

UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA  
Facultad de Ingeniería



**Desarrollo de chat con *machine learning* para detectar  
posibles síntomas de depresión en aplicación móvil para  
acompañamiento en proceso de duelo**

Trabajo de graduación presentado por Raúl Angel Jiménez Hernández  
para optar al grado académico de Licenciado en Ingeniería en Ciencia de  
la Computación y Tecnologías de la Información

Guatemala,

2023







UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA  
Facultad de Ingeniería



**Desarrollo de chat con *machine learning* para detectar  
posibles síntomas de depresión en aplicación móvil para  
acompañamiento en proceso de duelo**

Trabajo de graduación presentado por Raúl Angel Jiménez Hernández  
para optar al grado académico de Licenciado en Ingeniería en Ciencia de  
la Computación y Tecnologías de la Información

Guatemala,

2023




Vo.Bo.:

(f)   
Elisa Nohemi Velasquez Gomez

Tribunal Examinador:

(f)   
Elisa Nohemi Velasquez Gomez

(f)   
Mario Francisco Barrientos Alejos

(f)   
Douglas Leonel Barrios Gonzalez

Fecha de aprobación: Guatemala, 6 de diciembre de 2023.



En un mundo donde la tecnología y la comprensión de la salud mental avanzan constantemente, surge una necesidad apremiante de abordar un tema de gran importancia y relevancia en nuestra sociedad: el duelo y la depresión. En este contexto, se presenta la investigación titulada "Desarrollo de chat con *machine learning* para detectar posibles síntomas de depresión en aplicación móvil para acompañamiento en proceso de duelo".

El proceso de duelo es una experiencia personal y única que enfrentan muchas personas en diferentes momentos de sus vidas. Durante este proceso, las emociones pueden resultar abrumadoras, e identificar de forma temprana los indicios de depresión se convierte en una tarea de suma importancia para poder brindar un mejor cuidado a quienes enfrentan esta complicada situación. Esta aplicación busca ser una herramienta de suma utilidad en el acompañamiento del duelo y poder asistir a profesionales al momento de brindar este tipo de ayuda a las personas.

Este proyecto no habría sido posible sin el apoyo, la orientación y la experiencia de varias personas que han contribuido de manera significativa en su desarrollo. Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a Elisa Velásquez y Jorge Yass, quienes brindaron asesoramiento experto y guía a lo largo de esta investigación. Su conocimiento y dedicación han sido fundamentales para dar forma a este proyecto y llevarlo a cabo con éxito. De igual forma, quiero dar un agradecimiento a los estudiantes de psicología de la Universidad del Valle de Guatemala, especialmente a Ashley Contreras, María Fernanda Bonilla y María Elena Pérez, quienes nos apoyaron en las pruebas y sugerencias para mejorar la aplicación de acompañamiento de duelo.

Además, deseo agradecer de manera especial a Douglas Barrios, quien no solo nos ha brindado orientación en el transcurso de esta investigación, sino que también ha sido un mentor fundamental en nuestra carrera profesional. Su apoyo constante y sabias sugerencias han sido una fuente inestimable de inspiración y motivación.



|  |    |
|--|----|
| <b>Prefacio</b>  | v  |
| <b>Resumen</b>   | ix |
| <b>Abstract</b>  | xi |
| <b>1. Introducción</b>                                 | 1  |
| <b>2. Antecedentes</b>                                 | 3  |
| <b>3. Justificación</b>                                | 7  |
| <b>4. Objetivos</b>                                    | 9  |
| 4.1. Objetivo general                                  | 9  |
| 4.2. Objetivos específicos                             | 9  |
| <b>5. Marco teórico</b>                                | 11 |
| 5.1. Duelo   | 11 |
| 5.1.1. ¿Qué es el duelo?                               | 11 |
| 5.1.2. Duelo y depresión                               | 13 |
| 5.1.3. Síntomas de depresión                           | 13 |
| 5.1.4. Intervenciones digitales en el duelo            | 15 |
| 5.2. Ciencias de datos y aprendizaje de máquina        | 15 |
| 5.2.1. ¿Qué es la ciencia de datos?                    | 16 |
| 5.2.2. Aprendizaje de máquina y detección de depresión | 17 |
| 5.2.3. ¿Qué es NLP?                                    | 18 |
| 5.2.4. Pasos de la implementación de NLP               | 18 |
| 5.2.5. Aplicaciones de NLP                             | 19 |
| <b>6. Metodología</b>                                  | 21 |
| 6.1. Aprendizaje de máquina para predecir depresión    | 21 |
| 6.1.1. Recolección de datos                            | 22 |
| 6.1.2. Partición de los conjuntos                      | 23 |

|  |           |
|--|-----------|
| 6.1.3. Desarrollo del modelo                                 | 23        |
| 6.1.4. Pruebas   | 24        |
| 6.2. Chat móvil  | 24        |
| 6.2.1. Seguridad en la aplicación                            | 25        |
| 6.2.2. Pruebas chat móvil                                    | 25        |
| <b>7. Resultados y discusión</b>                             | <b>27</b> |
| 7.1. Resultados del ajuste fino                              | 27        |
| 7.2. Análisis de sentimientos                                | 28        |
| 7.3. Detección de depresión                                  | 30        |
| 7.4. Funcionamiento del chat                                 | 31        |
| 7.5. Tecnología y la salud mental                            | 35        |
| <b>8. Conclusiones</b>                                       | <b>37</b> |
| <b>9. Recomendaciones</b>                                    | <b>39</b> |
| <b>10. Bibliografía</b>                                      | <b>41</b> |
| <b>11. Anexos</b>  | <b>45</b> |
| 11.1. Textos utilizados para validar la función de depresión | 45        |
| 11.2. Grupo focal  | 50        |
| 11.3. Pruebas con psicólogos                                 | 51        |
| <b>12. Glosario</b>  | <b>55</b> |

La depresión y el proceso del duelo son temas significativos en la salud mental, que pueden estar interconectados en ciertos contextos. En este trabajo de graduación titulado "Desarrollo de chat con *machine learning* para detectar posibles síntomas de depresión en aplicación móvil para acompañamiento en proceso de duelo", se aborda la importancia de brindar apoyo emocional a personas que atraviesan una etapa de duelo, donde la detección temprana de síntomas de depresión resulta fundamental. Mediante el uso de tecnología de *machine learning*, se desarrolló una aplicación móvil que permita detectar signos de depresión en los usuarios, facilitando así un acompañamiento oportuno y efectivo durante su proceso de duelo. Este estudio promueve una aproximación innovadora para abordar la salud mental y brindar herramientas de soporte emocional a aquellos que enfrentan momentos difíciles tras la pérdida de un ser querido.

En este trabajo se usó un modelo de detección de análisis de sentimientos, el cual fue sometido a una capa de entrenamiento para que pueda detectar con mayor precisión los sentimientos de un texto. Junto con otras reglas, se usó el modelo de análisis de sentimientos para determinar si los mensajes de un chat entre un psicólogo y algunos pacientes muestran algún síntoma de depresión. El modelo que se utilizó en este proyecto fue "nlptown/bert-base-multilingual-uncased-sentiment" de la página Hugging Face para que la aplicación pueda entender de mejor forma las palabras en español y detectar sentimientos de mejor forma.



Depression and the grieving process are significant issues in mental health, which may be interconnected in certain contexts. In this graduation work entitled "Desarrollo de chat con *machine learning* para detectar posibles síntomas de depresión en aplicación móvil para acompañamiento en proceso de duelo", the importance of providing emotional support to people who are going through a stage of grief is addressed, where early detection of symptoms of depression is essential. Through the use of machine learning technology, a mobile application was developed that allows detecting signs of depression in users, thus facilitating timely and effective support during their grieving process. This study promotes an innovative approach to addressing mental health and providing emotional support tools to those facing difficult times after the loss of a loved one.

In this work, a sentiment analysis detection model was used, which was subjected to a training layer so that it can more accurately detect the feelings of a text. Along with other rules, the sentiment analysis model is used to determine whether messages in a chat between a psychologist and some patients show any symptoms of depression. The model used in this project was "nlptown/bert-base-multilingual-uncased-sentiment" from the Hugging Face page so that the application can better understand Spanish words and detect feelings better.



El ser humano necesita forjar vínculos con otros seres humanos. Son estos vínculos los que le permiten crecer y desarrollarse de la mejor manera posible. Sin embargo, naturalmente llega el punto en que estos vínculos se rompen, provocando un comportamiento emocional al que se le denomina "duelo". [1]

La ruptura definitiva de lazos como la muerte, puede producir una serie de condiciones físicas, emocionales, conductuales, sociales y espirituales; las cuales pueden convertirse en un problema mayor al punto de desarrollar una lucha *Patológica* y requerir atención especializada para corregirla. [1]

Existen diferentes tipos de duelo, dependiendo de los factores en los que se produjo el fallecimiento. Por ejemplo, el tipo de relación que se vivió con el fallecido y la personalidad del afectado. Estos aspectos son necesarios para brindar una atención psicológica personalizada, en donde el paciente atraviesa diferentes fases del duelo para poder continuar con su vida.

En este trabajo se propone realizar una aplicación móvil que permita brindar ayuda al paciente para que el proceso de recuperación en la etapa de duelo pueda realizarse de una manera natural y que se tenga una mejor relación paciente-psicólogo. Esto se logrará a través de varios módulos, tanto de actividades grupales, interacciones monitoreadas por psicólogos, como un módulo de informes.

Este trabajo se centra en el módulo de grupos. Se implementa una funcionalidad de comunicación, que cuente con un moderador (psicólogo) y personas que están de duelo y quieren mejorar. El objetivo es identificar signos de depresión entre las personas que participan y hacérselo saber al psicólogo encargado.

Comprender la interconexión y el impacto de estos factores en el proceso de duelo es esencial para la concepción y creación de la aplicación móvil propuesta. El propósito de esta aplicación radica en brindar apoyo y detectar prontamente los síntomas de depresión en este contexto emocional particularmente delicado. [2]



Durante varios años, expertos en psicología y salud mental han dirigido su atención y estudios hacia el proceso del duelo. La partida de un ser querido o una pérdida tiene el potencial de generar diversas expresiones emocionales, cognitivas y conductuales, las cuales varían entre las personas. Existen casos en los que estas reacciones pueden demostrar signos vinculados a la depresión. [3] En ausencia de una gestión emocional adecuada, estos signos pueden llegar a tener un efecto negativo en la calidad de vida de la persona afectada.

L. S. Molina y B. Arranz definen la depresión como una prolongada exageración de los sentimientos habituales de tristeza, lo que constituye una condición de considerable gravedad. Esta afección puede extenderse a lo largo de varios meses, impactando significativamente tanto el ámbito físico como el mental del paciente. Los autores subrayan que la depresión no solo afecta la percepción que el paciente tiene de sí mismo, sino que también moldea su proceso cognitivo. Además, incide en aspectos tan fundamentales como los hábitos alimenticios y el patrón de sueño. [4] La definición proporcionada por el DSM-V (*Manual Diagnóstico y Estadístico de Trastornos Mentales*, quinta edición) respecto a la depresión se establece de la siguiente manera: "La depresión se caracteriza como un trastorno médico de consideración, cuyo origen se encuentra en alteraciones biológicas y que demanda una intervención terapéutica específica. Es significativo resaltar que en la mayoría de los casos se trata de un problema autolimitado, y cuando se aborda adecuadamente, el pronóstico es generalmente positivo." [5]

Además, los autores discernen diferencias sustanciales entre la tristeza común y la depresión. Entre estas diferencias cruciales, destaca el efecto adverso que la depresión posee en el desempeño general de las personas, así como la manifestación de síntomas físicos prominentes que, por lo general, se intensifican con el tiempo. Ellos definen que la depresión puede ocasionarse después de algún suceso estresante, como la muerte o el duelo que existe en la vida de las personas. De igual forma, expresan que esta depresión puede manifestarse con síntomas de tristeza, vacío emocional, pérdida de interés y pensamientos negativos, entre otros. [4]

En la última década, los avances tecnológicos han permitido la creación de soluciones

digitales para brindar un apoyo más accesible y constante a las personas que enfrentan dificultades emocionales. Han surgido aplicaciones móviles y plataformas para brindar información, recursos y apoyo a quienes lo necesiten. [6] [7] [8] [9] Sin embargo, la detección temprana y la intervención específica a cada caso siguen enfrentando desafíos, como una alta tasa de falsos positivos y un bajo porcentaje de F1. [10]

La Inteligencia Artificial y el Aprendizaje Automático representan herramientas de vanguardia con un inmenso potencial. El Aprendizaje Automático se describe como la creación de programas capaces de mejorar el rendimiento y desempeño de un proceso específico mediante la experiencia adquirida en dicho proceso [11]. El alcance de este Aprendizaje Automático para la detección temprana de síntomas depresivos es considerable. [12] Si una computadora pudiera identificar patrones para diagnosticar signos de depresión en una etapa temprana, se facilitaría la provisión de tratamiento, evitando que la vida del paciente corra riesgos.

S. Ferran se centró en la monitorización del bienestar emocional y la identificación temprana de señales depresivas utilizando el procesamiento de lenguaje natural y el aprendizaje automático, en el contexto específico de la red social Twitter. Para este fin, empleó conjuntos de datos en tres categorías distintas para entrenar el modelo de aprendizaje automático. El primer conjunto se conformó exclusivamente de usuarios que expresaron abiertamente su padecimiento de depresión. El segundo conjunto incluyó usuarios seleccionados al azar, mientras que el tercero consistió en tweets que contenían referencias explícitas a la depresión. El autor suministró estos datos al modelo, permitiendo que la computadora internalizara la información y descubriera patrones reveladores para la detección de la depresión. [13]

Además, el autor logró identificar características distintivas entre las personas con depresión. Se observó que estos usuarios tienden a hablar con un tono negativo, además de mostrar una mayor cantidad de pronombres en primera persona. Estas pautas identificadas contribuyen a un mayor entendimiento de los comportamientos asociados con la depresión, subrayando la importancia de la aplicación de la Inteligencia Artificial en la esfera de la salud mental y el bienestar emocional. [13]

Este autor no ha sido el único que se sintió intrigado por esta novedosa manera de brindar ayuda a las personas. Han surgido diversos artículos que exploran el empleo del aprendizaje automático y la inteligencia artificial en este ámbito. [10] [14] [15]. [10] expusieron cómo emplean el aprendizaje automático para detectar indicios de depresión en usuarios de Reddit. En este artículo, los autores se enfocaron en identificar de manera más precisa las señales de depresión en los mensajes de texto.

En este caso, los autores utilizaron técnicas de procesamiento de lenguaje natural. El procesamiento de lenguaje natural es el campo de la inteligencia artificial que se centra en encontrar formas de comunicar a las máquinas con las personas usando lenguajes naturales; como el inglés, español o portugués. Además, consideraron la inclusión de características adicionales, como atributos estilométricos y morfológicos, que podrían aportar información valiosa para potenciar la precisión de la detección, al igual que la búsqueda de ciertas palabras relacionadas con depresión [10].

No obstante, [10] no obtuvo los resultados que esperaba. Sin embargo, nos brindaron un acceso a la exploración de características conceptuales de los textos, lo cual puede contribuir

a la identificación de síntomas depresivos. Este enfoque nos invita a considerar aspectos cruciales de la detección de depresión a través de los medios digitales y resalta la necesidad de una constante mejora en las técnicas de análisis textual con el objetivo de obtener resultados más precisos y confiables.

En otros estudios, las métricas que se han obtenido cuando se habla de análisis de sentimientos en español han estado entre el 70 % y el 80 % en cuanto a exactitud y precisión. [16] expone en su tesis cómo es que el análisis de sentimientos con los métodos habituales obtiene resultados en este intervalo. En este caso, el autor utiliza métodos como Naive Bayes, Regresión logística, SVM y léxico en español.



El proceso de duelo es considerado una reacción de tipo emocional y que influye en el comportamiento de una persona. Esto se puede manifestar en forma de sufrimiento cuando un vínculo afectivo se pierde. La duración y la intensidad del sentimiento de este proceso pueden depender del grado de significancia de la pérdida [17].

Para algunas personas, el duelo se puede volver más largo y complicado. Esto puede causar sentimientos debilitantes que no mejoran con el paso del tiempo. Esto es conocido como duelo complicado o también llamado trastorno por duelo complejo persistente. En estos casos, las emociones dolorosas duran tanto y son tan intensas que resulta difícil recuperarse de la pérdida. [18]

Una aplicación móvil presenta mayores ventajas debido a que permite acceder a los dispositivos de hardware directamente y de igual forma estas son más responsiva y rápida comparada con una aplicación web. Por estas razones, se realizó una aplicación móvil que está enfocada en la predicción de depresión por medio de aprendizaje de máquina para las personas que sufrieron alguna pérdida y así puedan recibir ayuda antes de que se convierta en un duelo complicado que pueda afectar sus vidas.

El aprendizaje de máquina es de vital importancia para el proyecto debido al proceso de construcción que conlleva recolectar datos y analizarlos usando un modelo de aprendizaje de máquina. Se usará una base de datos de Kaggle para poder determinar si un texto tiene sentimiento negativo. El modelo determinará si una persona tiene depresión analizando el sentimiento del texto, palabras relacionadas a depresión y pronombres en primera persona. [19]

Es relevante destacar que todas las aproximaciones mencionadas se llevaron a cabo utilizando textos en inglés, lo que nos conduce a plantear una interrogante crucial: ¿Es posible aplicar un procedimiento similar para detectar síntomas de depresión en textos en español? ¿Se pueden detectar síntomas de depresión en español? Asimismo, es importante señalar que todas estas metodologías predicen dichos síntomas en base a textos escritos por individuos que previamente han sido diagnosticados con la enfermedad. Sin embargo, esta modalidad

podría comprometer la precisión del análisis, ya que no se estaría evaluando el contenido textual en sí mismo, sino más bien el perfil del individuo. Por esta razón, el presente trabajo se propone examinar el contenido textual y, haciendo uso de la información recopilada por los autores acerca de las señales de depresión (como el tono negativo del mensaje, el uso de la primera persona y la elección de términos específicos), se plantea desarrollar un modelo con la finalidad de analizar los sentimientos y crear una función que considere estas tres características en los mensajes para la detección de los síntomas de depresión.

#### 4.1. Objetivo general

Generar un modelo con aprendizaje de máquina para determinar la presencia de síntomas de depresión en un chat de una aplicación de salud mental.

#### 4.2. Objetivos específicos

- Utilizar aprendizaje de máquina para determinar si un mensaje tiene una expresión emocional relacionada con síntomas depresivos.
- Crear una plataforma para comunicarse con un grupo de personas y un psicólogo como una herramienta psicoterapéutica en el tratamiento de la depresión y distintos tipos de duelo.
- Facilitar el registro de la sintomatología depresiva para que los profesionales en salud mental diseñen tratamientos efectivos según el proceso de cada paciente.



## 5.1. Duelo

### 5.1.1. ¿Qué es el duelo?

El duelo, un proceso íntimamente ligado a experiencias humanas de pérdida y separación, ha llamado la atención tanto de psicólogos como investigadores en el transcurso de los tiempos. Conforme las personas se enfrentan a la pérdida de seres queridos, el duelo emerge como una respuesta emocional, profunda y compleja. Reconocer y comprender cómo las personas enfrentan y procesan el duelo es crucial para brindar apoyo en momentos de vulnerabilidad y tristeza.

El duelo es un proceso que surge en respuesta a una pérdida significativa o a la muerte de algún ser querido. Esta es una respuesta emocional y psicológica ante estas situaciones. El proceso del duelo implica adaptarse ante la nueva realidad sin lo que se perdió, lo cual puede ser un gran desafío cuando es de alguien o de algo a quien se le tenía un profundo valor emocional. [20]

### Teorías del duelo

Durante los años, varias personas se han sentido atraídas a buscarle una explicación y razón al duelo. Han existido varios teóricos que le han dado un nombre distinto y fases distintas; sin embargo, se ha establecido, de cierta forma, un consenso para su estudio en el que la mayoría lo divide en un conjunto de etapas, tareas o virtudes que se viven en el proceso del duelo. De igual forma, todos estos expertos destacan en sus teorías que no todas las personas recorren este proceso de la misma forma. [21]

La doctora Elisabeth Kübler-Ross lo define como el proceso de adaptación a una pérdida. Ella lo describe por primera vez en su libro *On Death and Dying* en 1969, conocido

comúnmente como las cinco etapas del duelo. De igual forma, menciona que cada persona lo percibe de forma distinta y que no siempre pasan por todas las etapas ni por el mismo orden. [22] Ella menciona estas como las etapas por las cuales las personas pasan.

1. Negación: Esta etapa se centra en la defensa del individuo para no afrontar el hecho doloroso que pasó.
2. Ira: En esta etapa se enfrenta a la realidad; sin embargo, el individuo actúa de forma errática con envidia hacia la situación.
3. Negociación: Esta etapa involucra la esperanza de alguna forma de posponer o retrasar el suceso.
4. Depresión: En esta etapa, la persona experimenta mucha tristeza. Se da cuenta de que realmente está viviendo lo sucedido, pero no sabe cómo afrontarlo, por eso se siente triste e incluso pierde ánimos y fuerzas para hacer las cosas.
5. Aceptación: La etapa final, el individuo ve con claridad las cosas. Comprende que es un proceso natural por el que se debe pasar y encuentra cierta paz para continuar con su vida.

De igual manera, con el paso del tiempo han surgido más teorías, como la de Margaret Stroebe, que en 1999 lo definió como un camino de dos vías en el cual la persona debe moverse continuamente, entre el funcionamiento orientado a la pérdida y el funcionamiento orientado a la reconstrucción. En el primero, la persona se encuentra en un periodo de introspección, cuyo objetivo es entender el sentido que la pérdida tiene en la vida. El segundo es una etapa que consiste en enfocar el esfuerzo y la concentración en las mejoras que se han aplicado en distintas áreas sociales, como la familia, los amigos y el trabajo. [21] Sin embargo, a pesar de las distintas teorías que han surgido, el modelo más destacado y conocido por los expertos es el modelo de Kubler-Ross.

### **Factores que influyen en el duelo**

Aborda los diferentes factores que pueden influir en cómo las personas experimentan y procesan el duelo. Estos factores podrían incluir la relación con la persona o cosa perdida, la naturaleza de la pérdida, el apoyo social, las creencias culturales, entre otros. [2]

Al ser este un proceso complejo y emocional, existen varios factores que pueden afectar cómo las personas enfrentan esta situación. Estos factores han sido identificados por los expertos como determinantes clave en la experiencia del duelo y la recuperación, e incluyen la personalidad de la persona que sufre la pérdida, la naturaleza del vínculo que mantenía con la persona, el tipo de muerte o la forma en que se rompió el vínculo, y las características del entorno. [2]

### **Manifestaciones del duelo**

Describe las posibles manifestaciones emocionales, cognitivas, físicas y conductuales del duelo. Esto puede incluir síntomas como tristeza profunda, ansiedad, dificultad para concentrarse, cambios en el apetito, entre otros.

La reacción de las personas ante estas situaciones puede variar de persona en persona. Sin embargo, se conoce un cuadro clínico ante estos casos. Las posibles reacciones ante la pérdida de un ser querido suelen manifestarse como un trastorno depresivo típico, el cual se caracteriza por: un estado de ánimo bajo, sentimientos de culpa, deseo de cambiar de lugar con la persona que se fue, **Trastornos sensorceptivos**, anorexia, pérdida de peso, insomnio y desánimo para continuar con actividades cotidianas. Cabe destacar que la APA (Asociación Americana de Psicología) determina como trastorno depresivo mayor cuando la etapa depresiva persiste por más de dos meses. [23] El diagnóstico de la depresión se rige por los criterios establecidos en el *Manual Diagnóstico y Estadístico de Trastornos Mentales*, quinta edición (DSM-V). De acuerdo con el DSM-V, la depresión mayor se caracteriza por la presencia de alguno de los siguientes síntomas durante un período de dos semanas o más: estado de ánimo deprimido, pérdida de interés o placer en actividades previamente disfrutadas, cambios significativos en el peso o el apetito, alteraciones en el sueño, fatiga o pérdida de energía, sentimientos de inutilidad o culpa excesiva, dificultades para concentrarse o tomar decisiones, agitación o enlentecimiento psicomotor y pensamientos de muerte o suicidio. Además, es común que las personas con depresión tiendan a hablar de forma negativa y en primera persona, reflejando su experiencia subjetiva de sufrimiento. Estos síntomas deben causar malestar significativo o deterioro en el funcionamiento social, ocupacional o de otras áreas importantes de la vida del individuo. La comprensión y aplicación de estos criterios resultan esenciales para la detección y el diagnóstico de la depresión, permitiendo un abordaje temprano y efectivo de esta afección en el ámbito clínico y terapéutico. [24]

### 5.1.2. Duelo y depresión

El duelo y la depresión no son sinónimos. Es posible que el duelo que sufra una persona provoque algún episodio de depresión, pero la depresión no siempre es causada por algún tipo de duelo. [25] Es normal que el duelo lleve a un episodio depresivo dependiendo de la fase en la que la persona se encuentre; sin embargo, este suele ser momentáneo. La Asociación Americana de Psicología (APA) menciona que cuando esta fase persiste por más de dos meses desde que el duelo inició, se debe diagnosticar como 'Trastorno depresivo mayor'. [2]

El trastorno depresivo mayor es una afección de salud mental ampliamente reconocida y debilitante que afecta a millones de personas en todo el mundo. Esta se presenta por una tristeza profunda y persistente, la pérdida de interés o placer en actividades que normalmente se disfrutaban, y una variedad de síntomas físicos que pueden afectar el funcionamiento diario de una persona. Los síntomas de esta pueden ser cambios de apetito y peso, alteraciones del sueño, fatiga, sentimiento de inutilidad, dificultad en la toma de decisiones. Este problema no solo afecta la calidad de vida de la persona que lo sufre sino que puede llegar a tener un impacto negativo en las relaciones personales. [26] [27]

### 5.1.3. Síntomas de depresión

La depresión es una enfermedad que afecta tanto el cuerpo como la mente de las personas. Aunque la forma de presentar estos síntomas y la intensidad de los mismos puede variar según la persona, siempre suelen mostrar el mismo patrón. Algunos de los síntomas psicológicos son:

1. Tristeza: La tristeza, cuando se trata de depresión, es mucho más intensa que cuando se trata de algún problema o disgusto. Esta suele estar acompañada de un sentimiento de vacío, pérdida o miedo.
2. Anhedonia: Este término se refiere a perder interés en las actividades habituales, hobbies y cualquier cosa que antes producía felicidad; ahora ya no se siente la misma energía cuando se realiza.
3. Ansiedad: Esta ansiedad puede durar meses y es un síntoma muy significativo cuando se habla de depresión.
4. Vacío emocional: Este término se refiere a cuando una persona se siente desconectada con sus emociones.
5. Pensamientos negativos: Los pensamientos negativos van muy relacionados con el sentimiento de fracaso. Las personas suelen sentirse culpables por sucesos pasados y olvidan valorar las victorias de la vida.
6. Problemas de concentración: Debido a la continua tristeza que siente la persona, no logra pensar o tomar decisiones claras.
7. Delirios: En casos muy extremos de depresión, las personas pueden llegar a desconectarse de la realidad; la mente les puede hacer pensar cosas que realmente no están sucediendo.
8. Alucinaciones: Las alucinaciones se refieren a percepciones falsas que pueden llegar a tener las personas. Escuchar voces, ver cosas, sentir olores u otras sensaciones.

Algunos de los síntomas físicos:

1. Problemas de sueño: Suele resultar difícil dormir o suele despertarse varias veces en la madrugada.
2. Enlentecimiento mental y físico: Cansancio constante y dificultad para realizar tareas cotidianas.
3. Cambios de apetito: Se pierde el apetito o no se tiene nada de hambre.
4. Desinterés en el sexo: Son incapaces de mantener relaciones afectivas o suelen tener problemas al relajarse.

Estos son algunos de los síntomas físicos más comunes que existen cuando las personas sufren de algún tipo de depresión. Los síntomas físicos son a los que se les debe poner mucha atención debido a que muchas veces suelen confundirse con alguna enfermedad física no relacionada con la depresión. [4](#)

#### 5.1.4. Intervenciones digitales en el duelo

En los últimos años, se ha buscado la manera de automatizar numerosas tareas con la ayuda de la tecnología. Sin embargo, cuando se trata de cuestiones tan delicadas como la salud de las personas, es necesario realizar muchas pruebas para asegurar que la herramienta sea lo más precisa y eficiente posible. Esto facilita la vida de los profesionales a su cargo sin poner en riesgo la salud de los pacientes.

Muchas personas han recurrido al aprendizaje automático para desarrollar aplicaciones que brinden ayuda a las personas. En el ámbito psicológico, encontramos la aplicación **Youper**, la cual es una aplicación móvil fortalecida con aprendizaje automático que potencia a un chatbot. Este chatbot se utiliza para proporcionar terapia y tratamientos de ansiedad y depresión a los usuarios. De acuerdo con estudios realizados por compañías médicas, como el Journal of Medical Internet Research, esta aplicación ha obtenido una de las puntuaciones más altas en la tienda de aplicaciones y ha mantenido alrededor del 42% de los usuarios que la utilizan durante la cuarta semana. Además, ha demostrado mejoras en la regulación de las emociones, reduciendo los síntomas de ansiedad y depresión en los usuarios que la emplean [28].

Esta aplicación es solo uno de los muchos proyectos que buscan combinar las nuevas tecnologías con la medicina para mejorar el bienestar de los pacientes. Hemos visto cómo un chatbot puede ayudar en el tratamiento de la depresión y la ansiedad mediante el aprendizaje automático. Otro ejemplo destacado de la unión entre tecnología y medicina es la aplicación **HealthTap**. Esta aplicación móvil hace preguntas para crear un perfil en línea del paciente en caso de que experimente algún síntoma. Luego, proporciona un posible diagnóstico para esos síntomas. Sin embargo, esta importante decisión no recae únicamente en la inteligencia artificial; todas las respuestas utilizadas para crear el perfil del paciente se pueden compartir con un médico del área para brindar un mejor cuidado [29].

Las aplicaciones mencionadas anteriormente ilustran cómo la tecnología puede integrarse con la medicina. En la actualidad, las personas buscan obtener resultados con el mínimo esfuerzo posible, y la tecnología no es ajena a esta tendencia. **Ginger.io** es otra aplicación que los médicos en algunas partes de los Estados Unidos recomiendan a sus pacientes. Normalmente se sugiere a pacientes con diabetes, problemas cardíacos o déficit de atención con hiperactividad. Esto se debe a que la aplicación recopila automáticamente datos del usuario en función de sus movimientos y ubicaciones, y luego la aplicación se comunica con el usuario, ya sea llamándolo o enviándole un mensaje, para brindarle consejos sobre cómo mejorar su salud [30].

Estas tres aplicaciones son solo algunos ejemplos de las numerosas herramientas disponibles en el campo de la medicina. Cada día, la tecnología avanza y, con ella, se presentan más beneficios para el campo médico.

## 5.2. Ciencias de datos y aprendizaje de máquina

En la era de la información, la cantidad de datos generados a diario es abrumadora. Desde transacciones en línea y registros de salud hasta interacciones en redes sociales, estos datos,

en su forma cruda, representan un inmenso tesoro de información. Sin embargo, convertir esta vasta cantidad de datos en conocimiento y comprensión significativos es un desafío que ha dado lugar a la disciplina de la Ciencia de Datos.

La Ciencia de Datos se centra en la extracción de conocimiento y patrones a partir de datos brutos utilizando una combinación de técnicas estadísticas, matemáticas y de programación. Esta disciplina interdisciplinaria desempeña un papel fundamental en la toma de decisiones informadas en una amplia gama de campos, desde la medicina y las finanzas hasta la investigación académica y la gestión empresarial.<sup>[31]</sup>

Una de las herramientas más poderosas en el arsenal de la Ciencia de Datos es el Aprendizaje Automático (*Machine Learning* en inglés). El Aprendizaje Automático es una rama de la inteligencia artificial que se enfoca en desarrollar algoritmos y modelos capaces de aprender de los datos y mejorar su rendimiento en tareas específicas a medida que se exponen a más información. En esencia, el Aprendizaje Automático permite a las máquinas aprender de la experiencia y, a través de este proceso de aprendizaje, realizar tareas complejas que antes requerían una programación detallada.<sup>[32]</sup>

### 5.2.1. ¿Qué es la ciencia de datos?

La Ciencia de Datos, en su esencia, es una disciplina que busca convertir datos en conocimiento y acción. Se basa en el uso de métodos estadísticos, matemáticos y computacionales para explorar, analizar y comprender conjuntos de datos, con el objetivo de obtener información valiosa y patrones ocultos. Un proceso típico de Ciencia de Datos implica la adquisición de datos, la limpieza y preparación de los mismos, el análisis y modelado de datos, y la comunicación de resultados.

En la etapa de adquisición, se recolectan datos de diversas fuentes, que pueden variar desde sensores y bases de datos hasta redes sociales y encuestas. Estos datos pueden ser estructurados (como tablas de bases de datos) o no estructurados (como texto o imágenes).

La limpieza y preparación de datos es un paso crítico, ya que los datos pueden contener errores, valores faltantes o ruido. En esta fase, se realizan tareas como la eliminación de duplicados, la imputación de valores faltantes y la normalización de datos para garantizar que sean coherentes y adecuados para el análisis.

El análisis y modelado de datos es donde entra en juego una amplia gama de técnicas, desde estadísticas descriptivas y visualización de datos hasta algoritmos de Aprendizaje Automático y Minería de Datos. Aquí, se buscan patrones, relaciones y tendencias en los datos. Se crean modelos que pueden predecir resultados futuros o tomar decisiones basadas en datos históricos. Usualmente, para analizar estos datos y entrenar los modelos predictivos, se suele hacer una partición de los conjuntos en tres partes:

1. Entrenamiento: Este porcentaje de datos es el que servirá para que nuestro modelo pueda encontrar patrones y relacionar la información.
2. Validación: Estos son los datos que van a servir para ver qué tan bien se comporta el modelo con nuevos datos. Este conjunto nos ayuda para determinar si existe un

sobreajuste de datos.

3. Prueba: Estos van a ser los datos que nuestro modelo va a predecir y comparar para ver qué tan acertados son.

33

En el campo de la Ciencia de Datos, la división de conjuntos de datos en entrenamiento, validación y prueba es una práctica fundamental por varias razones cruciales. En primer lugar, esta división nos permite evaluar la capacidad de un modelo de manera más precisa y realista. El conjunto de entrenamiento se utiliza para enseñar al modelo y permitirle aprender patrones y relaciones en los datos. La validación se utiliza para ajustar los hiperparámetros del modelo y garantizar que no se sobreajuste a los datos de entrenamiento, lo que podría llevar a un rendimiento deficiente en datos nuevos. Por último, el conjunto de prueba actúa como una evaluación final y objetiva del modelo, proporcionando una medida realista de su rendimiento en datos no vistos previamente. Esta división en tres conjuntos distintos ayuda a evitar el sesgo y el **Sobreajuste de datos o overfitting**, lo que es esencial para construir modelos confiables y generalizables en el ámbito de la Ciencia de Datos.

Finalmente, la comunicación de resultados es fundamental para que los hallazgos sean comprensibles y accionables. Esto puede involucrar la creación de informes, visualizaciones y presentaciones que transmitan de manera efectiva los insights extraídos de los datos.

La Ciencia de Datos es una disciplina en constante evolución, impulsada por avances tecnológicos y la creciente disponibilidad de datos. Su aplicación se extiende a una variedad de campos, desde la atención médica y las finanzas hasta la investigación académica y la toma de decisiones empresariales. En última instancia, la Ciencia de Datos permite tomar decisiones más informadas y revelar nuevas perspectivas que pueden conducir a mejoras significativas en diversos aspectos de la sociedad.

### 5.2.2. Aprendizaje de máquina y detección de depresión

El aprendizaje automático, una rama de la inteligencia artificial, es un campo de estudio que se centra en el desarrollo de algoritmos que permiten a las máquinas mejorar su rendimiento a través de la experiencia. Estos algoritmos, fundamentales para una variedad de aplicaciones tecnológicas, desde motores de búsqueda hasta diagnósticos médicos, operan observando y analizando datos para construir un modelo que sirve tanto como una hipótesis sobre el mundo como una herramienta para resolver problemas. En lugar de programar explícitamente el software para realizar una tarea específica, los ingenieros entrenan a la máquina utilizando un conjunto de datos de ejemplo. Los algoritmos de aprendizaje automático se aplican a estos conjuntos de datos, buscando patrones estadísticos que permitan a la máquina hacer inferencias sobre los datos y tomar decisiones informadas. 34

La unión entre Ciencia de Datos y Aprendizaje de Máquina representa una de las sinergias más poderosas y transformadoras en el mundo de la tecnología y la toma de decisiones en la actualidad. La Ciencia de Datos se enfoca en la recopilación, procesamiento y análisis de datos para extraer conocimientos valiosos y patrones ocultos, mientras que el Aprendizaje

de Máquina se centra en el desarrollo de algoritmos y modelos que pueden aprender de estos datos y realizar predicciones o tomar decisiones automáticamente. Esta convergencia ha revolucionado numerosas industrias, desde la atención médica hasta la publicidad en línea, al permitir la automatización de tareas complejas y la toma de decisiones más informada y precisa. En este contexto, la Ciencia de Datos proporciona las herramientas y técnicas para preparar y explorar datos, mientras que el Aprendizaje de Máquina ofrece la capacidad de crear modelos predictivos y prescriptivos a partir de estos datos, lo que da lugar a soluciones innovadoras y basadas en datos en una amplia gama de aplicaciones. Esta intersección entre la Ciencia de Datos y el Aprendizaje de Máquina continúa evolucionando y promete un futuro emocionante en el que la inteligencia artificial y el análisis de datos desempeñarán un papel cada vez más importante en nuestra sociedad.

La referencia [13] explica cómo las personas que padecen depresión tienden a redactar de manera más negativa, empleando en su mayoría la primera persona y haciendo uso de determinadas palabras desencadenantes, lo que puede ser de utilidad para identificar síntomas de depresión. La potencialidad del Aprendizaje de Máquina se manifiesta mediante un análisis de sentimientos, con el fin de determinar si el texto escrito por una persona conlleva un contenido emocional negativo o positivo. Posteriormente, se procede a verificar si dicho texto cumple con las otras dos características mencionadas, que son el uso predominante de la primera persona y la inclusión de alguna de las palabras indicadoras mencionadas por el autor.

### 5.2.3. ¿Qué es NLP?

El Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP por sus siglas en inglés) es un campo de la inteligencia artificial que se enfoca en la interacción entre las computadoras y el lenguaje humano. Su objetivo principal es permitir que las máquinas comprendan, interpreten y generen lenguaje humano de manera efectiva. Para lograrlo, el NLP utiliza una combinación de técnicas de lingüística, estadísticas y aprendizaje automático. En esencia, busca que las máquinas puedan entender el contexto, el significado y las intenciones detrás de las palabras y las frases que utilizamos en nuestro lenguaje cotidiano. El procesamiento de lenguaje natural se aplica en una amplia variedad de aplicaciones, desde sistemas de chatbots y asistentes virtuales hasta la traducción automática de idiomas, el análisis de sentimientos en redes sociales, la extracción de información de documentos y mucho más. En resumen, el NLP desempeña un papel fundamental en la mejora de la comunicación y la interacción entre las personas y las máquinas, facilitando la automatización de tareas que implican comprender y generar lenguaje humano de manera efectiva. Sin embargo, a pesar de estos avances, todavía existen desafíos significativos en el campo del NLP, incluyendo la comprensión de la ambigüedad del lenguaje y la interpretación precisa del significado en diferentes contextos.

### 5.2.4. Pasos de la implementación de NLP

El flujo de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) representa un proceso esencial en la comprensión y generación de lenguaje humano por parte de las máquinas. Este flujo, fundamental en la disciplina de NLP, abarca una serie de pasos interconectados que permiten a las computadoras analizar, interpretar y responder al lenguaje humano de manera

coherente. Comienza con la adquisición de datos textuales o de voz no estructurados de diversas fuentes.

## Preprocesamiento

El proceso de preprocesamiento de datos en el campo del Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) desempeña un papel fundamental en la preparación y limpieza de texto antes de su análisis o procesamiento por modelos de aprendizaje automático. Este proceso involucra una serie de técnicas específicas que son esenciales para garantizar la calidad y coherencia del texto. [35]

En primer lugar, la conversión de mayúsculas/minúsculas se utiliza para estandarizar el texto, lo que evita que el modelo considere palabras con formatos diferentes como distintas, asegurando una consistencia en el análisis.

La tokenización es un paso crucial donde el texto se divide en unidades más pequeñas, conocidas como tokens, que suelen corresponder a palabras o símbolos. Esta división facilita la manipulación y el análisis posteriores del texto.

El tratamiento de acentos tiene como objetivo normalizar el texto, ya que los acentos diacríticos pueden variar la representación de una palabra en muchos idiomas. La eliminación o normalización de acentos asegura la coherencia en el procesamiento de texto.

Las "stop words", o palabras vacías, son términos comunes como "el", "la", "de" que a menudo carecen de relevancia en el análisis de texto. En consecuencia, se eliminan del texto para reducir el ruido y mejorar la eficiencia del procesamiento.

El tratamiento de caracteres especiales, números y símbolos implica su eliminación o reemplazo para centrarse en el contenido de texto significativo y deshacerse de elementos que no contribuyen al análisis.

Las técnicas de stemming y lemmatization son empleadas para reducir las palabras a sus formas base. El stemming consiste en eliminar sufijos para obtener una raíz común, mientras que el lemmatization busca reducir las palabras a su forma canónica o de diccionario. Esto ayuda a simplificar y normalizar el texto. [36] [37]

Por último, se pueden aplicar correcciones gramaticales y ortográficas para mejorar la calidad y legibilidad del texto. Estas técnicas de preprocesamiento son fundamentales en una variedad de aplicaciones de NLP, desde la traducción automática hasta la extracción de información y el análisis de sentimientos, contribuyendo de manera significativa a la mejora de la calidad y eficacia en el análisis de texto.

### 5.2.5. Aplicaciones de NLP

El Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) juega un papel cada vez más importante en el mundo actual debido a su increíble versatilidad para comprender y generar lenguaje humano. A través de NLP, observamos una serie de aplicaciones impactantes que están dando forma a nuestro entorno. Esto incluye la traducción automática de idiomas, que conecta a

personas de diferentes culturas y facilita la comunicación global. También encontramos sistemas de chatbots y asistentes virtuales, que mejoran nuestras interacciones con la tecnología y hacen que la comunicación hombre-máquina sea más fluida. Además, el NLP se destaca en el análisis de sentimientos en redes sociales y comentarios de clientes, proporcionando información valiosa para la toma de decisiones empresariales. La extracción de información y el resumen automático de textos agilizan la búsqueda y el procesamiento de datos, mientras que la generación automática de contenido, como noticias y descripciones de productos, está redefiniendo la producción textual. No podemos olvidar la vital labor de detectar noticias falsas y verificar hechos, promoviendo la divulgación de información precisa y confiable. Además, el NLP está haciendo incursiones importantes en el campo de la atención médica, asistiendo en la interpretación de registros médicos y el diagnóstico de enfermedades. Estas aplicaciones notables son solo un reflejo de cómo el NLP está impulsando la transformación en diversas industrias y contribuyendo al avance tecnológico de nuestro mundo actual.

Existen diversas investigaciones acerca de cómo se puede aprovechar al máximo el Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP). En su estudio, [38] destaca el potencial de NLP para ayudar en la detección del ciberacoso. El autor utilizó la técnica de "Análisis de Sentimientos" en comentarios de Twitter como fuente de datos. Se seleccionaron características relevantes y se analizaron modelos con aprendizaje supervisado para alcanzar una precisión óptima en la clasificación de texto. Además, se emplearon diversas fuentes, como libros y artículos científicos, para enriquecer la comprensión y el desarrollo de las técnicas de NLP en la detección del ciberacoso. Este estudio representa solo uno de los numerosos ejemplos de las diversas aplicaciones que tiene NLP en la sociedad actual. [39] [40] [41]

### 6.1. Aprendizaje de máquina para predecir depresión

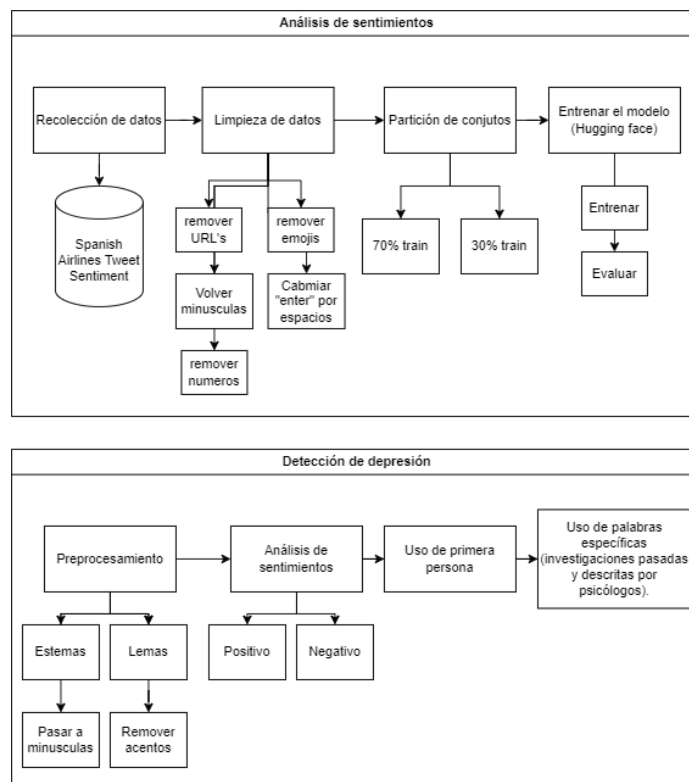


Figura 1: Diagrama metodología.

### 6.1.1. Recolección de datos

Para iniciar con el proceso de construcción del modelo de aprendizaje de máquina, lo primero que se hizo fue llevar a cabo una recolección de datos. Para esta etapa, se utilizó la base de datos proporcionada por la página Kaggle.

Kaggle es una plataforma en línea que reúne a una comunidad global de científicos de datos, analistas, ingenieros y otros profesionales en el campo de la ciencia de datos, con el propósito de compartir y colaborar en proyectos de esta índole. Fue fundada en 2010 y adquirida por Google en 2017. La plataforma permite a los usuarios participar en competencias de ciencia de datos, colaborar en proyectos de código abierto y acceder a conjuntos de datos públicos para llevar a cabo análisis y modelos predictivos.

Debido a la falta de conjuntos de datos en español para análisis de sentimiento, se decidió utilizar la base de datos "Spanish Airlines Tweets Sentiment Analysis", que contiene 7,878 tweets. Esta base de datos consta de 10 atributos:

1. `airline_sentiment`: este atributo indica la polaridad del tweet (negativo, neutral, positivo).
2. `is_reply`: indica si el tweet recibió una respuesta.
3. `reply_count`: muestra la cantidad de respuestas que tuvo el tweet.
4. `retweet_count`: refleja la cantidad de veces que el tweet fue retuiteado.
5. `text`: este atributo contiene el texto del tweet.
6. `tweet_coord`: estas son las coordenadas del tweet.
7. `tweet_created`: indica la fecha de creación del tweet.
8. `tweet_id`: es el identificador único del tweet.
9. `tweet_location`: indica la ubicación asociada al tweet.
10. `user_timezone`: refleja la zona horaria del usuario.

Esta base de datos fue de suma importancia, debido a que los textos ya cuentan con una etiqueta que le permite al modelo comprender la polaridad de cierto texto, facilitando así la identificación de patrones. Se seleccionaron dos columnas de esta base de datos: "airline\_sentiment" y "text". Estas dos columnas fueron utilizadas para predecir el sentimiento de mensajes específicos.

|   | airline_sentiment | is_reply | reply_count | retweet_count | text  | tweet_coord | tweet_created                  | tweet_id           | tweet_location | user_timezone              |
|---|-------------------|----------|-------------|---------------|---|-------------|--------------------------------|--------------------|----------------|----------------------------|
| 0 | neutral           | False    | 0           | 0             | Trabajar en #Ryanair como #IMA: <a href="https://t.co/r...">https://t.co/r...</a> | NaN         | Fri Nov 03 12:05:12 +0000 2017 | 926419989107798016 | NaN            | Madrid                     |
| 1 | neutral           | True     | 0           | 0             | @Iberia @FIONAFERRER Cuando gusten en Cancún s...                                 | NaN         | Sun Nov 26 18:40:28 +0000 2017 | 934854385577943041 | NaN            | Mexico City                |
| 2 | negative          | False    | 0           | 0             | Sabiais que @Iberia te trata muy bien en santi...                                 | NaN         | Mon Dec 25 15:40:45 +0000 2017 | 945318406441635840 | NaN            | Madrid                     |
| 3 | negative          | False    | 0           | 0             | NUNCA NUNCA NUNCA pidáis el café de Ryanair.\n...                                 | NaN         | Mon Nov 06 14:18:35 +0000 2017 | 927540721296568320 | NaN            | Pacific Time (US & Canada) |
| 4 | positive          | True     | 0           | 0             | @cris_tortu @dakar @Iberia @Mitsubishi_ES @BFG...                                 | NaN         | Mon Jan 01 23:00:57 +0000 2018 | 947965901332197376 | NaN            | Buenos Aires               |

Figura 2: Base da datos airline sentiment

### 6.1.2. Partición de los conjuntos

Teniendo estos términos en mente, después de la recolección de datos se dividió el conjunto de datos en dos partes: entrenamiento y prueba. Dado que se contaba con un conjunto de datos como "Spanish Airlines Tweets Sentiment Analysis", la división se realizó en un 70 % para entrenamiento y un 30 % para prueba. Dado que los modelos de análisis de español no contaban con validación de datos, la división se realizó únicamente en entrenamiento y prueba. Además, debido a la cantidad de datos disponibles, no se recomendó utilizar un conjunto de datos de validación, ya que este sería demasiado pequeño.

### 6.1.3. Desarrollo del modelo

Para desarrollar el modelo, lo primero que se hizo fue llevar a cabo una limpieza de datos. Esto implicó estandarizar todos los datos para que el modelo pudiera identificar de manera más precisa los textos y analizarlos.

En primer lugar, se convirtieron todas las letras a minúsculas. A continuación, se eliminaron todas las URLs presentes en estos textos. Posteriormente, se eliminaron los puntos, caracteres de espacio y saltos de línea, al igual que todas las **Palabras vacías o stopwords**, con el objetivo de conservar únicamente las palabras que expresaban algún sentimiento. Luego, se procedió a eliminar todos los emojis y los números presentes en los textos, ya que estos no proporcionaban información relevante para el modelo.

Finalmente, se asignaron valores numéricos a los textos según su sentimiento. En este caso, se estableció que 0 correspondía a un texto con sentimiento negativo y 1 a un texto con sentimiento positivo. Esta transformación se llevó a cabo para utilizar esta variable de manera **Categorica**. Además, se cambió el nombre de la columna 'airline\_sentiment' a 'label', con el propósito de facilitar la comprensión de la base de datos.

Las bases de datos que se utilizaron estuvieron enfocadas principalmente en sentimientos, cubriendo una amplia gama de ellos. Por esta razón, el modelo de predicción se dividió en tres partes:

1. Análisis de sentimientos: se clasificó de esta manera para determinar la polaridad del mensaje ingresado.
2. Pronombres en primera persona.
3. Análisis para buscar ciertas palabras mayormente utilizadas por personas que sufren algún tipo de depresión. **42**

Una vez que se tuvo la base de datos depurada, se empleó un modelo para ser entrenado en mayor medida en el análisis de sentimientos previamente realizado. Se utilizó el modelo "dccuchile/bert-base-spanish-wwm-cased" para comprender el lenguaje natural y se realizó el proceso de fine-tuning, que consiste en entrenar el modelo con una base de datos externa para mejorar los resultados de las predicciones. Este proceso de fine-tuning permitió al modelo llevar a cabo un análisis de sentimientos en relación a un texto.

#### 6.1.4. Pruebas

##### Participantes

Para el análisis de sentimientos se contó con la ayuda de estudiantes de psicología de 4to y 5to año. Fue un grupo de 30 mujeres entre 21 y 22 años de edad, estudiantes de la Universidad del Valle de Guatemala.

En cuanto a las pruebas de la función de detección de depresión, se utilizó un conjunto de datos proporcionado de la página Kaggle. Este conjunto cuenta con 1,000 tweets que sugieren que la persona que los escribió muestra síntomas de depresión. 43

##### Pruebas modelo análisis de sentimientos

Para evaluar el modelo de análisis de sentimientos, se llevó a cabo una encuesta con los participantes sobre textos que consideraban que tenían un sentimiento positivo y negativo. Posteriormente, estos textos fueron procesados por el modelo de análisis de sentimientos con el fin de determinar su eficacia y precisión en la clasificación de dichos textos.

##### Pruebas función de detección de depresión

Para evaluar el modelo de detección de depresión, se llevó a cabo una prueba utilizando una parte de los datos proporcionados por la base de datos "Spanish Tweets suggesting depression" de la plataforma Kaggle. Esta base de datos contiene tweets que ya han sido analizados y sugieren la presencia de depresión, con el propósito de determinar si nuestra función era capaz de clasificarlos de manera similar.

## 6.2. Chat móvil

Este es un chat grupal en el que el psicólogo o psicóloga está a cargo de cinco personas que habían sufrido algún tipo de pérdida. En este chat, la psicóloga tiene la responsabilidad de la interacción, y cada participante tiene la oportunidad de compartir anécdotas y brindar apoyo a los demás miembros.

Roles del chat:

1. Encargado: este cargo lo desempeña la psicóloga.
  - Función: esta persona está a cargo de los miembros del grupo. Va a poder visualizar los análisis de depresión que envía el bot al chat sobre los textos que envían los pacientes. Además de esto, puede agregar participantes al grupo para poder participar.
2. Participante: un paciente de la psicóloga que considere necesite mayor atención.

En esta etapa, se utilizó el modelo de predicción de depresión que había sido entrenado previamente para asistir al psicólogo encargado en la detección de esta enfermedad y brindar apoyo eficiente a todos sus pacientes. Cada mensaje enviado por los participantes fue sometido al modelo para detectar posibles síntomas de depresión. Si el modelo identificaba algún síntoma en un mensaje, se notificaba al encargado para que pudiera tomar las medidas adecuadas y ofrecer la mejor ayuda posible al participante.

Es importante destacar que, si bien la aplicación final se concibió para su uso entre psicólogos y pacientes, durante todo el proceso de desarrollo se llevó a cabo una evaluación y análisis en conjunto con psicólogos y estudiantes de psicología. Esto se realizó porque ellos poseen una preparación más sólida para comprender la mente humana y podrían adoptar el rol de los pacientes en estas pruebas para evaluar su eficacia.

### **6.2.1. Seguridad en la aplicación**

Para fortalecer la seguridad de la aplicación móvil, se implementó un sistema de autenticación basado en tokens únicos asignados a cada usuario. Estos tokens deben ser regenerados de manera automática cada dos horas. Esta medida de seguridad adicional garantiza que solo los usuarios legítimos tengan acceso a la información almacenada en el backend. La generación periódica de tokens no solo protege la integridad de los datos, sino que también reduce significativamente el riesgo de accesos no autorizados o vulnerabilidades en el sistema. Esta estrategia contribuye de manera efectiva a mantener la confidencialidad y la integridad de la información en la aplicación, cumpliendo así con los estándares más rigurosos de seguridad en el entorno móvil.

### **6.2.2. Pruebas chat móvil**

Para evaluar el funcionamiento del chat móvil, se presentó a psicólogos. Esto se hizo con el propósito de determinar si la forma en que se presentan los resultados de la depresión y la interactividad de los participantes es intuitiva y funcional. De igual forma se les pasó una encuesta para determinar si la forma en que se muestran estos datos era de forma amigable. Esta encuesta contaba con ocho preguntas para ser llenadas:

1. El diseño del chat es intuitivo.
2. El chat es fácil de usar.
3. Los colores utilizados son apropiados.
4. El psicólogo puede identificar fácilmente los mensajes del bot.
5. La ventana que muestra únicamente los mensajes del bot es agradable.
6. ¿De qué forma cree que sería mejor mostrar los mensajes del modelo o 'bot' en el chat para que se diferencien de los otros mensajes?
7. Recomendaría el uso de la aplicación para profesionales y pacientes de salud mental.
8. Si tu respuesta anterior fue no, ¿por qué?



---

## Resultados y discusión

---

Para analizar los resultados de este proyecto, se expondrán en cuatro partes. La primera consistirá en examinar los resultados obtenidos en el entrenamiento y la prueba de nuestro ajuste fino para lograr que nuestro modelo analice sentimientos. A continuación, se llevará a cabo el análisis de sentimientos mediante una prueba realizada con los participantes, además de evaluar la función de predicción de depresión utilizando datos de Kaggle y los textos positivos de la prueba con usuarios. Finalmente, se llevará a cabo una prueba del chat completamente integrado con estos modelos para determinar si alguna persona podría mostrar síntomas de depresión.

### 7.1. Resultados del ajuste fino

Observando los resultados del entrenamiento y evaluación proporcionados por la plataforma Hugging Face para fortalecer nuestro modelo, puede apreciarse un rendimiento satisfactorio. La evaluación de este proceso nos mostró que se obtuvo una pérdida del 0.65, una precisión del 0.61 y un valor F1 de 0.66. Estos resultados se encuentran disponibles en el [repositorio de Hugging Face](#) y en el [repositorio de análisis de sentimientos utilizado en este proyecto](#).

Una forma de fortalecer estos resultados para futuras iteraciones podría ser el uso de una base de datos más amplia. En este proyecto, después de la limpieza de datos, se utilizó una tabla que constaba de 7,867 registros. Estos se dividieron en un 70 % para entrenamiento y un 30 % para pruebas, lo que resultó en un conjunto de datos de 5,507 registros para entrenar y 2,360 para evaluar. Aunque estos números pueden parecer considerables, para el entrenamiento de un modelo complejo como este, son relativamente limitados. Por lo tanto, una mejora potencial sería emplear una cantidad aún mayor de datos en el proceso de entrenamiento.

## 7.2. Análisis de sentimientos

Después de analizar los 30 textos, tanto positivos como negativos, proporcionados por los participantes según se describe en la metodología, se logró una tasa de clasificación correcta del 69 % de los datos.

Al observar la Figura 3, es evidente que el 66.67 % de los datos fueron correctamente identificados como negativos, mientras que el 73.33 % se clasificaron como positivos. Esto se traduce en un reducido 33.33 % de falsos positivos y un 26.67 % de falsos negativos. El análisis de estos resultados nos permite concluir que nuestro modelo alcanzó un nivel de precisión del 0.7, lo que indica el porcentaje de datos clasificados de manera correcta. Asimismo, podemos apreciar que el modelo obtuvo un recall del 0.73, representando el porcentaje de datos correctamente clasificados como positivos. Además, se obtuvo un valor F1 de 0.71, que combina la precisión y el recall de manera efectiva.

Estos hallazgos destacan la eficacia y el rendimiento del modelo en la tarea de análisis de sentimientos, lo cual nos acerca a respaldar nuestro objetivo de investigación.

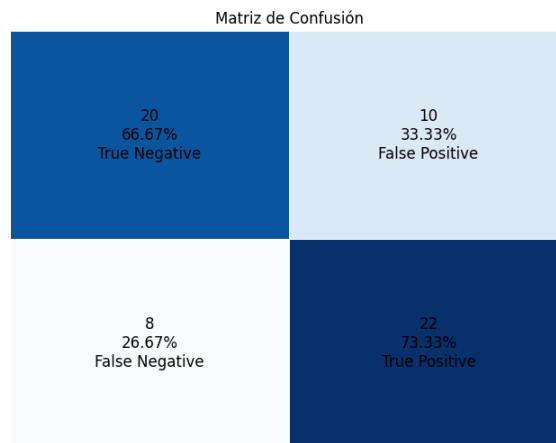


Figura 3: Matriz de confusión prueba de sentimientos.

Analizando los resultados representados en la Figura 3, se observa que el modelo de análisis de sentimientos logró clasificar correctamente el 66.67 % de los casos negativos y el 73.33 % de los casos positivos. Estos resultados brindan una oportunidad para discutir los conceptos de error tipo I y error tipo II en este contexto.

El error tipo I, que representa el 33.33 % de los casos, se refiere a situaciones en las que el modelo identifica incorrectamente un texto como positivo cuando, en realidad, es negativo. Por otro lado, el error tipo II, que abarca el 26.67 %, se produce cuando el modelo clasifica erróneamente un texto como negativo cuando debería ser positivo.

Para esta investigación, es fundamental considerar que el error tipo I puede ser más crítico. Esto se debe a que si el modelo identifica incorrectamente un texto como positivo cuando, en realidad, contiene sentimientos negativos asociados a la depresión, podría llevar a confusiones en el diagnóstico de los síntomas depresivos.

Para minimizar estos errores y mejorar la precisión del modelo, es esencial considerar la expansión y diversificación del conjunto de datos de entrenamiento. En este sentido, una estrategia efectiva consiste en incrementar la cantidad de datos utilizados para entrenar el modelo y asegurarse de que estos datos representen una amplia variedad de contextos y expresiones lingüísticas. Al hacerlo, el modelo puede aprender de una gama más amplia de ejemplos y matices de sentimientos, lo que aumenta su capacidad para identificar correctamente los casos negativos y positivos.

En resumen, para reducir los errores tipo I y tipo II, se recomienda enriquecer y diversificar el conjunto de datos de entrenamiento, lo que permitirá al modelo adaptarse mejor a la complejidad de los sentimientos humanos expresados en el lenguaje natural y mejorar su capacidad de clasificación en el contexto de análisis de sentimientos.

En esta investigación, la priorización del recall sobre la precisión en el contexto del análisis de sentimientos se justifica por la relevancia directa que tiene en la detección de síntomas de depresión. Dada la sensibilidad de la tarea, donde es fundamental identificar correctamente los casos negativos que pueden contener sentimientos depresivos, minimizar los falsos positivos es crucial. Un falso positivo, es decir, clasificar incorrectamente un texto como positivo cuando en realidad contiene indicios de ser negativo, puede tener graves repercusiones, ya que podría dejar sin detectar a personas que necesitan apoyo emocional. Por lo tanto, el énfasis se coloca en lograr un alto recall para asegurar que la mayoría de los casos con sentimientos depresivos sean identificados, a pesar de que pueda haber algunos falsos negativos. En este contexto, se prefiere la sensibilidad del recall sobre la precisión para no comprometer la detección efectiva de síntomas de depresión.

De igual forma, podemos observar en la Figura 4 cómo nuestro reporte de clasificación muestra valores superiores a 0.6. Esto indica que el enfoque seleccionado para entrenar el modelo es el adecuado. Para obtener resultados aún más sólidos y mejorar la eficiencia de este análisis de sentimientos, es recomendable entrenarlo con un conjunto de datos más extenso y diverso, que abarque un mayor número de palabras y oraciones.

|              | precision | recall   | f1-score | support |
|--------------|-----------|----------|----------|---------|
| 0            | 0.714286  | 0.666667 | 0.689655 | 30.0    |
| 1            | 0.687500  | 0.733333 | 0.709677 | 30.0    |
| accuracy     | 0.700000  | 0.700000 | 0.700000 | 0.7     |
| macro avg    | 0.700893  | 0.700000 | 0.699666 | 60.0    |
| weighted avg | 0.700893  | 0.700000 | 0.699666 | 60.0    |

Figura 4: Reporte de clasificación análisis de sentimientos

La gráfica ROC (Figura 5) con un valor de Área bajo la Curva (AUC) de 0.7 representa un componente esencial en nuestra investigación. Esta métrica proporciona una valiosa evaluación del rendimiento de nuestro modelo de análisis de sentimientos en la tarea de clasificar textos como positivos o negativos. El AUC de 0.7 indica que el modelo tiene una capacidad significativa para distinguir entre textos que expresan sentimientos positivos y aquellos que se consideran negativos. Esta información es de suma importancia en el contexto de nuestra tesis, ya que nos brinda una medida cuantitativa de la eficacia de nuestro enfoque de análisis

de sentimientos. Una AUC de 0.7 sugiere que nuestro modelo tiene un rendimiento sólido en la clasificación de sentimientos, respaldando la utilidad de nuestra investigación en el análisis de texto y la toma de decisiones basadas en el análisis de sentimientos.

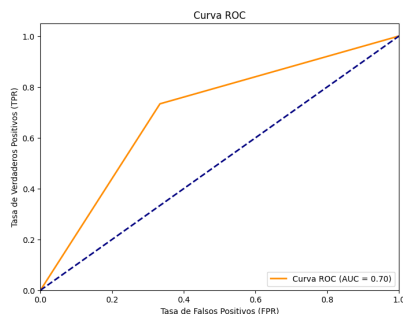


Figura 5: Reporte de clasificación análisis de sentimientos

### 7.3. Detección de depresión

Para evaluar el rendimiento de la función de predicción de depresión, se emplearon 30 textos positivos proporcionados por los participantes y 30 textos de la base de datos de Kaggle que efectivamente exhiben signos de depresión. Los textos utilizados para validar esta función están detallados en la Tabla No. 6. Los resultados obtenidos de estas pruebas fueron robustos, logrando una tasa de clasificación correcta del 62 % de los datos.

Al observar la Figura 6, es evidente que el 66.67 % de los datos fueron identificados correctamente como negativos, mientras que el 46.67 % se clasificaron como positivos. Esto se traduce en un reducido 23.33 % de falsos positivos y un 53.33 % de falsos negativos. El análisis de estos resultados nos permite concluir que nuestra función de predicción de depresión alcanzó un nivel de precisión del 0.67, lo que indica el porcentaje de datos clasificados de manera correcta. Asimismo, podemos apreciar que la función obtuvo un recall del 0.46, lo cual representa el porcentaje de datos correctamente identificados como positivos. Además, obtuvo un valor de F1 de 0.55, que combina la precisión y el recall de manera efectiva.

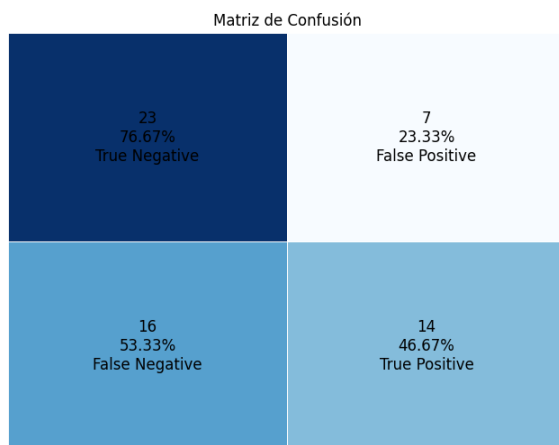


Figura 6: Matriz confusión prueba de depresión.

Analizando los datos representados en la Figura 6, observamos que la función de predicción de depresión logró clasificar correctamente el 76.67% de los casos negativos y el 46.67% de los casos positivos. Aquí podemos observar cómo los casos positivos son captados con mejor frecuencia. Al observar algunos de los datos que sí muestran signos de depresión, nos encontramos con algunas situaciones intrigantes.

**Primero**, no todos los textos muestran un sentimiento negativo. Un ejemplo de esto podría ser el texto "Maduré desde el 2015 a ahora, pero estoy todavía más deprimida". Al analizar este texto, podemos ver que no está escrito con un sentimiento negativo, sino que podríamos decir que posee un sentimiento triste. **Segundo**, a pesar de que los textos no sean negativos, se utilizan palabras para destacar acciones malas. Un ejemplo de esto podría ser el texto "Quiero morirme". En sí, no tiene un sentimiento negativo, pero dirige a una acción. Podemos comparar este ejemplo con decir "quiero jugar." "quiero nadar". Por sí solos, esos textos no expresan sentimientos negativos, sino que de cierta forma expresan algo positivo, ya que buscan realizar alguna acción.

Además, otro problema que se detectó fue que al momento de entrenar el modelo de análisis de sentimientos, la mayoría de los conjuntos de datos tienen algún enfoque específico. La mayoría son reseñas de alguna página o empresa como aerolíneas, películas, temas políticos o económicos. Esto tiene un impacto significativo, ya que los textos que se van a estar utilizando no siempre van a ser muy similares, influyendo de gran manera en el tipo de textos que se utiliza para entrenar el modelo.

Existen varias formas para abordar estos problemas. La primera consiste en entrenar nuestro modelo de sentimientos para que pueda detectar más emociones en lugar de solamente negativo y positivo. De esta forma, lograría predecir tristeza y sentimientos de vacío, los cuales ya son más dirigidos a síntomas más concretos de depresión. Este enfoque podría fortalecer bastante la predicción de depresión. La segunda sería reducir la lista de palabras, y así, al momento de que la función detecte negativismo, palabra destacada o primera persona, pueda atribuir este texto como síntoma de depresión. El problema actual con este enfoque yace en que se debería reducir la lista de palabras a unas cuantas que no sean muy comunes al hablar; de lo contrario, predeciría la mayoría de textos como positivos cuando realmente no muestran síntomas de depresión. Por último, otro enfoque que se podría utilizar es la creación de un conjunto de datos más general para entrenar el modelo. De esta forma, se podría lograr que la precisión del modelo de análisis de sentimientos mejore y con ello mejore la predicción de síntomas de depresión.

## 7.4. Funcionamiento del chat

Para mostrar los resultados del modelo, se utilizó como un mensaje de texto dentro del chat. Este mensaje era de un miembro llamado "bot" para diferenciarlo de los pacientes y así darle esta información únicamente al psicólogo.

En la encuesta se mostraban tres imágenes sobre el chat. La Figura 7 muestra una imagen del chat completo donde habla el psicólogo y los pacientes. La Figura 8 muestra cómo se ve una de las respuestas que da el bot ante un mensaje que muestra síntomas de depresión. Por último, la Figura 9 muestra cómo se ven todas las respuestas que el bot ha catalogado

como posibles síntomas de depresión.



Figura 7: Chat

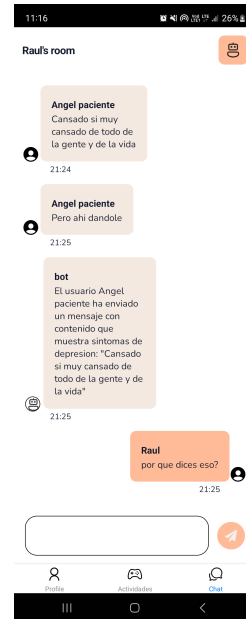


Figura 8: Respuesta del bot

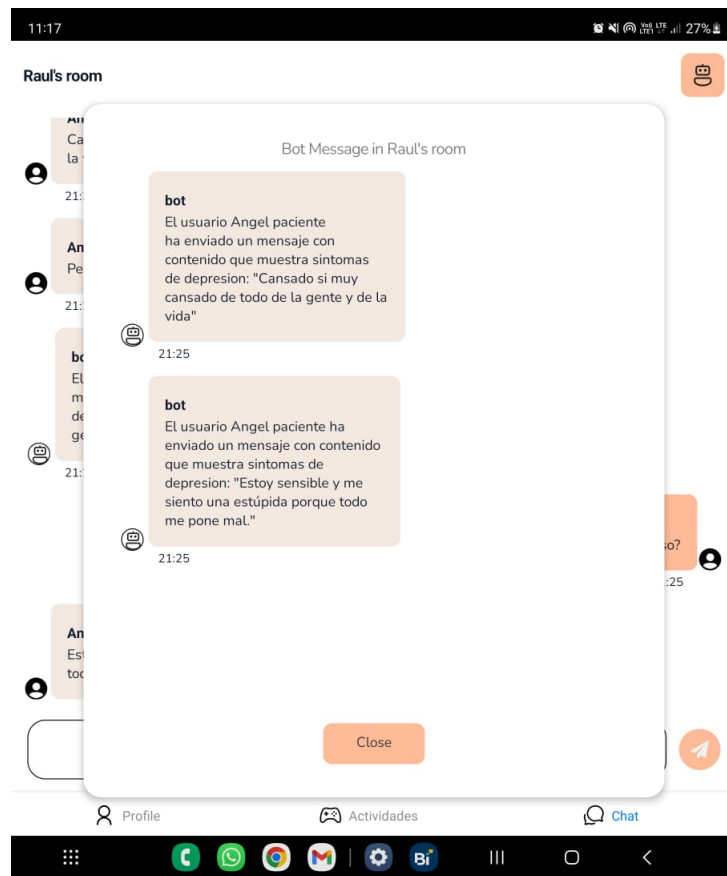


Figura 9: Respuestas del bot

Los resultados de las pruebas del chat fueron positivos. Tres psicólogas brindaron su retroalimentación sobre el uso de la aplicación. (Debido a la delicada situación del país, estas entrevistas se realizaron de forma virtual)

La primera parte de la encuesta abarcaba las primeras tres preguntas:

1. El diseño del chat es intuitivo.
2. El chat es fácil de usar.
3. Los colores utilizados son apropiados.

Estas buscaban obtener feedback acerca del diseño y colores del chat. La primera pregunta muestra qué tan intuitivo era el chat, y esta obtuvo un nivel de aceptación del 86.66 %.

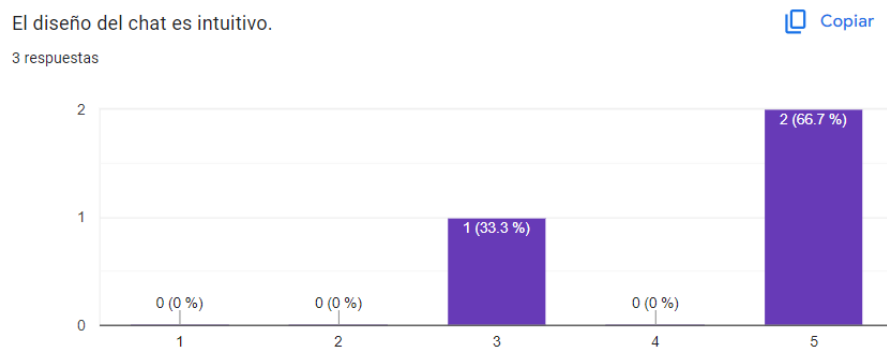


Figura 10: Pregunta No.1

La segunda pregunta acerca de la simplicidad y facilidad para utilizar el chat tuvo un nivel de aceptación del 93.33 %.

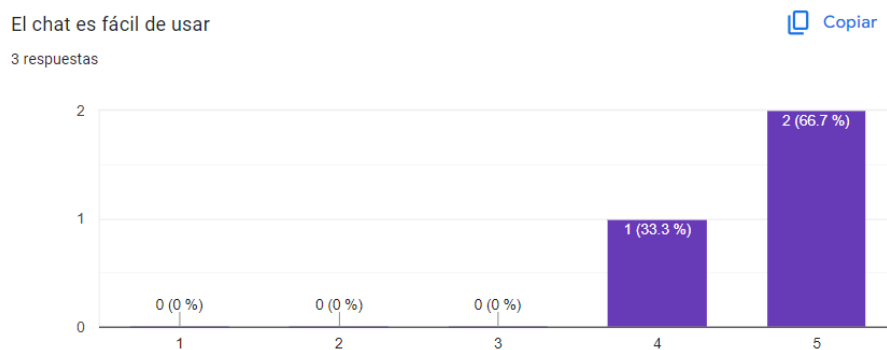


Figura 11: Pregunta No.2

La tercer pregunta sobre los colores que se utilizaron tuvo un nivel de aceptación del 100 %.

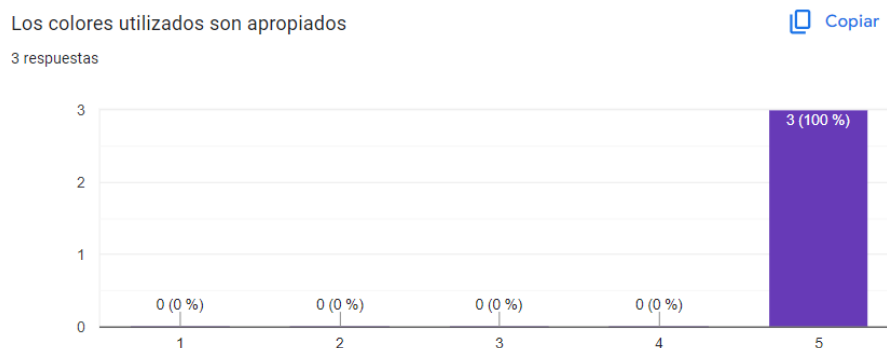


Figura 12: Pregunta No.3

Estos tres resultados sobre el diseño general del chat nos muestran que tanto los colores, como la simplicidad y la facilidad para utilizar el chat entre psicólogo y paciente fueron bien diseñados. En general, el chat fue aceptado por los psicólogos para ser utilizado.

Seguido de estas tres preguntas tenemos una pregunta acerca de qué tan fácil es identificar los mensajes del bot en la pantalla de chat normal. Esta pregunta tuvo un nivel de aceptación del 80 %. Incluso en la pregunta No. 6, los especialistas recomiendan agregar un color a la paleta y cambiar la letra para poder identificar que ese mensaje era el análisis y no un mensaje común.

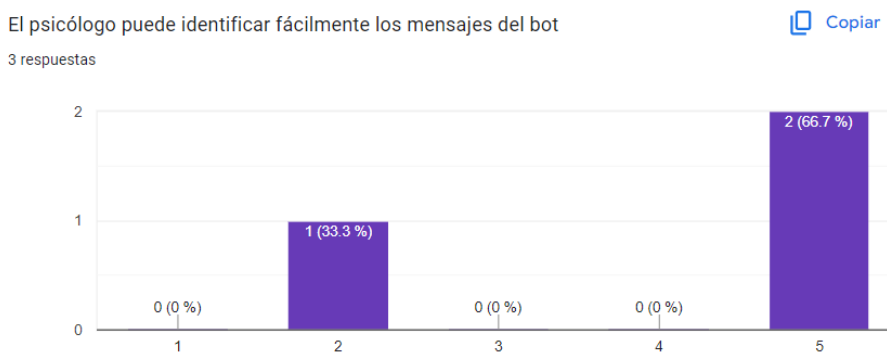


Figura 13: Pregunta No.4

Seguido de esto se hace una pregunta acerca de la ventana emergente donde se muestran únicamente los mensajes del bot para determinar si esta es amigable con el usuario. Esta pregunta tuvo un nivel de aceptación del 86.66 %.

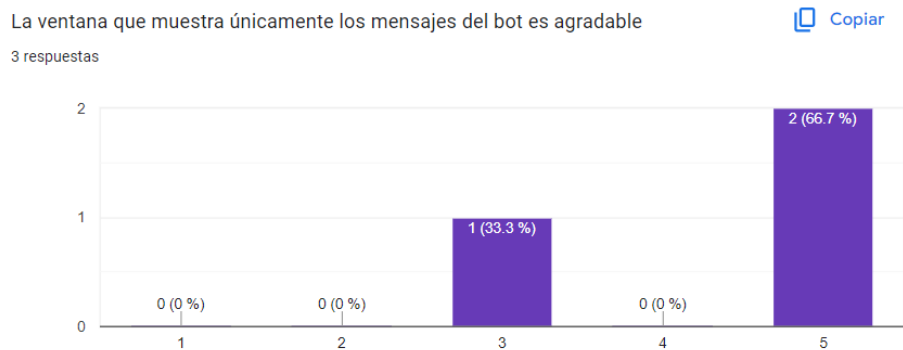


Figura 14: Pregunta No.5

Por último, se les preguntó a los especialistas si ellos recomendarían esta aplicación para el uso profesional, a lo cual todos respondieron que sí la recomendarían y usarían.

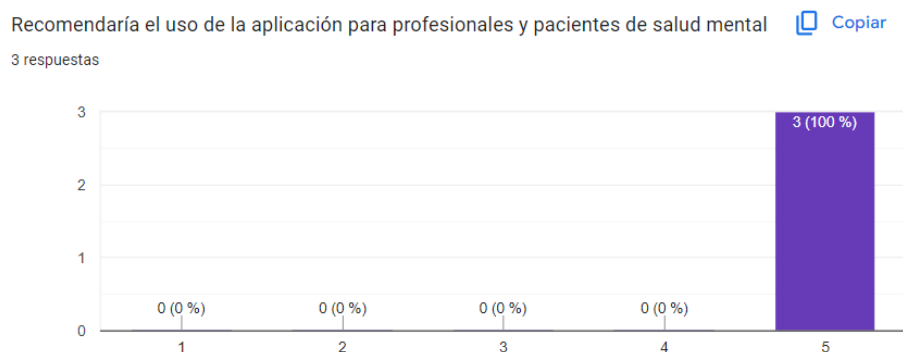


Figura 15: Pregunta No.6

Por lo cual podemos decir que la forma en que se creó la plataforma para utilizar la función de predicción de depresión fue un éxito, aunque todavía se le pueden hacer mejoras, esta fue aceptada con niveles bastante altos por los especialistas en el área.

## 7.5. Tecnología y la salud mental

La tecnología puede ser de gran utilidad en diversos aspectos de la vida humana. En esta investigación, se emplearon indicadores de detección de depresión basados en los criterios de la DSM-V, que señalan que las personas con esta condición tienden a expresarse de manera negativa y en primera persona. Mediante el uso de técnicas de aprendizaje automático (machine learning), logramos identificar con una precisión cercana al 70% qué textos muestran indicios de depresión.

El desarrollo continuo de esta investigación tiene el potencial de significativamente me-

jorar la tasa de aciertos y precisión del modelo. Esto representaría un avance significativo en la detección temprana de síntomas de esta enfermedad, lo que a su vez nos permitiría brindar un apoyo más efectivo a las personas, ofreciéndoles la ayuda más adecuada en el momento oportuno.

La creación de un modelo de aprendizaje automático destinado a determinar la presencia de síntomas de depresión en un chat de una aplicación de salud mental es una posibilidad viable. No obstante, este enfoque presenta ciertas limitaciones. En primer lugar, la detección de sentimientos se ve desafiada por la falta de una amplia variedad de bases de datos en español. En este caso, el modelo se entrenó utilizando reseñas de aerolíneas, lo que podría limitar su familiaridad con ciertas palabras y, como resultado, no permitir la correlación de algunas palabras con emociones negativas o positivas, lo que podría dar lugar a falsos positivos.

Es fundamental que los campos de investigación colaboren de manera interdisciplinaria, lo que permitirá que el aprendizaje automático relacione indicadores con síntomas, utilizando bases de datos que incluyan manuales de diagnóstico y la experiencia de profesionales. La creación de una plataforma de usuarios ha mejorado significativamente el análisis del modelo en la detección de síntomas de depresión. Esto, a su vez, facilita la prestación de apoyo en las etapas más tempranas a las personas que atraviesan por esta situación.

Basándonos en los resultados obtenidos, se puede concluir que la forma en que se muestra el análisis para informar al psicólogo si algún paciente muestra síntomas de depresión tuvo un nivel de aceptación del 93.33 %. Este éxito subraya la importancia de una herramienta eficaz que facilite la interacción y el monitoreo de síntomas en el contexto de la salud.

Con base en el conjunto de datos de la plataforma Kaggle de opiniones sobre aerolíneas, fue posible demostrar que se puede predecir con casi un 70 % de certeza síntomas de depresión utilizando técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) y Aprendizaje Automático. Esto se logra mediante el análisis del sentimiento del texto, el uso de la primera persona y la detección de palabras clave.

Se puede concluir que se ha logrado desarrollar un modelo de detección de síntomas de depresión en tiempo real a través del análisis del lenguaje en un entorno de chat, mediante el empleo de técnicas de aprendizaje automático. Este logro refleja la capacidad de la inteligencia artificial y el procesamiento del lenguaje natural para contribuir al campo de la salud mental, permitiendo la identificación temprana de posibles signos de depresión. La implementación de esta herramienta brinda la oportunidad de ofrecer un apoyo más eficaz y oportuno a aquellos que enfrentan desafíos emocionales, convirtiéndose en una herramienta valiosa en la promoción del bienestar psicológico.



---

### Recomendaciones

---

- Con miras a futuras investigaciones, se recomienda ampliar aún más la base de datos utilizada para entrenar el modelo de análisis de sentimientos, agregando así una mayor cantidad de textos en distintos contextos. Esto permitirá que el modelo, al enfrentarse a textos variados, pueda predecir el sentimiento del mismo de manera más precisa y efectiva.
- Se recomienda fortalecer el modelo de Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP) para que no solo sea capaz de predecir sentimientos negativos y positivos, sino que también pueda comprender sentimientos de tristeza y soledad. De esta manera, se mejorará la capacidad del modelo para predecir la depresión de manera más efectiva y ofrecer un apoyo más completo en la detección de problemas de salud mental.
- Se recomienda la implementación de inteligencia artificial en el modelo de detección de síntomas depresivos, ya que esto permitiría que el modelo mismo sea capaz de continuar aprendiendo y mejorar los resultados tanto en la detección de depresión como en el análisis de sentimientos. Esta integración de inteligencia artificial no solo fortalecerá la capacidad predictiva del modelo, sino que también lo adaptará y perfeccionará con el tiempo, contribuyendo así al avance constante de la investigación en el ámbito de la salud mental y el análisis de sentimientos.
- Se recomienda buscar o crear una base de datos más amplia, exclusivamente centrada en la depresión, con el propósito de entrenar un modelo especializado en la detección de depresión mediante técnicas de aprendizaje automático e inteligencia artificial. De esta manera, se evitará depender de la predicción basada en reglas y se logrará un enfoque más completo y preciso en la detección de esta condición. La expansión y enriquecimiento de la base de datos fortalecerá la capacidad del modelo, contribuyendo al avance continuo en la investigación relacionada con la salud mental.



- [1] I. Cabodevilla, “Las pérdidas y sus duelos,” *Scielo*, 2007. dirección: [https://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1137-66272007000600012&lng=es&tlng=es](https://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1137-66272007000600012&lng=es&tlng=es).
- [2] V. R., “Duelo y pérdida,” *Medicina Legal de Costa Rica, ISSN 2215-5287*, 2003. dirección: [https://www.scielo.sa.cr/scielo.php?pid=S1409-00152003000200005&script=sci\\_arttext](https://www.scielo.sa.cr/scielo.php?pid=S1409-00152003000200005&script=sci_arttext).
- [3] V. Romero y J. Cruzado, “Duelo, ansiedad y depresión en familiares de pacientes en una unidad de cuidados paliativos a los dos meses de la pérdida,” *PSICOONCOLOGÍA. Vol. 13, Núm. 1, 2016, pp. 23-37*, 2016. dirección: <https://revistas.ucm.es/index.php/PSIC/article/view/52485/48291>.
- [4] L. S. Molina y B. Arranz, *Comprender la Depresión*. Amat Editorial, 2010, ISBN: 9788497353458. dirección: <https://www.scribd.com/document/462612806/Comprender-la-depresion>.
- [5] W. Coryell, “Tratamientos de los trastornos depresivos,” *Manual MSD Version para profesionales (DSMV)*, 2021. dirección: [https://www.msmanuals.com/es/professional/trastornos-psiQUI%3%A1tricos/trastornos-del-estado-de-%3%A1nimo/trastornos-depresivos#:~:text=La%20depresi%3%B3n%20es%20un%20trastorno,%20%20dificultad%20para%20concentrarse\).](https://www.msmanuals.com/es/professional/trastornos-psiQUI%3%A1tricos/trastornos-del-estado-de-%3%A1nimo/trastornos-depresivos#:~:text=La%20depresi%3%B3n%20es%20un%20trastorno,%20%20dificultad%20para%20concentrarse).)
- [6] B. Sandin, M. R. Valiente, J. García-Escalera et al., “Protocolo unificado para el tratamiento transdiagnóstico de los trastornos emocionales en adolescentes a través de internet (iUP-A): Aplicación web y protocolo de un ensayo controlado aleatorizado,” *Revista de Psicopatología y Psicología Clínica*, 24, 197-215, 2019. dirección: <https://pdfs.semanticscholar.org/3a7d/f6e23af5d6e45fdeab131bd5835dce0ee4ae.pdf>.
- [7] L. Flores, G. Cárdenas, X. Durán y A. De la Rosa, “Psicoterapia vía internet: aplicación de un programa de intervención cognitivo-conductual para pacientes con depresión,” *Psicología Iberoamericana*, 2014. dirección: <https://psicologiaiberoamericana.iberomx/index.php/psicologia/article/view/139>.

- [8] F. Barajas y A. Arias, “Aplicación móvil para la detección de trastornos mentales,” *Unab*, 2021. dirección: <https://repository.unab.edu.co/handle/20.500.12749/15358>.
- [9] A. Morales, M. Consuelo y R. García, “Sistema para la Aplicación de Pruebas Psicológicas vía Web,” *Acta Universitaria Multidisciplinary Scientific Journal*, 2012. dirección: <http://www.actauniversitaria.ugto.mx/index.php/acta/article/view/379>.
- [10] M. Stankevixh, V. Isakov, D. Devyatkin e I. Smirnov, “Feature Engineering for Depression Detection in Social Media.,” *Institute for Systems Analysis, Federal Research Center “Computer Science and Control” of RAS.*, 2018. dirección: <https://pdfs.semanticscholar.org/41c9/696eb3b29d826125225762adfb4cd0bb7742.pdf>.
- [11] T. M. Mitchel, *Machine Learning*. McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997, ISBN: 0070428077. dirección: <https://www.cin.ufpe.br/~cavmj/Machine%20-%20Learning%20-%20Tom%20Mitchell.pdf>.
- [12] A. Orué, *Detección de depresión a través de análisis textualizado utilizando aprendizaje automático*, 2017. dirección: <https://repositorio.urp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.14138/1674/AMOru%C3%A9M.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- [13] S. Ferran, “Detecting Signs of Depression in Tweets in Spanish: Behavioral and Linguistic Analysis,” *Nation Center For Biotechnology Information*, 2019. dirección: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6620890/#fn-group-1title>.
- [14] R. Rodríguez-Echeverría, J. D. Gutiérrez, J. M. Conjero y Á. E. Prieto, “Impacto de ChatGPT en los métodos de evaluación de ungrado de Ingeniería Informática,” Tesis doct., Universidad de Extremadura Cáceres, 2023. dirección: [https://aenui.org/actas/pdf/JENUI\\_2023\\_004.pdf](https://aenui.org/actas/pdf/JENUI_2023_004.pdf).
- [15] K. Yang, T. Zhang y A. Ananiadou, “A mental state Knowledge-aware and Contrastive Network for early stress and depression detection on social media,” *Information Processing and Management*, 2022. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457322000796>.
- [16] P. Pauli, “Análisis de sentimiento, Comparación de algoritmos predictivos y metodos utilizando lexicon español,” *INSTITUTO TECNOLÓGICO DE BUENOS AIRES –ITBAESCUELA DE INGENIERÍA INFORMÁTICA*, 2019. dirección: <https://ri.itba.edu.ar/server/api/core/bitstreams/db2a9097-b8f4-4205-8048-8f9fdc76cd66/content>.
- [17] E. Meza, S. García y L. e. a. Castillo, “El proceso del duelo. Un mecanismo humano para el manejo de las pérdidas emocionales,” *Revista de Especialidades Médico-Quirúrgicas*, 2008. dirección: <https://www.redalyc.org/pdf/473/47316103007.pdf>.
- [18] A. C. Society. “Depression.” (2020), dirección: <https://www.cancer.org/treatment/treatments-and-side-effects/physical-side-effects/emotional-mood-changes/depression.html>.
- [19] P. Guillem. “Spanish Airlines Tweets Sentiment Analysis.” (2018), dirección: <https://kaggle.com/competitions/spanish-airlines-tweets-sentiment-analysis>.
- [20] S. Flóres, “Duelo,” *Anales Del Sistema Sanitario De Navarra*, 25, 77–85., 2009. dirección: <https://recyt.fecyt.es/index.php/assn/article/view/5545>.

- [21] E. Rodríguez, “El Modelo del Proceso Dual del Duelo: un enfoque alternativo,” *Psicología y Mente*, 2018. dirección: <https://psicologiaymente.com/clinica/modelo-proceso-dual-duelo>.
- [22] L. Llácer, M. Campos y P. e. a. Barreto, “Modelos Psicológicos del Duelo: Una Revisión Teórica,” *Calidad de vida y salud*, 2019. dirección: <http://revistacdvs.uflo.edu.ar/index.php/CdVUFL0/article/download/176/180>.
- [23] J. Holguín, “Transtornos de la Sensopercepción: Algunos elementos básicos,” *Medicinaudea*, S.F. dirección: [https://teleduccion.medicinaudea.co/pluginfile.php/1011745/mod\\_resource/content/1/Trastornos\\_de\\_la\\_Sensopercepcion.pdf](https://teleduccion.medicinaudea.co/pluginfile.php/1011745/mod_resource/content/1/Trastornos_de_la_Sensopercepcion.pdf).
- [24] W. Coryell, “Trastornos depresivos,” *Manual MSD Version para profesionales (DSMV)*, 2021. dirección: <https://www.msmanuals.com/es/professional/trastornos-psiqui%C3%A1tricos/trastornos-del-estado-de-%C3%A1nimo/trastornos-depresivos?query=depresivo%20mayor>.
- [25] S. D. Flores, “Duelo,” *Anales del sistema sanitario de navarra, Vol 25. Supl 3. Trastornos depresivos*, 2009. dirección: <https://recyt.fecyt.es/index.php/assn/article/view/5545>.
- [26] J. Calvo y L. Jaramillo, “Detección del trastorno depresivo mayor en atención primaria. Una revisión,” *Scielo revista de la facultad de Medicina*, 2015. dirección: [http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0120-00112015000300015&script=sci\\_arttext](http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0120-00112015000300015&script=sci_arttext).
- [27] M. Restrepo-Arango, E. Sánchez y M. e. a. Vélez, “Trastorno depresivo mayor: una mirada genética,” *Scielo Diversitas: Perspectivas en Psicología*, 13(2), 279-294, 2017. dirección: [http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S1794-99982017000200279&script=sci\\_arttext](http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S1794-99982017000200279&script=sci_arttext).
- [28] A. Mehta, A. Niles, J. Hamilton, T. Marafon, D. Dotta y J. Gross, “Acceptability and Effectiveness of Artificial Intelligence Therapy for Anxiety and Depression (Youper): Longitudinal Observational Study,” *Journal of Medical Internet Research*, 2021. dirección: <https://www.jmir.org/2021/6/e26771/>.
- [29] D. Lupton, “The commodification of patient opinion: the digital patient experience economy in the age of big data,” *Sociology of Health Illness*, 2014. dirección: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/1467-9566.12109>.
- [30] J. Mommissin, “Top Artificial Intelligence (AI) Powered Health Apps in 2022,” *Marktechpost*, 2022. dirección: <https://www.marktechpost.com/2022/07/22/top-artificial-intelligence-ai-powered-health-apps-in-2022/>.
- [31] T. Fawcett, “Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making,” 2013. dirección: <https://www.liebertpub.com/doi/full/10.1089/big.2013.1508>.
- [32] D. Cielen, A. Meysman y M. Ali, “Introducin Data Science: Big data, machine learning, and more, using Python tools,” *Manning Publications*, 2016. dirección: [https://books.google.com.gt/books?hl=es&lr=&id=bTozEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT14&dq=data+science+and+machine+learning&ots=-iq\\_Cpc93L&sig=c1wdt\\_WBUUr1njHwHaM08BM-JqU&redir\\_esc=y#v=onepage&q=data%20science%20and%20machine%20learning&f=false](https://books.google.com.gt/books?hl=es&lr=&id=bTozEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT14&dq=data+science+and+machine+learning&ots=-iq_Cpc93L&sig=c1wdt_WBUUr1njHwHaM08BM-JqU&redir_esc=y#v=onepage&q=data%20science%20and%20machine%20learning&f=false).
- [33] AWS. “¿Qué es el sobreajuste?” (2023), dirección: <https://aws.amazon.com/es/what-is/overfitting/>.

- [34] H. W., “AI is learning how to create itself,” *MIT Technology Review*, 2021. dirección: <https://www.technologyreview.com/2021/05/27/1025453/artificial-intelligence-learning-create-itself-agi/>.
- [35] AWS, “¿Qué es el Procesamiento de lenguaje natural (NLP)?” AWS, 2023. dirección: <https://aws.amazon.com/es/what-is/nlp/>.
- [36] Saumyab, “Stemming vs Lemmatization in NLP: Must-Know Differences,” *Analytics Vidhya*, 2023. dirección: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/06/stemming-vs-lemmatization-in-nlp-must-know-differences/>.
- [37] J. Torres, “Beyond Stemming and Lemmatization: Ultra-stemming to Improve Automatic Text Summarization,” *Cornell University*, 2012. dirección: <https://arxiv.org/abs/1209.3126>.
- [38] M. Racca, “Detección de Cyberbullying con NLP,” *Universidad Europea de Madrid*, 2022. dirección: <https://titula.universidadeuropea.com/handle/20.500.12880/3007>.
- [39] J. Baciero, “Elaboración de un Modelo de Reconocimiento de Entidades Nominales (NER) para su uso en aplicaciones de Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP),” *Universidad Politecnica de Madrid*, 2020. dirección: <https://oa.upm.es/62858/>.
- [40] R. Sánchez, C. Meneses y B. Norambuena, “Heurísticas para Data Augmentation en NLP: Aplicación a Revisiones de Artículos Científicos,” *Universidad Católica del Norte*, 2019.
- [41] J. Oviedo e I. Fajardo, “Diseño de un Modelo de Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP) para la Aplicación de una Conversación Textual Clasificada de Covid-19 del FCI 010-2021.P1,” *Universidad de Guayaquil*, 2022. dirección: <http://repositorio.ug.edu.ec/handle/redug/65133>.
- [42] M. Lyons, K. Floyd, H. McCray et al., “Expressions of Grief in Online Discussion Forums—Linguistic Similarities and Differences in Pet and Human Bereavement.,” *OMEGA - Journal of Death and Dying*, 85(4), 1007–1025., 2022. dirección: <https://doi.org/10.1177/0030222820914678>.
- [43] A. Leis, F. Ronzano, M. A. Mayer, L. I. Furlong y F. Sanz. “Spanish tweets suggesting depression.” (2019), dirección: <https://www.kaggle.com/datasets/francescoronzo/spanish-tweets-suggesting-depression>.
- [44] E. R. Arias. “Variable categórica.” (2021), dirección: <https://economipedia.com/definiciones/variable-categorica.html>.

### 11.1. Textos utilizados para validar la función de depresión

| Texto  | Depresión | Predicción |
|--|-----------|------------|
| Hoy va a ser un gran día   | No        | Negativa   |
| Hoy estaba mal, pero comí un helado y ya no.   | No        | Negativa   |
| Hoy tengo muchas ganas, mucha energía y motivación para ir al trabajo.                   | No        | Negativa   |
| Hoy probé un nuevo restaurante muy bueno   | No        | Negativa   |
| Los días a pesar de ser lluviosos, pueden ser divertidos. Me gustan los días así.        | No        | Negativa   |
| Estoy lista para realizar todos mi quehaceres hoy  | No        | Negativa   |
| Recibí una felicitación de la directora por mi buen trabajo.                             | No        | Negativa   |
| Me sentí feliz y dichosa de tener la oportunidad de trabajar donde me siento más agusto. | No        | Negativa   |
| Estoy cuidando de mí para cuidar a los demás   | No        | Negativa   |
| Hoy pasé mucho tiempo con amigos cercanos y me sentí muy plena.                          | No        | Negativa   |

Cuadro 1: Parte I: Textos utilizados para validar la función de depresión.

| <b>Texto</b>  | <b>Depresión</b> | <b>Predicción</b> |
|---|------------------|-------------------|
| Soy suficiente para afrontar cualquier desafío que se me presente.                            | No               | Negativa          |
| Hoy fue un excelente día  | No               | Negativa          |
| Conseguí que mi proyecto fuera aprobado.  | No               | Negativa          |
| Disfruté enormemente del hermoso paseo por el parque bajo el cálido sol de verano.            | No               | Negativa          |
| Hoy compré una galleta de chocolate y me motivé por el resto del día.                         | No               | Negativa          |
| Estoy emocionada por el día, hay muchas cosas que hacer pero estoy preparada                  | No               | Negativa          |
| Comencé mi día agradecida de poder venir a estudiar a la universidad y aprender cosas nuevas. | No               | Negativa          |
| Hoy escuché una canción que me levantó el ánimo.  | No               | Negativa          |
| Hoy iré al box con las mejores ganas de la semana   | No               | Negativa          |
| Aproveché mucho esta mañana: hice ejercicio, avancé tareas, y estuve con amigos.              | No               | Negativa          |

Cuadro 2: Parte II: Textos utilizados para validar la función de depresión.

| <b>Texto</b>  | <b>Depresión</b> | <b>Predicción</b> |
|---|------------------|-------------------|
| Me siento bien con lo que he hecho hasta ahora                          | No               | Negativa          |
| Hoy me sentí feliz al comer mi comida favorita                          | No               | Negativa          |
| En este momento me siento muy orgulloso del trabajo que estoy haciendo. | No               | Negativa          |
| Me gusta mucho pasar tiempo con mi hermoso chihuahua                    | No               | Negativa          |
| Siento que todo se me está dando como lo espero.                        | No               | Negativa          |
| Ayer compartí toda la tarde junto a mis mejores amigos en el boliche.   | No               | Negativa          |
| Hoy seré mejor que ayer.  | No               | Negativa          |
| Es un día en el que la energía es buena y me siento motivada.           | No               | Negativa          |
| hoy me levante y me hice un desayuno delicioso.                         | No               | Negativa          |
| Hoy estoy muy feliz con mi vida   | No               | Negativa          |

Cuadro 3: Parte III: Textos utilizados para validar la función de depresión.

| <b>Texto</b>  | <b>Depresión</b> | <b>Predicción</b> |
|---|------------------|-------------------|
| Maduré desde el 2015 a ahora, pero estoy todavía más deprimida.   | Sí               | Negativa          |
| Me siento tan desprotegida.   | Sí               | Positiva          |
| Siento la necesidad de lastimarme, que mierda loco estoy tan cansada de sentirme así, no quiero más esto                                  | Sí               | Positiva          |
| Estoy muy sensible últimamente no me soporto  | Sí               | Positiva          |
| Estoy tan harta que ni llorar me sale pero tengo tanta rabia y tristeza que mejor me voy a dormir, así evito mandarme cagadas             | Sí               | Positiva          |
| Que mal me hace todo que mal me hace todo que mal me hace todo que mal me hace todo   | Sí               | Negativa          |
| Tengo que hacer varias cosas pero no tengo nada de energía y encima estoy triste  | Sí               | Positiva          |
| Trato de no pensar en cosas feas para estar al menos un poquito bien pero aunque no piense el sentimiento de tristeza y vacío nunca se va | Sí               | Negativa          |
| No sé q estoy esperando para matarme  | Sí               | Negativa          |
| Que insoportable es mi existencia   | Sí               | Positiva          |

Cuadro 4: Parte IV: Textos utilizados para validar la función de depresión.

| <b>Texto</b>   | <b>Depresión</b> | <b>Predicción</b> |
|--|------------------|-------------------|
| Me siento tan hundida, tan incapaz, me da tanta rabia ser yo, tanta impotencia no poder  | Sí               | Negativa          |
| Que asco existir   | Sí               | Negativa          |
| Me siento como si fuera a estallar. Todo el estrés, la presión y la ansiedad burbujeando, pero nunca soy capaz de sacarlo. Sólo sigue adentro. | Sí               | Negativa          |
| Mi mamá está criticando la depresión y diciendo que tiene derecho a hacerlo porque ella lo pasó. Si supiera que yo entiendo de lo que habla.   | Sí               | Positiva          |
| A mi nunca nada me puede salir bien.   | Sí               | Positiva          |
| Sólo tengo ganas de llorar, pero llorar en la facultad no es una opción.   | Sí               | Positiva          |
| Estoy sensible y me siento una estúpida porque todo me pone mal.   | Sí               | Positiva          |
| Un día de estos voy a explotar y sacar todo lo que he guardado durante tanto tiempo. Y quién sabe? Talvés todo acabe luego de eso.             | Sí               | Negativa          |
| Es increíble que hasta con mis amigas me termino quedando sola. Ya no soporto que me ignoren.  | Sí               | Positiva          |
| No quiero hacer nada   | Sí               | Negativa          |

Cuadro 5: Parte V: Textos utilizados para validar la función de depresión.

| Texto  | Depresión | Predicción |
|--|-----------|------------|
| Quiero morirme   | Sí        | Negativa   |
| NO ME APETECE VIVIR  | Sí        | Positiva   |
| Con ganas de morirme   | Sí        | Negativa   |
| Hay gente que no entiende que el suicidio si es una opción, a veces la única visible             | Sí        | Positiva   |
| NO PUEDO   | Sí        | Negativa   |
| De nuevo vacío   | Sí        | Negativa   |
| SOY GAY SOY GAY SOY GAY<br>SOY GAY SOY PUTAMENTE<br>GAY SOY ASQUEROSAMENTE<br>GAY SOY una mierda | Sí        | Negativa   |
| Cansado si muy cansado de todo de la gente y de la vida  | Sí        | Positiva   |
| LA VIDA ME MATAA   | Sí        | Negativa   |
| Cansado  | Sí        | Negativa   |

Cuadro 6: Parte VI: Textos utilizados para validar la funcion de depresión.

## 11.2. Grupo focal



Figura 16: Grupo focal

### 11.3. Pruebas con psicólogos



Figura 17: Primera fase de pruebas

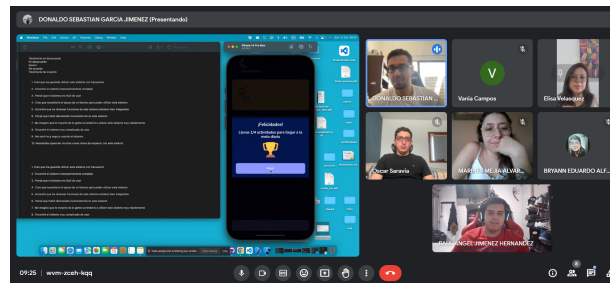


Figura 18: Segunda fase de pruebas

**Chat con *machine learning* para detectar posibles síntomas de depresión en aplicación móvil para acompañamiento en proceso de duelo**

Acerca del estudio:

El trabajo de graduación tiene como objetivo principal mejorar el bienestar emocional y la salud mental de las personas que enfrentan un proceso de duelo. El desarrollo de un chat con *machine learning* permitirá una interacción más personalizada y eficiente con los usuarios, lo que contribuirá a identificar posibles síntomas de depresión y ofrecer apoyo en momentos difíciles.

Los datos recopilados en este formulario ayudarán a afinar y validar el modelo de análisis de sentimientos, lo que resultará en una aplicación más precisa y útil para quienes la utilicen.

Queremos asegurarte que todos los datos recopilados a través de este formulario serán tratados con la máxima confidencialidad. La privacidad de los participantes es de suma importancia para nosotros. Toda la información proporcionada será utilizada exclusivamente con fines de prueba y desarrollo del proyecto "Desarrollo de chat con *machine learning* para detectar posibles síntomas de depresión en aplicación móvil para acompañamiento en proceso de duelo".

Garantizamos que los datos recopilados serán tratados de forma anónima y no se recopilará ni divulgará información personal identificable. Todos los datos se utilizarán de manera agregada y generalizada para realizar análisis y evaluaciones del rendimiento del modelo de análisis de sentimientos. La encuesta es completamente voluntaria y puede abandonarla en cualquier momento.

\* Indica que la pregunta es obligatoria

¿Acepto participar en la investigación y doy mi consentimiento? \*

Sí

No

Figura 19: Primera parte encuesta

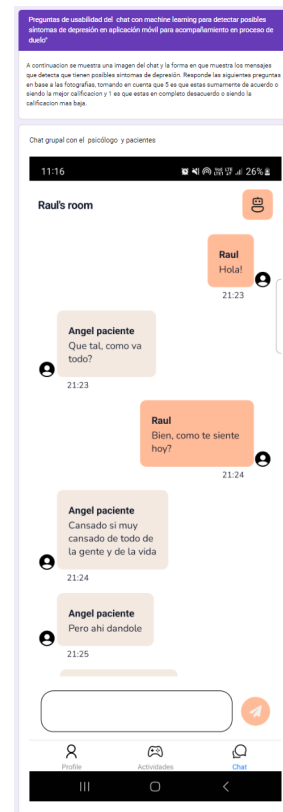


Figura 20: Segunda parte encuesta

El diseño del chat es intuitivo.\*

1 2 3 4 5

Completamente en desacuerdo      Completamente de acuerdo

---

El chat es fácil de usar\*

1 2 3 4 5

Completamente en desacuerdo      Completamente de acuerdo

---

Los colores utilizados son apropiados\*

1 2 3 4 5

Completamente en desacuerdo      Completamente de acuerdo

Figura 21: Tercera parte encuesta

Chat grupal cuando el modelo de síntomas de depresión detecta un positivo.

11:16

Raul's room

**Angel paciente**  
Cansado si muy cansado de todo de la gente y de la vida  
21:24

**Angel paciente**  
Pero ahi dandole  
21:25

**bot**  
El usuario Angel paciente ha enviado un mensaje con contenido que muestra sintomas de depresion: "Cansado si muy cansado de todo de la gente y de la vida"  
21:25

**Raul**  
por que dices eso?  
21:25

El psicólogo puede identificar fácilmente los mensajes del bot\*

1 2 3 4 5

Completamente en desacuerdo      Completamente de acuerdo

Figura 22: Cuarta parte encuesta

Ver todas las respuestas que ha tenido como positivas el modelo de depresion.

La ventana que muestra únicamente los mensajes del bot es agradable \*

1 2 3 4 5

Completamente en desacuerdo      Completamente de acuerdo

¿De que forma cree que sería mejor mostrar los mensajes del modelo o "bot" en el chat para que se diferencien de los otros mensajes? \*

Tu respuesta \_\_\_\_\_

Recomendaría el uso de la aplicación para profesionales y pacientes de salud mental \*

1 2 3 4 5

Completamente en desacuerdo      Completamente de acuerdo

Si tu respuesta anterior fue no, ¿Por qué?

Tu respuesta \_\_\_\_\_

Figura 23: Quinta parte encuesta



**Categorica:** Esta variable permite clasificar una serie de datos por medio de valores asociados a una cualidad o categoría [44]

**Palabras vacías o stopwords:** Son aquellas palabras que carecen de significado por sí solas

**Patológica:** Que desvía de lo que se considera normal o adecuado Que denota enfermedad o que la implica

**Sobreajuste de datos o overfitting:** Este es un error estadístico que sucede cuando el modelo o función se alinea demasiado a un conjunto de datos y sus limitaciones en los puntos específicos [33]

**Trastornos sensorceptivos:** Estos son conocidos como condiciones psicológicas en las que una persona experimenta alteraciones en la forma en que percibe la información sensorial del mundo a su alrededor [23]