# Detección de riesgo de depresión basado en mensajes obtenidos de Reddit

Diego Garcia, David Montoya y Marco Vasquez

Abstract—The study of depression has been a topic of great interest in modern society as it is a major cause of suicide worldwide. According to the WHO there has been an increase of 25% in cases of depression after the Covid-19 pandemic[1] leading to 3,755,000 youths in the US who have experienced at least one major depressive episode[2]. The aim of this project is to use Reddit, a popular social media platform among young people to collect information via comments to train an NLP model to detect tendencies towards depression.

Index Terms—Depresión, Machine learning, Neural network, NLP, Reddit, Convolutional neural Network, Gated Recurrent Unit.



## 1 Introduction

# 1.1 Contexto

La depresión es un asunto de vital importancia para la comunidad, debido a que es una de las principales causas de suicidio. Basado en los datos de la WHO, ha habido un incremento del 25% en casos de depresion en la epoca post-Covid[1], llevando a que al menos 3,755,000 de jovenes hayan experimentado al menos un episodio fuerte de depresión[2].

# 1.2 Descripción del problema

En este proyecto se desea realizar una plataforma que permita predecir si una persona está en riesgo de sufrir depresión o si ya posee síntomas de este trastorno mental. Para esto se hará uso de comentarios obtenidos de la red social "Reddit" los cuales se encontraban como dataset dentro de la plataforma "kaggle"[6]. A partir de esta información se podrá procesar un comentario que la persona escriba dentro de la plataforma y se le mostrará la probabilidad de que esté sufriendo depresión.

### 1.3 Importancia del problema

Este proyecto es de gran importancia ya que se podría llegar a usar como un apoyo o herramienta para diagnosticar con mayor facilidad a las personas que sufren de depresión. Además, con suficiente trabajo se podría dar paso a un modelo que las personas del común puedan utilizar para realizarse un análisis preliminar en caso de que tengan sospechas de estar sufriendo este trastorno mental.

## 2 MARCO TEÓRICO

**Depresion:** La depresión es un trastorno mental que se estima que afecta a un 3,8% de la población, es distinta de variaciones habituales del estado de ánimo y de las respuestas emocionales breves a los problemas de la vida cotidiana. Se caracteriza por la perdida de interés y gusto en actividades durante la mayor parte del dia, cada dia, por al menos 2 semanas.

**NLP:** Natural language processing (NLP) se refiere a una rama de las ciencias de la computación, específicamente a

una rama de Inteligencia Artificial la cual está centrada en darle a los computadores la habilidad de entender texto y habla de la misma manera en que lo hacen los humanos[3].

# 3 ANTECEDENTES

Tabla 1: Detection of Depression-Related Posts in Reddit.

Trabajos relacionados						
Titulo	Detection of Depression-					
	Related Posts in Reddit So-					
	cial Media Forum					
Año	2019					
Publicación	IEEE					
Objetivo	Examinar publicaciones de					
	usuarios de Reddit para de-					
	tectar cualquiera factor rel-					
	evante que pueda revelar					
	actitudes depresivas					
Método	NLP y técnicas de clasifi-					
	cación de texto					
Resultados	Acc F1 P R					
	91% 0.93 0.90 0.92					
Similitudes	Ambos buscamos					
	aprovechar la popularidad					
	de la red social Reddit,					
	la cual permite a sus					
	usuarios postear de forma					
	completamente anónima,					
	esto genera espacios de					
	discusión para temas					
	estigmáticos como la					
	depresión.					
Diferencias	Framework utilizado,					
	herramientas de extracción					
	de características y					
	clasificadores escogidos.					

Tabla 2: Sentiment Analysis for E-Commerce Product

Titulo  Sentiment Analysis for E-Commerce Product Reviews in Chinese Based on Sentiment Lexicon and Deep Learning  Año  2019  Publicación  IEEE  Objetivo  Este artículo propone un nuevo modelo de análisis de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método  SLCABG  Resultados  Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes  Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que estuviera sintiendo	Trabaios re	elacionados					
E-Commerce Product Reviews in Chinese Based on Sentiment Lexicon and Deep Learning  Año 2019  Publicación IEEE  Objetivo Este artículo propone un nuevo modelo de análisis de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método SLCABG  Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
Reviews in Chinese Based on Sentiment Lexicon and Deep Learning  Año 2019  Publicación IEEE  Objetivo Este artículo propone un nuevo modelo de análisis de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método SLCABG  Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que	111410	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·					
on Sentiment Lexicon and Deep Learning  Año  2019  Publicación  IEEE  Objetivo  Este artículo propone un nuevo modelo de análisis de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método  SLCABG  Resultados  Acc F1 P R  93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes  Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
Año  Publicación  IEEE  Objetivo  Este artículo propone un nuevo modelo de análisis de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método  Resultados  Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes  Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
Año Publicación IEEE Objetivo Este artículo propone un nuevo modelo de análisis de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método SLCABG Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
Publicación  IEEE  Objetivo  Este artículo propone un nuevo modelo de análisis de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método  SLCABG  Resultados  Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes  Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que	Año						
Objetivo  Este artículo propone un nuevo modelo de análisis de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método  SLCABG  Resultados  Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes  Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
nuevo modelo de análisis de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método SLCABG  Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
de sentimientos (SLCABG) el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Net- work (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi- GRU)  Método SLCABG Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de proba- bilidad de que pueda es- tar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que	Objetivo						
el cual se basa en el léxico de sentimientos y combina Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método SLCABG  Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
de sentimientos y combina Convolucional Neural Net- work (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi- GRU)  Método SLCABG Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de proba- bilidad de que pueda es- tar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
Convolucional Neural Network (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método SLCABG Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
work (CNN) y Bidirectional Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método SLCABG Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
Gated Recurrent Unit (Bi-GRU)  Método SLCABG Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
GRU)  Método  SLCABG  Resultados  Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes  Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
Método Resultados Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936 Similitudes Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que		,					
Resultados  Acc F1 P R 93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes  Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que	Malada						
93.5% 0.933 0.93 0.936  Similitudes  Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
Similitudes  Ambos nos centramos en uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que	Resultados						
uso del NLP para poder detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
detectar cómo se sentía la persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que	Similitudes						
persona en el momento que realizó el comentario  Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
realizó el comentario  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
Diferencias  Nosotros nos centramos principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
principalmente ver si la persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
persona tiene indicios de sufrir depresión y darle un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que	Diferencias	- 100001-00					
sufrir depresión y darle un porcentaje de proba- bilidad de que pueda es- tar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
un porcentaje de probabilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
bilidad de que pueda estar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un porcentaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
tar sufriendo este trastorno, mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
mientras que este paper se centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
centra en encontrar todos los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que		1					
los sentimientos que podía estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que		1 1 1					
estar teniendo la persona al momento de realizar el comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
al momento de realizar el comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
comentario, dando un por- centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
centaje o peso a cada uno para saber cuales sentía más o era más probable que							
para saber cuales sentía más o era más probable que							
más o era más probable que							
		1					
estuviera sintiendo							
cotaviera officiera		estuviera sintiendo					

# 4 METODOLOGÍA

#### 4.1 Procedimiento

Para este trabajo se ha utilizado la metodología de CRISP-DM, esta consta de un total de 6 fases y de las cuales se han realizado un total de 3 hasta el momento, estas son: entendimiento del problema, entendimiento de los datos y preparación de los datos.

# 4.2 Datos y descripción

Los datos fueron obtenidos a través de la página web "Kaggle"[6]. Estos constan de dos columnas: La primera contiene el comentario que la persona realizó y, la segunda, la etiqueta de si el autor del comentario sufre de depresión.

Initializer hidden layers	Initializer output layer	Hidden layer activation function	Output layer activation function	Test Size	Epochs	Layers	Optimizer	Loss	Loss	B_accura	Precision	Recall	Val_Accu racy
Glorot_uni form	Glorot_uni form	NA	sigmoid	0.2	6/100 (Early stop)	3	Adam	Binary Cross-Entropy	0,2093	0,9162	0,9341	0,8938	0,9285
Glorot_uni form	Glorot_uni form	tanh	sigmoid	0.2	16/100 (Early stop)	4	Adam	Binary Cross-Entropy	0,2171	0,912	0,928	0,8913	0,9408
Glorot_uni form	Glorot_uni form	NA	sigmoid	0.2	8/100 (Early stop)	3	RMSprop (Lr = 0.01, momentum = 0.4)	Binary Cross-Entropy	0,299	0,893	0,8995	0,8822	0,8901
Glorot_uni form	HE_Norm	NA	sigmoid	0.2	5/100 (Early stop)	3	RMSprop (Lr = 0.01, momentum = 0.4)	Binary Cross-Entropy	0,2938	0,8888	0,896	0,8771	0,918
Glorot_uni form	Glorot_uni form	NA	sigmoid	0.3	15/100 (Early stop)	3	Adam	Binary Cross-Entropy	0,2337	0,9093	0,9291	0,8843	0,9185
Glorot_uni form	Glorot_uni form	relu	sigmoid	0.2	18/100 (Early stop)	4	Adam	Binary Cross-Entropy	0,2126	0,9143	0,9359	0,8876	0,9376
Glorot_uni form	Glorot_uni form	tanh	sigmoid	0.3	18/100 (Early stop)	4	Adam	Binary Cross-Entropy	0,221	0,9107	0,9139	0,8902	0,9348
Glorot_uni form	HE_Norm	NA	sigmoid	0.2	8/100 (Early stop)	3	Adam	Binary Cross-Entropy	0,2303	0,9078	0,92	0,8912	0,8797

Fig. 1. Tabla con todas las configuraciones de hiperparametros usadas.

## 4.3 Arquitectura del modelo

Para este proyecto se ha optado por usar BERT junto a una red neuronal clásica. Lo que se ha hecho es usar BERT para generar un vector que representa el mensaje dado de manera contextualizada y luego se hacen uso de una capa oculta de 5 neuronas y una capa de salida de una sola neurona. Como resultado obtenemos un decimal de 0 a 1 que representa la probabilidad de que la persona que escribió el mensaje esté sufriendo depresión.

## 5 RESULTADOS

El modelo se probo varias veces con cambios en distintos hiperparámetros para ver con cual configuración de hiperparametros se podía obtener un mejor rendimiento a la hora de clasificar los mensajes, los resultados obtenidos se pueden apreciar en la Figura1.

#### 5.1 Analisis de resultados

Basados en el modelo que mejor se desempeñó en las diferentes combinaciones se llegó a los siguientes resultados:

TABLE 1 Tabla de resultados

Guess	Accuracy (%)						
	precision	recall	f1-score	support			
0	0.98	0.98	0.98	1551			
1	0.98	0.98	0.98	1542			
Accuracy			0.98	3093			
macro avg	0.98	0.98	0.98	3093			
weighted avg	0.98	0.98	0.98	3093			

Como podemos observar, en la figura 2, el modelo tiene un buen desempeño, con solamente 125 falsos negativos y 58 falsos positivos en el set de testing

# 6 CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En el marco de este informe se realizó el proceso completo del ciclo de vida de un proyecto de inteligencia artificial, desde la selección inicial de una tematica de interés hasta la realización del análisis de los resultados del modelo planteado y el despliegue de una aplicación para uso general.

Durante la realización del proyecto se comprendió la fase de limpieza y aumentación de datos para proyectos

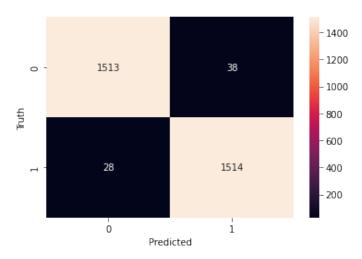


Fig. 2. Matriz de confusion.

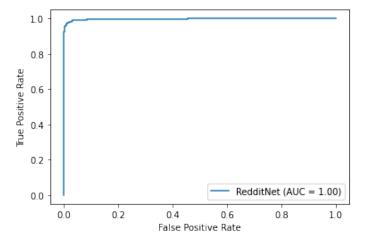


Fig. 3. Curva ROC.

relacionados a NLP. Además, se llegó al entendimiento de qué tipos de modelos de redes neuronales son los más eficaces para resolver este tipo de problemas y, por último, la factibilidad de expandir dichos modelos a otras áreas de investigación.

Como oportunidades de mejora para futuros trabajos se ha pensado la posibilidad de agregar otros idiomas al modelo para que sea más robusto, aumentar cantidad de datos recolectados y utilizar fuentes de mayor confianza, explorar más herramientas para realizar aumento de datos y realizar un análisis de desempeño con otros modelos preentrenados para evaluar otras opciones que puedan mejorar la eficiencia de nuestra propuesta.

## REFERENCES

- [1] C. Drysdale, "COVID-19 pandemic triggers 25% increase in prevalence of anxiety and depression worldwide", Who.int, 2022. [Online]. Available: https://www.who.int/news/item/02-03-2022-covid-19-pandemic-triggers-25-increase-in-prevalence-of-anxiety-and-depression-worldwide.
- [2] Mental Health America, "Youth data 2022", Mental Health America, 2022. [Online]. Available: https://www.mhanational.org/issues/2022/mental-health-america-youth-data

- [3] IBM Cloud Education, "What is Natural Language Processing?", Ibm.com, 2020. [Online]. Available: https://www.ibm.com/cloud/learn/natural-language-processing.
- [4] M. Tadesse, H. Lin, B. Xu and L. Yang, "Detection of Depression-Related Posts in Reddit Social Media Forum", Ieeexplore.ieee.org, 2022. [Online]. Available: https://ieeexplore.ieee.org/ielx7/6287639/8600701/08681445.pdf.
- [5] L. Yang, Y. Li, J. Wang and R. S. Sherratt, "Sentiment Analysis for E-Commerce Product Reviews in Chinese Based on Sentiment Lexicon and Deep Learning," in IEEE Access, vol. 8, pp. 23522-23530, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2969854.
- [6] Depression: Reddit Dataset (Cleaned). Available at: https://www.kaggle.com/datasets/infamouscoder/depressionreddit-cleaned?resource=download.
- [7] https://github.com/codebasics/deep-learning-keras-tftutorial/blob/master/47\_BERT\_text\_classification/BERT\_email\_classificationhandle-imbalance.ipynb
- [8] https://www.tensorflow.org/text/tutorials/classify\_text\_with\_bert