

Persian Gulf University

Faculty of Intelligent Systems Engineering and Data Science

Natural Language Processing Dr. Mohammad Bidoki Homework #6

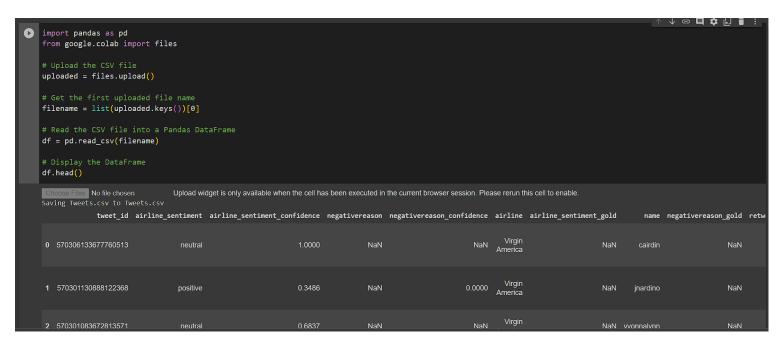
آرین قره محمد زاده قشقایی

4017724001

محمد برزگر

4010724001

ابتدا دیتا را از سایت Kaggle دانلود کرده و آن را در گوگل کولب آپلود میکنیم و به فرمت دیتافریم در pandas در می آوریم:



سپس با استفاده از دستورات زیر، لیبل های neutral را حذف میکنیم. بعد از آن، لیبل های negative را به 1 و لیبل های positive را به 0 تبدیل می کنیم:

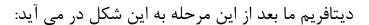
```
num_rows = df.shape[0]
num_rows

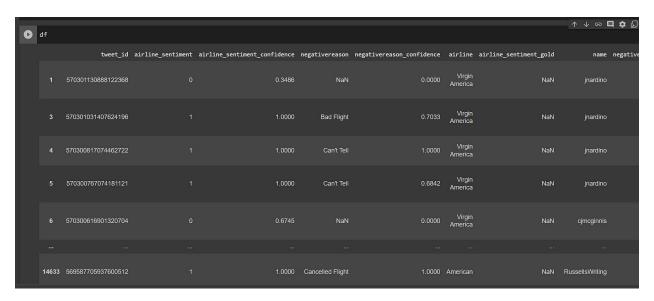
14640

[] # Delete any row that is Neutral
    df = df[df['airline_sentiment'] != 'neutral']
    num_rows = df.shape[0]
    num_rows

11541

[]
    # converting negative to 1 and positive to 0
    df.loc[df['airline_sentiment'] == 'negative', 'airline_sentiment'] = 1
    df.loc[df['airline_sentiment'] == 'positive', 'airline_sentiment'] = 0
```





سپس با استفاده از regular expression، در متن توییت یوزر نیم ها که با @ شروع میشوند، هشتگ ها که با # شروع میشوند، لینک های url و Unicode اموجی ها را حذف می کنیم.

سپس تمامی کاراکتر ها، بجز کاراکتر های زبان انگلیسی (a-z) را از توییت ها حذف میکنیم تا علامت های اضافی، اعداد و سایر کاراکتر ها حذف شوند.

```
[] # Deleting all characters except for English alphabet characters

# Define a regex pattern to match non-alphabetic characters
pattern = r'[^a-zA-Z\s]+'

# Apply the regex pattern and replace non-alphabetic characters with an empty string
df['text'] = df['text'].str.replace(pattern, '', regex=True)
```

سپس تمامی کاراکتر ها را به lowercase تبدیل میکنیم:

```
[] # Making all characters lowercase

df['text'] = df['text'].str.lower()
```

سپس stopword ها را از متن توییت ها پاک می کنیم. از کتابخانه nltk برای این کار استفاده می کنیم:

```
# Delete Stopwords

import nltk
from nltk.corpus import stopwords

nltk.download('stopwords')
stop_words = set(stopwords.words('english'))

def remove_stopwords(text):
    words = text.split()
    filtered_words = [word for word in words if word.lower() not in stop_words]
    return ' '.join(filtered_words)

df['text'] = df['text'].apply(remove_stopwords)
```

سپس با روش stemming ریشه کلمات را ریشه خود کلمه می کنیم که یکی از مراحل normalization

```
[] from nltk.stem import PorterStemmer
    from nltk.tokenize import word_tokenize
    import nltk

    nltk.download('punkt')

# Using stemming

stemmer = PorterStemmer()

def apply_stemming(text):
    words = word_tokenize(text) # Tokenize the text into words
    stemmed_words = [stemmer.stem(word) for word in words] # Apply stemming to each word
    return ' '.join(stemmed_words) # Join the stemmed words back into a single

# Apply the apply_stemming function to the 'text' column

df['text'] = df['text'].apply(apply_stemming)
```

متن توییت ها پس از مراحل پیش پردازش به چنین شکلی در می آیند:

text plu youv ad commerci experi tacki realli aggress blast obnoxi entertain guest fa... realli big bad thing serious would pay flight seat didnt play reall... ye nearli everi time fli vx ear worm wont go away

flight cancel flightl leav tomorrow morn auto ... right cue delay thank got differ flight chicago leav minut late flight warn commun minut late.

سپس ستون text که شامل تمامی توییت ها هست را به یک لیست تبدیل می کنیم:

```
[ ] # convert to list
    detail_list = df['text'].tolist()
    print(detail_list)
```

سپس با استفاده از padding می آییم تمامی ماتریس توییت ها را به یک سایز تبدیل می کنیم تا بتوانیم آن را برای ترین مدل استفاده کنیم. مقادیر 0 به سمت راست ماتریس ها اضافه شده است تا تمامی آن ها یک اندازه بشوند.

همچنین با استفاده از tokenizer زیر می آییم به هر کلمه در دیتاست یک عدد اختصاص می دهیم، که هر کلمه با عدد متناظر خود جایگزین می شود.

در خروجی قسمت زیر، هر لیست نشان دهنده متن یک توییت است و هر عدد نشان دهنده یک کلمه است:

سپس ستون لیبل ها را به لیست تبدیل می کنیم:

```
[ ] labels = df['airline_sentiment'].tolist()
[ ] df.iloc[0]['text']
    'plu youv ad commerci experi tacki'
```

سپس با استفاده از تابع زیر، بزرگترین عددی که به یک کلمه اختصاص داده شده است را پیدا میکنیم که در واقع معادل است با تعداد کلمات unique در کل متون توییت ها:

```
[] def find_max_number(list_of_lists):
    max_number = float('-inf') # Initialize the maximum number with negative infinity

# Iterate through each sublist
for sublist in list_of_lists:
    # Iterate through each element in the sublist
    for number in sublist:
        if number > max_number:
            max_number = number

    return max_number

max_number = find_max_number(padded_sequences)
print(max_number)
```

سپس مدل را به train set و test set تقسیم میکنیم که اینجا 80٪ برای ترین و 20٪ برای تست در نظر گرفتیم:

```
[] from sklearn.model_selection import train_test_split

# Splitting into train and test sets
    train_labels, test_labels, train_values, test_values = train_test_split(labels, padded_sequences, test_size=0.2, random_state=42)

# Printing the train and test sets
    print("Train labels:", len(train_labels))
    print("Test labels:", len(test_labels))
    print("Train values:", len(train_values))
    print("Test values:", len(test_values))

Train labels: 9232
    Test labels: 2309
    Train values: 9232
    Test values: 2309
```

سپس با استفاده از تنسورفلو و کراس، مدل درخواست شده در را میسازیم.

در اولین تلاش مدل اورفیت شد، سپس تصمیم گرفتیم dropout را 0.5 قرار بدهیم و یک پارامتر LSTM اضافه بکنیم، که با این روش مشکل رفع گردید و دقت خوبی را نتیجه گرفتیم.

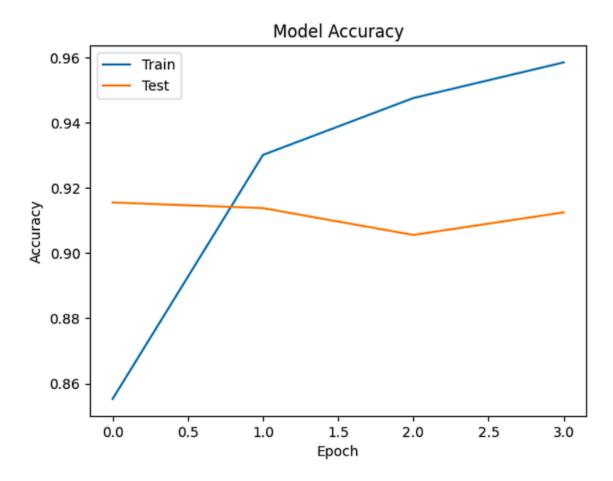
همچنین از loss binary crossentropy و adam optimizer استفاده کردیم:

```
] from tensorflow import keras
  from tensorflow.keras.models import Sequential
   from tensorflow.keras.layers import Embedding, SpatialDropout1D, LSTM, Dropout, Dense
  from keras import regularizers
  model = Sequential()
  vocab_size = max_number
  model.add(Embedding(input_dim=vocab_size, output_dim=32, input_length=max_sequence_length))
  # Second layer: SpatialDropout1D
  model.add(SpatialDropout1D(0.2)) # You can adjust the dropout rate (0.2 in this example)
  model.add(LSTM(50,kernel_regularizer=regularizers.12(0.01))) # Assuming you want an LSTM layer with 50 units
  # Fourth layer: Dropout
  model.add(Dropout(0.5)) # You can adjust the dropout rate (0.2 in this example)
  # Fifth layer: Dense (output layer)
  model.add(Dense(1, activation='sigmoid')) # Assuming binary classification
  # Compile the model
  model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
```

لیستی که برای ترین و تست داشتیم را به فرمت nparray تبدیل میکنیم تا با تنسورفلو سازگارتر شود. همچنین early stopping نیز استفاده می کنیم. با استفاده از 5 ایپاک مدل ترین شده است:

```
[] import numpy as np
    import matplotlib.pyplot as plt
    from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, f1_score, confusion_matrix
    from keras.callbacks import EarlyStopping
    # Define early stopping callback
    early_stopping = EarlyStopping(patience=3, monitor='val_loss')
   X train = np.array(train values)
   y_train = np.array(train_labels)
   X_test = np.array(test_values)
   y_test = np.array(test_labels)
   history = model.fit(X_train, y_train, epochs=5, batch_size=32, validation_data=(X_test, y_test),callbacks=[early_stopping])
    plt.plot(history.history['accuracy'])
    plt.plot(history.history['val_accuracy'])
    plt.xlabel('Epoch')
    plt.ylabel('Accuracy')
   plt.legend(['Train', 'Test'], loc='upper left')
   plt.show()
   y_pred_prob = model.predict(X_test)
   y_pred = (y_pred_prob > 0.5).astype(int)
    precision = precision_score(y_test, y_pred)
    recall = recall_score(y_test, y_pred)
    f1 = f1_score(y_test, y_pred)
    confusion_mat = confusion_matrix(y_test, y_pred)
   print("Precision:", precision)
    print("Recall:", recall)
    print("F1-Score:", f1)
    print("Confusion Matrix:\n", confusion_mat)
```

نمودار دقت ترین و تست مدل به شکل زیر است. به دلیل اضافه کردن early stopping مدل در ایپاک 3 نتیجه را گزارش داده است.



مقادیر precision, recall, F1-Score و همچنین Confusion Matrix مدل به شکل زیر است:

Precision: 0.9304979253112033
Recall: 0.9634801288936627
F1-Score: 0.9467018469656993
Confusion Matrix:
[[313 134]
 [68 1794]]