МИНОБРНАУКИ РОССИИ САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «ЛЭТИ» ИМ. В.И.УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА) Кафедра МО ЭВМ

ОТЧЁТ

по лабораторной работе №5 по дисциплине «Машинное обучение»

Тема: Кластеризация (к-средних, иерархическая)

> Санкт-Петербург 2020

1. Цель работы

Ознакомиться с методами кластеризации модуля Sklearn.

2. Выполнение

2.1. K-means

1. Проведена загрузка данных. Часть данных представлена на листинге 1.

Листинг 1. Набор данных

```
3
             0
                  1
                       2
                                              4
 1
 2
          5.1
                3.5
                     1.4
                           0.2
                                   Iris-setosa
 3
          4.9
                3.0
                           0.2
     1
                     1.4
                                   Iris-setosa
 4
     2
          4.7
                3.2
                     1.3
                           0.2
                                   Iris-setosa
 5
     3
           4.6
                3.1
                     1.5
                           0.2
                                   Iris-setosa
 6
          5.0
                3.6
                     1.4
                           0.2
                                   Iris-setosa
 7
 8
                           2.3
     145
          6.7
                3.0
                     5.2
                                Iris-virginica
9
                          1.9
     146
          6.3
                2.5
                     5.0
                                Iris-virginica
10
     147
          6.5
                3.0
                           2.0
                                Iris-virginica
                     5.2
11
     148
          6.2
                3.4
                     5.4
                           2.3
                                Iris-virginica
12
     149
          5.9
                3.0
                     5.1
                          1.8
                                Iris-virginica
13
14
     [150 rows x 5 columns]
```

2. Проведена кластеризация методом k-средних. Результаты представлены попарно для 4-х признаков на рис. 1.

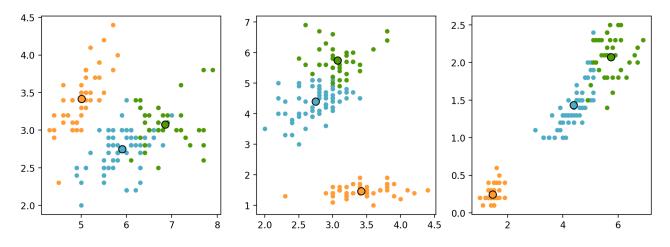


Рисунок 1 – Попарные результеты

Исходя из рисунка, наилучшее разделение прошло по признакам 3 и 4. Параметр n_init в данном случае не оказал видимого влияния на результаты.

3. Произведено уменьшение размерности данных до 2 через PCA и составлена карта области значений, на которой каждый кластер занимает определенную область со своим цветом. Результаты на рис. 2.

K-means clustering on the iris dataset (PCA-reduced data) Centroids are marked with white cross

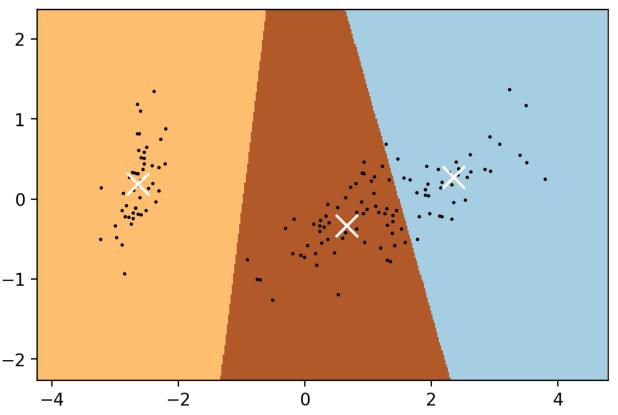


Рисунок 2 – Карта области значений с уменьшением размерности

4. Исследована работа алгоритма для различных параметров init. Результаты представлены на рис. 3.

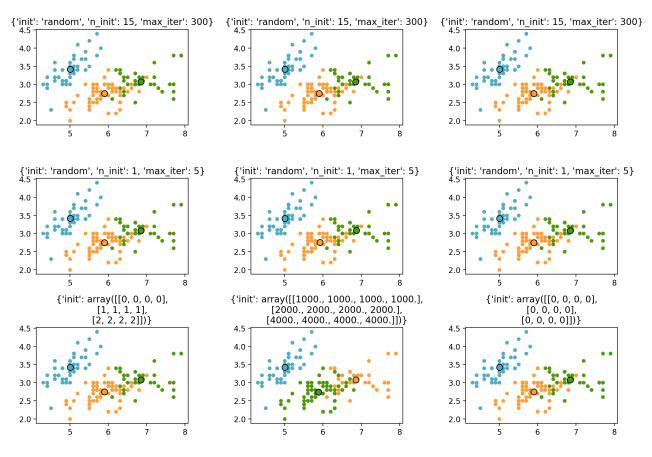


Рисунок 3 – Исследование init

Как можно заметить, n_init=1 привел к смещению центров кластеров в случае max_iter=5. Ручное задание точек к видимым измененим не привело, за исключением изменения порядка следования меток.

5. Определено наилучшее количество кластеров методом локтя. Результаты представлены на рис. 4.

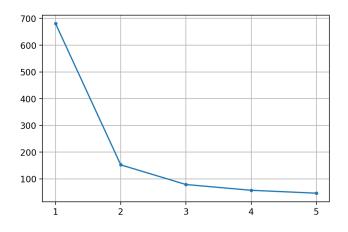


Рисунок 4 – Метод локтя

Как можно заметить, по этому методу, наилучшее количество кластеров -2.

6. Проведена кластеризация с использованием пакетной кластеризации методом k-средних. Отличия в результатах относительно обычного метода представлены на рис. 5.

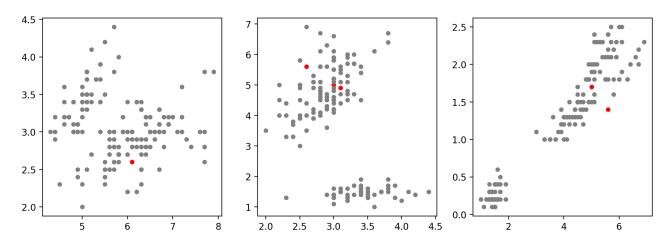


Рисунок 5 — Отличия в результатах между KMeans и MiniBatchKMeans (красные точки)

Отличие между двумя методами в том, что во втором случае алгоритму на вход подаются пакеты данных, а не полный набор. Это приводит к увеличению скорости работы, но и к некоторому снижению точности.

2.2. Иерархическая кластеризация

1. Проведена иерархическая кластеризация на тех же данных. Результаты представлены на рис. 6.

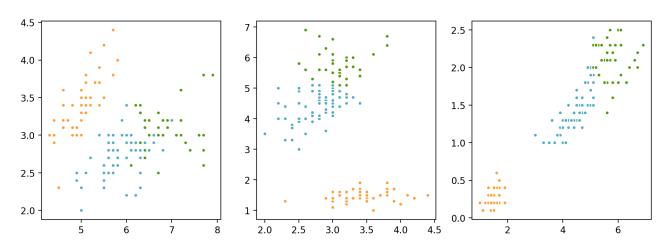


Рисунок 6 – Результаты иерархической кластеризации

Отличие AgglomerativeClustering от KMeans в алгоритме. Первый начинает с состояния, где все точки принадлежат своему кластеру из одной

этой точки, и объединяет ближайшие кластеры на основе какой-либо метрики. Таким образом, начальный и конечный результат (кластер из всех точек) — тривиальны, но посередине могут оказаться интересные варианты.

2. Проведено исследования для различного размера кластеров. Результаты на рис. 7.

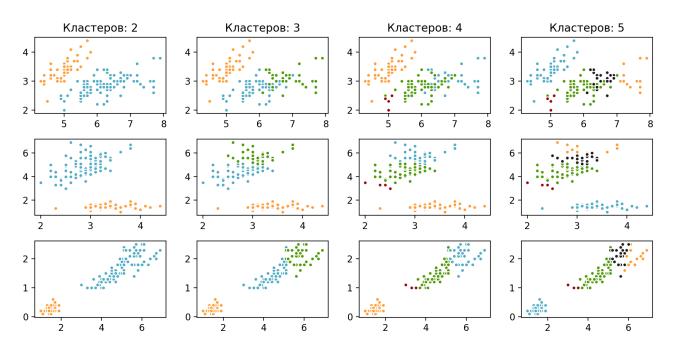


Рисунок 7 – Результаты для различного размера кластеров

3. Нарисована дендрограмма. Результаты на рис. 8.

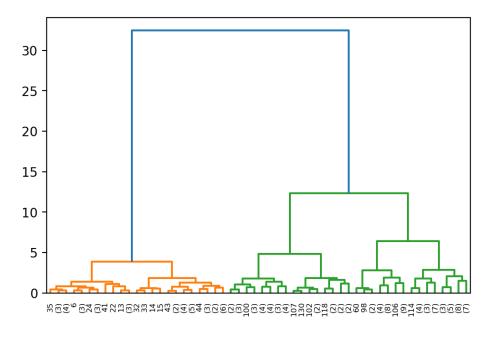
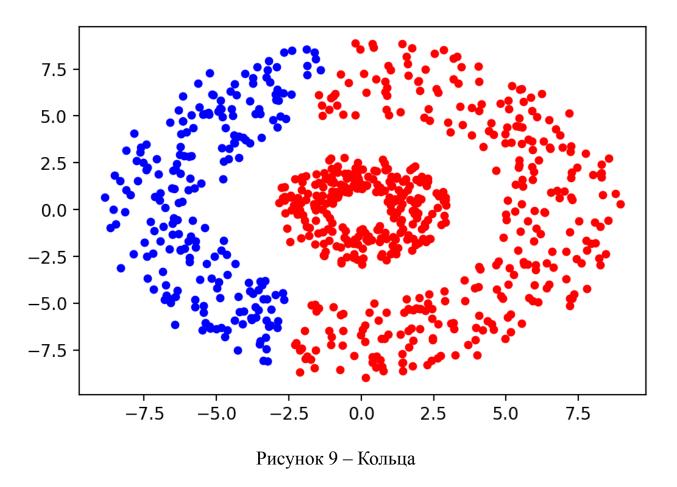


Рисунок 8 – Дендрограмма

4. Сгенерированы случайные данные в виде двух колец. Проведена иерархическая кластеризация с методом Уорда для определения расстояния. Результаты на рис. 9.



5. Проведено исследования для различных параметров linkage

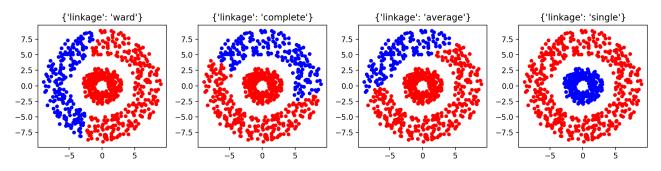


Рисунок 10 – Иерархическая кластеризация при различных параметрах linkage

Во всех случаях использовалась Евклидова дистанция.

Как видно из рисунка, разделение колец произошло только по Single Link, т.е. с расстоянием между кластерами как расстоянием между ближайшими точками.

В случае Complete Link, Group Average или метода Уорда расстояние между кластерами, лежащими на разных кольцах, оказывается меньше, чем между кластерами на одном кольце.

3. Выводы

Произведено знакомство с методами кластеризацией методом k-средних и иерархической кластеризацией в модуле Sklearn.

Использование пакетного метода k-средних приводит к небольшим изменениям результата в сравнении с полным k-средних.

Метод иерархической кластеризации при правильной настройке смог определить нелинейную зависимость между синтетическими данными.