Hito 3: Análisis de sentimiento en Tweets relacionados con Covid-19

Nicolás Herrera - Yesenia Marulanda - Franco Migliorelli
Samuel Sánchez - Sebastián Urbina
Grupo 11

06 de Enero de 2021
CC5206 - Introducción a la Minería de Datos

AGENDA

1. Introduccion
2. Preguntas/hipotesis
3. Metodologia.
4. Experimentos y resultados.
    - 4.1. Análisis exploratorio de los datos.
    - 4.2. Preprocesamiento.
    - 4.3. Vectorización de comentarios.
    - 4.4. Predicción sobre un nuevo dataset.
5. Analisis futuros.

1. Introducción

Motivación

1. INTRODUCCIÓN

¿Por qué?

+23%

tweets diarios en primer trimestre 2020

* Twitter suma 166 millones de usuarios durante el Coronavirus. (2020, 3 junio). REBOLD, Data-Driven Marketing & Communication. https://letsrebold.com/es/blog/twitter-suma-166-millones-de-usuarios-frente-al-coronavirus/#:%7E:text=Asimismo%2C%20Twitter%20comunic%C3%B3%20en%20la,el%20primer%20trimestre%20de%202019.

1. INTRODUCCIÓN

Información en tiempo real

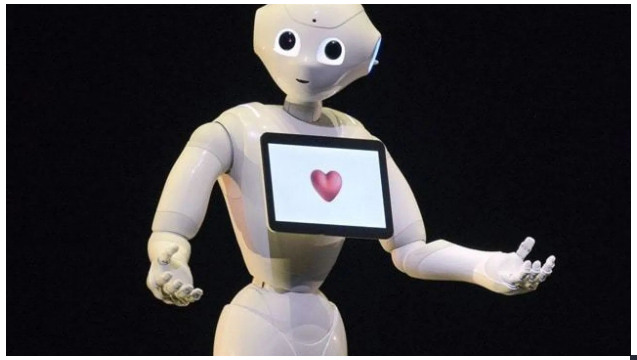
Diferentes localidades

Percepciones sobre temas específicos

Aplicación herramienta minería de datos

Importancia

- Demostrar que los algoritmos computacionales pueden clasificar subjetivamente al lenguaje natural.
- Demostrar que la clasificación automática puede estar muy cerca de una clasificación manual.



1. INTRODUCCIÓN

Objetivos

- Identificar cómo se relaciona el sentimiento identificado con el contexto país .
- Identificar palabras que son clave a la hora de categorizar el sentimiento.
- Establecer algoritmos para predecir sentimientos de forma sistematizada.
- Entrenar modelos de clasificaciòn en base a tweets usando un dataset de entrenamiento y un dataset de evaluación.

2. Hipótesis y preguntas

Objetivos del proyecto.

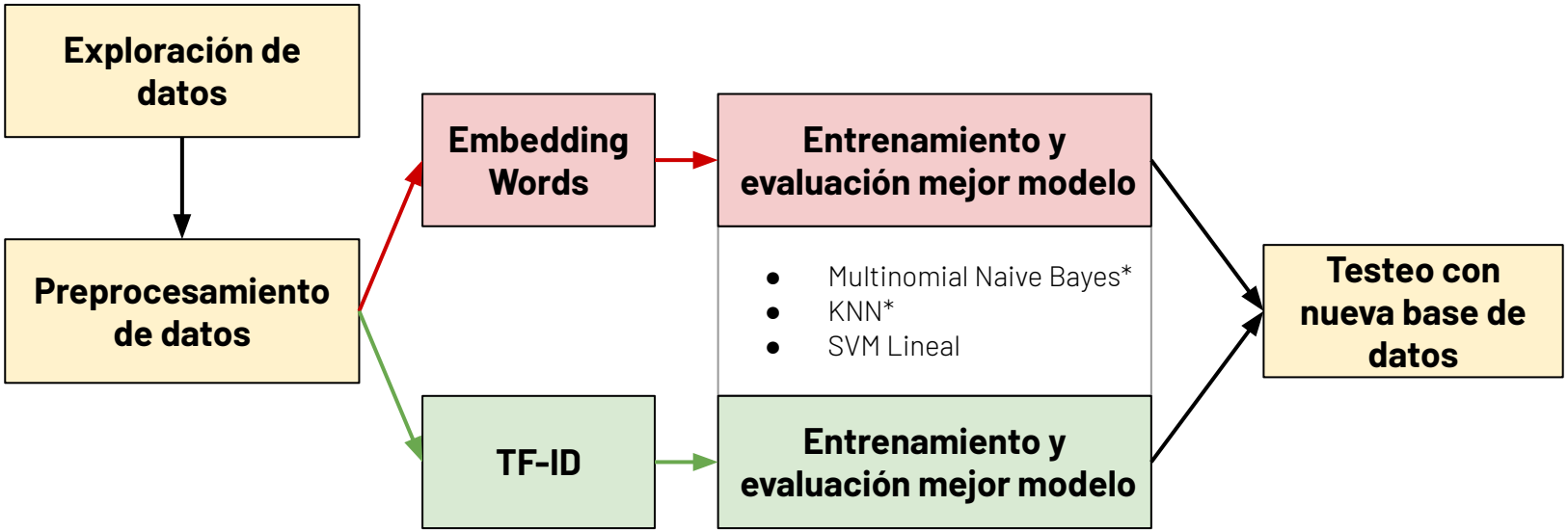
Preguntas/hipotesis

1. ¿El sentimiento general sobre el COVID-19 varía por la localidad registrada?
2. Dada las características del COVID-19 y sus consecuencias, más del 50% de los tweets están asociados a un sentimiento negativo o extremadamente negativo.
3. ¿Existe una variación en el sentimiento de los comentarios al avanzar los días? ¿Cómo se relaciona con la evolución de nuevos casos?
4. Los sentimientos de una nueva base de datos pueden ser definidos a partir de un clasificador entrenado con una base de datos previa.

3. Metodologia

Propuesta experimental.

3. Metodología



4. Experimentos y resultados.

Desarrollando el análisis.

4.1. Exploración de datos

Conociendo y analizando BBDD

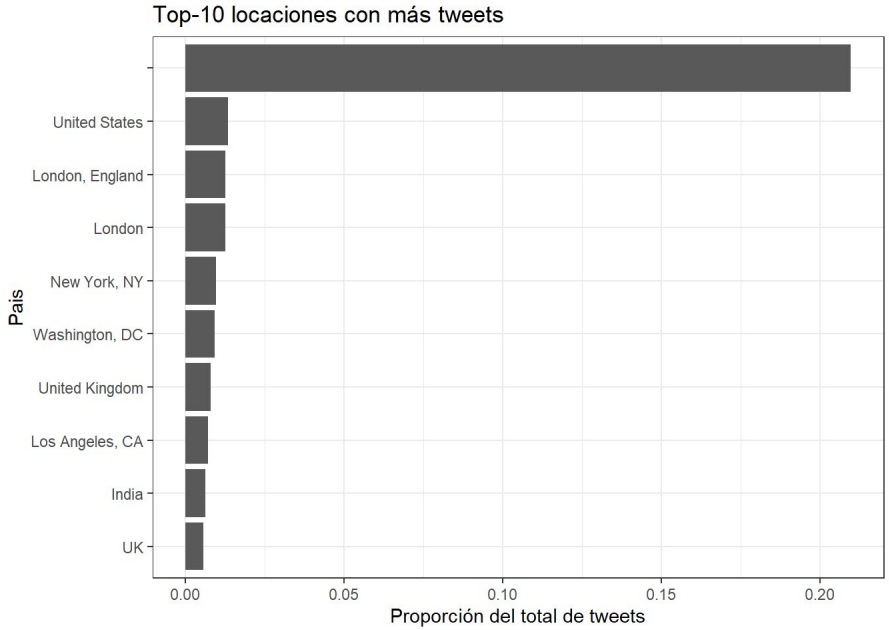
4.1. Descripción de la Base de datos

44955 tweets relacionados con el tema COVID 19.

- Atributos
  - Fecha de publicación (2 de marzo - 14 de abril)
  - Identificador de usuario
  - Localización del usuario (opcional)
    - Ciudad, País, Estado
  - Sentimiento asignado al Tweet (manual)

4.1. Descripción de la Base de datos

Países y ciudades con más tweets asociados

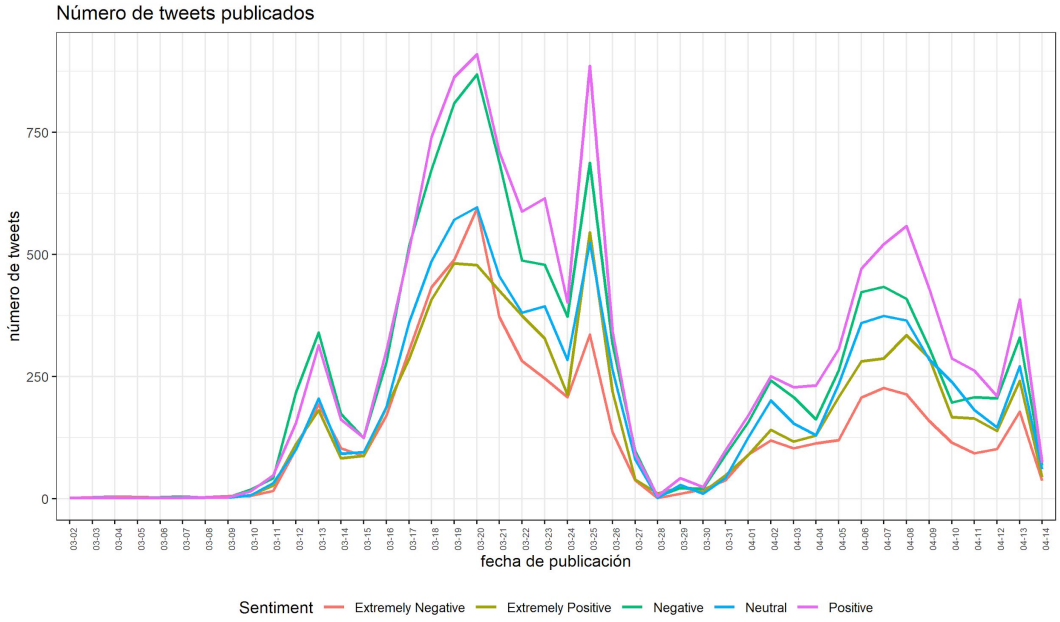


- ~20% no registra localidad.
- Datos agregados a nivel de ciudad y/o países

Resuelve P1.

4.1. Descripción de la Base de datos

Evolución de sentimientos en Twitter Mar - Abr 2020

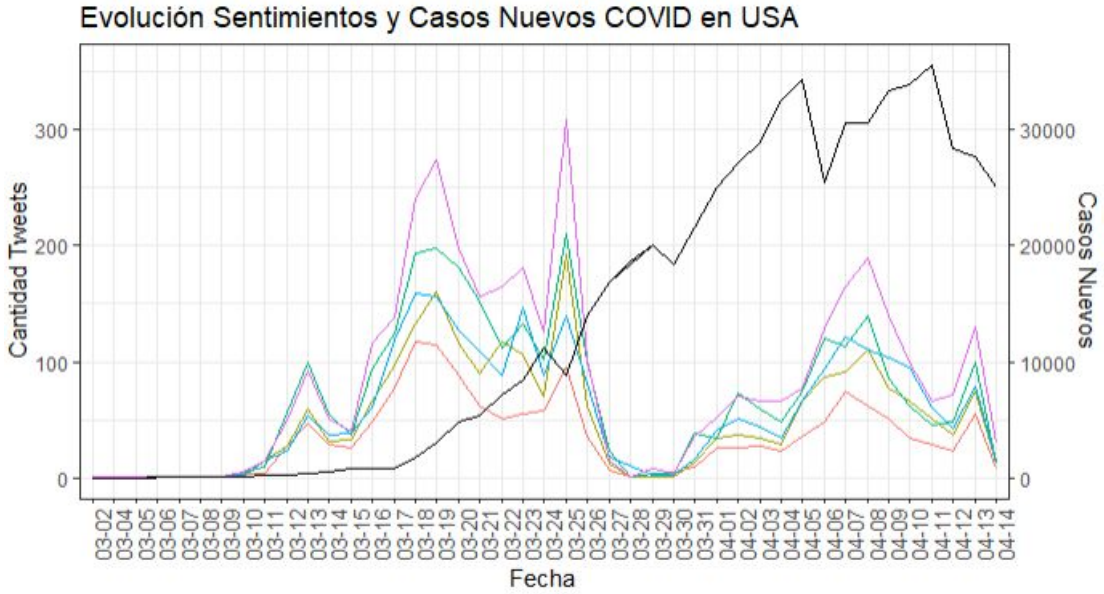


- Preponderancia "Positive" y "Negative"
- "Extremely Negative" menos común

Resuelve P2.

4.1. Descripción de la Base de datos.

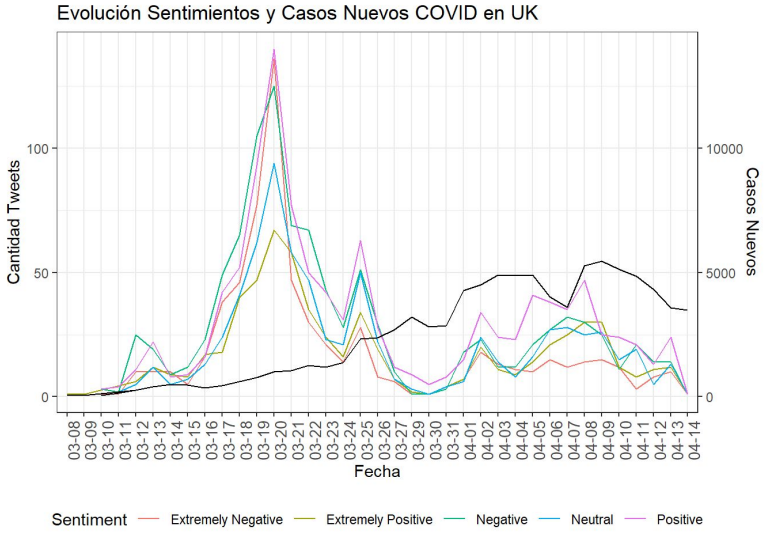
Evolución de sentimientos y casos nuevos de Covid.

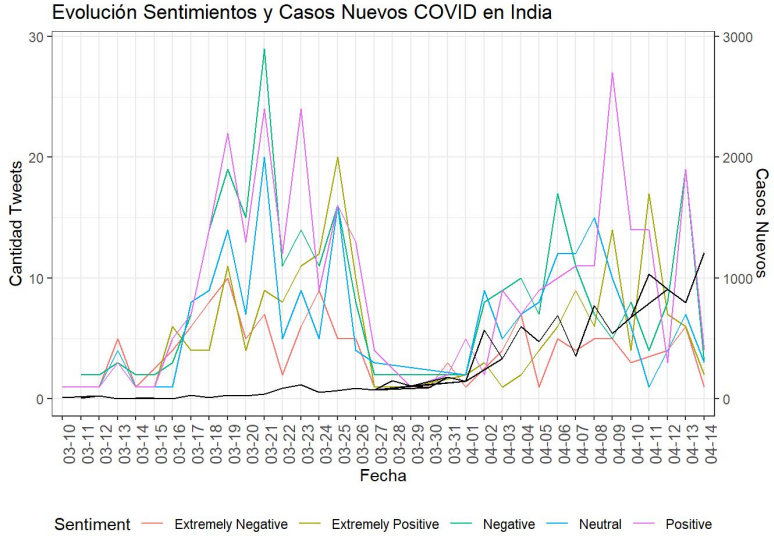


Resuelve P3.

4.1. Descripción de la Base de datos.

Evolución de sentimientos y casos nuevos de Covid.

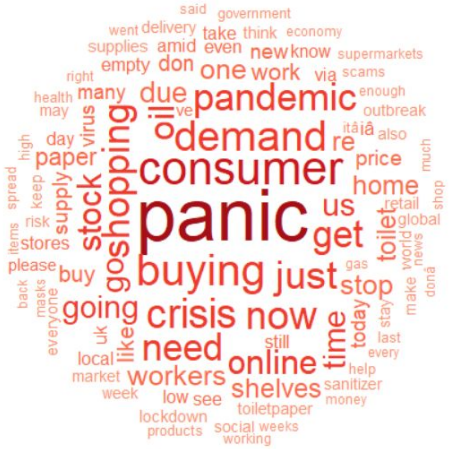




Resuelve P3.

4.1. Descripción de la Base de datos

Palabras más usadas en Twitter sobre COVID-19 Mar - Abr 2020



Negative + Extremely Negative

Neutral

Positive + Extremely Positive

4.2. Preprocesamiento

Limpieza.

4.2. Preprocesamiento de datos

- Remoción de notaciones propias de Twitter (#, RT y @)
- Remoción de palabras “vacías” del lenguaje (conectores, etc.)
- Consideración de Bigramas (nombres compuestos por dos palabras)(gensim).
- Eliminación de URLs e hipervínculos (www, com, etc)

4.2. Vectorización

Creación de columnas

4.2. Vectorización

Embedding Words (Word2Vec)

- Red neuronal con una capa oculta
- Predecir cada palabra cercana de cada término de un texto
- Obtener los pesos de la capa oculta
- Reducción de dimensionalidad: N_tweets x 200
- **Accuracy = 0.65 (SVM)**

TF-IDF

- TF = Frequency/total number of words in the document
- IDF = log(total number of documents/(Number of documents in which the word is present+1))
- Medida de importancia de la palabra
- N_tweets x 10758
- **Accuracy = 0.79 (SVM)**

4.4. Predicción

Aplicación del modelo al nuevo dataset.

4.4. Predicción

Información del nuevo dataset.

179108 tweets relacionados con el tema COVID 19.

- Atributos
  - Fecha de publicación (24 de julio - 30 de agosto)
  - Identificador de usuario
  - Localización del usuario (opcional)
    - Ciudad, País, Estado

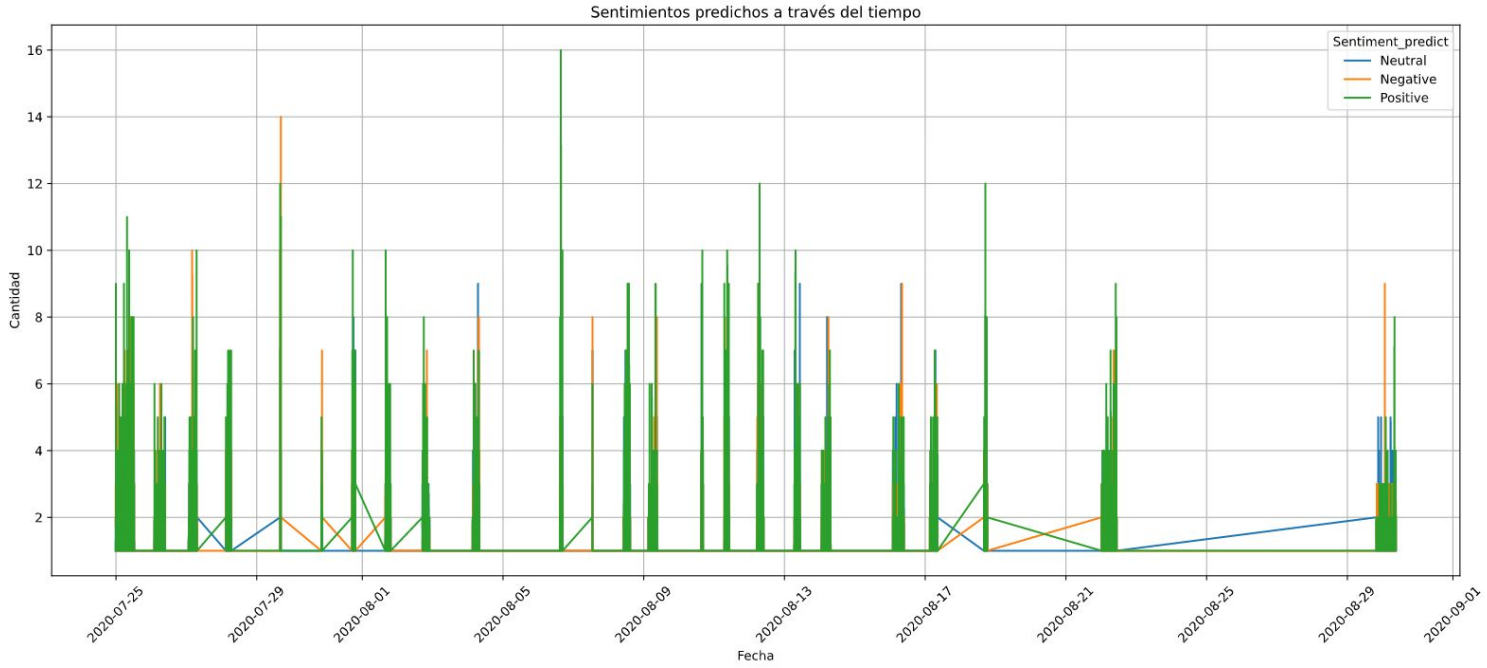
4.4. Predicción

Resultados de clasificación.

Predicción de sentimiento	Cantidad de Tweets	% sobre total de Tweets
Positivo	76.488	42,7%
Negativo	55.622	31%
Neutral	46.998	26,2%

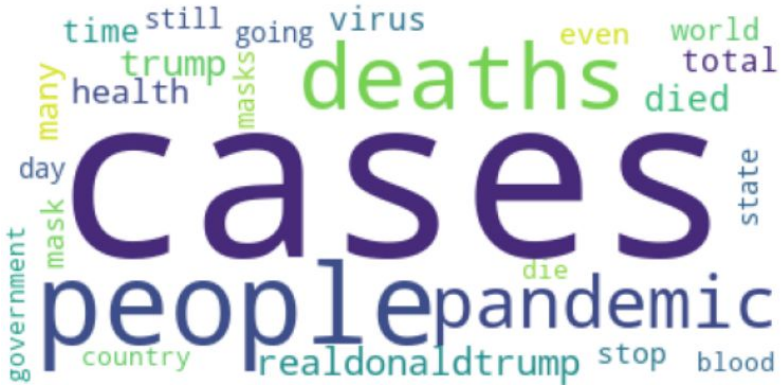
4.4. Predicción

Sentimientos predichos a través del tiempo.

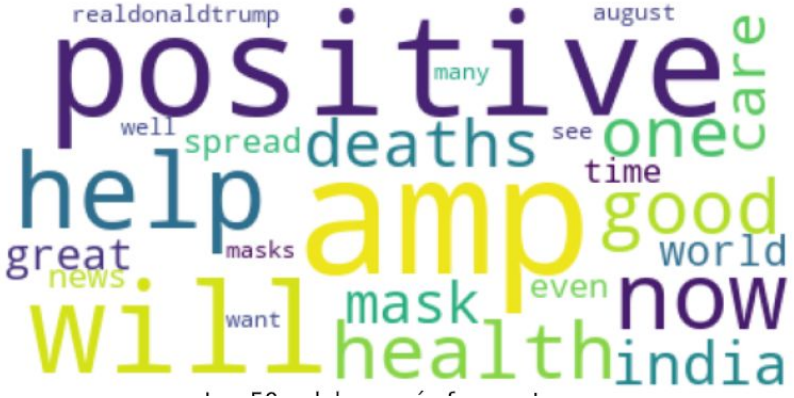


4.4. Predicción.

50 palabras más frecuentes.



Sentimiento Negativo



Sentimiento Positivo

4.4. Predicción.

Comparación de resultados.

Predicción de sentimiento	% sobre total de Tweets (2 de marzo - 14 de abril)	% sobre total de Tweets (24 de julio - 30 de agosto)
Positivo	43.6%	42,7%
Negativo	37.9%	31%
Neutral	18.5%	26,2%

Considerar poca representatividad de los tweets

- Aparente disminución de comentarios negativos y aumento de comentarios neutrales.

Resuelve P4.

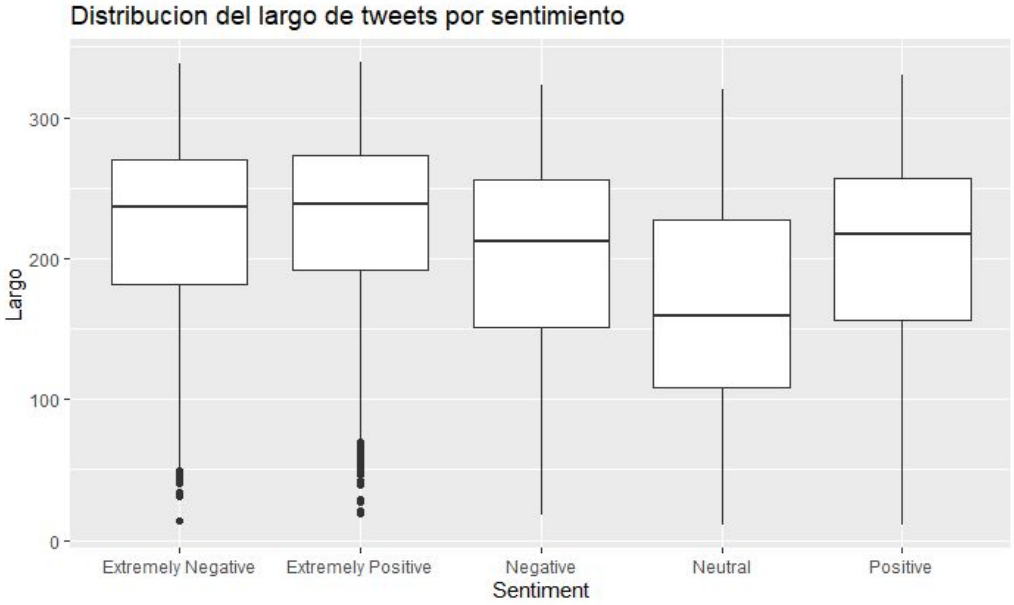
5. Direcciones futuras

5. Direcciones futuras.

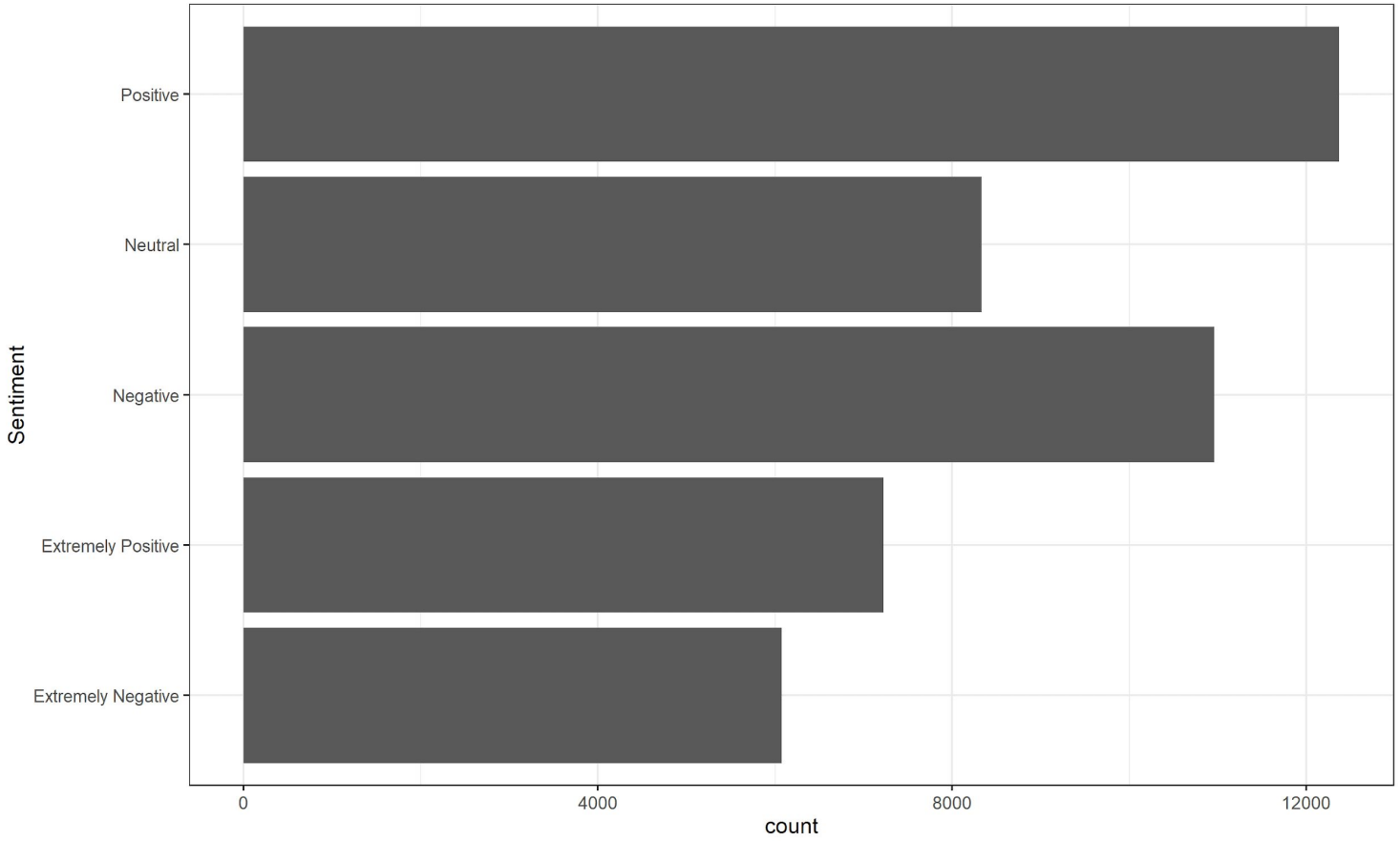
- Investigar más métodos para clasificar el lenguaje natural y comparar sus métricas con las métricas de los métodos enseñados en el curso.

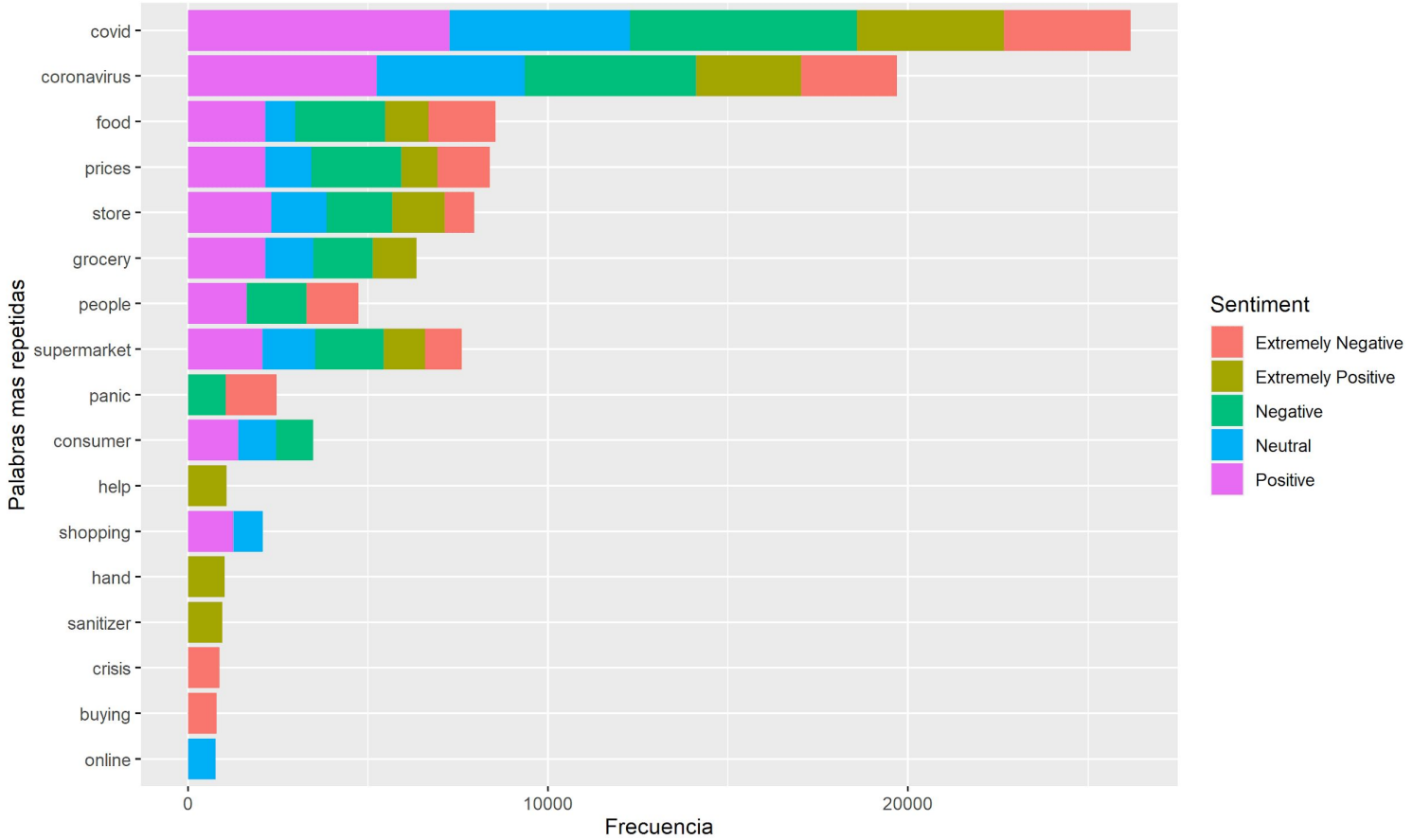
2. Descripción de la Base de datos

Diferenciación de la extensión del tweet por sentimiento registrado



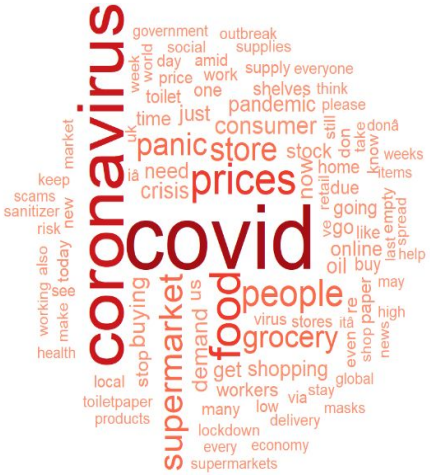
- Promedio general 200 palabras
- Hashtag incorporado en el tweet


Positive
Neutral
Negative
Extremely Positive
Extremely Negative
Sentiment
0
4000
8000
12000
count

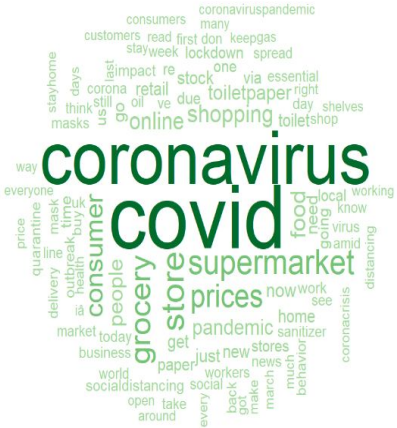

covid
coronavirus
food
prices
store
grocery
people
supermarket
panic
consumer
help
shopping
hand
sanitizer
crisis
buying
online
Palabras mas repetidas
0
10000
20000
Frecuencia
Sentiment
Extremely Negative
Extremely Positive
Negative
Neutral
Positive

Descripción de la Base de datos

Palabras más usadas en Twitter sobre COVID-19 Mar - Abr 2020

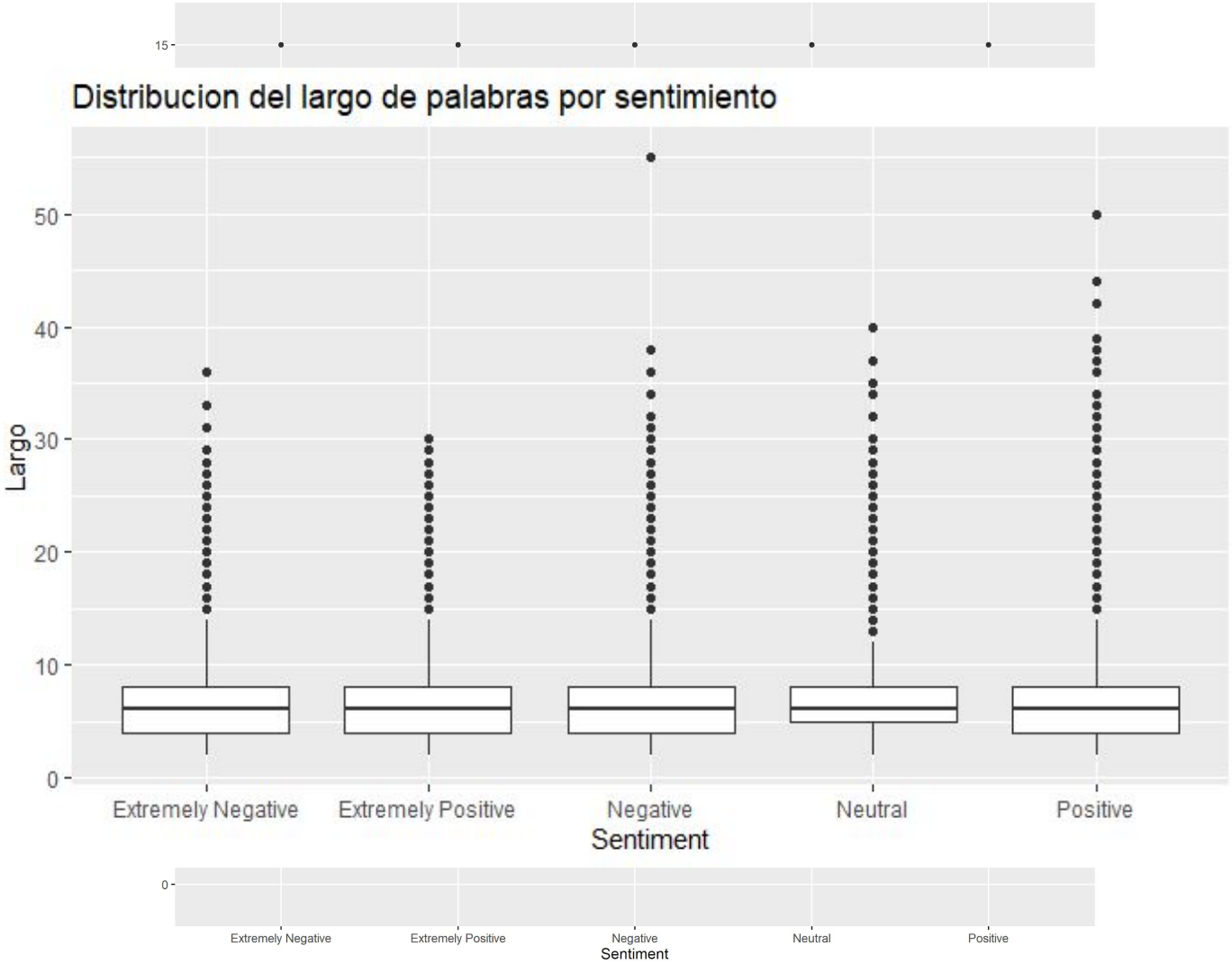


Negative + Extremely Negative



Neutral

Positive + Extremely Positive


Distribucion del largo de palabras por sentimiento
Largo
0
10
20
30
40
50
Extremely Negative
Extremely Positive
Negative
Neutral
Positive
Sentiment

3. Hipótesis y preguntas

Posibles objetivos del proyecto

Preguntas planteadas

1. ¿Los sentimientos mayormente expresados en los Tweets tienen relación con el contexto social del lugar desde donde son publicados?
2. Dada las características del COVID-19 y sus consecuencias, ¿más del 50% de los tweets están asociados a un sentimiento negativo o extremadamente negativo?.
3. ¿Podemos formular un clasificador que se pueda generalizar en base a los datos que tenemos?

Preguntas planteadas

4. ¿El sentimiento de los comentarios se ha visto modificado con respecto al tiempo transcurrido? ¿a antes del Covid?

5. ¿Se puede asociar un sentimiento a una palabra dependiendo de las otras palabras mencionadas en un tweet?

4. Próximos avances

Lo que nos falta

1. Tratar y agrupar localizaciones
2. Tratar palabras muy largas (hashtags)
3. Entrenar algoritmos de clasificación
4. Profundizar NLP

Metodología

- Tokenización
- Stop words + actualización de caracteres especiales
- Un string para cada tweet con datos “limpios”
- Se consideran Bigramas
- **OPCIÓN 1:** Creación de embeddings (explicar qué son y para qué sirven, permite identificar palabras más parecidas)
- Entrenamiento con embeddings
- Testeo de modelo con:
  - Multinomial Naive Bayes
  - KNN
  - SVM Lineal
- **OPCIÓN 2:** TF-ID
- Entrenamiento con matriz TF-ID
- Testeo de modelo con:
- Comparación de resultados del modelo (bajo accuracy), se elige el mejor para predecir **(SVM y TF-ID)**
- Predicción con otro data set