

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

«МИРЭА - Московский технологический университет»

РТУ МИРЭА

Институт Информационных Технологий Кафедра Прикладной Математики (ПМ)

ПРАКТИЧЕСКАЯ РАБОТА № 11

Выполнил студент группы ИКБО-08-19				
Борисов А.В.			()
				подпись
Принял Ассистент кафедры ПМ				
Высоцкая А.А.			()
				подпись
Практическая работа выполнена	<u> </u>	»		2022 г.
«Зачтено»	«	>>		2022 г.

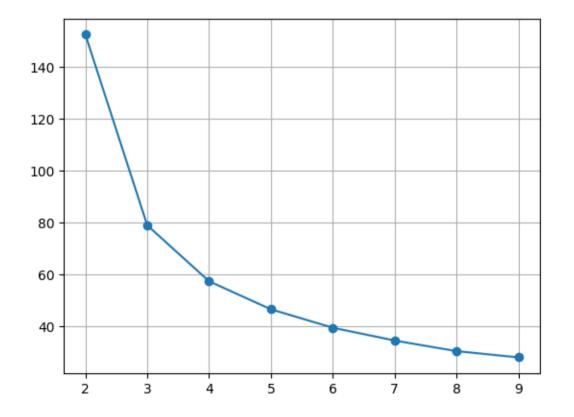
1. Найти данные для кластеризации.

Для кластеризации были выбраны данные о размерах ирисов:

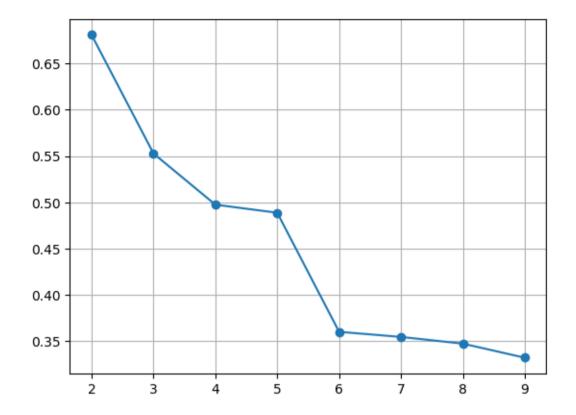
2. Провести кластеризацию данных с помощью алгоритма k-means. Использовать «правило локтя» и коэффициент силуэта для поиска оптимального количества кластеров.

```
1 models = []
2 score1 = []
3 score2 = []
4
5 for i in range(2,10):
6 | model = \text{Means}(n_clusters=i, random_state=123, init='k-means++').fit(df)}
7 | models.append(model)
8 | score1.append(model.inertia_)
9 | score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))

$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_score(df, model.labels_))
$\score2.append(silhouette_sco
```



Исходя из правила локтя можно сказать, что в данном наборе данных есть 3 отдельных кластера (так оно и есть, класса в нем 3).

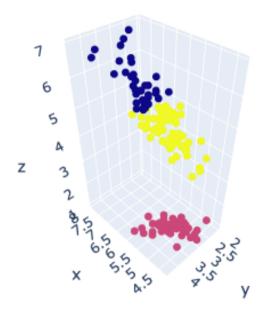


А вот коэффициент силуэта максимален при разделении исходного набора данных на два кластера. Это можно объяснить тем, что два класса в данном наборе довольно схожи (это и подтверждает график далее, где синий и желтый классы довольно близко друг к другу), однако возьмем число известное классов – 3.

```
1 time_start = time.time()
2
3 model1 = K0!eans(n_clusters=3, random_state=123, init='k-means++')
4 model1.fit(df)
5
6 time_end = time.time() - time_start
7
8 labels = model1.labels_
9 df['Claster'] = labels
10
10 print('\n (:.4f) sec.'.format(time_end))

> 0.5s
Python
```

После применения алгоритма k-means был построен трехмерный точечный график, который показывает распределение признаков классов по трем осям координат, и на основе данных полученных в результате работы данного алгоритма на графике были отмечены цветами 3 разных класса. Отчетливо видно, что два из трех классов очень схожи по своим признакам, поэтому коэффициент силуэта наибольший при разделении на два кластера.



3. Провести кластеризацию данных с помощью алгоритма иерархической кластеризации.

Для реализации алгоритма иерархической кластеризации тоже было выбрано распределение на три класса, после был построен трехмерный график и на нем были отмечены различными цветами классы, распределение которых мы получили после работы алгоритма.

В целом, результат работы очень схож на таковой у предыдущего алгоритма: тоже два очень близких по параметрам класса трудно отличимы друг от друга.

```
time_start = time.time()

model2 = AgglomerativeClustering(3, compute_distances=True)

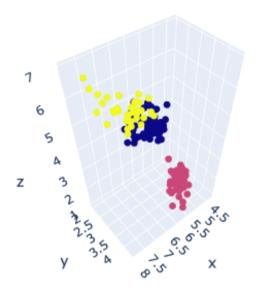
clastering = model2.fit(df)

time_end = time.time() - time_start

f('Claster') = clastering.labels_

print('\n {:.4f} sec.'.format(time_end))

v 0.3s
Python
```



4. Провести кластеризацию данных с помощью алгоритма DBSCAN.

Алгоритм DBSCAN отличается от предыдущих тем, что сам находит число предполагаемых кластеров в данных. Эмпирическим путем были подобраны параметры eps и min_samples, при которых распределение на кластеры наиболее схоже с предыдущими результатами (будем считать что они заведомо верны, ведь число классов в исходных данных мы знаем, соответственно количество кластеров, на которые делятся эти данные, тоже).

```
time_start = time.time()

model3 = DBSCAN(eps=1, min_samples=6).fit(df)

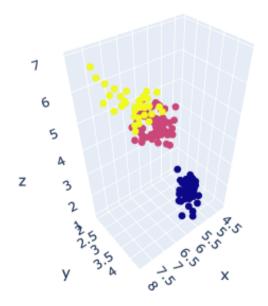
time_end = time.time() - time_start

df('Claster'] = model3.labels_

print('\n (:.4f) sec.'.format(time_end))

v 0.3s

Python
Python
```



5. Сравнить скорость работы алгоритмов. Результаты изобразить в виде таблицы.

Для расчета времени работы алгоритмов была применена стандартная библиотека time. Для сравнения бралось только время работы каждого алгоритма, не учитывая остальные операции, связанные с обработкой данных, полученных при их помощи. Результаты приведены в таблице далее:

Алгоритм	Время (сек.)	
k-means	0.0267	
Иерарх. класт.	0.044	
DBSCAN	0.037	

Отчетливо видно, что существенно различается время работы у k-means и остальных алгоритмов. Иерархическая кластеризация и DBSCAN уже не имеют таких больших различий во времени обработки данных (в данном конкретном примере).