

# 75.06 Organización de datos

# Trabajo Práctico 1 Análisis Exploratorio de Datos

### Integrantes del grupo:

| Nombre               | Mail                        |
|----------------------|-----------------------------|
| Germán Sequeira Wolf | gsequeira@fi.uba.ar         |
| Claudio Collado      | cjccollado@gmail.com        |
| Celeste Cingolani    | mcelestecingolani@gmail.com |

Repositorio de github:

https://github.com/tporganizaciondedatos1c2020/TP1

1° cuatrimestre 2020

| 1. Introducción  | 3  |  |
|--|----|--|
| 2. Características generales del Dataset   | 3  |  |
| 3. Análisis de valores nulos   | 4  |  |
| 4. Análisis de tweets repetidos  | 4  |  |
| 5. Características generales de Columnas   | 8  |  |
| 5.1 Análisis de la Columna target  | 8  |  |
| 5.2 Análisis de la Columna keyword   | 8  |  |
| 5.2.1 Análisis de repeticiones   | 9  |  |
| 5.2.2 Análisis de contenido - Presencia del símbolo %20                                      | 9  |  |
| 5.2.3 Análisis de longitud   | 10 |  |
| 5.3 Análisis de la Columna location  | 12 |  |
| 5.4 Análisis de la Columna text  | 16 |  |
| 5.4.1 Análisis del idioma  | 16 |  |
| 5.4.2 Análisis de cantidad de caracteres   | 18 |  |
| 5.4.3 Análisis de cantidad de palabras   | 19 |  |
| 5.4.5 Análisis de palabras de mayor aparición  | 20 |  |
| 5.4.6 Análisis de Hashtags (#)   | 20 |  |
| 5.4.7 Análisis de menciones  | 23 |  |
| 5.4.8 Análisis de URLs   | 23 |  |
| 5.4.9 Análisis de stopwords, puntuaciones y números  | 25 |  |
| 6. Características de Columnas analizadas en conjunto  | 27 |  |
| 6.1 Análisis de la Columna 'keyword' y 'location'  | 27 |  |
| 6.2 Análisis de la Columna 'keyword' y 'target'  | 29 |  |
| 6.3 Análisis de la Columna 'location' y 'target'   | 30 |  |
| 6.4 Análisis de la Columna 'text' y 'target'   | 32 |  |
| 6.4.1 Análisis del largo del tweet en caracteres y su veracidad                              | 32 |  |
| 6.4.2 Análisis del largo del tweet en palabras y su veracidad                                | 33 |  |
| 6.4.3 Análisis cantidad de párrafos de cada tweet y su veracidad                             | 34 |  |
| 6.4.4 Análisis del largo promedio de caracteres en las palabras de cada tweet y su veracidad | 36 |  |
| 7. Conclusiones sobre limpieza de datos  | 37 |  |
| 8. Conclusiones generales  | 37 |  |

#### 1. Introducción

El presente trabajo práctico consiste en realizar el análisis exploratorio de datos (EDA) de los tweets del set de datos 'train' de la competencia:

https://www.kaggle.com/c/nlp-getting-started

# 2. Características generales del Dataset

¿Cual es la estructura general y características principales del set de datos en análisis?

A continuación se describen características relevantes del set de datos en estudio:

- A. El set de datos se encuentra formado por 7613 filas
- B. El set de datos posee como atributos las siguientes columnas:
  - a. Id identificador único para cada tweet
  - b. **Keyword** un keyword para el tweet
  - c. Location ubicación desde donde fue enviado
  - d. Text el texto del tweet
  - e. **Target** indica si se trata de un desastre real (1) o no (0)
- C. En la Figura N°1 se indica para cada columna el tipo de dato identificado por Pandas al momento de la lectura del csv

| Columna  | Tipo de dato |
|----------|--------------|
| id       | int64        |
| keyword  | object       |
| location | object       |
| text     | object       |
| target   | int64        |

Figura N°1: Tipo de datos por columna

Según se observa se tienen 2 columnas con tipo de datos *int64* y 3 columnas con tipo de dato *object*.

### 3. Análisis de valores nulos

#### ¿Que cantidad de nulos tiene el set de datos?

En la Figura N°2 se observa un resumen de datos nulos (NaN) para todas las columnas del set de datos.

|   | Columna  | ¿Tiene NaN? | Cantidad de NaN | % de NaN |
|---|----------|-------------|-----------------|----------|
| 0 | id       | False       | 0               | 0.0      |
| 1 | keyword  | True        | 61              | 0.8      |
| 2 | location | True        | 2533            | 33.3     |
| 3 | text     | False       | 0               | 0.0      |
| 4 | target   | False       | 0               | 0.0      |

Figura N°2: Nulos por Columna

Según se observa en particular la columna *'location'* tiene un % de NaN considerable y deberá analizarse a posteriori si esto representa un condicionante para análisis a realizar en el TP N°2

Además se puede verificar que no existe ningún registro que contenga el string 'NaN', esto debe tenerse en cuenta para considerar la posibilidad de llenar los registros nulos con el string antes mencionado para evitar incongruencias a la hora de agrupar datos u otras operaciones similares.

# 4. Análisis de tweets repetidos

#### ¿Existen tweets repetidos?

En la Figura N°3 se observan en forma de tabla todos los tweets que son idénticos junto con su cantidad distribuida según su veracidad. En la Figura N°4 graficamos la relación entre los keywords de los tweets y la frecuencia con la que aparecen en la tabla.

Finalmente en la Figura N°5 analizamos de manera gráfica los tweets repetidos según su ubicación (la cual es predominantemente nula) y veracidad.

En total tenemos 97 registros repetidos con un total de 35 textos distintos

En las Figuras N°6 y N°7 se puede apreciar la distribución tanto de la cantidad de palabras en los tweets como la cantidad de caracteres de estos.

|      | keyword             | location                 | text   | longitud | Falso | Verdadero | Total |
|------|---------------------|--------------------------|--|----------|-------|-----------|-------|
| 75   | ablaze              | Live On Webcam           | Check these out: http://t.co/rOI2NSmEJJ http:/           | 114      | 2     | 0         | 2     |
| 157  | aftershock          | Switzerland              | 320 [IR] ICEMOON [AFTERSHOCK]   http://t.co/TH           | 138      | 2     | 0         | 2     |
| 159  | aftershock          | US                       | 320 [IR] ICEMOON [AFTERSHOCK]   http://t.co/vA           | 138      | 2     | 0         | 2     |
| 179  | airplane%20accident | NaN                      | Experts in France begin examining airplane deb           | 136      | 0     | 2         | 2     |
| 653  | bioterrorism        | NaN                      | To fight bioterrorism sir.                               | 26       | 2     | 2         | 4     |
| 2373 | demolition          | NaN                      | General News Û¢åÊ'Demolition of houses on wat            | 137      | 2     | 0         | 2     |
| 2470 | derailment          | India                    | Madhya Pradesh Train Derailment: Village Youth           | 63       | 0     | 2         | 2     |
| 2488 | derailment          | NaN                      | Madhya Pradesh Train Derailment: Village Youth           | 63       | 0     | 2         | 2     |
| 2489 | derailment          | NaN                      | Madhya Pradesh Train Derailment: Village Youth           | 136      | 0     | 3         | 3     |
| 2674 | detonate            | Morioh, Japan            | @TinyJecht Are you another Stand-user? If you $\dots$    | 99       | 3     | 0         | 3     |
| 2675 | detonate            | Morioh, Japan            | @spinningbot Are you another Stand-user? If yo           | 101      | 3     | 0         | 3     |
| 2838 | displaced           | NaN                      | $\# KCA \ \# VoteJKT48ID \ 12News: UPDATE: A family of$  | 141      | 0     | 2         | 2     |
| 2852 | displaced           | Pedophile hunting ground | #Myanmar Displaced #Rohingya at #Sittwe point            | 136      | 0     | 2         | 2     |
| 2853 | displaced           | Pedophile hunting ground | .POTUS #StrategicPatience is a strategy for #G           | 134      | 1     | 3         | 4     |
| 3262 | engulfed            | NaN                      | He came to a land which was engulfed in tribal           | 123      | 4     | 0         | 4     |
| 3463 | exploded            | NaN                      | that exploded & amp; brought about the $\n$              | 140      | 2     | 0         | 2     |
| 3595 | fatal               | NaN                      | 11-Year-Old Boy Charged With Manslaughter of T           | 136      | 0     | 6         | 6     |
| 4002 | floods              | NaN                      | Who is bringing the tornadoes and floods. Who $\dots$    | 139      | 2     | 1         | 3     |
| 4226 | hazardous           | NaN                      | Caution: breathing may be hazardous to your he           | 51       | 1     | 1         | 2     |
| 4295 | hellfire            | NaN                      | Beware of your temper and a loose tongue! Thes           | 120      | 2     | 0         | 2     |
| 4296 | hellfire            | NaN                      | Hellfire is surrounded by desires so be carefu           | 100      | 2     | 1         | 3     |
| 4299 | hellfire            | NaN                      | Hellfire! We don $\hat{U}^{a}t$ even want to think about | 107      | 2     | 0         | 2     |
| 4300 | hellfire            | NaN                      | The Prophet (peace be upon him) said 'Save you           | 114      | 3     | 2         | 5     |

Figura N°3: Tweets repetidos

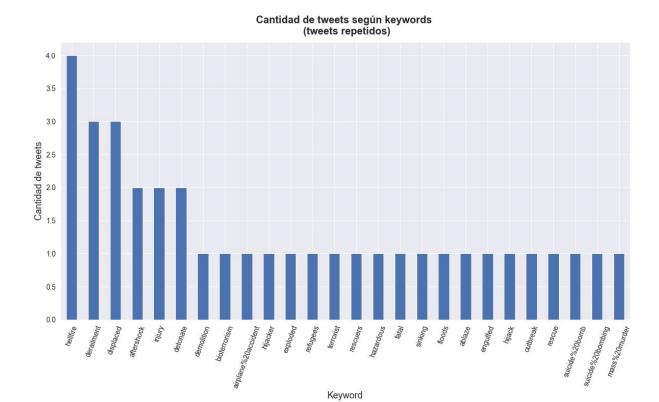


Figura N°4: Tweets repetidos según Keyword

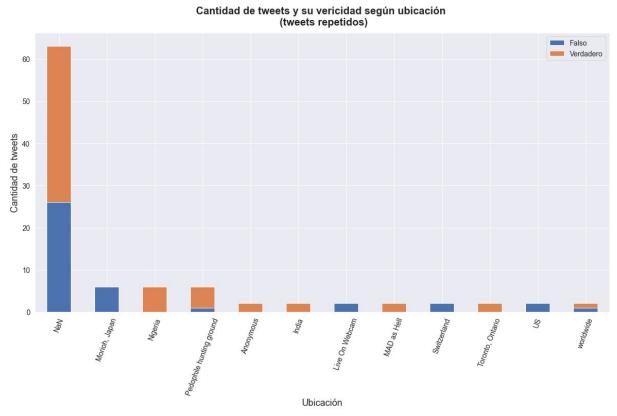


Figura N°5: Tweets repetidos según veracidad y ubicación

# Dsitribución del total de palabras en los tweets según veracidad (tweets repetidos)

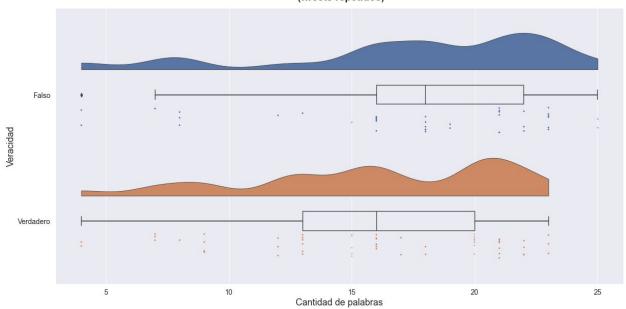


Figura N° 6: Distribución del total de palabras de los Tweets repetidos según veracidad

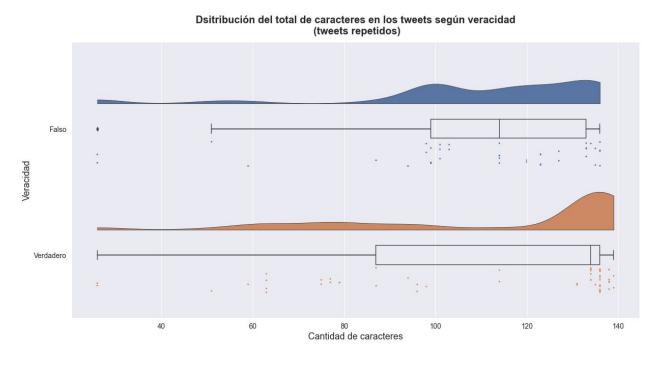


Figura N°7: Distribución del total de caracteres de los Tweets repetidos según veracidad

# 5. Características generales de Columnas

### 5.1 Análisis de la Columna target

#### ¿Como se encuentra constituida la columna 'target'?

En esta columna se incluye la clasificación del tweet en función de su veracidad o no del mismo:

- Tweet Falso: Corresponde al valor de Target 0
- Tweet Verdadero: Corresponde al valor de Target 1

En la Figura N°8 se observan los porcentajes correspondientes a cada categoría. Según se observa existe una mayor presencia de tweets clasificados como Falsos.

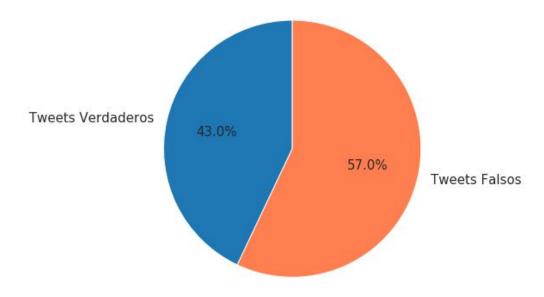


Figura N°8: Tweets Verdaderos/Falsos

### 5.2 Análisis de la Columna keyword

Según la descripción incluida en la página de twitter las keywords (palabras claves) son utilizadas con fines de segmentación.

#### 5.2.1 Análisis de repeticiones

# ¿Cuantas keywords son unicas? ¿Cuales son las keywords que mayor se repiten?

Con respecto a los datos incluidos en esta columna se identifican 221 keywords diferentes.

En la Figura N°9 se identifican las 20 keywords que más se repiten. Se observa que no existe una prevalencia en la presencia de alguna keyword en particular, sino que la distribución de las mismas presenta cierta uniformidad para estas 20 primeras.

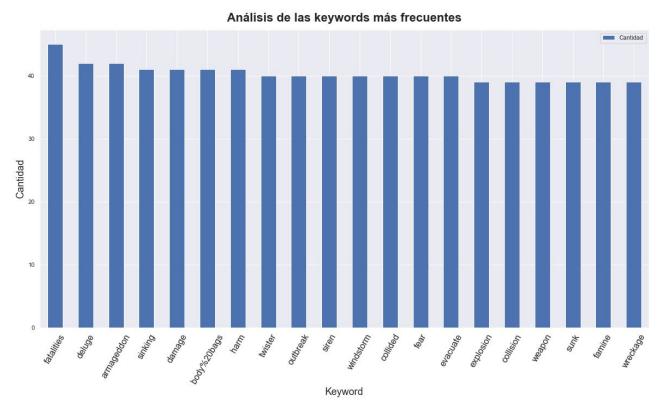


Figura N°9: Keywords más frecuentes

#### 5.2.2 Análisis de contenido - Presencia del símbolo "%20"

#### ¿Las keywords son solo texto o presentan algún signo?

Según se observó en la Figura N°9 algunas keywords incluyen dentro de su estructura el simbolo %20, el cual corresponde a la referencia codificada de un espacio en blanco.

Se contabilizaron un total de 1165 de keywords que posee este caracter, lo cual corresponde al 15.4% del total de las mismas.

En la Figura N°10 se identifican las 20 keywords con símbolo %20 que presentan mayor repetición:

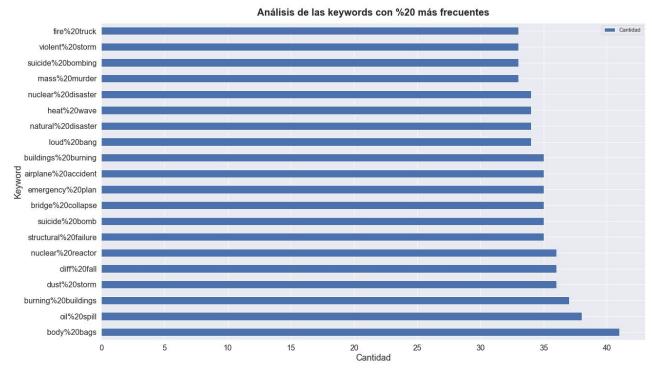


Figura N°10: Keywords más frecuentes que presentan el simbolo %20

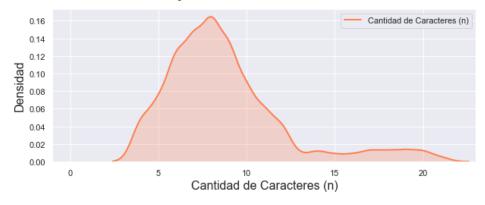
### 5.2.3 Análisis de longitud

#### ¿Como es el comportamiento del largo de las keywords?

En la Figura N°11 se observa la distribución de la cantidad de caracteres que poseen las keywords.

Del análisis del boxplot que se encuentra en esa figura se observa la presencia de outliers en la zona de mayor cantidad de caracteres. Este comportamiento en principio creemos que se debe a la presencia del símbolo %20. En la Figura N°12 se observa el comportamiento de aquellas keywords que tienen el simbolo %20 y aquellas que no lo tienen. Según se observa las keywords que tienen el simbolo %20 presentan una longitud mayor.





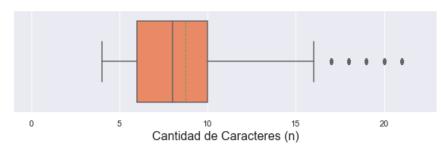
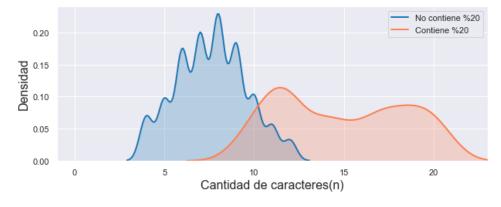


Figura N°11: Cantidad de caracteres en Keywords

#### Keyword - Longitud en funcion de la presencia del simbolo %20



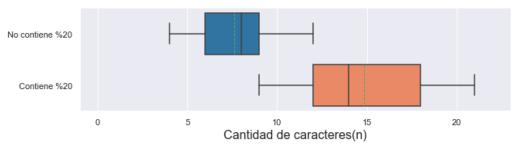


Figura N°12: Cantidad de caracteres en Keywords con y sin presencia del símbolo %20

#### 5.3 Análisis de la Columna location

#### ¿Cuántos valores nulos tiene 'location'?

Según se observa en la Figura N°13 la columna *location* cuenta con una gran cantidad de valores nulos, el 33% de los datos analizados son nulos. Esto es relevante desde el punto de vista de la limpieza de los datos, eliminar cada registro que tiene valor nulo significa perder un porcentaje muy grande de datos.

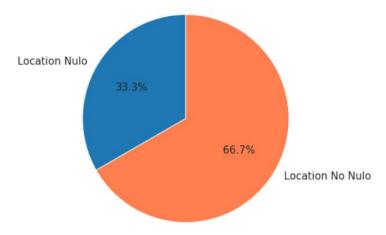


Figura N°13: Nulos en la columna 'location'

#### ¿Cuántos valores distintos tiene la columna 'location'?

Según se observa en la Figura N°14 la columna location tiene 3341 valores distintos (de un total de 5080). Analizando los estadísticos vemos que el valor medio de repeticiones está entre 1 y 2, y la desviación estándar 3, esto quiere decir que dentro de los 3341 valores hay gran cantidad de ellos que se repiten menos de 5 veces, por lo que carece de sentido hacer algún tipo de clasificación utilizando esta columna con los datos como están.

|       | Cantidad    |
|-------|-------------|
| count | 3341.000000 |
| mean  | 1.520503    |
| std   | 3.022364    |
| min   | 1.000000    |
| 25%   | 1.000000    |
| 50%   | 1.000000    |
| 75%   | 1.000000    |
| max   | 104.000000  |

Figura N°14: Estadísticos principales de la columna 'location'

#### ¿Se pueden agrupar los valores con algún criterio?

En la Figura N°15 se observan los distintos valores que toma esta columna y su frecuencia. En primer lugar vemos que hay valores que están incluidos dentro de otros, como por ejemplo podríamos pensar que *New York* está dentro de *USA*, o valores que significan lo mismo pero aparecen escritos de distinta forma, como *USA* y *United States*, o valores que no tienen sentido como *music* o *MayGodHelpUs*.

| Ubicación                     | Cantidad |
|-------------------------------|----------|
| USA                           | 104      |
| New York                      | 71       |
| United States                 | 50       |
| London                        | 45       |
| Canada                        | 29       |
| ***                           |          |
| Still. ??S.A.N.D.O.S??        | 1        |
| music.                        | 1        |
| The Kingdom of Fife, Scotland | 1        |
| Arundel                       | 1        |
| #MayGodHelpUS                 | 1        |

Figura N°15: Datos más frecuentes de la columna 'location'

En la Figura N°16 se analiza, a modo de ejemplo, el string *USA*, vemos que aparece tanto solo, como dentro de una frase, por ejemplo *California, USA* utilizaremos esto para tratar de agrupar los datos.

| Keyword que contiene USA | Cantidad |
|--------------------------|----------|
| USA                      | 104      |
| California, USA          | 15       |
| Pennsylvania, USA        | 7        |
| New York, USA            | 5        |
| Florida, USA             | 5        |
| Texas, USA               | 5        |
| North Carolina, USA      | 4        |
| Massachusetts, USA       | 4        |
| Virginia, USA            | 3        |
| Hawaii, USA              | 3        |

Figura N°16: Estadísticos principales de la columna 'location'

En la Figura N°17 se observa el resto de los valores que muestran las repeticiones de los valores tanto solos como dentro de una frase.

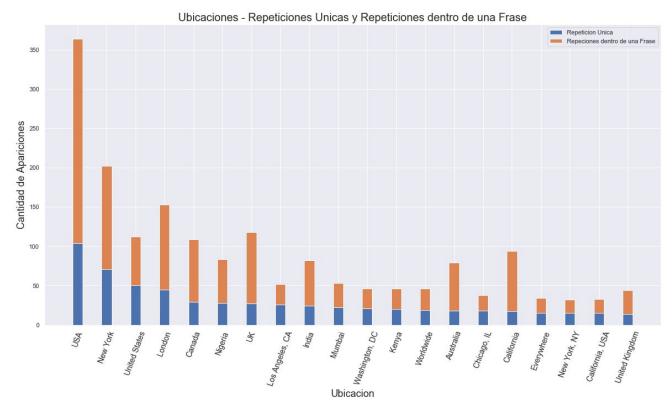


Figura N°17: Repeticiones únicas o dentro de una frase

En la Figura N°18 se indica la cantidad de registros para los 30 valores más frecuentes de esta columna. Vemos allí que aún los valores más frecuentes no superan las 100 repeticiones, que representan aproximadamente un 3% de los datos.

#### Análisis de las ubicaciones más frecuentes

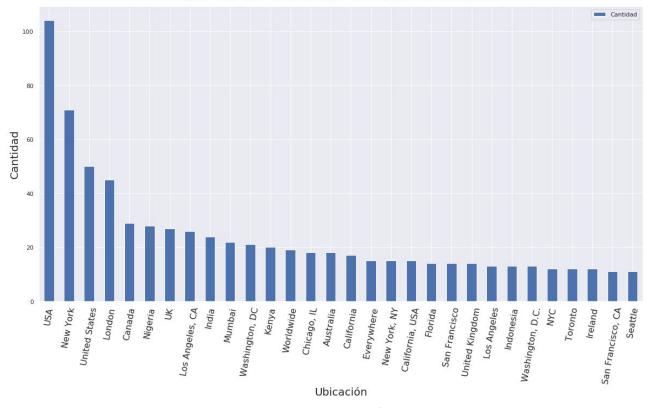


Figura N°18: Repeticiones Únicas

Intentamos agrupar dichos valores por países, en base al análisis realizado anteriormente. Para ello utilizamos la librería 'geotext' y agregamos algunos mapeos manualmente sobre los datos que la librería no reconoció. En la Figura N°19 se observa en la columna *Pais* con valor *other* aquellos que no pudieron ser traducidos.

|   | Ubicacion       | Cantidad | Pais |
|---|-----------------|----------|------|
| 0 | USA             | 104      | US   |
| 1 | New York        | 71       | US   |
| 2 | United States   | 50       | US   |
| 3 | London          | 45       | GB   |
| 4 | Canada          | 29       | CA   |
| 5 | Nigeria         | 28       | NG   |
| 6 | UK              | 27       | GB   |
| 7 | Los Angeles, CA | 26       | US   |
| 8 | India           | 24       | IN   |
| 9 | Mumbai          | 22       | IN   |

Figura N°19: Repeticiones Únicas agrupadas por país

Luego de la limpieza, aún nos quedan 1714 registros que no pudieron ser agrupados (recordemos que el total de valores distintos era 3341), esto nos lleva a pensar dos posibilidades o bien descartamos la columna completa o bien podemos pensar a *los valores no agrupados* como otra categoría y ver si esto tiene sentido a la hora de determinar la veracidad de los tweets.

#### 5.4 Análisis de la Columna text

#### 5.4.1 Análisis del idioma

#### ¿ Cuál es el idioma de los tweets?

Hemos evaluado el idioma predominante en esta columna. En la Figura N°20 se muestra el idioma detectado para cada registro:

|       | text   | Idioma  |
|-------|--|---------|
| id    |  |         |
| 1     | Our Deeds are the Reason of this #earthquake M | English |
| 4     | Forest fire near La Ronge Sask. Canada         | English |
| 5     | All residents asked to 'shelter in place' are  | English |
| 6     | 13,000 people receive #wildfires evacuation or | English |
| 7     | Just got sent this photo from Ruby #Alaska as  | English |
|       |  |         |
| 10869 | Two giant cranes holding a bridge collapse int | English |
| 10870 | @aria_ahrary @TheTawniest The out of control w | English |
| 10871 | M1.94 [01:04 UTC]?5km S of Volcano Hawaii. htt | English |
| 10872 | Police investigating after an e-bike collided  | English |
| 10873 | The Latest: More Homes Razed by Northern Calif | English |
|       |  |         |

Figura N°20: Idioma por tweet

En la Figura N° 21 analizamos cuántos idiomas distintos aparecían y la frecuencia de cada uno.

#### Análisis del los idiomas más frecuentes

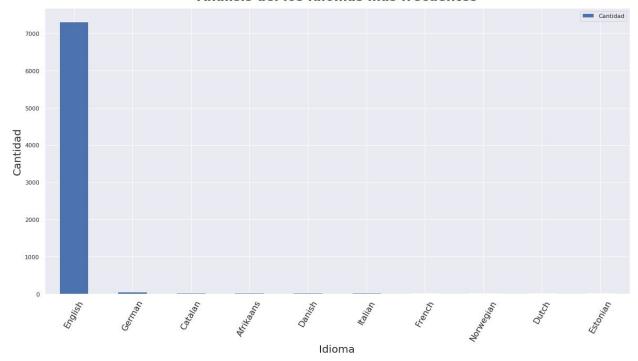


Figura N°21: Cantidades por Idioma

En la Figura N°22 se observa que la mayoría de los textos están en idioma Inglés, con un 96%.

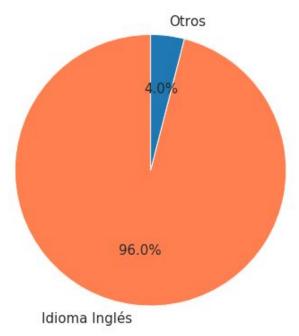


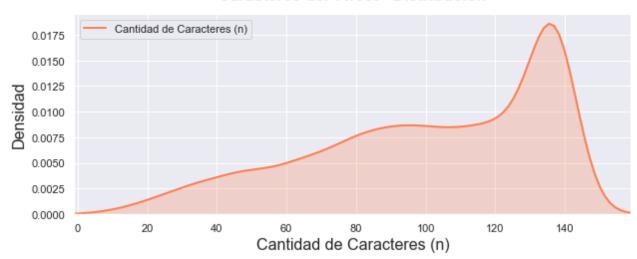
Figura N°22: Porcentaje de Idioma Inglés y otros

#### 5.4.2 Análisis de cantidad de caracteres

#### ¿Cuál es la longitud de los textos de los tweets?

En la Figura N°23 se observa la distribución de la longitud de caracteres del texto de los tweets. Según se observa en largo en caracteres tiene una distribución centrada en valores cercanos a 100 y con un pico de densidad en torno a los 135

#### Caracteres del Tweet - Distribucion



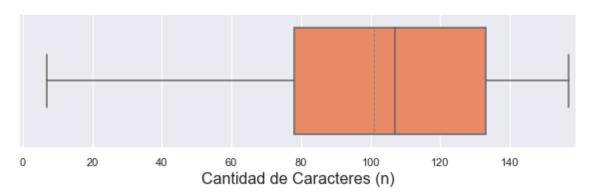
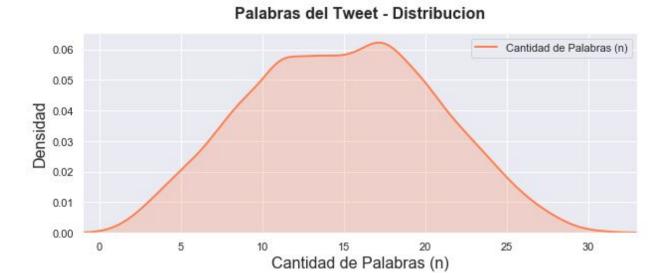


Figura N°23: Cantidad de Caracteres

#### 5.4.3 Análisis de cantidad de palabras

#### ¿Qué cantidad de palabras tienen los tweets?

En la Figura N°24 se observa la distribución de la longitud de palabras del texto de los tweets. Según se observa el largo en caracteres tiene una distribución centrada en valores cercanos a 15 y con un pico de densidad cercano a este valor



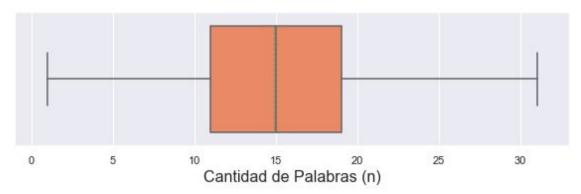


Figura N°24: Cantidad de Caracteres

#### 5.4.5 Análisis de palabras de mayor aparición

#### ¿Cuales son las palabras más repetidas en los tweets analizados?

En la Figura N°25 se pueden observar las repeticiones totales de cada palabra que aparece en los tweets, junto con el indicador de veracidad según color.

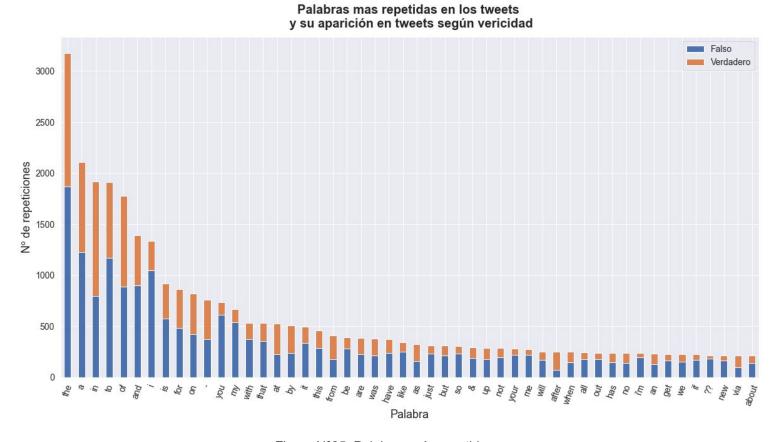


Figura N°25: Palabras más repetidas

### 5.4.6 Análisis de Hashtags (#)

#### ¿Cuales tweets tienen hashtags?

Según se observa en la figura N°26 al evaluar el texto de cada tweet vemos que el 22.8 % de ellos contienen hashtags.

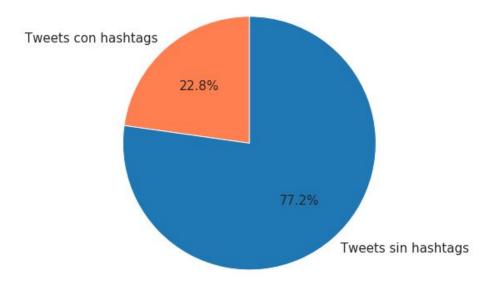


Figura N°26: Presencia de hashtags en los tweets

#### ¿Cuales son los hashtags que más aparecen?

En la Figura N°27 se pueden observar un WordCloud con los hashtags con mayor repetición. Entre ellos tenemos palabras como *news*, *prebreak*, *hot* y *best*.

En la Figura N°28 se ve el detalle la frecuencia de repeticiones de cada hashtag, se puede advertir allí que aún los de mayor repetición, aparecen alrededor de unas 30 veces, siendo este un valor bajo comparado con el total de registros que está en el orden de los 7000.



Figura N°27: Hashtags de mayor aparicion

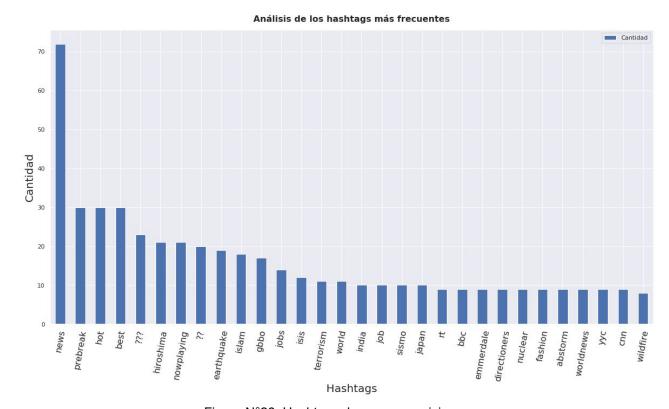


Figura N°28: Hashtags de mayor aparicion

#### 5.4.7 Análisis de menciones

# ¿Los tweets tienen menciones? ¿Cuales son las menciones que mayor se repiten?

En la Figura N°29 se observan las menciones de mayor ocurrencia, entre las cuales se destaca *YouTube*. Al igual que con los hashtags la cantidad de menciones es bajo comparado con el total de registros.

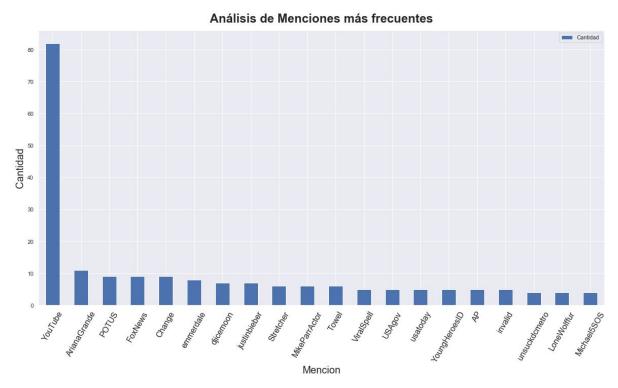


Figura N°29: Menciones de mayor aparición

#### 5.4.8 Análisis de URLs

#### ¿Cuantos tweets contienen URLs?

Hemos detectado que hay ciertos tweets que contienen URLs, esto puede incidir en el análisis, por ejemplo si queremos estudiar la longitud de los tweets, y estos contienen URLs, seguramente serán más largos que el resto.

En la Figura N°30 se observan algunos de ellos.

|       | keyword | location                      | text   | target | longitud | Tiene URL |
|-------|---------|-------------------------------|--|--------|----------|-----------|
| id    |         |                               |  |        |          |           |
| 48    | ablaze  | Birmingham                    | @bbcmtd Wholesale Markets ablaze http://t.co/l | True   | 55       | True      |
| 49    | ablaze  | Est. September 2012 - Bristol | We always try to bring the heavy. #metal #RT h | False  | 67       | True      |
| 50    | ablaze  | AFRICA                        | #AFRICANBAZE: Breaking news:Nigeria flag set a | True   | 82       | True      |
| 53    | ablaze  | London, UK                    | On plus side LOOK AT THE SKY LAST NIGHT IT WAS | False  | 76       | True      |
| 55    | ablaze  | World Wide!!                  | INEC Office in Abia Set Ablaze - http://t.co/3 | True   | 55       | True      |
|       | ***     | Ç.                            | 200  |        | ***      | ***       |
| 10866 | NaN     | NaN                           | Suicide bomber kills 15 in Saudi security site | True   | 121      | True      |
| 10867 | NaN     | NaN                           | #stormchase Violent Record Breaking EF-5 EI Re | True   | 134      | True      |
| 10869 | NaN     | NaN                           | Two giant cranes holding a bridge collapse int | True   | 83       | True      |
| 10871 | NaN     | NaN                           | M1.94 [01:04 UTC]?5km S of Volcano Hawaii. htt | True   | 65       | True      |
| 10873 | NaN     | NaN                           | The Latest: More Homes Razed by Northern Calif | True   | 94       | True      |

Figura N°30: Detección de tweets con URLs

Continuando con el análisis, vemos en la Figura N°31 un total de 3971 tweets que contienen URLs, es decir aproximadamente un 52%

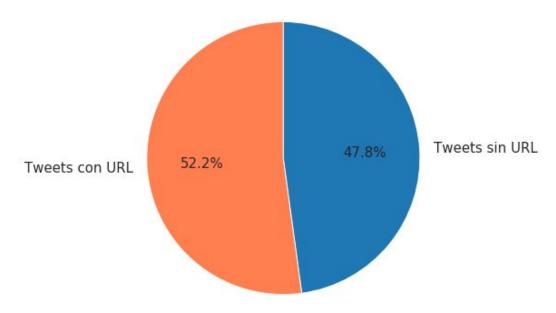
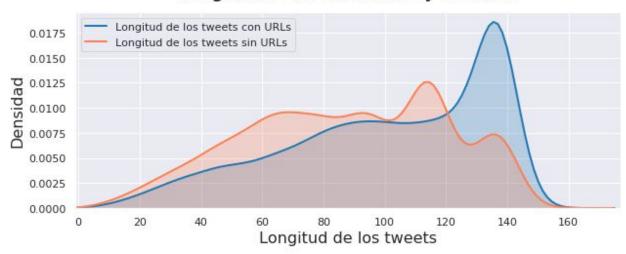


Figura N°31: URLs en los tweets

#### ¿Cómo inciden las URLs en la longitud de los tweets?

A partir del análisis de la Figura N°32 podemos decir que al extraer las URLs de los tweets, su distribución de longitudes se reduce considerablemente, vemos además que la media disminuye, como era de esperarse, al extraer una parte del texto.

#### Longitud de los tweets con y sin URLs



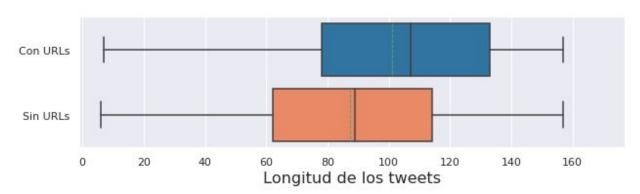


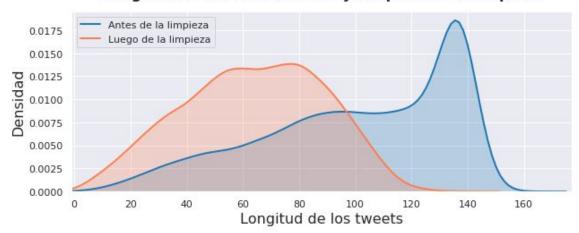
Figura N°32: Presencia de URLs en los tweets

#### 5.4.9 Análisis de stopwords, puntuaciones y números

# ¿Cómo inciden los signos de puntuación y stopwords en la longitud de los los tweets?

En la Figura N°33 se observa cómo disminuye el valor medio de las longitudes de los tweets, luego de realizar la extracción de : URLs, signos de puntuación, números y stopwords.

#### Longitud de los tweets antes y después de la limpieza



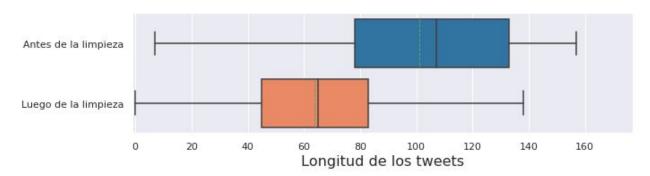


Figura N°33: Analisis de URLs, signos de puntuación, números y stopwords.

# 6. Características de Columnas analizadas en conjunto

### 6.1 Análisis de la Columna 'keyword' y 'location'

¿Como es la relación entre keywords y location? ¿Para un lugar específico existen keywords con mayor repetición?

Según se identificó en el ítem **5.3 Análisis de la columna 'location'** los lugares con mayor frecuencia de aparición son aquellos que poseen las palabras *USA*, *New York* y *United States*. Para cada uno de estos lugares se identificaron en las Figuras N°34/35/36 aquellas keywords con mayor ocurrencia.

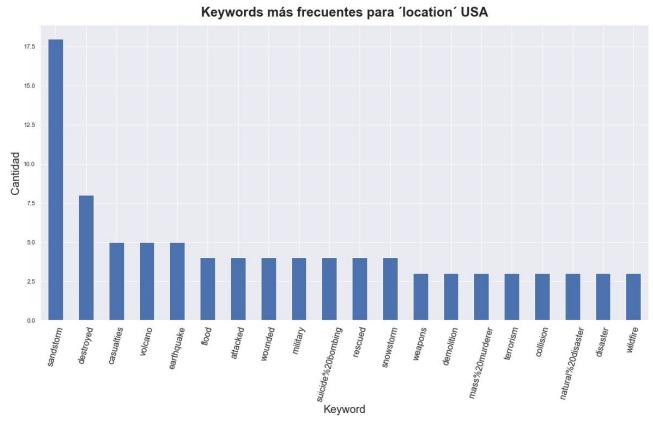


Figura N°34: Keywords más frecuentes para la ubicación 'USA'

#### Keywords más frecuentes para 'location' New York

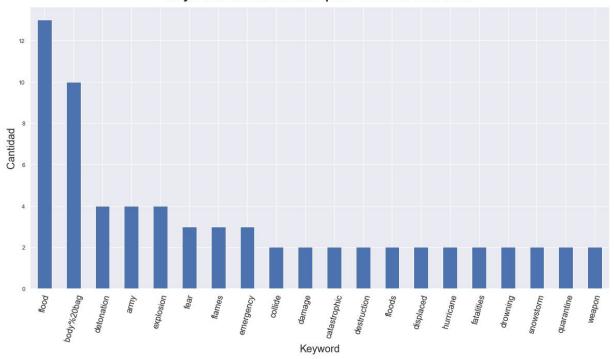


Figura N°35: Keywords más frecuentes para la ubicación 'New York'

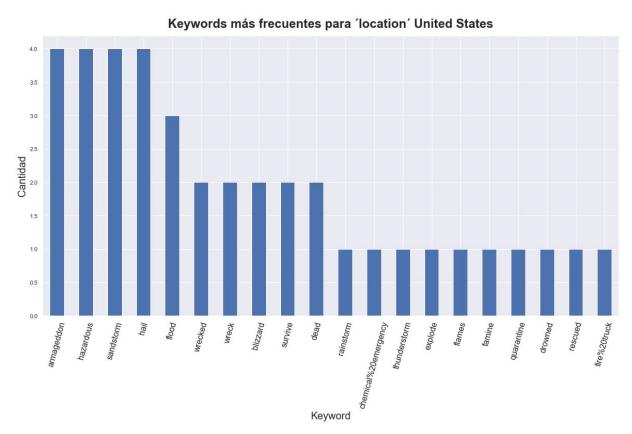


Figura N°36: Keywords más frecuentes para la ubicación 'United States'

Adicionalmente en la Figura N°37 se ha querido comprobar si existía algún tipo de relación entre estos dos parámetros, para ello tomamos los conjuntos de valores keyword-location que más se repetían llegando a la conclusión de que dicha cantidad de repeticiones es muy pequeña para poder determinar alguna relación entre ellos.

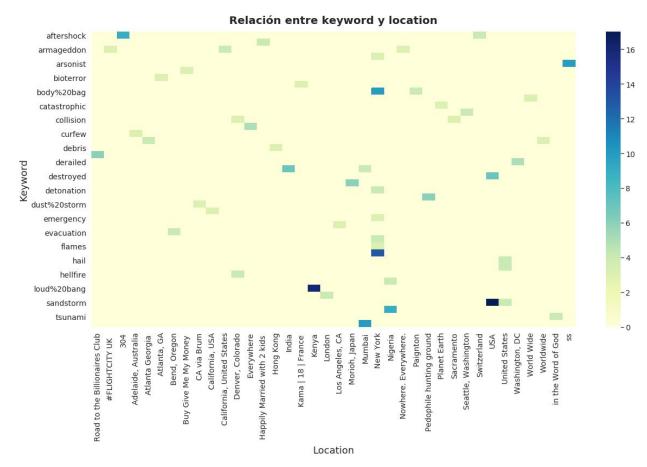


Figura N°37: Relación entre keyword y location

### 6.2 Análisis de la Columna 'keyword' y 'target'

# ¿Como es la relación entre keywords y target? ¿Existen keywords con mayor repetición para tweets Falsos y Verdaderos?

En la Figura N°38 se observan las 20 keywords de mayor ocurrencia junto con las proporciones de tweets que son Falsos y Verdaderos. Según se observa algunas keywords tienen una proporción mayor de tweets Falsos (deluge, amageddon, body%20bags) y otras una proporción mayor de tweets Verdaderos (outbreak)

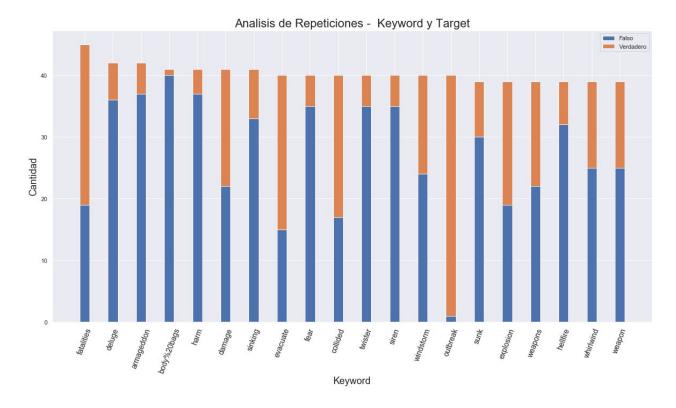


Figura N°38: Keywords más frecuentes y veracidad

### 6.3 Análisis de la Columna 'location' y 'target'

# ¿Como es la relación entre location y target? ¿Existen lugares donde la cantidad de tweets Falsos y Verdaderos es mayor?

En la Figura N°39 se observan las 50 ubicaciones de mayor ocurrencia junto con las proporciones de tweets que son Falsos y Verdaderos. Es fácilmente observable que hay una enorme cantidad de ubicaciones nulas, por lo tanto en la Figura N°40 vamos a hacer un nuevo análisis que no los incluya y se puedan observar de mejor manera los datos.

Según se puede observar hay varias ubicaciones donde predominan tanto los falsos como los verdaderos.



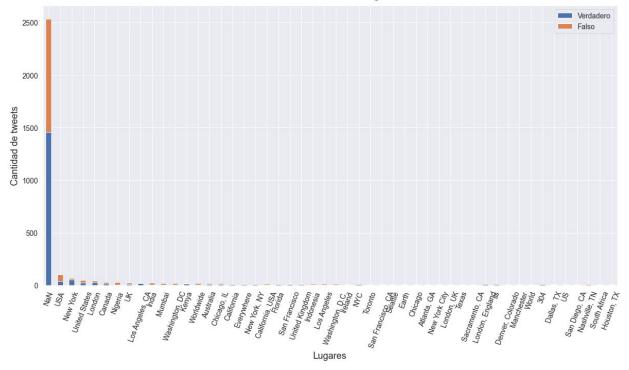


Figura N°39: Tweets y su veracidad según ubicación

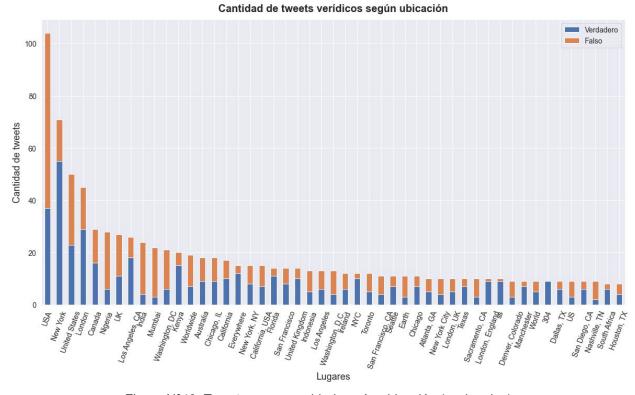


Figura N°40: Tweets y su veracidad según ubicación (excl. nulos)

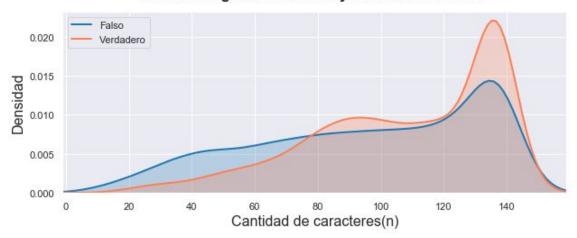
### 6.4 Análisis de la Columna 'text' y 'target'

#### 6.4.1 Análisis del largo del tweet en caracteres y su veracidad

# ¿Como es el comportamiento del largo (caracteres) de los tweets y la veracidad de los mismos?

En la Figura N°41 se observan las distribuciones de caracteres para tweets catalogados como Verdaderos y Falsos. En ambos casos se observa que la mayor densidad de produce en valores cercanos a 135 caracteres. Con respecto las medianas se observa una diferencia en su posición a que para tweets Falsos su posición se encuentra en torno a los 100 caracteres y para tweets Verdaderos se encuentra en tornos a los 115 caracteres

#### Analisis largo de caracteres y veracidad del tweet



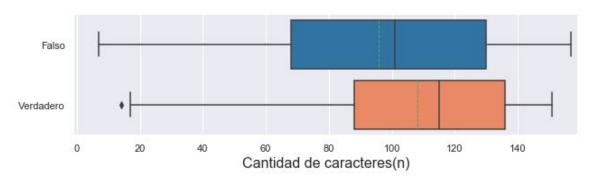


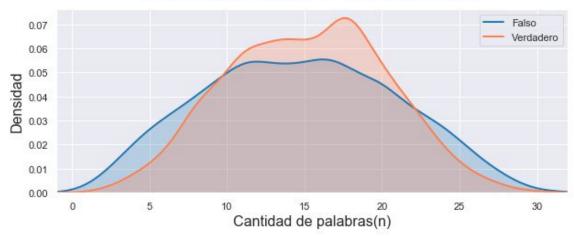
Figura N°41:Longitud en caracteres de los tweets y veracidad

#### 6.4.2 Análisis del largo del tweet en palabras y su veracidad

# ¿Como es el comportamiento del largo (palabras) de los tweets y la veracidad de los mismos?

En las Figuras N°42/43 se observan las distribuciones de palabras para tweets catalogados como Verdaderos y Falsos. En ambos casos se observa un comportamiento acampanado en la densidad. Con respecto las medianas se observan valores similares en torno a 15 palabras.

#### Analisis largo de palabras y veracidad del tweet



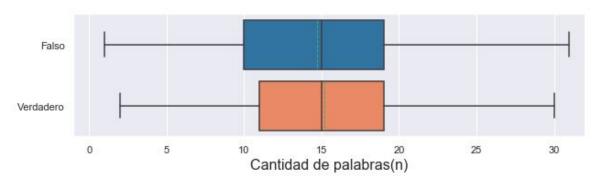


Figura N°42:Longitud en palabras de los tweets y veracidad

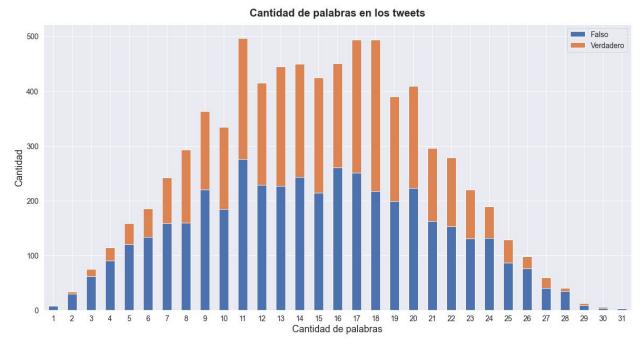


Figura N°43:Longitud en palabras de los tweets y veracidad

#### 6.4.3 Análisis cantidad de párrafos de cada tweet y su veracidad

#### ¿Cuales son las cantidades de párrafos más usuales en un tweet?

En la Figura N°44 se observa la cantidad de párrafos totales en un tweet, junto con el indicador de veracidad según el color. Como se puede observar la inmensa mayoría de los tweets tienen tan solo un párrafo. En la Figura N°45 se puede apreciar la distribución de esa variable de mejor manera.

#### Cantidad de parrafos en los tweets

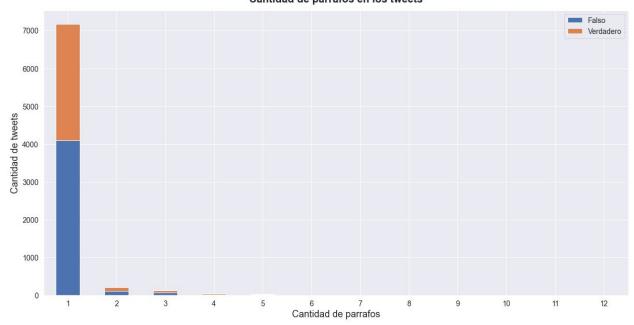


Figura N°44: Cantidad de párrafos

#### Dsitribución del total de parrafos en los tweets según veracidad

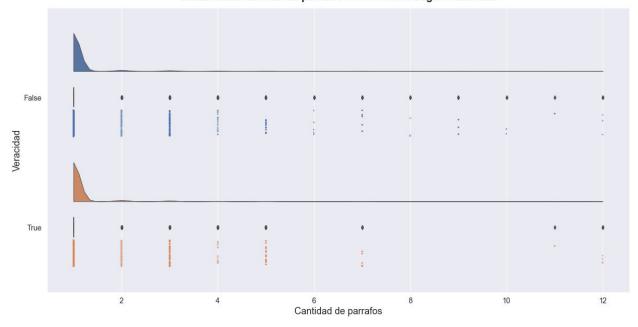


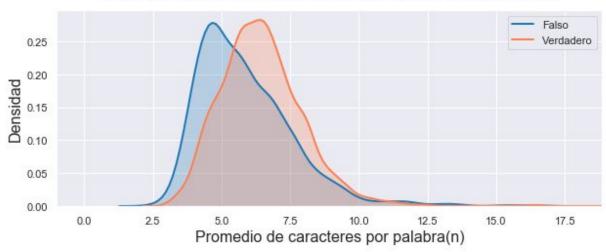
Figura N°45: Distribución de la cantidad de párrafos

# 6.4.4 Análisis del largo promedio de caracteres en las palabras de cada tweet y su veracidad

# ¿Como es el comportamiento del largo promedio de caracteres en las palabras que forman cada tweet?

En las Figuras N°46 se observa este comportamiento para tweets catalogados como Verdaderos y Falsos. Se observa un promedio mayor para tweets catalogados como Verdaderos

#### Largo promedio de caracteres en las palabras de cada tweet



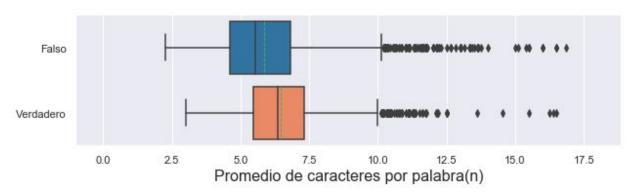


Figura N°46: Longitud promedio de caracteres para las palabras de los tweets y veracidad

# 7. Conclusiones sobre limpieza de datos

Para la utilización del dataset en otras actividades (ej:entrenamiento de un modelo de aprendizaje automático) consideramos necesario realizar previamente las siguientes tareas que fueron evaluadas en este Trabajo Práctico:

- Limpieza de Hashtags en la columna text
- Limpieza de puntuaciones y stopwords en la columna text
- Limpieza de URLs en la columna text
- Limpieza de HTML tags en la columna text
- Limpieza de datos en la columna location o bien descarte completo de la misma.
- Limpieza de registros con valores nulos en la columna keyword
- Limpieza de registros repetidos.

# 8. Conclusiones generales

En base al análisis que hemos realizado hemos llegado a las siguientes conclusiones:

- Para análisis posteriores se deberá realizar una limpieza completa de los datos según se ha detallado en el ítem 7.
- No se observan mayores dificultades para reemplazar los valores nulos con el string "NaN" de manera temporal para después volver a ponerlos en nulo
- Los datos tienen una cantidad mayor de tweets que representan noticias falsas que verdaderas.
- Las keywords más frecuentes son 'fatalities', 'deluge' y 'armageddon'

- Las keywords tienen una longitud promedio de 8 caracteres.
- Hay 221 keywords distintas, por lo cual tiene sentido considerarla como una variable categórica.
- La columna location tiene una gran cantidad de valores nulos, además por su gran diversidad de valores resulta muy difícil agruparlos para considerarla como una variable categórica.
- El idioma de los tweets es inglés.
- La longitud media de los tweets es de 100 caracteres, presentando un pico de densidad en 135 caracteres.
- Los tweets contienen en promedio 15 palabras.
- Las palabras que más se repiten el los tweets son 'the', 'a', 'in' todas ellas consideradas stopwords y de allí su importancia en la limpieza de los datos.
- Sólo el 22.8% de los tweets contienen hashtags, de los cuales los más frecuentes son 'news', 'prebreak' y 'hot'
- El 52.2% de los tweets contienen URLs y por ello es importante suprimirlos para análisis posteriores, ya que afectan la longitud de los tweets.
- No se pudo establecer una correlación entre keyword y location.
- Para la keyword 'oubreak' la mayoría de los tweets son verdaderos.
- Para la keyword 'body%20bags' la mayoría de los tweets son falsos.
- La media de los tweets falsos es de 100 caracteres, mientras que en los tweets verdaderos es de 115 caracteres.
- Un altísimo porcentaje de los tweets contienen textos con un solo párrafo.