Tarea 2 **NOMBRE ESTUDIANTE: CODIGO ESTUDIANTE** Use este mismo Jupyter Notebook pero cambiele de nombre a que sea: Tarea2\_ML\_Nombre\_Apellido.ipynb Bueno el proposito de esta tarea de enfrentarlos a un problema "real" en donde aplicaran varios de los modelos que discutimos en los notebooks. lo primero que haremos es encontrar/buscar/cargar los datos Ahora para esta tarea haremos uso de una base de datos que guarda texto. Cualquier persona que hay sido abusada o que haya sido amenazada "online" sabe perfectamente que este tipo de cosas no se va cuando tu apagas el telefono o cuando apagas la computadora. En esta tare vamos a trabajar en un modelo multi clase que detecta varios tipos de toxicidad desde toxico severo, amenazas, obsenidad, insultos, etc. Antes de comenzar, si usted es sensible a estas palabras, por favor no continue y hable conmigo, mi plan no es ofenderlo, ni que se sienta mal pero darle un problema que tiene un interes muy grande en la comunidad. En esta tarea usaremos clasificadores supervisados y representacion de textos. Un comentario toxico puede ser considerado, toxico, severamente toxico, obceno, amenazante, insultante o que tenga identidad de odio, todo al mismo tiempo o ninguno de ellos. Los datos los vamos a sacar de este link https://www.kaggle.com/code/jhoward/nb-svm-strong-linear-baseline/data Este archivo se puede bajar en formato csv. Hagalo y si esta usando google collab, entonces pasa el archivo a su google drive. Lo mas seguro es que tengas que abrir una cuenta en este sitio, lo cual no cuesta nada pero para poder bajar los datos. Por supuesto, parte de esta tarea es buscar como bajar los datos. Al final vas a poder hacerlo:-). El mas importante, que usaran para la tarea se llama train.csv. De ahora en adelante asumo que los datos estan ya disponible para ser leido por este Jupyter notebook. In [1]: # vamos a importar todas las librerias necesarias %matplotlib inline # de esta libreria no hemos hablado, pero es una libreria en Python para manipular texto # hay varios links que les puede servir para entenderlo, yo les recomiendo # https://www.mygreatlearning.com/blog/regular-expression-in-python/ # https://towardsdatascience.com/regex-with-python-b4c5ca7c1eba import re import matplotlib import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt import pandas as pd from sklearn.model\_selection import train\_test\_split # la siguiente hace lo siguiente # convierte documentos (o textos) a una matrix TF-IDF # este concepto de TF-IDF significa en ingles Term Frequenct Inverse Document Frequency # que es una manera de medir que tan importante es una palabra en el contexto del documento # EL TF = (Nuvemo de veces que el termino t aparece en el documento) / (Numero total de terminos en el documento) # IDF = log10(Numero total de documentos/ Numero total de documentos con el termino t en el). # TF-IDF = TF\*IDFfrom sklearn.feature extraction.text import TfidfVectorizer from sklearn.naive bayes import MultinomialNB from sklearn.metrics import accuracy\_score #este es un clasificador my paredico al que hablamos en clase from sklearn.multiclass import OneVsRestClassifier # El proceso de convertir datos a algo que el computador pueda entender se llama preprocesamiento. # Uno de las etapas mas importante es la de filtrar datos que no tienen ninguna utilidad # En procesamiento de lenguaje (Natural Language Processing) estas se llaman "stop words" # es decir eliminar del analisis palabras como "the" "a", etc. from nltk.corpus import stopwords stop words = set(stopwords.words('english')) from sklearn.svm import LinearSVC from sklearn.linear\_model import LogisticRegression from sklearn.pipeline import Pipeline import seaborn as sns In [2]: #Ok ahora ya tienes todos los paquetes y ademas tienes el archivo de datos en disco # Importe el archivo train.csv, cuando lo lean y para evitar problemas de caracteres extraños # use encoding = "ISO-8859-1" # ..... # Lo que deberia de darle es: In [3]: df = pd.read csv("train.csv", encoding = "ISO-8859-1") df.head() Out[3]: id comment\_text toxic severe\_toxic obscene threat insult identity\_hate **0** 0000997932d777bf Explanation\nWhy the edits made under my usern... 000103f0d9cfb60f D'aww! He matches this background colour I'm s... **2** 000113f07ec002fd Hey man, I'm really not trying to edit war. It... 3 0001b41b1c6bb37e "\nMore\nI can't make any real suggestions on ... 0 **4** 0001d958c54c6e35 You, sir, are my hero. Any chance you remember... In [4]: # cuente el numero de comentarios en cada categoria # cada categoria esta quardada en cada columna, exceptiando el "id" y el "comment text" #Esto deberia de darles: In [5]: df\_toxic = df.drop(['id', 'comment text'], axis=1) counts = [] categories = list(df toxic.columns.values) for i in categories: counts.append((i, df toxic[i].sum())) df stats = pd.DataFrame(counts, columns=['category', 'number of comments']) df stats category number\_of\_comments Out[5]: 0 15294 toxic 1595 severe\_toxic 8449 obscene 478 threat insult 7877 5 identity\_hate 1405 In [6]: # Ahora vamos a graficar estos datos # lo que deberia de darles: In [7]: df\_stats.plot(x='category', y='number\_of\_comments', kind='bar', legend=False, grid=True, figsize=(8, 5)) plt.title("Number of comments per category") plt.ylabel('# of Occurrences', fontsize=12) plt.xlabel('category', fontsize=12) Text(0.5, 0, 'category') Out[7]: Number of comments per category 16000 14000 12000 Occurrenc 8000 of 6000 4000 2000 category In [8]: # Cuantos comentarios tienen multilabels? # deberia de darles rowsums = df.iloc[:,2:].sum(axis=1) x=rowsums.value\_counts() #plot plt.figure(figsize=(8,5)) ax = sns.barplot(x.index, x.values) plt.title("Multiple categories per comment") plt.ylabel('# of Occurrences', fontsize=12) plt.xlabel('# of categories', fontsize=12) /Users/aldoromero/miniforge3/lib/python3.9/site-packages/seaborn/\_decorators.py:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only valid positional arg ument will be 'data', and passing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misinterpretation. warnings.warn( Text(0.5, 0, '# of categories') Multiple categories per comment 140000 120000 100000 80000 60000 40000 20000 # of categories De la grafica anterior se puede ver que una gran cantidad de comentarios no tienen ninguna etiqueta. In [10]: # calcule el porcentaje de los que no estan etiquetados #... # lo que deberia de darles print('Porcentaje de comentarios que no estan etiquetados:') print(len(df[(df['toxic']==0) & (df['severe\_toxic']==0) & (df['obscene']==0) & (df['threat']== 0) & (df['insult']==0) & (df['identity\_hate']==0)]) / len(df)) Porcentaje de comentarios que no estan etiquetados: 0.8983211235124177 In [14]: #Seguimos aprendiendo del contexto # la distribucion del numero de palabras que aparecen en los textos de los comentarios # Como ven, la longitud de la mayoria de textos es de 500 caracteres, exceptuando unos que son hasta de 5000 # y luce como: In [13]: lens = df.comment text.str.len() lens.hist(bins = np.arange(0,5000,50)) <AxesSubplot:> Out[13]: 25000 20000 15000 10000 5000 2000 3000 5000 1000 4000 In [ ]: # Miremos si hay comentarios faltantes, mirando dentro de la columna "comment text" # ... # Lo que deberia de darles In [15]: print('Numero de comentarios faltantes dentro de la columan "comment text"') df['comment\_text'].isnull().sum() Numero de comentarios faltantes dentro de la columan "comment text" Out[15]: In [16]: # Echele una mirada a la primera entrada de datos # compare esta llamada con la que ustedes harian df['comment text'][0] "Explanation\nWhy the edits made under my username Hardcore Metallica Fan were reverted? They weren't vandalisms, just closure on some GAs after I voted at New York Dolls FAC. And please don't remove Out[16]: the template from the talk page since I'm retired now.89.205.38.27" In [17]: # Cree una funcion que limpie el texto... yo la llame limpie mi texto #Utilize re para hacerlo #La funcion recibe un texto y hace los siguiente # Lo convierte a minusculas (ayuda: text.lower()) # Reemplazar cosas raras como \'s \W \s+ por " " # cambie ciertas cadenas por otras como # "\'ve" por " have " # "can't" por "can not " # "n't" por " not " # "i'm" por " i am " # "\'re" por " are " # "\'d" por " would " # "\'11" por " will " # "\'scuse" por " excuse " # al final use strip() para borrar de la cadena de caracteres los posible caracteres vacios al principio y al final # la funcion debe regresa el nuevo texto o cadena de caracteres In [18]: def limpie\_mi\_texto(text): text = text.lower() text = re.sub(r"what's", "what is ", text) text = re.sub(r"'s", "", text)text = re.sub(r"\'ve", " have ", text) text = re.sub(r"can't", "can not ", text) text = re.sub(r"n't", " not ", text) text = re.sub(r"i'm", "i am ", text) text = re.sub(r"\'re", " are ", text) text = re.sub(r"\'d", " would ", text) text = re.sub(r"\'ll", " will ", text) text = re.sub(r"\'scuse", " excuse ", text) text = re.sub('\W', ' ', text)  $text = re.sub('\s+', ' ', text)$ text = text.strip(' ') return text In [19]: # Por ejempo, si hago uso de esta les deberia de dar: df['comment\_text'] = df['comment\_text'].map(lambda myt : limpie\_mi\_texto(myt)) df['comment\_text'][0] # compare el output que sale aqui con el que tenias antes 'explanation why the edits made under my username hardcore metallica fan were reverted they were not vandalisms just closure on some gas after i voted at new york dolls fac and please do not remove t Out[19]: he template from the talk page since i am retired now 89 205 38 27' In [20]: # Divida los datos entre entrenamiento y prueba con un 67% para test y 33% para prueba # cuando use la funcion de scikit, echele una mirada al parametro shuffle=True de esa funcion # este mezcla los datos de manera aleatoria antes de dividir los datos # voy a imprimir el "shape" del X\_train y del X\_test In [21]: categories = ['toxic', 'severe\_toxic', 'obscene', 'threat', 'insult', 'identity\_hate'] train, test = train\_test\_split(df, random\_state=42, test\_size=0.33, shuffle=True) X train = train.comment text X test = test.comment text print(X\_train.shape) print(X\_test.shape) (106912,)(52659,)In [23]: # Ahora comenzamos el entrenamiento de varios clasificadores # primero defina un pipeline (recuerde que esto es para hacer varias cosas en scikit) # primero haga uso del TfidfVectorizer(stop words=stop words) # Luego defina el clasificador, comenzemoz por uno de los OneVsRestClassifier en particular MultinomialNB # parte de la linea seria: OneVsRestClassifier(MultinomialNB(fit prior=True, class prior=None) # luego que define el pipeline, vamos por las diferentes categorias y entremos el algoritmo y precedimos # aqui imprimo lo que da para categoria (sus numeros puede variar un poco) # serian algo asi como # NB\_Pipeline = Pipeline([....]) In [24]: # Define a pipeline combining a text feature extractor with multi lable classifier NB pipeline = Pipeline([ ('tfidf', TfidfVectorizer(stop\_words=stop\_words)), ('clf', OneVsRestClassifier(MultinomialNB( fit prior=True, class prior=None))), ]) for category in categories: print('... Processing {}'.format(category)) # train the model using X dtm & y NB pipeline.fit(X\_train, train[category]) # compute the testing accuracy prediction = NB pipeline.predict(X test) print('Test accuracy is {}'.format(accuracy\_score(test[category], prediction))) ... Processing toxic Test accuracy is 0.9192350785240889 ... Processing severe\_toxic Test accuracy is 0.9900112041626312 ... Processing obscene Test accuracy is 0.9515752293055318 ... Processing threat Test accuracy is 0.9971135038644866 ... Processing insult Test accuracy is 0.9517271501547694 ... Processing identity\_hate Test accuracy is 0.9910556600011394 **SVC Lineal** In [25]: # Haga los mismo pero ahora con el SVC lineal SVC\_pipeline = Pipeline([ ('tfidf', TfidfVectorizer(stop\_words=stop\_words)), ('clf', OneVsRestClassifier(LinearSVC(), n jobs=1)), for category in categories: print('... Processing {}'.format(category)) # train the model using X\_dtm & y SVC\_pipeline.fit(X\_train, train[category]) # compute the testing accuracy prediction = SVC\_pipeline.predict(X\_test) print('Test accuracy is {}'.format(accuracy\_score(test[category], prediction))) ... Processing toxic Test accuracy is 0.9600068364382157 ... Processing severe toxic Test accuracy is 0.9906948479842003 ... Processing obscene Test accuracy is 0.9788830019559809 ... Processing threat Test accuracy is 0.9974363356691164 ... Processing insult Test accuracy is 0.971135038644866 ... Processing identity hate Test accuracy is 0.9919861752027194 **Regresion Logistica** In [27]: LogReg pipeline = Pipeline([ ('tfidf', TfidfVectorizer(stop words=stop words)), ('clf', OneVsRestClassifier(LogisticRegression(solver='sag'), n\_jobs=1)), ]) for category in categories: print('... Processing {}'.format(category)) # train the model using X dtm & y LogReg\_pipeline.fit(X\_train, train[category]) # compute the testing accuracy prediction = LogReg pipeline.predict(X test) print('Test accuracy is {}'.format(accuracy\_score(test[category], prediction))) ... Processing toxic Test accuracy is 0.9548415275641391 ... Processing severe toxic Test accuracy is 0.9910746501072941 ... Processing obscene Test accuracy is 0.9760724662450863 ... Processing threat Test accuracy is 0.9973603752444976 ... Processing insult Test accuracy is 0.9687422852693747 ... Processing identity\_hate Test accuracy is 0.991758293928863 In [ ]: