

DETECCIÓN DE DEPRESIÓN USANDO DATOS MULTIMODALES

Equipo 4 - Gerardo Silva, Donaldo Salazar, Victor Villarreal, Ricardo Ramírez

INTRODUCCIÓN

En los últimos años se ha descubierto que la depresión va más allá de sentirte triste, es un estado mental que afecta cómo piensas y cómo te sientes. Esta consiste en múltiples niveles y normalmente entre sus principales síntomas se encuentran: fuerte sentimiento de tristeza y pérdida de motivación. Nuestro proyecto tiene como objetivo recolectar información de la red social Instagram para desarrollar un modelo que pueda detectar posibles casos de depresión mediante un análisis del texto e imagen de una publicación.

MÉTODOS

Para generar el set de datos se llevó a cabo la técnica de web-scraping en la red social Instagram utilizando Selenium. Se recolectó el URL de la imagen y el texto del encabezado de una serie de publicaciones filtradas por hashtag etiquetando con 1 aquellas con un tono depresivo y con 0 aquellas con un tono no depresivo. A continuación se muestra un ejemplo del set de datos:

image	caption	depression
https://instagram.fntr6-1.fna.fbcdn.net/v/t51...	→ follow me @yeasad for more edits 💜	1
https://instagram.fntr6-3.fna.fbcdn.net/v/t51...	😭😭😭😭.....#cry #crying #cryingquotes #cryingquot...	1
https://instagram.fntr6-1.fna.fbcdn.net/v/t51...	NEVER! 🙏😭 Please like and save! 🙏 Follow @deep_....	1

Una vez generado el dataset multimodal este se preparó para su futuro procesamiento, se limpiaron los textos removiendo las palabras vacías, hashtags, emojis, se cambiando todos los números por 0, los URL se intercambiaron por "url", los @username por "username", aunado a esto, se extrajeron todas las imágenes de los URL y se aplicó normalización tanto en tamaño como en resolución.

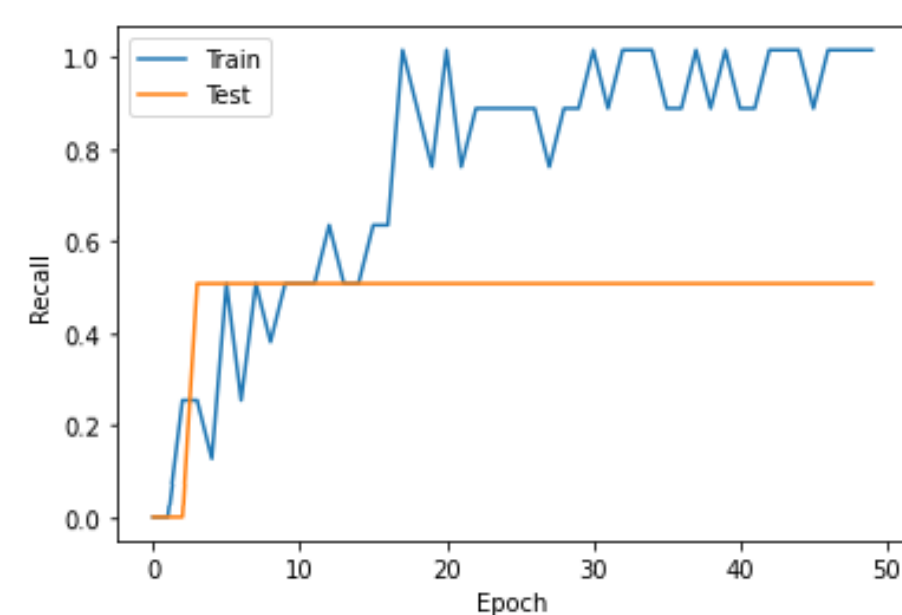
Debido a que el idioma de las publicaciones en el dataset era muy variado, se normalizó traduciendo todo al inglés con Googletrans. Después, se llevó a cabo word embedding de los textos usando GloVe y se codificaron las características de las imágenes con sus valores HSV (Hue, Saturation, Value) para así poder llevar a cabo el desarrollo de un modelo con early fusion que analice las características de ambos elementos.

El modelo está conformado por una una capa de embedding, una capa de SpatialDropout1D con una razón de 0.1, una capa de LSTM con 10 unidades, dropout de 0.5 y dropout recurrente de 0.5, una capa Dropout con rate de 0.2, y una capa densa de 1 unidad con función de activación sigmoid.

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_4 (InputLayer)	[(None, 30)]	0
tf.compat.v1.nn.embedding_lo (None, 30, 300)		0
spatial_dropout1d_3 (Spatial (None, 30, 300)		0
bidirectional_3 (Bidirection (None, 20)		24880
dropout_3 (Dropout)	(None, 20)	0
dense_3 (Dense)	(None, 1)	21
Total params: 24,901		
Trainable params: 24,901		
Non-trainable params: 0		

RESULTADOS

El modelo se compiló con un optimizador Adam, una función de perdida "binary crossentropy", y como métrica se decidió por utilizar la exhaustividad. El resultado del comportamiento del modelo se graficó como se puede ver a continuación.



CONCLUSIONES

Los resultados nos mostraron un caso de overfitting y que al utilizar los datos de test se obtuvo una exhaustividad de aproximadamente 0.55. Descubrimos que solamente utilizar Instagram como fuente de los datos no resulta muy efectivo en investigaciones como esta con ambientes no controlados. Muchos datos de posts recolectados resultaron ser de influencers y páginas depresivas o motivacionales que no representan verdaderamente a un usuario promedio con el cual pudiéramos trabajar un mejor modelo.