МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«МИРЭА – Российский технологический университет»

РТУ МИРЭА

Институт информационных технологий (ИТ)

Кафедра прикладной математики

ОТЧЁТ ПО ПРАКТИЧЕСКОЙ РАБОТЕ № 6
по дисциплине «Технологии и инструментарий анализа больших данных»

Выполнил студент группы ИКБО-20-21 Сидоров С.Д.

Проверил ассистент кафедры ПМ ИИТ Тетерин Н.Н.

Москва 2024

Практическая работа

1. Найти данные для кластеризации. Данные в группе не должны повторяться. Если признаки в данных имеют очень сильно разные масштабы, то необходимо данные предварительно нормализовать.

Листинг 1:

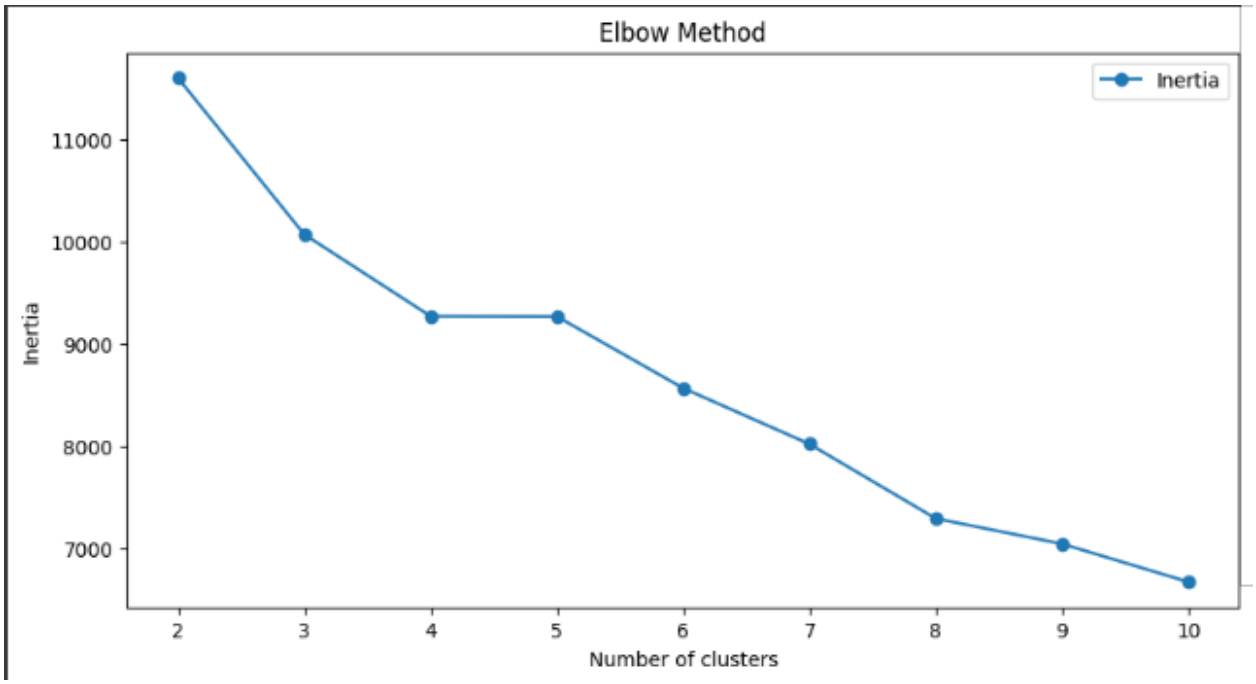
```
cancer = datasets.load_breast_cancer()
X = cancer.data  # признаки
y = cancer.target  # метки классов (не используем для кластеризации)

# Нормализация данных
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Преобразуем в DataFrame для наглядности
df = pd.DataFrame(X_scaled, columns=cancer.feature_names)
df.head()
```

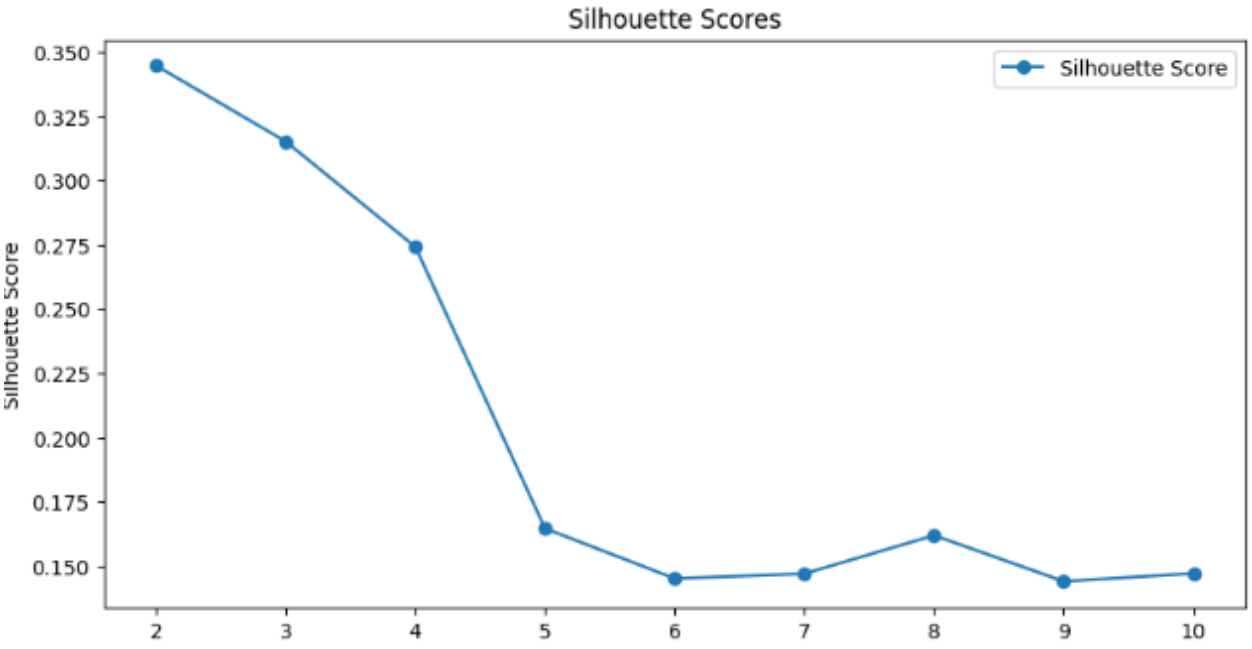
2. Провести кластеризацию данных с помощью алгоритма k-means. Использовать «правило локтя» и коэффициент силуэта для поиска оптимального количества кластеров.

Листинг 2:

```
# Поиск оптимального числа кластеров по "правилу локтя"
inertia = []
silhouette_scores = []
cluster_range = range(2, 11)

for k in cluster_range:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42)
    kmeans.fit(X_scaled)
    inertia.append(kmeans.inertia_)
    silhouette_scores.append(silhouette_score(X_scaled,
kmeans.labels_))

# Визуализация "правила локтя"
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(cluster_range, inertia, marker='o', label='Inertia')
plt.title('Elbow Method')
plt.xlabel('Number of clusters')
plt.ylabel('Inertia')
plt.legend()
plt.show()

# Визуализация коэффициента силуэта
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(cluster_range, silhouette_scores, marker='o',
label='Silhouette Score')
plt.title('Silhouette Scores')
plt.xlabel('Number of clusters')
plt.ylabel('Silhouette Score')
plt.legend()
```

```
plt.show()

# Кластеризация с оптимальным числом кластеров (на основе графиков)
optimal_k = 2  # например, если оптимально 2 кластера
kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_k, random_state=42)
kmeans_labels = kmeans.fit_predict(X_scaled)
```

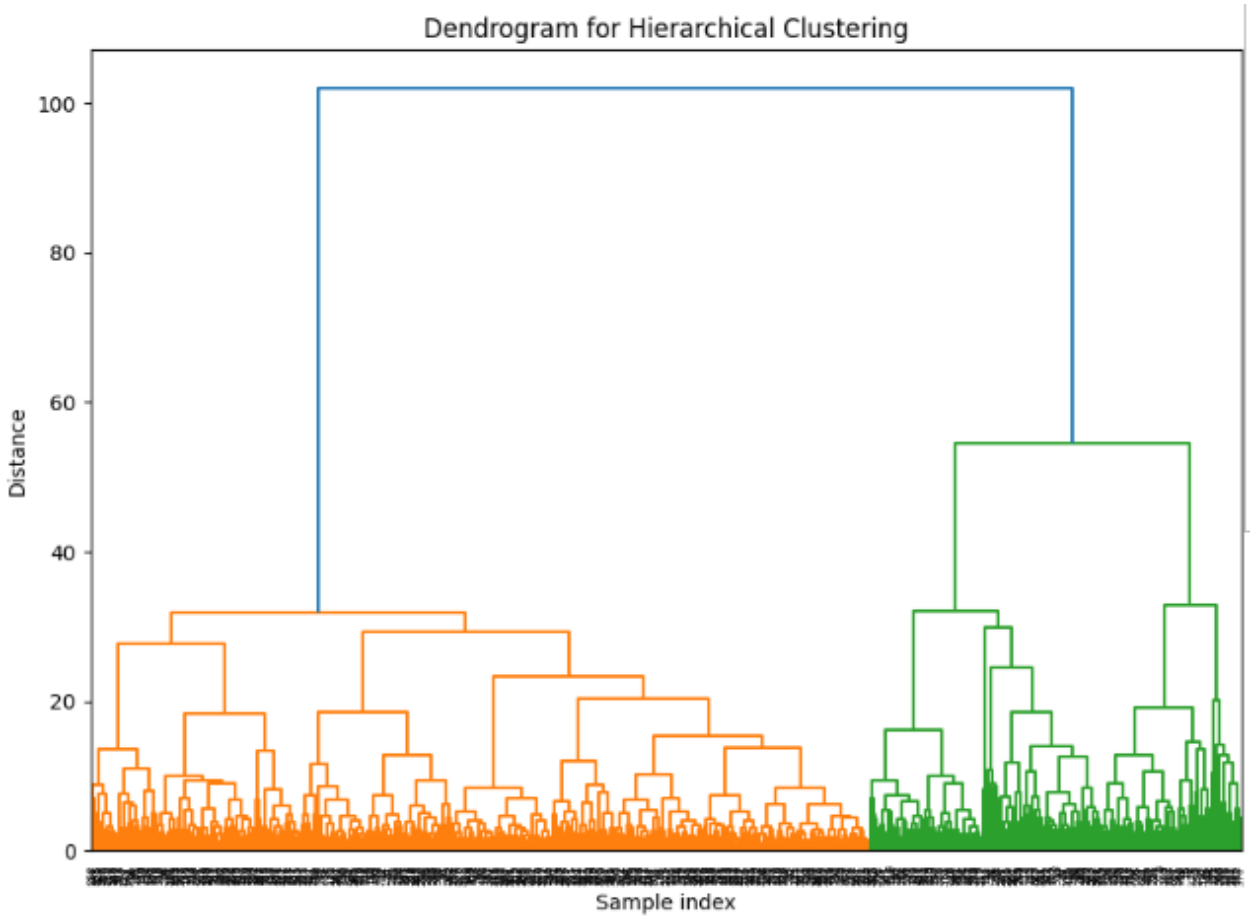




3. Провести кластеризацию данных с помощью алгоритма иерархической кластеризации

Листинг 3:

```
# Иерархическая кластеризация
linkage_matrix = linkage(X_scaled, method='ward')
plt.figure(figsize=(10, 7))
dendrogram(linkage_matrix)
plt.title('Dendrogram for Hierarchical Clustering')
plt.xlabel('Sample index')
plt.ylabel('Distance')
plt.show()
```



4. Провести кластеризацию данных с помощью алгоритма DBSCAN

Листинг 4:

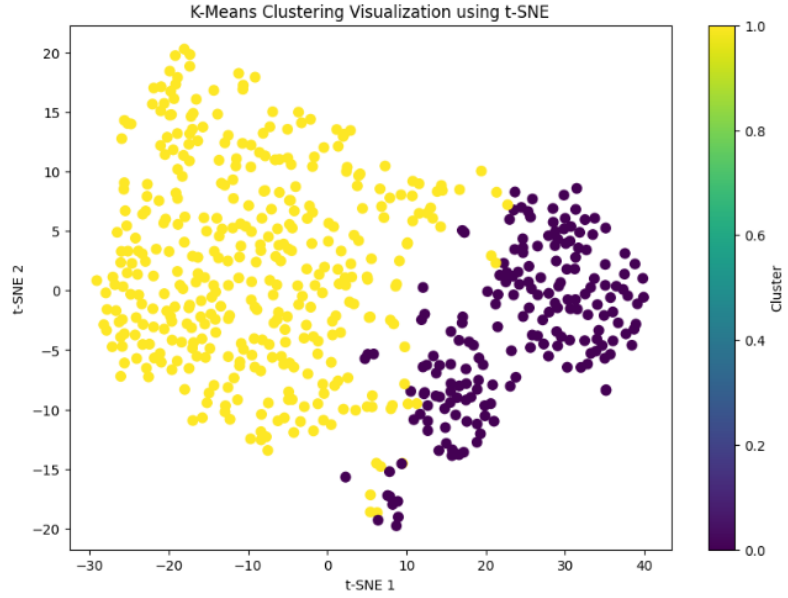
```
# Настройка DBSCAN (eps и min_samples нужно подобрать эмпирически)
dbscan = DBSCAN(eps=2.0, min_samples=4)
dbscan_labels = dbscan.fit_predict(X_scaled)

# Количество уникальных кластеров
n_clusters_dbscan = len(set(dbscan_labels)) - (1 if -1 in
dbscan_labels else 0)
print(f'Количество кластеров, найденных DBSCAN: {n_clusters_dbscan}')
```

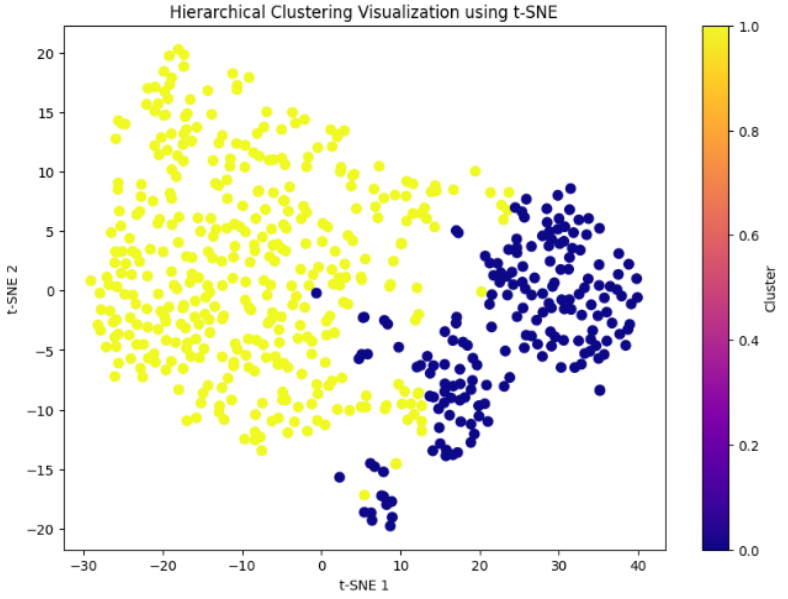
```
Количество кластеров, найденных DBSCAN: 3
```

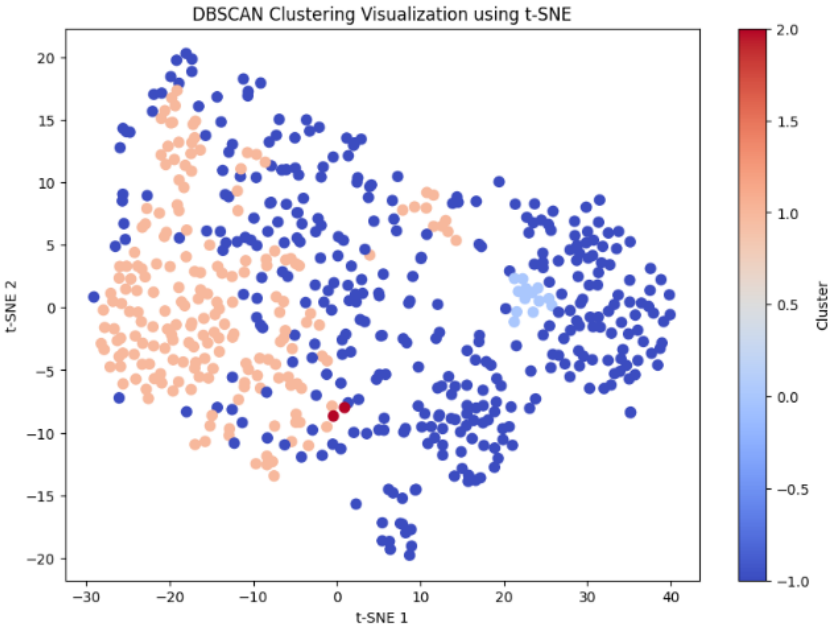
5. Визуализировать кластеризованные данные с помощью t-SNE или UMAP, если необходимо. Если данные трехмерные, то можно использовать трехмерный точечный график

Листинг 5:

```
# Преобразование данных с помощью t-SNE до 2-х измерений
tsne = TSNE(n_components=2, random_state=42)
X_tsne = tsne.fit_transform(X_scaled)

# Визуализация кластеров для k-means
plt.figure(figsize=(10, 7))
plt.scatter(X_tsne[:, 0], X_tsne[:, 1], c=kmeans_labels,
cmap='viridis', s=50)
plt.title('K-Means Clustering Visualization using t-SNE')
plt.xlabel('t-SNE 1')
plt.ylabel('t-SNE 2')
plt.colorbar(label='Cluster')
plt.show()

# Визуализация кластеров для иерархической кластеризации
plt.figure(figsize=(10, 7))
plt.scatter(X_tsne[:, 0], X_tsne[:, 1], c=hierarchical_labels,
cmap='plasma', s=50)
plt.title('Hierarchical Clustering Visualization using t-SNE')
plt.xlabel('t-SNE 1')
plt.ylabel('t-SNE 2')
plt.colorbar(label='Cluster')
plt.show()

# Визуализация кластеров для DBSCAN
plt.figure(figsize=(10, 7))
plt.scatter(X_tsne[:, 0], X_tsne[:, 1], c=dbscan_labels,
cmap='coolwarm', s=50)
plt.title('DBSCAN Clustering Visualization using t-SNE')
plt.xlabel('t-SNE 1')
plt.ylabel('t-SNE 2')
plt.colorbar(label='Cluster')
plt.show()
```


K-Means Clustering Visualization using t-SNE
t-SNE 1
t-SNE 2
Cluster


Hierarchical Clustering Visualization using t-SNE
t-SNE 1
t-SNE 2
Cluster


DBSCAN Clustering Visualization using t-SNE
t-SNE 1
t-SNE 2
Cluster

Выводы:

1. K-Means кластеризация + "Правило локтя" и коэффициент силуэта

"Правило локтя" (Elbow Method):

- На графике отображаются значения инерции (сумма квадратов расстояний между точками и их центроидами) в зависимости от количества кластеров.
- График выглядит как локоть (или колено), и оптимальное число кластеров находится в точке "перелома", где инерция начинает уменьшаться медленнее. Это число указывает на оптимальное количество кластеров.
- На этом графике мы можем выбрать оптимальное число кластеров — например, 3 кластера, если видим резкий перелом в этой точке.

Коэффициент силуэта (Silhouette Score):

- Этот график показывает, насколько хорошо объекты внутри одного кластера похожи друг на друга и насколько они отличаются от объектов из других кластеров.
- Чем выше коэффициент силуэта, тем лучше выполнена кластеризация. Оптимальное число кластеров — это то, при котором значение силуэта максимально.

2. Иерархическая кластеризация и дендрограмма

Дендрограмма:

- Этот график показывает дерево объединений данных на основе их схожести. Объекты данных начинают на "листьях" дерева, а по мере того, как схожие объекты объединяются, они поднимаются вверх по дереву.
- По дендрограмме можно определить оптимальное количество кластеров, "обрезав" дерево на определенном уровне по вертикали.

Например, если мы хотим 3 кластера, мы "разрезаем" дерево на высоте, где остается ровно три ветви.

3. DBSCAN кластеризация

DBSCAN:

- DBSCAN группирует объекты на основе плотности: он объединяет точки, которые находятся близко друг к другу (по определенному радиусу eps).
- На графике с результатами DBSCAN мы можем увидеть кластеры разных цветов, а также шумовые точки (которые не принадлежат никакому кластеру) как точки с отдельным цветом (обычно -1).
- Этот метод полезен для обнаружения кластеров сложной формы и выявления аномалий в данных.

4. Визуализация кластеров с помощью t-SNE

- t-SNE — это метод уменьшения размерности, который помогает визуализировать высокоразмерные данные (такие как данные iris) в 2D-пространстве.
- Визуализация с t-SNE позволяет увидеть, как данные распределены по кластерам. На каждом графике для методов кластеризации (K-Means, иерархическая кластеризация, DBSCAN) мы видим, как объекты сгруппированы в 2D-пространстве.
- Различные кластеры окрашены в разные цвета, и можно визуально оценить, насколько данные разделены. Если точки внутри одного кластера сгруппированы плотнее, а между кластерами есть явные границы, это означает, что кластеризация выполнена хорошо.

Что можно понять по графикам?

K-Means: На графике t-SNE для K-Means мы увидим 3 четких кластера, которые будут представлять три различных вида ирисов.

Иерархическая кластеризация: На графике t-SNE для иерархической кластеризации мы можем увидеть похожее распределение, однако форма и границы кластеров могут отличаться из-за того, что метод работает иначе.

DBSCAN: На графике t-SNE для DBSCAN можно увидеть кластеры, которые DBSCAN распознал, а также шумовые точки, которые не попали ни в один из кластеров. (Синие = (-1) это шумовые точки, как было найдено в 4 пункте у нас два кластера: белые и красные точки)