Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана.

Факультет «Информатика и управление»

Кафедра «Системы обработки информации и управления»

\sim			_		U	_	N C 1
	TILAT	π	π_{2}	MATA	niiai	MANATA	NO I
•	,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,,	11()	шаск	บาลเง	DHUN	работе	110
_				Parc	P11 C11	Paccit	- 1- 1

«Разведочный анализ данных. Исследование и визуализация данных.» «Курса «Технологии машинного обучения»»

Выполнила: студентка группы ИУ5-64

Светашева Ю.В

Подпись и дата:

Проверил: преподаватель каф.

ИУ5

Антонов С.К. Подпись и дата:

Описание задания

Изучение различных методов визуализация данных.

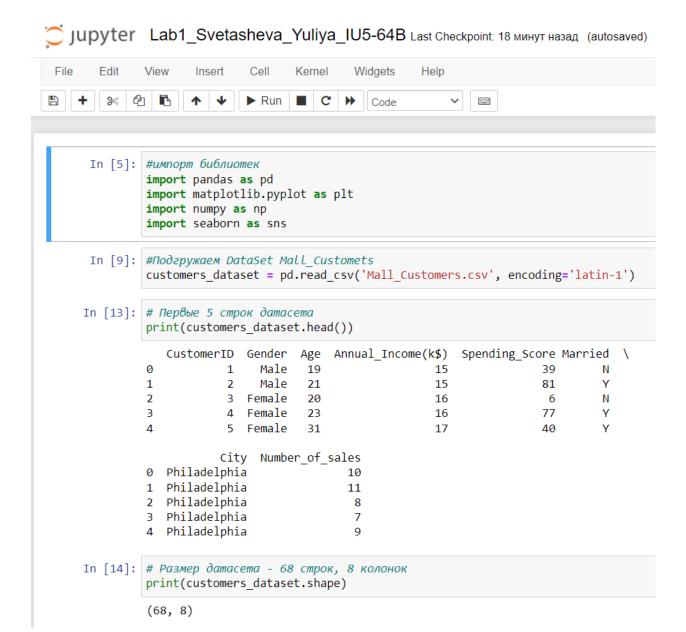
- Выбрать набор данных (датасет). Вы можете найти список свободно распространяемых датасетов здесь.
- Для первой лабораторной работы рекомендуется использовать датасет без пропусков в данных, например из Scikit-learn.
- Пример преобразования датасетов Scikit-learn в Pandas Dataframe можно посмотреть здесь.

Для лабораторных работ не рекомендуется выбирать датасеты большого размера.

- Создать ноутбук, который содержит следующие разделы:
- 1. Текстовое описание выбранного Вами набора данных.
- 2. Основные характеристики датасета.
- 3. Визуальное исследование датасета.
- 4. Информация о корреляции признаков.

Текст программы и экранные формы

1. Текстовое описание выбранного датасета и его основные характеристики



```
In [16]:
         # Список колонок с типами данных
         print(customers_dataset.dtypes)
         CustomerID
                              int64
                             object
         Gender
         Age
                              int64
         Annual Income(k$)
                              int64
         Spending_Score
                              int64
         Married
                             object
         City
                              object
         Number_of_sales
                              int64
         dtype: object
In [19]: # Проверим наличие пустых значений
         # Цикл по колонкам датасета
         for col in customers_dataset.columns:
             # Количество пустых значений - все значения заполнены
             temp_null_count = customers_dataset[customers_dataset[col].isnull()].shape[0]
             print('{} - {}'.format(col, temp_null_count))
         CustomerID - 0
         Gender - 0
         Age - 0
         Annual_Income(k$) - 0
         Spending_Score - 0
         Married - 0
         City - 0
         Number_of_sales - 0
In [20]:
         #Вывод данных сгруппированных по городу и ежегодному доходу
         print(customers_dataset.groupby('City')['Annual_Income(k$)'].describe())
                               count
                                            mean
                                                        std
                                                               min
                                                                       25%
                                                                             50%
                                                                                     75%
                                                                                           max
                City
                                13.0 30.461538 2.366974 28.0 28.00
                Chicago
                                                                            30.0
                                                                                  33.00
                Los Angeles
                                 9.0 41.777778 1.394433 40.0 40.00
                                                                            42.0 43.00
                New York
                                12.0 46.583333 1.505042 44.0 46.00
                                                                            46.5
                                                                                  48.00
                                                                                          48.0
                Philadelphia
                                18.0 18.333333 1.940285 15.0 17.00
                                                                           19.0
                                                                                  20.00
                                                                                          21.0
                Phoenix
                                6.0 24.000000 0.894427 23.0 23.25
                                                                            24.0
                                                                                  24.75
                                                                                          25.0
                Washington
                                10.0 38.000000 1.699673 34.0 37.25 38.5
                                                                                  39.00
                                                                                          40.0
      In [21]: #основные статистические характеристики набора
                customers_dataset.describe()
      Out[21]:
                       CustomerID
                                       Age Annual_Income(k$) Spending_Score Number_of_sales
                          68.00000 68.000000
                                                    68.000000
                                                                   68.000000
                                                                                   68.000000
                 count
                          34.50000 40.058824
                                                    32.132353
                                                                   49.970588
                                                                                   22.764706
                 mean
                          19.77372 16.830039
                                                    10.754943
                                                                   25.993668
                                                                                   13.541663
                   std
                          1.00000 18.000000
                                                                                    1.000000
                  min
                                                    15.000000
                                                                    3.000000
                          17.75000 24.750000
                                                    21.000000
                                                                   34.250000
                                                                                   10.750000
                  25%
                  50%
                          34.50000 35.000000
                                                    33.000000
                                                                   50.500000
                                                                                   20.500000
                  75%
                          51.25000 51.250000
                                                    42.000000
                                                                   73.000000
                                                                                   31.000000
                          68.00000 89.000000
                                                    48.000000
                                                                   99.000000
                                                                                   48.000000
                  max
      In [22]: #Определяем уникальные значения для целефого признака
                customers_dataset['Spending_Score'].unique()
```

Out[22]: array([39, 81, 6, 77, 40, 76, 94, 3, 72, 14, 99, 15, 13, 79, 35, 66, 29,

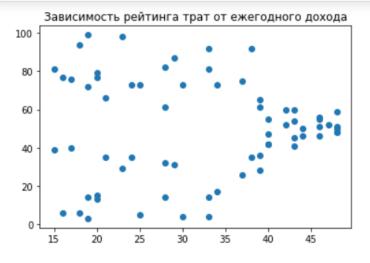
98, 73, 5, 82, 32, 61, 31, 87, 4, 92, 17, 26, 75, 36, 28, 65, 55, 47, 42, 52, 60, 54, 45, 41, 50, 46, 51, 56, 48, 59], dtype=int64)

2. Визуальное исследование датасета

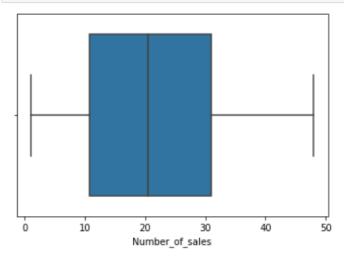
```
In [23]: plt.bar(customers_dataset['Gender'], customers_dataset['Spending_Score'])
plt.title('Средний рейтинг трат у мужчин и женщин')
plt.show()
```



In [24]: plt.scatter(customers_dataset['Annual_Income(k\$)'], customers_dataset['Spending_Score'])
 plt.title('Зависимость рейтинга трат от ежегодного дохода')
 plt.show()

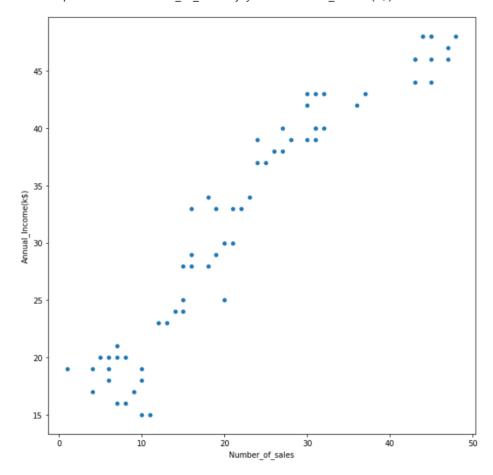


In [25]: sns.boxplot(x=customers_dataset['Number_of_sales'])
plt.show()

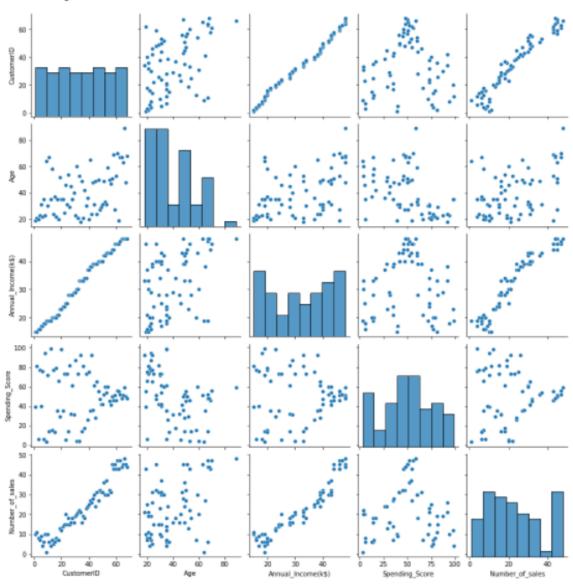


```
In [31]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,10))
sns.scatterplot(ax=ax, x='Number_of_sales', y='Annual_Income(k$)', data=customers_dataset)
```

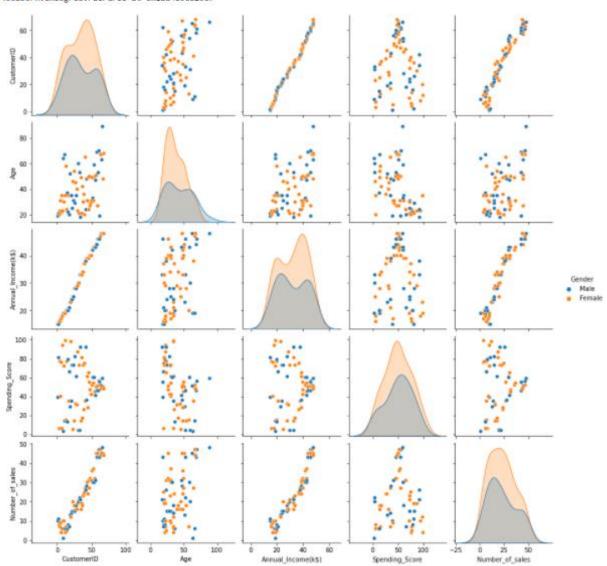
Out[31]: <AxesSubplot:xlabel='Number_of_sales', ylabel='Annual_Income(k\$)'>



Out[32]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x1aa4e24ed60>

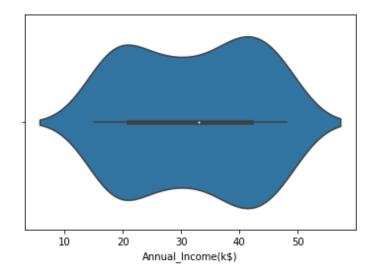


Out[34]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x1aa4dec82e0>



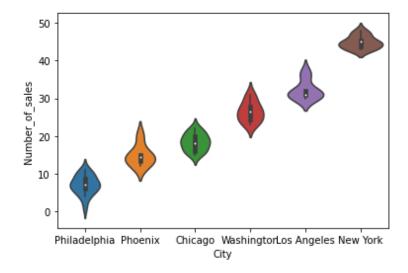
```
In [35]: sns.violinplot(x=customers_dataset['Annual_Income(k$)'])
```

Out[35]: <AxesSubplot:xlabel='Annual_Income(k\$)'>



In [37]: # Распределение параметра Number_of_sales сгруппированные по City. sns.violinplot(x='City', y='Number_of_sales', data=customers_dataset)

Out[37]: <AxesSubplot:xlabel='City', ylabel='Number_of_sales'>



In [38]: #информация о корреляции customers_dataset.corr()

		CustomerID	Age	Annual_Income(k\$)	Spending_Score	Number_of_sales
	CustomerID	1.000000	0.449520	0.994731	0.025670	0.958110
	Age	0.449520	1.000000	0.438797	-0.465456	0.439100
	Annual_Income(k\$)	0.994731	0.438797	1.000000	0.009517	0.955549
	Spending_Score	0.025670	-0.465456	0.009517	1.000000	0.038015
	Number_of_sales	0.958110	0.439100	0.955549	0.038015	1.000000

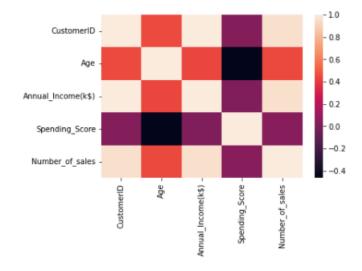
In [40]: customers_dataset.corr(method='kendall')

Out[40]:

	CustomerID	Age	Annual_Income(k\$)	Spending_Score	Number_of_sales
CustomerID	1.000000	0.312118	0.983847	0.009713	0.839189
Age	0.312118	1.000000	0.325816	-0.363033	0.259426
Annual_Income(k\$)	0.983847	0.325816	1.000000	0.002244	0.853418
Spending_Score	0.009713	-0.363033	0.002244	1.000000	0.037492
Number_of_sales	0.839189	0.259426	0.853418	0.037492	1.000000

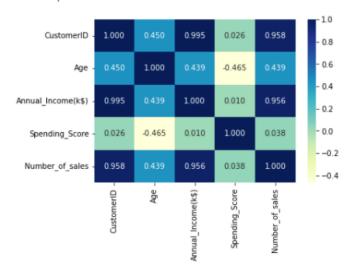
In [41]: sns.heatmap(customers_dataset.corr())

Out[41]: <AxesSubplot:>



```
In [42]: # Изменение цветовой гаммы sns.heatmap(customers_dataset.corr(), cmap='YlGnBu', annot=True, fmt='.3f')
```

Out[42]: <AxesSubplot:>



```
In [43]: fig, ax = plt.subplots(1, 3, sharex='col', sharey='row', figsize=(15,5))
    sns.heatmap(customers_dataset.corr(method='pearson'), ax=ax[0], annot=True, fmt='.2f')
    sns.heatmap(customers_dataset.corr(method='kendall'), ax=ax[1], annot=True, fmt='.2f')
    sns.heatmap(customers_dataset.corr(method='spearman'), ax=ax[2], annot=True, fmt='.2f')
    fig.suptitle('Корреляционные матрицы, построенные различными методами')
    ax[0].title.set_text('Pearson')
    ax[1].title.set_text('Kendall')
    ax[2].title.set_text('Spearman')
```

