Proyecto 2 - Ciencia de datos

Procesamiento del lenguaje natural con tweets de desastres naturales

Integrentes:

- Karina Valladares, 18005
- Alexa Bravo, 18831
- José Eduardo López, 181045

Problema científico

El procesamiento de lenguaje natural, o NLP, por sus siglas en inglés, es una rama de la ciencia de computación enfocada en otorgar a las computadoras la habilidad de comprender y entender palabras habladas y escritas, de forma muy similar a la que los humanos lo hacemos. Para ello, se combina el modelaje del lenguaje humano con procesos estadísticos, machine learning y deep learning. Dada la ambigüedad del lenguaje humano, existen múltiples técnicas y prácticas dentro del NLP, con el fin de volverlo más sencillo de procesar para las máquinas (IBM Cloud Education, 2020).

Dada la complejidad del lenguaje humano, en general existen técnicas preliminares para desglosar el lenguaje, de forma que colabora con la computadora en la comprensión de lo que está analizando. Entre estas se incluyen:

- Reconocimiento de habla: es la habilidad en la que el texto hablado se convierte en un texto escrito. Dicha tarea es necesaria para cualquier aplicación que sigue con comandos de voz o responde a preguntas orales.
- Clasificación de categorías gramaticales: en este proceso se determinan qué categorías gramaticales están presentes dentro de cada oración y se van clasificando de acuerdo a estas.
- Desambiguación del sentido de las palabras: es la selección del sentido y significado de las palabras con varios significados a partir de un análisis semántico.
- Análisis sentimental: intenta la extracción de cualidades subjetivas del texto.

Objetivos

El objetivo principal del proyecto es la creación de un modelo de aprendizaje automático que sea capaz de analizar y evaluar los datos presentados en tweets, para determinar si la información presentada en ellos es verdadera o falsa. Para ello, vamos a dividir los objetivos en porciones más pequeñas.

Los objetivos específicos para el proyecto son:

- Definir un problema científico real y determinar un método de solución para el mismo.
- Determinar qué técnicas usadas dentro del Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP, por sus siglas en inglés) son pertinentes para el estudio en cuestión.
- Realizar un análisis detallado del problema planteado y crear una solución teórica para el mismo.
- Realizar un proceso de limpieza para los datos, puesto que son lenguaje natural.

Análisis exploratorio inicial

Para este proyecto se utilizará únicamente el conjunto de datos de entrenamiento train.csv. Este dataset cuenta con 8544 datos los cuales se dividen en cinco variables. Se realizará una limpieza de datos:

- Convertir todo a minúsculas
- Eliminación de números o caracteres especiales
- Eliminación de referencias a externos, como "@user" o hilos de información
- Eliminación de emojis y signos de puntuación

Se buscará la frase más usada, las palabras más repetidas, se hará una nube de palabras con estas y gráicos qué expliquen las variables.

Referencias consultadas

IBM Cloud Education. (2020). Natural Language Processing (NLP). IBM Cloud Learn Hub. Recuperado de: https://www.ibm.com/cloud/learn/natural-language-processing

In [52]:
```python
#Importamos las Librerias a utilizar
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import neattext as nt
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS, ImageColorGenerator
import textdistance
import re
from collections import Counter
from sklearn.cluster import AgglomerativeClustering
```

In [2]:
```python
# leemos la data
data = pd.read_csv("train.csv")

data
```

Out[2]:

	id	keyword	location	text	target
0	1	NaN	NaN	Our Deeds are the Reason of this #earthquake M...	1
1	4	NaN	NaN	Forest fire near La Ronge Sask. Canada	1
2	5	NaN	NaN	All residents asked to 'shelter in place' are ...	1
3	6	NaN	NaN	13,000 people receive #wildfires evacuation or...	1
4	7	NaN	NaN	Just got sent this photo from Ruby #Alaska as ...	1
...	...	...	...	...	...
7608	10869	NaN	NaN	Two giant cranes holding a bridge collapse int...	1
7609	10870	NaN	NaN	@aria_ahrary @TheTawniest The out of control w...	1
7610	10871	NaN	NaN	M1.94 [01:04 UTC]?5km S of Volcano Hawaii. htt...	1
7611	10872	NaN	NaN	Police investigating after an e-bike collided ...	1
7612	10873	NaN	NaN	The Latest: More Homes Razed by Northern Calif...	1

7613 rows × 5 columns

In [3]:
```python
# revisamos cuántos NA hay
data.isna().sum().to_frame()
```

Out[3]:

	0
id	0
keyword	61
location	2533
text	0
target	0

A partir del resumen anterior, es importante señalar que la cantidad de datos faltantes es sustancial para "location", por lo que esto necesitará un tratamiento especial.

Variables

- **id**: hace referencia a un número único para cada registro, es de tipo numérico (no necesita limpieza). Tenemos 0 datos faltantes.
- **Keyword**: es una palabra que caracteriza al tweet, no todos los tweets lo tienen pero no escencial para el análisis de texto, aunque puede resultar de gran ayuda para aquellos tweets que si estén vinculados a una. Es de tipo String y solo necesitamos remover los signos de puntuación y pasar todo a mayúsculas. Tenemos 61 datos faltantes.
- **Location**: hace referencia al país desde el que se publicó el tweet, no todos los registros tienen esta variables pero puede ser de utilidad para los que si la tienen. Para la limpieza solo es necesario estandarizar los nombres y colocar todo en mayúsculas. Tenemos 2,533 datos faltantes.
- **text**: es el mensaje de texto adjunto al tweet, esta es la variable más importante y la quiere mayor limpieza. Como es una variable que contiene texto es necesaria procesar como lenguaje natural, quitar caracteres especiales, correos, números de teléfono, stopwrods, signos de puntuación, pasar todo a mayúsculas, remover URL, entre otros. Tenemos 0 datos faltantes
- **target**: es una variable binaria que clasifica si el tweet es sobre un desastre real: 1, 0 en caso contrario, no requiere limpieza. Tenemos 0 datos faltantes.

Análisis Exploratorio

WordClouds

Keyword

In [4]:
```python
# convertimos todo a un string
final_string = ""
for i in data["keyword"]:
    final_string += str(i) + " "
final_string = final_string[:-1]
```

In [5]:
```python
#WordCloud "keyword"
wordcloud = WordCloud().generate(str(final_string))

plt
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```

Podemos observar que aparecen valores repetidos y varios "NaN" por ello es necesario hacer limpieza y estandarizar los datos.

Location

In [6]:
```python
# convertimos todo a un string
final_string = ""
for i in data["location"]:
    final_string += str(i) + " "
final_string = final_string[:-1]
```

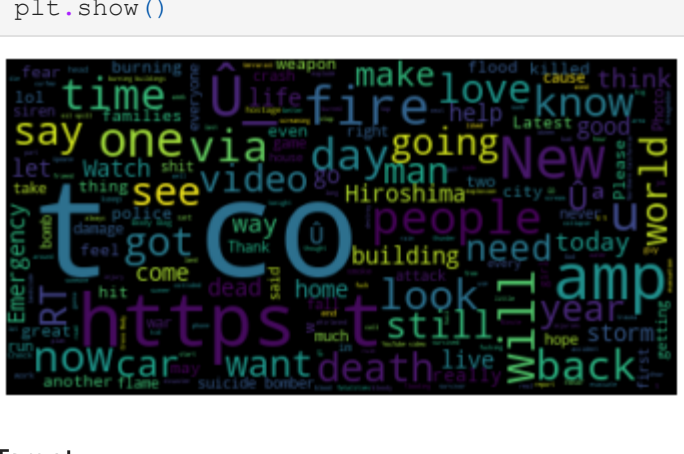
In [7]:
```python
#WordCloud "location"
wordcloud = WordCloud().generate(str(final_string))

plt
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```

Podemos observar que aparecen valores repetidos y varios "NaN" por ello es necesario hacer limpieza y estandarizar los datos.

Text

In [8]:
```python
# convertimos todo a un string
final_string = ""
for i in data["text"]:
    final_string += str(i) + " "
final_string = final_string[:-1]
```

In [9]:
```python
#WordCloud "text"
wordcloud = WordCloud().generate(str(final_string))

plt
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```

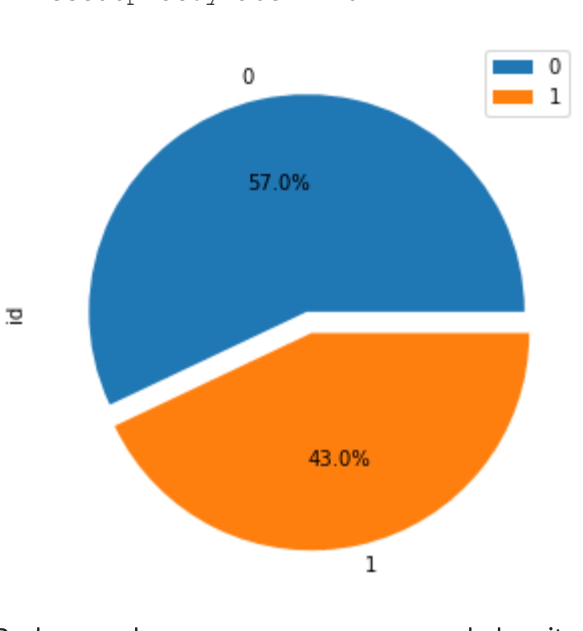


Target

In [10]:
```python
pie = data.groupby("target").count()
```

In [11]:
```python
pie.plot.pie(y='id', figsize=(5, 5), autopct='%1.1f%%', explode=(0, 0.1))
```

Out[11]: <AxesSubplot:ylabel='id'>



Podemos observar que un poco mas de la mitad de tweets no son sobre un desastre real.

Funciones

In [12]:
```python
#Función para convertir todo a Mayúsculas
def convertir_mayus(X):

    return X.str.upper()

#Función para remover stopwords, emails, números, números de telefono, url's, emojis, tags, caracteres especia
def limpiar(X):
    for i in range(len(X)):
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_stopwords(lang = "en")
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_emails()
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_numbers()
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_phone_numbers()
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_btc_address()
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_urls()
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_emojis()
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_html_tags()
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_puncts()
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_special_characters()
        X[i] = nt.TextFrame(str(X[i])).remove_stopwords(lang = "es")

    return X

#Funcion para normalizar los textos
def normalizar(text):
    return re.sub('[^a-z0-9]+', ' ', text.lower())

def preNormText(texts, threshold=0.4):

    normTexts = np.array([normalizar(text) for text in texts])
    distancia = 1 - np.array([[textdistance.jaro_winkler(one, another) for one in normTexts] for another in nor
    clustering = AgglomerativeClustering(distance_threshold=threshold,affinity="precomputed", linkage="complete
    center = dict()
    for clusterId in set(clustering.labels_):
        index = clustering.labels_ == clusterId
        central = distancia[:, index][index].sum(axis=1)
        center[clusterId] = normTexts[index][central.argmin()]
    return [center[i] for i in clustering.labels_]
```

In [13]:
```python
#Funcion para limpiar NA
def limpiar_na(X):
    resultado = []
    for i in range(len(X)):
        if str(X[i]) == "NAN":
            resultado.append("NO DATA")
        else:
            resultado.append(X[i])
    return resultado
```

Limplieza de Datos

Keyword

In [14]:
```python
keyword = data["keyword"]
```

Pasamos todo a mayúsculas

In [15]:
```python
keyword = convertir_mayus(keyword)
```

Removemos Stopwords, emails, números, números de teléfono, direcciones. URL, emojis, HTML tags

In [16]:
```python
keyword = limpiar(keyword)
```

In [17]:
```python
data["keyword"] = keyword.astype(str)
```

In [18]:
```python
data.groupby("keyword").count()
```

Out[18]:

keyword	id	location	text	target
ABLAZE	36	29	36	36
ACCIDENT	35	28	35	35
AFTERSHOCK	34	25	34	34
AIRPLANEACCIDENT	35	29	35	35
AMBULANCE	38	26	38	38
...	...	...	...	...
WOUNDS	33	27	33	33
WRECK	37	27	37	37
WRECKAGE	39	28	39	39
WRECKED	39	22	39	39
nan	61	0	61	61

222 rows × 4 columns

Normalización

In [19]:
```python
keyword = data["keyword"]
```

In [20]:
```python
objetivo = preNormText(keyword, 0.6)
```

In [21]:
```python
# sobreescribimos la columna en el dataframe
data["keyword"] = objetivo
```

In [22]:
```python
# convertimos el texto a mayúsculas
data["keyword"] = data["keyword"].str.upper()
```

Limpieza de NA

In [23]:
```python
# extraemos en una variable para trabajar sobre ella
Y = data["keyword"]
```

In [24]:
```python
# limpiamos los na
Y = limpiar_na(Y)
```

In [25]:
```python
# reemplazamos los espacios por "_"
for i in range(len(Y)):
    word = Y[i]
    new = word.replace(" ", "_")
    Y[i] = new
```

In [26]:
```python
# sobreescribimos en el dataframe
data["keyword"] = Y
```

In [27]:
```python
# agrupamos según la ubicación, para ver el resultado y sus cambios
data.groupby("keyword").count()
```

Out[27]:

keyword	id	location	text	target
ARSONIST	292	161	292	292
BOMBING	549	367	549	549
COLLAPSE	256	197	256	256
CRASHED	381	247	381	381
DEATH	451	314	451	451
DEMOLISHED	439	297	439	439
DROWN	245	168	245	245
ELECTROCUTE	243	155	243	243
EMERGENCY	281	194	281	281
EVACUATE	363	246	363	363
FAMINE	332	231	332	332
FATALITIES	464	324	464	464
FLOOD	359	233	359	359
HAIL	240	172	240	240
HAZARD	213	137	213	213
OBLITERATE	395	260	395	395
RAZED	385	257	385	385
RESCUE	294	184	294	294
SURVIVE	347	208	347	347
TORNADO	344	217	344	344
WILDFIRE	198	129	198	198
WINDSTORM	327	245	327	327
WRECK	215	137	215	215

Location

In [28]:
```python
location = data["location"]
```

Pasamos todo a mayúsculas

In [29]:
```python
location = convertir_mayus(location)
```

Removemos Stopwords, emails, números, números de teléfono, direcciones. URL, emojis, HTML tags

In [30]:
```python
location = limpiar(location)
```

In [31]:
```python
data["location"] = location.astype(str)
```

In [32]:
```python
data.groupby("location").count()
```

Out[32]:

location	id	keyword	text	target
	302	302	302	302
A PROPERTY UNIVERSE	1	1	1	1
AARHUS CENTRAL JUTLAND	1	1	1	1
AAS AZTEC PRINCESS	1	1	1	1
AB CANADA	1	1	1	1
...	...	...	...	...
ZERO BRANCO	1	1	1	1
ZIAM AF	1	1	1	1
ZIMBABWE	1	1	1	1
ZONE LAYER	1	1	1	1
nan	2533	2533	2533	2533

2805 rows × 4 columns

Normalización

In [33]:
```python
location = data["location"]
```

In [34]:
```python
# limpiamos con la función definida
resultado = preNormText(location, 0.6)
```

In [35]:
```python
# sobreescribimos la columna en el dataframe
data["location"] = resultado
```

In [36]:
```python
# convertimos el texto a mayúsculas
data["location"] = data["location"].str.upper()
```

Limpieza de NA

In [37]:
```python
# extraemos en una variable para trabajar sobre ella
X = data["location"]
```

In [38]:
```python
# limpiamos los na
X = limpiar_na(X)
```

In [39]:
```python
# reemplazamos los espacios por "_"
for i in range(len(X)):
    word = X[i]
    new = word.replace(" ", "_")
    X[i] = new
```

In [40]:
```python
# sobreescribimos en el dataframe
data["location"] = X
```

In [41]:
```python
# agrupamos según la ubicación, para ver el resultado y sus cambios
data.groupby("location").count()
```

Out[41]:

location	id	keyword	text	target
	302	302	302	302
AIRES_ARGENTINA	32	32	32	32
ALBERTA	56	56	56	56
AMERICA	20	20	20	20
AMERICAN_WASTELAND_MV	20	20	20	20
...	...	...	...	...
WELLINGTON	19	19	19	19
WEST_COAST	23	23	23	23
WILLIAMSBURG	9	9	9	9
WINTER_PARK_COLORADO	19	19	19	19
WORLDWIDE	89	89	89	89

179 rows × 4 columns

Text

In [42]:
```python
text = data["text"]
```

Pasamos todo a mayúsculas

In [43]:
```python
text = convertir_mayus(text)
```

Removemos Stopwords, emails, números, números de teléfono, direcciones. URL, emojis, HTML tags

In [44]:
```python
text = limpiar(text)
```

In [45]:
```python
data["text"] = text.astype(str)
```

In [46]:
```python
data.groupby("text").count()
```

Out[46]:

text	id	keyword	location	target
A NIGHTMARE ELM STREET GETTING REMADE	1	1	1	1
A RADAR UPDATE WIDESPREAD SHOWERSSTORMS MOVING AREASMINOR FLOODING POSSIBLE HUNWX	1	1	1	1
A SLAMMING DOOR LESSON LEARNED LET LOVER CRASH BURN	1	1	1	1
A STARTED WRITING TALK TRAUMA THERAPY WAY COMMUNICATE GRAVITYCHAT	1	1	1	1
A VOLUNTARY EVACUATION RECOMMENDED TIME PICKEREL LAKE CABINS HIGHWAY REIDLAKE FIRE SAYS MACA NWT YZF	1	1	1	1
...	...	...	...	...
ZOUMA ABSOLUTELY FLATTENED GUY	1	1	1	1
ZOUMA FLATTENED CFC	1	1	1	1
ZOUMA FLATTENED GUY	1	1	1	1
ZOURRYART FORGOT ADD BURNING BUILDINGS SCREAMING BABIES	1	1	1	1
ZXATHETIS ARE OKAY ELECTROCUTE BADLY RIGHT	1	1	1	1

6854 rows × 4 columns

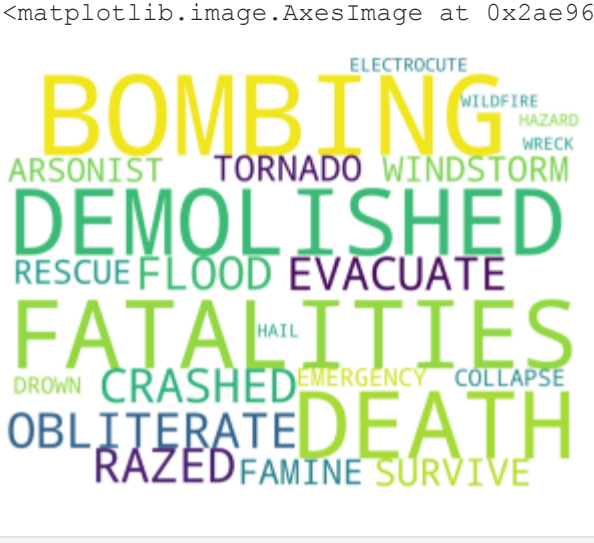
Análisis exploratorio de los datos más limpios

WordClouds

In [47]:
```python
kwText = " ".join(review for review in data.keyword.astype(str))
```

In [48]:
```python
wordcloud = WordCloud(background_color="white", width=4200, height=3200,collocations = False,
                      stopwords=STOPWORDS).generate(kwText)
plt.axis("off")
plt.imshow(wordcloud)
```

Out[48]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x2ae96a10040>



In [49]:
```python
# convertimos todo a un string
lText = " ".join(review for review in data.location.astype(str))
```

In [50]:
```python
wordcloud = WordCloud(background_color="white", width=4200, height=3200,collocations = False,
                      stopwords=STOPWORDS).generate(lText)
plt.axis("off")
plt.imshow(wordcloud)
```

Out[50]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x2ae9c1343a0>

Frecuencia de Palabras

Keyword

In [79]:
```python
kwFrequencies = Counter(kwText.split())
```

In [80]:
```python
kwFrequencies
```

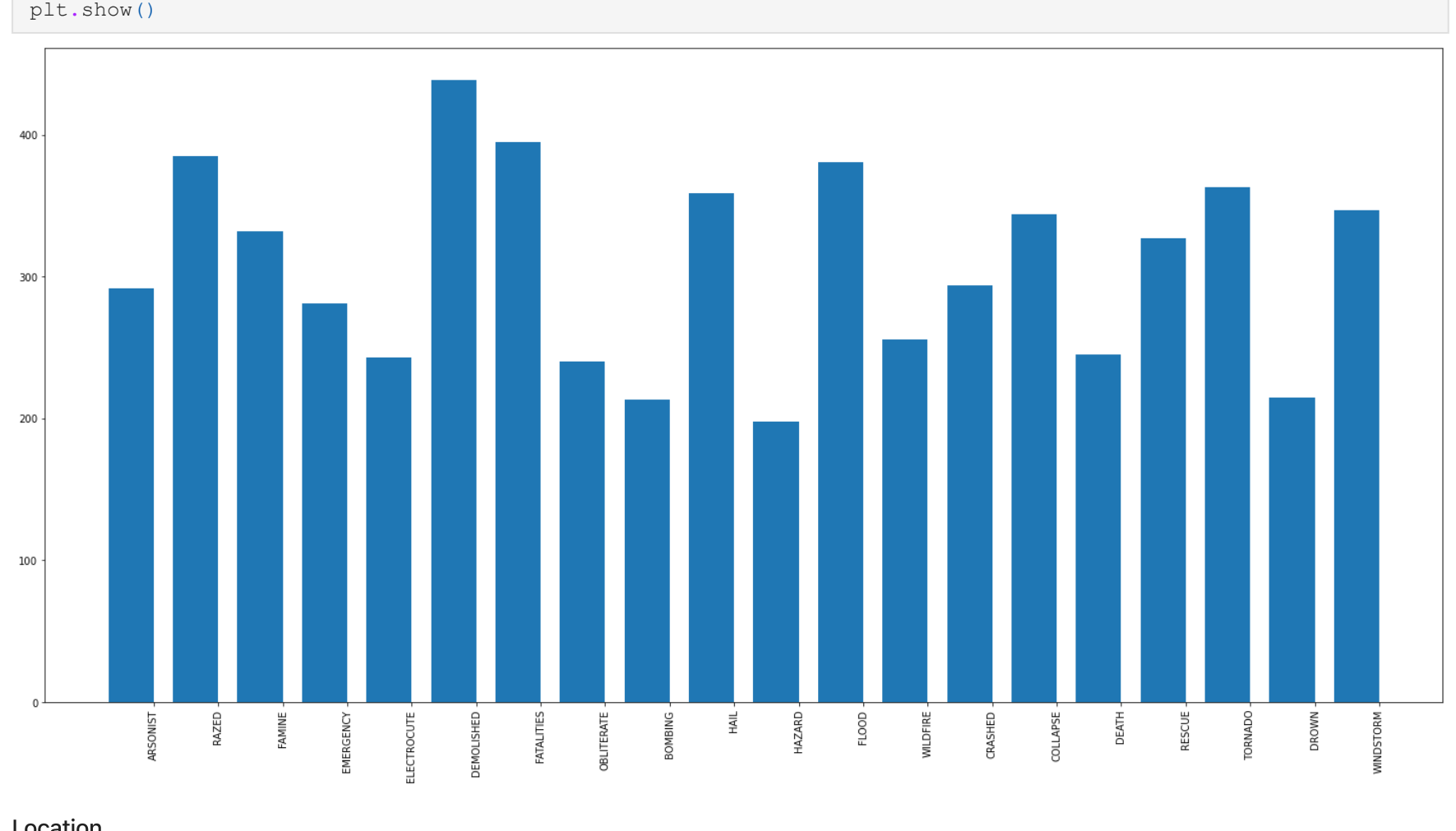
Out[80]:
```
Counter({'ARSONIST': 292,
         'RAZED': 385,
         'FAMINE': 332,
         'EMERGENCY': 281,
         'ELECTROCUTE': 243,
         'DEMOLISHED': 439,
         'FATALITIES': 464,
         'OBLITERATE': 395,
         'BOMBING': 549,
         'HAIL': 240,
         'HAZARD': 213,
         'FLOOD': 359,
         'WILDFIRE': 198,
         'CRASHED': 381,
         'COLLAPSE': 256,
         'DEATH': 451,
         'RESCUE': 294,
         'TORNADO': 344,
         'DROWN': 245,
         'WINDSTORM': 327,
         'EVACUATE': 363,
         'WRECK': 215,
         'SURVIVE': 347})
```

In [81]:
```python
palabras = []
frecuencias = []
for i in kwFrequencies.keys():
    palabras.append(i)

for k in kwFrequencies.values():
    frecuencias.append(k)
```

In [82]:
```python
index1 = frecuencias.index(max(frecuencias))
pal = palabras[index1]
frecuencias.pop(index1)

index2 = frecuencias.index(max(frecuencias))
pa2 = palabras[index2]
frecuencias.pop(index2)

index3 = frecuencias.index(max(frecuencias))
pa3 = palabras[index3]
frecuencias.pop(index3)

print("La palabra más frecuente es: ", pal)
print("La segunda palabra más frecuente es:", pa2)
print("La tercera palabra más frecuente es:", pa3)
```

```
La palabra más frecuente es:  BOMBING
La segunda palabra más frecuente es: FATALITIES
La tercera palabra más frecuente es: CRASHED
```

In [87]:
```python
n = 20
words = palabras[0:n]
freq = frecuencias[0:n]

# Plot histogram using matplotlib bar().
indexes = np.arange(len(words))
width = 0.7

fig = plt.figure(figsize = (25, 12 ))
plt.bar(indexes, freq, width)
plt.xticks(indexes + width * 0.5, words)
plt.xticks(rotation = 90)
plt.show()
```



Location

In [73]:
```python
lFrequencies = Counter(lText.split())
```

In [74]:
```python
lFrequencies
```

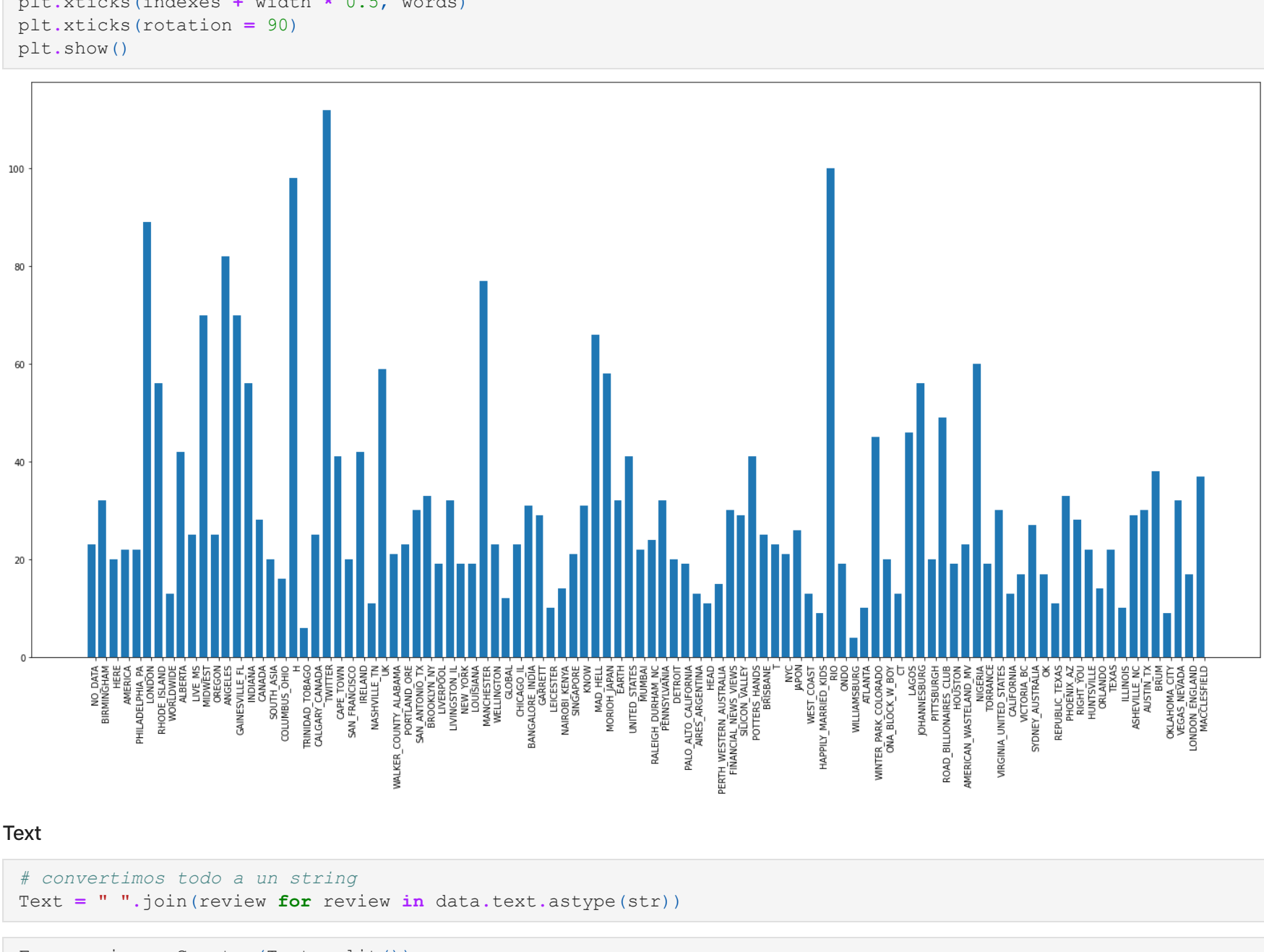
```
Out[74]: Counter({'NO_DATA': 2548,
          'BIRMINGHAM': 23,
          'HERE': 32,
          'AMERICA': 20,
          'PHILADELPHIA_PA': 22,
          'LONDON': 115,
          'RHODE_ISLAND': 22,
          'WORLDWIDE': 89,
          'ALBERTA': 56,
          'LIVE_MS': 13,
          'MIDWEST': 42,
          'OREGON': 25,
          'ANGELES': 70,
          'GAINESVILLE_FL': 25,
          'INDIANA': 82,
          'CANADA': 70,
          'SOUTH_ASIA': 56,
          'COLUMBUS_OHIO': 28,
          'H': 20,
          'TRINIDAD_TOBAGO': 16,
          'CALGARY_CANADA': 98,
          'TWITTER': 6,
          'CAPE_TOWN': 25,
          'SAN_FRANCISCO': 112,
          'IRELAND': 41,
          'NASHVILLE_TN': 20,
          'UK': 42,
          'WALKER_COUNTY_ALABAMA': 11,
          'PORTLAND_ORE': 59,
          'SAN_ANTONIO_TX': 21,
          'BROOKLYN_NY': 23,
          'LIVERPOOL': 30,
          'LIVINGSTON_IL': 33,
          'NEW_YORK': 170,
          'LOUISIANA': 19,
          'MANCHESTER': 32,
          'WELLINGTON': 19,
          'GLOBAL': 19,
          'CHICAGO_IL': 77,
          'BANGALORE_INDIA': 23,
          'GARRETT': 12,
          'LEICESTER': 23,
          'NAIROBI_KENYA': 31,
          'SINGAPORE': 29,
          'KNOW': 10,
          'MAD_HELL': 14,
          'MORIOH_JAPAN': 21,
          'EARTH': 31,
          'UNITED_STATES': 66,
          'MUMBAI': 58,
          'RALEIGH_DURHAM_NC': 32,
          'PENNSYLVANIA': 41,
          'DETROIT': 22,
          'PALO_ALTO_CALIFORNIA': 24,
          'AIRES_ARGENTINA': 32,
          'HEAD': 20,
          'PERTH_WESTERN_AUSTRALIA': 19,
          'FINANCIAL_NEWS_VIEWS': 13,
          'SILICON_VALLEY': 11,
          'POTTERS_HANDS': 15,
          'BRISBANE': 30,
          'T': 29,
          'NYC': 41,
          'JAPON': 25,
          'WEST_COAST': 23,
          'HAPPILY_MARRIED_KIDS': 21,
          'RIO': 26,
          'ONDO': 13,
          'WILLIAMSBURG': 9,
          'ATLANTA': 100,
          'WINTER_PARK_COLORADO': 19,
          'ONA_BLOCK_W_BOY': 4,
          'CT': 10,
          'LAGOS': 45,
          'JOHANNESBURG': 20,
          'PITTSBURGH': 13,
          'ROAD_BILLIONAIRES_CLUB': 46,
          'HOUSTON': 56,
          'AMERICAN_WASTELAND_MV': 20,
          'NIGERIA': 49,
          'TORRANCE': 19,
          'VIRGINIA_UNITED_STATES': 23,
          'CALIFORNIA': 60,
          'VICTORIA_BC': 19,
          'SYDNEY_AUSTRALIA': 30,
          'OK': 13,
          'REPUBLIC_TEXAS': 17,
          'PHOENIX_AZ': 27,
          'RIGHT_YOU': 17,
          'HUNTSVILLE': 11,
          'ORLANDO': 33,
          'TEXAS': 28,
          'ILLINOIS': 22,
          'ASHEVILLE_NC': 14,
          'AUSTIN_TX': 22,
          'BRUM': 10,
          'OKLAHOMA_CITY': 29,
          'VEGAS_NEVADA': 30,
          'LONDON_ENGLAND': 38,
          'MACCLESFIELD': 9,
          'FLORIDA': 32,
          'TAYLOR_SWIFT': 17,
          'NEWCASTLE_OK': 37,
          'MAGNOLIA': 22,
          'KENYA': 36,
          'PERTHSHIRE': 16,
          'MEMPHIS_TN': 28,
          'PARIS': 29,
          'WASHINGTON_DC': 73,
          'UK_GERMANY': 15,
          'INTERNET': 30,
          'NORTH': 32,
          'SS': 13,
          'BLEAK_HOUSE': 13,
          'KAMA_FRANCE': 13,
          'DALLAS_TX': 28,
          'PORT_JERVIS_NY': 20,
          'DUBLIN': 19,
          'SEATTLE_WA': 62,
          'DELI': 11,
          'LYTHAM_ST_ANNES': 15,
          'MADISON_WI': 28,
          'GOLD_COAST_AUSTRALIA': 18,
          'HTX': 8,
          'CENTRAL_COAST_CALIFORNIA': 26,
          'BUY_MONEY': 18,
          'DENVER_COLORADO': 31,
          'BRASIL': 22,
          'PHILIPPINES': 15,
          'METHVILLE': 17,
          'PAIGNTON': 27,
          'QUEENS': 16,
          'UTAH': 15,
          'MACON_GA': 23,
          'MELBOURNE_AUSTRALIA': 30,
          'MOON': 19,
          'FRESNO': 13,
          'DC': 7,
          'ROCKY_MOUNTAINS': 16,
          'GOTHAM_CITYUSA': 17,
          'CONTAC_BFE': 8,
          'SECRET': 16,
          'CHINA': 23,
          'BALTIMORE_MD': 17,
          'TENNESSEE': 24,
          'SOCHI_KDA_RU': 6,
          'NORWAY': 9,
          'VANCOUVER_BC': 25,
          'PLANET_EARTH': 20,
          'ONTARIO_CANADA': 17,
          'MPP': 6,
          'EWA_BEACH_HI': 15,
          'IRAQAFGHANISTAN_RSA_BAGHDAD': 9,
          'NEW_ENGLAND': 29,
          'MINA_CITY': 18,
          'THAILAND': 24,
          'KISUMU': 4,
          'VENTURA': 14,
          'UNITED_KINGDOM': 26,
          'PATERSON_NEW_JERSEY': 20,
          'NOTTINGHAM_ENGLAND': 12,
          'NJ': 11,
          'ISTANBUL': 7,
          'WACO_TEXAS': 15,
          'ENGLAND_UNITED_KINGDOM': 13,
          'TULSA_OK': 12,
          'CHEVY_CHASE_MD': 11,
          'LOWELL': 4,
          'REDDING_CALIFORNIA': 15,
          'PORTO': 11,
          'UNTMDOUTDOORS_TORK': 7,
          'KUALA_LUMPUR_MALAYSIA': 8,
          'IM_SENT': 9,
          'MICHIGAN': 15,
          'US': 15,
          'COVENTRY': 19,
          'HONG_KONG': 10,
          'SCOTTSDALE_AZ': 12})
```

```
In [76]: palabras = []
         frecuencias = []
         for i in lFrequencies.keys():
             palabras.append(i)

         for k in lFrequencies.values():
             frecuencias.append(k)
```

```
In [77]: index1 = frecuencias.index(max(frecuencias))
         pa1 = palabras[index1]
         frecuencias.pop(index1)

         index2 = frecuencias.index(max(frecuencias))
         pa2 = palabras[index2]
         frecuencias.pop(index2)

         index3 = frecuencias.index(max(frecuencias))
         pa3 = palabras[index3]
         frecuencias.pop(index3)

         print("La palabra más frecuente es: ", pa1)
         print("La segunda palabra más frecuente es:", pa2)
         print("La tercera palabra más frecuente es:", pa3)
```

```
La palabra más frecuente es:  NO_DATA
La segunda palabra más frecuente es: LIVINGSTON_IL
La tercera palabra más frecuente es: PHILADELPHIA_PA
```

```
In [78]: n = 100
         words = palabras[0:n]
         freq = frecuencias[0:n]

         # Plot histogram using matplotlib bar().
         indexes = np.arange(len(words))
         width = 0.7

         fig = plt.figure(figsize = (25, 12 ))
         plt.bar(indexes, freq, width)
         plt.xticks(indexes + width * 0.5, words)
         plt.xticks(rotation = 90)
         plt.show()
```



Text

```
In [88]: # convertimos todo a un string
         Text = " ".join(review for review in data.text.astype(str))
```

```
In [91]: Frequencies = Counter(Text.split())
```

```
In [92]: Frequencies
```

```
Out[92]: Counter({'DEEDS': 2,
         'REASON': 20,
         'EARTHQUAKE': 50,
         'ALLAH': 9,
         'FORGIVE': 2,
         'FOREST': 65,
         'FIRE': 252,
         'NEAR': 54,
         'RONGE': 1,
         'SASK': 1,
         'CANADA': 11,
         'RESIDENTS': 8,
         'ASKED': 9,
         'SHELTER': 6,
         'PLACE': 26,
         'NOTIFIED': 1,
         'OFFICERS': 8,
         'EVACUATION': 50,
         'ORDERS': 11,
         'EXPECTED': 15,
         'PEOPLE': 196,
         'RECEIVE': 2,
         'WILDFIRES': 11,
         'CALIFORNIA': 117,
         'GOT': 112,
         'SENT': 13,
         'PHOTO': 41,
         'RUBY': 1,
         'ALASKA': 6,
         'SMOKE': 48,
         'POURS': 1,
         'SCHOOL': 66,
         'ROCKYFIRE': 4,
         'UPDATE': 37,
         'HWY': 10,
         'CLOSED': 20,
         'DIRECTIONS': 1,
         'LAKE': 14,
         'COUNTY': 38,
         'CAFIRE': 2,
         'FLOOD': 56,
         'DISASTER': 153,
         'HEAVY': 20,
         'RAIN': 44,
         'CAUSES': 13,
         'FLASH': 21,
         'FLOODING': 50,
         'STREETS': 8,
         'MANITOU': 1,
         'COLORADO': 16,
         'SPRINGS': 5,
         'AREAS': 9,
         'IM': 306,
         'HILL': 7,
         'WOODS': 2,
         'THERES': 45,
         'EMERGENCY': 157,
         'HAPPENING': 12,
         'BUILDING': 30,
         'STREET': 24,
         'AFRAID': 5,
         'TORNADO': 31,
         'COMING': 51,
         'AREA': 41,
         'DIED': 28,
         'HEAT': 46,
         'WAVE': 35,
         'FAR': 28,
         'HAHA': 20,
         'SOUTH': 28,
         'TAMPA': 4,
         'GETTING': 56,
         'FLOODED': 4,
         'HAH': 3,
         'WAIT': 26,
         'SECOND': 28,
         'LIVE': 60,
         'GONNA': 43,
         'FVCK': 1,
         'RAINING': 4,
         'FLORIDA': 8,
         'TAMPABAY': 1,
         'DAYS': 29,
         'IVE': 47,
         'LOST': 23,
         'COUNT': 3,
         'BAGO': 2,
         'MYANMAR': 18,
         'WE': 15,
         'ARRIVED': 8,
         'DAMAGE': 54,
         'BUS': 37,
         'MULTI': 2,
         'CAR': 91,
         'CRASH': 119,
         'BREAKING': 41,
         'WHATS': 29,
         'MAN': 110,
         'LOVE': 101,
         'FRUITS': 2,
         'SUMMER': 42,
         'LOVELY': 8,
         'FAST': 22,
         'GOOOOOOOAAAAAAL': 1,
         'RIDICULOUS': 4,
         'LONDON': 16,
         'COOL': 31,
         'SKIING': 1,
         'WONDERFUL': 5,
         'DAY': 113,
         'LOOOOOOL': 1,
         'WAYI': 1,
         'CANT': 108,
         'EAT': 7,
         'SHIT': 56,
         'NYC': 12,
         'WEEK': 37,
         'GIRLFRIEND': 6,
         'COOOOL': 1,
         'LIKE': 345,
         'PASTA': 2,
         'END': 44,
         'BBCMTD': 1,
         'WHOLESALE': 4,
         'MARKETS': 7,
         'ABLAZE': 28,
         'TRY': 19,
         'BRING': 17,
         'METAL': 13,
         'RT': 107,
         'AFRICANBAZE': 1,
         'NEWSNIGERIA': 1,
         'FLAG': 21,
         'SET': 48,
         'ABA': 14,
         'CRYING': 9,
         'MORE': 17,
         'PLUS': 8,
         'LOOK': 73,
         'SKY': 15,
         'NIGHT': 50,
         'PHDSQUARES': 1,
         'MUFC': 2,
         'THEYVE': 5,
         'BUILT': 6,
         'HYPE': 3,
         'NEW': 226,
         'ACQUISITIONS': 2,
         'DOUBT': 5,
         'EPL': 1,
         'SEASON': 14,
         'INEC': 2,
         'OFFICE': 12,
         'ABIA': 2,
         'BARBADOS': 1,
         'BRIDGETOWN': 1,
         'JAMAICA': 5,
         'CARS': 21,
         'SANTA': 6,
         'CRUZ': 10,
         'HEAD': 42,
         'ST': 46,
         'ELIZABETH': 2,
         'POLICE': 141,
         'SUPERINTENDE': 1,
         'LORD': 20,
         'D': 23,
         'CHECK': 46,
         'OUT': 31,
         'NSFW': 3,
         'OUTSIDE': 25,
         'ALIVE': 11,
         'DEAD': 96,
         'INSIDE': 28,
         'AWESOME': 16,
         'TIME': 127,
         'VISITING': 1,
         'CFC': 2,
         'ANCOP': 1,
         'SITE': 27,
         'THANKS': 30,
         'TITA': 1,
         'VIDA': 2,
         'TAKING': 17,
         'CARE': 31,
         'SOOOO': 2,
         'PUMPED': 1,
         'SOUTHRIDGELIFE': 1,
         'WANTED': 18,
         'CHICAGO': 12,
         'PREACHING': 1,
         'HOTEL': 6,
         'GAINED': 6,
         'FOLLOWERS': 8,
         'YOU': 51,
         'KNOW': 112,
         'STATS': 3,
         'GROW': 8,
         'WEST': 24,
         'BURNED': 39,
         'THOUSANDS': 19,
         'PERFECT': 10,
         'TRACKLIST': 1,
         'LIFE': 87,
         'LEAVE': 28,
         'RETAINERS': 1,
         'IN': 30,
         'WEIRD': 9,
         'BETTER': 36,
         'IT': 65,
         'WEAR': 3,
         'SINGLE': 11,
         'YEAR': 70,
         'LEAST': 2,
         'DEPUTIES': 4,
         'SHOT': 27,
         'BRIGHTON': 2,
         'HOME': 77,
         'WIFE': 12,
         'YEARS': 80,
         'JAIL': 3,
         'SETTING': 11,
         'NIECE': 3,
         'SUPERINTENDENT': 1,
         'LANFORD': 1,
         'SALMON': 3,
         'R': 19,
         'ARSONIST': 18,
         'DELIBERATELY': 1,
         'BLACK': 66,
         'CHURCH': 7,
         'NORTH': 27,
         'CAROLINAABLAZE': 1,
         'NOCHES': 1,
         'ELBESTIA': 1,
         'ALEXISSANCHEZ': 1,
         'HAPPY': 23,
         'TEAMMATES': 1,
         'TRAINING': 12,
         'HARD': 20,
         'GOODNIGHT': 1,
         'GUNNERS': 1,
         'KURDS': 1,
         'TRAMPLING': 1,
         'TURKMEN': 2,
         'LATER': 11,
         'VANDALIZED': 1,
         'OFFICES': 3,
         'DIYALA': 1,
         'TRUCK': 50,
         'VOORTREKKER': 1,
         'AVE': 15,
         'TAMBO': 1,
         'INTL': 1,
         'CARGO': 3,
         'SECTION': 4,
         'HEARTS': 5,
         'CITY': 60,
         'GIFT': 4,
         'SKYLINE': 2,
         'KISS': 2,
         'LIPS': 1,
         'TONIGHT': 38,
         'ANGELES': 4,
         'EXPECTING': 4,
         'IG': 4,
         'FB': 4,
         'FILLED': 3,
         'SUNSET': 6,
         'SHOTS': 15,
         'PEEPS': 3,
         'CLIMATE': 19,
         'ENERGY': 7,
         'REVEL': 1,
         'WMV': 2,
         'VIDEOS': 9,
         'MEANS': 14,
         'MAC': 6,
         'FAREWELL': 1,
         'ROUTE': 10,
         'DVD': 5,
         'GTXRWM': 1,
         'PROGRESSIVE': 1,
         'GREETINGS': 1,
         'MONTH': 12,
         'STUDENTS': 13,
         'PENS': 1,
         'TORCH': 4,
         'PUBLICATIONS': 1,
         'RENE': 2,
         'AMP': 300,
         'JACINTA': 1,
         'SECRET': 15,
         'K': 15,
         'FALLEN': 4,
         'SKIES': 3,
         'EDIT': 2,
         'MAR': 1,
         'NAVISTA': 1,
         'STEVE': 8,
         'FIRES': 100,
         'ELSE': 3,
         'TINDERBOX': 1,
         'CLOWN': 1,
         'HOOD': 2,
         'NEWS': 198,
         'NOWPLAYING': 26,
         'IAN': 4,
         'BUFF': 1,
         'MAGNITUDE': 1,
         'EDM': 11,
         'NXWESTMIDLANDS': 1,
         'HUGE': 21,
         'TALK': 19,
         'UNTIL': 1,
         'WORK': 74,
         'I': 68,
         'KIDS': 30,
         'CUZ': 6,
         'BICYCLE': 2,
         'ACCIDENT': 87,
         'SPLIT': 3,
         'TESTICLES': 1,
         'IMPOSSIBLE': 4,
         'MICHAEL': 12,
         'FATHER': 5,
         'W': 63,
         'NASHVILLETRAFFIC': 1,
         'TRAFFIC': 31,
         'MOVING': 11,
         'M': 31,
         'SLOWER': 3,
         'USUAL': 5,
         'CENTER': 23,
         'LANE': 8,
         'BLOCKED': 11,
         'SANTACLARA': 1,
         'US': 71,
         'NB': 5,
         'GREAT': 62,
         'AMERICA': 19,
         'PKWY': 2,
         'BAYAREA': 1,
         'PERSONALINJURY': 1,
         'READ': 64,
         'ADVICE': 2,
         'SOLICITOR': 2,
         'HELP': 72,
         'OTLEYHOUR': 1,
         'STLOUIS': 1,
         'CARACCIDENTLAWYER': 1,
         'SPEEDING': 1,
         'TEEN': 13,
         'ACCIDENTS': 9,
         'TEE': 2,
         'REPORTED': 16,
         'MOTOR': 5,
         'VEHICLE': 19,
         'CURRY': 1,
         'HERMAN': 1,
         'RD': 30,
         'STEPHENSON': 1,
         'INVOLVING': 13,
         'OVERTURNED': 1,
         'USE': 31,
         'BIGRIGRADIO': 1,
         'AWARENESS': 2,
         'MILE': 8,
         'MARKER': 3,
         'MOORESVILLE': 2,
         'IREDELL': 2,
         'RAMP': 1,
         'PM': 105,
         'SLEEPJUNKIES': 1,
         'SLEEPING': 10,
         'PILLS': 1,
         'DOUBLE': 13,
         'RISK': 16,
         'BY': 11,
         'KNEW': 8,
         'GON': 4,
         'HAPPEN': 13,
         'N': 29,
         'CABRILLO': 1,
         'HWYMAGELLAN': 1,
         'AV': 5,
         'MIR': 1,
         'CONGESTION': 1,
         'PASTOR': 1,
         'SCENE': 15,
         'ACCIDENTWHO': 1,
         'OWNER': 11,
         'RANGE': 4,
         'ROVER': 2,
         'MOM': 21,
         'WISHED': 1,
         'WHY': 4,
         'THAT': 24,
         'THERE': 15,
         'SPILT': 1,
         'MAYONNAISE': 1,
         'HORRIBLE': 35,
         'PAST': 35,
         'SUNDAY': 10,
         'FINALLY': 23,
         'ABLE': 10,
         'AROUND': 3,
         'THANK': 32,
         'GOD': 57,
         'PISSED': 2,
         'DONNIE': 1,
         'TELL': 25,
         'TRUCKCRASH': 1,
         'OVERTURNS': 1,
         'FORTWORTH': 1,
         'INTERSTATE': 2,
         'CLICK': 6,
         'CRASHGT': 1,
         'ASHVILLE': 1,
         'SB': 4,
         'SR': 5,
         'CAROLINA': 1,
         'MOTORCYCLIST': 9,
         'DIES': 14,
         'CROSSED': 6,
         'MEDIAN': 1,
         'MOTORCYCLE': 5,
         'RIDER': 5,
         'TRAVELING': 2,
         'FYI': 3,
         'CADFYI': 2,
         'PROPERTY': 18,
         'DAMAGENHS': 1,
         'PINER': 2,
         'RDHORNDALE': 2,
         'DR': 13,
         'NAAYF': 1,
         'TURNING': 3,
         'CHANDANEE': 1,
         'MAGU': 1,
         'MMA': 6,
         'TAXI': 1,
         'RAMMED': 2,
         'HALFWAY': 1,
         'TURNED': 16,
         'CONF': 1,
         'LEFT': 32,
         'MANCHESTER': 9,
         'EDDY': 1,
         'STOP': 50,
         'NHA': 1,
         'DELAY': 3,
         'MINS': 4,
         'DAMAGEWPD': 1,
         'TH': 51,
         'INJURY': 37,
         'WILLIS': 1,
         'FOREMAN': 1,
         'AASHIQUI': 1,
         'ACTRESS': 2,
         'ANU': 1,
         'AGGARWAL': 1,
         'NEARFATAL': 1,
         'SUFFIELD': 1,
         'ALBERTA': 4,
         'BACKUP': 2,
         'SOUTHACCIDENT': 1,
         'BLOCKING': 5,
         'RIGHT': 68,
         'LANES': 5,
         'EXIT': 8,
         'LANGTREE': 1,
         'RDCONSIDER': 1,
         'NC': 10,
         'ALTERNATE': 1,
         'CHANGED': 4,
         'DETERMINE': 1,
         'OPTIONS': 4,
         'FINANCIALLY': 1,
         'SUPPORT': 24,
         'PLANS': 27,
         'ONGOING': 1,
         'TREATMENT': 5,
         'DEADLY': 9,
         'HAPPENED': 19,
         'HAGERSTOWN': 1,
         'TODAY': 87,
         'ILL': 39,
         'DETAILS': 6,
         'YOURSTATE': 1,
         'WHAG': 1,
         'FLOWRI': 1,
         'MARINADING': 1,
         'FUCKING': 46,
         'MFS': 3,
         'DRIVE': 18,
         'BAHRAIN': 1,
         'PREVIOUSLY': 4,
         'ROAD': 38,
         'KILLED': 96,
         'EXPLOSION': 41,
         'HEARD': 35,
         'LEADERS': 4,
         'KENYA': 4,
         'FORWARD': 4,
         'COMMENT': 13,
         'ISSUE': 10,
         'DISCIPLINARY': 1,
         'MEASURESARRESTPASTORNGANGA': 1,
         'AFTERSHOCKDELO': 2,
         'SCUF': 2,
         'PS': 10,
         'GAME': 37,
         'CYA': 1,
         'THE': 65,
         'EFFORT': 6,
         'GETS': 26,
         'PAINFUL': 1,
         'WIN': 21,
         'ROGER': 2,
         'BANNISTER': 1,
         'ICEMOON': 7,
         'AFTERSHOCK': 19,
         'DJICEMOON': 7,
         'DUBSTEP': 8,
         'TRAPMUSIC': 7,
         'DNB': 8,
         'DANCE': 14,
         'ICES': 7,
         'VICTORY': 5,
         'BARGAIN': 5,
         'BASEMENT': 3,
         'PRICES': 5,
         'DWIGHT': 1,
         'DAVID': 9,
         'EISENHOWER': 1,
         'NOBODY': 3,
         'REMEMBERS': 1,
         'CAME': 36,
         'CHARLES': 4,
         'SCHULZ': 1,
         'SPEAKING': 4,
         'XB': 2,
         'ALSO': 3,
         'HARDER': 1,
         'CONFLICT': 5,
         'GLORIOUS': 3,
         'TRIUMPH': 1,
         'THOMAS': 7,
         'PAINE': 1,
         'GROWINGUPSPOILED': 1,
         'GOING': 103,
         'CLAY': 1,
         'PIGEON': 1,
         'SHOOTING': 29,
         'GUESS': 15,
         'ACTUALLY': 28,
         'WANTS': 15,
         'FREE': 42,
         'TC': 2,
         'TERRIFYING': 3,
         'BEST': 73,
         'ROLLER': 3,
         'COASTER': 2,
         'ON': 21,
         'DISCLAIMER': 1,
         'FEW': 2,
         'KJFORDAYS': 1,
         'SEEING': 16,
         'ISSUES': 30,
         'WISDOMWED': 1,
         'BONUS': 1,
         'MINUTE': 31,
         'DAILY': 21,
         'HABITS': 2,
         'IMPROVE': 2,
         'DO': 7,
         'LIFEHACKS': 1,
         'PROTECT': 7,
         'PROFIT': 4,
         'GLOBAL': 18,
         'FINANCIAL': 13,
         'MELTDOWN': 32,
         'WIEDEMER': 1,
         'HTTP': 1,
         'MOMENT': 17,
         'SCARY': 6,
         'GUY': 19,
         'SCREAMING': 43,
         'BLOODY': 44,
         'MURDER': 42,
         'SILVERWOOD': 1,
         'FULL': 2,
         'STREAMING': 2,
         'YOUTUBE': 98,
         'GTGT': 13,
         'BOOK': 23,
         'ESQUIREATTIRE': 1,
         'FACE': 46,
         'DIFFICULTIES': 1,
         'WRONG': 21,
         'JOEL': 3,
         'OSTEEN': 1,
         'THING': 36,
         'STANDS': 4,
         'DREAM': 9,
         'BELIEF': 2,
         'POSSIBLE': 32,
         'BROWN': 26,
         'PRAISE': 1,
         'MINISTRY': 1,
         'TELLS': 5,
         'IS': 14,
         'NOW': 45,
         'WDYOUTH': 1,
         'BIBLESTUDY': 1,
         'REMEMBERING': 6,
         'DIE': 24,
         'WAY': 77,
         'AVOID': 10,
         'TRAP': 5,
         'THINKING': 16,
         'LOSE': 10,
         'JOBS': 21,
         'TRIED': 15,
         'ORANGE': 4,
         'ONFIREANDERS': 1,
         'BB': 7,
         'KICK': 9,
         'WANT': 80,
         'MAKING': 29,
         'INTERRUPT': 1,
         'GEORGE': 6,
         'BERNARD': 1,
         'SHAW': 2,
         'OYSTER': 1,
         'SHELL': 4,
         'ANDREW': 2,
         'CARNEGIE': 1,
         'NEED': 72,
         'PU': 1,
         'PLAY': 26,
         'HYBRID': 3,
         'SLAYER': 3,
         'EU': 3,
         'HMU': 2,
         'CODSANDSCRIMS': 1,
         'EMPIRIKGAMING': 1,
         'CODAWSCRIMS': 1,
         'TPKOTC': 1,
         'TPFA': 1,
         'AFTERSHOCKORG': 1,
         'EXPERTS': 18,
         'FRANCE': 16,
         'BEGIN': 12,
         'EXAMINING': 10,
         'AIRPLANE': 37,
         'DEBRIS': 50,
         'FOUND': 52,
         'REUNION': 33,
         'ISLAND': 38,
         'FRENCH': 10,
         'AIR': 41,
         'O': 14,
         'STRICT': 2,
         'LIABILITY': 2,
         'CONTEXT': 3,
         'PILOT': 8,
         'ERROR': 5,
         'COMMON': 10,
         'COMPONENT': 1,
         'AVIATION': 2,
         'CR': 4,
         'CROBSCARLA': 1,
         'LIFETIME': 3,
         'ODDS': 3,
         'DYING': 9,
         'WEDN': 2,
         'ALEXALLTIMELOW': 1,
         'AWWWW': 2,
         'THEYRE': 23,
         'CUTIES': 1,
         'GOOD': 89,
         'JOB': 25,
         'FAMILY': 44,
         'MEMBERS': 15,
         'OSAMA': 1,
         'BIN': 10,
         'LADEN': 9,
         'IRONIC': 2,
         'MHMMM': 1,
         'GOV': 9,
         'SUSPECT': 36,
         'GOES': 31,
         'ENGINE': 4,
         'WINGS': 6,
         'CESSNA': 1,
         'OCAMPO': 1,
         'COAHUILA': 2,
         'MEXICO': 7,
         'JULY': 7,
         'MEN': 27,
         'INCLUDING': 8,
         'STATE': 51,
         'GOVERNMENT': 31,
         'OFFICIAL': 20,
         'WATCHTHEVIDEO': 1,
         'WEDNESDAY': 15,
         'BEGAN': 9,
         'T': 18,
         'KCA': 4,
         'VOTEJKTID': 4,
         'MBATAWEEL': 1,
         'RIP': 9,
         'BINLADEN': 1,
         'AIRPLANES': 1,
         'COWORKER': 2,
         'NUDES': 1,
         'MODE': 16,
         'MICKINYMAN': 1,
         'THEATLANTIC': 1,
         'WRECK': 61,
         'POLITICS': 10,
         'MLB': 5,
         'UNBELIEVABLY': 1,
         'INSANE': 6,
         'AIRPORT': 30,
         'AIRCRAFT': 25,
         'AEROPLANE': 1,
         'RUNWAY': 7,
         'FREAKY': 1,
         'USAMA': 1,
         'LADINS': 1,
         'NATURALLY': 1,
         'PLANE': 33,
         'FESTIVAL': 7,
         'DEATH': 71,
         'CARFEST': 1,
         'DTN': 4,
         'BRAZIL': 7,
         'EXP': 6,
         'WTF': 12,
         'BELIEVE': 28,
         'EYES': 23,
         'NICOLE': 1,
         'FLETCHER': 1,
         'VICTIM': 12,
         'CRASHED': 36,
         'TIMES': 48,
         'AGO': 26,
         'LITTLE': 49,
         'BIT': 13,
         'TRAUMA': 39,
         'HER': 10,
         'OMG': 21,
         'THIS': 15,
         'BRO': 8,
         'JETENGINE': 1,
         'TURBOJET': 1,
         'BOING': 1,
         'G': 17,
         'PHONE': 37,
         'LOOKS': 46,
         'SHIP': 21,
         'TERRIBLE': 7,
         'STATISTICALLY': 1,
         'COP': 8,
         'CRASHES': 5,
         'HOUSE': 43,
         'COLOMBIA': 1,
         'DRONE': 6,
         'CAUSE': 48,
         'PILOTS': 6,
         'WORRIED': 5,
         'DRONES': 5,
         'ESP': 3,
         'CLOSE': 11,
         'VICINITY': 2,
         'AIRPORTS': 1,
         'EARLY': 16,
         'WAKE': 28,
         'SISTER': 8,
         'BEGGING': 2,
         'COME': 56,
         'RIDE': 4,
         'WHER': 1,
         'AMBULANCE': 39,
         'HOSPITAL': 10,
         'RODKIAI': 1,
         'FEARED': 22,
         'PAKISTANI': 16,
         'HELICOPTER': 25,
         'AMBULANCES': 2,
         'LORRY': 1,
         'EMSNE': 1,
         'REUTERS': 24,
         'YUGVANI': 3,
         'LEADING': 9,
         'SERVICES': 44,
         'BOSS': 5,
         'WELCOMES': 1,
         'CHARITY': 8,
         'TRAVELLING': 2,
         'ABERYSTWYTHSHREWSBURY': 1,
         'INCIDENT': 10,
         'HALT': 2,
         'SHREWS': 1,
         'SPRINTER': 4,
         'AUTOMATIC': 7,
         'FRONTLINE': 4,
         'CHOICE': 7,
         'LEZ': 4,
         'COMPLIANT': 4,
         'EBAY': 33,
         'NANOTECH': 1,
         'DEVICE': 4,
         'TARGET': 9,
         'DESTROY': 41,
         'BLOOD': 44,
         'CLOTS': 1,
         'SKYHAWKMM': 1,
         'TRAPLORD': 1,
         'FREDOSANTANA': 1,
         'LILREESE': 1,
         'HELLA': 2,
         'CRAZY': 21,
         'FIGHTS': 5,
         'COUPLE': 19,
         'MOSH': 1,
         'PITS': 2,
         'RUN': 42,
         'LUCKY': 11,
         'JUSTSAYING': 1,
         'RANDOMTHOUGHT': 1,
         'TILNOW': 3,
         'DNA': 1,
         'TANSLASH': 1,
         'WAITING': 10,
         'FOUSEYTUBE': 2,
         'OK': 36,
         'HAHAHAH': 2,
         'PAKISTAN': 21,
         'KILLS': 35,
         'THENISSONIAN': 1,
         'REJECTDCARTOONS': 1,
         'NISSAN': 1,
         'MEDICAL': 6,
         'ASSISTANCE': 4,
         'EMS': 7,
         'NY': 10,
         'EMTS': 1,
         'PETITION': 12,
         'HOUR': 13,
         'MINIMUM': 1,
         'WAGE': 1,
         'PARAMEDICS': 1,
         'KIWIKARYN': 1,
         'PARKING': 4,
         'LOT': 33,
         'SAID': 57,
         'JOHNS': 3,
         'LTLT': 2,
         'DOG': 17,
         'THINKS': 3,
         'HES': 45,
         'HATZOLAH': 1,
         'RESPONDING': 2,
         'DUAL': 3,
         'SIRENS': 30,
         'AND': 15,
         'WORLDNEWS': 9,
         'NUMBER': 14,
         'LESOTHO': 1,
         'BODY': 125,
         'MEDIC': 2,
         'AACEORG': 1,
         'SURPRISED': 5,
         'STANDARDISED': 1,
         'CLINICAL': 1,
         'PRACTICE': 8,
         'NHS': 2,
         'TRUST': 18,
         'JWALK': 1,
         'PASSING': 7,
         'HATE': 21,
         'EPISODE': 12,
         'TRUNKS': 1,
         'ANNIHILATED': 31,
         'FREIZA': 1,
         'CLEANEST': 1,
         'EVER': 5,
         'SHOWED': 3,
         'NIGGA': 13,
         'MERCY': 4,
         'SHALL': 10,
         'PETEBESTS': 1,
         'DESSICATED': 1,
         'LAID': 3,
         'BARE': 4,
         'KNEEL': 1,
         'URIBE': 4,
         'BASEBALL': 7,
         'METS': 8,
         'MARKSMAPONYANE': 1,
         'HEYSUNDOWNS': 1,
         'PREVIOUS': 4,
         'MEETING': 9,
         'CELTICINDEED': 1,
         'IMPROVEMENT': 1,
         'VOLFAN': 1,
         'TNEAZZY': 1,
         'MIZZOU': 1,
         'SEASONS': 3,
         'ENDED': 7,
         'MUSCHAMPS': 1,
         'CAREER': 13,
         'COMPETE': 2,
         'BAMA': 1,
         'ABS': 1,
         'STATUS': 5,
         'EDUCATION': 5,
         'MBA': 1,
         'BEHALF': 3,
         'EASY': 8,
         'CAREEN': 1,
         'EOVM': 1,
         'TO': 12,
         'LUKA': 2,
         'THEM': 28,
         'ALOIS': 2,
         'TRANCY': 2,
         'ACAREWORNHEART': 1,
         'FELLA': 2,
         'SORRY': 21,
         'PULLS': 5,
         'DRUNK': 11,
         'DRIVER': 17,
         'SAFETY': 15,
         'SECONDS': 8,
         'HIT': 52,
         'TRAIN': 93,
         'VIRALSPELL': 5,
         'BOOM': 3,
         'COUNTRY': 22,
         'ENTIRELY': 1,
         'H': 9,
         'BRITAIN': 2,
         'AMIRKINGKHAN': 1,
         'FLOYDMAYWEATHER': 1,
         'SUREGOD': 1,
         'PROMISED': 1,
         'ISRAEL': 17,
         'BUTTHE': 1,
         'HORROR': 26,
         'IRAN': 35,
         'WNUKES': 1,
         'VIOLENTFEMINAZI': 1,
         'THATS': 61,
         'ARMENIANS': 1,
```

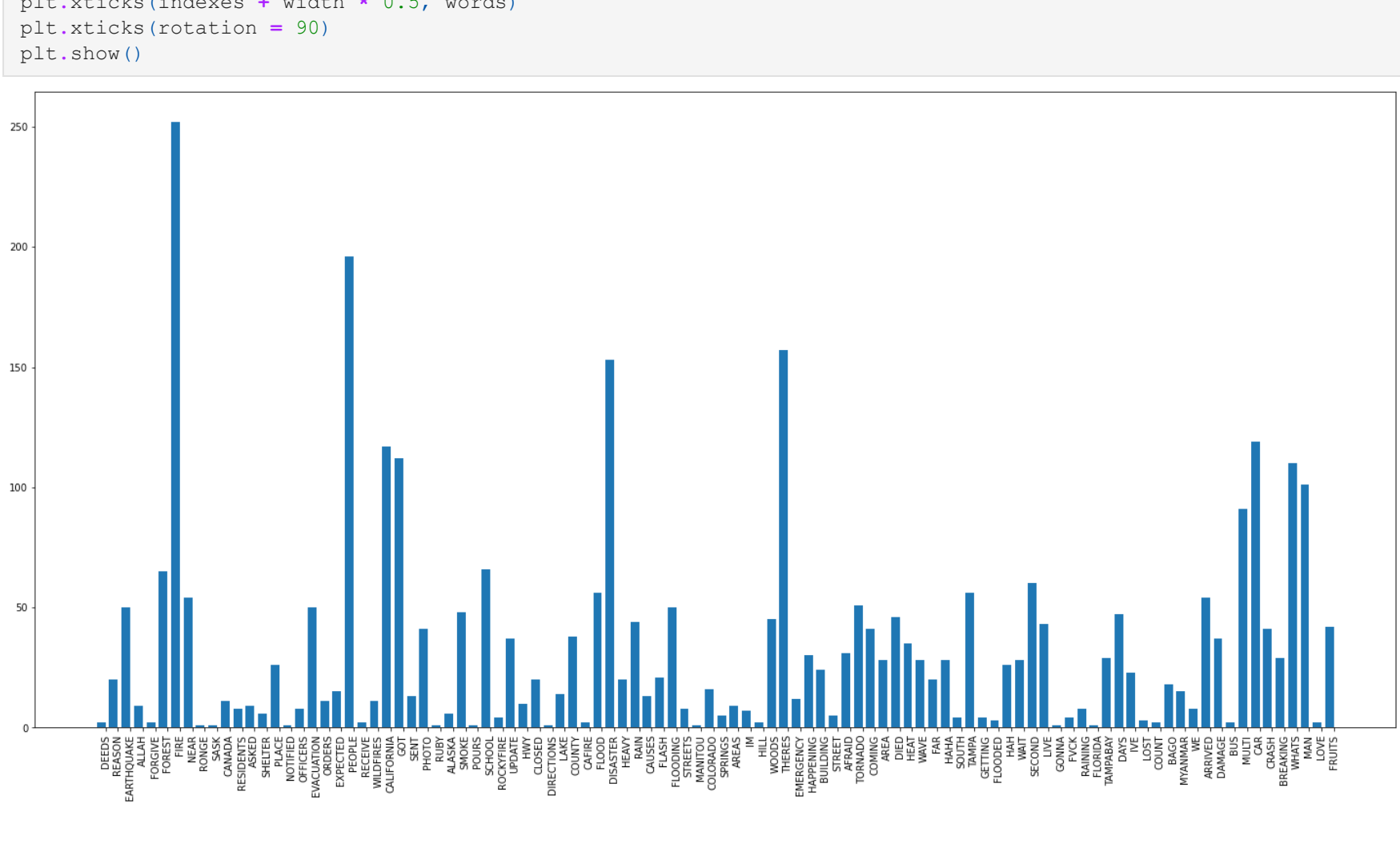
```
 'WEVE': 8,
 'SPENT': 8,
 'HISTORY': 25,
 'INSTANTLY': 2,
 'AWARE': 5,
 'ABILITY': 4,
 'ANNIHILATE': 1,
 'HUMANITY': 9,
 'TRYOUTS': 2,
 'WENT': 33,
 'MINUS': 1,
 'FACT': 12,
 'STOPPED': 9,
 'QUICKLY': 9,
 'SHORT': 12,
 'BALL': 21,
 'TOENAIL': 1,
 'S': 43,
 'ORYX': 1,
 'SYMBOL': 1,
 'ARABIAN': 4,
 'PENINSULA': 1,
 'HUNTERS': 7,
 'THEY': 1,
 'READY': 18,
 'BUCS': 1,
 'PHILIPDUNCAN': 1,
 'BREAKFASTONE': 1,
 'NIGHTS': 2,
 'WEATHER': 51,
 'PHILIP': 1,
 'THOUGHT': 31,
 'FORECAST': 9,
 'DOMAIN': 1,
 'SOPHISTICATION': 1,
 'CLOSELY': 1,
 'UPTOTHEMINUTE': 1,
 'FEAT': 12,
 'ZRNF': 1,
 'STORMBEARD': 1,
 'STEELLORD': 1,
 ...})
```

In [93]:
```python
palabras = []
frecuencias = []
for i in Frequencies.keys():
    palabras.append(i)

for k in Frequencies.values():
    frecuencias.append(k)
```

In [94]:
```python
index1 = frecuencias.index(max(frecuencias))
pa1 = palabras[index1]
frecuencias.pop(index1)

index2 = frecuencias.index(max(frecuencias))
pa2 = palabras[index2]
frecuencias.pop(index2)

index3 = frecuencias.index(max(frecuencias))
pa3 = palabras[index3]
frecuencias.pop(index3)

print("La palabra más frecuente es: ", pa1)
print("La segunda palabra más frecuente es:", pa2)
print("La tercera palabra más frecuente es:", pa3)
```

```
La palabra más frecuente es:  LIKE
La segunda palabra más frecuente es: IM
La tercera palabra más frecuente es: PUBLICATIONS
```

In [95]:
```python
n = 100
words = palabras[0:n]
freq = frecuencias[0:n]

# Plot histogram using matplotlib bar().
indexes = np.arange(len(words))
width = 0.7

fig = plt.figure(figsize = (25, 12 ))
plt.bar(indexes, freq, width)
plt.xticks(indexes + width * 0.5, words)
plt.xticks(rotation = 90)
plt.show()
```



Hallazgos y conclusiones

En Twitter y las redes sociales el lenguaje es metafórico y no textual, por lo que es difícil realizar conclsuiones precisas al respecto. Analizando la frecuencia y el orden de las frases más comunes, se obtendrá una clasificación para las expresiones comunes y aquellas que sean referentes a desastres naturales reales. Luego de unificar la localidad del tweet, es decir, su origen, es posible concluir que, para la ubicación de los tweets:

- La palabra más frecuente es: NO_DATA
- La segunda palabra más frecuente es: LIVINGSTON_IL
- La tercera palabra más frecuente es: PHILADELPHIA_PA

es decir, es más común no contar con una ubicación precisa, y Livingston y Philadelphia tienen una alta cantidad de registros en esta área.

Por otro lado, de la dispersión de los datos, podemos observar que la mayoría no son referentes a desastres reales. Este hecho es importante y será utilizado más adelante al plantear el modelo, para conocer así qué clase de patrones podemos esperar en tweets "falsos".

Además, podemos observar según las gráficas, que el tipo de desastre o elemento más registrado son:

- La palabra más frecuente es: BOMBING
- La segunda palabra más frecuente es: FATALITIES
- La tercera palabra más frecuente es: CRASHED

por lo que estos desastres deben tomarse en cuenta a la hora de explorar y así saber qué podemos esperar de los datos.