



**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA  
SEDE QUITO**

**CARRERA DE COMPUTACIÓN**

**DESARROLLO DE UN APLICATIVO WEB BASADO EN INTELIGENCIA  
ARTIFICIAL UTILIZANDO EL MODELO TRANSFORMERS PARA  
DETECTAR LAS EMOCIONES DE LOS ESTUDIANTES DE LA  
UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA SEDE QUITO CAMPUS  
SUR**

Trabajo de titulación previo a la obtención del  
Título de Ingenieros en Ciencias de la Computación

**AUTORES:** BRYAN STEVE CHACON CASTILLO  
JEFFERSON ANDRES ROMERO CHANGO  
**TUTOR:** DANIEL GIOVANNY DÍAZ ORTIZ

Quito - Ecuador  
2024

## CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Nosotros, Bryan Steve Chacon Castillo con documento de identificación N°1725321747 y Jefferson Andres Romero Chango con documento de identificación N°1725142978; manifestamos que:

Somos los autores y responsables del presente trabajo; y, autorizamos a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total o parcial el presente trabajo de titulación.

Quito, 29 de febrero del 2024

Atentamente,



.....  
Bryan Steve Chacon Castillo  
1725321747



.....  
Jefferson Andres Romero Chango  
1725142978

## **CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

Nosotros, Bryan Steve Chacon Castillo con documento de identificación N°1725321747 y Jefferson Andres Romero Chango con documento de identificación N°1725142978, expresamos nuestra voluntad y por medio del presente documento cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del Artículo Académico: "Desarrollo de un aplicativo web basado en Inteligencia Artificial utilizando el modelo Transformers para detectar las emociones de los estudiantes de la Universidad Politécnica Salesiana Sede Quito Campus Sur", el cual ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingenieros en Ciencias de la Computación, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribimos este documento en el momento que hacemos la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 29 de febrero del 2024

Atentamente,



.....  
Bryan Steve Chacon Castillo  
1725321747



.....  
Jefferson Andres Romero Chango  
1725142978

## CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Daniel Giovanni Díaz Ortiz con documento de identificación N°1716975501, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: DESARROLLO DE UN APLICATIVO WEB BASADO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL UTILIZANDO EL MODELO TRANSFORMERS PARA DETECTAR LAS EMOCIONES DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA SEDE QUITO CAMPUS SUR, realizado por Bryan Steve Chacon Castillo con documento de identificación N°1725321747 y por Jefferson Andres Romero Chango con documento de identificación N°1725142978, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción Artículo Académico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 29 de febrero del 2024

Atentamente,



.....  
Ing. Daniel Giovanni Díaz Ortiz, MSc  
1716975501

# Desarrollo de un aplicativo web basado en Inteligencia Artificial utilizando el modelo Transformers para detectar las emociones de los estudiantes de la Universidad Politécnica Salesiana Sede Quito Campus Sur.

1st Bryan Steve Chacon Castillo  
[bchacon@est.ups.edu.ec](mailto:bchacon@est.ups.edu.ec)

2nd Jefferson Andres Romero Chango  
[jromeroc8@est.ups.edu.ec](mailto:jromeroc8@est.ups.edu.ec)

3st Daniel Giovanni Díaz Ortiz  
[ddiaz@ups.edu.ec](mailto:ddiaz@ups.edu.ec)

**Resumen**—El desarrollo de este proyecto presenta varias razones significativas. Primero, su objetivo es promover el cuidado de la salud mental y la búsqueda de ayuda de un profesional de la salud. Mediante la creación de herramientas tecnológicas las cuales permitan identificar de manera temprana posibles problemas emocionales o de salud mental. Al analizar el carácter emocional de los textos se obtiene una comprensión más profunda sobre el estado emocional de los estudiantes. La salud mental es una parte integral de nuestra salud general y buscar ayuda profesional es una decisión inteligente y valiente para mejorar nuestro bienestar emocional. Es importante señalar que este artículo no busca reemplazar ni menospreciar la labor de los profesionales de la salud mental, especialmente los psicólogos. Sin embargo, se reconoce que, debido a los estigmas y prejuicios asociados al cuidado de la salud mental, muchas personas evitan acudir a estos profesionales. Considerando que las personas pasan en promedio alrededor de 3 horas al día en sus teléfonos móviles y ante el auge de la inteligencia artificial, se ha decidido aprovechar estas circunstancias. Este enfoque cobra especial relevancia en el contexto de la pandemia.

**Palabras Clave**—*Transformers, Análisis textual de sentimientos, Inteligencia Artificial, Accuracy, Recall, NLG, NLP, BERT.*

**Abstract**—The development of this project presents several significant reasons. First, its objective is to promote mental health care and seeking help from a health professional. Through the creation of technological tools that allow early identification of possible emotional or mental health problems. By analyzing the emotional nature of texts, a deeper understanding of the emotional state of students is gained. Mental health is an integral part of our overall health and seeking professional help is a

smart and courageous decision to improve our emotional well-being. It is important to note that this article does not seek to replace or belittle the work of mental health professionals, especially psychologists. However, it is recognized that, due to the stigmas and prejudices associated with mental health care, many people avoid seeing these professionals. Considering that people spend on average around 3 hours a day on their cell phones and in the face of the rise of artificial intelligence, it has been decided to take advantage of these circumstances. This approach is particularly relevant in the context of the pandemic.

**Keywords**—*Transformers, Textual Sentiment Analysis, Artificial Intelligence, Accuracy, Recall, NLG, NLP, BERT.*

## I. INTRODUCCIÓN

La detección de emociones se ha convertido hoy en día en una técnica computarizada e innovadora que ha logrado transformar la manera en la que se puede comprender el estado emocional de las personas a través de un texto dado, a pesar de que la historia de la inteligencia artificial se ha apoyado sustancialmente en señales visuales como por ejemplo expresiones faciales y gestos corporales para evaluar las emociones, dado este contexto la detección de emociones se ha convertido en un campo de estudio importante y de gran interés centrándose en el análisis detallado de los sentimientos a través de un texto dado, en América Latina la detección de emociones en base a texto puede ser utilizada en la atención al cliente, educación o salud, ya que, al entender la emoción del usuario se puede proporcionar una atención más personalizada, recabando información en Ecuador se realizó un estudio en el cual se obtiene los estados emocionales de los estudiantes la cual esta

vinculada directamente con el rendimiento académico de los estudiantes, llegando a la conclusión que el estado emocional de un estudiante es importante para un buen desempeño [1].

En el año 2020, el mundo fue testigo del surgimiento de una pandemia global que ha transformado la vida tal como se la conoce, se originó en Wuhan, China, la pandemia del COVID-19, causada por el coronavirus, ha tenido un gran impacto devastador en la humanidad, generando un aumento exponencial de infecciones y muertes, dejando a la sociedad desconcertada ante este desastre invisible. En este contexto de dificultades, las emociones han jugado un papel crucial en la experiencia humana. Analizar estas emociones se ha convertido en una tarea fundamental para el bienestar individual y colectivo. El objetivo central de un estudio en este contexto ha sido examinar estas emociones de manera precisa [2].

El objetivo del análisis de sentimientos es categorizar el sentimiento general de una parte del texto como positivo, negativo o neutro. Esto se lo realiza mediante la aplicación de técnicas como el NLP y el aprendizaje automático. Para ejecutar esta tarea el texto se procesa y se limpia, luego se entrena un modelo de clasificación basado en un conjunto de datos de ejemplos etiquetados. Las técnicas comunes incluyen bolsas de palabras y léxicos emocionales, que son listas de palabras y sus puntajes de sentimiento asociados [3].

En la actualidad se puede contar con un modelo que permite acceder a estos datos y predecir los sentimientos reales detrás de cada tweet, este modelo es conocido como: BERT. Este modelo ha sido evaluado utilizando propiedades de clases binarias y clases múltiples, aplicando varios algoritmos de aprendizaje automático. Tras un riguroso entrenamiento, los resultados han sido notables: el modelo propuesto ha alcanzado una impresionante precisión del 96,58%, utilizando el algoritmo Support Vector Machine [4].

Esta investigación esta direccionada a detectar las emociones en los estudiantes de la Universidad Politécnica Salesiana utilizando el modelo Transformer implementado en un ChatBot. Mediante un análisis y revisión de investigaciones científicas, se determinó que no existe otro proyecto

realizado en nuestra localidad de la misma naturaleza; además, que, a través de la aplicación del modelo y métricas, se puede realizar el análisis y evaluación de la precisión del aplicativo para detectar las diferentes emociones, los resultados obtenidos y su aplicabilidad pueden contribuir a la comunidad académica y servir como referencia para futuras investigaciones.

### ***A. Trabajos Relacionados***

En el marco de esta investigación, se ha efectuado una revisión de la literatura científica relacionada con el campo de interés el cual permitió identificar varios trabajos relacionados con la detección de emociones de manera textual utilizando el modelo Transformers. Estos trabajos enriquecen de información valiosa en el contexto de esta investigación, además, permiten contextualizar nuestro trabajo con el fin de establecer líneas de relación entre los modelos basados en transformer, donde métodos lingüísticos son más adecuados para detectar emociones complejas, métodos de aprendizaje automático son los más versátiles por lo que detectan una amplia gama de emociones y métodos estadísticos son más adecuados para detectar emociones simples más específico en BERT y sus variantes donde el estudio muestra los futuros desafíos, las oportunidades y las direcciones en la detección de emociones basada en texto y las fuentes de datos etiquetados con emociones disponibles para la investigación.

En el estudio de Alberto [5] se detalla los inicios del modelo Transformers este modelo tiene sus raíces históricas en el procesamiento del lenguaje natural (NLP), una disciplina que se originó en la década de 1950, siendo una subrama de la *Inteligencia Artificial (IA)*, con el fin de investigar los problemas relacionados con la generación y comprensión automatizada del lenguaje humano. La famosa “prueba de Turing”, propuesta por Alan Turing en 1950, fue un hito significativo en la búsqueda de la interacción máquina-humano en el ámbito lingüístico. A lo largo del tiempo, se desarrollaron diversas técnicas, incluyendo reglas gramaticales y estadísticas.

En el artículo de Adamopoulou et al. [6] se presentó el desarrollo del primer asistente virtual, Eliza, en 1966 marcó el inicio del procesamiento del lenguaje natural (NLP) aplicado a la psicoterapia.

Sin embargo, se observó que su capacidad de respuesta era poco precisa debido a sus mecanismos de concordancia de patrones y plantillas de respuestas. Esto llevó a mejoras en 1972 con la creación de Parry y posteriormente con Alice, quien, en los años 2000, 2001 y 2004 se hizo acreedora al premio Loebner. Alice utilizaba algoritmos de concordancia de patrones con inteligencia artificial, esto permitió definir bloques de construcción para el conocimiento del asistente virtual a los desarrolladores, lo que marcó un avance importante en el desarrollo de asistentes virtuales más precisos y con mayor capacidad de comprensión.

En el artículo [7] se presenta una estructura innovadora en la que se detecta las emociones a partir de un modelo basado en soluciones matemáticas. Lo notable de este enfoque es que el modelo no está limitado por el género ni la edad de los individuos en el proceso de detección y reconocimiento de las emociones. Este estudio hace uso de la Inteligencia Artificial con el objetivo de implementar una Smart AI, organizando los datos en formatos tabulares optimizados, permitiendo predecir y evaluar las emociones humanas de manera precisa.

En el trabajo de Deng et al. [8] se desarrolló un modelo para la detección de emociones de manera textual, se han explorado modelos de etiquetas MEDA el cual puede analizar e identificar todas las emociones vinculadas a un texto específico, este modelo se compone particularmente de dos módulos, El primer módulo se encarga de extraer características emocionales específicas a través de múltiples canales mientras que el segundo módulo se dedica a aprender sobre estas emociones extraídas.

En el artículo de Filipovic et al. [9] se ha desarrollado un modelo denominado TED que utiliza escala de etiquetas emocionales, principalmente las seis emociones básicas como lo son la tristeza, ira, sorpresa, miedo, felicidad y disgusto, en este modelo se ha encontrado la implementación de los chatbots, se ha llegado que la detección de emociones textuales es una herramienta fundamental en el campo de la salud y la medicina, los resultados revelaron que los sistemas TED más precisos emplean enfoques modernos basados en el aprendizaje profundo. Estos sistemas se han utilizado para monitorear la

salud pública y analizar la reacción del público ante eventos de salud, aprovechando la vasta cantidad de datos disponibles en las redes sociales. La capacidad de TED para analizar grandes conjuntos de texto ha facilitado el seguimiento de eventos médicos en tiempo real y ha mejorado el desarrollo de *plataformas de apoyo a la atención médica*, así como la interacción en comunidades de salud en línea.

El objetivo del estudio de Zanwar et al. [10] fue analizar la detección de emociones de manera textual utilizando el modelo Transformer, en el cual se realizó un estudio cuantitativo comparando diferentes modelos de aprendizaje automático encontrando una precisión del 88,6% con un conjunto de datos de prueba, en cambio los modelos tradicionales basados en reglas lograron una precisión en la detección de emociones del 83,4% llegando a la conclusión de que el modelo transformer obtiene una gran ventaja de 5,2 puntos a favor como resultado de los modelos híbridos que combinan *Transformer* y *BiLSTM*.

Se creó un framework para la detección de emociones en robots sociales, utilizando el despliegue de una red neuronal basado en procesamiento natural del lenguaje NLP, combinando esto con una ontología emocional que almacena esta información en un repositorio semántico. Los autores del artículo [11] implementaron de forma práctica el framework a través de robots guías en museos, fueron utilizados para registrar las emociones que generan las obras de arte en los visitantes, este proceso implicó el análisis de 1000 textos, de los cuales 500 fueron etiquetados manualmente por expertos.

Los resultados obtenidos son notables: el framework logró una precisión del 80% en la detección de emociones.

Un análisis de sentimientos se llevó a cabo en India [12], se presentó una técnica innovadora llamada TEemoX utilizada para la clasificación de emociones textuales en idioma bengalí (lengua del grupo indio), esta técnica hace uso de un conjunto ponderado de cuatro modelos: *XML-R*, *Bangla-BERT-1*, *Bangla-BERT-2* e *Indic-DistilBERT*, los cuales se entrenaron, ajustaron y probaron en tres versiones del corpus del texto emocional bengalí (*BEemoC-v1*, *BEemoC-v2*, *BEemoC-v3*) los cuales

contienen 7000 textos etiquetados con seis emociones: alegría, ira, asco, miedo, tristeza y sorpresa. Se investiga 38 modelos de clasificación donde se incluyen 4 de aprendizaje automático, 3 de aprendizaje profundo y 5 basados en transformadores con estrategias de conjunto entre los más relevantes, revelando que el conjunto ponderado de cuatro modelos transformadores de clasificación de emociones.

En el estudio realizado por Acheampong et. al [13] se presenta un modelo de extracción de características híbridas para la clasificación de emociones en mensajes de texto en inglés, este modelo combina características diseñadas por humanos con características basadas en el aprendizaje profundo para de esta manera optimizar el rendimiento de dichos modelos de referencia. Mediante ciertas estrategias de aumento de datos con el fin de capturar la información en base al contexto, se integra conocimiento de recursos léxicos y se emplean modelos de aprendizaje profundo como Bi-LSTM y BERT para abordar los problemas de la polaridad de sentimiento, el cambio de negación, y la coocurrencia de múltiples emociones en una oración o un mensaje. Los resultados muestran que el modelo propuesto logra una alta precisión de Jaccard en dos conjuntos de datos de referencia, SemEval-2018 y GoEmotions, y obtiene la mayor precisión de Jaccard en ambos, con un 68,40% y un 53,45%, respectivamente, lo que demuestra la importancia de las características híbridas en la clasificación de emociones en textos de inglés de los modelos de referencia.

## II. MATERIALES Y MÉTODOS

### A. Esquema metodológico

1) Metodología de Investigación Cuantitativa: Para el desarrollo de la investigación se decidió utilizar la metodología de investigación cuantitativa, permitiendo que se recolecte datos numéricos para con ello realizar un análisis con el fin de realizar predicciones y obtener resultados en base al ChatBot implementado.

En cuanto a la adaptabilidad del proyecto se tiene características importantes de la metodología de investigación cuantitativa permitiendo que los resultados se puedan comparar de manera estadística

siguiendo una aplicación de estándares establecidos en los cuales se puede analizar y comparar con estudios similares en un entorno macro y micro.

2) Metodología XP: Para el desarrollo del chatbot se necesita hacer uso de metodologías ágiles las cuales permiten adaptar las condiciones de trabajo a las necesidades del artículo académico brindando flexibilidad, eficacia y productividad.

Se decidió seguir el flujo de la metodología XP la cual se divide en 5 fases:

**1. Planificación:** De acuerdo con los objetivos planteados para la investigación para la fase de la planificación se decidió realizar un levantamiento de requerimientos funcionales y no funcionales del aplicativo web siempre alineados con el alcance de los objetivos planteados en la investigación realizada.

**2. Diseño:** En esta fase se realiza prototipos funcionales del aplicativo web, basándose en la planificación realizada en la primera fase, como por ejemplo el diseño del registro y login del usuario, el diseño del chatbot a implementar.

**3. Codificación:** En esta fase se estableció la funcionalidad del ChatBot, la cual consiste en detectar las emociones y tener una respuesta automática por parte del ChatBot para solventar el apoyo emocional de los estudiantes.

**4. Pruebas:** Se realiza pruebas con estudiantes de la Universidad Politécnica Salesiana con el objetivo de recibir recomendaciones y corregir posibles errores presentados antes de la última fase.

**5. Lanzamiento:** En esta fase se realiza el lanzamiento del aplicativo web corregido con las observaciones y recomendaciones de los estudiantes.

En cuanto a la adaptabilidad del proyecto se tiene características importantes de la metodología ágil XP, enfatizando la importancia de la comunicación entre los desarrolladores y el cliente, entre otro punto importante se tiene el valor del respeto, entre los miembros del equipo aceptando comentarios que beneficien para la construcción del proyecto, así como se tiene valores, se tiene principios importantes como la retroalimentación rápida, el equipo pide una retroalimentación al cliente, la entiende y reacciona de manera oportuna y rápida, cambios incrementales, se está sujeto a cambios pequeños dentro del proyecto.

Cabe mencionar que todas las metodologías son

una forma flexible y adaptable de gestionar proyectos e investigaciones basándose en la colaboración, comunicación y mejora continua, para realizar este artículo académico se decidió utilizar la metodología XP la cual permite obtener una mayor flexibilidad, colaboración y entrega rápida de alta calidad, además se puede obtener una retroalimentación continua por parte del cliente, lo que facilita tener una comunicación eficiente en cuanto a los requerimientos funcionales del producto.

3) Arquitectura ChatBot: Se considera para esta investigación el modelado del lenguaje de ChatGPT, este modelo ya se encuentra capacitado con una enorme colección de datos de texto [14], dentro de esta colección de datos se encuentran libros, artículos y contenido en línea, la plataforma es capaz de generar respuestas lógicas de manera efectiva mediante una discusión entre el usuario y la plataforma, ya que esta previamente capacitado para captar los patrones y vínculo entre frases y palabras en lenguaje natural [15].

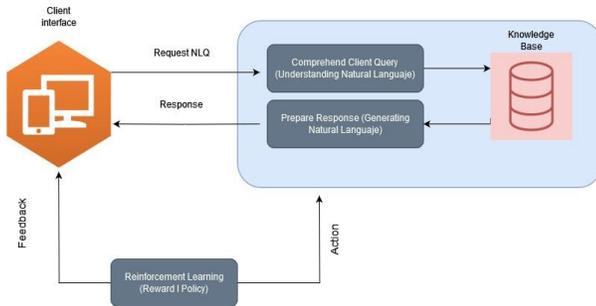


Fig. 1: Representación general Arquitectura Chatbot

Se muestra la arquitectura general de ChatGPT, la funcionalidad parte de la siguiente manera, la interfaz del cliente sirve como punto de interacción con el chatbot, para ello, se utiliza un prompt en el cual el usuario envía su pregunta. Los datos apropiados se obtienen de la base de conocimientos generada con información de libros, artículos e información en línea, se tiene la generación del Lenguaje Natural (NLG) en la que se resume la respuesta al cliente, se tiene también como funcionalidad el historial de conversaciones entre el cliente y la plataforma con el fin de mejorar la calidad.

4) Arquitectura modelo Transformers: En el año 2017 se describió por primera vez el modelo Transformer en un documento de Google, se detalla que estos modelos se caracterizan por ser una de las clases nuevas de aprendizaje automático. Investigadores de Stanford decidieron llamar a los Transformers “los modelos de base” en agosto de 2021, ya que son considerados como una herramienta que se utiliza en una variedad de aplicaciones entre las que se listan la ciencia, la salud y la educación [16].

Se representa la arquitectura del modelo transformers que se está utilizando en el aplicativo web para la detección de emociones.

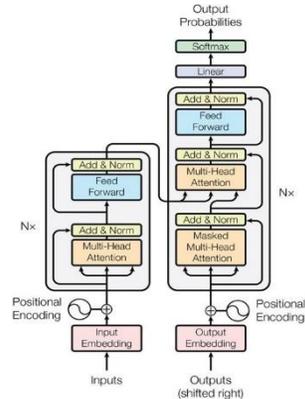


Fig. 2: Arquitectura del modelo Transformers

Esta arquitectura tiene dos partes principales, el codificador y decodificador, el codificador se encarga de procesar la entrada del modelo es decir una secuencia de texto o de números y consta de una o varias capas de autoatención, dependiendo de la complejidad como traducción o generación de texto, las cuales sirven para aprender a asignar un peso a cada palabra del texto de entrada basándose en su relevancia para el resto de la secuencia. Las capas de autoatención tienen tres pasos:

- 1) Se representa cada palabra del texto de entrada mediante una matriz de números la cual representa las características de la palabra como el significado, gramática o posición en la secuencia del texto.
- 2) Se calcula una matriz de atención la cual asigna un peso a cada palabra del texto de entrada basándose en la relevancia que tiene para el resto de la secuencia.
- 3) Para finalizar, se combinan las

- 4) representaciones de las palabras ponderadas por los pesos de la matriz de atención y así obtener la nueva representación del texto de entrada.

El decodificador genera la salida del modelo que puede ser una secuencia de texto o números y también consta de una o varias capas de autoatención al igual que el codificador, a diferencia del codificador, la salida del decodificador en un momento se usa como entrada para el decodificador en el siguiente momento, esto permite al decodificador aprender a generar texto que tenga sentido en el contexto de la secuencia del texto de entrada. El codificador y decodificador están conectadas por una serie de capas de transformación las cuales son funciones matemáticas que se utilizan para transformar las representaciones de las palabras, es decir mejoran la capacidad del modelo para aprender la relación entre las palabras de la entrada y la salida.

5) Modelo matemático Transformers: Entre las ecuaciones del modelo Transformers se tiene la de atención por producto escalado, la cual consta de consultas y claves de dimensión, en la ecuación [1] se calcula los productos escalares consultando todas las claves, divide una cada por  $d_k$ .

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (1)$$

- 1) **Q**: Representa la matriz de consultas, cada fila representa una consulta por lo que permite calcular la atención.
- 2) **K**: Representa la matriz de claves y se utiliza para calcular la atención en similitud de las consultas.
- 3) **V**: Esta variable indica la matriz de valores y se utiliza para producir la respuesta final.
- 4) **dk**: Representa la dimensión de las claves.

Otra de las formas es la retroalimentación por posición cada una de las capas del codificador y decodificador contienen la red de alimentación directa la cual se aplica a cada posición de una forma separada, la ecuación 2 consiste en obtener dos transformaciones lineales con diferentes parámetros de una capa a otra, obteniendo la dimensionalidad de

entrada y salida del modelo,  $d_{modelo} = 512$ , en cambio la dimensionalidad de la capa interna se representa por  $d_{ff} = 2048$ .

$$FFN(X) = \max(0, x_{W_1} + b_1)W_2 + b_2 \quad (2)$$

La ecuación 2 representa el cálculo de la red neuronal teniendo un procesamiento de operaciones lineales en las que se tiene los parámetros de entrenamiento de la red neuronal a continuación se da una especificación de cada parámetro:

- 1) **X**: Representa el vector de entrada a la red neuronal.
- 2) **W1**: Hace referencia a la matriz de pesos que se multiplica por el vector de entrada en la primera capa oculta.
- 3) **b1**: Representa el vector de sesgos que este asociado a la primera capa oculta.
- 4) **max(0, xW1 + b1)**: Esta función introduce la no linealidad en la red neuronal, se la conoce como Rectified Linear Unit.
- 5) **W2**: Representa la matriz de pesos la cual multiplica la salida de la capa oculta.
- 6) **b2**: Hace referencia al vector de sesgos que se encuentra asociado a la segunda capa oculta.

Se tiene las derivaciones de la ecuación 1 en la que consta que la clase se dé la función se encuentra parametriza por los números racionales que pertenecen a  $n$  y  $d$ , a continuación, se presentan las siguientes ecuaciones [17]:

$$(Q)^h(X_i) = (W_{h,q})^T X_i \quad (3)$$

$$(K)^h(X_i) = (W_{h,k})^T X_i \quad (4)$$

$$(V)^h(X_i) = (W_{h,v})^T X_i \quad (5)$$

$$W_{h,q}, W_{h,k}, W_{h,v} \in \mathbb{R}^{d \times k} \quad (6)$$

En la fase inicial, luego de iniciar sesión la aplicación web establece una conexión con la API de Hugging Face, donde se aloja el modelo 'betemotion-analysis' desarrollado por finiteautomata. Este modelo se utiliza para la detección de emociones. Simultáneamente, la aplicación hace uso

de la API de chat GPT y del modelo 'chatGPT 3.5 turbo' para generar respuestas.

Cuando el usuario inicia sesión, tiene acceso al chatbot por lo que, al proporcionar un texto en la interfaz de chat, su mensaje se envía al backend a través de websockets. Este mensaje se procesa utilizando la API del modelo 'beto-emotion-analysis' para realizar el análisis de sentimientos. Posteriormente, se genera una respuesta utilizando la API del modelo de Chat GPT, que tiene una instrucción principal para guiar las respuestas hacia el apoyo emocional. Finalmente, tanto la respuesta como el sentimiento se devuelven al frontend para ser mostrados al usuario.

De esta manera, el usuario puede tener una conversación en tiempo real con el chatbot. Los mensajes emitidos por el chatbot se muestran con un color contrastante basado en la emoción del mensaje enviado, con el objetivo de contrarrestar de alguna manera el sentimiento mediante el color mostrado.

Finalmente, el usuario puede acceder a los registros de sus emociones, donde puede visualizar la cantidad de mensajes que ha tenido por mes y por una fecha específica, y cuántos pertenecen a cada una de las seis emociones que detecta el modelo 'beto-emotion-analysis'. Para la visualización de datos de las emociones por mes, se ha utilizado un gráfico de barras, mientras que, para la visualización en una fecha específica, se ha utilizado un gráfico de pastel.

6) Métricas para evaluar la detección de emociones: Para el análisis de la precisión del modelo transformer implementado en un chatbot se decidió utilizar las siguientes métricas, donde se tiene que pasar los siguientes parámetros:

- TP: Representa las muestras positivas correctamente identificadas por el modelo como positivas.
- TN: Representa las muestras negativas correctamente identificadas por el modelo como negativas.
- FP: Representa las muestras negativas que han sido identificadas por el modelo como positivas.
- FN: Representa las muestras positivas que han sido identificadas por el modelo como negativas.

1) Accuracy: Esta medida define la proporción de

muestras clasificadas correctamente del conjunto de datos, para ello se tiene la ecuación con la que se puede calcular.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (7)$$

2) Precision: Con esta medida se obtiene la clasificación de muestras positivas que tanto en la predicción como en las etiquetas reales dan como resultado positividad y se calcula de la siguiente manera:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

3) Recall: Proporciona el total de resultados clasificados como positivo con respecto al número de resultados positivos en el conjunto de datos de entrenamiento y se la puede calcular con la siguiente ecuación.

$$Recall = \frac{TP}{TN+FP} \quad (9)$$

4) F1 Score: Proporciona el rendimiento del modelo, en la que se combina la precisión y el recall en una única puntuación.

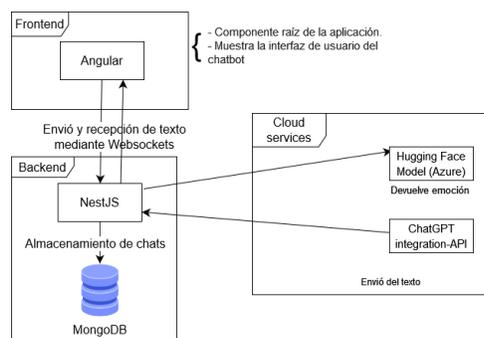
$$F1Score = \frac{TP+TN}{TP+\frac{1}{2}(FP+FN)} \quad (10)$$

### B. Detalles de implementación y arquitectura

Para la creación del chat bot se ha usado una arquitectura parecida a MEAN (MongoDB, ExpressJS, Angular, NodeJS) pero en lugar de usar express se ha reemplazado por NestJS.

- MongoDB: Para la base datos debido a la velocidad de lectura como escritura además de ofrecer consultas y esquemas flexibles más que nada para la muestra de datos de los usuarios respecto a sus emociones en el texto.
- NestJS: Para la parte del backend se ha utilizado NestJS ya que facilita la comunicación con el archivo de python al usarlo como middleware lo cual nos permite mayor eficiencia, velocidad y control que usar el modelo directamente desde TypeScript, su compatibilidad con Type- Script y va muy de la mano con

- Angular además que nos permite mantener una estructura fácil de mantener y evolucionar.
- Angular: Permite crear una interfaz de usuario fácil de mantener debido a que es fácil de usar y proporciona enlace de datos bidireccional en caso de necesitarlo y permite manejar módulos para seccionar el código, un alto rendimiento y el soporte de google por lo que casi cualquier problema que se presente ya tendrá una solución en la web.
- NodeJS: Facilita la parte de asincronía para manejar las respuestas del chat bot, la compatibilidad con bases de datos No-SQL en este caso MongoDB y el permite usar JavaScript tanto en el lado del front como en el backend. También debido a la variedad de módulos mediante NPM que podemos encontrar en la web los cuales nos pueden ayudar tanto para la parte de la creación de la interfaz visual.



**Fig. 3:** Patrón de arquitectura implementación Chatbot para la detección de emociones.

En cuanto a la arquitectura implementada para el desarrollo del ChatBot utilizando websockets permite darle un enfoque de escalabilidad y modularidad de desarrollo continuó al aplicativo obteniendo el beneficio de utilizar servicios cloud para un rápido desarrollo y despliegue, además esto permite tener una comunicación bidireccional entre el front-end y el back-end, en la figura [4] se representa los componentes utilizados y como se conecta el Front-end con el Back-end.

El componente del Front-end contiene la raíz de la aplicación, muestra la interfaz de usuario del chatbot, este componente recibe la entrada del usuario texto, esta se comunica a través de una API RESTful con el back-end y como resultado del componente se muestra la respuesta del chatbot, adicional a esto se muestra estadísticas de las emociones detectadas en las que se puede aplicar filtros de fechas para la búsqueda.

En cuanto al componente del back-end recibe el texto enviado desde el front-end con ello realiza una conexión a la API de Hugging Face Model donde se encuentra alojado el modelo, a continuación recepta la emoción detectada por parte del modelo, genera la respuesta utilizando el API de ChatGPT y estos resultados y la conversación es almacenada en la base de datos que esta implementada en MongoDB, como parte final de este componente envía la emoción detectada y la respuesta hacia el front-end mediante la conexión de WebSockets.

Para finalizar el componente de Cloud Services contiene alojado el API Hugging Face Model y el API de ChatGPT integration, el API de ChatGPT recibe la información del back-end y genera la respuesta coherente de acorde a la emoción detectada por parte del API de Hugging Face Model.

### III. DESCRIPCIÓN Y EVALUACIÓN DE LA HERRAMIENTA WEB

El chatbot maneja una arquitectura de front-end y back-end para ser una herramienta de interacción y reconocimiento de emociones en tiempo real donde el front-end, desarrollado con Angular sigue una estructura modular para un mejor manejo y organización mediante guards, interfaces, layouts, páginas y servicios gestionados a través de rutas. Los mensajes, emociones y los datos de los chats del usuario se envían y reciben en tiempo real a través de WebSockets tanto en el chat como en la visualización de datos mediante gráfico de barras y pastel.

Se utilizó Tailwind como framework para facilitar la creación de la interfaz visual en computadores y dispositivos móviles siguiendo un diseño minimalista y sencillo como lo es material desing y la biblioteca de ng2-charts para trabajar los

gráficos. La aplicación web consta de 2 secciones principales, la primera es el chatbot con detección de emociones que puede mostrar el historial de chats que ha tenido el usuario y la capacidad de poder mostrar los mensajes en tiempo real de una nueva conversación con el chatbot donde el usuario envía un mensaje y mediante la API de chatGPT usando el modelo gpt-3.5-turbo se genera una respuesta autogenerada siguiendo el contexto de la conversación y mediante la inferencia API del modelo beto-emotion-analysis de Hugging Face se analiza la emoción del mensaje enviado por el usuario y en base a la emoción detectada se pinta el fondo del mensaje de respuesta del chatbot para poder contrarrestar la emoción que evoca el usuario.

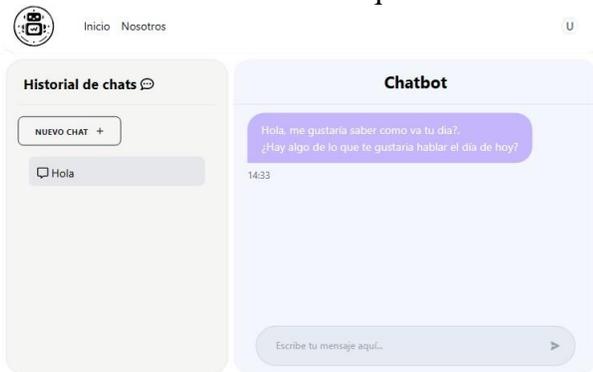


Fig. 4: Interfaz del chatbot para interactuar con el usuario.

La segunda sección muestra en 2 gráficos, uno de barras y pastel, las emociones del usuario en un mes y en una fecha en específico respectivamente además de informar el número de mensajes totales y cuantos mensajes del total han sido de cada una de las 7 emociones que se clasifican entre joy, others, fear, sadness, surprise, disgust and anger, esto se puede visualizar en la figura 5.

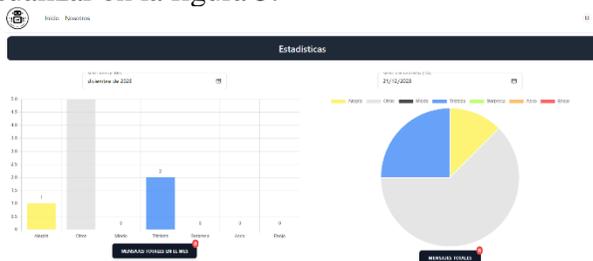


Fig. 5: Gráficos de barras para visualizar los datos de los mensajes y emociones.

El administrador cuenta con información básica como el número de usuarios y administradores, agregar a otros administradores, ver el número de conexiones en tiempo real y la cantidad de usuarios que posiblemente requieran atención.

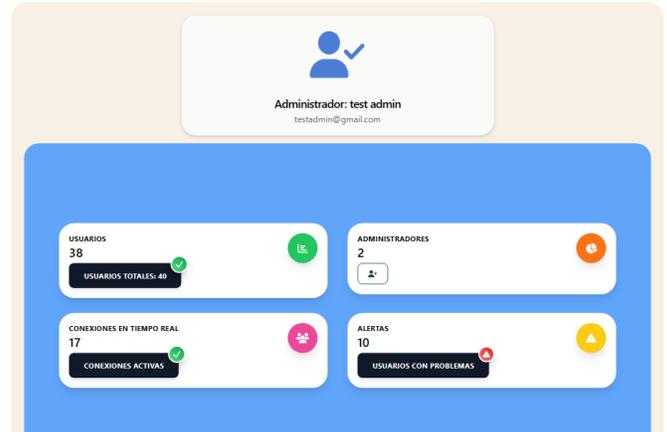


Fig. 6: Dashboard del administrador con información general.

El administrador puede obtener información más detallada sobre los usuarios que requieren atención como es el correo, número de mensajes totales y cuantos mensajes del total corresponden a las emociones que se detectan por el chatbot.

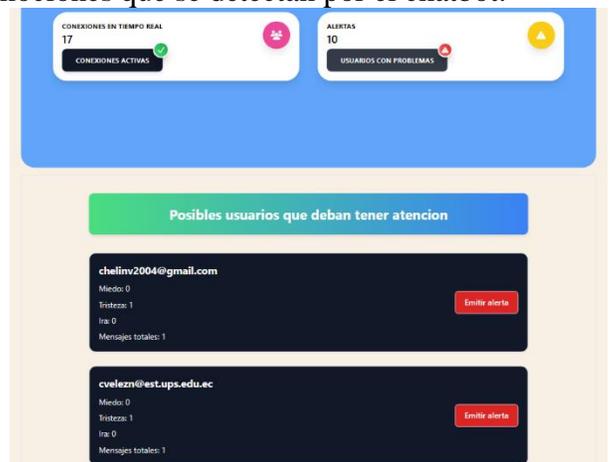


Fig. 7: Lista de posibles usuarios que requieran atención.

El back-end desarrollado en NestJs sigue una estructura similarmente modular y organizada y al igual que en el frontend se utiliza WebSockets para la comunicación. Se utiliza la API de ChatGPT con el modelo gpt-3.5-turbo para generar respuestas a los mensajes de los usuarios. Para la detección de emociones se utiliza la API de inferencia de Hugging Face con el modelo beto-emotion-analysis, que

detecta 7 clases de emociones: alegría, otros, miedo, tristeza, sorpresa, disgusto y enojo. Como base de datos se usa MongoDB mientras JWT (Jason Web Token) ayuda en la autenticación de usuarios.

La versión web de la herramienta está disponible en <https://chimerical-pasca-399d21.netlify.app/#/home>

Este chatbot proporciona una valiosa retroalimentación emocional a los usuarios y facilita la comunicación fluida con el chatbot. Finalmente, se ha realizado pruebas mediante métricas para evaluar la precisión y efectividad del modelo frente a la detección de las emociones en los estudiantes de la Universidad Politécnica Salesiana Sede Quito Campus Sur. La precisión del modelo se midió a través de un código realizado en python en el cual se recepta las emociones detectadas por el modelo, se coloca las predicciones reales, la tabla I muestra los resultados obtenidos para 100 muestras, los valores del accuracy, la precisión, el recall y el F1- Score.

Población	Número de muestras		Métricas evaluadas			
	Datos	Nº de emociones	Accuracy	Precisión	Recall	F1-Score
1-3 semestre	100	7	0.65	0.63	0.65	0.62
4-6 semestre	34	7	0.74	0.69	0.74	0.71
7-10 semestre	34	7	0.64	0.68	0.64	0.62

**TABLE I:** Resultados de las métricas utilizadas para la evaluación del modelo.

En la figura 8 se presenta la matriz de confusión en la que se destaca el rendimiento del chatbot integrado para la detección de emociones, se ha utilizado 100 datos de los primeros niveles, se muestra que el modelo logró identificar 44 instancias correctamente en lo que se puede concluir que el chatbot mantiene una mayor eficacia al detectar emociones referentes al miedo.

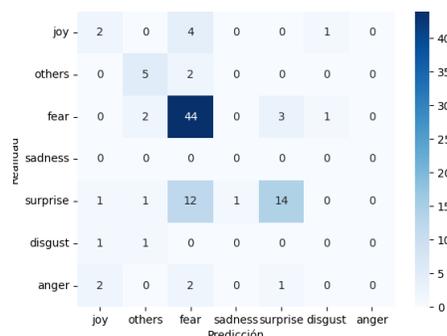
Para la figura 9 de igual forma se presenta la matriz de confusión en la que se destaca el rendimiento del chatbot integrado para la detección de emociones, en la que se ha utilizado 34 chats de los niveles intermedios, este valor muestra que el

modelo logró identificar 18 instancias correctamente referente a la emoción de miedo.

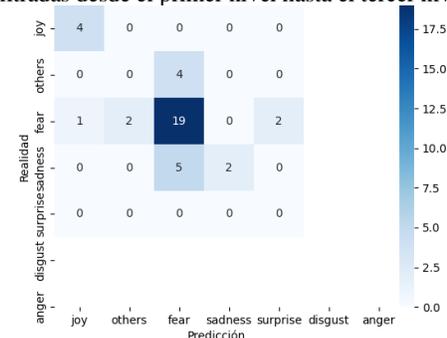
En la tabla II se presenta un resumen porcentual para cada emoción con el número total de textos utilizados para cada escenario propuesto, esto permite obtener los porcentajes individuales entre el conjunto total de datos utilizados y las predicciones obtenidas por parte del modelo, se puede observar que en los tres escenarios propuestos el modelo obtiene un porcentaje del 68.79% en la detección de otras emociones, un 20.59% para la emoción de felicidad y un 29.01% en la emoción de tristeza.

Población	Número de muestras		Porcentajes						
	Datos	Nº de emociones	Felicidad	Tristeza	Miedo	Sorpresa	Disgusto	Enojo	Otras
1-3 semestre	100	7	9%	18%	6%	2%	0%	1%	64%
4-6 semestre	34	7	20.59%	5.88%	0%	0%	0%	2.94%	70.59%
7-10 semestre	34	7	5.13%	5.13%	12.82%	5.13	0%	0%	71.80%

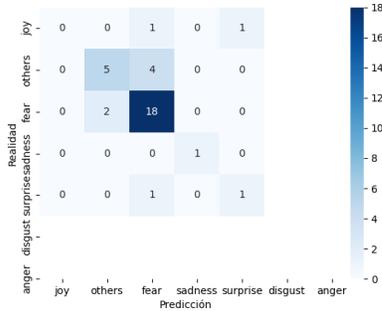
**TABLE II:** Porcentajes de las emociones detectadas por el modelo Transformer.



**Fig. 8:** Datos de la matriz de confusión de las 100 conversaciones filtradas desde el primer nivel hasta el tercer nivel.



**Fig. 9:** Datos de la matriz de confusión de las 34 conversaciones filtradas desde el cuarto nivel hasta el sexto nivel.



**Fig. 10:** Datos de la matriz de confusión de las 34 conversaciones filtradas desde el séptimo nivel hasta el décimo nivel.

#### IV. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El estudio se centra en analizar el comportamiento del modelo Transformers en tres escenarios adoptando una metodología de investigación cuantitativa y ágil con ello nos permite cumplir con los objetivos propuestos en este estudio, uno de los escenarios planteados fue evaluar cómo se comporta el modelo frente a estudiantes de cuarto a 6 semestre obteniendo que la emoción de felicidad se logra obtener con un 20,59% de efectividad

El chatbot al lograr un buen porcentaje tanto en el reconocimiento de emociones y el proporcionar una respuesta en base al contexto de la conversación puede ser usado por la universidad como una herramienta para identificar a los estudiantes en riesgo de abandonar sus estudios o que necesiten apoyo para afrontar situaciones de estrés, ansiedad, depresión entre otras desarrollando habilidades según sus emociones y recursos para que puedan continuar con sus estudios lo cual podría mejorar el rendimiento académico o el bienestar emocional entre otros beneficios.

En este artículo académico, se ha discutido que modelo de inteligencia artificial sería más eficiente utilizar para la detección de emociones al integrar un ChatBot. Como parte de los trabajos futuros se pretende mejorar los resultados obtenidos mediante la evaluación más exhaustiva de las métricas, para ello se contempla utilizar un conjunto de datos más amplio, además se han aplicado técnicas específicas para evaluar la efectividad del ChatBot en el contexto de la detección de emociones de los estudiantes de la Universidad Politécnica Salesiana, el enfoque se puede ampliar para comparar mejor el rendimiento del modelo considerando un conjunto de datos a nivel local.

Este enfoque busca proporcionar una visión más completa y detallada sobre la eficacia del modelo de inteligencia artificial en la detección de emociones cuando se integra con un ChatBot.

#### REFERENCES

- [1] G. M. P. Delgado and M. F. B. Briones, "El estado emocional en el rendimiento académico de los estudiantes en portoviejo, ecuador," *Domino de las Ciencias*, vol. 6, no. 3, pp. 72–100, 2020.
- [2] M. C. Johnson, L. Saletti-Cuesta, and N. Tumas, "Emociones, preocupaciones y reflexiones frente a la pandemia del covid-19 en argentina," *Ciencia & saúde coletiva*, vol. 25, pp. 2447–2456, 2020.
- [3] D. Talk, "Historia y actualidad del procesamiento de lenguaje natural," *Medium*, Jan. 2022. [Online]. Available: <https://blog.deep-talk.ai/historia-y-actualidad-del-procesamiento-de-lenguaje-natural-8de41a357ca9>
- [4] S. Darad and S. Krishnan, "Análisis de sentimiento de los datos de twitter de covid-19 utilizando modelos de aprendizaje profundo y aprendizaje máquina," *Ingenius. Revista de Ciencia y Tecnología*, no. 29, pp. 108–117, 2023.
- [5] E. Adamopoulou and L. Moussiades, "An overview of chatbot technology," in *IFIP international conference on artificial intelligence applications and innovations*. Springer, 2020, pp. 373–383.
- [6] A. Dixit, M. Vashishtha, and K. Guleri, "An ai based formulated feedback-system for interpreting conclusive emotions for a group of people," in *2022 IEEE Global Conference on Computing, Power and Communication Technologies (GlobConPT)*, 2022, pp. 1–5.
- [7] J. Deng and F. Ren, "Multi-label emotion detection via emotion-specified feature extraction and emotion correlation learning," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 14, no. 1, pp. 475–486, 2023.
- [8] F. Filipovic, M. Despotovic-Zrasic, B. Radenkovic, B. Jovanic, and L. Zivojinovic, "An application of artificial intelligence for detecting emotions in neuromarketing," in *2019 International Conference on Artificial Intelligence: Applications and Innovations (IC-AIAI)*. IEEE, 2019, pp. 49–494.
- [9] S. Zanwar, D. Wiechmann, Y. Qiao, and E. Kerz, "Improving the generalizability of text-based emotion detection by leveraging transformers with psycholinguistic features," *arXiv preprint arXiv:2212.09465*, 2022.
- [10] W. Graterol, J. Diaz-Amado, Y. Cardinale, I. Dongo, E. Lopes-Silva, and C. Santos-Libarino, "Emotion detection for social robots based on nlp transformers and an emotion ontology," *Sensors*, vol. 21, no. 4, p. 1322, 2021.
- [11] A. Das, M. M. Hoque, O. Sharif, M. A. A. Dewan, and N. Siddique, "Temox: Classification of textual emotion using ensemble of transformers," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 109 803–109 818, 2023.
- [12] F. A. Acheampong, H. Nunoo-Mensah, and W. Chen, "Transformer models for text-based emotion detection: a review of bert-based approaches," *Artificial Intelligence Review*, pp. 1–41, 2021.
- [13] S. S. Gill and R. Kaur, "Chatgpt: Vision and challenges," *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*, vol. 3, pp. 262–271, 2023.
- [14] J. M. Pérez, M. Rajngewerc, J. C. Giudici, D. A. Furman, F. Luque, L. A. Alemany, and M. V. Martínez, "pysentimiento: A python toolkit for opinion mining and social nlp tasks," 2023.
- [15] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, and I. Polosukhin, "Attention is all you need," 2023.
- [16] J. Thickstun, "The transformer model in equations," *University of Washington: Seattle, WA, USA*, 2021.