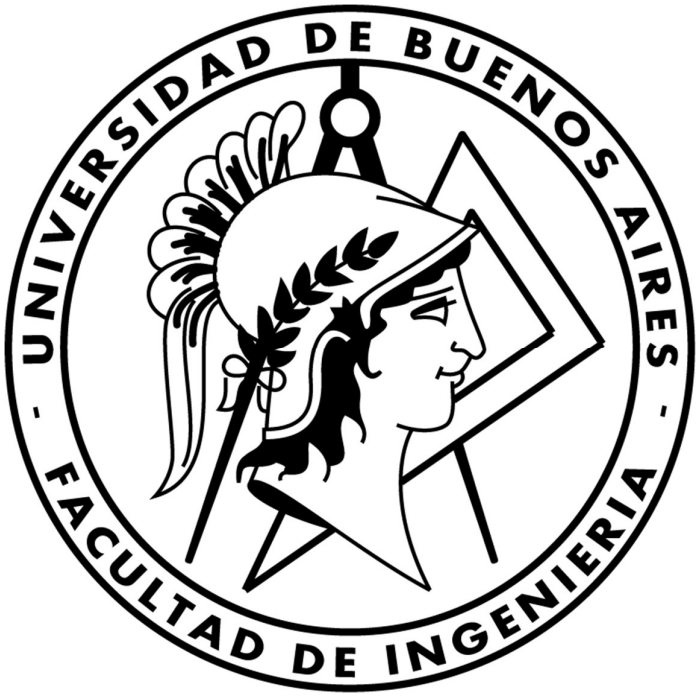


UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES

FACULTAD DE INGENIERÍA

75.06 Organización de Datos

Trabajo Práctico 1

Primer Cuatrimestre de 2020

Grupo 27

Joaquin Lopez Saubidet	99252
Santiago Tadini	104439
Tomas Sabao	99437
Zugna, Federico	95758

Link de GitHub: https://github.com/tomasSabao/Organizacion_de_datos_tp1

Índice

1. Introduccion

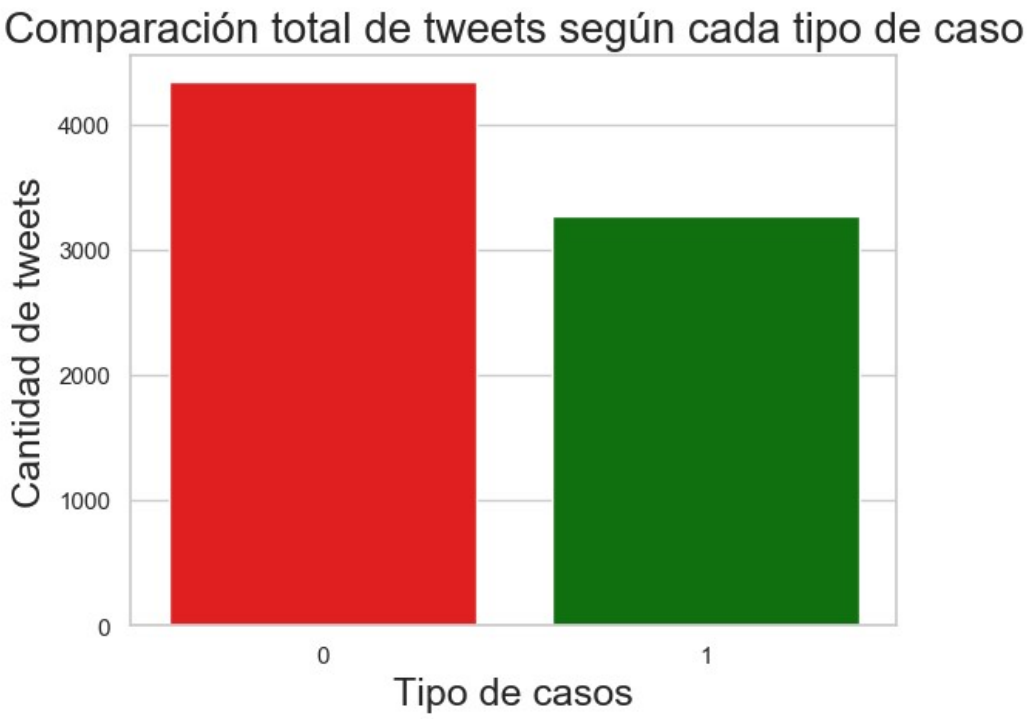
Este informe se encarga de analizar los datos sobre un conjunto de los tweets del set de datos de la competencia: https://www.kaggle.com/c/nlp-getting-started.

- `id` - identificador unico para cada tweet
- `text` - el texto del tweet
- `location` - ubicación desde donde fue enviado (podría no estar)
- `keyword` - un keyword para el tweet (podría faltar)
- `target` - en train.csv, indica si se trata de un desastre real (`1`) o no (`0`)

El objetivo del primer TP es realizar un análisis exploratorio del set de datos. Queremos ver qué cosas podemos descubrir sobre los datos que puedan resultar interesantes. Estas cosas pueden estar relacionadas al objetivo del TP2 (predecir si un cierto tweet es real o no) o no, ambas son de interés.

2. Informe

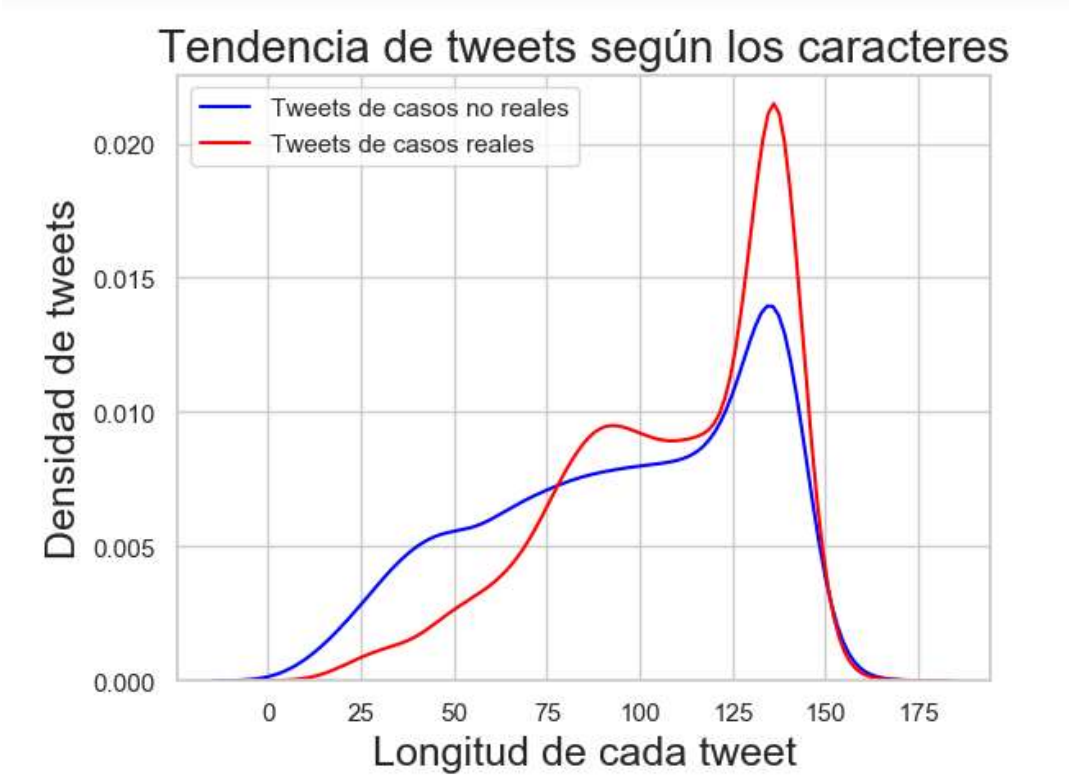
Dentro del archivo podemos ver como cada uno de los tweets presentes tienen un campo target que nos indica si es un caso real o no lo es. De todo el set de datos, comparamos la cantidad de tweets que hay para cada caso.



Se puede observar que hay una mayor cantidad de tweets acerca de casos no reales. En un 57% del total de los tweets son de casos no reales, y por consecuencia, un 43% son casos reales.

Se sabe que la cantidad máxima de caracteres por cada tweet es de 280 caracteres. El promedio de longitud de todos los tweets es de 101 caracteres aproximadamente.

Se puede ver que los tweets que tienen entre aproximadamente 80 caracteres y 150 son en los que predominan los casos reales, en cambio cuando es menor a 75 caracteres y mayor a 150 caracteres la mayoría de tweets son de casos no reales



Pues tanto los tweets con menor (7 caract.) longitud como el mayor (163 caract.) se corresponden a tweets de casos no reales.

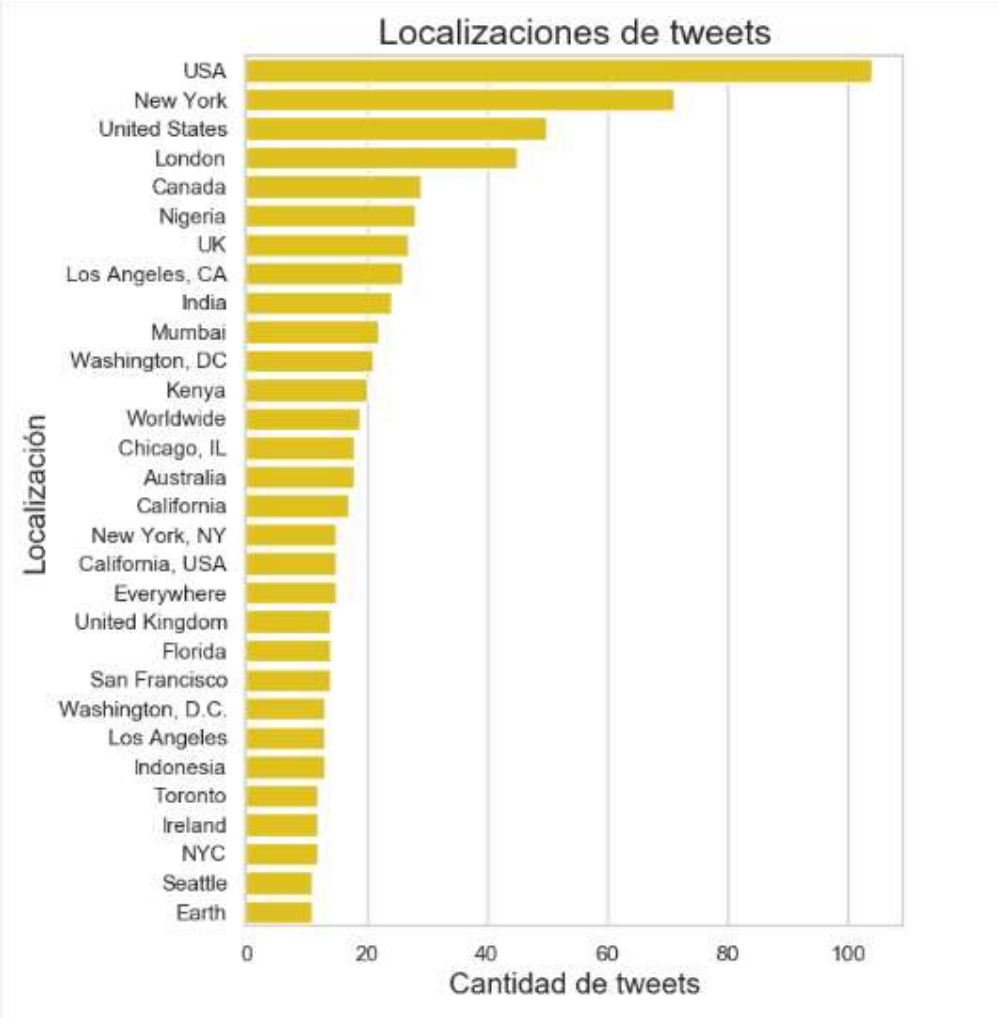
Acá podemos ver como las palabras más usadas en cada tweet

Se puede observar que se desctacan las palabras fire, report, old, land, etc. Esto puede llegar a ser por las tipos de palabras para describir algún desastre que la gente está observando o hacerle creer (casos falsos) que es lo que está sucediendo.

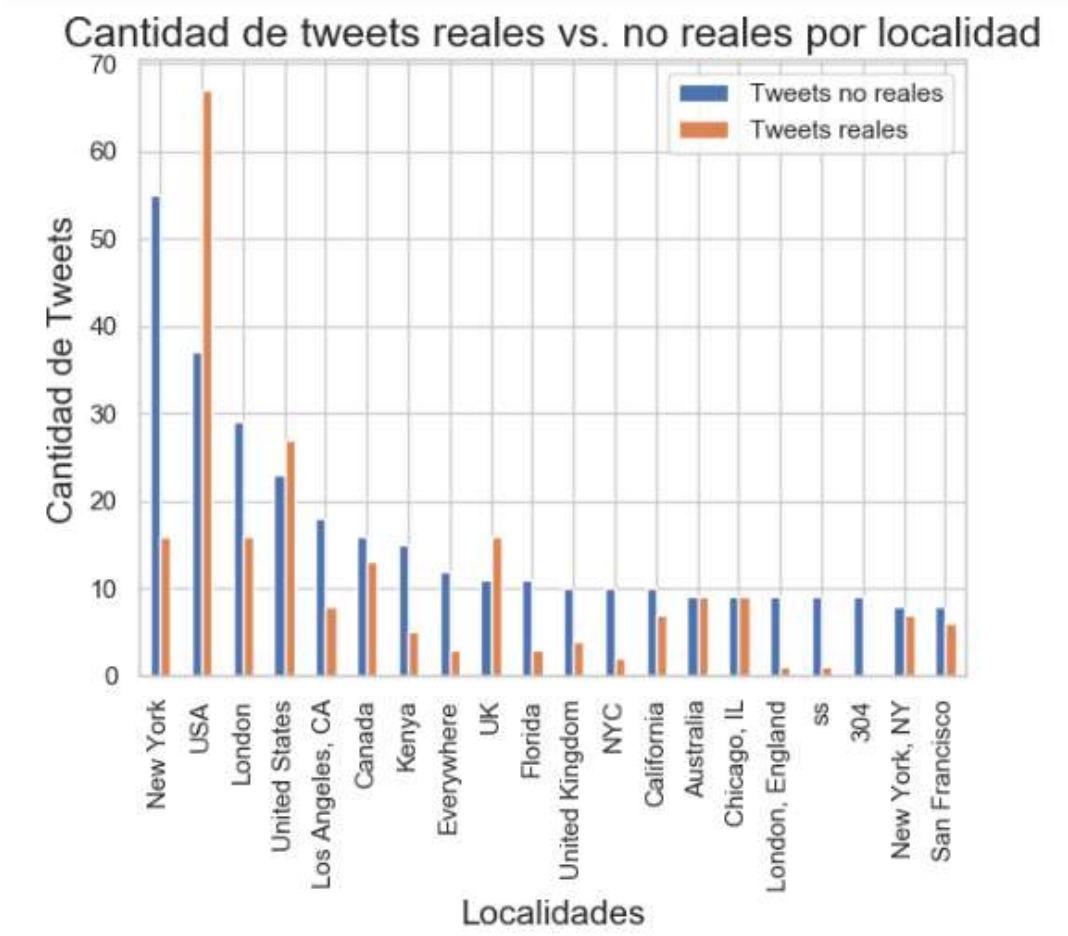
También se puede ver la cantidad de palabras por tweets, predominan los tweets que están entre 10 y 20 palabras.

Obs: Se considera palabra a todo lo que esté precedido de un espacio.

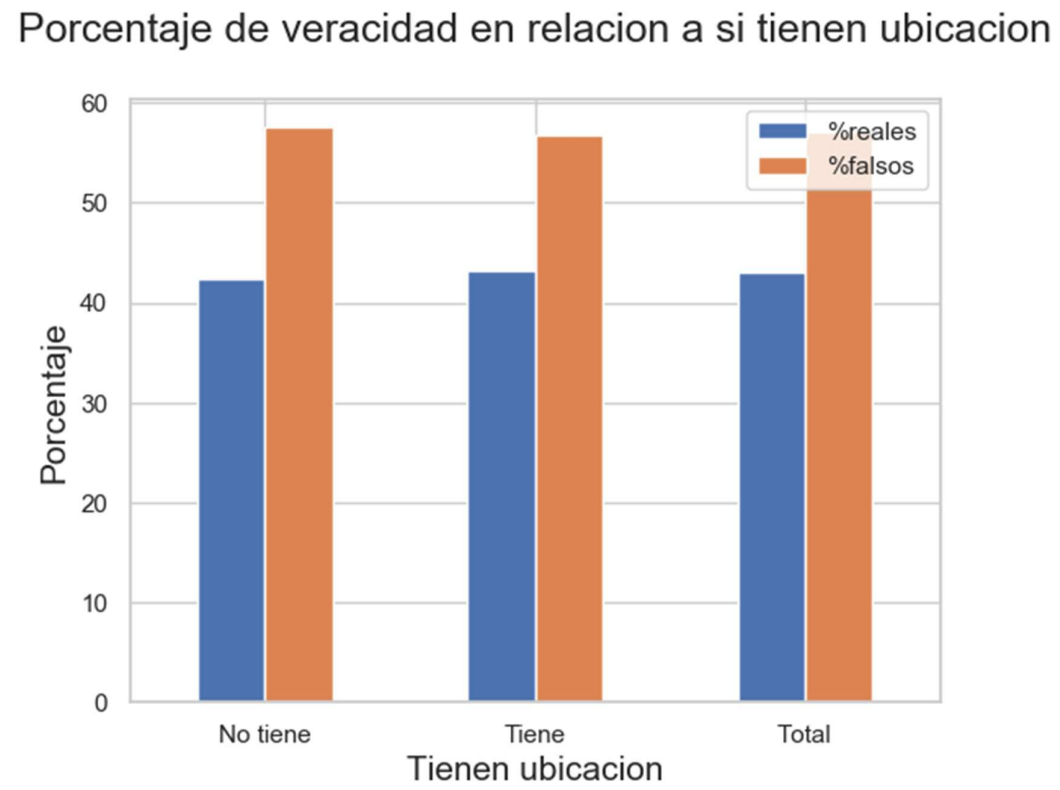
Del archivo de tweets tenemos la localización de algunos de estos, por lo que nos fijamos de donde vienen cada uno de estos y notamos que la mayoría fueron realizados en Estados Unidos, pues los tres primeros valores son Usa, United States y New York. También se observa que de los primeros 30 lugares de donde hay mayor cantidad de tweets realizados, el 50% son ciudades de EEUU.



Pero a la vez, separando los casos reales de los no reales, solo en algunos países se logra tener una mayor cantidad de tweets acerca de casos reales.



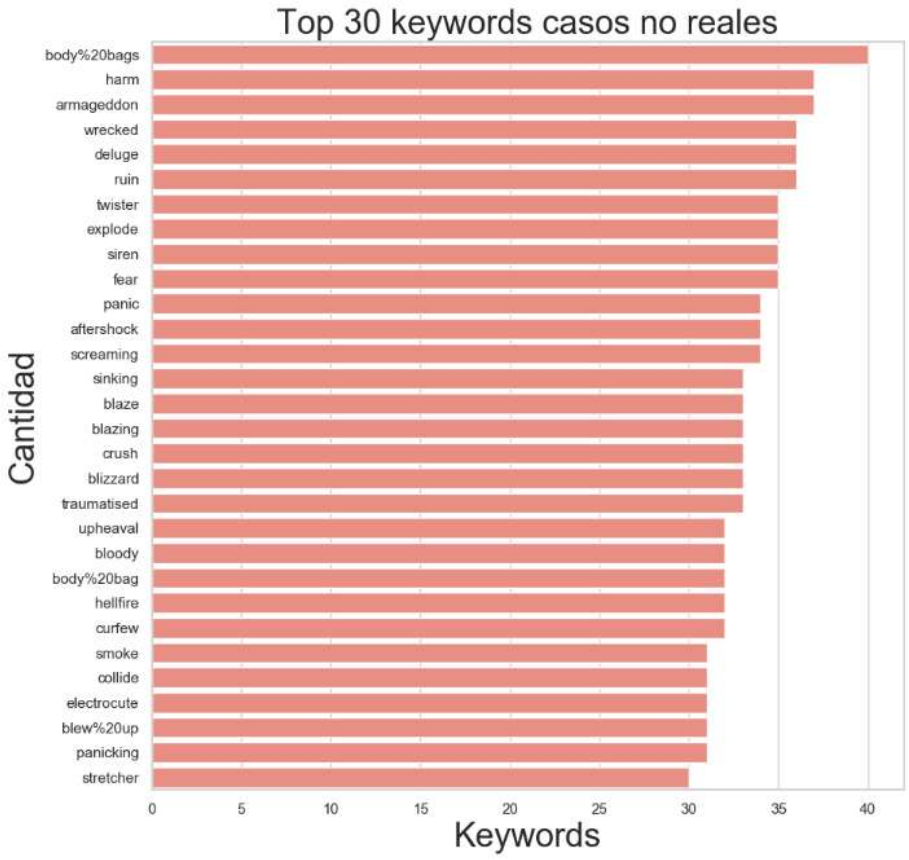
Haciendo un análisis de la veracidad de los tweets en relación a si tienen ubicación se observa el siguiente gráfico.

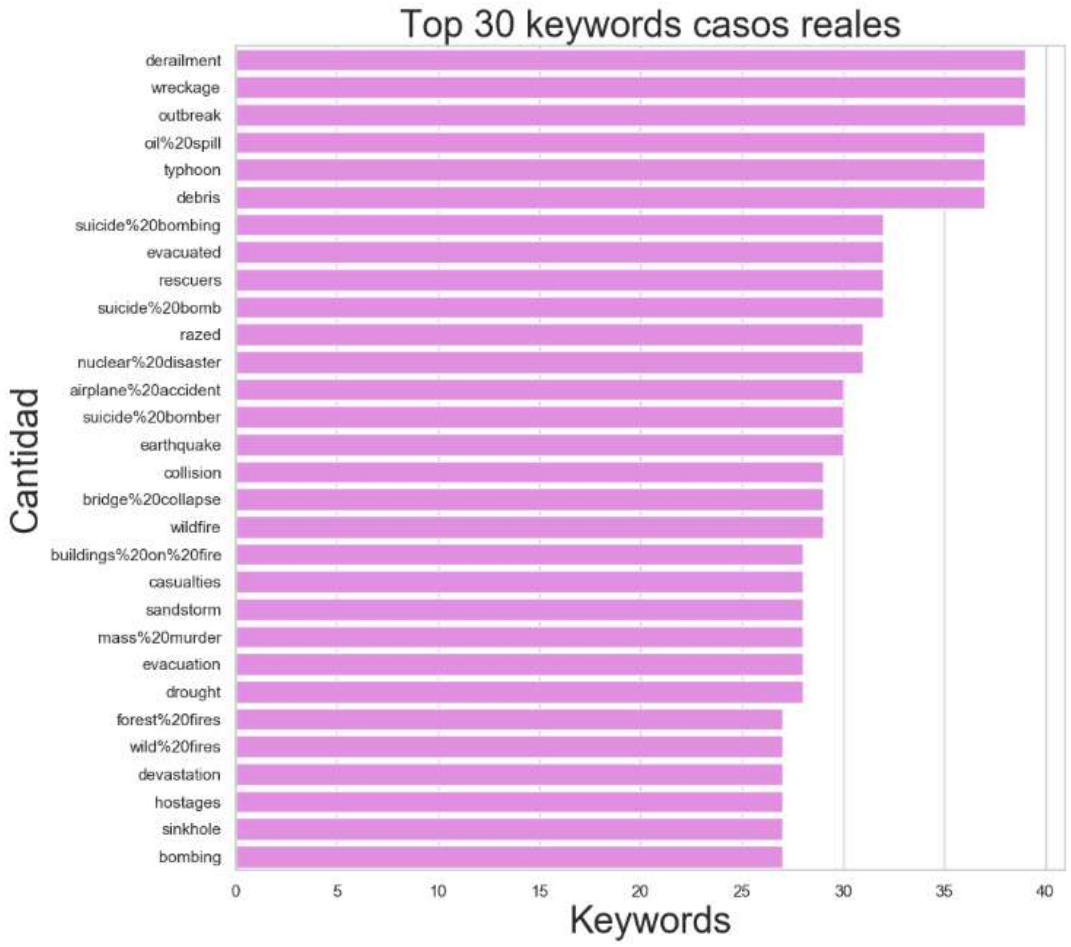


Se puede ver que no hay relación entre si tienen ubicación y su veracidad. El porcentaje de tweets reales se mantiene casi constante en ambos casos.

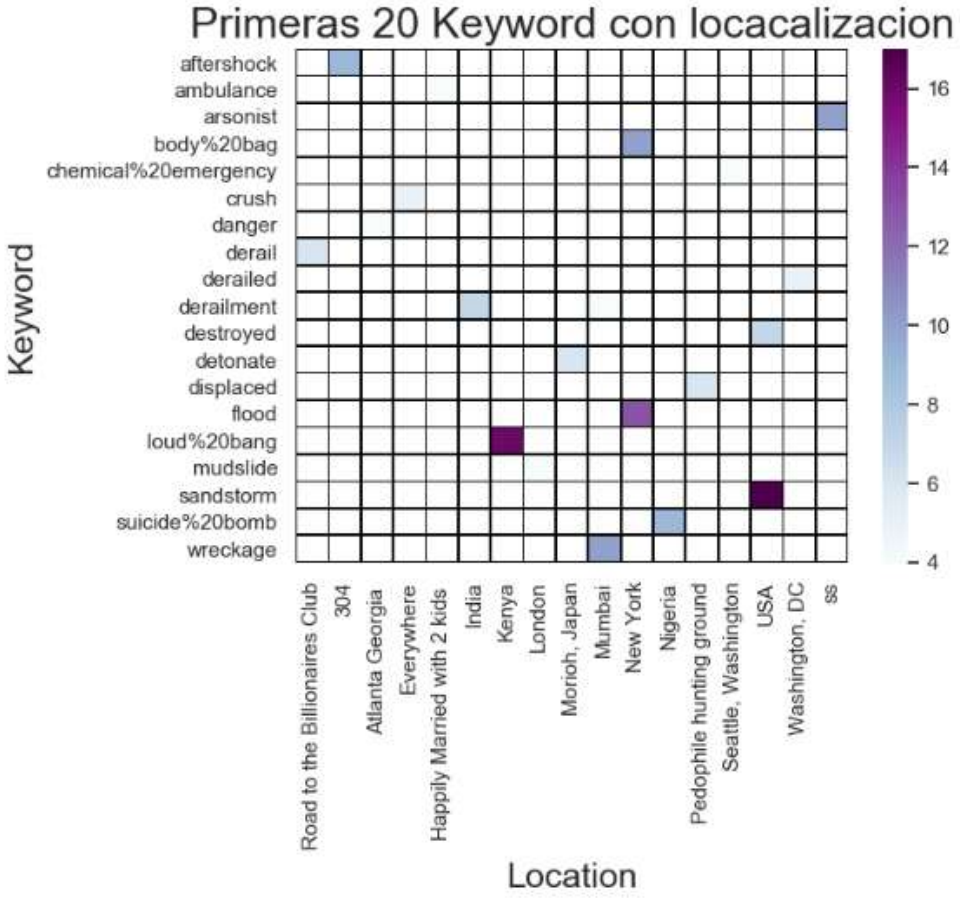
Separando las keywords de los casos reales y no reales, ninguna keyword está dentro del top 30 en ambos casos, siempre pertenece a algún grupo más fuerte que al otro.

También se puede notar que siempre las primeras 6 keywords de cada grupo están por encima de las 35 repeticiones:



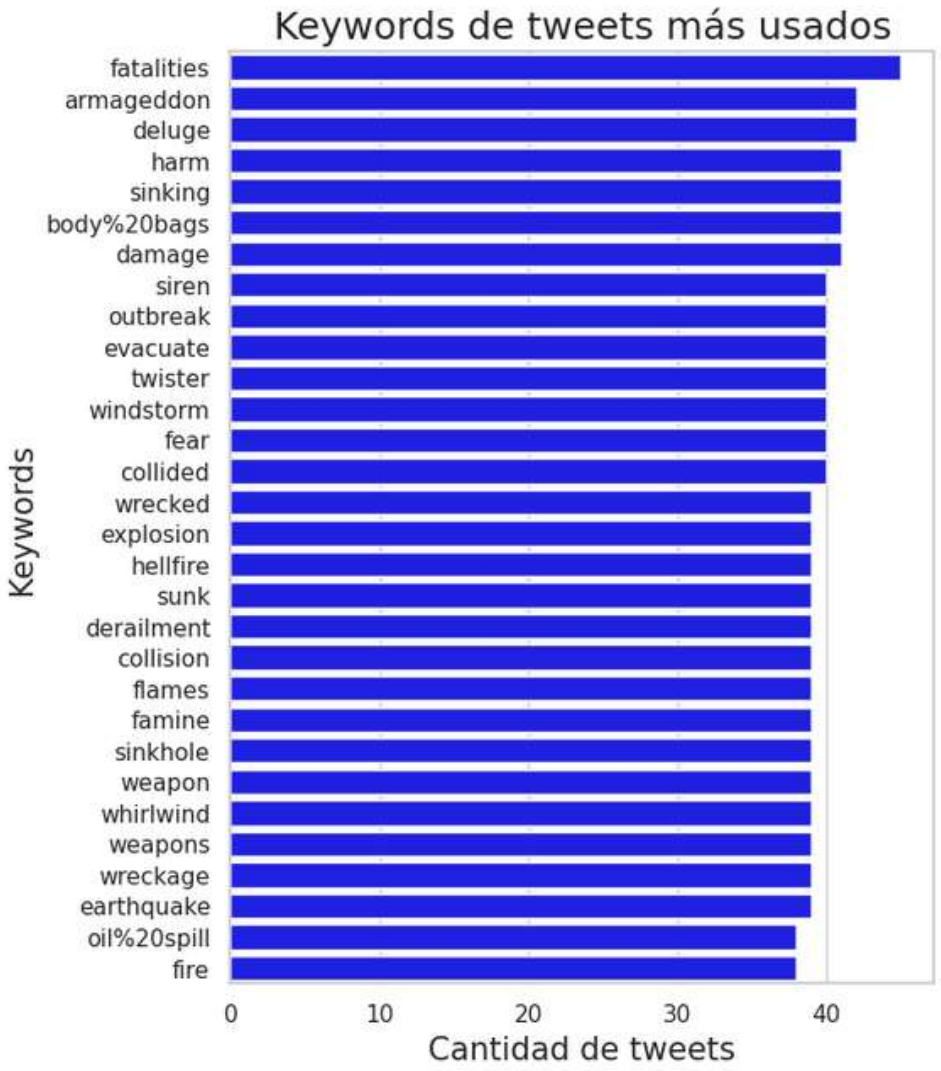

Top 30 keywords casos reales
derailment
wreckage
outbreak
oil%20spill
typhoon
debris
suicide%20bombing
evacuated
rescuers
suicide%20bomb
razed
nuclear%20disaster
airplane%20accident
suicide%20bomber
earthquake
collision
bridge%20collapse
wildfire
buildings%20on%20fire
casualties
sandstorm
mass%20murder
evacuation
drought
forest%20fires
wild%20fires
devastation
hostages
sinkhole
bombing
Cantidad
0
5
10
15
20
25
30
35
40
Keywords

Para las keyword en cada localidad, solo en la localización USA hay dos palabras con dentro del top 20 de keywords. También se puede ver que hay localizaciones que no son ciudades o países, y tienen un numero bajo de repeticiones de la misma keyword, por lo que se puede pensar que es la misma persona o gente cercana a esta.

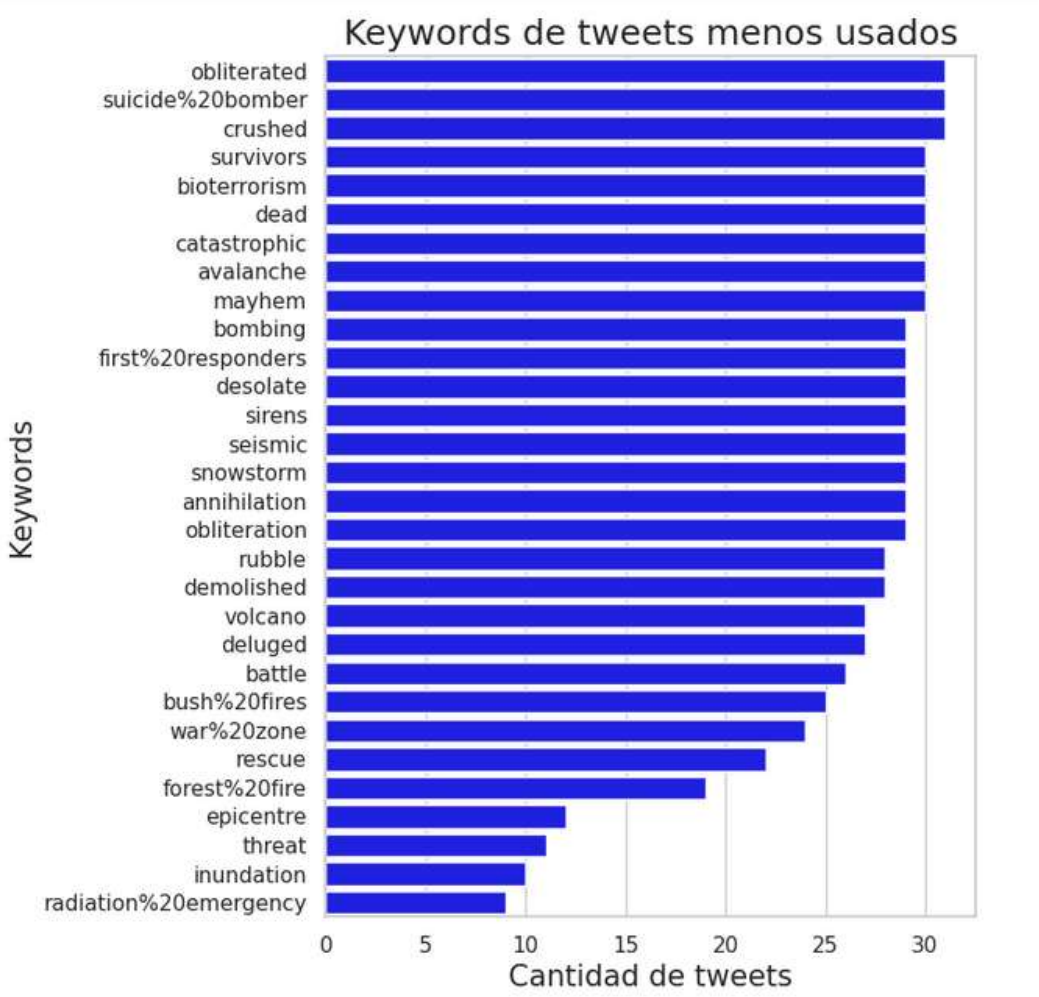


El set de datos analizado posee un campo llamado keyword. Analizamos este campo:

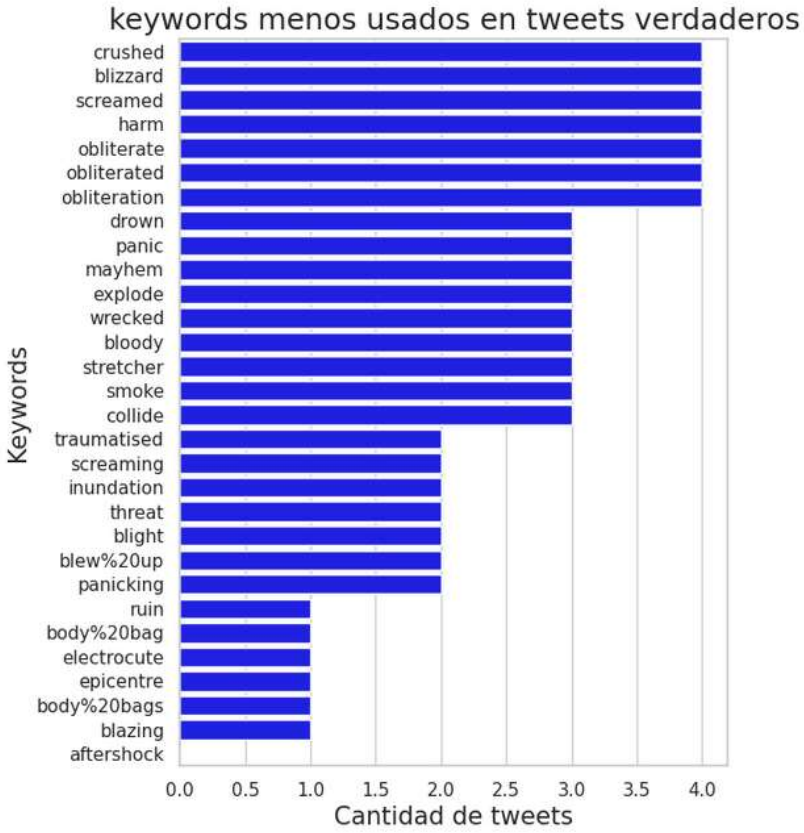
Hay 221 keywords únicos en nuestro set de dato. Nos interesa saber la distribución de los mismos, para ello contamos la cantidad de apariciones de cada uno. Mostramos los 30 keywords mas y menos usados.



La distribución de los keywords es bastante uniforme entre aquellos que más apariciones tuvieron, como puede verse, rondando las 40 apariciones.



Anteriormente habíamos calculado cuáles eran los 30 keywords que más aparecían para casos reales. Vamos a analizar cuáles son los 30 keywords que menos aparecen en casos reales:


keywords menos usados en tweets verdaderos
crushed
blizzard
screamed
harm
obliterate
obliterated
obliteration
drown
panic
mayhem
explode
wrecked
bloody
stretcher
smoke
collide
traumatised
screaming
inundation
threat
blight
blew%20up
panicking
ruin
body%20bag
electrocute
epicentre
body%20bags
blazing
aftershock
Keywords
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
2.5
3.0
3.5
4.0
Cantidad de tweets

Se quiere ver si hay una correlación entre las palabras usadas en un tweet y si este es real o no. Para esto se determino un coeficiente de veracidad establecido como :

$$coeficientedeveracidad = \frac{aparicionesentweetsverdaderos}{aparicionestotalesentweets}$$

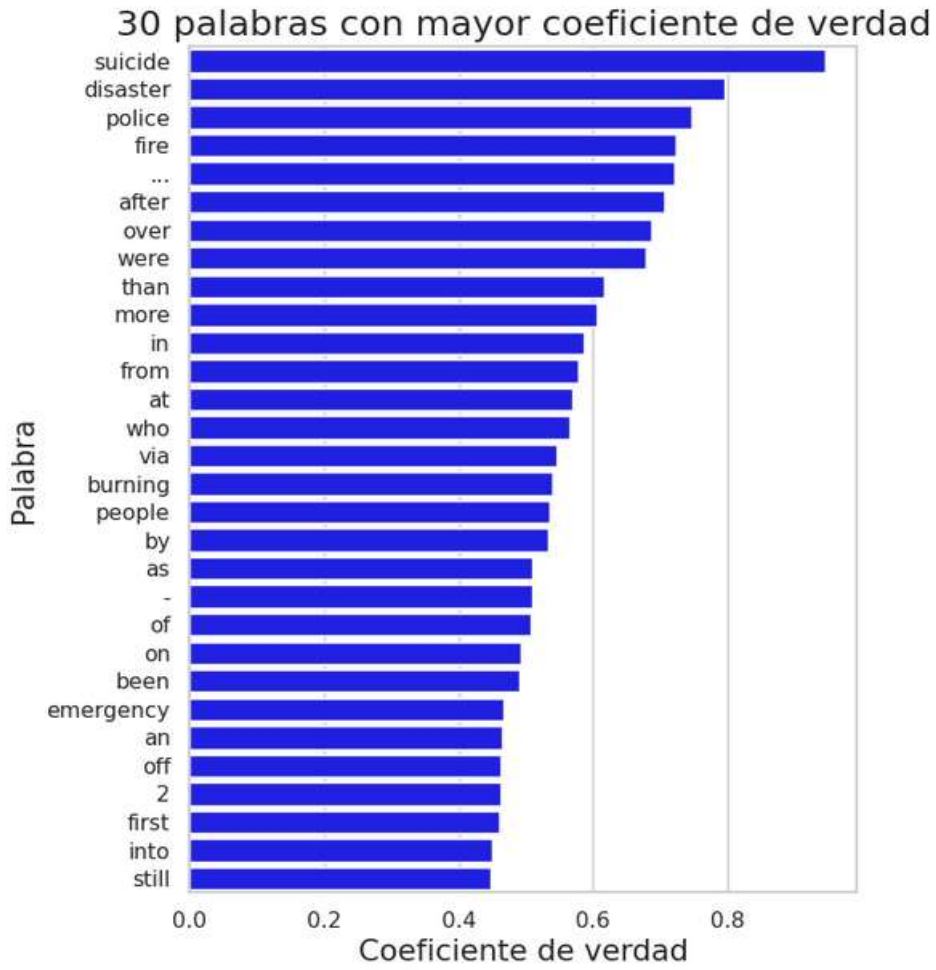
Dado que no todos los usuarios de twitter escriben una misma palabra de la misma manera, se pueden encontrar duplicados de una misma palabra (ejemplo: tweet y TweeT), tomando esto en cuenta, se pasa cada palabra a minúscula y se procede a calcular su cantidad de apariciones de acuerdo al target del tweet. Una vez realizado esto, nos quedan 27983 palabras únicas, cada una de las cuales posee un coeficiente asociado.

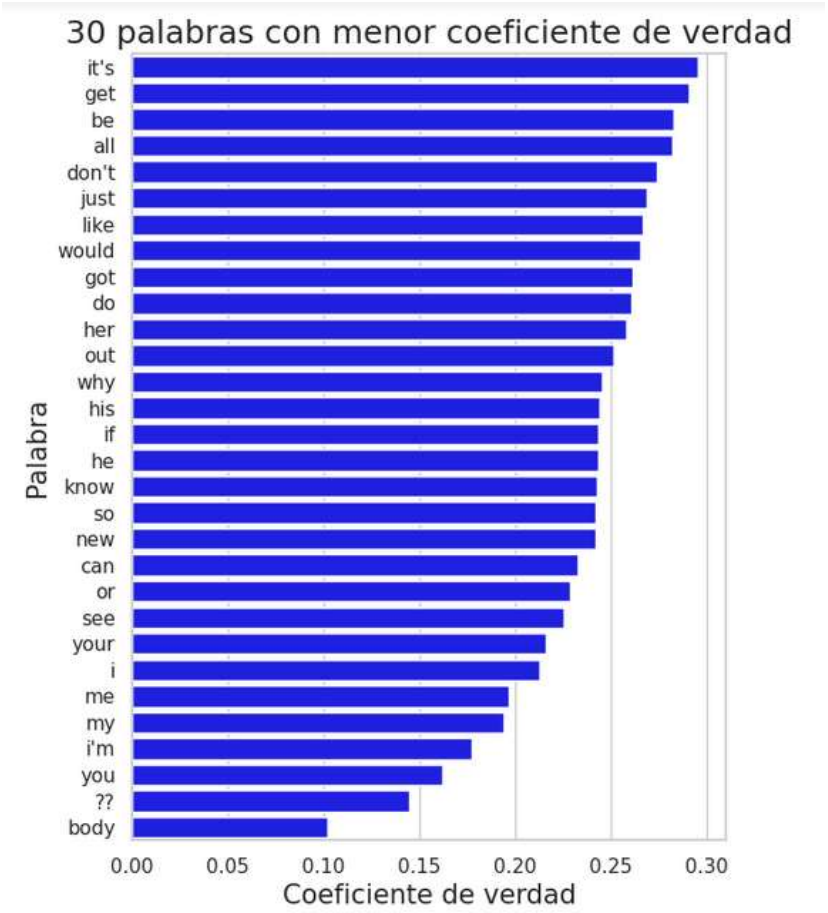
Se tiene que tomar en cuenta la posibilidad de que haya palabras cuya cantidad de apariciones sea muy baja, lo que puede llevar a valores de coeficientes muy elevados (casos en los que una palabra aparece una única vez en un tweet verdadero sería un buen ejemplo). Es por ello que se realiza un estudio de las apariciones totales de cada una de estas palabras únicas. El resultado obtenido es el siguiente:

count	27,983.00
mean	4.05
std	37.58
min	1.00
25%	1.00
50%	1.00
75%	2.00
max	3,207.00

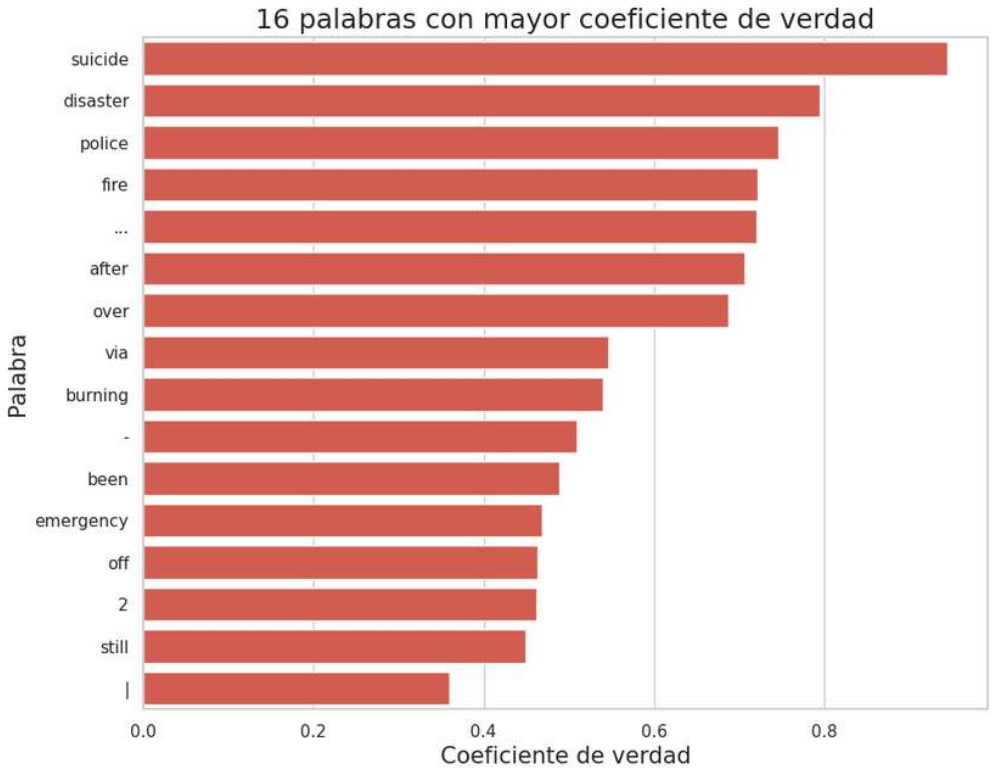
Puede verse que la distribución de la cantidad de apariciones favorece en gran medida valores bajos, lo que convierte a esos coeficientes en valores que verdaderamente no aportan información. Se decide imponer una restricción a los datos que se van a analizar: para considerarse valido el valor de veracidad, la palabra analizada debe de haber aparecido en al menos 100 tweets.

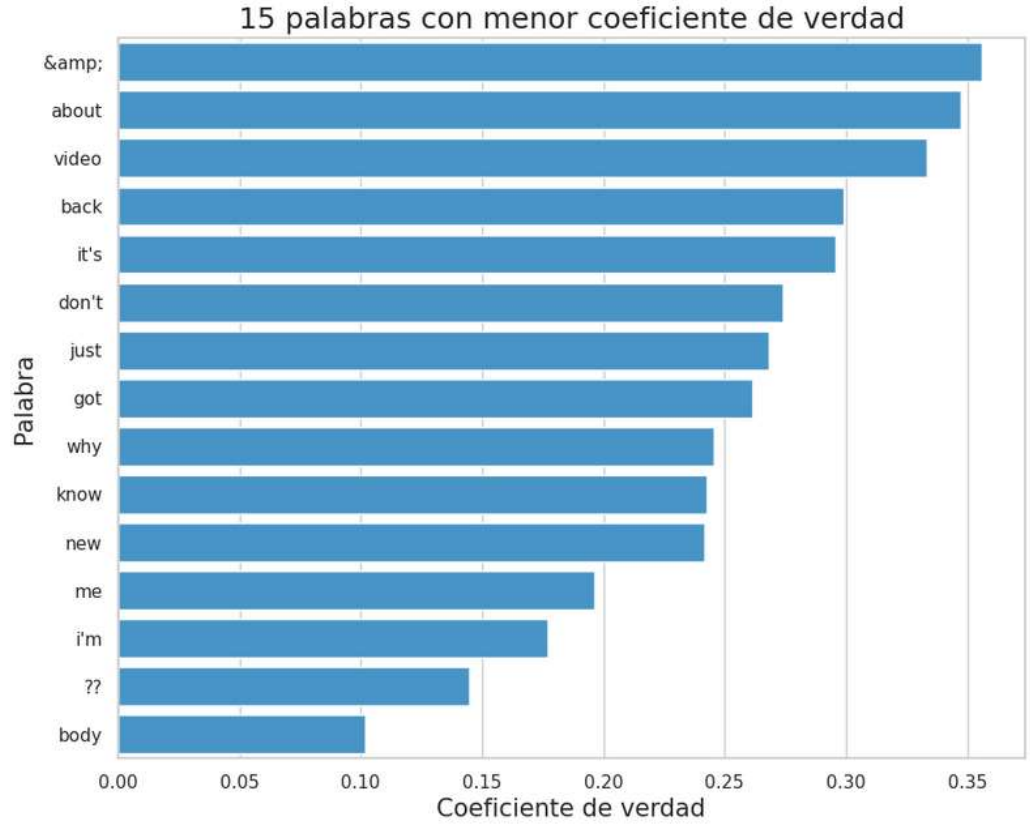
Son 94 las palabras que cumplen con esta restricción. De las mismas nos interesa saber cuáles son las 30 palabras que mayor y menor coeficiente tienen.


30 palabras con mayor coeficiente de verdad
suicide
disaster
police
fire
...
after
over
were
than
more
in
from
at
who
via
burning
people
by
as
-
of
on
been
emergency
an
off
2
first
into
still
Palabra
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
Coeficiente de verdad



Como puede verse, entre estos valores de coeficientes de verdad, hay artículos, pronombres y preposiciones, lo cuál tiene sentido, pues son una parte fundamental para la comunicación del lenguaje. Estas palabras son muy comunes, por lo que su tasa de aparición naturalmente va a ser bastante alta. Si bien cumplen con el requisito de apariciones, el hecho de ser tan comunes no brinda información útil para un análisis de veracidad basado en palabras de un tweet. Se decide entonces aplicarle un filtro a las palabras que analizamos. Tomamos las 100 palabras más comunes del lenguaje inglés, y filtramos las mismas de las palabras analizadas. Como resultado, nos quedan 31 palabras que no pertenecen a las más comunes y tienen más de 100 apariciones en nuestro set de información.


16 palabras con mayor coeficiente de verdad
suicide
disaster
police
fire
...
after
over
via
burning
-
been
emergency
off
2
still
|
Palabra
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
Coeficiente de verdad


15 palabras con menor coeficiente de verdad
&
about
video
back
it's
don't
just
got
why
know
new
me
i'm
??
body
Palabra
0.00
0.05
0.10
0.15
0.20
0.25
0.30
0.35
Coeficiente de verdad

Análisis de hashtags:

Primero se extraen los hashtags de los tweets junto a la cantidad que se tiene en cada tweet luego se pueden observar los primeros datos, por ejemplo la cantidad que porcentaje de tweets verdaderos y falsos contienen al menos un hashtag. La respuesta se ve en el siguiente grafico:

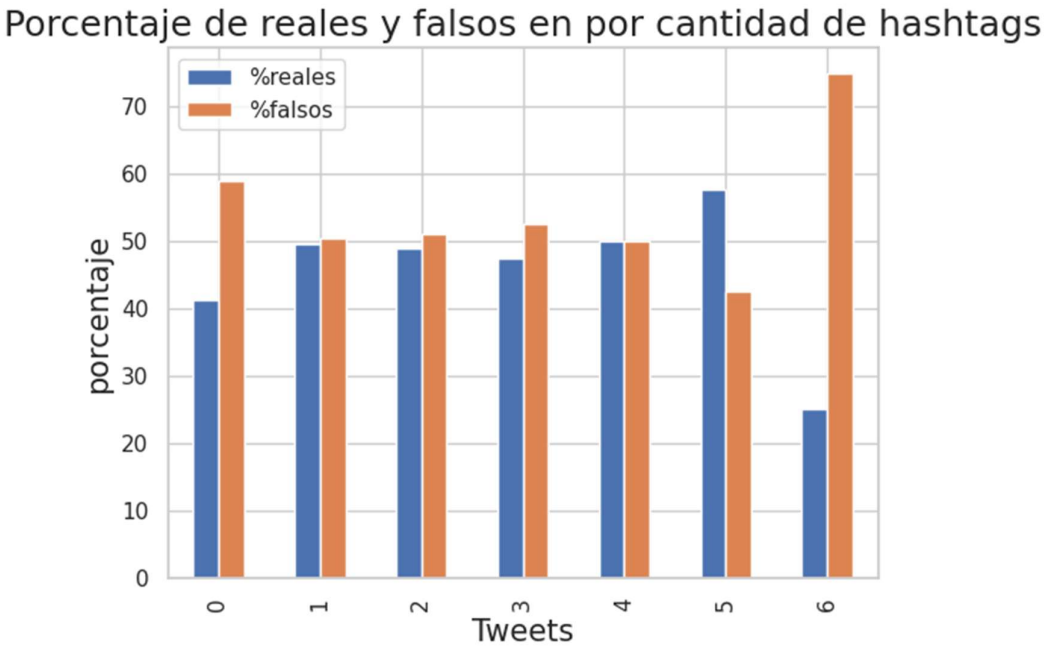
Podemos observar que no hay una gran diferencia en el porcentaje de tweets verdaderos que usan un hashtag con los falsos. Al menos por ahora no parece que el uso de hashtags permita predecir si un tweet es verdadero o no

Lo siguiente fue ver si el numero de hashtags se podía relacionar con el valor de verdad de un tweet. Para esto busque la cantidad de tweets que hay por cada numero de hashtags usado, el resultado se ve a continuación

0	5912
1	947
2	386
3	198
4	86
5	33
6	28
7	8
8	4
9	3
12	3
11	2
10	2
13	1

Estos son los números obtenidos.

finalmente, tomando solamente los valores del 0 al 6 porque son los que considero que tienen un mínimo de casos para que la respuesta sea útil, teniendo en cuenta que al tener menos casos el resultado puede variar mas dependiendo de cada caso en particular, se observan los siguientes porcentajes.



Se ve que en casi todos los casos el porcentaje de tweets reales es cercano al 50%. En el caso de los 6 hashtags donde se ve una gran diferencia tenemos que tener en cuenta que es el caso con menor muestras. En todos los demás casos la diferencia es baja y no indica una tendencia que se pueda distinguir en este set de datos. En el caso de 0 hashtags se puede ver que la proporción de reales es mayor, esto puede deberse a que en este set de datos hay 4342

verdaderos contra 3271 falsos y como vimos antes un 25% de los tweets verdaderos tiene hashtags mientras que solo un 20% de los reales tiene al menos uno. Por lo tanto es de esperar que el porcentaje de tweets con 0 hashtags tenga una mayor proporción de tweets falsos.

Finalmente, usando los hashtags extraídos se puede hacer un análisis del porcentaje de verdad para cada uno de los distintos 2067 hashtag utilizado. Para esto se extraen los hashtags junto a su cantidad de usos y su porcentaje de verdad y se toman aquellos con al menos 10 apariciones.

index	hashtags	porcentaje_verdad
#???	23	100.00
#Hiroshima	20	100.00
#??	19	94.74
#News	29	93.10
#Sismo	10	90.00
#news	36	58.33
#hot	30	43.33
#best	30	43.33
#prebreak	30	43.33
#islam	10	30.00
#GBBO	16	25.00
#NowPlaying	10	10.00
#nowplaying	10	0.00

Se puede ver que hay palabras con mayúsculas y sin mayúsculas. En un principio pensé en unir ambas, pero se puede ver claramente que hay una diferencia clara al menos entre #News y #news por lo que decidí tomarlo como casos distintos.

3. Conclusión Final

El filtrado de palabras aparecidas en un tweet en base a su cantidad de apariciones (para eliminar outliers) y en base a qué tan comunes son en el idioma en el que se escribieron los tweets, nos permite asignarle un “peso” a cada palabra, el cuál puede ser usado a futuro para predecir si un tweet es verdadero o no basado únicamente en su contenido. El set de datos analizado posee una fuerte tendencia a palabras que aparecen una o dos veces, razón por la cual se puso como requisito el haber sido usado un número mayor a 100 veces. Suponiendo que se tuviera un set de datos no tan orientado a palabras de poca aparición, este requisito puede ser reducido y en consecuencia expandir el rango de predicción, dado que puede ocurrir que haya tweets que no poseen ninguna de las palabras a las que nosotros asignamos un valor, y sin embargo son verdaderos, generando una predicción errónea.

De los análisis realizados de los tweets, sólo cuando estos se realizan en países, la localización compartida en el set de datos es un país o un conjunto de países como es Gran Bretaña, la cantidad de casos reales es mayor a la de los casos no reales. A su vez, se observa que hay localizaciones que no corresponden a ciudades o países y en estas solo predominan los casos no reales, por ende pueden haber sido una persona o un grupo de personas cercanas creando estos tweets falsos para que predominen.