

دانشگاه علم و صنعت ایران دانشکده مهندسی کامپیوتر

عنوان: پروژه سوم درس داده کاوی خوشه بندی مقالات علمی بااستفاده از مجموعه داده covid-19

نام و نام خانوادگی: آیلین نائبزاده شماره دانشجویی: ۹۹۵۲۲۱۸۵ نیمسال تحصیلی: پائیز ۱۴۰۲ مدرّس: دکتر حسین رحمانی

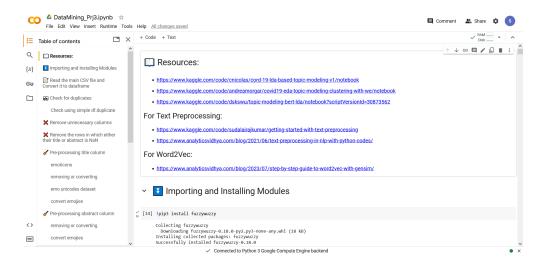
F1 F		
111.	**	
مطالب	سب	ندف
•	_	<i>,</i> ,

٢	گام اول	١
۴	گام دوم	7
۵	گام سوم	۲
۶	گام چهارم	۲
٧	گام پنجم	۵
٩	گام ششم	۶
۱۱	نتیجه گیری	١
۱۱	۱.۷ کدام یک از روش استخراج ویژگی و مدل خوشهبندی عملکرد بهتری دارند؟	
۱۱	۲.۷ دلیل خود برای این انتخاب را ذکر کنید.	
۱۲	۳.۷ با بررسی خوشه ها تحلیل کنید که هر خوشه نماینده ی کدام نوع از موضوعات می باشند	
١٣	المناية الاحمالية الاحمالية المحالية ال	

اً يَلِينَ نائبزاده

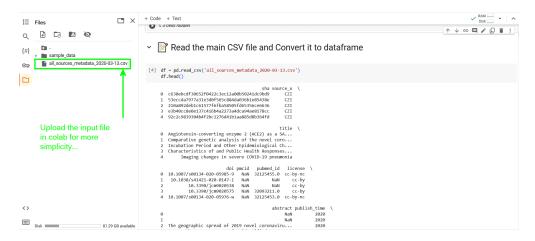
۱ گام اول

در طی این پروژه، هدف تحلیل مقالات مرتبط با بیماری covid-19 میباشد. فایل ورودی شامل ۱۴ ستون میباشد. در اولین قدم با مراجعه به سایت Google Colab و ساخت یک پروژه جدید و فراخوانی بعضی از کتابخانههای معروف زبان Python شروع به مشاهده دادههای موجود در هر فایل و انجام تحلیلهای ابتدایی میکنیم. محیط کلی پروژه را در تصویر زیر می توانید مشاهده کنید.



شکل ۱: نمای کلی از پروژه notebook در فضای Google Colab

در مرحله اول بااستفاده از کتابخانه pandas و تابع read_csv فایل ورودی را به آبجکتی از نوع dataframe تبدیل می کنیم تا در قدمهای بعدی راحت تر بتوانیم تحلیلهای مورد نیاز را انجام بدهیم. همچنین بااستفاده از توابع ()،info، () او (describe. و (describe) اطلاعات بیشتری نسبت به دادههای موجود کسب می کنیم.



شکل ۲: خواندن فایل ورودی

همچنین در بخش زیر میتوانید خروجی مربوط به تابع ()info. را مشاهده کنید. همانطور که مشاهده می کنید، در هر ستون تعدادی مقادیر تهی یا به اصطلاح NaN موجود است، که در گام بعدی مورد پردازش قرار می گیرند.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
 2 RangeIndex: 29500 entries, 0 to 29499
   Data columns (total 14 columns):
 3
                                     Non-Null Count Dtype
 4
        Column
 5
 6
    0
                                     17420 non-null object
        sha
 7
        source x
                                     29500 non-null object
    1
                                     29491 non-null object
 8
       title
 9
    3
                                     26357 non-null object
        doi
10
       pmcid
                                     27337 non-null object
11
       pubmed_id
                                     16730 non-null float64
                                     17692 non-null object
12
       license
13
                                     26909 non-null object
       abstract
14
       publish_time
                                     18604 non-null object
                                     28903 non-null object
15
        authors
16
   10 journal
                                     17791 non-null object
17
       Microsoft Academic Paper ID 1134 non-null float64
18
   12 WHO #Covidence
                                     1236 non-null object
19
    13 has_full_text
                                     17420 non-null object
20
   dtypes: float64(2), object(12)
   memory usage: 3.2+ MB
21
22
   None
```

آيلين نائبزاده آيلين نائبزاده

۲ گام دوم

در این مرحله که مربوط به پیشپردازش دادهها میباشد، باتوجه به این موضوع که دادههایی که در اختیار داریم از نوع متنی میباشند، نیاز است بعضی از پیشپردازشهای معمول را اجرا کنیم. بطور خلاصه مراحل زیر برروی دادههای انجام شدهاند:

- حذف ردیفهای تکراری: براساس جفت عنوان و خلاصه مقاله، دادههای تکراری شناخته و پیدا شدهاند و تنها آخرین نمونه تکراری از هر گروه برای ادامه مراحل باقی میماند.
 - حذف تمامی ستونها بهجز ستونهای title و abstract
 - حذف تمامی ردیفهایی که حداقل یکی از مقادیر title یا abstract در آنها تهی میباشد.
 - تبدیل محتوای ستون title و abstract به
 - تبدیل تمامی حروف موجود در ستونهای title و abstract به حروف کوچک
 - حذف تمامی علائم نگارشی از ستونهای title و abstract
 - حذف برخی از حروف پرتکرار مانند must ،for و ... از ستونهای title و abstract و
- برگرداندن کلمات موجود در ستونهای title و abstract به ریشه اصلی آنها با استفاده از عملیات stemming و lemmatization
 - حذف emoticons از محتوای ستونهای emoticons و
 - حذف آدرسها از محتوای ستونهای title و abstract
 - حذف تگهای html از محتوای ستونهای title و abstract
 - حذف برخی از رشتههای خلاصهشده خاص از محتوای ستونهای title و abstract
- * خروجی تمامی مراحل بالا در دو ستون جدا به نامهای cleaned_title و cleaned_abstract و در آبجکت df_dropped ذخیره میشوند.

۳ گام سوم

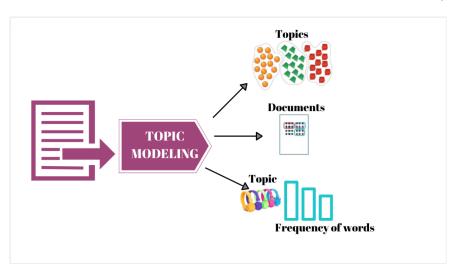
این مرحله مربوط به استخراج ویژگی از دادههای موجود میباشد. در این مرحله باتوجه به دادههای متنی که در اختیار داریم، نیاز Bag of Words و TF-IDF و TF-IDF و Bag of Words است تا برای پردازش راحتر، کلمات را به مقادیر عددی تبدیل کنیم که برای انجام این کار از دو روش title و abstract انجام استفاده شده است. همچنین باتوجه به این موضوع که از ما خواسته شده است که تحلیلها را بر روی دو ستون و title انجام دهیم، درواقع مقادیر تجمیع شده این دو ستون را به عنوان ورودی به دو تابع Tfidf Vectorizer و Count Vectorizer به عنوان ورودی می دهیم، درواقع مقادیر تجمیع شده این دو ستون را به عنوان ورودی میباشند. و نحوه استفاده از این دو تابع را در کدهای در می توانید مشاهده کنید:

```
1
   tfidf = TfidfVectorizer()
2
   tf_idf_matrix = tfidf.fit_transform(df_dropped['cleaned_title'] + ' ' +
3
       df_dropped['cleaned_abstract'])
4
   11 11 11
5
6
   tf_idf_matrix
7
8
   <22819x99910 sparse matrix of type '<class 'numpy.float64'>'
9
            with 2082915 stored elements in Compressed Sparse Row format>
10
11
   bow_vectorizer = CountVectorizer(max_df = 0.90, min_df = 2, max_features =
12
       1000, stop_words='english')
   bow_matrix = bow_vectorizer.fit_transform(df_dropped['cleaned_title'] + ' ' +
13
       df_dropped['cleaned_abstract'])
14
   11 11 11
15
16
   bow_matrix
17
18
   <22819x1000 sparse matrix of type '<class 'numpy.int64'>'
19
            with 1286156 stored elements in Compressed Sparse Row format>
   11 11 11
20
```

آيلين نائبزاده آيلين نائبزاده

۴ گام چهارم

در این مرحله بهمنظور انجام Topic Modeling از الگوریتم Latent Dirichlet Allocation استفاده می کنیم. این الگوریتم را بهطور Bag of مجزا یک بار با استفاده از ماتریس خروجی از الگوریتم TF-IDF انجام می دهیم و بار دیگر نیز الگوریتم را برروی خروجی Words اجرا می کنیم.



شكل ٣: الگوريتم LDA

کدهای مربوط به این بخش را در بخش زیر میتوانید مشاهده کنید:

```
# Create an LDA object with 20 topics

lda_tf_idf = LatentDirichletAllocation(n_components=20)

lda_bow = LatentDirichletAllocation(n_components=20)

tf_idf_topics = lda_tf_idf.fit_transform(tf_idf_matrix)

print(tf_idf_topics.shape) # Output will be (22819, 20)

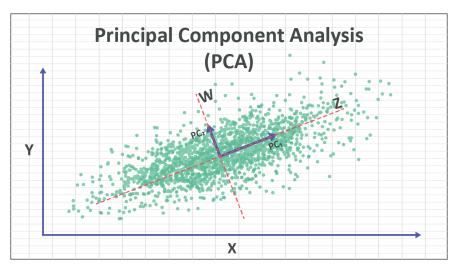
bow_topics = lda_bow.fit_transform(bow_matrix)

print(bow_topics.shape) # Output will be(22819, 20)
```

آیلین نائبزاده آیلان نائبزاده

۵ گام پنجم

در این مرحله از ما خواسته شده است تا ابعاد ماتریسهایی که در مرحله قبلی محاسبه شده بودند را کاهش دهیم. به منظور انجام این کار از الگوریتم همانگونه که در تصویر زیر این کار از الگوریتم همانگونه که در تصویر زیر مشاهده می کنیم، تعداد بخشهای اصلی را با ۲ مقداردهی می کنیم، همانند مرحله پیشین نیاز است یک بار الگوریتم را با استفاده از ماتریس خروجی TF-IDF و بار دیگر با استفاده از ماتریس خروجی Bag of Words اجرا نمائیم.



شكل ۴: الگوريتم PCA

کدهای مربوط به این بخش را در بخش زیر میتوانید مشاهده کنید:

```
# Create a PCA object with 2 components
pca_tf_idf = PCA(n_components=2)

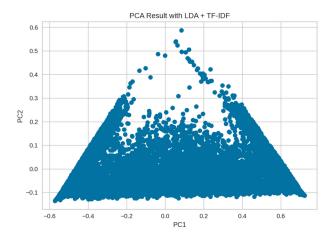
pca_bow = PCA(n_components=2)

tf_idf_reduced = pca_tf_idf.fit_transform(tf_idf_topics)
print(tf_idf_reduced.shape) # Output will be (22819, 2)

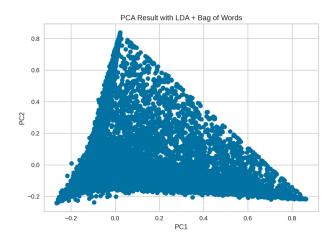
bow_reduced = pca_bow.fit_transform(bow_topics)
print(bow_reduced.shape) # Output will be (22819, 2)
```

 پروژه سوم درس داده کاوی ______ ۸

همچنین تصاویر مربوط به خروجی این الگوریتم را برروی دو ماتریس TF-IDF و Bag of Words میتوانید مشاهده کنید:



شكل ۵: خروجي الگوريتم PCA براي ماتريس ورودي TF-IDF

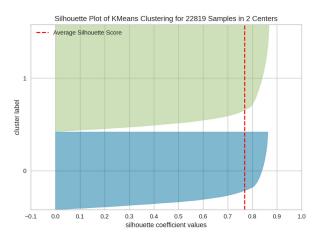


BoW براى ماتريس ورودى PCA شكل % (x,y) = (x,y)

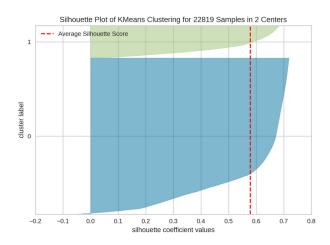
اً يلين نائبزاده

۶ گام ششم

در این مرحله که مربوط به استفاده از الگوریتمهای خوشهبندی میباشد، همانطور که در تصویر زیر مشاهده میکنید از دو الگوریتم Bag و TF-IDF مورد آموزش قرار میدهیم. همچنین هنگام استفاده از الگوریتم KMeans بااستفاده از الگوریتم Elbow سعی of Words و Silhoute و Silhoute میکنیم تا بهترین مقدار کا یا به عبارتی بهینه ترین تعداد خوشه ها را انتخاب کنیم. مقدار بازه تعداد خوشه ها را از ۲ تا ۲۰ تعریف میکنیم و همانطور که در خروجی مشخص است، در هر دو حالت تعداد خوشه دو بهترین پاسخ را باتوجه به معیار Silhoute میدهد. چراکه همانطور که میدانیم هر چه مقدار این معیار به ۱ نزدیک تر باشد، یعنی خوشهبندی بهتر انجام شدهاست.



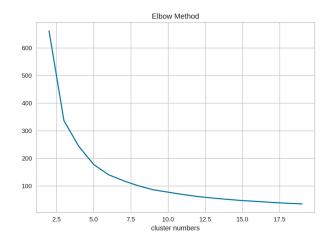
شكل ٧: خروجي تابع Silhoute براي الگوريتم KMeans در حالت استفاده از الگوريتم Silhoute



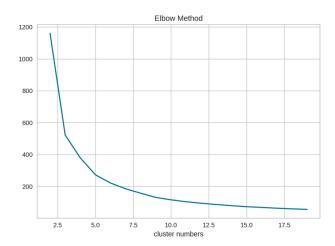
شكل ٨: خروجي تابع Silhoute براى الگوريتم KMeans در حالت استفاده از الگوريتم Silhoute

آیلین نائبزاده آیلان نائبزاده

نمودارهای Elbow مربوط به الگوریتمهای KMeans را نیز میتوانید در تصاویر زیر مشاهده کنید:



شکل ۹: Elbow for KMeans TF-IDF



Elbow for KMeans BoW :۱۰ شکل

*تمامی خروجیهای مربوط به این بخش در خروجی کدها موجود است.

اً يلين نائبزاده

۷ نتیجهگیری

۱.۷ کدام یک از روش استخراج ویژگی و مدل خوشهبندی عملکرد بهتری دارند؟

در حالت استفاده از الگوریتم KMeans و ماتریس نتایج TF-IDF بههمراه K=2 به بهترین عملکرد می سیم.

۲.۷ دلیل خود برای این انتخاب را ذکر کنید.

سادگی پیادهسازی - قابلیت فهم بیشتر الگوریتم و نحوه عملکرد - کمبود زمان:)

آیلین نائبزاده آیلین نائبزاده

۳.۷ با بررسی خوشه ها تحلیل کنید که هر خوشه نماینده ی کدام نوع از موضوعات می باشند. همانطور که در بخش زیر می توانید مشاهده کنید، ده عنوان پر تکرار در حالتی که تنها دو خوشه داشته باشیم، به صورت زیر می باشند:

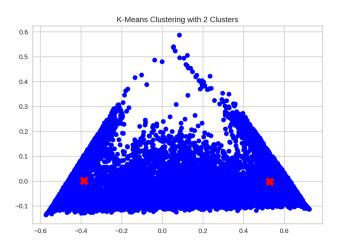
```
1
   Cluster 0:
3
  Title + Abstract:
   [('vte', 1.678757792866809), ('cistran', 1.6842943889715567), ('rp',
      1.7129443327427645), ('hbz', 1.9769338882057215), ('de',
      1.9923199119796313), ('ppias', 2.2181387904324343), ('nw',
      2.2671036443696733), ('stat3', 4.269071400018623), ('cypa',
      5.930938308329624), ('cyclophilin', 7.042773950588994)]
   Cluster 1:
  Title + Abstract:
6
   [('csa', 3.3479223037548627), ('nendou', 3.463791236165143), ('omtas',
      3.5563027857379423), ('la', 3.58139521730169), ('rc', 3.7748316966902937),
       ('nsp14', 4.299709957546419), ('nsp16', 4.828983563894078), ('nsp11',
      5.2362523138395884), ('de', 5.585708033407686), ('cchfv',
      8.213499671505836)]
9
10
   Cluster 0:
11
   Title + Abstract:
  [('recent', 1470.153988758314), ('research', 1594.534216970629), ('global',
12
      1638.6642640546884), ('new', 1987.7613982795474), ('drug',
      2023.8265750613432), ('emerg', 2292.504527338654), ('review',
      2448.7748359447), ('health', 3010.6509597508707), ('develop',
      3332.1425793052204), ('diseas', 4115.477387357077)]
13
  Cluster 1:
  Title + Abstract:
14
15
   [('anim', 1172.0006459933547), ('syndrom', 1454.5165365477444), ('virus',
      1591.727393376288), ('infect', 1689.7183916321692), ('respiratori',
      1699.9138172302232), ('east', 1796.7737427966777), ('middl',
      1877.3738146026203), ('bat', 3053.279585291326), ('human',
      3479.644308713773), ('merscov', 3559.049999997403)]
```

آيلين نائبزاده آيلين نائبزاده

۴.۷ نمایش دادهها

تصویر مربوط به خروجی الگوریتم KMeans را با دو خوشه میتوانید در تصویر زیر مشاهده کنید. باتوجه به اینکه پیش از استفاده از خوشه بندی، از الگوریتم کاهش ابعاد استفاده کردیم، دقت مدل متاسفانه کاهش یافته است و به این دلیل که دادهها را به دو بعد کاهش داده ایم، امکان دارد که بعد دوم در زیر این بعد قرار داشته باشد.

* سایر نمایشهای مربوط به خوشهها در خروجی برنامه قرار دارند.



شکل ۱۱: Clustering Visualize

آيلين نائبزاده آمکر۲۲۱۸۵