# بسم الله الرحمن الرحيم





## دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

بازیابی هوشمند اطلاعات - تمرین پنجم سید مهدی رضوی

استاد: خانم دکتر شاکری

دی ماه ۱۴۰۲



### فهر ست مطالب

٣	اول	تمرين	١
٣	پیش پردازش بر روی ستون داده متنی	1.1	
۵	job\	۲.۱	
٧	$. \dots \dots$	٣.١	
٩	job٣	4.1	
۱۲	job*	۵.۱	
14	دوم	تمرين	۲
۱۸	سوم	تمرين	٣
	، تصاویر	رست	فه
	نتایج حاصل از اجرای کد برای شمارش میزان نظرات تایید شده و تایید نشده	١	
	استفاده از اندیس بازخورد برای ایجاد یک لیست شاخص معکوس برای کلمات موجود در بازخوردها	۲	
	کلماتی که در بیشترین بازخورد ظاهر شدهاند	٣	
	کلماتی که در بیشترین نظرات تایید شده ظاهر شدهاند	۴	
14	کلماتی که در بیشترین نظرات تایید نشده ظاهر شدهاند	۵	
۱۵		۶	
۱۵		٧	
18		٨	
18	میزان اشتراک در بین نقاط در میان رویکردهای امتیازدهی	٩	
۱٧	میزان اشتراک در بین نقاط در میان رویکردهای امتیازدهی	١.	
۱۸	رابطه هموارساز لاپلاسی برای جلوگیری از وجود احتمال صفر برای یک کلمه	11	



# ۱ تمرین اول

### ۱.۱ پیشپردازش بر روی ستون داده متنی

```
import nltk
nltk.download('popular')

import pandas as pd
import nltk
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.stem.porter import PorterStemmer

def tokenize(column):
    tokens = nltk.word_tokenize(column)
    return [w for w in tokens if w.isalpha()]

def remove_stopwords(tokenized_column):
    stops = set(stopwords.words("english"))
    return [word for word in tokenized_column if not word in stops]

def apply_stemming(tokenized_column):
    stemmer = PorterStemmer()
    return [stemmer.stem(word) for word in tokenized_column]
```

در کد بالا عملیات Tokenization ، حذف کلمات یا عبارات StopWords و در نهایت عملیات Stemming را مشاهده می فرمایید. ما ستون ReviewBody را داریم و در کنار آن ستون را میسازیم و سپس ReviewBodyPreProcess را از روی آن خواهیم ساخت.



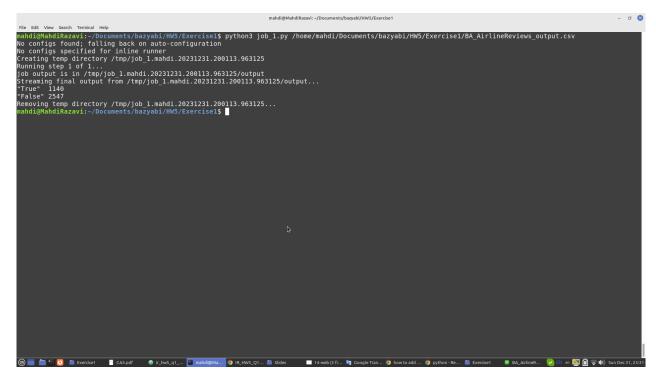
```
data['stopwords_removed'] = data.apply(lambda x: remove_stopwords(x['tokenized']),
   axis=1)
data[['ReviewBody', 'stopwords_removed']].head()
"""# Stemming"""
data['porter_stemmed'] = data.apply(lambda x: apply_stemming(x['stopwords_removed']),
   axis=1)
# data[['Review', 'porter_stemmed']].head()
data[['ReviewBody', 'porter_stemmed']].tail()
data['ReviewBodyPreProcess'] = data['porter_stemmed']
# data.insert(7 , 'RemovedStopWords' , '')
# data['RemovedStopWords'] = data.apply(lambda x: remove_stopwords(x['ReviewBody']),
   axis=1)
# data.head()
data.drop('RemovedStopWords' , axis = 1)
"""# Exporting from dataframe"""
data.to_csv("BA_AirlineReviews_output.csv" , index = False)
```



### job \ \ \ \ \ \ \

```
import csv
import io
from mrjob.job import MRJob
class BooleanColumnMR(MRJob):
   def configure_args(self):
       super(BooleanColumnMR , self).configure_args()
       self.add_file_arg('--database')
   def mapper(self, _, line):
      byte_line = line.encode('utf-8') # Encode the line to bytes
      text_line = byte_line.decode('utf-8') # Decode the byte line to text
      file_like = io.StringIO(text_line) # Create a file-like object from the text
          line
      reader = csv.reader(file_like)
      for row in reader:
          # print(f'len row : {len(row)} \n')
          if len(row) > 6:
              # splitted = row.split(',')
              value = row[5].lower() # Assuming the 6th column is at index 5 (0-based
                 index)
              if value == 'true':
                 yield 'True', 1
              elif value == 'false':
                 yield 'False', 1
   def reducer(self, key, values):
      yield key, sum(values)
if __name__ == '__main__':
   job = BooleanColumnMR(args=['--database', 'BA_AirlineReviews.csv'])
   # print('Im here !!!')
   job.run()
   # CountFalseTrue.run()
```





شکل ۱: نتایج حاصل از اجرای کد برای شمارش میزان نظرات تایید شده و تایید نشده

در این تمرین در قسمت Mapper در هر سطر هر یک از دو مقدار Boolean اتفاقافتاده در آن سطر و ستون مدنظر را به عدد یک نظیر میکنیم.

سپس درگام Reducer میزان جمع هر کدام از این مقادیر Boolean را محاسبه خواهیمکرد. در واقع این گام یک Aggregator برای ما خواهد بود. تابع Aggregator ما Sum خواهد بود.

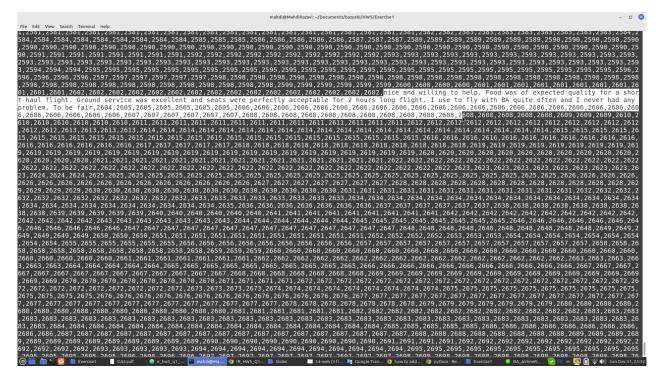


### job2 7.1

```
import csv
from mrjob.job import MRJob
class InvertedIndex(MRJob):
   def mapper(self, _, line):
      reader = csv.reader([line])
      for row in reader:
          if len(row) > 8 :
              text = row[7]
              # Assuming the textual column is the senventh column
             # words = text.split()
             for word in text:
                 yield word, row[0] # Emitting the word as the key and the row index
                     as the value
   def reducer(self, word, row_indices):
      yield word, ','.join(row_indices)
if __name__ == '__main__':
   InvertedIndex.run()
```

در گام Mapper میبایستی هر کلمه موجود را به کد سند (ایندکس) نظیر کنیم. سیس در گام Reducer تابع Aggregator ما در واقع Join بر روی همه ایندکسها خواهد بود





شکل ۲: استفاده از اندیس بازخورد برای ایجاد یک لیست شاخص معکوس برای کلمات موجود در بازخوردها



#### job\* 4.1

```
from mrjob.job import MRJob
import csv
class TopWordsMR(MRJob):
   def configure_args(self):
       super(TopWordsMR , self).configure_args()
       self.add_file_arg('--database')
   def mapper(self, _, line):
      # Split the line into fields using CSV reader
      row = next(csv.reader([line]))
      if len(row) > 8:
          # feedback_index = int(row[0]) # Assuming the feedback index is the first
          feedback = row[7] # Assuming the feedback text is the second field
          words = set(feedback.split(',')) # Split the feedback into words and create
              a set
          for word in words:
             yield word, 1
   def reducer_init(self):
       self.top_words = []
   def reducer(self, word, counts):
      total_count = sum(counts)
       self.top_words.append((word, total_count))
      self.top_words = sorted(self.top_words, key=lambda x: x[1], reverse=True)[:5]
   def reducer_final(self):
      for word, count in self.top_words:
          yield word, count
if __name__ == '__main__':
   job = TopWordsMR(args = ['--database' , 'BA_AirlineReviews_output.csv'])
   job.run()
```



```
Tel 505 Vow Sunch Termond Hugo
606, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060, 3060,
```

شکل ۳: کلماتی که در بیشترین بازخورد ظاهر شدهاند.

ین تمرین بسیار شبیه به job1 میباشد . با این تفاوت که باید کلمات را بشماریم.

ابتدا هر کلمه ظاهر شده در متن پیشپردازش شدهمان را به عدد یک نظیر خواهیم کرد. سپس گام Reducer ما به ۳ تا زیرگام تقسیم خواهدشد. زیرگام نخست ساختن یک لیست خالی از کلمات پرتکرار است . سپس زیرگام بعدی اضافه کردن زوج کلمه و تعداد تکرار آن به لیست میباشد. قدم بعدی مرتبسازی این لیست بر اساس تعداد تکرار کلمه در لیست است. در گام آخر نیز کلمات پرتکرار و میزان تکرار آنها بازگردانده میشوند.





### job<sup>ε</sup> Δ. \

```
from mrjob.job import MRJob
import csv
class TopWordsTrueMR(MRJob):
   def configure_args(self):
       super(TopWordsTrueMR , self).configure_args()
       self.add_file_arg('--database')
   def mapper(self, _, line):
      # Split the line into fields using CSV reader
      row = next(csv.reader([line]))
      if len(row) > 8:
          # feedback_index = int(row[0]) # Assuming the feedback index is the first
              field
          feedback = row[7] # Assuming the feedback text is the second field
          column_six = row[5] # Assuming column[6] is the seventh field (index 6)
          if column_six.lower() == 'true':
              words = set(feedback.split()) # Split the feedback into words and
                 create a set
              for word in words:
                 yield word, 1
   def reducer_init(self):
      self.top_words = []
   def reducer(self, word, counts):
      total_count = sum(counts)
       self.top_words.append((word, total_count))
       self.top_words = sorted(self.top_words, key=lambda x: x[1], reverse=True)[:5]
   def reducer_final(self):
      for word, count in self.top_words:
          yield word, count
if __name__ == '__main__':
   job = TopWordsTrueMR(args=['--database' , 'BA_AirlineReviews_output.csv'])
   job.run()
```



```
### SET Notes Seatch Terminal Bolds

### SET Notes Seatch Terminal Bolds

#### SET Notes Seatch Terminal Bolds

#### SET Notes Seatch Terminal Bolds

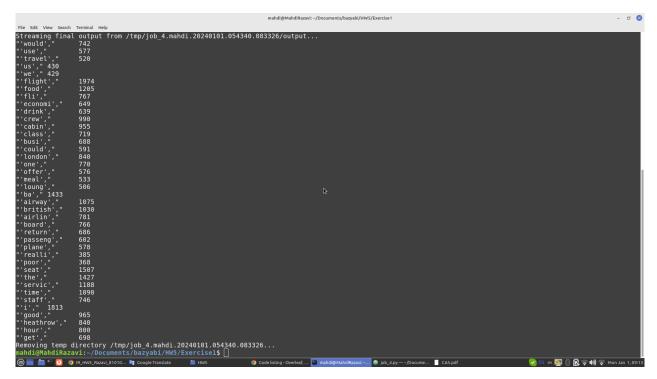
#### SET Notes Seatch Terminal Bolds

### SET
```

شکل ۴: کلماتی که در بیشترین نظرات تایید شده ظاهر شدهاند.

این گام بسیار شبیه به گام قبل میباشد با این تفاوت که در گام Reducer یک قید دیگر به ازای هر سطر وجود دارد که باید ستون تایید شده یا True باشد و یا این که False باشد.





شکل ۵: کلماتی که در بیشترین نظرات تایید نشده ظاهر شدهاند.

### ۱ تمرین دوم

الگوریتم PageRank در واقع به صورت زیر عمل میکند که وزن (رتبه) عددی را به هر گره در نمودار اختصاص می دهد که نشان دهنده اهمیت یا اعتبار آن است.

رتبه را بر اساس تعداد و کیفیت لینک های ورودی به یک گره محاسبه می کند.

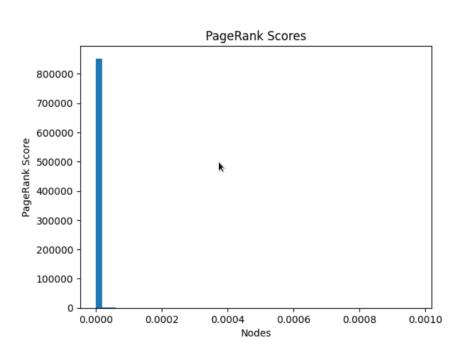
مرتباً رتبه ها را تا رسیدن به همگرایی به روز می کند.

اما رویکرد الگوریتم Hub به این صورت است که دو نوع گره را شناسایی می کند: مقامات (منابع محتوای با کیفیت بالا) و هاب (صفحاتی که به بسیاری از مقامات پیوند دارند). امتیازات اعتبار را بر اساس تعداد و کیفیت لینک های دریافتی از هاب محاسبه می کند. امتیازات هاب را بر اساس تعداد و کیفیت پیوندهای خروجی به مقامات محاسبه می کند. به طور مکرر امتیازها را تا رسیدن به همگرایی به روز می کند.

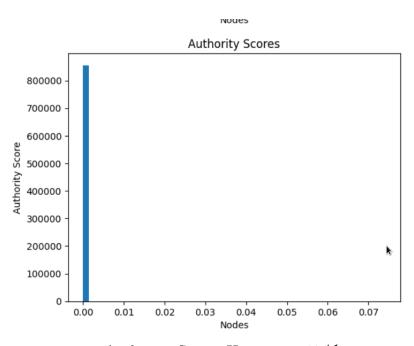
۱۰۰۰ گره مشترک بین این دو الگوریتم صفحاتی را نشان می دهد که هم بسیار معتبر هستند و هم به خوبی متصل است این صفحات احتمالاً مرتبط هستند، زیرا هم توسط منابع معتبر دیگر و هم صفحاتی که به بسیاری از منابع معتبر پیوند دارند تأیید شده اند. PageRank همه پیوندهای ورودی را به طور مساوی درنظر میگیرد، در حالی که HITS بین پیوندها از هاب و غیرهاب تمایز قائل می شود.

الگوریتم PageRank با در نظرگرفتن کل ساختار به صورت global تر عمل میکند در حالی که HITS محلیتر عمل میکند و بر همسایگی گره تمرکز دارد.

> اندازه تعداد رئوس بزرگترین مولفه همبندی ضعیف این گراف: ۸۵۵۸۰۲ اندازه تعداد یالهای رئوس بزرگترین مولفه همبندی ضعیف این گراف: ۵۰۶۶۸۴۱

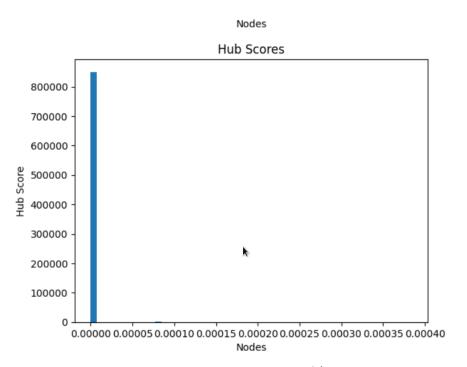


PageRank Scores Histogram :<br/>9 شكل

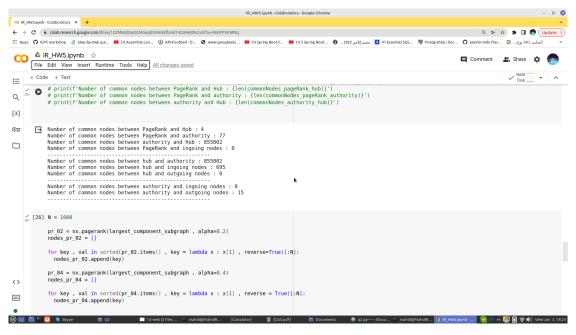


شکل ۱۷: Authority Scores Histogram



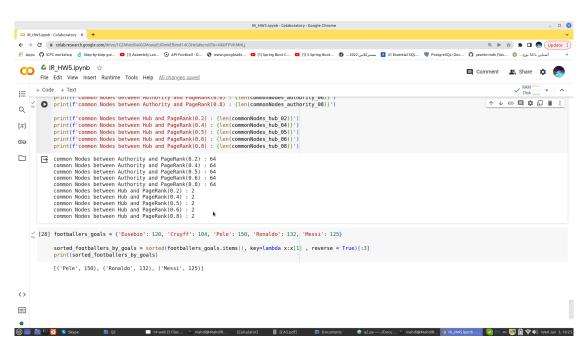


شکل ۸: Hub Scores Histogram



شکل ۹: میزان اشتراک در بین نقاط در میان رویکردهای امتیازدهی





شکل ۱۰: میزان اشتراک در بین نقاط در میان رویکردهای امتیازدهی



### ٣ تمرين سوم

ما براى الگوريتم Expect Maximization روابط زير را در اختيار داريم:

$$P(d) = P(\Theta_1)P(d|\Theta_1) + P(\Theta_2)P(d|\Theta_2)$$

$$P(d|\Lambda) = \sum_{i=1}^{k} (P(\Theta_i) \prod_{w \in V} P(w|\Theta_i)^{c(w,d)})$$

$$\Lambda^* = argmax_{\Lambda} P(d|\Lambda)$$

هموارسازی لاپلاسی الگوریتمی برای هموار کردن یک شبکه چند ضلعی است. برای هر راس در یک مش، یک موقعیت جدید بر اساس اطلاعات محلی (مانند موقعیت همسایگان) انتخاب می شود و راس به آنجا منتقل می شود. در صورتی که یک مش از نظر توپولوژیکی یک شبکه مستطیل شکل باشد (یعنی هر رأس داخلی به چهار همسایه متصل است) سپس این عملیات لاپلاسی مش را تولید می کند.

میزان احتمال وجود یک ترم خاص در یک Cluster به صورت هموارساز لاپلاس محاسبه شدهاست. با توجه به این که در هر Cluster ما ۳ ترم منحصر بفرد داریم ، تعداد گرههای ما ۳ تا خواهد بود. به ازای هموارساز با فاکتور ۱ خواهیم داشت :

$$P(A|Cluster1) = \frac{4+1}{9+3}$$

$$\begin{split} \hat{P}(w_i \mid c) &= \frac{count(w_i, c) + 1}{\sum_{w \in V} \left( count(w, c) + 1 \right)} \\ &= \frac{count(w_i, c) + 1}{\left( \sum_{w \in V} count(w, c) \right) + \left| V \right|} \end{split}$$

شکل ۱۱: رابطه هموارساز لاپلاسی برای جلوگیری از وجود احتمال صفر برای یک کلمه



$$P(\Theta_1) = \frac{3}{4}$$

$$P(\Theta_2) = \frac{1}{4}$$

$$P(A|Cluster1) = \frac{5}{12}$$

$$P(B|Cluster1) = \frac{3}{12}$$

$$P(C|Cluster1) = \frac{1}{12}$$

$$P(D|Cluster1) = \frac{4}{12}$$

-----

$$P(A|Cluster2) = \frac{2}{8}$$

$$P(B|Cluster2) = \frac{3}{8}$$

$$P(C|Cluster2) = \frac{3}{8}$$

$$P(D|Cluster2) = \frac{1}{8}$$



$$P(Document1|Cluster1) = \frac{3}{4} * (\frac{5}{12})^2 * \frac{3}{12} = 0.032552083(X1)$$

$$P(Document1|Cluster2) = \frac{1}{4}*(\frac{2}{8})^2*\frac{3}{8} = 0.005859375(Y1)$$

#### Document1 Assigned to Cluster1

-----

$$P(Document2|Cluster1) = \frac{3}{4}*(\frac{3}{12})^2*(\frac{1}{12})^2*\frac{5}{12} = 0.000135634(X2)$$

$$P(Document2|Cluster2) = \frac{1}{4} * (\frac{3}{8})^2 * (\frac{3}{8})^2 * \frac{2}{8} = 0.001235962(Y2)$$

Document2 Assigned to Cluster2

\_\_\_\_\_\_

$$P(Document3|Cluster1) = \frac{3}{4} * \frac{3}{12} * \frac{5}{12} * (\frac{4}{12})^2 = 0.008680556(X3)$$

$$P(Document3|Cluster2) = \frac{1}{4} * \frac{3}{8} * \frac{2}{8} * (\frac{1}{8})^2 = 0.000366211(Y3)$$

Document3 Assigned to Cluster1

-----

$$P(Document4|Cluster1) = \frac{3}{4} * \frac{5}{12} * \frac{4}{12} = 0.10416166667(X4)$$

$$P(Document4|Cluster2) = \frac{1}{4} * \frac{2}{8} * \frac{1}{8} = 0.0078125(Y4)$$

Document4 Assigned to Cluster1

مرحله بهروزرساني ميزان احتمال هريك از خوشهها :

$$P(\Theta_1) = \frac{X1 + X2 + X3 + X4}{4} = 0.364$$

$$P(\Theta_2) = \frac{Y1 + Y2 + Y3 + Y4}{4} = 0.003825$$



Manhatan - Dist(D1, C1) = 3

Manhatan - Dist(D1, C2) = 4

Document 1 Assigned to C1.

-----

Manhatan - Dist(D2, C1) = 5

Manhatan - Dist(D2, C2) = 2

Document2 Assigned to C2

\_\_\_\_\_\_

Manhatan - Dist(D3, C1) = 2

Manhatan - Dist(D3, C2) = 5

Document<br/>3 Assigned to C1  $\,$ 

-----

Manhatan - Dist(D4, C1) = 0

Manhatan - Dist(D4, C2) = 5

Document4 Assigned to C1



### K-Means Clustering

$$Document5 = CAA$$

$$Manhatan - Dist(D5, C1) = 3$$

$$Manhatan - Dist(D5, C2) = 4$$

### Document5 Assigned to C1

#### EM generative Model

$$Document5 = CAA$$

$$P(Document5|Cluster1) = P(\Theta_1) * P(C|Cluster1) * P(A|Cluster1)^2 = 0.005266204$$

$$P(Document5|Cluster2) = P(\Theta_2) * P(C|Cluster2) * P(A|Cluster2)^2 = 0.000008965$$
   
 Document5 Assigned to C1

هر دو رویکرد الگوریتمی داکیومنت ۵ را به کلاستر اول نظیر خواهد کرد.



EM-Generative و K-Means هر دو الگوریتمهای خوشهبندی هستند که از آنها استفاده زیادی میشود. مزایای EM-Generative :

- ۱. میتواند دادههای پراکنده و دارای توزیع نامناسب ، مانند مثال همین سوال را تا حد بسیار خوبی بر اساس احتمال Background مناسب ، خوشهبندی کند.
  - ۲. میتواند خوشههایی با اشکال ، اندازهها و چگالی متفاوت تولید کند.
- ۳. EM-Generative میتواند دادههای از دست رفته را با وارد کردن مقادیر گمشده با استفاده از مدلی که از دادههای موجود به دست می آید، مدیریت کند.
- ۴. EM-Generative میتواند برای شناسایی الگوها در دادههای با ابعاد بالا با کاهش ابعاد دادهها با استفاده از تکنیکهایی استفاده شود.

### :EM-Generative

- ۱. تولید EM میتواند از نظر محاسباتی محاسباتی گران باشد ، به خصوص زمانی که با مجموعه دادههای بزرگ یا ابعاد بالا سروکار داریم.
- ۲. EM-Generative نیاز به تنظیم دستی پارامترهای اولیه دارد که اگر دانش قبلی در مورد ساختار دادهها وجود نداشته باشد ، میتواند چالش برانگیز باشد . انتخاب پارامترهای اولیه نیز میتواند بر خوشههای حاصل تاثیر بگذارد.
- EM ممکن است به یک بهینه محلی همگرا شود یا در یک حالت گیرکند اگر در طول فرآیند تکرار به دقت نظارت و تطبیق داده نشود.
- ۳. EM-Generative فرض میکند که هر خوشه تابع چگالی خاصی دارد ، که ممکن است همیشه در سناریوهای دنیای واقعی صادق نباشد .
  - در چنین مواردی ممکن است نتایج کمتر از حد بهینه ایجاد کند یا به درستی همگرا نشود.

### مزایای K-Means :

- ۱. means از نظر محاسباتی کارآمد است و پیادهسازی آن آسان است و آن را به یک انتخاب درست برای خوشه بندی مجموعه دادههای بزرگ تبدیل میکند.
- 7. K-Means خوشههایی با ابعاد کروی و تقریبا میزان داده برابر تولید میکند که در بسیاری از کاربردهایی که این مفروضات درست هستند.
- ۳. K-Means امکان پردازش موازی را فراهم می کند، که می تواند زمان محاسبات را در هنگام برخورد با مجموعه داده های بزرگ یا چندین پردازنده/هسته موجود در یک ماشین/خوشه، به میزان قابل توجهی افزایش دهد.

همانطور که پیشتر هم ذکر شد ، رویکرد EM-Generative برای این توزیع داده بسیار مناسبتر خواهد بود . به شرطی که میزان احتمال هر خوشه ، بر اساس دانش قبلی مناسب به وجود بیاید.

از توزیع هندسی این نقاط ، میتوان این نتیجه را گرفت که مدل ساده K-Means قادر به خوشهبندی مناسبی برای این دادهها نخواهد بود ، چرا که میزان شباهت بین دادهها اگر بر اساس فاصله اقلیدسی یا هر نوع فاصله ، دیگری باشد قادر به ارائه خوشههای مناسبی نخواهد بود.