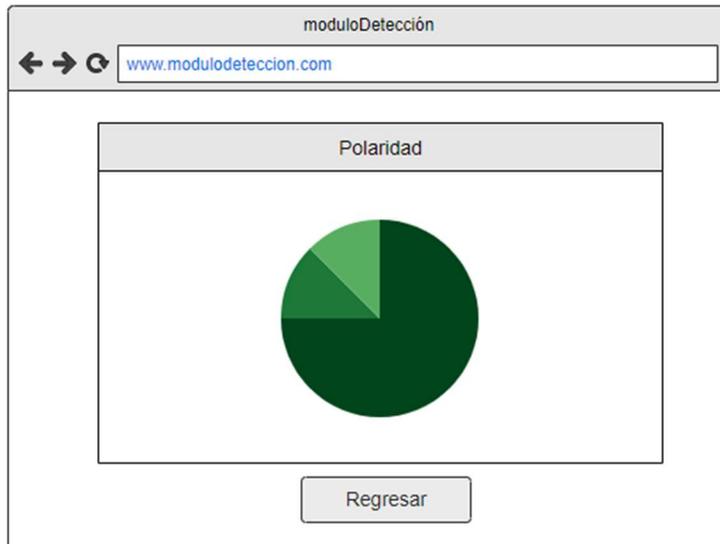
Polaridad ▶

Emociones ▶

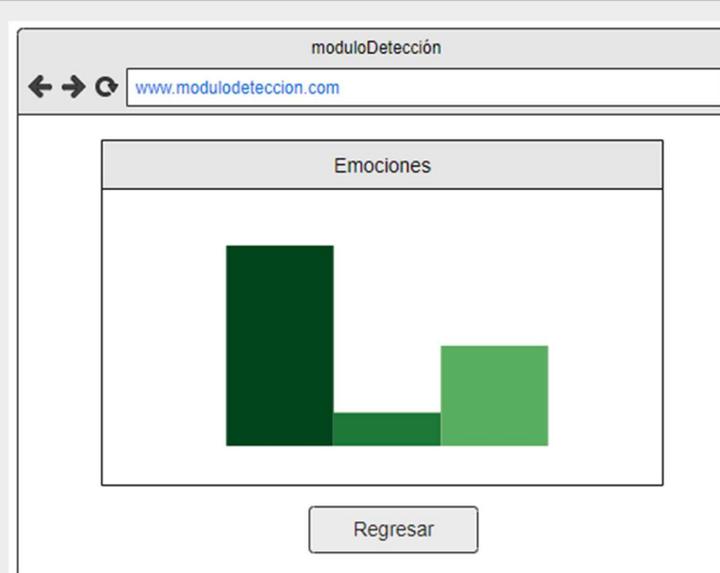
Regresar

Al dar clic en el botón analizar, la respuesta se presenta por medio de un elemento llamado acordeón, en el cual divide entidades, polaridad y emociones. El usuario debe seleccionar cada uno de ellos para ver los resultados.

## Diseño de mockups del módulo



En el momento de dar clic en la pestaña de polaridad, la aplicación web despliega el contenido de la misma, que se trata de una gráfica de pastel con la polaridad que haya encontrado del texto analizado, se divide en polaridad negativa, positiva y neutra.



Al dar clic en la pestaña de emociones, la aplicación web despliega el contenido de la misma, que es una gráfica de barras, en la que se detallan las emociones que se encontraron en el texto analizado.

### 3.9 Modelo computacional para el pronóstico de depresión

Con el objetivo de realizar un pronóstico acertado y que tuviera bases en la literatura existente relacionada a los trastornos mentales, se decidió crear un modelo computacional que fuera capaz de, por medio de fórmulas matemáticas y un conjunto de síntomas y emociones, entre otras cosas, realizar inferencias sobre si el individuo analizado tiene algún grado de depresión. Dicho modelo se explica a detalle a continuación.

Como primer paso se realizó una búsqueda dentro de la literatura, de cuáles son los síntomas que una persona presenta por lo general cuando sufre un cuadro de depresión, o incluso cuando apenas está comenzando a padecerlo. Como resultado, se tomaron los 20 síntomas que mencionan Ahmed et al. [35], que se visualizan en la figura 3.4.

Figura 3.4 Síntomas de depresión del modelo computacional

Sintoma	Valor
Pesimismo	4
Fracaso pasado	4
Pérdida de placer	4
Sentimientos de culpa	4
Sentimientos de castigo	5
Autodesprecio	5
Autocrítica	5
Pensamiento o deseo suicida	20
Llanto	4
Agitación	2
Pérdida de interés	4
Indecisión	2
Inutilidad	4
Pérdida de energía	2
Cambios en el patrón de sueño	4
Irritabilidad	5
Cambios en el apetito	2
Dificultad de concentración	3
Cansancio o fatiga	2
Tristeza	15
<b>Total</b>	<b>100</b>

Como se aprecia, aparte de contar con los 20 síntomas que una persona presenta por lo general cuando sufre depresión, cada uno de ellos tiene un valor asociado, es decir, un grupo de especialistas médicos (de los cuales se da mayor información más adelante) realizó una ponderación de los síntomas, que en sumatoria nos da un total de 100 puntos.

Es importante hacer énfasis en dos cosas importantes; 1) los síntomas que más peso tienen son los pensamientos o deseos suicidas y la tristeza, y 2) este grupo de síntomas, en conjunto con su ponderación, así como todo el modelo en general, se corroboraron y validaron por un grupo de expertos en el área como se mencionó anteriormente, en su mayoría psiquiatras y psicólogos.

Como se mencionó anteriormente, al enviar textos a las APIs del procesamiento del lenguaje natural, en especial al API para la detección de emociones, lo que nos da como resultado es, como su nombre lo indica, un conjunto de emociones encontradas en el texto analizado, por lo que surgió el reto que dio pie al siguiente paso en la construcción de este modelo computacional, que fue encontrar las equivalencias entre los 20 síntomas que se mencionaron anteriormente en la figura 3.3 y las ocho emociones que el API de MeaningCloud® nos proporciona como resultado de sus análisis, mencionadas en la tabla 3.5.

Para cumplir el objetivo de encontrar las equivalencias entre síntomas y emociones se dio inicio a la identificación de qué emociones componen a cada uno de los 20 síntomas. Para hacer posible esta conversión se tomó como base los trabajos de Plutchik [18] [36], cabe mencionar que precisamente el API de MeaningCloud® los toma también como base para la realización de 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), que se observan en la tabla 3.8.

*Tabla 3.8 Díadas primarias, secundarias y terciarias según Plutchik*

Sentimientos humanos	Emociones		Sentimientos opuestos	Emociones
<b>Optimismo</b>	Anticipación Alegría	+	<b>Desaprobación</b>	Sorpresa + Tristeza
<b>Esperanza</b>	Anticipación Confianza	+	<b>Incredulidad</b>	Sorpresa + Disgusto
<b>Ansiedad</b>	Anticipación + Miedo		<b>Indignación</b>	Sorpresa + Ira
<b>Amor</b>	Alegría + Confianza		<b>Remordimiento</b>	Tristeza + Disgusto

Sentimientos humanos	Emociones	Sentimientos opuestos	Emociones
<b>Culpabilidad</b>	Alegría + Miedo	<b>Envidia</b>	Tristeza + Ira
<b>Deleite</b>	Alegría + Sorpresa	<b>Pesimismo</b>	Tristeza + Anticipación
<b>Sumisión</b>	Confianza + Miedo	<b>Desprecio</b>	Asco + Ira
<b>Curiosidad</b>	Confianza + Sorpresa	<b>Cinismo</b>	Asco + Anticipación
<b>Sentimentalismo</b>	Confianza + Tristeza	<b>Morbosidad</b>	Asco + Alegría
<b>Asombro</b>	Miedo + Sorpresa	<b>Agresividad</b>	Ira + Anticipación
<b>Desesperación</b>	Miedo + Tristeza	<b>Orgullo</b>	Ira + Alegría
<b>Vergüenza</b>	Miedo + Asco	<b>Dominio</b>	Ira + Confianza

Realizando un análisis extenso de lo mencionado en los trabajos de Plutchik y realizando inferencias propias, surgió la siguiente sección del modelo computacional, que también fue corroborada por los expertos, es posible visualizarla en la figura 3.5.

Figura 3.5 Sintomas y equivalencias del modelo computacional

Sintoma	** Equivalencia	Valor Obtenido	Valor Normalizado
<b>Pesimismo</b>	<b>Tristeza</b>	0	0
	<b>Anticipación</b>	0	
<b>Fracaso pasado</b>	<b>Ira</b>	0	0
	<b>Aversión</b>	0	
<b>Pérdida de placer</b>	<b>Tristeza</b>	0	0
	<b>Aversión</b>	0	
<b>Sentimientos de culpa</b>	<b>Alegría</b>	0	0
	<b>Miedo</b>	0	
<b>Sentimientos de castigo</b>	<b>Ira</b>	0	0
	<b>Aversión</b>	0	
<b>Autodesprecio</b>	<b>Aversión</b>	0	0
	<b>Ira</b>	0	
<b>Autocrítica</b>	<b>Miedo</b>	0	0
	<b>Aversión</b>	0	
<b>Pensamiento o deseo suicida</b>	<b>Ira</b>	0	0
	<b>Aversión</b>	0	
	<b>Tristeza</b>	0	
<b>Llanto</b>	<b>Tristeza</b>	0	0
<b>Agitación</b>	<b>Anticipación</b>	0	0
	<b>Miedo</b>	0	
<b>Pérdida de interés</b>	<b>Aversión</b>	0	0
<b>Indecisión</b>	<b>Aversión</b>	0	0
	<b>Ira</b>	0	
	<b>Miedo</b>	0	
<b>Inutilidad</b>	<b>Aversión</b>	0	0
	<b>Tristeza</b>	0	
<b>Pérdida de energía</b>	<b>Ira</b>	0	0
<b>Cambios en el patrón de sueño</b>	<b>Aversión</b>	0	0
<b>Irritabilidad</b>	<b>Ira</b>	0	0
<b>Cambios en el apetito</b>	<b>Ira</b>	0	0
<b>Dificultad de concentración</b>	<b>Aversión</b>	0	0
<b>Cansancio o fatiga</b>	<b>Ira</b>	0	0
<b>Tristeza</b>	<b>Tristeza</b>	0	0
		<b>Total</b>	<b>0</b>

Como es posible ver en la figura, se trata de las equivalencias ya definidas entre síntomas y emociones. Es importante resaltar que hay síntomas que se componen de hasta tres emociones, como la indecisión o los pensamientos o deseos suicidas, por ser síntomas un tanto complejos de definir. Así como hay síntomas que solo se componen de una sola emoción porque son iguales a alguna de las emociones devueltas por el API o muy similares entre ellas, como la irritabilidad y la ira, o la tristeza (emoción devuelta por el API) y la tristeza (síntoma).

Asimismo, se observa que hay una columna titulada valor obtenido y otra, llamada valor normalizado. En el valor obtenido se plasma el resultado de cada una de las emociones que el API de MeaningCloud® devuelve después de haber analizado un texto, en una escala decimal que va del cero hasta el uno. Si el API no encuentra cierta emoción, se asigna un cero para que no hayan errores en las fórmulas matemáticas.

En la columna del valor normalizado, como su nombre lo indica, se debe colocar el puntaje de cada síntoma, después de haber pasado por una normalización que ajusta los valores calculados a una escala común entre estos. Para realizar la normalización se siguió la siguiente fórmula:

$$vNormalizado = \left( \left( \frac{valorEmoción1}{numEmociones} \right) * valorSíntoma \right) + \left( \frac{valorEmoción2}{numEmociones} \right) * valorSíntoma \dots n$$

Dónde:

- VNormalizado es el valor del resultado obtenido tras realizar la ecuación y se coloca en la columna de valor normalizado en la celda del síntoma que se esté calculando.
- valorEmoción1 representa a la primera emoción de la que se compone el síntoma en cuestión.
- NumEmociones simboliza al número total de emociones de las que se compone el síntoma que se esté calculando
- ValorSíntoma representa el valor inicial del síntoma en cuestión, presentados en la figura 3.3 anteriormente.
- ValorEmoción2 representa a la segunda emoción de la que se compone el síntoma en cuestión.
- N simboliza que se realiza tantas veces como emociones contenga el síntoma.

Finalmente aparece la celda resaltada en color amarillo que se trata del total de la puntuación del pronóstico y es simplemente una sumatoria de los valores normalizados. Dependiendo del número del total se clasifica a la persona que se está analizando en un rango de depresión en caso de que la padezca.

Como se aprecia en la figura 3.4, los valores obtenidos y los normalizados se encuentran todos en cero. En la sección de resultados de este documento se muestra el modelo computacional con valores reales después de realizar pruebas.

La parte final del modelo computacional se visualiza a continuación en la figura 3.5.

*Figura 3.6. Perfil con valores y rangos de clasificación del modelo computacional.*

<b>Rangos de clasificación</b>	
<b>91-100</b>	<b>Depresión alta</b>
<b>81-90</b>	<b>Depresion media</b>
<b>71-80</b>	<b>Depresion moderada</b>
<b>61-70</b>	<b>Depresión baja</b>
<b>51-60</b>	<b>Suceptible a depresión</b>
<b>41-50</b>	<b>Primeros síntomas de depresión</b>
<b>31-40</b>	<b>Sintomas leves</b>
<b>21-30</b>	<b>Normal</b>
<b>11-20</b>	<b>Sin sintomas</b>
<b>1-10</b>	<b>Sin sintomas</b>
<b>PERFIL CON VALORES</b>	
<b>Tristeza</b>	<b>0</b>
<b>Aversion</b>	<b>0</b>
<b>Ira</b>	<b>0</b>
<b>Miedo</b>	<b>0</b>
<b>Alegria</b>	<b>0</b>
<b>Confianza</b>	<b>0</b>
<b>Anticipacion</b>	<b>0</b>
<b>Sorpres</b>	<b>0</b>

Iniciando la explicación con la parte inferior de la figura. Se aprecia una tabla llamada perfil con valores. En dicha tabla se vacían los resultados del análisis del texto con el API de extracción de emociones, se coloca esta tabla para que no se tenga que repetir cada valor manualmente en donde se ocupen, de esta manera donde se utilicen los valores de las emociones devueltos por el API simplemente se referencian a las celdas de esta tabla.

El número que se coloca en cada emoción es el valor devuelto por el API en su atributo “relevance” haciendo la división entre 100, para que lo obtengamos en una escala decimal del 0 al 1.

Se observa también en la parte superior de la figura una tabla titulada rangos de clasificación, con rangos que van de lo más bajo, clasificado como “Sin síntomas” a lo más alto posible clasificado

como “Depresión alta”. Este resultado se obtiene de la sumatoria final de la figura 3.4 que se explicó anteriormente.

Es importante señalar que el modelo computacional presentado se trata de un archivo de Excel, como es posible apreciar, posteriormente se codificó para que se realizaran los pronósticos de forma automática, esto se presenta posteriormente.

En la siguiente sección se presenta la lista de especialistas que se encargaron de validar el modelo propuesto, como se ha mencionado a lo largo de esta parte del documento.

### **3.9.1 Especialistas encargados de validar el modelo propuesto**

Con el objetivo de realizar pronósticos de depresión acertados, con base en el modelo computacional desarrollado, se consultó a un grupo de especialistas en el área de psicología y psiquiatría para que, con base en su experiencia en el tratamiento de la depresión, nos otorgaran una aprobación o comentarios acerca de la completitud y validez del modelo computacional.

Se consultó a un grupo de 40 especialistas médicos que se desarrollan en el área de la salud mental, de los cuales 28 son psicólogos y 12 psiquiatras con vasta experiencia. Todos los especialistas consultados radican en la zona Córdoba-Orizaba, más específicamente, 24 residen en la ciudad de Córdoba, 14 en la ciudad de Orizaba, uno en Ixtaczoquitlan y por último uno más en la ciudad de Fortín, todo eso en el estado de Veracruz.

De este grupo de especialistas, algunos poseen especialidades como tanatología, intervención en crisis, trastornos de ansiedad, psicología infantil, traumas psicológicos, psiquiatría infantil, psicogeriatría, por mencionar algunas.

El 60% de los especialistas consultados son mujeres mientras que el restante 40% son hombres. En promedio las mujeres cuentan con más de 15 años de experiencia, mientras que los hombres cumplen en promedio más de 10 años. Todo lo anterior demuestra que son especialistas ampliamente preparados que nos proporcionan valiosa ayuda basados en sus conocimientos adquiridos.

### 3.10 Prototipo de pruebas

Antes de iniciar con el desarrollo del módulo en sí y con el fin de verificar que las APIs seleccionadas con base en el análisis previo obtienen resultados óptimos, se desarrolló un módulo web que funciona como prototipo de pruebas, por medio del cual es posible realizar la detección de entidades, emociones y análisis de sentimientos, con las APIs de ParallelDots AI®, MeaningCloud® y DeepAffects®

A continuación, se presentan capturas de pantalla que ejemplifican el funcionamiento del prototipo de pruebas, y se describe brevemente cada una de ellas.

Figura 3.7. Formulario prototipo de pruebas



Como se observa en la figura 3.3, la primera interfaz gráfica solicita al usuario ingresar los parámetros de entrada, los cuales son:

- API a utilizar (ParallelDots AI®, MeaningCloud®, DeepAffects®)
- Aspecto a detectar (entidades, emociones, sentimiento)
- Idioma (español e inglés)
- Texto a analizar

Como parámetro de salida se obtiene una respuesta distinta de las APIs dependiendo del aspecto a identificar, y se representan mediante gráficas, las cuales se muestran a continuación.

La figura 3.4, presenta los resultados obtenidos tras realizar la detección de emociones con el API de MeaningCloud®, con un texto de prueba de enfoque negativo, en el idioma español y los representa mediante una gráfica de barras.

Es posible apreciar que el texto se compone en su mayoría de emociones negativas, teniendo como la más fuerte a la tristeza con un puntaje de uno cerrado, posteriormente la aversión con 0.55 aproximadamente y la ira con un puntaje de alrededor de 0.43.

Figura 3.8. Resultados detección de emociones



Por último, en la figura 3.5 se presenta de manera gráfica los resultados obtenidos tras realizar el análisis de sentimientos con el API de ParallelDots®, con el texto de enfoque negativo en idioma español y los representa mediante una gráfica de pastel.

Es posible verificar que obtiene un resultado correcto, ya que clasifica el texto con una negatividad de 0.772, dejando la positividad y neutralidad con un porcentaje mucho menor.

Figura 3.9. Resultados análisis de sentimientos



De esta manera, tras realizar diversas pruebas con textos de enfoque negativo y positivo, con las APIs antes mencionadas, fue posible verificar que el perfil de datos final, explicado y justificado en el punto 3.4, es en realidad efectivo y que las APIs elegidas en dicho perfil, arrojan ciertamente resultados correctos.

### 3.11 Desarrollo del módulo

Una vez que se concluyó el proceso de análisis y diseño y de que se examinaron las APIs con el prototipo de pruebas, se procedió ahora si al desarrollo del módulo, que se describe en esta sección, la cual consta de dos subsecciones, la primera se trata del proceso de desarrollo seguido, es decir, todo lo que se realizó para desarrollar el módulo con todo lo que este conlleva y la segunda sección es la del funcionamiento del módulo en sí, demostrándolo por medio de capturas de pantalla y su debida explicación a detalle.

#### 3.11.1 Proceso de desarrollo

Para llevar a cabo la realización del módulo, el proceso de desarrollo se dividió en seis partes fundamentales, que son:

1. Codificación de servicios web
2. Pruebas y consumo de servicios web en servidor local
3. Configuración de un servidor VPS (*Virtual Private Server*, Sevidor Privado Virtual) desde cero para alojar los servicios web.
4. Publicación de los servicios web en el servidor VPS.
5. Pruebas y consumo de servicios web en servidor VPS.
6. Codificación aplicación.

A continuación, se dividió cada uno de estos seis puntos en una subsección diferente y se explicó a detalle acompañado de capturas de pantalla que demuestren su realización.

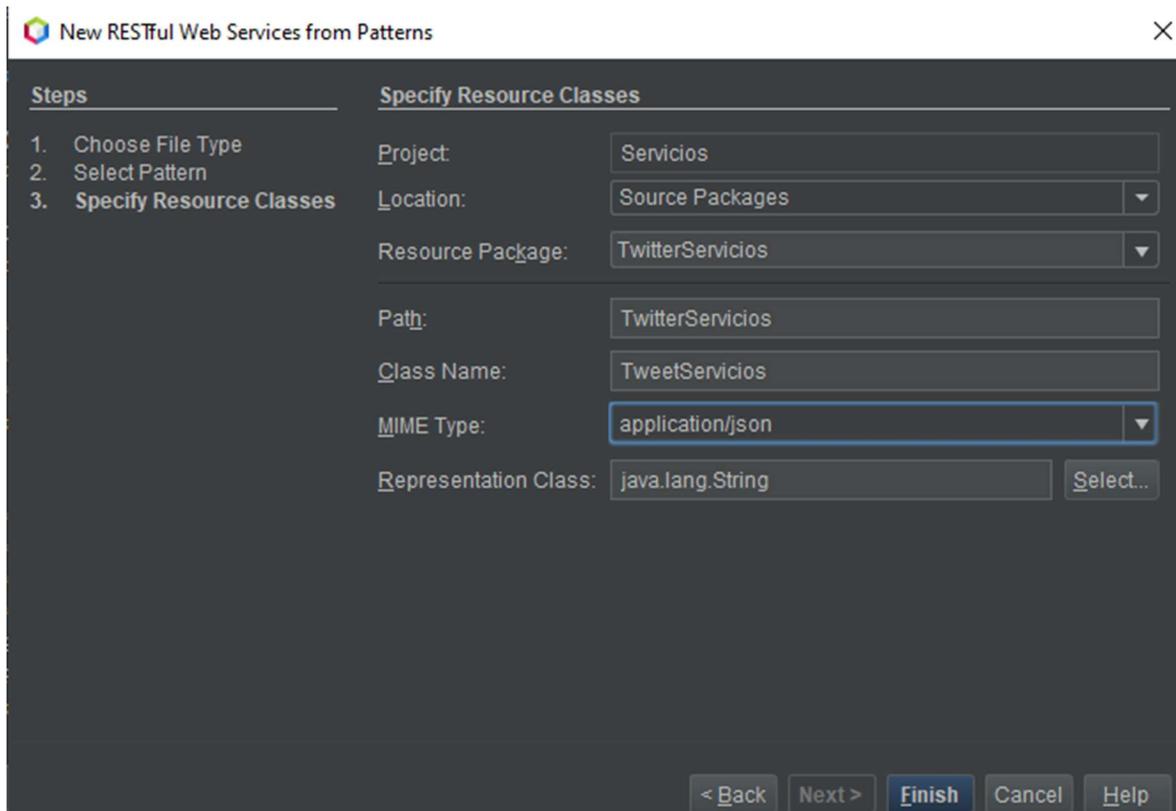
##### 3.11.1.1 Codificación de servicios web

En la sección 3.7 de este documento se proporcionó el diseño de una definición formal de los servicios, ahora ese diseño pasa a código y se explica a detalle.

Para la codificación de los servicios web, se utilizó como se mencionó anteriormente el IDE de Netbeans con el lenguaje de programación Java. Se decidió utilizar la tecnología REST (*Representational State Transfer*, Transferencia de Estado Representacional) y específicamente usando el formato JSON (*JavaScript Object Notation*, Notación de objetos JavaScript).

A continuación, se presentan algunos ejemplos de cómo se construyeron los servicios web desde cero. Comenzando por mostrar que se construyeron bajo la opción de *RESTful Web Services from Patterns* como se observa en la figura 3.10.

Figura 3.10. Creación de un servicio web.



Es posible visualizar el nombre del proyecto interno es “Servicios”. La ruta general para los servicios de Twitter® se comienza a construir desde este paso, especificando en el atributo *Path* la ruta de este servicio, en esta ocasión comienza por “TwitterServicios”, más adelante se continúa construyendo la ruta mediante otro tipo de configuraciones.

Es posible apreciar en la figura también el nombre que posee la clase interna en Java, en este caso se colocó a modo de ejemplo “TweetServicios”.

En el tipo de dato MIME (*Multipurpose Internet Mail Extensions/Extensiones multipropósito de Correo de Internet*) se indica la naturaleza y el formato del conjunto de datos y en este caso se trabajó con *application/json*.

Ahora, se muestran dos sencillos ejemplos de cómo crear un “hola mundo” como un servicio web, uno se trata de un código sencillo, sin recibir parámetros y el otro recibe como parámetro un nombre.

Figura 3.11 Hola mundo sin parámetros

```
67     @GET
68     @Produces(MediaType.TEXT_HTML)
69     public String getJson() {
70         //TODO return proper representation object
71         return "Hola mundo desde tweet servicios";
72     }
```

Es posible visualizar en la figura 3.11, que el método comienza por una anotación `@GET`, que funciona para indicar al compilador que este método debe ser invocado precisamente por un método `HTTP` de tipo `GET`.

Asimismo, se muestra en la línea 68 otra anotación llamada `@Produces`, esta anotación le indica al compilador el tipo de dato que el método va a producir, en este caso es `TEXT_HTML`. Por último, el método en sí, es de tipo `String` y al ser invocado únicamente regresa una cadena de texto.

A continuación, en la figura 3.12 se muestra un “hola mundo” más, en este caso ya recibe un parámetro.

Figura 3.12 Hola mundo con parámetros

```
74     @GET
75     @Path("HolaMundo")
76     @Produces(javax.ws.rs.core.MediaType.APPLICATION_JSON)
77     public String getJson(@QueryParam("nombre") String nombre) throws URISyntaxException, IOException {
78         //TODO return proper representation object
79         return "Hola mundo "+nombre;
80     }
```

Comenzando en la línea 74, se muestra nuevamente la anotación `@GET`, que como se mencionó, indica al compilador que este método es accedido por únicamente una solicitud de tipo `GET`.

Posteriormente, la línea 75 muestra una anotación llamada `@Path`, que es la encargada de seguir construyendo la URL del servicio web. Para consumir este servicio web es necesario escribir en la URL (más adelante se muestra la forma en que se debe construir la URL completa) el nombre que se especifica exactamente tal cual en la anotación `@Path`, en caso contrario, no es posible que el servicio web sea encontrado.

En la línea 76 se verifica que el tipo de dato que produce se trata de JSON, apoyado por una biblioteca llamada “JAX RS”, que se incluye como referencias en el proyecto.

Por último, en línea 77 se observa una nueva anotación llamada `@QueryParam` que es la encargada de indicar que este servicio web recibe un atributo por parámetro que en este caso a manera de ejemplo se le denominó “nombre”. Posteriormente, en la línea 79 que regresa la cadena de texto del hola mundo, se observa que se concatena el atributo recibido y de esta forma se hace un uso básico del recibimiento de valores por parámetros.

Ahora se presenta como ejemplo el servicio web llamado “obtenerUltimos10Tweets” y se explica su funcionamiento, dividido en las figuras 3.13 y 3.14 por cuestiones de espacio.

Figura 3.13 Primera parte servicio web obtenerUltimos10Tweets

```
161     @GET
162     @Path("obtenerUltimos10Tweets")
163     @Produces(MediaType.APPLICATION_JSON)
164     public String getUltimos10Tweets(@QueryParam("idUser") String idUser ) throws URISyntaxException, IOException {
165         XTrustProvider.install();
166
167         Boolean solicitudExitosa = false;
168         Date fecha_obtencion = null;
169         String tweetResponse="";
170         String bearerToken = System.getenv("BEARER_TOKEN");
171
172         HttpClient httpClient = HttpClients.custom()
173             .setDefaultRequestConfig(RequestConfig.custom()
174                 .setCookieSpec(CookieSpecs.STANDARD).build())
175             .build();
176
177         URIBuilder uriBuilder = new URIBuilder(String.format("https://api.twitter.com/2/users/%s/tweets", idUser));
178         ArrayList<NameValuePair> queryParameters;
179         queryParameters = new ArrayList<>();
180         queryParameters.add(new BasicNameValuePair("tweet.fields", "created_at"));
181         queryParameters.add(new BasicNameValuePair("expansions", "author_id"));
182         uriBuilder.addParameters(queryParameters);
183
184         HttpGet httpGet = new HttpGet(uriBuilder.build());
185         httpGet.setHeader("Authorization", String.format("Bearer %s", bearerToken));
186         httpGet.setHeader("Content-Type", "application/json");
```

Comenzando por las líneas 161 a la 164 son las anotaciones explicadas previamente, con la diferencia de que la ruta ya está específica exactamente como se definió en la sección 3.7 de este documento. Además, como se observa, este método recibe por parámetro el valor del id del usuario del que se quieren obtener sus últimos 10 tweets. De esta manera, cuando se consume este servicio, el usuario es capaz de elegir de que cuenta extraer la información.

De las líneas 167 a las 170 se declaran variables que se utilizaron más adelante en el método, comenzando por la variable “solicitudExistosa” que es un *Boolean*, cuyo valor indica si la solicitud fue exitosa o no. La variable de tipo *Date* “fecha\_obtencion” es como su nombre lo indica, una fecha del momento de la realización de la extracción de la información. En la variable de tipo *String* llamada “tweetResponse” se almacena la respuesta del servicio. Por último, el “bearerToken” se obtiene de una variable de entorno previamente declarada en el sistema, para guardar el token de portador que solicita el API de Twitter® para autenticar las solicitudes.

Desde la línea 172 a la 175 se crea un cliente HTTP para iniciar con la solicitud hacia el API de destino.

De la línea 177 a la 182 se construye el *request*. Como se observa, se especifica la URL del API destino en la línea 177 y pasando además en esta misma línea el id del usuario hacia la URL se termina de construir. En las líneas 180 y 181 se especifican los parámetros que se esperan de vuelta como el llamado “*created\_at*” que especifica el día y hora en que se creó cada uno de los tweets y el “*author\_id*” nos devuelve el ID del autor que debe coincidir con el recibido por parámetro y que se envió anteriormente.

En las líneas 184 a 186 se le añaden los *headers* de autorización (se envía el *bearer token* previamente obtenido desde una variable de entorno) y de tipo de contenido a la solicitud.

Figura 3.14. Segunda parte servicio web obtenerUltimos10Tweets

```
188     HttpResponse response = httpClient.execute(httpGet);
189     HttpEntity entity = response.getEntity();
190     if (null != entity) {
191         tweetResponse = EntityUtils.toString(entity, "UTF-8");
192         solicitudExitosa = true;
193         fecha_obtencion = new Date();
194     }
195
196     JSONObject tweetResponse2 = new JSONObject(tweetResponse);
197     tweetResponse2.append("solicitud_exitosa", solicitudExitosa);
198     tweetResponse2.append("fecha_obtencion", fecha_obtencion);
199
200     return tweetResponse2.toString();
201 }
```

Continuando la explicación con la figura 3.14, desde la línea 188 hasta la 194 se obtiene la respuesta de ejecutar la solicitud y se le asigna a una variable de tipo *HttpResponse*, la entidad de dicha variable pasa a otra de tipo *HttpEntity* y se compara que su contenido no sea nulo, posteriormente se extrae la respuesta como tal, la cual se envía a la variable “*tweetResponse*” previamente declarada. Además, se le asigna un valor verdadero a la variable “*solicitudExitosa*” y se le asigna la fecha actual a la variable “*fecha\_obtención*”.

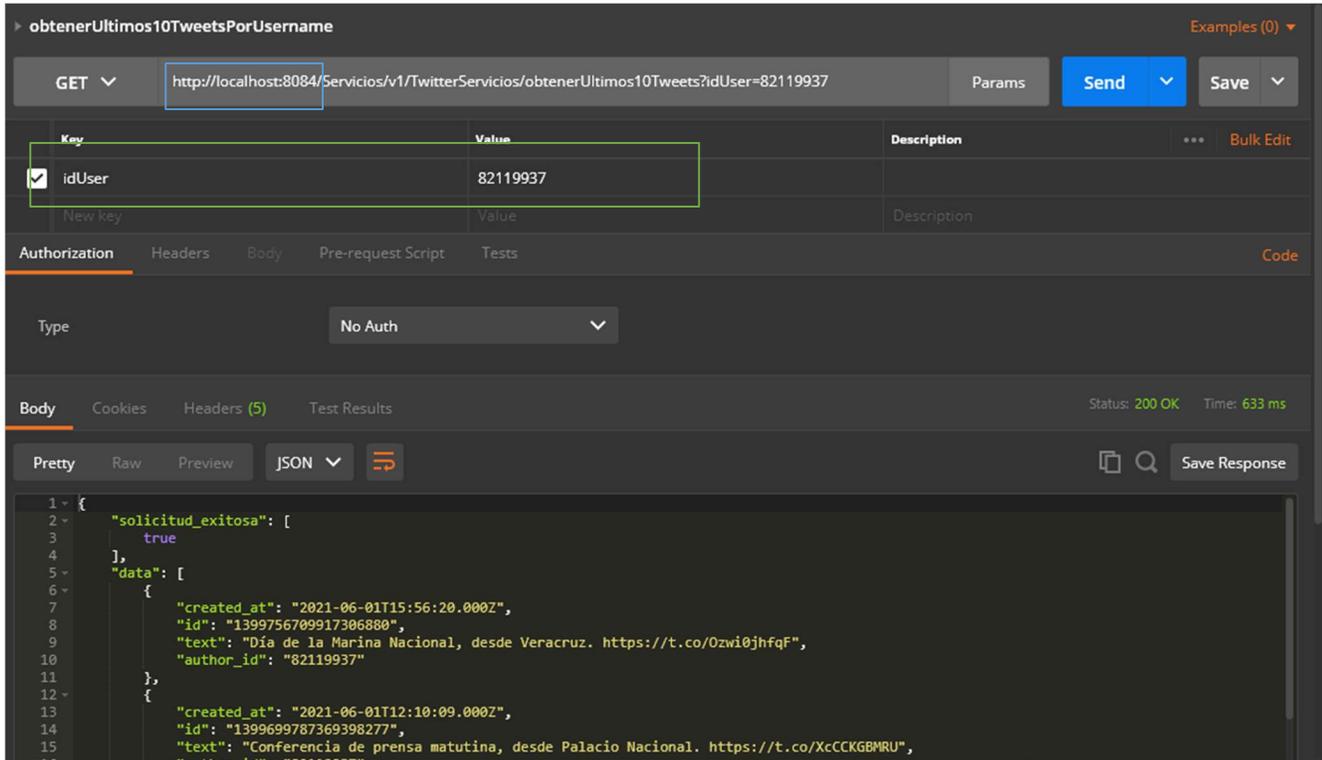
Finalmente, de las líneas 196 a la 198 se declara un objeto de tipo de *JSONObject* al cual se le asigna la respuesta obtenida y se le agregan a dicho objeto las variables mencionadas anteriormente. En la línea 200 se termina el método devolviendo la respuesta como *String*.

### 3.11.1.2 Pruebas y consumo de servicios web en servidor local

Antes de desplegar los servicios en un servidor en la nube y con el objetivo de probarlos, verificar que funcionan correctamente y que es posible consumirlos por clientes externos a la API

desarrollada, se probaron desde la aplicación de escritorio Postman®. Se presenta a continuación, a manera de ejemplo algunos de los servicios probados, para que se visualice su salida y además que es posible consumirlos desde un cliente externo.

Figura 3.15 Consumo servicio web obtenerUltimos10Tweets

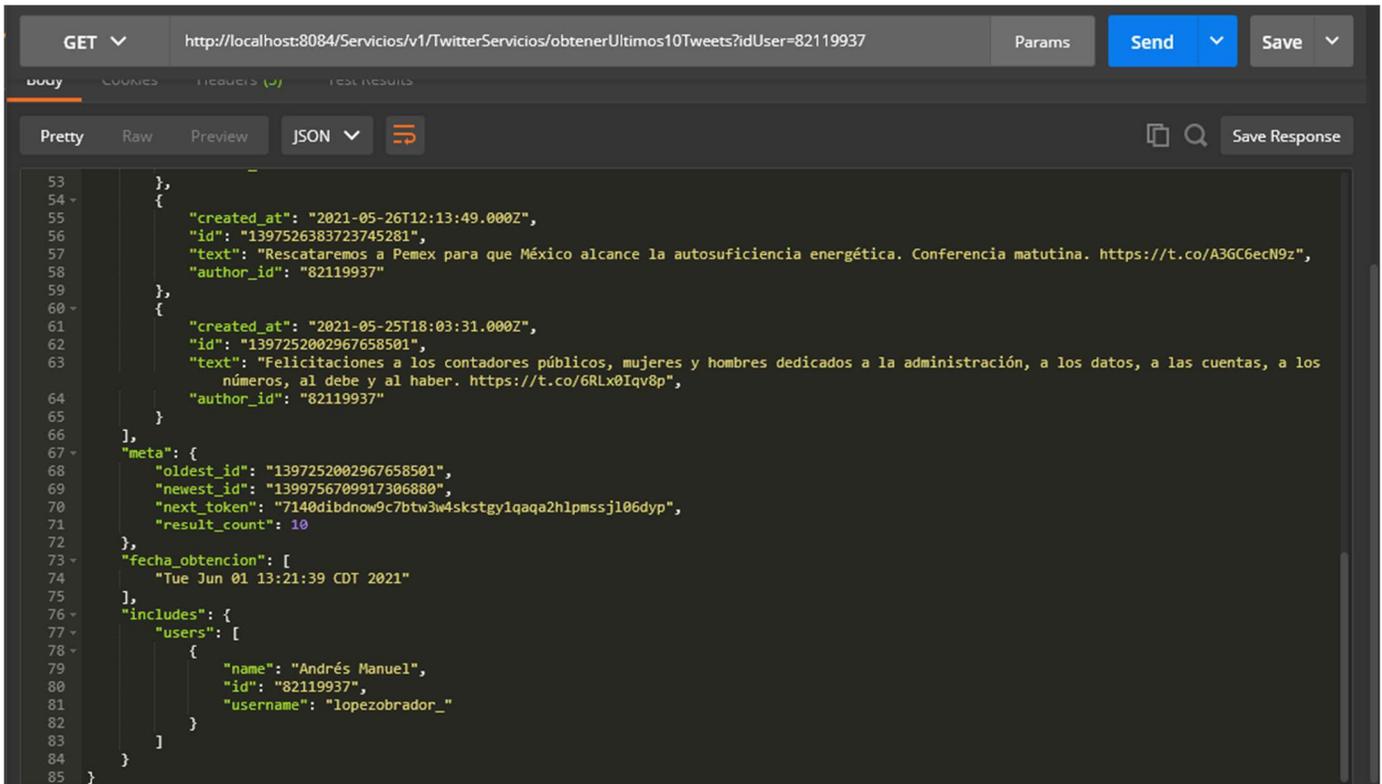


En la figura 3.15 se muestra el servicio “obtenerUltimos10Tweets” alojado en el servidor local, siendo consumido por la aplicación de Postman®.

El recuadro azul muestra que la aplicación se ejecuta en un servidor local. El recuadro verde muestra que se envía por parámetro el id del usuario del cual se quiere obtener los últimos 10 tweets, y este automáticamente se le agrega a la URL.

Por cuestiones de espacio no se visualiza completamente la salida devuelta por nuestro servicio web, por lo que en la figura 3.16 se muestra la parte inferior de la misma.

Figura 3.16 Segunda parte prueba servicio web obtenerUltimos10Tweets



The screenshot shows a Postman interface with a REST client request and its response. The request is a GET call to `http://localhost:8084/Servicios/v1/TwitterServicios/obtenerUltimos10Tweets?idUser=82119937`. The response is a JSON object containing two tweets, meta information, and user details.

```
53  },
54  {
55    "created_at": "2021-05-26T12:13:49.000Z",
56    "id": "1397526383723745281",
57    "text": "Rescataremos a Pemex para que México alcance la autosuficiencia energética. Conferencia matutina. https://t.co/A3GC6ecN9z",
58    "author_id": "82119937"
59  },
60  {
61    "created_at": "2021-05-25T18:03:31.000Z",
62    "id": "1397252002967658501",
63    "text": "Felicitaciones a los contadores públicos, mujeres y hombres dedicados a la administración, a los datos, a las cuentas, a los números, al debe y al haber. https://t.co/6RLx0Iqv8p",
64    "author_id": "82119937"
65  }
66 ],
67 "meta": {
68   "oldest_id": "1397252002967658501",
69   "newest_id": "1399756709917306880",
70   "next_token": "7140dibdnow9c7btw3w4skstgy1qaqa2h1pmssj106dyp",
71   "result_count": 10
72 },
73 "fecha_obtencion": [
74   "Tue Jun 01 13:21:39 CDT 2021"
75 ],
76 "includes": {
77   "users": [
78     {
79       "name": "Andrés Manuel",
80       "id": "82119937",
81       "username": "lopezobrador_"
82     }
83   ]
84 }
85 }
```

Como se mencionó anteriormente, por cuestión de espacio no se alcanza a visualizar la información de los 10 tweets, pero la variable `“result_count”` efectivamente muestra que se obtuvo la información de los últimos 10 tweets. La fecha de obtención se muestra de manera correcta y en la figura 3.15 también es posible visualizar que la variable `“solicitud_exitosa”` devuelve efectivamente un valor `true`.

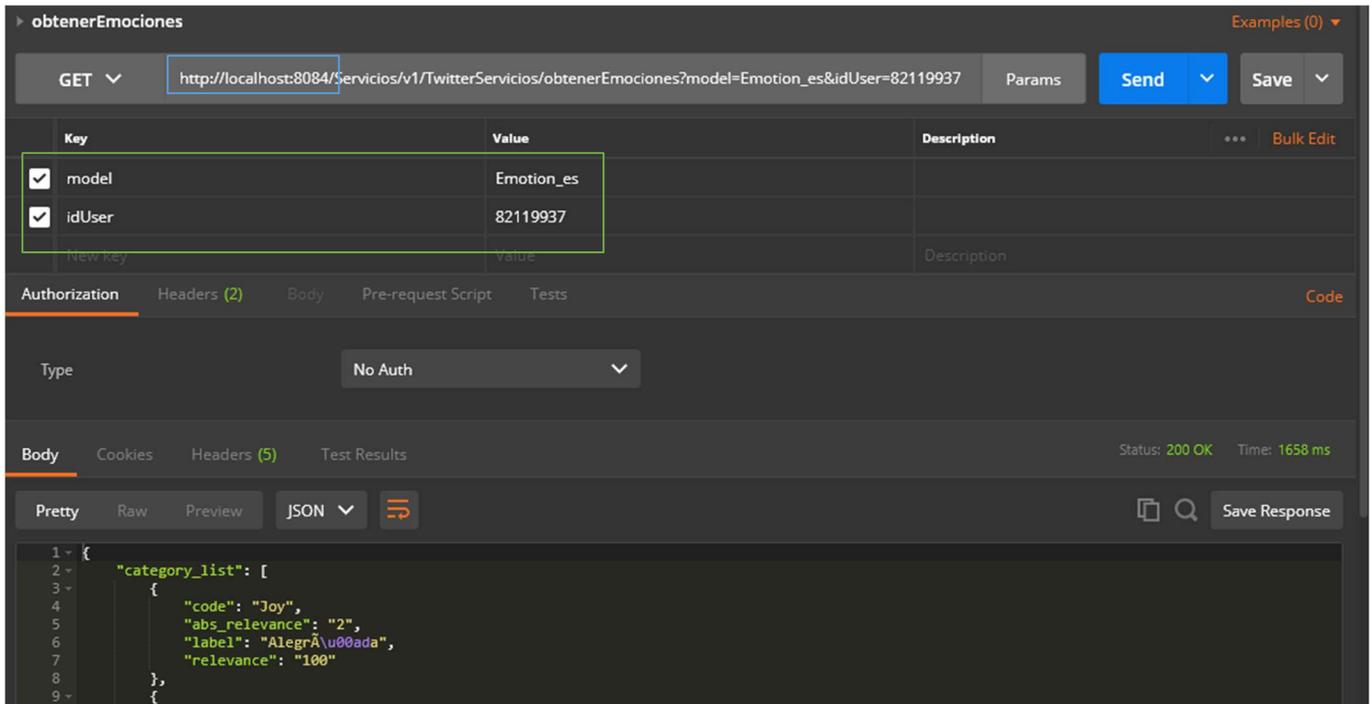
En el arreglo llamado `“users”` se visualiza que la cuenta analizada fue la del presidente Andrés Manuel López Obrador y que el ID que regresa coincide con el que se envió.

A continuación, se presenta la figura 3.17, en la cual es posible observar que se consume el servicio web llamado `obtenerEmociones` alojado en un servidor local, desde la aplicación de Postman®.

Nuevamente, por cuestiones de espacio no se alcanza a visualizar toda la salida, pero en el recuadro azul se verifica que la aplicación está corriendo en un servidor local. En el recuadro verde se observa que se envían dos parámetros, el primero se trata del `“model”` que es únicamente el código de idioma de cómo se envía el texto y cómo se quiere la respuesta y el segundo se trata del id del

usuario a analizar. Se coloca de esta manera, para que se haga el análisis de los últimos 10 tweets del usuario de forma automática, pero ya en el módulo web se debe elegir qué reportes incluir para realizar la extracción de emociones.

Figura 3.17. Servicio web obtenerEmociones



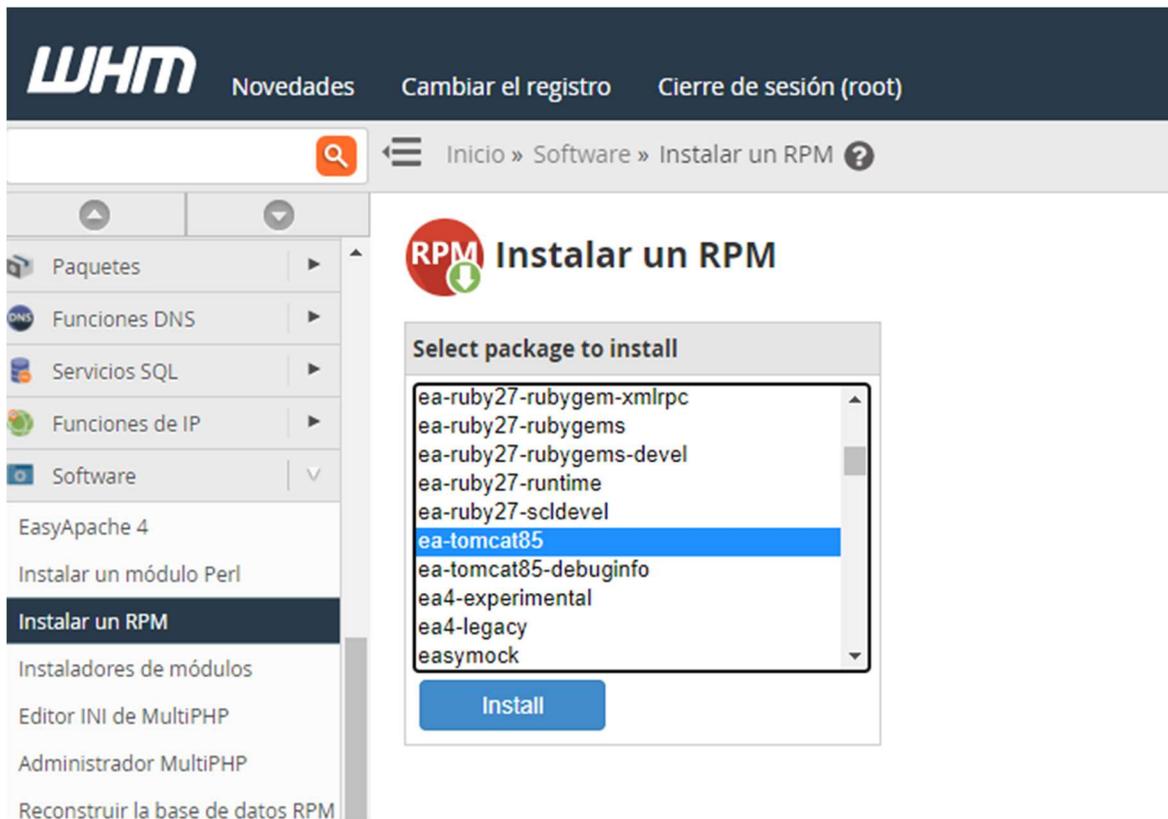
### 3.11.1.3 Configuraci\u00f3n de un servidor VPS desde cero para alojar los servicios web

Una vez que se prob\u00f3 que los servicios web funcionan de manera correcta, surgi\u00f3 el reto de desplegarlos en un servidor de *hosting*, ya que es necesario que sean accesibles desde cualquier lugar y en cualquier momento. Dado esto, se determin\u00f3 utilizar un servidor VPS de la empresa HostGator\u2122. El dominio con el que cuenta el servidor es `dt.msc-healthlab.com` y la IP p\u00fablica es `162.214.187.236`.

Los servidores VPS no cuentan con las configuraciones que otros servidores de *hosting* contienen por defecto, por lo que se configur\u00f3 un servidor web Apache Tomcat\u2122 dentro del servidor VPS, para poder alojar los servicios web.

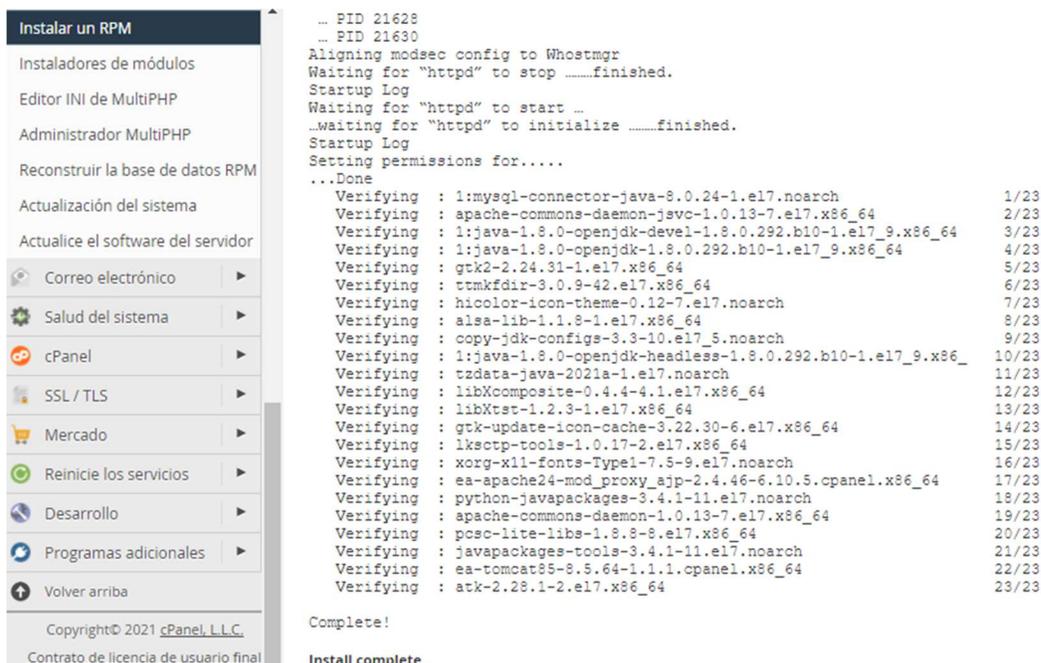
En esta secci\u00f3n se presenta de manera breve y concisa la forma en que se instal\u00f3 y configur\u00f3 el servidor Tomcat\u2122 iniciando por la figura 3.18 en la que se visualiza que el primer paso a seguir, despu\u00e9s de iniciar sesi\u00f3n en el panel de WHM\u2122 (el panel de administrador de Hostgator\u2122), es buscar la secci\u00f3n “Software” y posteriormente hacer clic en la opci\u00f3n “Instalar un RPM”. Una vez en esta ventana, se busc\u00f3 y seleccion\u00f3 el paquete “ea-tomcat85” y se instal\u00f3.

Figura 3.18 Primer paso instalación Tomcat



En la siguiente figura es posible verificar que el servidor Tomcat® se instaló correctamente.

Figura 3.19 Finalización paso uno instalación tomcat



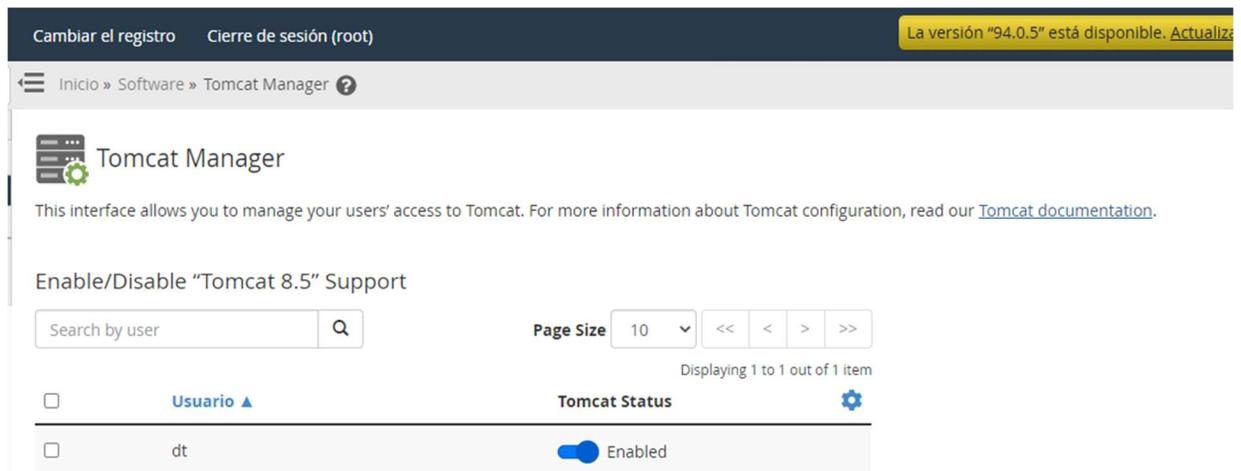
El siguiente paso que se siguió para continuar con la configuración una vez instalado el servidor, fue crear una cuenta de usuario para que haga uso del servidor de Tomcat®. En la figura 3.20 se observa este paso completado.

Figura 3.20 Creación de cuenta para utilizar Tomcat®



Una vez creada la cuenta, se le debe habilitar el soporte de Tomcat 8.5® a dicha cuenta, en caso contrario no se le permite hacer uso del servidor por cuestiones de seguridad. En la figura 3.21 se observa que se ingresa nuevamente a la sección “Software” y posteriormente a “Tomcat Manager” y se habilita el soporte para la cuenta creada llamada “dt”.

Figura 3.21 Habilitación de soporte de Tomcat®

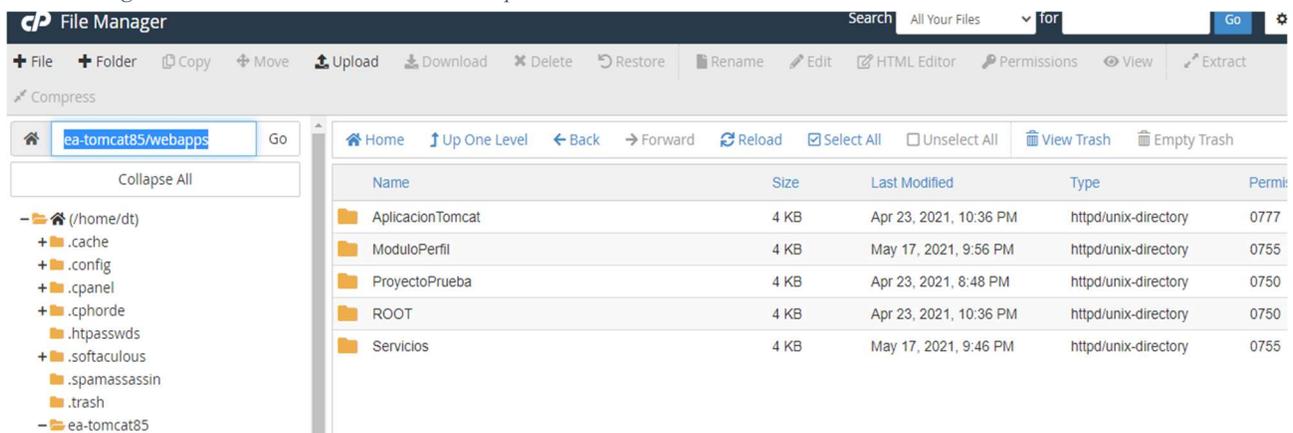


### 3.11.1.4 Publicación de los servicios web en el servidor VPS

Una vez que se completó la instalación y configuración del servidor de aplicaciones Apache Tomcat® en el servidor de *hosting* VPS, se procedió a alojar los servicios web. Para realizar esto satisfactoriamente se siguieron un conjunto de pasos que se explican en esta sección.

Para realizar la publicación de una aplicación en el servidor, lo primero que se realizó fue iniciar sesión en cPanel® con el usuario al que se le otorgó soporte de Tomcat® previamente y desde el administrador de archivos ingresar a la ruta `ea-tomcat85/webapps`, creando una carpeta nueva para nuestra aplicación, en este caso denominada “Servicios”, como se aprecia en la figura 3.22.

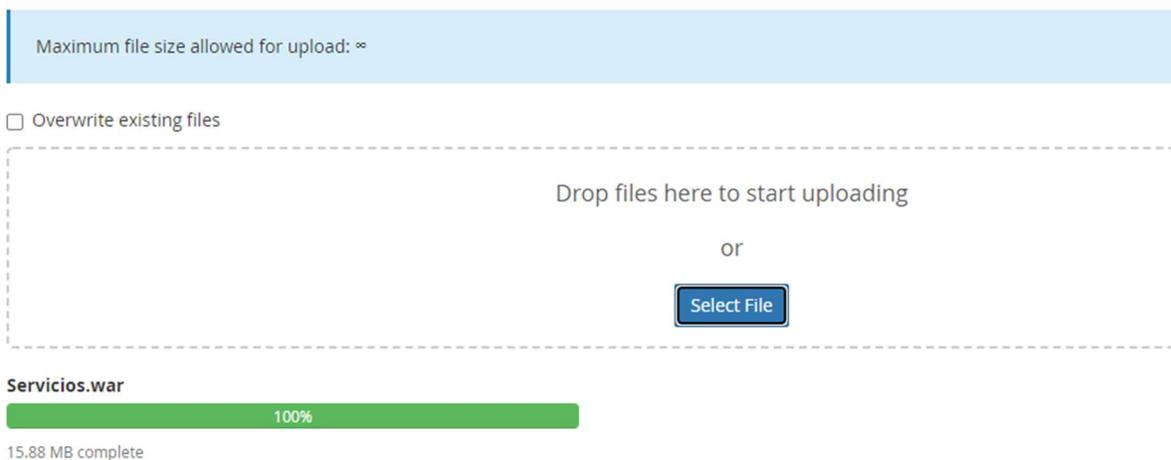
Figura 3.22 Publicación de servicios web paso uno



Una vez que se creó la carpeta, se selecciona y se da clic en *upload* y en la nueva ventana se debe elegir el archivo extensión `war` que se encuentra en la carpeta “`dist`” de nuestro proyecto en el IDE de Netbeans y esperar a que se complete la carga como se ve en la figura 3.23.

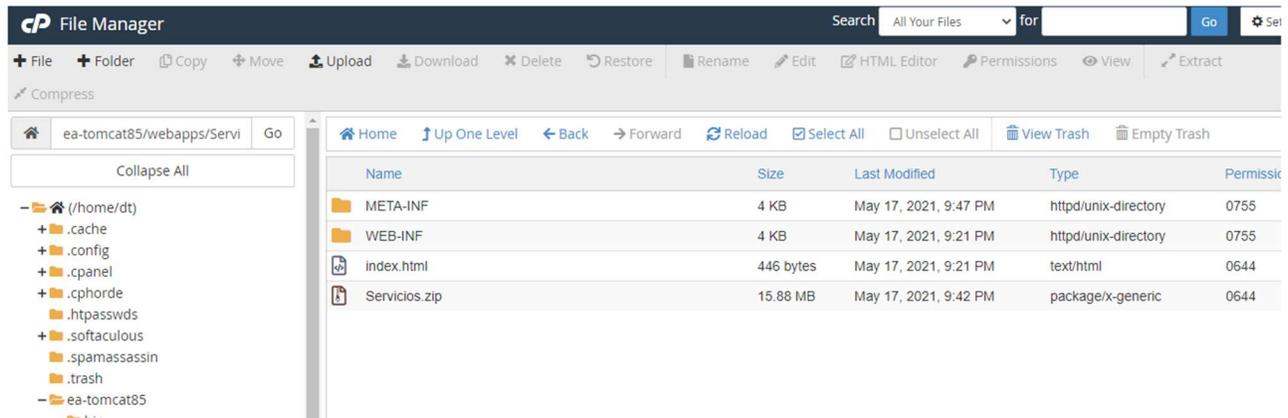
Figura 3.23 Publicación de servicios web paso dos

Select the file you want to upload to `/home/dt/ea-tomcat85/webapps/Servicios`.



Después de que el archivo war se sube, se cambia la extensión por “.zip” y se extrae dentro de la carpeta creada. Dentro de la carpeta “META-INF” se elimina el archivo llamado context.xml ya que provoca problemas con las rutas y una vez hecho esto, la carpeta queda de la manera en que se ve en la figura 3.24.

Figura 3.24. Publicación servicios web paso tres



Como último paso, dentro del portal de WHM®, se ingresa a la opción “Configuración del servidor” y posteriormente a la Terminal y se ejecutan los comandos que se visualizan en la figura 3.25.

Figura 3.25 Publicación servicios web paso cuatro



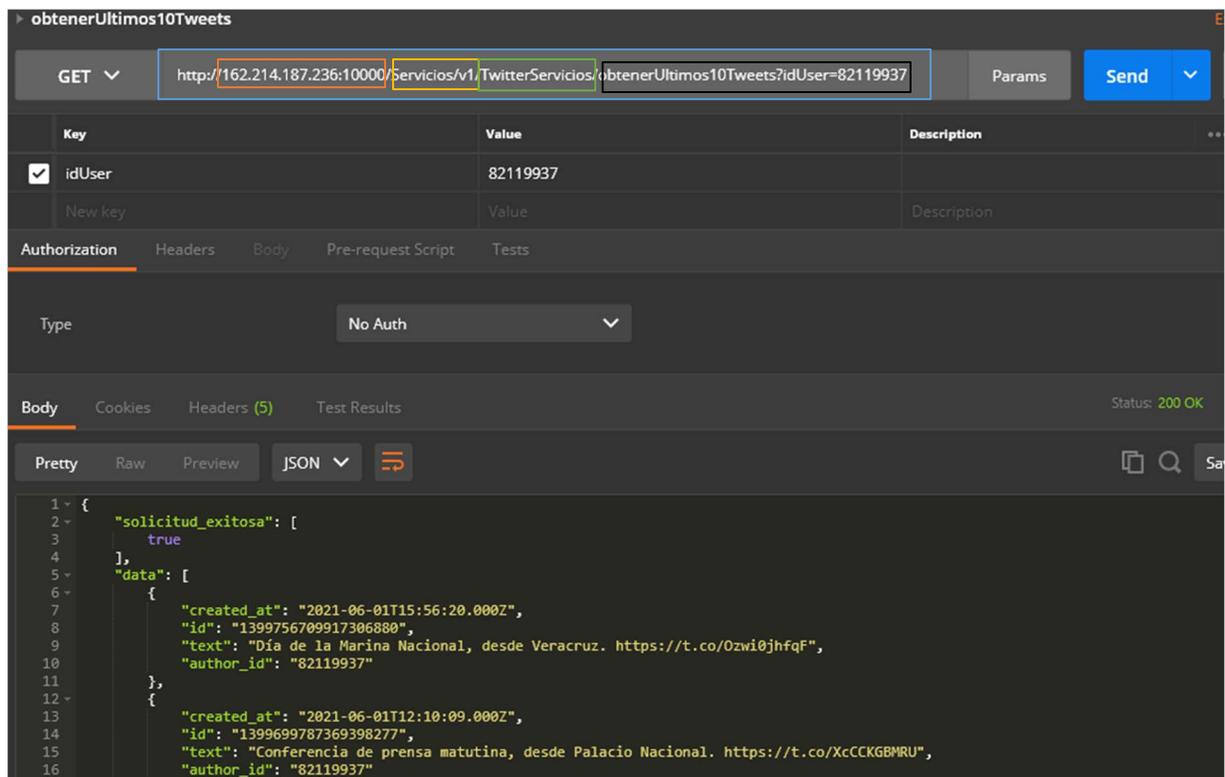
El primer comando sirve para exportar hacia una variable de entorno al *bearer token* que se utiliza para la mayoría de los servicios web. El segundo comando sirve únicamente para verificar que se exportó correctamente la variable de entorno.

Posteriormente se ingresa al usuario que tiene habilitado el soporte de Tomcat® y se verifica el estado del servidor, como se ve, se está ejecutando correctamente. Por último, únicamente se reinicia el servidor para que se vean reflejado el cambio de la publicación de los servicios web, y a partir de ese momento es posible comenzar a utilizarlos.

### 3.11.1.5 Pruebas y consumo de servicios web en servidor VPS

Para verificar que los servicios web se encuentran efectivamente corriendo en el servidor VPS y que la configuración y publicación de dicho servidor se realizó de manera correcta, se presenta a manera de ejemplo el consumo de un servicio web, nuevamente desde la herramienta de Postman®, pero ahora alojado en el servidor en la nube.

Figura 3.26. Servicios web alojados en la nube



Como se observa en la figura 3.26, en el recuadro azul, la URL de la solicitud demuestra que los servicios web están hospedados en el servidor en la nube de forma correcta, la IP concuerda con la que se mencionó al inicio de la sección 3.11.1.3.

Asimismo, es posible visualizar en la figura 3.26 recuadros de distintos colores en la URL, para dar la explicación de cómo se conforman:

- 1) el recuadro de color naranja es la IP del servidor y el puerto
- 2) el recuadro amarillo es el nombre de la aplicación y la versión
- 3) el recuadro verde cambia según se requiera, para los servicios de Twitter® esa sección del URL se mantiene como “TwitterServicios” y para los de Reddit® cambia a “RedditServicios”.
- 4) el recuadro negro es el nombre del servicio web hasta antes del signo de pregunta, posterior al signo se trata de un parámetro y el valor de dicho parámetro se asigna después del signo de igual.

Para los servicios web con más de un parámetro, después de asignar el valor del primer parámetro se coloca un signo de *ampersand* (&) y se continúa con el nombre del siguiente parámetro y su valor y así sucesivamente.

### 3.11.1.6 Codificación aplicación

Para la codificación del módulo web, se utilizó como se mencionó anteriormente el IDE de Netbeans® con el lenguaje de marcado HTML5®, el *framework* Bootstrap® para diseño de sitios web y biblioteca JQuery® para el lenguaje de programación JavaScript® y finalmente se utilizaron las bibliotecas de *Font Awesome*® para hacer uso de su iconografía.

A continuación, se presentan algunos ejemplos de cómo se construyó la aplicación web.

Figura 3.27. Programación módulo evidencia uno

```

1 <!doctype html>
2 <html lang="en">
3 <head>
4 <!-- Required meta tags -->
5 <meta charset="utf-8">
6 <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1, shrink-to-fit=no">
7
8 <!-- Bootstrap CSS -->
9 <link rel="stylesheet" href="https://maxcdn.bootstrapcdn.com/bootstrap/4.0.0/css/bootstrap.min.css">
10 <link rel="stylesheet" href="https://cdnjs.cloudflare.com/ajax/libs/font-awesome/4.7.0/css/font-awesome.min.css">
11 <title>Módulo de detección de depresión</title>
12 </head>
13
14 <body>
15 <div class="container">
16 <!-- Contenedor de toda la página-->
17 <div class="col">
18 <!-- Insert/Drop Grid Column codes below-->
19 <div class="col-xs-1">
20 <h1 class="display-4">Módulo de detección de depresión</h1>

```

Como es posible observar en la figura 3.27 se inicia el archivo de HTML5® haciendo referencia a las bibliotecas de Bootstrap® y Font Awesome®, además se observa el título de nuestro módulo que lleva por nombre “Módulo de detección de depresión”.

Figura 3.28 Programación módulo evidencia dos

```
31 | </div>
32 |
33 | <div id="formulario" style="display: none">
34 |   <div class="row">
35 |     <div class="col-xs-12">
36 |       <blockquote class="blockquote">
37 |         <p class="mb-0">Módulo para emitir pronóstico de depresión en usuarios de Twitter y Reddit.</p>
38 |         <footer class="blockquote-footer">Selecciona las acciones a realizar.</footer>
39 |       </blockquote>
40 |     </div>
41 |   </div>
42 |
43 |   <div class="col-xs-12">
44 |     <form>
45 |       <div class="form-group">
46 |         <label for="exampleFormControlSelect2">Fuente de datos</label>
47 |         <select class="form-control" id="fuenteDatos">
48 |           <option disabled selected value="default"> -- Selecciona una opción -- </option>
49 |           <option value="textoPlano">Ingresar texto</option>
50 |           <option value="archivoTxt">Archivo de texto</option>
51 |           <option value="url">Twitter/Reddit</option>

```

En la figura 3.28 se observa desde la línea 33 que comienza el formulario dónde se ingresan los datos del usuario a analizar y que contiene diferentes opciones de análisis. Más adelante en la explicación del módulo se presenta todo esto de manera gráfica.

Figura 3.29 Programación módulo evidencia tres

```
473 |     var idUsuario = $("#idUsuario").val();
474 |     //alert("ID USUARIO: "+idUsuario);
475 |     $.ajax({
476 |       type: "GET",
477 |       url: "http://162.214.187.236:10000/Servicios/v1/pronosticoServicios/obtenerPronostico",
478 |       dataType: 'json',
479 |       data: {'model': 'Emotion_es',
480 |             'idUser': idUsuario
481 |       }
482 |     }).done(function (response) {
483 |       console.log("Datos stringify: " + JSON.stringify(response));
484 |       alert("Análisis exitoso!");
485 |
486 |       $("#formulario").hide();
487 |       $("#seccionBotones").show();
488 |       $("#btnRegresarSeccion").hide();
489 |
490 |     }).error(function (jqXHR) {
491 |       alert("Error al realizar análisis");
492 |     });

```

Al visualizar la figura 3.29 en la línea 475 se aprecia que inicia el método AJAX® que va dirigido hacia nuestro servicio web de obtención de pronóstico alojado en el servidor VPS en la nube. Es posible ver también que al tener una petición AJAX® exitosa se sigue una serie de acciones pertenecientes a la representación gráfica del módulo, en caso de que haya error en la petición se le informa al usuario por medio de un “alert”.

Figura 3.30 Programación módulo evidencia cuatro

```
161 $.ajax({
162     type: "POST",
163     url: "https://apis.paralleldots.com/v4/sentiment",
164     dataType: 'json',
165     data: {'text': texto,
166           'api_key': 'Hg5jOqmXLFl2sGWj1siRG71Y5rsj26LCmp6VMrnlves',
167           'lang_code': 'en'
168     }
169   }).done(function (response) {
170     console.log("Datos stringify: " + JSON.stringify(response));
171
172     $.each(response, function (i, value) {
173       $.each(value, function (nombre, val) {
174         console.log('label: ' + nombre + ', y: ' + val);
175         arrAux.push({
176           label: nombre, y: val
177         });
178       });
179     });
  });
```

En la figura 3.30 es posible verificar otro método AJAX®, esta vez este va dirigido hacia el API de análisis de sentimientos, es importante señalar que los parámetros enviados en el atributo “data” corresponden con lo planeado en el diseño previo. Igualmente, que, en el método anterior, si se realiza la petición de forma correcta se realizan una serie de acciones que corresponden a la parte gráfica de la información en la interfaz.

### 3.11.2 Funcionamiento del módulo

En esta sección se describe el funcionamiento general del módulo desarrollado, explicando su funcionalidad y todos los puntos relevantes que engloba.

Comenzamos la explicación del módulo con la primera pantalla que aparece al ingresar a la aplicación que se visualiza en la figura 3.31 a continuación.

Figura 3.31 Módulo creado evidencia uno



Como es posible observar, existen tres botones iniciales, el primero lleva al formulario de ingreso de datos para realizar análisis de un usuario, es decir, extracción de conocimiento directamente de redes sociales de un usuario en específico.

El segundo botón lleva a la interfaz que muestra la tabla dónde se listan los reportes de análisis pasados sobre las cuentas de las que se haya extraído información previamente.

El último botón lleva a la interfaz que permite realizar pronósticos de depresión seleccionando el o los reportes a utilizar para realizar dicho pronóstico.

A continuación, en la figura 3.32 se visualiza el formulario de datos que el usuario que esté utilizando la aplicación debe llenar si quiere realizar la extracción de información de un usuario de Twitter® o Reddit®.

Lo primero que debe elegir es la fuente de datos, que en el caso de la figura la fuente son las redes sociales, posteriormente debe elegir el idioma, que en este caso es español, selecciona que tipo de análisis quiere realizar, como se observa, se está realizando la extracción de los últimos 10 publicaciones en Twitter® y entonces, finalmente, debe colocar el ID del usuario a analizar, en este caso se realizó nuevamente a manera de prueba con el perfil del presidente de la república.

Al terminar de llenar el formulario el usuario da clic a analizar y si es exitoso recibe un mensaje avisándole de esto y lo regresa automáticamente a la interfaz inicial.

Figura 2.32 Módulo creado evidencia dos

Módulo de detección de depresión

Módulo para emitir pronóstico de depresión en usuarios de Twitter y Reddit.  
— Selecciona las acciones a realizar.

Fuente de datos  
Twitter/Reddit

Idioma  
Español

Selección de tipo de análisis  
Análisis de últimas 10 publicaciones en Twitter.

Proporciona el ID del usuario a analizar  
82119937

Analizar

Regresar

A continuación, se presenta la figura 3.33, en donde es posible visualizar la tabla de la lista de análisis pasados, en la que ya se encuentra el análisis que se acaba de realizar de la cuenta del presidente de la república. Si el usuario da clic en el ícono de ojo se visualiza en una ventana modal los resultados de la extracción.

Figura 3.33. Módulo creado evidencia tres

Módulo de detección de depresión

Lista de análisis.

Nombre de usuario analizado	ID de usuario analizado	Fecha	Visualizar
@lopezobrador_	82119937	2021/06/01	

Regresar

Ahora que ya se realizó mínimo una vez la extracción de información de las publicaciones de un usuario, se procede ahora sí a realizar el pronóstico de la depresión.

Para realizar el pronóstico de la depresión, el usuario debe elegir el tercer botón de la interfaz principal, que lo envía a la interfaz que contiene los reportes que se realizados hasta el momento y él debe elegir cuales incluir para el pronóstico, como se muestra en la figura 3.34.

Figura 3.34 Módulo creado evidencia cuatro



Finalmente, al hacer clic en realizar pronóstico, la aplicación nos lleva automáticamente a otra interfaz, con una tabla donde se listan todos los reportes de pronóstico realizados hasta el momento, en este caso solo uno, de la cuenta del presidente que se eligió para utilizar como un ejemplo, es posible ver en la figura 3.35 que no tiene ningún síntoma de depresión y obtuvo una puntuación de 17.83.

Figura 3.35 Módulo creado evidencia cinco



## Capítulo 4. Resultados

En este capítulo se presentan los casos de estudio realizados para validar la solución propuesta en este documento. Por medio de dichos casos de estudio se pusieron a prueba tanto el módulo desarrollado, los servicios web de extracción de conocimiento y el modelo computacional para el pronóstico de la depresión y su validez al clasificar.

Se presentan dos casos de estudio, que se tratan de textos de aproximadamente 500 palabras cada uno, donde una persona expresa sus ideas y vivencias, según lo que está pasando en su vida, cada uno cuenta con un enfoque contrario uno del otro, el primero trata de plasmar un enfoque completamente negativo, mientras que en el segundo se plasma un enfoque de positivismo y felicidad.

A lo largo de esta sección se presentan; primero, el texto original de cada uno de los casos de estudio, posteriormente, el texto publicado desde una cuenta de Twitter® que se creó para realizar las publicaciones, dividido en una serie de tweets. También se muestra la extracción de conocimiento sobre esta cuenta en ambos casos de estudio desde la herramienta de Postman® así como el análisis para realizar el pronóstico de la depresión. Posteriormente se muestra el resultado del modelo computacional para los dos escenarios para verificar su funcionamiento. Finalmente se analizan y prueban dichos casos de estudio por medio del módulo creado y se muestran los resultados de todas las pruebas.

### 4.1 Caso de estudio 1: publicaciones con enfoque negativo en cuenta de Twitter®

Como se mencionó anteriormente, a continuación, se presenta el texto original del caso de estudio “negativo”, se muestra la cuenta de Twitter® utilizada para publicar dicho caso de estudio, así como las publicaciones como tal y el conjunto de pruebas aplicados hacia esta cuenta de Twitter®, así como sus resultados.

#### 4.1.1. Texto original del caso de estudio

Comenzaremos mostrando el texto original de este caso de estudio, el cual como se señaló antes, cuenta con un enfoque bastante negativo, tratando de darle una apariencia de carta suicida o de despedida. El texto original se muestra a continuación:

*“Ya no sé qué hacer, estoy desesperada, ya no puedo, quiero gritar, ya no puedo más, ya estoy harta yo quiero acabar con todo, esta es una maldita ansiedad, como si necesitara algo, pero no sé qué es y me enoja y me da tristeza ya no saber qué hacer y pienso que no puedo más, siento como mi corazón late tan rápido de desesperación y no saber qué hacer me mata por dentro. No*

*estoy sola tengo una gran familia que me apoya y me quiere, pero no es suficiente, y lo peor es no saber porque, ahora siento como me está costando respirar y todo por no saber qué está pasando conmigo en mi cabeza, con mis pensamientos, con mi ser, ya no puedo más quiero gritar a los cuatro vientos que alguien acabe con esto y ponga fin a tanta infelicidad, sé que muchos dirán "busca a Dios". Créeme ya lo busqué tantas veces, tantas veces que lloré, grité, y quería morir y no estaba nadie para mí, sólo quiero la receta para una vida feliz, y comprensión, imposible ¿no? Todo me recuerda mi pasado, cuando perdí a mi novio, a mi amiga, a mi familia y lo único que hacía era esconderme en un baño, escuchando como que ya los demás, como gozaban de la vida y yo...*

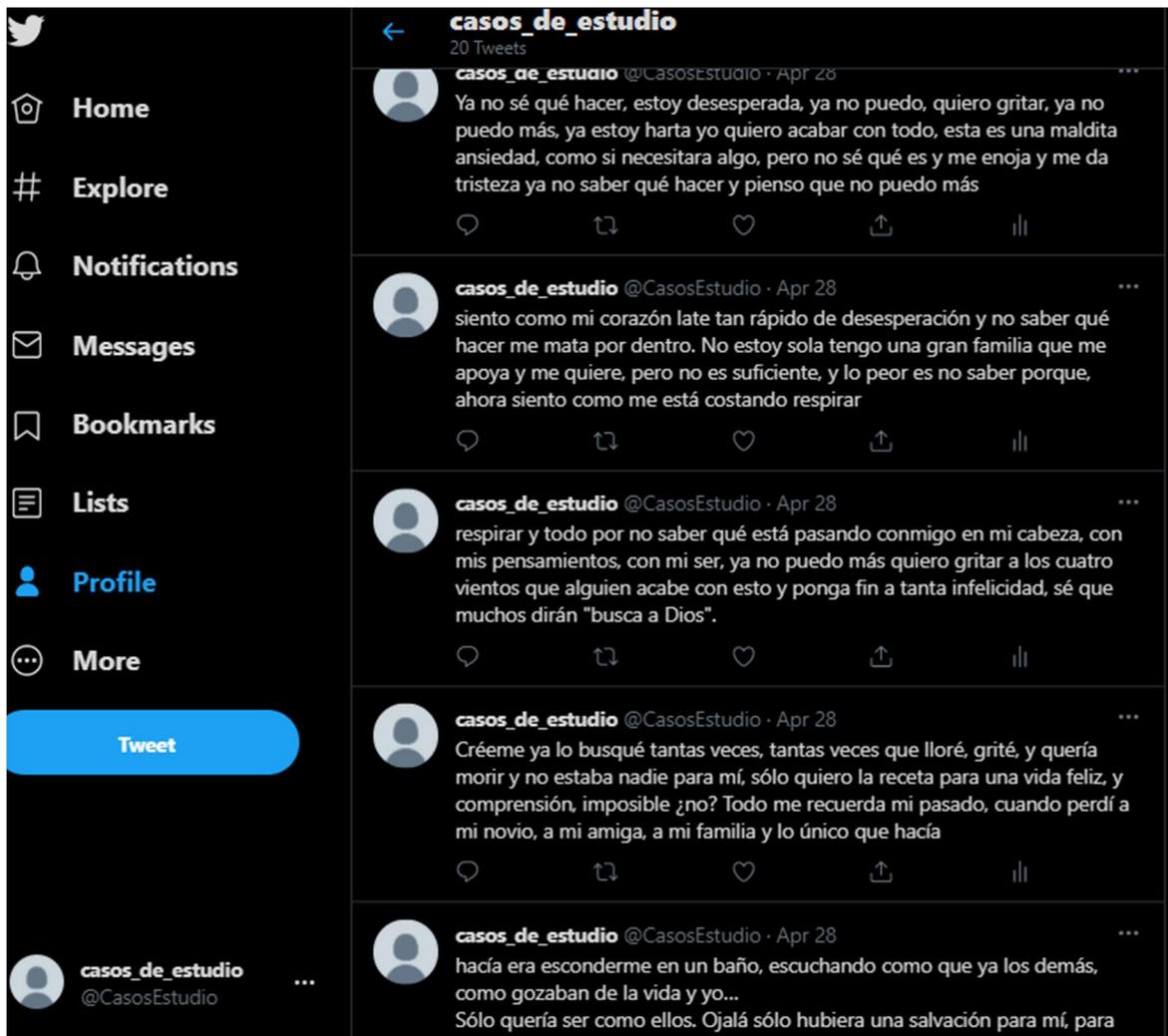
*Sólo quería ser como ellos. Ojalá sólo hubiera una salvación para mí, para todos a los que se sienten así. Cada día sólo pienso en lo horrible de mi vida, la porquería en la que vivo, y no es culpa del mundo, la culpa es mía y lo que más ansío es saber cuándo acabará esto, cuando terminará esta vida tan ¡inútil! No tengo ningún talento especial, pensé que era escritora, pero sólo me equivoqué...*

*Como siempre. Nadie tiene una maldita idea de qué es ver a los demás felices y no poder hacerlo, respirar y no sentirse viva, llorar hasta quedar dormida y sólo reír por momentos, recordar lo horrible y asquerosa que puede ser la vida, que todos hablen de un dios y no poder verlo o sentirlo, el amor no existe y que la gente es falsa y mentirosa. Saber que todo lo que haces es un error y jamás tendrás razón, quiere vivir un recuerdo, una novela, sólo poder tener un final feliz... Recordar que eso jamás pasará y seguirás atrapada ahí, imaginar cómo sería morir. Habrá alguien que se acuerde de tu existencia de tu historia, y tu tristeza y podrida historia. Perdón mamá, sé que esperabas algo más de mí, pero yo no puedo y no quiero ya no aguanto seguir, sólo tropiezo piedra con piedra. Gracias por verme en todo momento, a mi mejor amiga por estar ahí a mis hermanas por cada momento estaré eternamente agradecida. Yo no tengo nada más que decir, sólo queda decir que la culpable de esta detrás y de la horrible persona que soy hoy disculpa... Mia, yo."*

#### **4.1.2 Texto original publicado en Twitter®**

A continuación, se muestra el mismo texto, pero publicado desde la cuenta de Twitter® creada para poner a prueba nuestra solución propuesta. Por la restricción del número de caracteres que Twitter® impone para cada tweet, el texto se dividió en 10 tweets, publicados simultáneamente, como se observa en la figura 4.1.

Figura 4.1 Tweets publicados en cuenta para acoso de estudio negativo

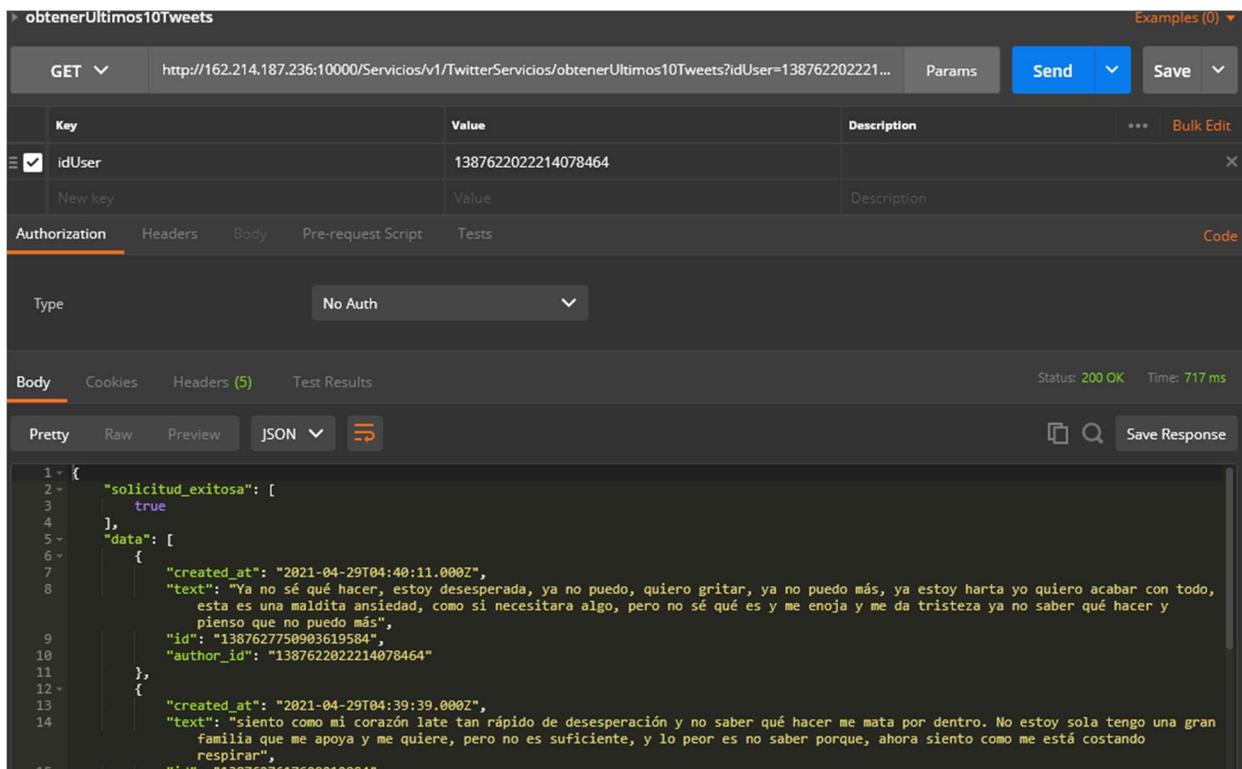


Como es posible observar, el nombre de usuario de la cuenta creada en Twitter® para publicar los casos de estudio es “@CasosEstudio”. Por cuestiones de espacio no se muestran todos los tweets, pero se publicó todo el texto en un conjunto de 10 tweets como se mencionó anteriormente.

#### 4.1.3 Extracción de conocimiento y emociones desde Postman®.

Una vez que los tweets del caso de estudio de enfoque negativo se publicaron, el siguiente paso para poner a prueba nuestro mecanismo de extracción de conocimiento y obtención de emociones es probarlo desde la herramienta de Postman®, a continuación, se muestra el resultado de la realización de este paso.

Figura 4.2 Pruebas desde postman®

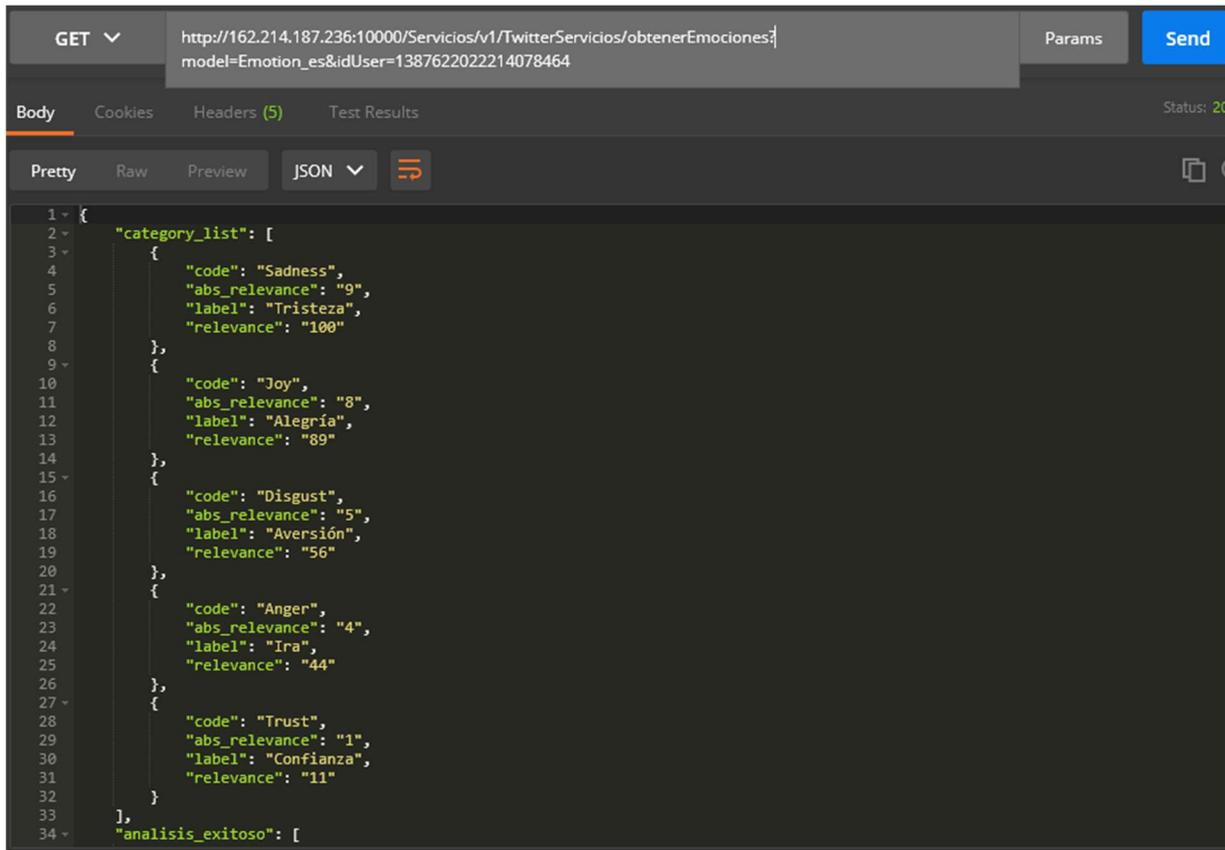


Como se observa en la figura 4.2, el primer paso que es la extracción de las publicaciones directamente de la red social de Twitter® se llevó a cabo con éxito. El servicio web hospedado en la nube para extraer los últimos 10 tweets del usuario funcionó correctamente, iniciando la extracción con el primer tweet que comienza con el texto “*Ya no sé qué hacer...*”, es posible verificar que concuerda con el texto del primer tweet mostrando en la figura 4.1.

Ahora, a continuación, se muestra el resultado de aplicar el análisis del procesamiento del lenguaje natural por medio del API de extracción de emociones, al conjunto de tweets publicados en el caso de estudio de enfoque negativo, y se muestra en la figura 4.3.

Es posible observar que el API nos devuelve un conjunto de cinco emociones encontradas en los tweets publicados, donde predominan las emociones negativas como se concibe en la figura, teniendo la tristeza como la emoción predominante, por lo que es posible afirmar que son resultados acertados.

Figura 4.3 Extracción de emociones al conjunto de tweets



```
GET http://162.214.187.236:10000/Servicios/v1/TwitterServicios/obtenerEmociones?model=Emotion_es&idUser=1387622022214078464
Params Send

Body Cookies Headers (5) Test Results Status: 200

Pretty Raw Preview JSON

1 {
2   "category_list": [
3     {
4       "code": "Sadness",
5       "abs_relevance": "9",
6       "label": "Tristeza",
7       "relevance": "100"
8     },
9     {
10      "code": "Joy",
11      "abs_relevance": "8",
12      "label": "Alegria",
13      "relevance": "89"
14    },
15    {
16      "code": "Disgust",
17      "abs_relevance": "5",
18      "label": "Aversión",
19      "relevance": "56"
20    },
21    {
22      "code": "Anger",
23      "abs_relevance": "4",
24      "label": "Ira",
25      "relevance": "44"
26    },
27    {
28      "code": "Trust",
29      "abs_relevance": "1",
30      "label": "Confianza",
31      "relevance": "11"
32    }
33  ],
34  "analisis_exitoso": [
```

Es importante mencionar que la sección de los parámetros se ocultó para que fuera posible visualizar la respuesta devuelta por el API de forma completa, pero es posible observar dichos parámetros enviados por la URL.

Asimismo, es importante señalar que el id de usuario que se envía como parámetro coincide con el id enviado que se muestra en la figura 4.2 anteriormente.

#### 4.1.4 Resultado de la extracción de emociones plasmada en el modelo computacional para el pronóstico de depresión.

En la sección 3.9 que lleva por nombre “Modelo computacional para el pronóstico de depresión” se mostró el modelo y se explicaron los pasos para crearlo desde cero, pero en esa sección no se mostró el modelo con datos reales, ya que solo fue la explicación de su funcionamiento. Ahora, en esta sección se presenta dicho modelo con los datos obtenidos de realizar la extracción de las emociones que se mostró. Más adelante en la sección del caso de estudio positivo se muestra también el modelo con los datos obtenidos de la extracción de emociones de ese caso de estudio.

En la figura 4.4 se muestra los valores obtenidos en la extracción de emociones, pero como se mencionó anteriormente, se toman los valores del atributo “*relevance*” para cada emoción y se dividen entre 100, para obtener un número decimal que va del 0 al 1. Los valores obtenidos de dicha división se muestran ya plasmados en la figura 4.4.

Figura 4.4 Valores obtenido de la extracción de emociones

PERFIL CON VALORES	
Tristeza	1
Aversion	0.56
Ira	0.44
Miedo	0
Alegria	0.89
Confianza	0.11
Anticipacion	0
Sorpres	0

Ahora se muestra la sección del modelo donde se realiza el cálculo como tal, se observa en la figura 4.5 a continuación.

Figura 4.5 Cálculo del pronóstico de depresión

Sintoma	** Equivalencia	Valor Obtenido	Valor Normaizado
Pesimismo	Tristeza	1	2
	Anticipación	0	
Fracaso pasado	Ira	0.44	2
	Aversión	0.56	
Pérdida de placer	Tristeza	1	3.12
	Aversión	0.56	
Sentimientos de	Alegria	0.89	1.78
	Miedo	0	
Sentimientos de	Ira	0.44	2.5
	Aversión	0.56	
Autodesprecio	Aversión	0.56	2.5
	Ira	0.44	
Autocrítica	Miedo	0	1.4
	Aversión	0.56	
Pensamiento o deseo suicida	Ira	0.44	13.33333333
	Aversión	0.56	
Llanto	Tristeza	1	4
	Tristeza	1	
Agitación	Anticipación	0	0
	Miedo	0	
Pérdida de interés	Aversión	0.56	2.24
	Aversión	0.56	
Indecisión	Ira	0.44	0.666666667
	Miedo	0	
Inutilidad	Aversión	0.56	3.12
	Tristeza	1	
Pérdida de energía	Ira	0.44	0.88
Cambios en el patrón de sueño	Aversión	0.56	2.24
Irritabilidad	Ira	0.44	2.2
Cambios en el apetito	Ira	0.44	0.88
Dificultad de concentración	Aversión	0.56	1.68
Cansancio o fatiga	Ira	0.44	0.88
Tristeza	Tristeza	1	15
<b>Total</b>			<b>62.42</b>

depresión baja

Como primer punto es posible verificar que los valores de cada emoción están correctamente referenciados a los plasmados en la tabla del perfil con valores, de esta forma se evita repetir cada uno de los valores en donde se utilizan.

Ahora, posterior a que se establecen los valores obtenidos por el API, el modelo computacional realiza de forma automática todo el cálculo, con las fórmulas presentadas en la sección 3.9. Un punto importante a considerar es que, después de normalizar los valores, obtenemos valores muy altos de tristeza y “pensamientos o deseos suicidas”, es importante señalar esto ya que como se mencionó antes, se trata de dar al texto un enfoque de carta suicida o de despedida, por lo que es posible señalar que hasta este punto se obtienen resultados bastante satisfactorios.

Por último, se observa que el usuario se clasificó en un rango de “depresión baja” con una puntuación de 62.42.

#### 4.1.5 Pruebas por medio del módulo creado

Hasta el momento las pruebas realizadas con el caso de estudio a nuestro mecanismo de extracción de conocimiento directamente de redes sociales, al de extracción de emociones y al modelo computacional de pronóstico de depresión ha obtenido resultados satisfactorios. En esta sección se puso a prueba ahora directamente el módulo desarrollado.

Comenzamos por extraer las últimas 10 publicaciones de un usuario de Twitter®, que en este caso es nuestra cuenta “@CasosEstudio” creada para la publicación del texto, se referencia la cuenta asignando su ID en el formulario, como se observa en la figura 4.6

Figura 4.6 Ingreso de datos en formulario

## Módulo de detección de depresión

Módulo para emitir pronóstico de depresión en usuarios de Twitter y Reddit.

— Selecciona las acciones a realizar.

Fuente de datos

Twitter/Reddit

Idioma

Español

Selecciona tipo de análisis

Analizar últimas 10 publicaciones en Twitter.

Proporciona el ID del usuario a analizar

1387622022214078464

Analizar

Regresar

Es posible verificar en la figura anterior y la figura 4.2 que se trata del mismo ID, perteneciente a la cuenta “@CasosEstudio”. Una vez que se llenaron los datos necesarios para realizar la extracción de las publicaciones se da clic a analizar, la aplicación nos da un mensaje de que éxito y nos regresa a la página de inicio.

Para verificar que se realizó correctamente la extracción se visualiza la lista de reportes realizados hasta el momento, dicha lista se presenta a continuación en la figura 4.7.

Figura 4.7 Lista de análisis de cuentas

## Módulo de detección de depresión

Lista de análisis.

Nombre de usuario analizado	ID de usuario analizado	Fecha	Visualizar
@lopezobrador_	82119937	2021/06/01	
@CasosEstudio	1387622022214078464	2021/06/02	

Regresar

Como se muestra en la figura, el reporte de análisis se llevó de manera correcta, se verifica el nombre de usuario y el ID, que coincide con el enviado en el formulario.

Ahora que se completó el reporte de la extracción de la cuenta, se regresa a la página de inicio y entramos a la interfaz de realización de pronósticos, eligiendo el reporte que se acaba de realizar para que sobre los datos que contiene se realice el pronóstico de la depresión. Esto se muestra en la figura 4.8.

Figura 4.8 Elegir reportes a incluir en el análisis

## Módulo de detección de depresión

Selecciona los reportes a incluir para el análisis.

Nombre de usuario analizado	ID de usuario analizado	Fecha	Seleccionar
@lopezobrador_	82119937	2021/06/01	<input type="checkbox"/>
@CasosEstudio	1387622022214078464	2021/06/02	<input checked="" type="checkbox"/>

Realizar pronóstico

Regresar

Damos clic en el botón “Realizar pronóstico” ya que se seleccionó el reporte a analizar y la aplicación conduce automáticamente a la interfaz que muestra la lista de pronósticos realizados hasta el momento. En dicha tabla se observa que el usuario “@CasosEstudio” obtuvo una puntuación de 62.42 y se clasifica como “depresión baja”, esto se muestra en la figura 4.9. a continuación.

Figura 4.9 Lista de pronósticos realizados

## Módulo de detección de depresión

Lista de pronósticos.

Nombre de usuario analizado	ID de usuario analizado	Fecha	Pronóstico
@CasosEstudio	1387622022214078464	2021/06/02	Depresión baja. El usuario obtuvo una puntuación de: 62.42000000000001
@lopezobrador_	82119937	2021/06/01	Sin síntomas. El usuario obtuvo una puntuación de: 17.833333333333332

Regresar

Más adelante se interpretan todos los resultados de las pruebas a detalle, pero es posible verificar resultados acertados en las pruebas realizadas hasta el momento.

## 4.2 Caso de estudio 2: publicaciones con enfoque positivo en cuenta de Twitter®

A continuación, se presenta el texto original del caso de estudio “positivo”, se muestra la cuenta de Twitter® utilizada para publicar dicho caso de estudio, así como las publicaciones como tal y el conjunto de pruebas aplicados hacia las publicaciones de la cuenta de Twitter® en cuestión, así como sus resultados.

### 4.2.1 Texto original del caso de estudio

El texto que se presenta a continuación, es totalmente diferente al texto del caso de estudio número uno, ya que se trató de dar el enfoque más positivo posible, creando la apariencia de que la persona que escribe el texto está disfrutando de su vida al máximo. El texto original se muestra a continuación:

*“Espero estén ejerciendo a pleno su pasión por la vida y voluntad de mejorar día a día, pues esos son algunos de los ingredientes que necesitarán para crear la receta de la pasión. En mi experiencia, me doy una dosis de sonrisas diaria, por las mañanas es el comienzo, agradecer el haber amanecido y las cosas que tenemos y aquellas que no tenemos, ni tenemos que tener, seguido de eso, me propondría dos objetivos, uno para lograr el día y otro a más largo plazo. Siempre es reconfortante para nuestra autoestima darnos cuenta de que podemos lograr lo que nos proponemos y cierto es que, si nos enfocamos en algo, lo podemos realizar. Hay veces que la vida nos va mostrando que ciertas cosas no son para nosotros o que nos equivocamos de camino. Debemos estar atentos. Otro ingrediente de esta preciada pastilla que queremos fabricar, es lograr un equilibrio de sanidad mental, física y espiritual. Recordemos que mantener nuestra mente creativa y libre de pensamientos negativos, aunque pueda costarnos, nos regala un resultado muy placentero.*

*Tu sonrisa debería ser la octava maravilla del mundo. Esa sonrisa que con tan solo verla me contagia de alegría y felicidad, esa sonrisa que cuando la veo brilla tanto que ilumina el día como esta sonrisa por la cual estoy completamente alegre, esa sonrisa que te hace perfecto, esa sonrisa que te enamoró de ti mismo desde un principio. Me encanta saber que estás leyendo esta carta porque me hace saber que estás feliz, por lo tanto, yo también estoy feliz. Todo es mucho mejor si estás así, amo este humor en ti porque me contagie de felicidad y sé que muchas otras personas también. Sea cual sea la razón o motivo por la que estés feliz, espero siga así.*

*Finalmente, cultivar nuestro espíritu, desde la práctica que elijamos, nos hará crecer y aprender cada día más. Principalmente, hablando de no vivir por otros, es fundamental aprender amarnos y respetarnos y darnos nuestro valor. Aceptémonos, amémonos, no dejemos de aspirar a*

*crecer, pero veamos que somos únicos e irrepetibles y agradezcámoslo. Tú mismo, eres el mayor tesoro que posees, eres lo único que no puedes permitirte perder, por eso promete cuidarte con mimo y darte todo lo que necesitas; por eso promete alimentarte con ilusiones, esperanza y novedades. También promete darte optimismo, alegría y un futuro de colores. Amarte es querer abrazar la vida y recorrer el mundo dándote la mano. Amarte es ser dichoso, incluso sin causa para serlo, tú eres mi causa. Así que deja también los malos recuerdos y danza conmigo hasta convertirte en lo que haces, y cuando seamos lo mismo, constatarás que la vida era otra cosa y que soy y seré, imprescindible para ti. ¿Te atreves?”*

#### 4.2.2 Texto original publicado en Twitter®

A continuación, se muestra el texto anterior, pero publicado desde la cuenta de Twitter® que se creó para poner a prueba nuestra solución propuesta, cabe destacar que es la misma cuenta utilizada para el caso de estudio de enfoque negativo, pero publicando ahora este texto. Como ya se mencionó antes, por la restricción del número de caracteres que Twitter® impone para cada tweet, el texto se dividió en 10 tweets, publicados simultáneamente, como se observa en la figura 4.10.

Figura 4.10 Tweets publicados en cuenta para acaso de estudio positivo

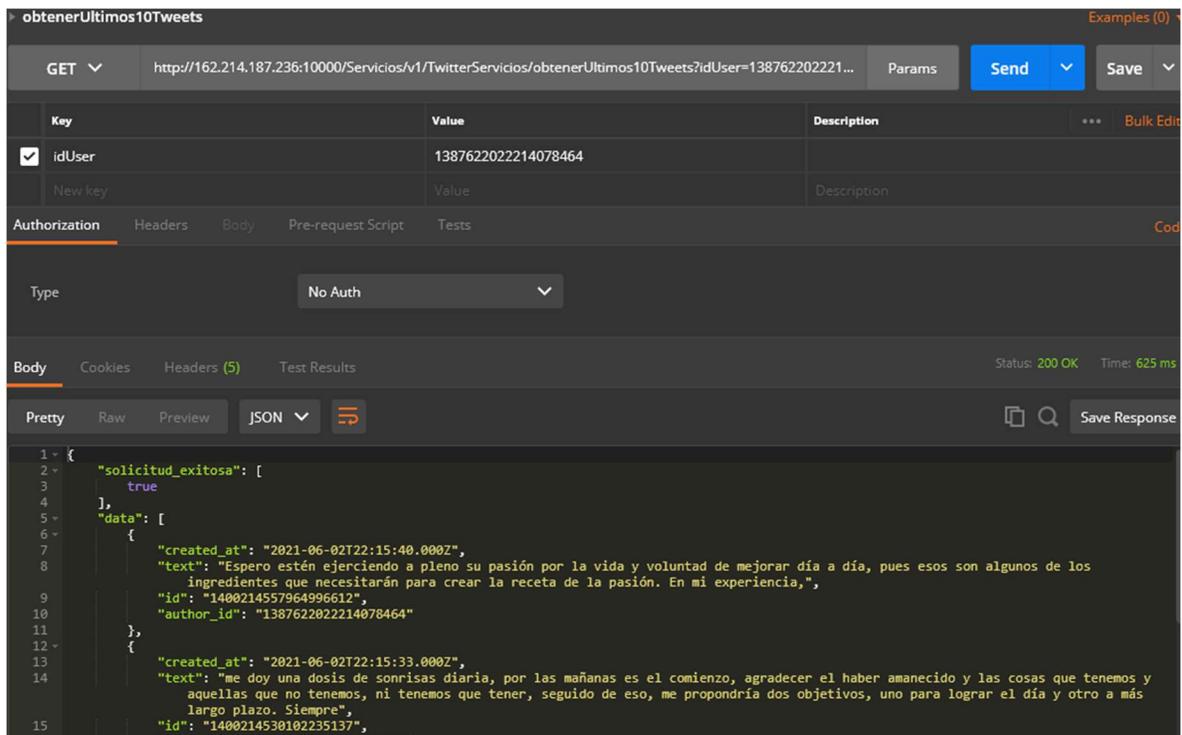


En la figura anterior se logra apreciar que la cuenta como se mencionó, es la misma que en para el caso de estudio de enfoque negativo, pero las publicaciones que se encuentran bajo análisis ahora son las del texto positivo.

#### 4.2.3 Extracción de conocimiento y emociones desde Postman®.

Una vez que los tweets del caso de estudio de enfoque positivo se publicaron, el siguiente paso para poner a prueba nuestro mecanismo de extracción de conocimiento y obtención de emociones ahora con el caso de estudio positivo, es probarlo desde la herramienta de Postman®, a continuación, se muestra el resultado de la realización de este paso.

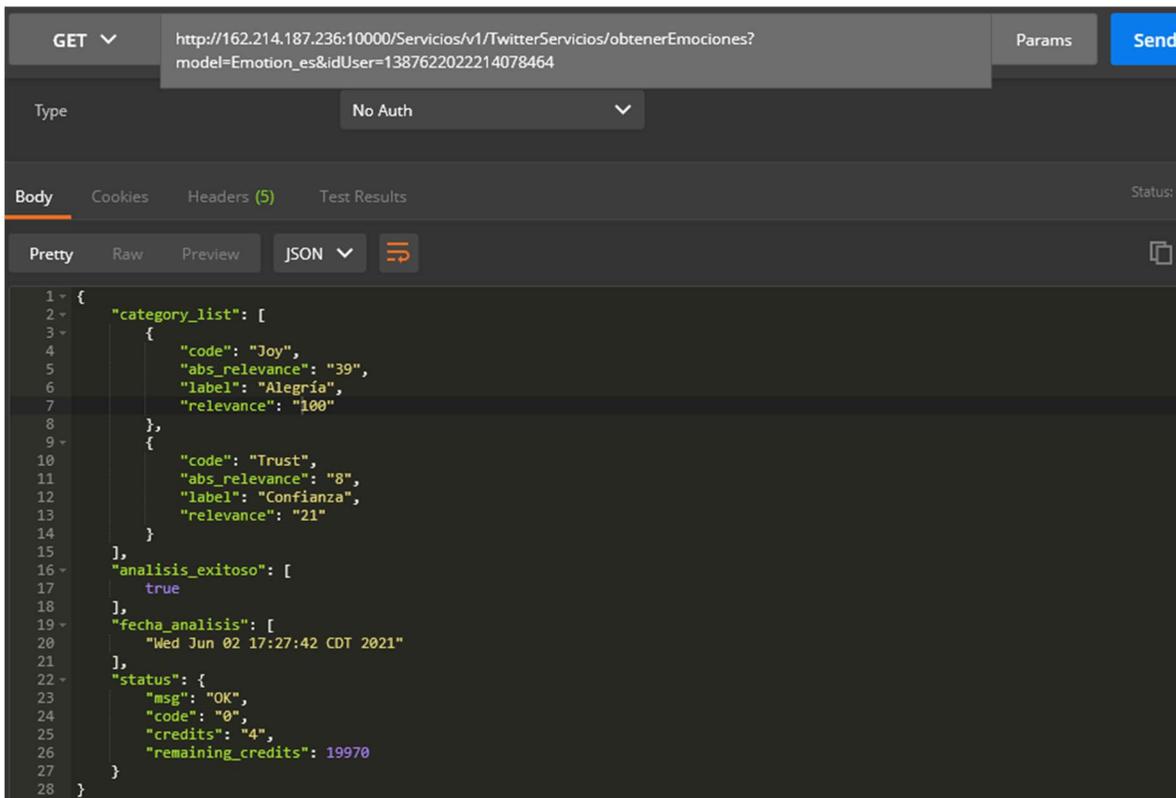
Figura 4.11 Pruebas desde postman®



En la figura anterior se muestra el primer paso, que es la extracción de publicaciones de usuario desde la herramienta de Postman®, se visualiza que efectivamente los tweets extraídos coinciden con el texto original del caso de estudio mostrado anteriormente y que se publicó a través de la cuenta de Twitter®.

El siguiente paso es realizar la extracción de emociones al conjunto de tweets extraídos, de igual manera desde la herramienta de Postman®, lo cual es posible verificar en la siguiente figura.

Figura 4.12 Extracción de emociones al conjunto de tweets caso de estudio positivo



```
GET http://162.214.187.236:10000/Servicios/v1/TwitterServicios/obtenerEmociones?model=Emotion_es&idUser=1387622022214078464 Params Send

Type No Auth

Body Cookies Headers (5) Test Results Status:

Pretty Raw Preview JSON

1 {
2   "category_list": [
3     {
4       "code": "Joy",
5       "abs_relevance": "39",
6       "label": "Alegria",
7       "relevance": "100"
8     },
9     {
10      "code": "Trust",
11      "abs_relevance": "8",
12      "label": "Confianza",
13      "relevance": "21"
14    }
15  ],
16  "analisis_exitoso": [
17    true
18  ],
19  "fecha_analisis": [
20    "Wed Jun 02 17:27:42 CDT 2021"
21  ],
22  "status": {
23    "msg": "OK",
24    "code": "0",
25    "credits": "4",
26    "remaining_credits": 19970
27  }
28 }
```

Es posible observar que el API retorna únicamente un par de emociones encontradas en los tweets publicados, donde predominan las emociones positivas como se ve en la figura, teniendo la alegría como la emoción predominante y la confianza como la segunda emoción encontrada, por lo que es posible aseverar que son resultados excelentes.

Cabe mencionar que la sección de los parámetros se ocultó para que se visualizara la respuesta devuelta por el API de forma completa, aunque de igual forma posible observar dichos parámetros enviados por la URL.

#### 4.2.4 Resultado de la extracción de emociones plasmada en el modelo computacional para el pronóstico de depresión.

Anteriormente se mencionó que en la sección “Modelo computacional para el pronóstico de depresión” se mostró el modelo, así como la explicación de su creación, pero en esa sección no se mostró el modelo con datos reales. Ahora, en esta sección se muestra dicho modelo con los datos obtenidos de realizar la extracción de las emociones que se mostró. Iniciando con plasmar los valores obtenidos de haber realizado la extracción de emociones previa, pero como ya se mencionó, se toman

los valores del atributo “*relevance*” y se les aplica una división para obtener un número decimal. Los valores ya divididos y plasmados se muestran en la figura “Perfil con valores”.

Figura 4.13 Valores de la extracción de emociones plasmados en tabla "Perfil con valores"

PERFIL CON VALORES	
Tristeza	0
Aversion	0
Ira	0
Miedo	0
Alegria	1
Confianza	0.2
Anticipacion	0
Sorpres	0

A continuación, se muestra la parte del modelo computacional que realiza los cálculos de manera automática por medio de fórmulas y realiza el pronóstico.

Figura 4.14 Realización de pronóstico para caso de estudio "positivo".

Sintoma	** Equivalencia	Valor Obtenido	Valor Normalizado	
Pesimismo	Tristeza	0	0	
	Anticipación	0		
Fracaso pasado	Ira	0	0	
	Aversión	0		
Pérdida de placer	Tristeza	0	0	
	Aversión	0		
Sentimientos de	Alegria	1	2	
	Miedo	0		
Sentimientos de	Ira	0	0	
	Aversión	0		
Autodesprecio	Aversión	0	0	
	Ira	0		
Autocrítica	Miedo	0	0	
	Aversión	0		
Pensamiento o deseo suicida	Ira	0	0	
	Aversión	0		
	Tristeza	0		
Llanto	Tristeza	0	0	
Agitación	Anticipación	0	0	
	Miedo	0		
Pérdida de intere	Aversión	0	0	
	Aversión	0		
Indecisión	Ira	0	0	
	Miedo	0		
	Aversión	0		
Inutilidad	Aversión	0	0	
	Tristeza	0		
Pérdida de energ	Ira	0	0	
Cambios en el patrón de sueño	Aversión	0	0	
Irritabilidad	Ira	0	0	
Cambios en el ap	Ira	0	0	
Dificultad de concentración	Aversión	0	0	
Cansancio o fati	Ira	0	0	
Tristeza	Tristeza	0	0	
		<b>Total</b>	<b>2</b>	<b>Sin síntomas</b>

El primer punto importante a considerar es que los valores de cada emoción están correctamente referenciados hacia los plasmados en la tabla del perfil con valores, pero la mayoría

están en cero porque se utilizan los valores de las emociones negativas, que como ya se comentó antes, no se encontraron en el texto analizado.

Dado lo anterior, el usuario es clasificado como “Sin síntomas” y obtiene una puntuación de únicamente 2, que es realmente baja, por lo que se asegura que este es un resultado óptimo y preciso teniendo en cuenta el contexto del texto analizado.

#### 4.1.5 Pruebas por medio del módulo creado

Hasta el momento, en este caso de estudio se realizaron las pruebas hacia nuestro mecanismo de extracción de conocimiento directamente de redes sociales, al de extracción de emociones y al modelo computacional de pronóstico de depresión y obtuvieron ciertamente los resultados esperados. En esta sección se puso a prueba ahora directamente el módulo desarrollado, nuevamente, pero con el caso de estudio positivo.

Comenzamos realizando la extracción de las últimas 10 publicaciones del usuario en Twitter®, llenando los datos correspondientes, pero ya no se muestra por medio de una figura porque son exactamente los mismos datos ingresados que en el formulario mostrado en la figura 4.6

Para verificar que se realizó correctamente la extracción de las publicaciones de nuestra cuenta de Twitter® “@CasosEstudio” ingresamos a la lista de reportes realizados hasta el momento, dicha lista se presenta a continuación en la figura 4.15.

Figura 4.15 Lista de reportes de extracción de información

## Módulo de detección de depresión

Lista de análisis.

Nombre de usuario analizado	ID de usuario analizado	Fecha	Visualizar
@lopezobrador_	82119937	2021/06/01	
@CasosEstudio	1387622022214078464	2021/06/02	
@CasosEstudio	1387622022214078464	2021/06/02	

Regresar

Es posible verificar que ahora existen dos reportes a la cuenta de los casos de estudio, el más reciente es el de la parte inferior ya que en esta tabla se listan orden de fecha de más antigua a más reciente.

El siguiente paso es seleccionar este último reporte que es enviado al análisis para realizar el pronóstico de la depresión, por lo tanto, se ingresó a la interfaz de pronósticos y se seleccionó el elemento de la lista que pertenece al análisis más reciente como se visualiza en la figura 4.16 a continuación.

Figura 4.16 Lista de reportes a elegir para realizar pronóstico

## Módulo de detección de depresión

Selecciona los reportes a incluir para el análisis.

Nombre de usuario analizado	ID de usuario analizado	Fecha	Seleccionar
@lopezobrador_	82119937	2021/06/01	<input type="checkbox"/>
@CasosEstudio	1387622022214078464	2021/06/02	<input type="checkbox"/>
@CasosEstudio	1387622022214078464	2021/06/02	<input checked="" type="checkbox"/>

Realizar pronóstico

Regresar

Como último paso para completar el pronóstico solo se da clic en el botón verde llamado “Realizar pronóstico” y la aplicación conduce hacia la interfaz que contiene la tabla que lista los pronósticos realizados. En esta tabla se listan por orden de fecha de más reciente a más antigua, por lo que el reporte de pronóstico que nos interesa es el primero en la lista de la figura 4.17.

Figura 4.17 Lista de pronósticos realizados

## Módulo de detección de depresión

Lista de pronósticos.

Nombre de usuario analizado	ID de usuario analizado	Fecha	Pronóstico
@CasosEstudio	1387622022214078464	2021/05/21	Sin síntomas. El usuario obtuvo una puntuación de: 2.00
@CasosEstudio	1387622022214078464	2021/06/02	Depresión baja. El usuario obtuvo una puntuación de: 62.42000000000001
@lopezobrador_	82119937	2021/06/01	Sin síntomas. El usuario obtuvo una puntuación de: 17.83333333333332

Regresar

El primer punto importante a comentar sobre la figura anterior es que los resultados que se obtienen son exactamente los mismos que cuando se realizó el cálculo con el modelo computacional de forma manual, por lo que, como se confirmó en el primer caso de estudio, el modelo fue programado exitosamente y obtiene resultados correctos.

En la próxima sección se interpretan los resultados de las pruebas.

### **4.3 Resultados de los casos de estudio**

Al hacer uso de los servicios web desarrollados y alojados en un servidor VPS en la nube para la extracción de publicaciones de un usuario se demostró que obtiene de manera correcta los datos de sus publicaciones, como la fecha, el autor, el texto de la publicación, por mencionar algunos.

Realizando la extracción de emociones directamente sobre los datos extraídos por lo servicios web se demostró que se obtienen emociones correctas, concordando con el contexto de los casos de estudio.

Haciendo el cálculo del pronóstico de la depresión para la cuenta de Twitter<sup>®</sup> creada por medio del módulo, se demostró que se obtienen resultados correctos, porque concuerdan con lo realizado de forma manual con el modelo computacional en el archivo de excel, por lo que el modelo computacional fue programado de forma correcta y sin errores.

Por todo lo anterior se concluye que la solución propuesta en este trabajo de investigación cumple con los objetivos establecidos y es apta para el cumplimiento de sus tareas.

## Capítulo 5. Conclusiones y recomendaciones

### 5.1 Conclusiones

Las redes sociales se convirtieron con el paso del tiempo en una importante fuente de información, que si es extraída y analizada es posible obtener importantes conclusiones. Enfocándonos en el contexto de este trabajo de investigación, se demostró que el uso de las redes sociales para la detección de trastornos es un área con prometedores resultados y que debe seguir siendo explorada para realizar avances tecnológicos que contribuyan al bienestar de la población en general.

El objetivo de este trabajo fue realizar un módulo que por medio de técnicas de extracción de conocimiento de redes sociales y técnicas de aprendizaje automático fuera capaz de realizar un pronóstico a usuarios para saber si están sufriendo un cuadro de depresión. Según los resultados obtenidos y presentados en el capítulo 4 podemos aseverar que efectivamente se cumplieron todos los objetivos de este trabajo, tanto los objetivos específicos como el general.

El mecanismo de extracción de conocimiento desarrollado en forma de servicios web, probado y demostrado a lo largo de este documento es capaz de extraer la información de las publicaciones o las cuentas de usuario de las redes sociales de Twitter® y Reddit®, siempre y cuando sean cuentas públicas.

El mecanismo para la extracción de emociones y polaridad obtuvo resultados correctos y consideramos acertados los resultados de la mayoría de las pruebas realizadas con el prototipo de pruebas desarrollado.

Además, el mecanismo para la realización de pronósticos de depresión obtuvo resultados idóneos, ya que clasificó de manera correcta los casos de estudio desarrollados.

Por lo anterior es posible asegurar que todos los mecanismos, técnicas y servicios web mencionados funcionan y se conjuntan de manera correcta mediante el módulo web desarrollado y se comprobó a lo largo del capítulo cuatro.

Los principales obstáculos encontrados en el desarrollo de esta tesis se presentaron al desarrollar los servicios web tanto de Reddit como de Twitter por la escasa documentación para desarrolladores con la que cuentan las APIs de extracción de información de dichas redes sociales. Además de esto, al realizar el modelo computacional se enfrentó el reto de no contar con trabajos previos que sirvieran como ejemplo o apoyo para lograr el objetivo.

Por último, es importante resaltar la importancia de este trabajo en el ámbito médico, especialmente en el sector de la salud mental. Teniendo en cuenta los resultados obtenidos, es posible aseverar que el trabajo realizado es competente para servir como una herramienta complementaria para la toma de decisiones para los expertos en el ámbito de la salud mental, especialmente psicólogos y psiquiatras.

## 5.2 Recomendaciones

A pesar de que los objetivos planteados en este trabajo de investigación se cumplieron, sería de mucho beneficio para el módulo web integrar nuevas interfaces que permitan hacer uso y consumo de todos los servicios web, como los servicios para extraer información de las cuentas de los usuarios, para mostrar de manera más completa los reportes, añadiendo información de los usuarios analizados como su nombre, su ubicación, la descripción de su cuenta, por mencionar algunos.

Otra recomendación es incluir más redes sociales para la extracción de publicaciones, ya que existen diversidad de redes sociales con distintos tipos de información valiosa para cumplir con el objetivo de este trabajo. De la misma forma, se recomienda cubrir un mayor número de trastornos mentales.

Asimismo, se recomienda encarecidamente añadir recomendaciones para las personas analizadas al módulo web, de qué acciones se le recomienda seguir según su pronóstico, es decir, si la persona analizada sufre de algún grado de depresión, otorgarle recomendaciones que le permitan mejorar o estabilizar su estado de salud mental.

De igual manera se recomienda continuar evaluando la funcionalidad del modelo computacional para el pronóstico de la depresión y el módulo desarrollado, con un mayor número de casos de estudio, que permitan tener una mayor cantidad de pruebas que justifiquen la validez y eficacia del modelo y del módulo.

Por último, se recomienda implementar nuevos mecanismos que permitan la identificación de nuevas emociones y entidades, para que de esta forma los análisis y la conversión de síntomas a emociones funcione de manera aún más completa.

## Productos académicos

En esta sección se presenta el producto académico desarrollado, que forma parte importante de esta tesis.

- Colombo-Mendoza A.E., Alor-Hernández G., Salas-Zarate M.P., Sánchez-Cervantes J.L., Rodríguez-Mazahua L., “Análisis comparativo de herramientas y APIs para la identificación y detección de depresión.”, CEIAAIT 2020.



## Referencias

- [1] “INCYTU\_18-007.pdf”. Consultado: mar. 02, 2020. [En línea]. Disponible en: [https://www.foroconsultivo.org.mx/INCYTU/documentos/Completa/INCYTU\\_18-007.pdf](https://www.foroconsultivo.org.mx/INCYTU/documentos/Completa/INCYTU_18-007.pdf)
- [2] D. O y J. Jaramillo, “Conceptions about mental health in the field of public health”, *Rev. Fac. Nac. Salud Pública*, vol. 30, pp. 202–211, ago. 2012.
- [3] L. Caballero Martinez, “Conceptos de enfermedad y trastorno mental. Clasificación. Trastornos clínicos y de la personalidad. Problemas psicosociales. Bases etiopatogénicas de los trastornos mentales”, *Med. - Programa Form. Médica Contin. Acreditado*, vol. 9, núm. 84, pp. 5389–5395, sep. 2007, doi: 10.1016/S0211-3449(07)74667-2.
- [4] “OMS | Depresión”, *WHO*. <http://www.who.int/topics/depression/es/> (consultado ene. 26, 2020).
- [5] R. W. de Margolis, *Ansiedad y pánico: Guía de emergencia*. Alfaomega Grupo Editor, 2017.
- [6] “OMS | Esquizofrenia”. <https://www.who.int/topics/schizophrenia/es/> (consultado ene. 26, 2020).
- [7] “Demencia”. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/dementia> (consultado ene. 26, 2020).
- [8] M. E. S. Arrondo, “LA CLASIFICACIÓN INTERNACIONAL DE LOS TRASTORNOS MENTALES Y DEL COMPORTAMIENTO”, p. 6.
- [9] “OMS | Enfermedades crónicas”, *WHO*. [http://www.who.int/topics/chronic\\_diseases/es/](http://www.who.int/topics/chronic_diseases/es/) (consultado ene. 26, 2020).
- [10] “MONOGRÁFICO: Redes Sociales - Definición de redes sociales | Observatorio Tecnológico”. <http://recursostic.educacion.es/observatorio/web/ca/internet/web-20/1043-redes-sociales?start=1> (consultado ene. 26, 2020).
- [11] “New user FAQ”. <https://help.twitter.com/en/new-user-faq> (consultado dic. 05, 2020).
- [12] “faq - reddit.com”, *reddit*. <https://www.reddit.com/wiki/faq> (consultado dic. 05, 2020).
- [13] S. C. Shapiro, *Encyclopedia of Artificial Intelligence*, 2nd ed. USA: John Wiley & Sons, Inc., 1992.
- [14] A. García, *INTELIGENCIA ARTIFICIAL. Fundamentos, práctica y aplicaciones*. RC Libros, 2012.
- [15] “Machine Learning: What it is and why it matters”. [https://www.sas.com/en\\_us/insights/analytics/machine-learning.html](https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/machine-learning.html) (consultado ene. 27, 2020).
- [16] R. Lahoz-Beltrá, *Bioinformática: simulación, vida artificial e inteligencia artificial*. Ediciones Díaz de Santos, 2004.
- [17] “Minería de Opiniones”, *BrainSINS*, may 10, 2011. <https://www.brainsins.com/es/blog/mineria-opiniones/3555> (consultado dic. 05, 2020).
- [18] R. Plutchik, “The Nature of Emotions”, *Am. Sci.*, vol. 89, núm. 4, pp. 344–344, jul. 2001.
- [19] A. M. Williams, P. E. May, S. T. Mason, C. Wang, y L. Pomana, “Quality of life across medical conditions and psychological factors: implications for population health management”, *Qual. Life Res. Int. J. Qual. Life Asp. Treat. Care Rehabil.*, vol. 25, núm. 6, pp. 1475–1485, 2016, doi: 10.1007/s11136-015-1183-4.
- [20] “importancia\_panorama.pdf”. Consultado: jun. 03, 2021. [En línea]. Disponible en: [http://www.conamed.gob.mx/gobmx/boletin/pdf/boletin14/importancia\\_panorama.pdf](http://www.conamed.gob.mx/gobmx/boletin/pdf/boletin14/importancia_panorama.pdf)
- [21] M. L. Birnbaum, S. K. Ernala, A. F. Rizvi, M. D. Choudhury, y J. M. Kane, “A Collaborative Approach to Identifying Social Media Markers of Schizophrenia by Employing Machine Learning and Clinical Appraisals”, *J. Med. Internet Res.*, vol. 19, núm. 8, p. e289, 2017, doi: 10.2196/jmir.7956.
- [22] M. Y. Wu, C.-Y. Shen, E. T. Wang, y A. L. P. Chen, “A deep architecture for depression detection using posting, behavior, and living environment data”, *J. Intell. Inf. Syst.*, oct. 2018, doi: 10.1007/s10844-018-0533-4.

- [23] A. Leis, F. Ronzano, M. A. Mayer, L. I. Furlong, y F. Sanz, “Detecting Signs of Depression in Tweets in Spanish: Behavioral and Linguistic Analysis”, *J. Med. Internet Res.*, vol. 21, núm. 6, p. e14199, jun. 2019, doi: 10.2196/14199.
- [24] H.-W. Hu *et al.*, “Keyword-Driven Depressive Tendency Model for Social Media Posts”, en *Business Information Systems*, vol. 354, W. Abramowicz y R. Corchuelo, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 14–22. doi: 10.1007/978-3-030-20482-2\_2.
- [25] J. Wolohan, M. Hiraga, A. Mukherjee, Z. A. Sayyed, y M. Millard, “Detecting Linguistic Traces of Depression in Topic-Restricted Text: Attending to Self-Stigmatized Depression with NLP”, en *Proceedings of the First International Workshop on Language Cognition and Computational Models*, Santa Fe, New Mexico, USA, ago. 2018, pp. 11–21. Consultado: ene. 14, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://www.aclweb.org/anthology/W18-4102>
- [26] M. M. Tadesse, H. Lin, B. Xu, y L. Yang, “Detection of Depression-Related Posts in Reddit Social Media Forum”, *IEEE Access*, vol. 7, pp. 44883–44893, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2909180.
- [27] F. CACHEDA, D. Fernandez, F. J. Novoa, y V. Carneiro, “Early Detection of Depression: Social Network Analysis and Random Forest Techniques”, *J. Med. Internet Res.*, vol. 21, núm. 6, p. e12554, 2019, doi: 10.2196/12554.
- [28] M. Trotzek, S. Koitka, y C. Friedrich, “Utilizing Neural Networks and Linguistic Metadata for Early Detection of Depression Indications in Text Sequences”, *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. PP, abr. 2018, doi: 10.1109/TKDE.2018.2885515.
- [29] “ParallelDots | World Class NLP APIs for Text Analysis”. <https://www.paralleldots.com/text-analysis-apis> (consultado sep. 24, 2020).
- [30] “IBM Watson”. <https://cloud.ibm.com/developer/watson/documentation> (consultado oct. 22, 2020).
- [31] “TheySay PreCeive API Documentation · Apiary”. <https://theysay.docs.apiary.io/#> (consultado oct. 09, 2020).
- [32] “Welcome | FreeLing Home Page”. <http://nlp.lsi.upc.edu/freeling/node/1> (consultado sep. 24, 2020).
- [33] “DeepAffects - Speech Analysis Platform”, *DeepAffects*. <https://www.deepaffects.com/> (consultado oct. 22, 2020).
- [34] “APIs | MeaningCloud”. <https://www.meaningcloud.com/developer/apis> (consultado oct. 09, 2020).
- [35] I. Ahmed, H. Banu, R. Al-Fageer, y R. Al-Suwaidi, “Cognitive emotions: Depression and anxiety in medical students and staff”, *J. Crit. Care*, vol. 24, núm. 3, pp. e1–e7, sep. 2009, doi: 10.1016/j.jcrc.2009.06.003.
- [36] R. Plutchik, “A psychoevolutionary theory of emotions”, *Soc. Sci. Inf.*, vol. 21, núm. 4–5, pp. 529–553, jul. 1982, doi: 10.1177/053901882021004003.