

Análisis comparativo de APIs para la identificación de signos de ansiedad

Ecliserio Jesús Cotlame Apale
Tecnológico Nacional de México/I.T.
Orizaba
Orizaba, México
M21011172@orizaba.tecnm.mx

Giner Alor Hernández
Tecnológico Nacional de México/I.T.
Orizaba
Orizaba, México
giner.ah@orizaba.tecnm.mx

Rafael Salas Zárate
Tecnológico Nacional de México/I.T.
Orizaba
Orizaba, México
dci_rsalas@ito-depi.edu.mx

María Antonieta Abud Figueroa
Tecnológico Nacional de México/I.T.
Orizaba
Orizaba, México
mabud@ito-depi.edu.mx

Ulises Juárez Martínez
Tecnológico Nacional de México/I.T.
Orizaba
Orizaba, México
ujuarezm@orizaba.tecnm.mx

Resumen—Los trastornos mentales como la ansiedad son enfermedades psicológicas que afectan la calidad de vida de una gran cantidad de personas en todo el mundo, se caracterizan por sentimientos de tensión, miedo, temor, inquietud y pensamientos preocupantes por mencionar algunos, comúnmente, las personas que sufren de algún trastorno mental no buscan ayuda profesional, en lugar de eso, a menudo recurren a los recursos en línea para obtener apoyo. Este artículo presenta un análisis comparativo de un conjunto de herramientas y APIs, que se especializan en la detección de entidades, sentimientos y emociones, para identificar signos de ansiedad en textos en español. Se analizaron 13 APIs de las cuales la API MeaningCloud® se eligió para identificar características de ansiedad en un texto de caso de estudio en español, dado que tiene soporte para la identificación de las entidades, soporte al idioma español y arroja resultados con nivel global.

Palabras clave—Análisis Comparativo, Inteligencia Artificial, Redes Sociales.

I. INTRODUCCION

De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS) [1], la salud mental es un estado de bienestar mental que permite a las personas hacer frente a los momentos de estrés de la vida, desarrollar todas sus habilidades, poder aprender, trabajar adecuadamente y contribuir a la mejora de su comunidad. La salud mental tomó mayor relevancia tras la pandemia COVID-19, expertos de salud pública afirman que las medidas por mitigación por pandemias provocan aumentos importantes de ansiedad en las personas [2], se estima que entre 450 y 500 millones de personas en el mundo sufren algún trastorno mental de entre 9 y 45 años (INCyTU) [3], en México al menos el 17% de las personas presentan un trastorno mental.

Tras el confinamiento por COVID-19, el número de usuarios en redes sociales creció considerablemente, aumentado a este crecimiento el acceso ilimitado de información que se comparte en las redes sociales. La adopción digital se volvió una necesidad en la vida de las personas, al mismo tiempo se utiliza para prácticamente todo y el interés de las personas por optimizar sus tareas ha propiciado que lo virtual reemplace a lo físico en diferentes aspectos. La inteligencia artificial como herramienta de gestión ante la crisis de COVID-19 tiene gran impacto en la transformación digital, permitiendo evaluar el comportamiento humano y el reconocimiento de imágenes.

Por ello, este artículo presenta un análisis comparativo de las APIs y herramientas de análisis de texto disponibles para identificar y detectar signos de ansiedad.

Este artículo está estructurado de la siguiente forma: la sección II presenta el estado del arte de la identificación de trastornos o enfermedades en textos, y la clasificación de textos en el dominio de la salud en general; la sección III presenta una descripción de las diferentes APIs analizadas, así como sus principales características; la sección IV presenta un caso de estudio realizado; por último, en la sección V se presentan las conclusiones generales.

II. ESTADO DEL ARTE

Existen diversas investigaciones en las que se abordan diferentes técnicas, métodos o características para la identificación de trastornos mentales en textos, algunos métodos utilizan publicaciones de usuarios en redes sociales, mientras que otros hacen uso de otras técnicas. En [4] se realizó un estudio para analizar la influencia de los puntos de vista políticos, la ansiedad y la interacción de ambos en la creencia y la voluntad de compartir afirmaciones falsas sobre la pandemia de COVID-19. Este estudio demostró que la ansiedad es un factor impulsor en la creencia y la voluntad de compartir afirmaciones de cualquier tipo. Mientras tanto, en [5] se definió a la depresión como un estado de ánimo que se caracteriza por la presencia de un estado de ánimo triste, vacío o irritable que afecta la calidad de vida. Se realizó un estudio con el fin de identificar síntomas de ansiedad en las personas de las redes sociales, los resultados demostraron que hay una estrecha relación entre la ansiedad y la depresión, los pacientes con depresión también experimentan síntomas importantes de ansiedad. De acuerdo, en [6] la Organización Mundial de Salud (OMS) afirmaron que la depresión es un trastorno mental común en todo el mundo y afecta a muchas personas independientemente de su edad, si el diagnóstico no es establecido a tiempo, provoca un deterioro considerable de la salud. Por otro lado, en [7] la prevalencia de la pandemia de COVID-19 tuvo un profundo impacto en todas las personas, hizo que la ansiedad tuviera un efecto negativo ante la esta situación. Se realizó una investigación para usar la minería de texto en comentarios de YouTube con el objetivo de detectar la ansiedad durante la pandemia. Se tomó una muestra de 4862 comentarios, los resultados obtenidos fueron que los datos negativos identifican ansiedad, por el contrario, los datos positivos identifican esperanza. En [8], los trastornos de ansiedad se caracterizan por miedo excesivo, respuestas emocionales a amenazas reales o percibidas, se diagnostican

principalmente por médicos o psicólogos. Se realizó una investigación del sitio web de Reddit en el cual se creó un conjunto de datos en publicaciones relacionadas con la ansiedad, finalmente se analizaron los temas para generar características de clasificación relacionadas con la ansiedad. De igual manera, en [9] el trastorno de ansiedad social (SAD) también conocido como fobia social afecta gran parte de las personas en todo el mundo. De acuerdo con las estadísticas del Instituto Nacional de Salud Mental afecta aproximadamente el 12.1% de los adultos. Con el objetivo de identificar a los pacientes con SAD, se tomó una muestra de 200 usuarios de redes sociales, gracias a que pasan la mayor parte de su tiempo navegando en ellas los resultados tuvieron mayor precisión con usuarios que presentan síntomas de ansiedad. En [10] las redes sociales son usadas para compartir información, expresar emociones e ideas de forma pública. La información que los usuarios comparten en redes sociales son fuente de estudio. Se realizó un estudio en redes sociales sobre desastres naturales con el objetivo de medir el impacto de la influencia que tienen los usuarios influyentes sobre las emociones y reacciones de los usuarios ante esta situación, los resultados obtenidos sobre las emociones negativas afectan la cantidad de publicaciones posteriores a un desastre así mismo varían acorde al grado de credibilidad de donde provenga la información. En [11] con el objetivo de evaluar la ansiedad que enfrentan los alumnos de instituciones académicas ante exámenes, se realizó un estudio que comparó una intervención novedosa de buscar apoyo en la red social y el estudio de materiales relevantes, los resultados obtenidos demostraron que el apoyo social disminuyó la ansiedad de los estudiantes en un 21% y esta se relacionó con los mensajes recibidos de apoyo, sin embargo, un mal comentario afecta significativamente al estudiante. Mientras tanto, en [12] el trastorno de estrés postraumático (PTSD) es una condición grave que afecta a millones de personas, así mismo, es muy difícil de diagnosticar debido a que no presenta síntomas al momento, se recurre a los datos de redes sociales con el objetivo de estudiar la salud mental de las personas y evaluar su comportamiento. Se realizó un estudio a través de Twitter sobre encuestas de depresión para diagnosticar a personas con estrés postraumático derivado de diferentes situaciones, los resultados demostraron que algunos usuarios se identifican fácil y automáticamente mediante la búsqueda de tweets. Sin embargo, en [13] los trastornos de ansiedad se caracterizan por experiencias de miedo y preocupaciones persistentes, esto impacta negativamente en la interacción de una persona con su entorno social además tienen la tasa más alta entre los trastornos psiquiátricos. Se tomó una muestra de 200 usuarios de Twitter con el fin de examinar la relación entre la ansiedad manifestada y atributos de interacción social, los resultados obtenidos revelaron que los niveles de ansiedad manifestados por los usuarios predijeron satisfactoriamente futuras interacciones sociales con vínculos débiles en la plataforma, cada persona actúa según su estado de ánimo. De acuerdo con [14], Twitter es una de las redes sociales más utilizadas en el mundo, espacio donde las personas refugian sus sentimientos, pensamientos y emociones. Se realizó un análisis a un grupo de usuarios en redes sociales y demostraron que el uso de análisis de sentimientos, emociones y palabras negativas contenidas en una declaración son muy influyentes para determinar los niveles de depresión de una persona. En [15] se mencionó que las enfermedades mentales como la depresión son trastornos psiquiátricos, se estima que afecta a una de cada diez personas en todo el mundo. Se desarrolló un conjunto de datos diseñado para fomentar la investigación en la detección

de depresión en Twitter. El objetivo de la investigación fue identificar los tweets cuyos autores puedan estar sufriendo de depresión, pero que aún no han sido diagnosticados por un médico. Por otro lado, en [16] se realizó un estudio enfocado en la ansiedad debido a que es enormemente común en todo el mundo, y se pasa por alto. Como caso de prueba, se analizó a los usuarios en comunidades *subreddit* por diferentes tipos de ansiedad. El objetivo del estudio fue observar cómo el uso del idioma de las personas ansiosas cambia de una búsqueda de apoyo a un entorno neutral, los resultados mostraron que las personas suelen tener identificadores separados para diferentes propósitos a fin de brindar cierta privacidad. En [17] se mencionó que durante la crisis de salud pública (COVID-19) los síntomas de ansiedad aumentaron de forma significativa. Se realizó un estudio para analizar el tiempo diario dedicado a aplicaciones en categorías de comunicación y redes sociales. Los resultados obtenidos mostraron que, desde el período previo al confinamiento hasta el período de confinamiento, la media de uso individual de las aplicaciones de comunicación aumentó de 29 minutos a 41 minutos y el uso de aplicaciones de redes sociales aumentaron de 19 minutos a 25 minutos. A su vez, en [18] los autores argumentaron que, en todo el mundo, la enfermedad mental es una de las principales causas de discapacidad. Los datos de las redes sociales representan una nueva forma de identificar a las personas que padecen una enfermedad mental. Esta investigación analizó las asociaciones entre las características lingüísticas y ansiedad generalizada e ideación suicida en el contenido del blog, los hallazgos mostraron que las características lingüísticas pueden identificar a las personas con enfermedades mentales.

III. IDENTIFICACIÓN DE LAS APIS PARA LA DETECCIÓN DE EMOCIONES, SENTIMIENTOS Y ENTIDADES

En la actualidad, existen diferentes API y herramientas que brindan servicios de procesamiento de texto a través de técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN). La PLN es la rama de la informática, la inteligencia artificial y la lingüística que estudia la interacción de las computadoras con el lenguaje humano. Las características principales para la detección de la ansiedad que se buscaron en la API para este estudio son la detección de entidades, el análisis de sentimientos y la detección de sentimientos.

La detección de entidades se entiende como el proceso de identificar automáticamente dentro de un texto, las entidades que se nombran, entendiendo como entidad algo concreto, físicamente delimitado, que posee un nombre. El análisis de sentimientos trata de determinar la actitud del autor en un texto, con respecto a algún tema en específico o general, y busca obtener la polaridad contextual de dicho texto, teniendo como objetivo obtener una puntuación que indique si expresa una opinión positiva, negativa, o neutra, normalmente en una escala de valores que va de cero a uno. Finalmente, la detección de emociones busca identificar dentro de un texto, las emociones que el autor trata de plasmar en él y se le asigna un valor dentro de la escala del cero a uno, para identificar la emoción con mayor o menor presencia dentro del texto. A continuación, se presenta una breve descripción de cada API o herramienta que se analizó.

ParallelDots AI API® [19], API de Inteligencia Artificial, que cuenta con capacidades para la clasificación documental y Procesamiento del Lenguaje Natural, el cual se sugiere para desarrolladores de software.

IBM Watson API® [20], API de voz, texto, video, así como otras funcionalidades. Dicha API realiza análisis de sentimientos, emociones, categorías, entidades, palabras clave, conceptos, y sintaxis del texto.

TheySay Preceive API® [21] es una plataforma que permite a los desarrolladores el acceso y combinación de procesadores de análisis de texto que engloban el análisis de sentimientos, detección de especulaciones, etiquetado de parte del discurso, análisis de dependencias y otros.

FreeLing® [22], biblioteca que proporciona elementos de análisis de idiomas, análisis morfológico, desambiguación de Word Sense (Sentido de Palabra), etiquetado de PoS (Part-Of-Speech, Parte-del-Discurso), detección de entidades con nombre, análisis, etiquetado de roles semánticos y otras funcionalidades) para diversos idiomas.

DeepAffects API® [23] plataforma que permite reunir elementos de análisis y reconocimiento de audio, texto y video. Se encuentra disponible dentro de la API de reconocimiento de texto el resumen conversacional, reconocimiento de emociones, puntuación inteligente y otros más.

MeaningCloud API® [24] plataforma que ofrece varios productos y servicios entre los que destacan las APIs de análisis de sentimientos, categorización profunda, extracción de tópicos, clasificación de textos, además de otros.

Google® Cloud Natural Language [25] herramienta de análisis de textos que utiliza enfoques de aprendizaje automático para revelar la estructura y el significado de un texto, incluyendo el análisis de sentimientos, el análisis de entidades, la clasificación de contenidos y el análisis sintáctico.

Microsoft® Azure Text Analytics API [26] es un servicio basado en la nube que proporciona PNL avanzado sobre texto sin procesar. Incluye cuatro funciones principales: análisis de sentimientos, extracción de frases clave, detección de idiomas y reconocimiento de entidades con nombre.

Text- Processing API® [27] es un servicio web JSON sobre HTTP para minería de texto y procesamiento de lenguaje natural. Ofrece las siguientes funcionalidades: análisis de los sentimientos, derivado, etiquetado y fragmentación de parte de la voz, extracción de frases y reconocimiento de entidades nombradas.

Emo Vu by Eyeris API® [28] Se integra pasivamente en el entorno para identificar con precisión a los usuarios, comprender sus emociones y personalizar sus experiencias individuales a través de interfaces adaptativas inteligentes.

AYLIEN® Text Analysis API [29] es una API de procesamiento del lenguaje natural que utiliza el aprendizaje automático para analizar y extraer información del contenido textual, como entidades con nombre, categorías, polaridad y subjetividad.

Bitext Text and Sentiment Analysis API® [30] cuenta con una gran variedad de herramientas y soluciones de PLN multilingües.

Semantria® API [31] es un servicio de análisis de texto Saas de pago de Lexalytics. Envuelve las funciones de análisis de texto y PLN del motor Saliense en una API RESTful con herramientas de configuración gráfica y gestión de usuarios.

A continuación, en la Tabla 1 se muestra la comparativa de las capacidades entre las APIs mencionadas.

Tabla 1 Comparativa de las APIs para la detección de emociones, entidades y análisis de sentimientos

API	Polaridad	Detección de entidades	Multilinguaje	Detección de emociones	Algoritmo	Solicitudes máximas
I	Positivo, negativo	neutral, Persona, grupos, lugares	+10 lenguajes, e.g. alemán, Francés, ingles	Enojo, felicidad, aburrimiento, miedo, tristeza, emoción	Máquina aprendizaje automático, LSTM algoritmos	No disponible
II	Positivo, negativo	neutral, Compañías, ubicaciones, organizaciones, personas, cantidades	Inglés, árabe, chino, holandés	Alegría, Ira, disgusto, tristeza, miedo	Aprendizaje automático	No disponible
III	Positivo, negativo	neutral, Personas, horas y fechas, ubicación, dinero	Inglés, alemán, español	Enfado, miedo, felicidad, gusto, vergüenza, duda, sorpresa, calma, certeza	Aprendizaje automático	20000 caracteres
IV	No	Personas, ubicaciones, organizaciones	Español, francés, inglés	No	Aprendizaje automático	No disponible
V	No	No	Ingles	Sorpresa, alegría, confianza, tristeza, miedo, enojo, disgusto	Aprendizaje automático	No disponible
VI	Positivo, negativo	neutral, Personas, organizaciones, lugares	Inglés, español, portugués, francés, italiano, catalán, danés, sueco, noruego, finlandés	Tristeza, Alegría, confianza, ira, aversión, anticipación	Métodos estadísticos lingüísticos con reglas	Limitaciones dependen de suscripción
VII	Positivo, negativo	neutral, No	+10 lenguajes, e.g. Francés, Ingles, chino	No disponible	Aprendizaje automático	No disponible
VIII	Positivo, Negativo	neutral, Persona, ubicación, evento, producto, organización	+10 lenguajes, e.g. inglés, español, chino	No disponible	Aprendizaje automático	5120 caracteres
IX	Positivo, Negativo	neutral, Si	Ingles		Aprendizaje automático	No disponible
X	Positivo, Negativo	neutral, Si	Ingles	No	Aprendizaje automático	No disponible

Tabla 1 Continuación

API	Polaridad	Detección de entidades	Multilinguaje	Detección de emociones	Algoritmo	Solicitudes máximas
XI	Positivo, neutral, negativo, subjetividad, objetividad	Persona, organización, producto	Inglés, alemán, francés, italiano, español, portugués	No disponible	Aprendizaje automático	Limitaciones de suscripción
XII	Positivo, neutral, negativo	Si	Inglés, español	No	Aprendizaje automático	No disponible
XIII	Positivo, neutral, negativo	Persona, Lugar, Compañía, Productos	+10 lenguajes, e.g. francés, alemán, español, inglés, chino	No disponible	Aprendizaje automático	16384 caracteres

I = ParallelDots AI API®, II = IBM Watson API®, III = TheySay Preceive API®, IV = FreeLing®, V = DeepAffects API®, VI = MeaningCloud API®, VII = Google® Cloud Natural Language, VIII = Microsoft® Azure Text Analytics API, IX = Text- Processing API®, X = Emo Vu by Eyeris API®, XI = AYLIEN® Text Analysis API, XII = Bitext Text and Sentiment Analysis API®, XIII = Semantria® API.

Como se observa en la Tabla 1, se analizaron 13 APIs de las cuales, las APIs ParallelDots AI API® y IBM Watson API® proveen resultados para la detección de entidades, sentimientos y emociones, pero no presentan soporte en el idioma español para la detección de emociones. Asimismo, de las APIs restantes, las APIs FreeLing® y DeepAffects API® solo cuentan con uno o dos de los tres aspectos deseados. La API de MeaningCloud® cuenta con los tres aspectos que se buscaron en el análisis, de igual manera presenta soporte para el idioma español, lo que la hace distinguirse como la más completa y la que presenta mejores características de detección de polaridad.

Por el contrario, la API de FreeLing®, Google® Cloud Natural Language, Microsoft® Azure Text Analytics API, Text- Processing API®, Emo Vu by Eyeris API®, AYLIEN® Text Analysis API, Bitext Text and Sentiment Analysis API® y Semantria® API no cuentan con soporte para la detección de emociones.

En la Tabla 2, se analizaron múltiples lenguajes de programación para confirmar qué operaciones soportaban en términos de detección de emociones, análisis de sentimientos y reconocimiento de entidades.

Tabla 2 Lenguajes de programación para la detección de emociones, entidades y análisis de sentimientos.

	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X	XI	XII	XIII
C++	-	-	X	-	-	-	-	-	-	X	-	-	-
Python	X	X	X	X	X	X	X	X	X	-	X	X	X
Java	X	X	X	-	-	X	X	X	X	X	X	X	X
JavaScript	-	-	-	-	-	X	-	X	-	-	-	X	-
C#	X	-	X	-	-	-	X	X	-	-	X	X	-
Scala	-	-	X	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Ruby	X	X	X	-	-	X	X	-	X	-	X	X	X
Node.js	-	X	X	-	X	X	X	X	-	-	X	X	X
PHP	X	X	X	-	-	X	X	-	X	-	X	X	X
Go	-	X	-	-	-	-	X	X	-	-	X	X	-

I = ParallelDots AI API®, II = IBM Watson API®, III = TheySay Preceive API®, IV = FreeLing®, V = DeepAffects API®, VI = MeaningCloud API®, VII = Google® Cloud Natural Language, VIII = Microsoft® Azure Text Analytics API, IX = Text- Processing API®, X = Emo Vu by Eyeris API®, XI = AYLIEN® Text Analysis API, XII = Bitext Text and Sentiment Analysis API®, XIII = Semantria® API.

Como se observa en la Tabla 2, los lenguajes de programación permiten la detección de emociones, el análisis de sentimientos y el reconocimiento de entidades en aplicaciones web, de escritorio y móviles. La información anteriormente mencionada en la tabla resulta útil en el proceso de desarrollo de aplicaciones para la selección del lenguaje de programación que mejor se ajuste a las características de la aplicación a desarrollar, considerando los siguientes aspectos: acceso a la aplicación, naturaleza y disponibilidad de datos, capacidad de integración del lenguaje de programación con otras fuentes de datos y facilidad de combinar el lenguaje de programación con otras tecnologías.

IV. CASO DE ESTUDIO “IDENTIFICACIÓN DE SIGNOS DE ANSIEDAD EN TEXTO”

Para probar la funcionalidad de las APIs seleccionadas anteriormente e identificar aspectos de ansiedad en textos, se tomó la decisión de trabajar bajo un caso de prueba, el cual trata de un texto en idioma español con una extensión de aproximadamente 480 palabras, en el cual se utilizan términos y frases negativas, tratando de plasmar en él, un enfoque de una vida sin salud mental. A continuación, se coloca un fragmento de texto, seguido de los resultados obtenidos al probar la API seleccionada, se muestran las interfaces gráficas del módulo de pruebas desarrollado para llevarlas a cabo.

El siguiente fragmento de texto pertenece al caso de prueba que se utilizó:

“No estoy bien, ¿no me ves?, aunque no te lo suelte a la primera, ayúdame porque yo no puedo, no me preguntes por qué, pero no puedo, no soy capaz, la voz rota, la de antes de llorar, echo de menos la sensación de vivir, de sentirme viva, la sensación de miedo cuando me va a pasar algo, que es perjudicial para mi salud, echo de menos ser feliz, pero también echo de menos tener miedo, llorar o gritar, echo de menos cualquier cosa que tenía antes, y que ahora he dejado de tener, si todo, fuese tan fácil como “no pensar en ello”, nadie tendría problemas, he gritado en mi silencio, ¡Ayuda!, me faltó esa conversación sobre que me pasaba, me faltó ese interés que nunca vi, pero que siempre espere, ese como estas de los de verdad, no de los que te lo dicen por pura cordialidad, esa mira de apoyo, o ese abrazo de consuelo, me faltaron muchas cosas, todas insignificantes, que podría haber cambiado un final tan importante. Ya he llorado, he reído, y he sufrido, no me digas que me entiendes, no me digas que sabes lo que me pasa, no me preguntes un por qué e intentes responderlo tú, no hagas nada de eso porque tú no tienes ni idea de cómo me siento y yo tampoco, ya no tengo miedo, me quiero marchar, cómo es eso de querer morirte, por no tener un cuerpo perfecto, aun sabiendo que ese cuerpo no existe, cómo es eso de alejarse de la persona que tanto te ha jodido, y darte cuenta de que ya no hace falta estar con ella para estar mal, cómo es eso de revivir todos los momentos de forma que te duela incluso más que cuando lo estabas viviendo, como es eso de soñar cosas que luego te das cuenta de que han pasado en realidad, cómo es eso de querer morir y no tener forma de hacerlo, cómo es eso de querer vivir, cómo es eso de sentirse bien, de disfrutar de la vida, tú “no le des importancia”, le quita importancia a mi vida, imagínate esa sensación de vacío, aquella que hace cuestionarte si sigues viva o no, ahora imagínate estar en tu cuarto a las 2:36 AM escribiendo una nota en tu móvil que nunca llegarás a enseñar a nadie y que probablemente borres mañana, imagínate el estrés al no haber estudiado para el examen porque respirar ya era demasiado esfuerzo, piensa en el esfuerzo que te costará entonces fingir que todo va bien hasta que llegues a tu casa, te mires, te des asco y vuelvas a acostar, hasta que sea de madrugada y te encuentres plasmado de nuevo todo tu interior en tu móvil, imagínatelo tú porque día tras día esta es mi realidad, hasta que a las 3 de mañana no esté escribiendo una nota, sino mi carta de despedida.”

De acuerdo con la Tabla 1, para el análisis de este caso de estudio, se utilizó para la detección de entidades la API de MeaningCloud®, dado que tiene soporte para la identificación de las entidades nombradas en idioma español, además de que es capaz de detectar en conjunto distintos grupos de entidades. Para el análisis de sentimientos se decidió utilizar nuevamente la API de MeaningCloud® ya que tiene soporte al idioma español arrojando resultados a nivel global y por sentencia. Finalmente, la detección de emociones se realizó con la API de MeaningCloud® debido a que cuenta con soporte al idioma español y logra reunir hasta 8 emociones diferentes. Cabe mencionar que puede retornar una cantidad variada de emociones en respuesta a lo que identifique en el texto.

En la Tabla 3 se muestran los síntomas y sus equivalencias de emociones para obtener el diagnóstico de ansiedad. Como se observa una emoción puede presentarse en uno o más síntomas de ansiedad.

Tabla 3 Equivalencias y síntomas de ansiedad

Síntomas	Equivalencias con emociones
Trastorno de ansiedad por separación	Tristeza
	Miedo
Fobia social	Aversión
	Miedo
Desorden obsesivo compulsivo	Anticipación
	Aversión
Trastorno de pánico con agorafobia	Miedo
Miedo a lesiones físicas	Aversión
	Ira
Trastorno de ansiedad generalizada	Miedo
	Anticipación
	Ira

Para que una persona pueda ser diagnosticado con signos de ansiedad se debe someter a un rango de clasificación en ansiedad 0 a 100, donde 1 a 10 es considerado “sin síntomas” y de 91 a 100 es considerado “ansiedad alta”. Cabe mencionar que esta clasificación se obtiene a través de los diferentes síntomas de ansiedad que las personas presentan cuando sufren un cuadro de ansiedad (6 síntomas). Las emociones consideradas para la identificación de signos de ansiedad son: tristeza, aversión, ira, miedo y alegría. La API de MeaningCloud® permite analizar los textos retornando emociones y sus ponderaciones mismas que serán utilizadas para el diagnóstico de ansiedad.

En la Tabla 4, se presentan los resultados obtenidos con el módulo de pruebas con enfoque a texto negativo.

Valores esperados en respuesta de Endpoint:

- **scoreTag:** Valores posibles.
 - P+: positivo fuerte
 - P: positivo
 - NEU: neutro
 - N: negativo
 - N+: negativo fuerte
 - NONE: sin polaridad
- **agreement:** Marca la concordancia entre los sentimientos detectados en el texto, la frase o el segmento al que se refiere. Tiene dos valores posibles.
 - AGREEMENT: los diferentes elementos tienen la misma polaridad.
 - DISAGREEMENT: hay desacuerdo entre la polaridad de los diferentes elementos.
- **confidence:** Representa la confianza asociada al análisis de sentimiento realizado sobre el texto. Su valor es un número entero en el rango 0-100.

Tabla 4 Resultado de pruebas, texto negativo

API	Análisis de sentimiento	Detección de emociones
MeaningCloud API®	Polaridad global <ul style="list-style-type: none"> • scoreTag: N • agreement: AGREEMENT • confidence: 92 	Miedo: 4 <ul style="list-style-type: none"> • polarity: NEU Alegría: 4 <ul style="list-style-type: none"> • polarity: P

Tabla 4 Continuación

API	Análisis de sentimiento	Detección de emociones
		Tristeza: 3 <ul style="list-style-type: none"> • polarity: N Confianza: 3 <ul style="list-style-type: none"> • polarity: P Ira: 2 <ul style="list-style-type: none"> • polarity: N+ Anticipación: 1 <ul style="list-style-type: none"> • polarity: N

Los resultados obtenidos del caso de estudio de enfoque negativo se observan en la Tabla 4. Después de analizar el texto con la API de MeaningCloud®, se obtuvieron 6 emociones diferentes (Miedo, alegría, tristeza, confianza, ira y anticipación), el caso de estudio presenta signos de ansiedad debido a que la mayor parte del texto se compone de emociones negativas.

Con el objetivo de comparar los resultados obtenidos en el caso de estudio, a continuación, se presenta un fragmento del texto que se utilizó como una segunda prueba, esta vez con un enfoque totalmente contrario al del caso de estudio anterior de una vida sin salud mental. De igual forma, se trata de un texto con una extensión aproximada de 480 caracteres, en donde se utilizan frases y emociones positivas, buscando obtener de esta manera, resultados con emociones y polaridad positiva.

“Cuánto más ligero vamos por la vida de “equipaje”, más libres nos sentimos a la hora de tomar decisiones y vivir según nuestros valores. ¡Nunca lo olvides!, lo lejos que has llegado, todo lo que has superado, todas las veces que seguiste insistiendo incluso cuando sentías que no podías más. Todas las mañanas que salías de la cama sin importar lo difícil que era. Todas esas veces que quisiste darte por vencido, pero lograste sobrevivir otro día. Nunca olvides cuánta fuerza has desarrollado y aprendido por este sendero. Me ha dado cuenta de que las cosas esenciales de la vida son las que no se ven, pues tan solo pueden sentirse cuando vivimos conectados con nuestro corazón. La felicidad no tiene nada que ver con lo que tenemos ni conseguimos. De ahí que jamás la encontraremos en la posesión de bienes materiales ni en la consecución de logros profesionales. La auténtica felicidad está dentro de nosotros mismos. El reto es aprender a conectar con ella. Por eso ya no me distraigo con prioridades erróneas.”

En la Tabla 5, se presentan los resultados obtenidos con el módulo de pruebas con enfoque a texto positivo.

Tabla 5 Resultado de pruebas, texto positivo

API	Análisis de sentimiento	Detección de emociones
MeaningCloud API®	Polaridad global <ul style="list-style-type: none"> • scoreTag: P • agreement: DISAGREEMENT • confidence: 86 	Alegría: 3 <ul style="list-style-type: none"> • polarity: P+ Anticipación: 1 <ul style="list-style-type: none"> • polarity: P+ Confianza: 1 <ul style="list-style-type: none"> • polarity: P+

En la Tabla 5 se observan los resultados obtenidos del caso de estudio de enfoque positivo, las pruebas retornaron 3 emociones positivas (Alegría, anticipación y confianza) donde

alegría predomina ante las demás emociones, este caso de estudio no presenta signos de ansiedad.

En la Fig. 1 se presenta el diseño de la arquitectura del módulo desarrollado.

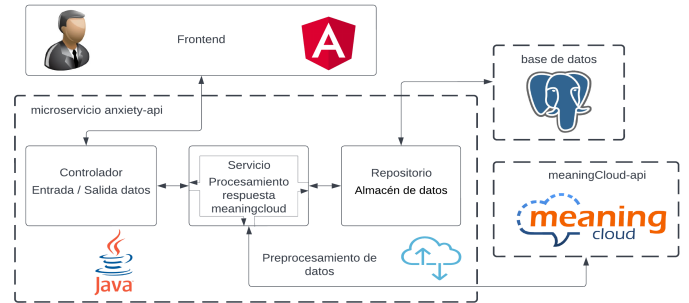


Figura 1 Diseño de la arquitectura del módulo

Como se observa en la Fig. 1 el flujo inicia la capa de datos, interfaz gráfica donde el usuario ingresa los datos de entrada.

Los datos de entrada se procesan y validan utilizando JavaScript (JS), posteriormente se envían en tipo JSON al Endpoint del servicio implementado para su procesamiento donde se está utilizando MeaningCloud API® para procesamiento de texto. Una vez realizado el proceso se regresa como tipo JSON a la interfaz de usuario en donde se está representando de forma gráfica los resultados. Como se observa en la Fig. 2, la primera interfaz gráfica presenta dos botones, el primero se utiliza para realizar un análisis y el segundo para ver los resultados previamente procesados.

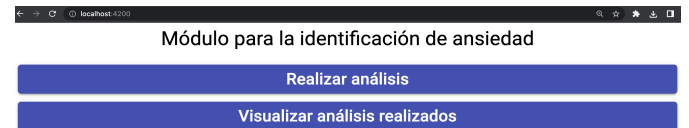


Figura 2 Módulo ansiedad

En la Fig. 3 se observa la primera funcionalidad del módulo de pruebas el cual solicita seleccionar el idioma con el que se estará realizando las pruebas, posteriormente se solicita ingresar el texto a procesar.

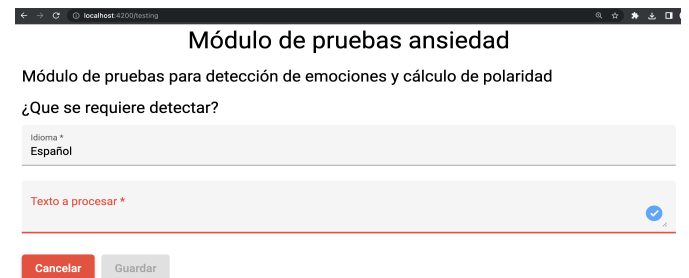
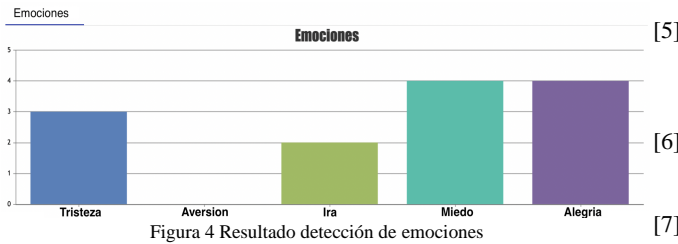


Figura 3 Módulo de pruebas

La Fig. 4, muestra los resultados obtenidos tras realizar la detección de emociones con la API de MeaningCloud® con el texto del caso de prueba de enfoque negativo, en el idioma español y se representan mediante una gráfica de barras.



Tras el análisis del caso de estudio de enfoque negativo, se obtuvo como resultado 6 emociones diferentes, en un rango de 0 a 5 las emociones de miedo y alegría mantuvieron mayor relevancia de las demás, de igual forma, se observa que las emociones de tristeza y confianza obtuvieron el mismo resultado de 3.

V. CONCLUSIONES

El continuo crecimiento de personas con ansiedad es un tema inquietante y alarmante, ya que el no detectar las señales de ansiedad a tiempo termina en pérdida de vidas.

Después de haber analizado las distintas APIs y herramientas de procesamiento de texto y haberlas puesto a prueba mediante un caso de estudio positivo y negativo, se concluyó que los mejores resultados en cuanto a la detección de entidades se obtuvieron con la API de MeaningCloud® de igual forma se utilizó para la detección de emociones. Los resultados con el caso de prueba de enfoque negativo predominan las emociones negativas como el miedo, tristeza e ira, ante las positivas como la alegría, confianza y anticipación. La emoción de miedo obtuvo el mayor valor numérico de igual forma alegría. Finalmente, se concluyó que los resultados obtenidos son acertados para utilizar estas técnicas como un auxiliar para la identificación y detección de ansiedad en textos en idioma español.

Como trabajo a futuro se pretende realizar la identificación y detección de ansiedad de forma automática, extrayendo información de usuarios directamente de redes sociales.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue patrocinado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), el Tecnológico Nacional de México (TecNM) y la Secretaría de Educación Pública (SEP). Doy gracias al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo financiero y por darme la oportunidad de continuar con mis estudios y seguir mejorando personal y profesionalmente.

REFERENCIAS

[1] Organización Mundial de la Salud, "Salud mental: fortalecer nuestra respuesta," Jun. 17, 2021.

[2] S. H. Spence, "A measure of anxiety symptoms among children," *Behaviour Research and Therapy*, vol. 36, no. 5, pp. 545–566, May 1998, doi: 10.1016/S0005-7967(98)00034-5.

[3] Oficina de información científica y tecnológica para el congreso de la unión, "Salud mental en México," Ciudad de México, Jan. 2018.

[4] I. Freiling, N. M. Krause, D. A. Scheufele, and D. Brossard, "Believing and sharing misinformation, fact-checks, and accurate information on social media: The role of anxiety during COVID-19," *New Media Soc*, 2021, doi: 10.1177/14614448211011451.

[5] V. B. de Souza, J. C. Nobre, and K. Becker, "Characterization of Anxiety, Depression, and their Comorbidity from Texts of Social Networks," 2021. doi: 10.5753/sbbd.2020.13630.

[6] Y. Tyshchenko, "Depression and anxiety detection from blog posts data," *Nature Precis. Sci., Inst. Comput. Sci., Univ. Tartu, Tartu ...*, 2018.

[7] Y. Fauziah, S. Saifullah, and A. S. Aribowo, "Design Text Mining for Anxiety Detection using Machine Learning based-on Social Media Data during COVID-19 pandemic," *Yogyakarta Conference Series Proceeding on Engineering and Science Series (ESS)*, vol. 1, no. 1, 2020.

[8] J. H. Shen, "Detecting anxiety on Reddit," *Proceedings of the Fourth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology—From Linguistic Signal to Clinical Reality*, no. 2016, 2017.

[9] M. Y. Chang and C. Y. Tseng, "Detecting Social Anxiety with Online Social Network Data," in *Proceedings - IEEE International Conference on Mobile Data Management*, 2020, vol. 2020-June. doi: 10.1109/MDM48529.2020.00073.

[10] L. LI, Z. WANG, Q. ZHANG, and H. WEN, "Effect of anger, anxiety, and sadness on the propagation scale of social media posts after natural disasters," *Inf Process Manag*, vol. 57, no. 6, 2020, doi: 10.1016/j.ipm.2020.102313.

[11] R. Deloatch, B. P. Bailey, A. Kirlik, and C. Zilles, "I need your encouragement! Requesting supportive comments on social media reduces test anxiety," in *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings*, 2017, vol. 2017-May. doi: 10.1145/3025453.3025709.

[12] G. Coppersmith, C. Harman, and M. Dredze, "Measuring post traumatic stress disorder in twitter," 2014.

[13] S. Dutta, J. Ma, and M. de Choudhury, "Measuring the impact of anxiety on online social interactions," 2018.

[14] B. Kholifah, I. Syarif, and T. Badriyah, "Mental Disorder Detection via Social Media Mining using Deep Learning," *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, pp. 309–316, Nov. 2020, doi: 10.22219/kinetik.v5i4.1120.

[15] J. C. C. L. E.-A. David Owen, "Towards Preemptive Detection of Depression and Anxiety in Twitter," Sep. 10, 2020.

[16] M. Ireland and M. Iserman, "Within and Between-Person Differences in Language Used Across Anxiety Support and Neutral Reddit Communities," in *Proceedings of the Fifth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Keyboard to Clinic*, 2018, pp. 182–193. doi: 10.18653/v1/W18-0620.

[17] J. Ryu *et al.*, "Shift in social media app usage during covid-19 lockdown and clinical anxiety symptoms: Machine learning-based ecological momentary assessment study," *JMIR Ment Health*, vol. 8, no. 9, 2021, doi: 10.2196/30833.

- [18] B. ODea, T. Boonstra, M. Larsen, T. Nguyen, S. Venkatesh, and H. Christensen, *The relationship between linguistic expression and symptoms of depression, anxiety, and suicidal thoughts: A longitudinal study of blog content*. 2018.
- [19] ParallelDots, “Text Analysis APIs,” *World Class NLP APIs for Text analysis*, 2020.
- [20] IBM Watson, “IBM Watson,” <https://cloud.ibm.com/developer/watson/documentation>, 2020.
- [21] TheySay PreCeive, “API Documentation-APIary,” <https://theysay.docs.apiary.io/>, 2020.
- [22] FreeLing, “FreeLing,” <http://nlp.lsi.upc.edu/freeling/node/1>, 2020.
- [23] DeepAffects, “Speech Analysis Platform,” <https://www.deepaffects.com/>, 2020.
- [24] meaning cloud, “MeaningCloud.”
- [25] cloud google, “IA de Natural Language,” <https://cloud.google.com/natural-language>, 2007.
- [26] microsoft azure, “Text analytics,” <https://azure.microsoft.com/es-es/products/cognitive-services/text-analytics/>.
- [27] Text Processing, “Natural Language Processing APIs,” <http://text-processing.com/docs/>.
- [28] Emovu, “EmoVu Cloud API,” <http://www.emovu.com/e/developers/api/>, 2015.
- [29] Aylien, “AI-powered News API,” <https://aylien.com/>.
- [30] bitext, “Text Analytics Tools,” <https://www.bitext.com/text-analytics-tools/>.
- [31] Semantria, “Semantria API documentation,” <https://semantria-docs.lexalytics.com/docs>.