Интернет-магазин "Стримчик"

Вы работаете в интернет-магазине «Стримчик», который продаёт по всему миру компьютерные игры. Из открытых источников доступны исторические данные о продажах игр, оценки пользователей и экспертов, жанры и платформы (например, Xbox или PlayStation). Вам нужно выявить определяющие успешность игры закономерности. Это позволит сделать ставку на потенциально популярный продукт и спланировать рекламные кампании.

Изучение данных из файла

```
In [1]:
          import pandas as pd
          import numpy as np
          from scipy import stats as st
          from functools import reduce
          import matplotlib.pyplot as plt
          import math
In [2]:
          df = pd.read_csv('/home/cookie/projects/games.csv')
In [3]:
          display(df.info())
         <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
         RangeIndex: 16715 entries, 0 to 16714
         Data columns (total 11 columns):
                        Non-Null Count Dtype
               Column
              ----
                                 -----
                                 16713 non-null object
          0
               Name
               Platform 16715 non-null object
          1
          2
              Year_of_Release 16446 non-null float64
          3 Genre 16713 non-null object
4 NA_sales 16715 non-null float64
5 EU_sales 16715 non-null float64
6 JP_sales 16715 non-null float64
7 Other_sales 16715 non-null float64
8 Critic_Score 8137 non-null float64
9 User_Score 10014 non-null object
                                                      object
          10 Rating
                                   9949 non-null
         dtypes: float64(6), object(5)
         memory usage: 1.4+ MB
         None
In [4]:
          display(df.isna().mean())
                                0.000120
         Name
         Platform
                               0.000000
         Year_of_Release
                               0.016093
                               0.000120
         Genre
         NA_sales
                               0.000000
         EU_sales
                              0.000000
                              0.000000
         JP_sales
         Other_sales
                               0.000000
         Critic_Score
                               0.513192
         User_Score
                               0.400897
                               0.404786
         Rating
         dtype: float64
```

In [5]: df.head(15)

Out[5]:		Name	Platform	Year_of_Release	Genre	NA_sales	EU_sales	JP_sales	Other_sales	Critic_Score
	0	Wii Sports	Wii	2006.0	Sports	41.36	28.96	3.77	8.45	76.0
	1	Super Mario Bros.	NES	1985.0	Platform	29.08	3.58	6.81	0.77	NaN
	2	Mario Kart Wii	Wii	2008.0	Racing	15.68	12.76	3.79	3.29	82.0
	3	Wii Sports Resort	Wii	2009.0	Sports	15.61	10.93	3.28	2.95	80.0
	4	Pokemon Red/Pokemon Blue	GB	1996.0	Role- Playing	11.27	8.89	10.22	1.00	NaN
	5	Tetris	GB	1989.0	Puzzle	23.20	2.26	4.22	0.58	NaN
	6	New Super Mario Bros.	DS	2006.0	Platform	11.28	9.14	6.50	2.88	89.0
	7	Wii Play	Wii	2006.0	Misc	13.96	9.18	2.93	2.84	58.0
	8	New Super Mario Bros. Wii	Wii	2009.0	Platform	14.44	6.94	4.70	2.24	87.0
	9	Duck Hunt	NES	1984.0	Shooter	26.93	0.63	0.28	0.47	NaN
	10	Nintendogs	DS	2005.0	Simulation	9.05	10.95	1.93	2.74	NaN
	11	Mario Kart DS	DS	2005.0	Racing	9.71	7.47	4.13	1.90	91.0
	12	Pokemon Gold/Pokemon Silver	GB	1999.0	Role- Playing	9.00	6.18	7.20	0.71	NaN
	13	Wii Fit	Wii	2007.0	Sports	8.92	8.03	3.60	2.15	80.0
	14	Kinect Adventures!	X360	2010.0	Misc	15.00	4.89	0.24	1.69	61.0

- Name название игры
- Platform платформа
- Year_of_Release год выпуска
- Genre жанр игры
- NA sales продажи в Северной Америке (миллионы проданных копий)
- EU sales продажи в Европе (миллионы проданных копий)
- JP sales продажи в Японии (миллионы проданных копий)
- Other_sales продажи в других странах (миллионы проданных копий)
- Critic Score оценка критиков (максимум 100)
- User Score оценка пользователей (максимум 10)
- Rating рейтинг от организации ESRB (англ. Entertainment Software Rating Board). Эта ассоциация определяет рейтинг компьютерных игр и присваивает им подходящую возрастную категорию.

Вывод

Есть пропуски в столбцах с годом выпуска, оценкой критиков и пользователей, и рейтингом. Сюдя по всему в столбце с оценкой пользователей некоторые значения NaN является типом данных object и поэтому не воспринимается питоном как пропуск

Значения 'tbd' в столбце с оценками пользователей расшифровывается как "to be discussed" и означает, что на момент выгрузки данных оценка пользователей была не известна

Подготовка данных

```
In [6]:
         In [7]:
         df['year_of_release'] = df['year_of_release'].astype(dtype='Int64')
         df['critic_score'] = df['critic_score'].astype(dtype='Int64')
In [8]:
         try:
             df['user_score'] = pd.to_numeric(df['user_date'], errors='coerce')
         except:
             df['user_score'] == 'tbd'
In [9]:
         try:
             df['user_score'] = df['user_score'].astype('float')
         except:
             df['user_score'] == 'tbd'
In [10]:
         df['user_score'] = df['user_score'].replace('tbd', np.nan)
In [11]:
         display(df.info())
        <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
        RangeIndex: 16715 entries, 0 to 16714
        Data columns (total 11 columns):
             Column
                       Non-Null Count Dtype
         ---
            -----
                            -----
         0
             name
                           16713 non-null object
             platform 16715 non-null object
         1
            year_of_release 16446 non-null Int64
         2
         3
                            16713 non-null object
             genre
                          16715 non-null float64
16715 non-null float64
         4
            na_sales
         5 eu_sales
                           16715 non-null float64
         6
            jp_sales
           other_sales 16715 non-null float64 critic_score 8137 non-null Int64
         7
         8
         9
                           7590 non-null
                                           object
             user_score
         10 rating
                             9949 non-null
                                           object
        dtypes: Int64(2), float64(4), object(5)
        memory usage: 1.4+ MB
        None
```

Заменил значения в столбцах с годом релиза и оценкой критиков на целочисленные значения, потому что в этих значениях нету смысла от дробей. Нас интересует весь год, а не его часть. Оценка критиков идет от 0 до 100, поэтому не имеет смысла быть записаной дробью

Пропуски решил, пока, не заполнять, так-как не известно что влияет на оценку критиков/пользователей. Год релиза и возрастной рейтинг, конечно можно найти на просторах интернета, но делать это для всех значений как то трудоемко

```
def total_sales(row):
    na_sales = row['na_sales']
    eu_sales = row['eu_sales']
    jp_sales = row['jp_sales']
```

```
result = na_sales + eu_sales + jp_sales + other_sales
return result
```

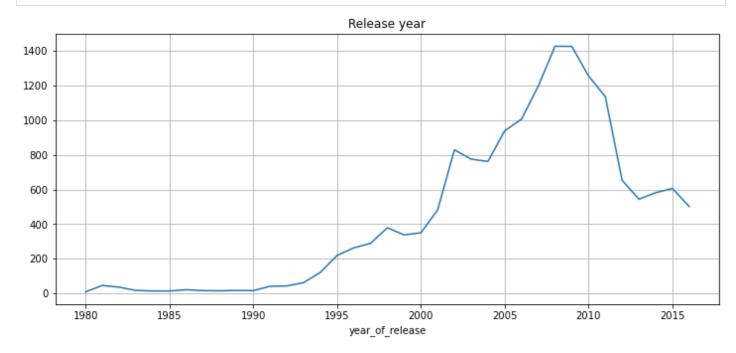
```
In [13]: df['total_sales'] = df.apply(total_sales, axis=1)
```

Исследовательский анализ данных

Сколько игр выпскалось в разные годы

other_sales = row['other_sales']

```
df.groupby('year_of_release')['year_of_release'].count().plot(grid=True, figsize=(12,5))
plt.title('Release year')
plt.show()
```



Вывод

Начиная с 1995 года количество выпущенных игр начало расти и в 2007-2008 годах достигло пика после чего полшо на спад.

Думаю что данные за все периоды не важны. В 2013 году график выравнивается, поэтому можно считать этот отрезок как **актуальный период**

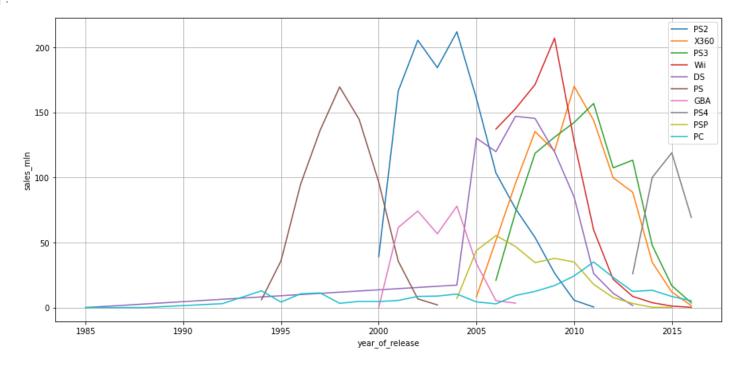
Продажи по платформам

```
In [15]: top_platforms = (df
    .pivot_table(index='platform', values='total_sales', aggfunc='sum')
    .sort_values(by='total_sales', ascending=False))

In [16]: top_platforms = top_platforms.reset_index(level=0)

In [17]: top_platforms = top_platforms['platform'].head(10).to_list()
```

Out[18]: Text(0, 0.5, 'sales_mln')



Вывод

Судя по всему большинстов платформ "живут" примерно 10 лет

Данные за "актуальный" период

Какие платформы лидируют по продажам?

```
In [19]: df_year_cut = df.query('year_of_release >= 2013', engine='python')
In [20]: df_year_cut.pivot_table(index='platform', values='total_sales', aggfunc='sum').sort_values
```

Out [20]: total_sales

platform	
PS4	314.14
PS3	181.43
XOne	159.32
3DS	143.25
X360	136.80
WiiU	64.63
PC	39.43
PSV	32.99
Wii	13.66

```
total_sales

platform

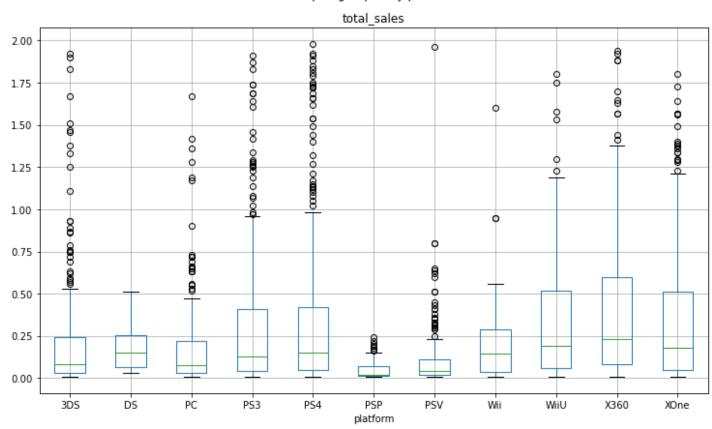
PSP 3.50
```

1.54

DS

Out[21]: <AxesSubplot:title={'center':'total_sales'}, xlabel='platform'>

Boxplot grouped by platform



Вывод

Out[24]:

По продажам лидируют платформы PS4, PS3 и Xbox One. Медианное значение продаж у Xbox 360 выше чем у отсальных. Скорее всего это связяано, что это "устоявшиеся" платформы с хорошей репутацией. У PSP дела совсем плохи

Как влияют на продажи внутри одной популярной платформы отзывы пользователей и критиков

```
In [22]: df_test = df_year_cut.query('user_score != "tbd"')
In [23]: df_test['user_score'] = df_test['user_score'].astype('float64')
In [24]: df_test.plot(x='user_score', y='total_sales', kind='scatter')
```

<AxesSubplot:xlabel='user_score', ylabel='total_sales'>

```
20 - 15 - 10 - 5 - 0 - 0 2 4 user_score 8
```

total_sales 01

5

0

30

40

50

```
In [25]:
          display(df_test['user_score'].corr(df_test['total_sales']))
          -0.002607813354598235
In [26]:
          df_test['critic_score'] = df_test['critic_score'].astype('float64')
In [27]:
          display(df_test['critic_score'].corr(df_test['total_sales']))
         0.3136995151027368
In [28]:
          for platform in top_platforms:
              (df[df['platform']==platform]
               .plot(x='critic_score', y='total_sales', kind='scatter', figsize=(15,7))
          plt.legend(top_platforms)
          plt.ylabel('sales_mln')
         Text(0, 0.5, 'sales_mln')
Out[28]:
           20
           15
```

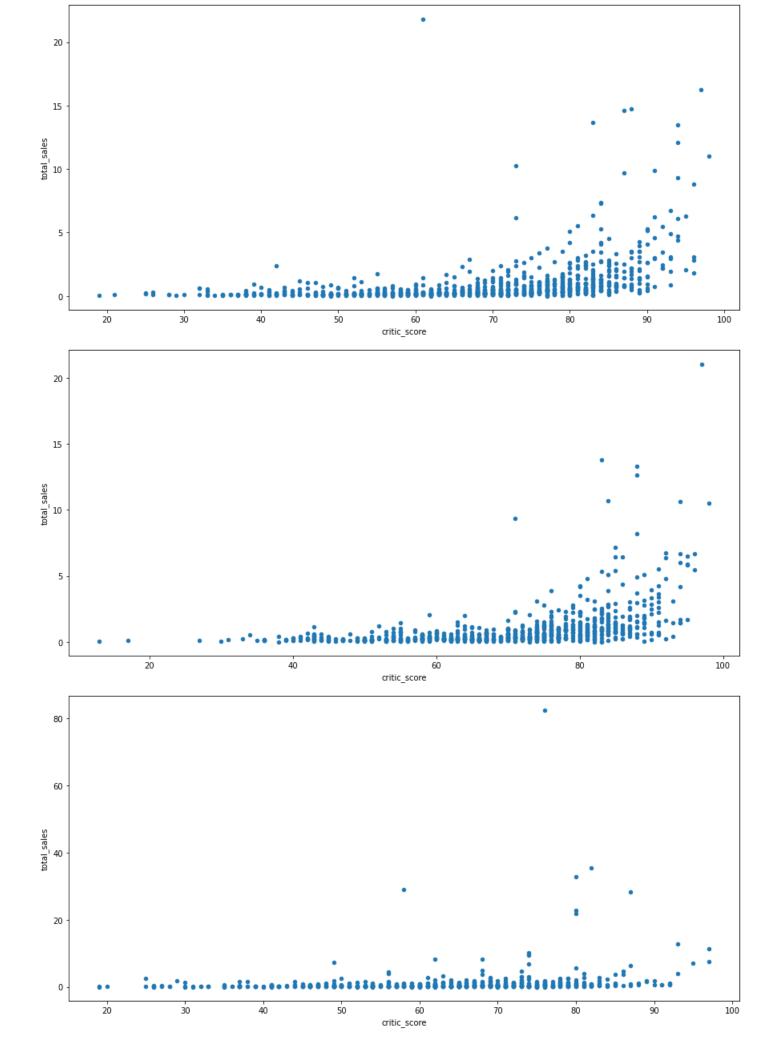
70

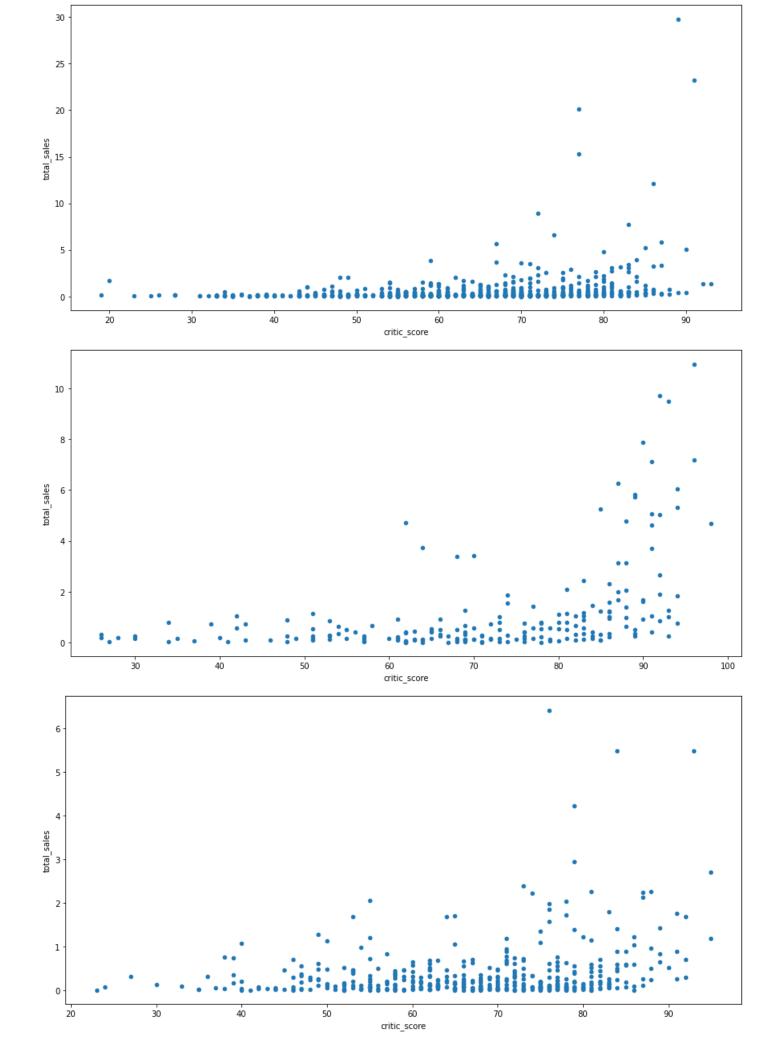
60

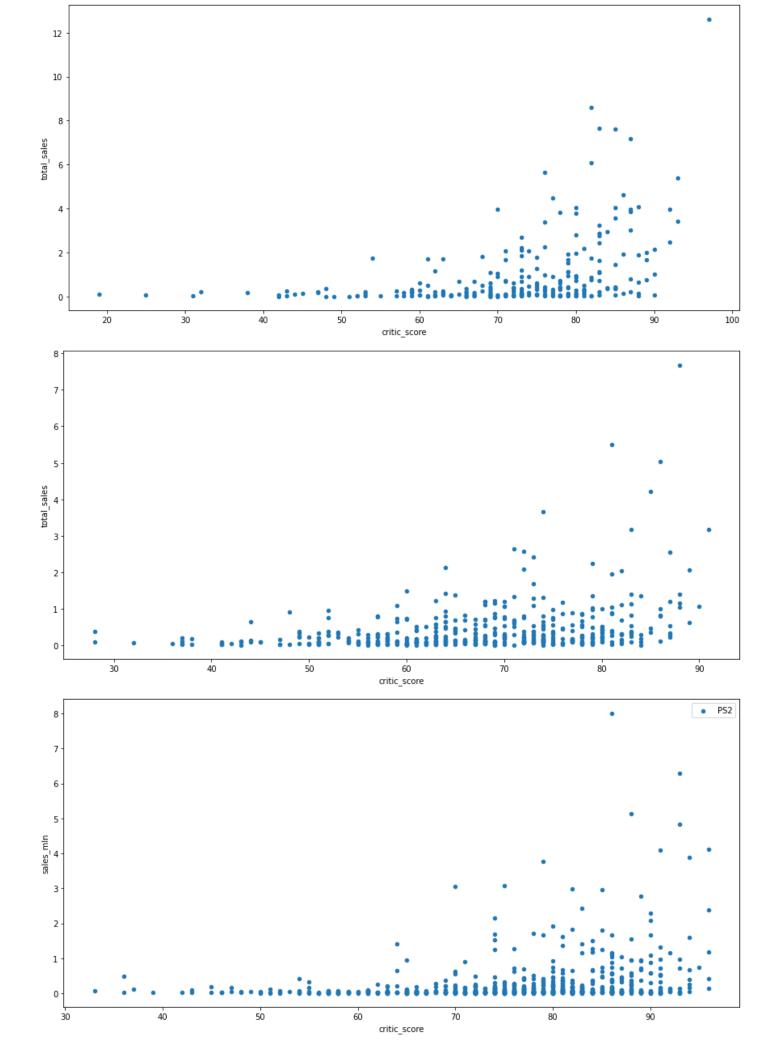
critic_score

80

100



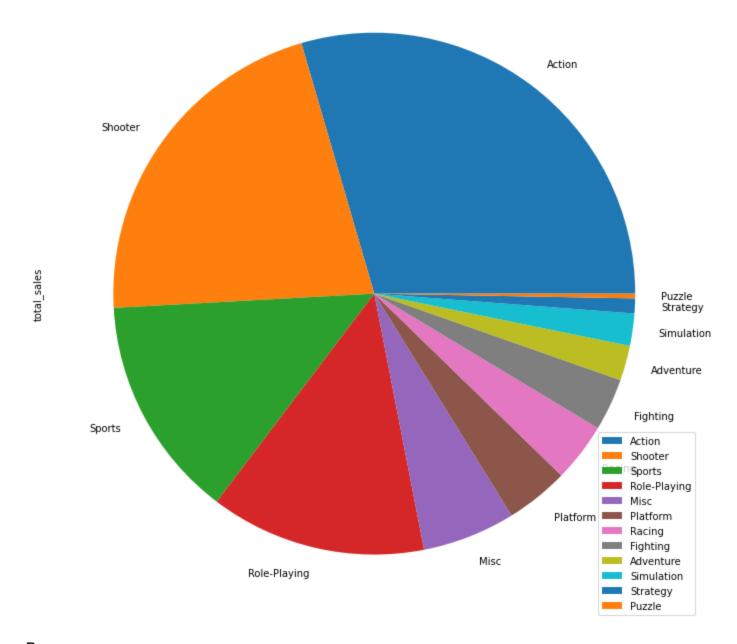




Судя по всему оценка критиков влияет на продаже больше, чем оценка пользователей

Общее распределение игр по жанрам

```
In [29]:
           display(df_test['genre'].value_counts())
          Action
                            766
          Role-Playing
                            292
                            245
          Adventure
          Sports
                            214
          Shooter
                            187
          Misc
                            155
          Racing
                             85
          Fighting
                             80
          Platform
                             74
          Simulation
                             62
          Strategy
                             56
                             17
          Puzzle
          Name: genre, dtype: int64
In [30]:
           df_test.pivot_table(index='genre', values='total_sales', aggfunc='sum').sort_values(by='total_sales', aggfunc='sum').
                       total_sales
Out[30]:
                genre
               Action
                          321.87
              Shooter
                          232.98
               Sports
                          150.65
          Role-Playing
                          145.89
                 Misc
                           62.82
              Platform
                           42.63
               Racing
                           39.89
                           35.31
              Fighting
            Adventure
                           23.64
            Simulation
                           21.76
                           10.08
              Strategy
               Puzzle
                            3.17
In [31]:
           (df_test
            .pivot_table(index='genre', values='total_sales', aggfunc='sum')
            .sort_values(by='total_sales', ascending=False)
            .plot(y='total_sales', kind='pie', figsize=(12,12))
          <AxesSubplot:ylabel='total_sales'>
Out[31]:
```



Самые продаваемые жанры Action, Shooter, Sports и Role-Playing. остальные жанры приносят заметно меньше и жанр "головоломки" приносит наименьшее количество прибыли

Составьте портрет пользователя каждого региона

Определите для пользователя каждого региона (NA, EU, JP)

Самые популярные платформы (топ-5)

```
In [32]:
```

```
display(df_test[['na_sales', 'eu_sales', 'jp_sales']])
```

	na_sales	eu_sales	jp_sales
16	7.02	9.09	0.98
23	9.66	5.14	0.06
31	6.03	5.86	0.36

	42	3.96	6.31	0.38
				
	16703	0.00	0.00	0.01
	16707	0.00	0.00	0.01
	16710	0.00	0.00	0.01
	16712	0.00	0.00	0.01
	16714	0.00	0.00	0.01
	2233 rows	× 3 colum	ns	
In [33]:		values(b		dex='platform', values='na_sales', aggfunc='sum') les', ascending=False)
Out[33]:		na_sales		
	platform			
	PS4	108.74		
	XOne	93.12		
	X360	81.66		
	PS3	63.50		
	3DS	38.20		
In [34]:		values(b		<pre>idex='platform', values='eu_sales', aggfunc='sum') iles', ascending=False)</pre>
Out[34]:		eu_sales		
	platform			
	PS4	141.09		
	PS3	67.81		
	XOne	51.59		
	X360	42.52		
	3DS	30.96		
In [35]:		values(b		dex='platform', values='jp_sales', aggfunc='sum') les', ascending=False)
Out[35]:		jp_sales		

na_sales eu_sales jp_sales

4.19

4.35

5.28

33

platform

```
jp_sales
platform

3DS 67.81
PS3 23.35
PSV 18.59
PS4 15.96
WiiU 10.88
```

.head(5)

В Америке и Европе пердпочтения по платформам примерно одинаковое. В Японии самая продаваемая платформа 3DS, а в Америке и Европе она является наименее популярной

Самые популярные жанры (топ-5)

```
In [36]:
           (df_test.pivot_table(index='genre', values='na_sales', aggfunc='sum')
            .sort_values(by='na_sales', ascending=False)
           .head(5)
                      na_sales
Out[36]:
                genre
               Action
                        126.05
              Shooter
                        109.74
               Sports
                         65.27
          Role-Playing
                         46.40
                Misc
                         27.49
In [37]:
           (df_test.pivot_table(index='genre', values='eu_sales', aggfunc='sum')
            .sort_values(by='eu_sales', ascending=False)
           .head(5)
                      eu_sales
Out[37]:
                genre
               Action
                        118.13
              Shooter
                         87.86
               Sports
                         60.52
          Role-Playing
                         36.97
               Racing
                         20.19
In [38]:
           (df_test.pivot_table(index='genre', values='jp_sales', aggfunc='sum')
            .sort_values(by='jp_sales', ascending=False)
```

```
Out[38]:
                      jp_sales
               genre
          Role-Playing
                        51.04
               Action
                        40.49
                Misc
                         9.20
             Fighting
                         7.65
              Shooter
                         6.61
         Вывод
         В Америке и Европе предпочтения по жанрам, можно сказать, одинаковое. В Японии отдают
         предпочтения жанру Role-Playing
         Влияет ли рейтинг ESRB на продажи в отдельном регионе?
In [39]:
           (df_test.pivot_table(index='rating', values='na_sales', aggfunc='sum')
            .sort_values(by='na_sales', ascending=False)
                na_sales
Out[39]:
          rating
             M
                  165.21
             Ε
                   79.05
           E10+
                   54.24
             Т
                   49.79
In [40]:
           (df_test.pivot_table(index='rating', values='eu_sales', aggfunc='sum')
            .sort_values(by='eu_sales', ascending=False)
                eu_sales
Out[40]:
          rating
             M
                  145.32
             Ε
                   83.36
           E10+
                   42.69
             Т
                   41.95
In [41]:
           (df_test.pivot_table(index='rating', values='jp_sales', aggfunc='sum')
            .sort_values(by='jp_sales', ascending=False)
```

jp_sales

20.59

15.14

rating

Т

Ε

Out[41]:

```
jp_sales
rating

M 14.11

E10+ 5.89
```

В Америке и Европе самые продоваемые игры с рейтингом М. В Японии продпочитают игры с рейтингом Т.

Проверьте гипотезы

Средние пользовательские рейтинги платформ Xbox One и PC одинаковые

```
In [42]:
          xone = df_test.query('platform == "XOne"').dropna()
          pc = df_test.query('platform == "PC"').dropna()
In [43]:
          xone_rating = xone['user_score'].to_list()
          pc_rating = pc['user_score'].to_list()
In [44]:
          alpha = .05
In [45]:
          results = st.ttest_ind(xone_rating, pc_rating, equal_var=False)
          display('p-значение: ', results.pvalue)
          if results.pvalue < alpha:</pre>
              display("Отвергаем нулевую гипотезу")
          else:
              display("Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу")
          'р-значение: '
         0.14104275299383137
         'Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу'
         Но - Средние пользовательские рейтинги платформ Xbox One и PC одинаковые
```

H1 - Средние пользовательские рейтинги платформ Xbox One и PC различаются

Средние пользовательские рейтинги жанров Action и Sports разные

```
In [46]:     action = df_test.query('genre == "Action"').dropna()
     sports = df_test.query('genre == "Sports"').dropna()

In [47]:     action_rating = action['user_score'].tolist()
     sports_rating = sports['user_score'].tolist()

In [48]:     alpha = .05
```

```
In [49]: results = st.ttest_ind(action_rating, sports_rating, equal_var=False)

display('p-значение: ', results.pvalue)

if results.pvalue < alpha:
    display("Отвергаем нулевую гипотезу")

else:
    display("Не получилось отвергнуть нулевую гипотезу")
```

'р-значение: ' 7.136312729062867e-13 'Отвергаем нулевую гипотезу'

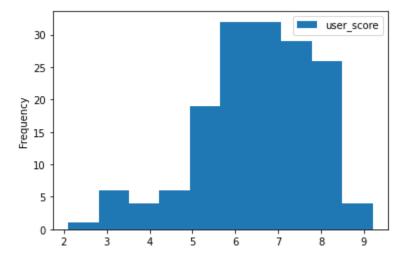
H₀ - Средние пользовательские рейтинги жанров Action и Sports одинаковые

H₁ - Средние пользовательские рейтинги платформ Action и Sports различаются

Платформы

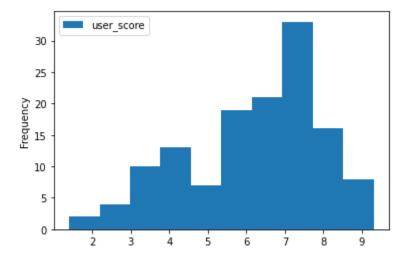
```
In [50]: xone.sort_values(by='user_score').plot(x='platform', y='user_score', kind='hist')
```

Out[50]: <AxesSubplot:ylabel='Frequency'>



```
In [51]: pc.sort_values(by='user_score').plot(x='platform', y='user_score', kind='hist')
```

Out[51]: <AxesSubplot:ylabel='Frequency'>

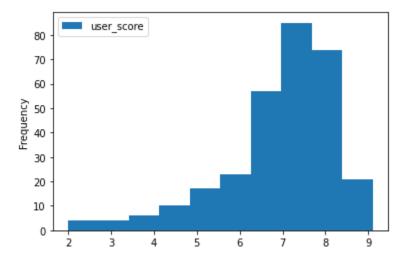


Жанры

In [52]:

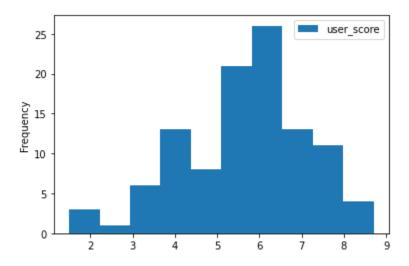
```
action.sort_values(by='user_score').plot(x='genre', y='user_score', kind='hist')
```

Out[52]: <AxesSubplot:ylabel='Frequency'>



```
In [53]: sports.sort_values(by='user_score').plot(x='genre', y='user_score', kind='hist')
```

Out[53]: <AxesSubplot:ylabel='Frequency'>



Общий вывод

Для Европы и Америки самыми популярными продуктами являются платформы PS4 и Xbox One и игры жанра Action с рейтингом M.

В Японии предпочитают платформу 3DS и PS3 и игры жанра Role-Playing с рейтингом Т

Средний пользовательский рейтинг на PC и Xbox не отличается. Скорее всего связано с тем, что хоть платформы и разные, но на них все равно играют в одни и те же игры, поэтому и рейтинг будет одинаковый.

Средний пользовательский рейтинг жанра Action и Sports отличается. Думаю это связано с тем, что в жанре Action больше игр и то что пользователи в общем отдают препочтение жанру Action.