# Лабораторная работа №3

**Задача:** применить иерархическую кластеризацию и метод k-средник для сегментации данных. Построить дендограммы и их интерпретация

## Описание датасета "Predict Online Gaming Behavior Dataset"

Этот набор данных фиксирует комплексные метрики и демографию, связанные с поведением игроков в онлайн-игровых средах. Он включает такие переменные, как демография игроков, детали, характерные для игры, метрики вовлеченности и целевую переменную, отражающую удержание игроков.

Переменная	Описание
PlayerID	Уникальный идентификатор для каждого игрока.
Age	Возраст игрока.
Gender	Пол игрока.
Location	Географическое местоположение игрока.
GameGenre	Жанр игры, в которой участвует игрок.
PlayTimeHours	Среднее количество часов, проведенных за игрой за одну сессию.
InGamePurchases	Признак того, делает ли игрок внутриигровые покупки (0 — Нет, 1 — Да).
GameDifficulty	Уровень сложности игры.
SessionsPerWeek	Количество игровых сессий в неделю.
AvgSessionDurationMinutes	Средняя продолжительность каждой игровой сессии в минутах.
PlayerLevel	Текущий уровень игрока в игре.
AchievementsUnlocked	Количество достижений, разблокированных игроком.
EngagementLevel	Категоризированный уровень вовлеченности, отражающий удержание игроков ('Высокий', 'Средний', 'Низкий').

Целевая переменная — EngagementLevel — указывает на уровень вовлеченности игрока и категоризируется как 'Высокий', 'Средний' или 'Низкий'.

```
In [1]: import pandas as pd
         import numpy as np
         import matplotlib.pyplot as plt
         from sklearn.preprocessing import StandardScaler
         from sklearn.cluster import KMeans, AgglomerativeClustering
         from scipy.cluster.hierarchy import dendrogram, linkage
         import seaborn as sns
In [2]: df = pd.read csv("../online gaming behavior dataset.csv", index col='PlayerID')
In [3]: df.info()
        <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
        Index: 40034 entries, 9000 to 49033
        Data columns (total 12 columns):
                                            Non-Null Count Dtype
         #
            Column
        - - -
             -----
                                             -----
                                            40034 non-null int64
         0 Age
                                           40034 non-null object
            Gender
         1
         2 Location
                                           40034 non-null object
                                     40034 non-null object
40034 non-null float6
40034 non-null int64
         3
             GameGenre
             PlayTimeHours
         4
                                                               float64
         5
           InGamePurchases
           GameDifficulty 40034 non-null object
SessionsPerWeek 40034 non-null int64
AvgSessionDurationMinutes 40034 non-null int64
         6
         7
         8
         9 PlayerLevel 40034 non-null int64
10 AchievementsUnlocked 40034 non-null int64
11 EngagementLevel 40034 non-null int64
                                            40034 non-null object
        dtypes: float64(1), int64(6), object(5)
        memory usage: 4.0+ MB
```

	PlayerID											
	9000	43	Male	Other	Strategy	16.271119	0	Medium	6			
	9001	29	Female	USA	Strategy	5.525961	0	Medium	5			
	4									•		
In [5]:	df['EngagementLevel'].value_counts()											
Out[5]:	Engageme Medium High Low Name: co	193 103 103	vel 374 336 324 dtype: i	nt64								

Age Gender Location GameGenre PlayTimeHours InGamePurchases GameDifficulty SessionsPerWeek AvgSessionDu

## Преобразование данных

Out[4]:

```
In [6]: # Преобразование категориальных переменных
df = pd.get_dummies(df, columns=['Gender', 'Location', 'GameGenre', "GameDifficulty"], drop_first=True)
# Преобразование целевой переменной в числовой формат
engagement_map = {'Low': 0, 'Medium': 1, 'High': 2}
df['EngagementLevel'] = df['EngagementLevel'].map(engagement_map)
# Масштабирование данных
scaler = StandardScaler()
scaled_data = scaler.fit_transform(df.drop('EngagementLevel', axis=1))
```

## Иерархическая кластеризация

#### 1. Расчёт матрицы расстояний:

Будем использовать евклидову метрику Обычно используется евклидова метрика для вычисления расстояний между наблюдениями.

- 2. Выбор метода слияния: Будем использовать метод "Ward"
- 3. Построение дендрограммы:

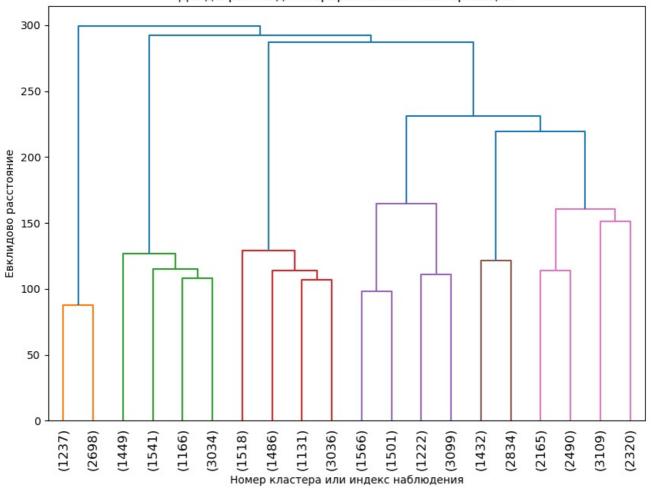
С помощью библиотеки scipy.cluster.hierarchy построим дендрограмму, которая визуализирует процесс объединения кластеров.

```
In [13]: import pandas as pd
    from sklearn.preprocessing import StandardScaler
    from scipy.cluster.hierarchy import linkage, dendrogram
    import matplotlib.pyplot as plt

# Выполнение иерархической кластеризации с методом "Ward"
    linked = linkage(scaled_data, method='ward')

# Построение дендрограммы
    plt.figure(figsize=(10, 7))
    dendrogram(linked, truncate_mode='lastp', p=20, leaf_rotation=90., leaf_font_size=12.)
    plt.title('Дендограмма для иерархической кластеризации')
    plt.xlabel('Номер кластера или индекс наблюдения')
    plt.ylabel('Евклидово расстояние')
    plt.show()
```

### Дендограмма для иерархической кластеризации



## Метод К-средних

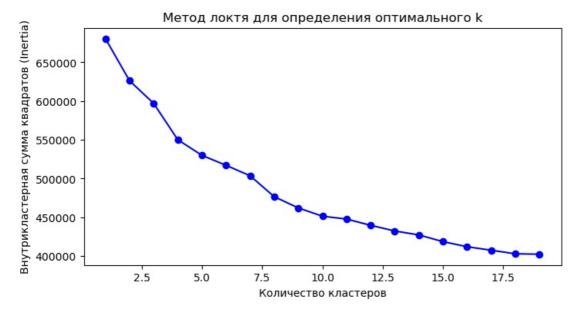
### Шаги метода:

## 1. Определение оптимального числа кластеров:

Будем использовать метод "локтя". При построении графика зависимости внутрикластерной суммы квадратов от количества кластеров выбирают точку, где дальнейшее уменьшение ошибки становится менее значимым.

### 2. Применение алгоритма k-средних:

С помощью библиотеки sklearn.cluster.KMeans выполним кластеризацию, задав оптимальное количество кластеров.



```
In [15]: optimal_k = 10
kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_k, random_state=42)
df['Cluster_KMeans'] = kmeans.fit_predict(scaled_data)
```

## Вывод

- 1. Иерархическая кластеризация с методом "Ward" позволяет построить дендрограмму, по которой можно визуально определить оптимальное число кластеров.
- 2. Метод k-средних с использованием метода локтя помогает количественно оценить оптимальное число кластеров и провести сегментацию.

Loading [MathJax]/jax/output/CommonHTML/fonts/TeX/fontdata.js