Загрузка и изученные данных

```
In [2]: import pandas as pd
  import matplotlib.pyplot as plt
  import seaborn as sns
  import missingno as msno
  from scipy import stats

import warnings
  warnings.simplefilter('ignore')
```

Добрый день, уважаемые коллеги! Рада вас приветствовать на презентации хода исследования и его результатов.

Описание проекта:

В современном мире быстро и высоко развивается цифровизация, развлечения и досуг все глубже уходят в виртуальную среду. Технологии совершенствуются, запросы потребителей повышаются. Магазинам, продающим развлекательный контент, в частности компьютерные игры, необходимо учитывать актуальный запрос потребителя и понимать успешность той или иной игры, чтобы планировать рекламные кампании.

Для выявления закономерностей успешности игр необходимо проанализировать данные о прошлом. Важно учитывать такие факторы, как жанр игры, платформа, возрастная категория и оценка пользователей. Исследования показывают, что игры в жанре экшен и RPG часто занимают верхние позиции в рейтингах продаж. Например, проекты с глубоким сюжетом и открытым миром, как "The Witcher" или "Red Dead Redemption", привлекают значительное внимание пользователей.

Цель проекта:

Провести исследование, чтобы определить, на каких играх стоит сосредоточиться для проведения рекламной кампании. Проверить некоторые гипотезы, которые помогут спланировать рекламную кампанию интернет-магазина.

План исследования:

- 1. Загрузка данных. Первичное знакомство с представленной информацией.
- 2. Предобработка данных, стандартизация данных.
 - 2.1 Обработка пропусков
 - 2.2 Обработка дубликатов
 - 2.3 Добавление новых столбцов
- 3. Исследовательский анализ

- 3.1 Анализ по годам релиза игр
- 3.2 Изучение продаж игр, сгруппированных по платформам
- 3.3 Определение актуального периода
- 3.4 Взаимосвязь отзывов критиков и пользователей с продажами
- 3.5 Анализ игр, сгруппированных по жанрам
- 4. Составление портрета пользователя в каждом регионе
- 4.1 Распределение долей продаж в регионах в зависимости от платформы релиза
- 4.2 Распределение долей продаж в регионах в зависимости от жанра игры
- 4.3 Распределение долей продаж в регионах в зависимости от типа возрастного рейтинга

Общий вывод:

Резюмирование полученных результатов, формулировка ключевых выводов и рекомендаций.

```
In [3]: games_data = pd.read_csv('/datasets/games.csv')
In [4]: games_data.columns
Out[4]: Index(['Name', 'Platform', 'Year_of_Release', 'Genre', 'NA_sales', 'EU_sales',
                   'JP_sales', 'Other_sales', 'Critic_Score', 'User_Score', 'Rating'],
                  dtype='object')
In [5]: games_data.info()
        <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
        RangeIndex: 16715 entries, 0 to 16714
        Data columns (total 11 columns):
         # Column Non-Null Count Dtype
         ---
                                  -----
                                 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
         Towa_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

10 Rating

9949 non-null object
        dtypes: float64(6), object(5)
        memory usage: 1.4+ MB
In [6]: games_data.head(10)
```

Out[6]:		Name	Platform	Year_of_Release	Genre	NA_sales	EU_sales	JP_sales	Othe
	0	Wii Sports	Wii	2006.0	Sports	41.36	28.96	3.77	
	1	Super Mario Bros.	NES	1985.0	Platform	29.08	3.58	6.81	
	2	Mario Kart Wii	Wii	2008.0	Racing	15.68	12.76	3.79	
	3	Wii Sports Resort	Wii	2009.0	Sports	15.61	10.93	3.28	
	4	Pokemon Red/Pokemon Blue	GB	1996.0	Role- Playing	11.27	8.89	10.22	
	5	Tetris	GB	1989.0	Puzzle	23.20	2.26	4.22	
	6	New Super Mario Bros.	DS	2006.0	Platform	11.28	9.14	6.50	
	7	Wii Play	Wii	2006.0	Misc	13.96	9.18	2.93	
	8	New Super Mario Bros. Wii	Wii	2009.0	Platform	14.44	6.94	4.70	
	9	Duck Hunt	NES	1984.0	Shooter	26.93	0.63	0.28	

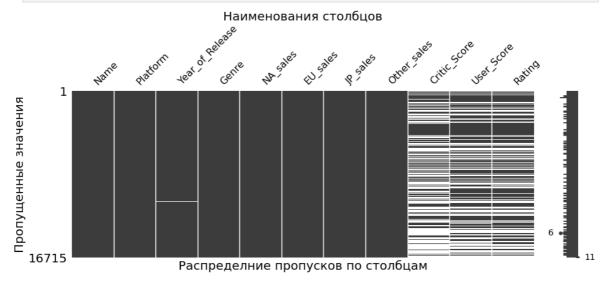
In [7]: games_data.tail(10)

	Name	Platform	Year_of_Release	Genre	NA_sales	EU_sales	JP_sales
16705	15 Days	PC	2009.0	Adventure	0.00	0.01	0.00
16706	Men in Black II: Alien Escape	GC	2003.0	Shooter	0.01	0.00	0.00
16707	Aiyoku no Eustia	PSV	2014.0	Misc	0.00	0.00	0.01
16708	Woody Woodpecker in Crazy Castle 5	GBA	2002.0	Platform	0.01	0.00	0.00
16709	SCORE International Baja 1000: The Official Game	PS2	2008.0	Racing	0.00	0.00	0.00
16710	Samurai Warriors: Sanada Maru	PS3	2016.0	Action	0.00	0.00	0.01
16711	LMA Manager 2007	X360	2006.0	Sports	0.00	0.01	0.00
16712	Haitaka no Psychedelica	PSV	2016.0	Adventure	0.00	0.00	0.01
16713	Spirits & Spells	GBA	2003.0	Platform	0.01	0.00	0.00
16714	Winning Post 8 2016	PSV	2016.0	Simulation	0.00	0.00	0.01
4	4						Þ
games_	data.isna().	sum()					
	Name 2 Platform 0 Vear of Release 269						

```
In [8]:
```

```
Out[8]:
       Year_of_Release
                         269
        Genre
                           2
                           0
        NA_sales
        EU_sales
                           0
        JP_sales
        Other_sales
                           0
       Critic_Score 8578
       User_Score
                        6701
        Rating
                         6766
        dtype: int64
```

```
In [9]: msno.matrix(games_data, figsize=(15,5))
        plt.xlabel('Распределние пропусков по столбцам', fontsize=20)
        plt.ylabel('Пропущенные значения', fontsize=20)
```



После вывода основной информации можно сделать некоторые выводы о состоянии датасета и сформировать дальнейший план исследования:

- * Название столбцов необходимо привести к "змеиному" типу;
- * Привести тип столбца, в котором указан год выпуска, к целочисленному типу;
- * Обработать пропуски в столбцах;
- * Добавить новые столбцы, необходимые для продолжения анализа;
- * Проверить дубликаты и в случае их наличия удалить повторяющиеся строки.

Далее приступаю к преобработке данных, так как уже имеется понимание, с какой информацией имеем дело и как дальше работать.

Предобработка данных

Стандартизация датасета (наименования столбцов, тип данных)

Стандартизируем названия столбцов, придавая им единообразие и ясность. Приведем столбцы к необходимым типам данных, чтобы избежать ошибок и конфликтов в дальнейшей работе с данными. Обработаем пропуски, поскольку они могут исказить итоги нашего исследования. Проведем тщательную работу по устранению явных и неявных дубликатов, которые также способны исказить результаты и усложнить процесс анализа. Каждое из этих действий — это наш шаг к созданию точного и надежного полотна данных, на котором мы сможем построить наши выводы. Исправив недостатки, мы откроем перед собой возможность для более четкого понимания и глубокого анализа, что, в конечном счете, приведет к обоснованным выводам. Внимание к деталям и качественная обработка информации в процессе подготовки данных — залог успеха нашего исследования, позволяющий избежать подводных камней и неясностей на пути к истине..

```
In [10]: for column in games data.columns:
             if column not in ['NA_sales', 'EU_sales','JP_sales']:
                 games_data.rename(columns={column: column.lower()}, inplace=True)
             else:
                 continue
In [11]: games_data.columns
Out[11]: Index(['name', 'platform', 'year_of_release', 'genre', 'NA_sales', 'EU_sales',
                 'JP_sales', 'other_sales', 'critic_score', 'user_score', 'rating'],
               dtype='object')
In [12]:
         games_data['year_of_release'] = games_data['year_of_release'].astype('Int64')
         games_data['critic_score'] = games_data['critic_score'].astype('Int64')
In [13]: print(games_data['year_of_release'].dtype)
         print(games_data['critic_score'].dtype)
        Int64
        Int64
```

Выводы по разделу:

В ячейках выше в цикле привожу названия столбцов к "змеиному" типу, кроме столбцов, имеющих в своём названии аббревиатуры названий стран, так как считаю важным для понимания сохранить сокращённое написание заглавными буквами

Произвела замену типа данных в столбце, в котором указан год релиза игры и оценка критика, так как обозначение года не может быть представлено вещественным числом, а в столбце с оценкой от критиков все значения в десятичной части имеют значение ноль.

Проверка Дубликатов

Найдены неявные дубликаты:

```
name platform year_of_release genre NA_sales EU_sales JP_sales other_s
Out[15]:
                Madden
           604
                                           2012 Sports
                                                                     0.22
                             PS3
                                                            2.11
                                                                              0.00
                  NFL 13
            659
                   NaN
                             GEN
                                           1993
                                                  NaN
                                                            1.78
                                                                     0.53
                                                                              0.00
         14244
                   NaN
                             GEN
                                           1993
                                                  NaN
                                                            0.00
                                                                     0.00
                                                                              0.03
                Madden
         16230
                             PS3
                                           2012 Sports
                                                            0.00
                                                                     0.01
                                                                              0.00
                  NFL 13
In [16]: games_data.loc[659, 'JP_sales'] = games_data.loc[14244, 'JP_sales']
         games_data = games_data.drop(index=[14244, 16230])
In [17]:
In [18]: games_data.info()
        <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
        Int64Index: 16713 entries, 0 to 16714
        Data columns (total 11 columns):
                             Non-Null Count Dtype
         # Column
        ---
                             -----
         0 name
                            16712 non-null object
         1 platform 16713 non-null object
         2 year_of_release 16444 non-null Int64
           genre 16712 non-null float64
         3
         4 NA_sales
         5 EU_sales6 JP_sales
        6 JP_sales 16713 non-null float64
7 other_sales 16713 non-null float64
8 critic_score 8136 non-null Int64
            user_score 10013 non-null object
         9
         10 rating
                              9948 non-null object
        dtypes: Int64(2), float64(4), object(5)
        memory usage: 1.6+ MB
```

Выводы по разделу:

Явных дубликатов не выявлено

Выявлены и удалены неявные дубликаты в количестве 2х строк.

Работа с пропусками

```
In [19]: games_data.isna().sum()
```

```
Out[19]: name
                            1
                            0
        platform
        year_of_release 269
        genre
                           1
        NA_sales
        EU_sales
                            0
        JP_sales
                            0
        other_sales
                            0
        critic_score
                       8577
        user_score
                        6700
        rating
                         6765
        dtype: int64
```

In [23]: games_data = games_data.dropna(subset=['year_of_release', 'name']).reset_index(d
games_data

Out[23]:		name	platform	year_of_release	genre	NA_sales	EU_sales	JP_sales
	0	Wii Sports	Wii	2006	Sports	41.36	28.96	3.77
	1	Super Mario Bros.	NES	1985	Platform	29.08	3.58	6.81
	2	Mario Kart Wii	Wii	2008	Racing	15.68	12.76	3.79
	3	Wii Sports Resort	Wii	2009	Sports	15.61	10.93	3.28
	4	Pokemon Red/Pokemon Blue	GB	1996	Role- Playing	11.27	8.89	10.22
	•••							
	16438	Samurai Warriors: Sanada Maru	PS3	2016	Action	0.00	0.00	0.01
	16439	LMA Manager 2007	X360	2006	Sports	0.00	0.01	0.00
	16440	Haitaka no Psychedelica	PSV	2016	Adventure	0.00	0.00	0.01
	16441	Spirits & Spells	GBA	2003	Platform	0.01	0.00	0.00
	16442	Winning Post 8 2016	PSV	2016	Simulation	0.00	0.00	0.01

16443 rows × 11 columns

4

In [24]: games_data.isna().sum()

```
Out[24]: name
                           0
        platform
        year_of_release
                         0
        genre
                           a
                          0
        NA sales
        EU_sales
                          0
        JP sales
                           0
                          0
        other_sales
        critic_score 8461
user_score 6605
        user_score
        rating
                        6676
        dtype: int64
```

1993 1995

Удалили все пропуски в значениях года выпуска.

Далее приступаю к обработке пропусков в значениях оценок критиков и пользователей, а так же значения рейтинга для игр.

```
In [25]:
         print(f'Года издания игр, в которых пропущены значения рейтинга и оценок для все
         for year, group in games_data.groupby('year_of_release'):
             if (group['critic_score'].isna().all() and
                 group['user_score'].isna().all() and
                 group['rating'].isna().all()):
                 print(year)
        Года издания игр, в которых пропущены значения рейтинга и оценок для всех игр, вы
        пущенных в этом году:
        1980
        1981
        1982
        1983
        1984
        1986
        1987
        1989
        1990
        1991
```

В цикле выше выяснили, что для почти всех годов в интервале от 1980 до 1995 пропущены все значения рейтингов и оценок, кроме 1985, 1988, 1992 и 1994. Это можно объяснить тем, что в ранние годы популярности компьютерных игр не придавали особого значения оценкам и рейтингам. Ограничений не было, так как в начале эры развития основная аудитория игр состояла из детей, в частности школьников. За 10 лет в 80-е мы имеем 2 пропуска, и такое же число отсутствия данных на 5 лет в 90-е до 1995 года. После 1995 года полного отсутствия данных совсем не наблюдается.

В данной работе применить простые способы замены пропусков медианой, средним или модой не представляется возможным, так как рейтинги и оценки в данной группе не зависимы друг от друга, и заполнить их каким-либо из изученных способов ранее не представляется возможным. Предположу, что в

будущем с такими пропусками возможно будет работать через парсинг данных (загрузить данные из открытых источников в интернете, либо передать информацию разработчикам и получить дополненную информацию от них). В этой работе пропуски я оставлю неизменными.

In [26]: games_data[games_data['user_score'] == 'tbd']

$\cap \dots + \mid$	$\Gamma \supset C T$	
UULI	20	

	name	platform	year_of_release	genre	NA_sales	EU_sales	JP_sales
119	Zumba Fitness	Wii	2010	Sports	3.45	2.59	0.0
300	Namco Museum: 50th Anniversary	PS2	2005	Misc	2.08	1.35	0.0
516	Zumba Fitness 2	Wii	2011	Sports	1.51	1.03	0.0
639	uDraw Studio	Wii	2010	Misc	1.65	0.57	0.0
709	Just Dance Kids	Wii	2010	Misc	1.52	0.54	0.0
•••							
16423	Planet Monsters	GBA	2001	Action	0.01	0.00	0.0
16425	Bust-A- Move 3000	GC	2003	Puzzle	0.01	0.00	0.0
16426	Mega Brain Boost	DS	2008	Puzzle	0.01	0.00	0.0
16432	Plushees	DS	2008	Simulation	0.01	0.00	0.0
16434	Men in Black II: Alien Escape	GC	2003	Shooter	0.01	0.00	0.0

2376 rows × 11 columns

В столбце "user_score" встречаем аббревиатуру "tbd", что является сокращением с английского языка и обзначает "to be determined", что в переводе означает "предстоит определить". Данное значение представляет собой пропуск в данных датасета. поэтому считаю необходиммым в данном столбце призвести замену типа данных, все аббревиатуры "tbd" привести к нулевому значению "NAN"

```
In [27]: games_data['user_score'] = pd.to_numeric(games_data['user_score'], errors='coerc']
In [28]: games_data[games_data['user_score'] == 'tbd']
```

Выводы по разделу:

Удалили все пропуски в значениях года выпуска, так как объем пропусков не превышает 1,6 % от общего объема инфоомайии.

Отсутвие оценок и рейтингов в период 80-х и первой половине 90-х можно объяснить не высоким уровнем развития игнровой индустрии, возможно, не серьезное отношение к ней, тк в большинстве случаем воспринималось как развлечение для детей. Рейтингов не было, так как это совсем недавнее нововедение в индустрию игр и других развлекательных контентов.

• Лишь В 1992 году была учреждена японская организация Ethics Organization of Computer Software (EOCS), которая стала первой организацией, присваивающей возрастные рейтинги видеоиграм в мире. В 1994 году был создан национальный регулятор видеоигровой продукции в США.

В оценке пользователей и критиков встречается множество пропусков, что можно объяснить тем, что на ранних этапах развития игр данные не собирались и не оценивались.

Так же к появлению пропусков может приветсти:

- В процессе загрузки данных могла произойти потеря информации.
- Данные о играх собираются из разных источников, и не для всех игр удалось найти информацию об оценках. Возможно, в некоторых случаях просто не было возможности получить эти данные.
- Данные были получены из внешних источников, они уже изначально могли содержать пропуски. **

Добавление доп. иформации в датасет

```
In [29]: games_data['total_sales'] = games_data['EU_sales'] + games_data['NA_sales'] + ga
```

Добавила в датасет столбец "total_sales" с суммой продаж данной игры по всем регионам.

```
In [30]: games_data['rating'] = games_data['rating'].fillna('NULL')
```

Заполняю специально строковым значением нуля, так как все остальные значения так же представлены типом object

общие выводы по разделу

- 1. Стандартизировали названия столбцов
- 2. Проверили явные и неявные дубликаты и выполнили их удаление

- 3. Обработали пропуски, пропуски в оценках и ретинга оставили без изменений, так как корректное заполнение не представляется возможным.
- 4. Добавили дополнительный стобец "total_sales", в котором указали общее колво проданных копий по всем представленным странам.
- 5. По рекомендации проверяющего заполнила заглушками значения возрастных рейтингов.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 16443 entries, 0 to 16442
Data columns (total 12 columns):
# Column Non-Null Count Dtype
--- -----
                    -----
0 name 16443 non-null object
1 platform 16443 non-null object
 2 year_of_release 16443 non-null Int64
                   16443 non-null object
 3 genre
   NA_sales 16443 non-null float64
EU_sales 16443 non-null float64
 4
 5 EU_sales
5 EU_sales 16443 non-null float64
6 JP_sales 16443 non-null float64
7 other_sales 16443 non-null float64
8 critic_score 7982 non-null Int64
9 user_score 7462 non-null float64
10 rating 16443 non-null object
11 total_sales 16443 non-null float64
dtypes: Int64(2), float64(6), object(4)
memory usage: 1.5+ MB
None
name [' Beyblade Burst' ' Fire Emblem Fates' " Frozen: Olaf's Quest" ...
'uDraw Studio' 'uDraw Studio: Instant Artist'
'¡Shin Chan Flipa en colores!']
name : кол-во NaN 0 , процент NaN 0.0 \%
-----
platform ['2600' '3D0' '3DS' 'DC' 'DS' 'GB' 'GBA' 'GC' 'GEN' 'GG' 'N64' 'NES' 'N
G'
 'PC' 'PCFX' 'PS' 'PS2' 'PS3' 'PS4' 'PSP' 'PSV' 'SAT' 'SCD' 'SNES' 'TG16'
'WS' 'Wii' 'WiiU' 'X360' 'XB' 'XOne']
platform : кол-во NaN 0 , процент NaN 0.0 %
-----
year_of_release <IntegerArray>
[1980, 1981, 1982, 1983, 1984, 1985, 1986, 1987, 1988, 1989, 1990, 1991, 1992,
1993, 1994, 1995, 1996, 1997, 1998, 1999, 2000, 2001, 2002, 2003, 2004, 2005,
 2006, 2007, 2008, 2009, 2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016]
Length: 37, dtype: Int64
year_of_release : кол-во NaN 0 , процент NaN 0.0 %
-----
genre ['Action' 'Adventure' 'Fighting' 'Misc' 'Platform' 'Puzzle' 'Racing'
 'Role-Playing' 'Shooter' 'Simulation' 'Sports' 'Strategy']
genre : кол-во NaN 0 , процент NaN 0.0 \%
-----
critic_score <IntegerArray>
                                                  26,
[ 13, 17, 19, 20, 21, 23, 24, 25,
                                                        27,
                                                              28,
                                                                    29,
                                                                          30,
   31, 32, 33, 34, 35, 36, 37,
                                          38,
                                                  39, 40,
                                                              41,
                                                                    42,
                                                                          43,
                                                        53,
   44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51,
                                                  52,
                                                              54,
                                                                    55,
                                                                          56,
   57, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64,
                                                  65,
                                                        66,
                                                              67,
                                                                          69,
                                                        79,
   70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77, 78,
                                                              80,
                                                                    81,
                                                                          82,
       84,
             85, 86,
                         87, 88, 89, 90, 91,
                                                        92,
                                                              93,
                                                                    94,
   83.
   96, 97, 98, <NA>]
Length: 82, dtype: Int64
critic_score : кол-во NaN 8461 , процент NaN 51.46 %
-----
user score [0. 0.2 0.3 0.5 0.6 0.7 0.9 1. 1.1 1.2 1.3 1.4 1.5 1.6 1.7 1.8 1.9
2.
2.1 2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 2.9 3. 3.1 3.2 3.3 3.4 3.5 3.6 3.7 3.8
 3.9 4. 4.1 4.2 4.3 4.4 4.5 4.6 4.7 4.8 4.9 5. 5.1 5.2 5.3 5.4 5.5 5.6
 5.7 5.8 5.9 6. 6.1 6.2 6.3 6.4 6.5 6.6 6.7 6.8 6.9 7. 7.1 7.2 7.3 7.4
 7.5 7.6 7.7 7.8 7.9 8. 8.1 8.2 8.3 8.4 8.5 8.6 8.7 8.8 8.9 9. 9.1 9.2
```

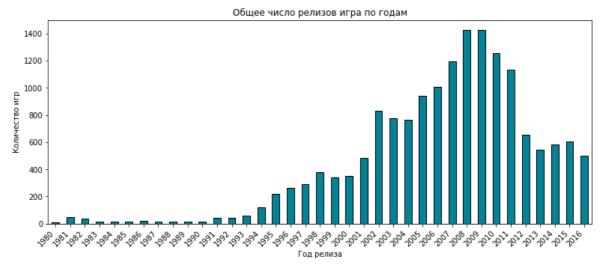
```
9.3 9.4 9.5 9.6 9.7 nan]
user_score : кол-во NaN 8981 , процент NaN 54.62 %
-----
rating ['AO' 'E' 'E10+' 'EC' 'K-A' 'M' 'NULL' 'RP' 'T']
rating : кол-во NaN 0 , процент NaN 0.0 %
```

Исследовательский анализ данных

Этот раздел важен для достижения поставленных целей и аналитического ответа на озвученную задачу. Мы погружаемся в исследование представленных данных, анализируя их по ключевым параметрам с целью выявления закономерностей и взаимозависимостей. В процессе этой тщательной работы мы стремимся к формулированию ясных, обоснованных рекомендаций для нашего заказчика, которые будут служить надежным ориентиром в принятии решений. Понимание нюансов данных позволит не только глубже осмыслить текущую ситуацию, но и предугадать возможные пути развития, спланировав стратегии, отвечающие на вызовы времени. В результате получится целостное видение, обрамлённое аналитической точностью и практической полезностью, что станет основой для эффективного и успешного функционирования бизнеса.

Анализ игр по годам релиза

```
In [32]: games_data.groupby('year_of_release')['year_of_release'].count().plot(kind='bar'
    plt.xlabel('Год релиза')
    plt.ylabel('Количество игр')
    plt.xticks(rotation=45, ha='right')
    plt.title('Общее число релизов игра по годам')
    plt.show()
```



```
In [33]: games_data['year_of_release'].value_counts()
```

```
Out[33]: 2008
               1427
        2009 1426
        2010
               1255
        2007
               1197
        2011
              1136
        2006
               1006
        2005
               939
        2002
              829
        2003
              775
              762
        2004
        2012
              652
              606
        2015
        2014
              581
              544
        2013
        2016
               502
        2001
              482
        1998
              379
        2000
                350
        1999
                338
        1997
              289
                263
        1996
        1995
                219
              121
        1994
        1993
               60
        1981
                46
        1992
                43
        1991
                41
        1982
                36
        1986
                21
        1983
                17
        1989
                17
        1990
                16
                16
        1987
                15
        1988
        1985
                14
        1984
                14
        1980
```

Name: year_of_release, dtype: Int64

Выводы по разделу

По представленным данным, 2008 год явился апогеем популярности, когда было выпущено рекордное количество разнообразных игр. Все игры, появившиеся на свет в XXI веке, по количеству превосходят произведения XX века, где 2000 год является частью последнего. С 1994 года наблюдается стремительный подъем, а до 2008 года продолжается активный рост. Затем, однако, следует явная динамика снижения.

В рамках данного датасета нет смысла анализировать всю доступную информацию за столь длительный период; целесообразнее сосредоточиться на тенденциях и закономерностях среди игр, выпущенных не менее чем за десятилетний отрезок, начиная с указанного срока. Далее информация утратит свою актуальность, поскольку со временем меняются запросы аудитории и развиваются технологии, которые совершенствуют визуальные

аспекты игр. Дальнейший анализ сможет более точно указать на подходящий временной отрезок, который будет наиболее показательным для изучения.

Проданные копии игр, упорядоченные по платформам их релиза

Всего в данных представлено 31 платформа Выведем 10 с самой большой прибылью в течении всего срока:

Out[34]: platform total_sales 0 PS2 1233.56

4

8

2	PS3	931.33
3	Wii	891.18

961.24

802.78

289.53

X360

5	PS	727.58

DS

6 PS4 314.14

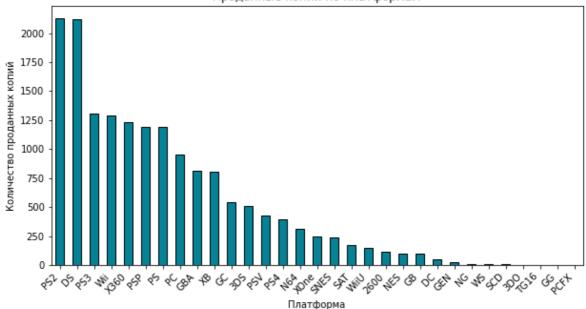
7 GBA 312.88

PSP

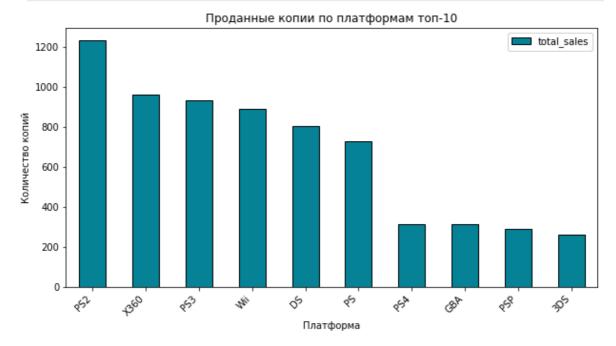
9 3DS 257.81

```
In [35]: games_data['platform'].value_counts().plot(kind='bar', figsize=(10,5), color='#0 plt.xlabel('Платформа') plt.ylabel('Количество проданных копий') plt.title('Проданные копии по платформам') plt.xticks(rotation=45, ha='right') plt.show()
```

Проданные копии по платформам



```
In [36]: top10_platform_data.plot(kind='bar', figsize=(10,5), color='#088699', edgecolor=
    plt.xlabel('Платформа')
    plt.ylabel('Количество копий')
    plt.title('Проданные копии по платформам топ-10')
    plt.xticks(rotation=45, ha='right')
    plt.show()
```

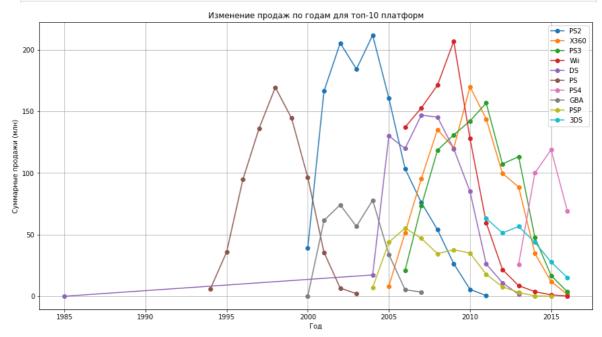


По выбранным платформам с наибольшими суммарными продажами построем распредение по годам.

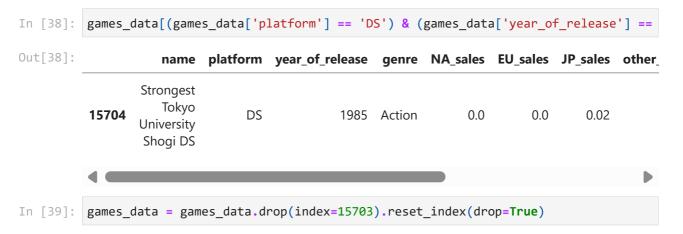
```
In [37]: platform_sales = games_data.groupby('platform')['total_sales'].sum()
    top_platforms = platform_sales.nlargest(10).index
    grouped_year_sales = games_data[games_data['platform'].isin(top_platforms)].grouped_year_sales
```

```
plt.figure(figsize=(15, 8))
for platform in top_platforms:
    plt.plot(grouped_year_sales.loc[platform].index, grouped_year_sales.loc[plat

plt.xlabel('Год')
plt.ylabel('Суммарные продажи (млн)')
plt.title('Изменение продаж по годам для топ-10 платформ')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```



Платформа Nintendo DS была выпущена в 2004 г, представленный на графике 1985 г является ошибкой.



Выводы по разделу

- 1. За весь период указанный в датасете наибольшее кол-во проданных копий наблюдается у PS2 более 1200 млн копий
- 2. Выявили не обычный артефакт представленный в данных платформой DS, в записи которой был указ 1985 год релиза игры, данный артефакт было решено удалить.
- 3. Выбрали топ-10 платформ

Выбор актуального периода

Данный график хорошо отражает пики продаж самых популярных платформ среди представленных в датасете. По графику видно, что пики продаж чаще не превышают 5 лет; примерная длительность роста продаж платформы составляет от 3 до 6 лет, после чего начинается фаза снижения стоимости. Средняя длительность популярности (с первого появления до последнего) составляет примерно 10 лет, если не учитывать такие платформы, как "3DS" и "DS", так как на них после первых релизов наблюдается длительная пауза. Однако после второго релиза на данных платформах срок популярности не превышает 8 лет.

Out[40]: 7.0

Примерным сроком актуальности платформы равен 7 годам. Для дальнейшего анализа ограничу актуальный срок в 5 лет, так как для целей исследования нам необходимо спрогнозировать продажи и сформировать запрос на рекламу. По предварительному анализу длительность в 5 лет будет достаточной для определения платформ, которые находятся на пике, которые уже снижаются или, наоборот, возрастают в популярности. За этот срок сможем увидеть более полный профиль популярности платформ. Нам необходимо спрогнозировать наиболее популярные платформы, поэтому для нашего исследования актуальны будут те из них, которые набирают популярность, или уже находятся на пике.

```
In [41]: selected_platforms = games_data[games_data['year_of_release'] >= 2012]
In [42]: selected_platforms = selected_platforms.reset_index(drop=True)
In [43]: selected_platforms
```

\cap	$\Gamma \wedge \gamma \gamma$	
UU L	1401	

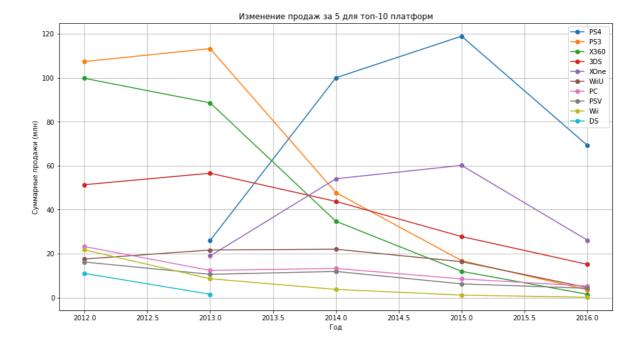
	name	platform	year_of_release	genre	NA_sales	EU_sales	JP_sales
0	Grand Theft Auto V	PS3	2013	Action	7.02	9.09	0.98
1	Grand Theft Auto V	X360	2013	Action	9.66	5.14	0.06
2	Call of Duty: Black Ops 3	PS4	2015	Shooter	6.03	5.86	0.36
3	Pokemon X/Pokemon Y	3DS	2013	Role- Playing	5.28	4.19	4.35
4	Call of Duty: Black Ops II	PS3	2012	Shooter	4.99	5.73	0.65
•••							
2880	Strawberry Nauts	PSV	2016	Adventure	0.00	0.00	0.01
2881	Aiyoku no Eustia	PSV	2014	Misc	0.00	0.00	0.01
2882	Samurai Warriors: Sanada Maru	PS3	2016	Action	0.00	0.00	0.01
2883	Haitaka no Psychedelica	PSV	2016	Adventure	0.00	0.00	0.01
2884	Winning Post 8 2016	PSV	2016	Simulation	0.00	0.00	0.01

2885 rows × 12 columns

```
In [44]: platform_sales = selected_platforms.groupby('platform')['total_sales'].sum()
top_platforms = platform_sales.nlargest(10).index
grouped_sales = selected_platforms[selected_platforms['platform'].isin(top_platf

plt.figure(figsize=(15, 8))
for platform in top_platforms:
    plt.plot(grouped_sales.loc[platform].index, grouped_sales.loc[platform].valu

plt.xlabel('Год')
plt.ylabel('Суммарные продажи (млн)')
plt.title('Изменение продаж за 5 для топ-10 платформ')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```



По графику можно сделать такие выводы:

Платформы, начавшие набирать популярность после 2013 года, ещё примерно 3 года будут актуальны; Платформы, которые мы видим в начале графика, уже можно считать неактуальными или недостаточно актуальными, чтобы фокусировать внимание на них;

Платформы PS4 и XOne набирают популярность. По предыдущим найденным закономерностям можно предположить, что стоит сосредоточиться именно на этих платформах;

На 2016 год лидером продаж является PS4

Выводы по разделу:

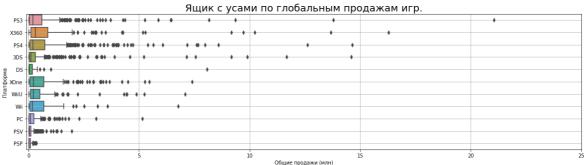
На этом этапе нашего исследования мы провели анализ по количеству проданных копий игр на различных платформах, что позволило нам установить временные рамки для дальнейшего анализа. Мы отобрали десять ведущих платформ, представленных в наших данных. С отфильтрованными данными теперь более целесообразно продолжить углубленный анализ, который позволит сформулировать более обоснованные и рациональные рекомендации.

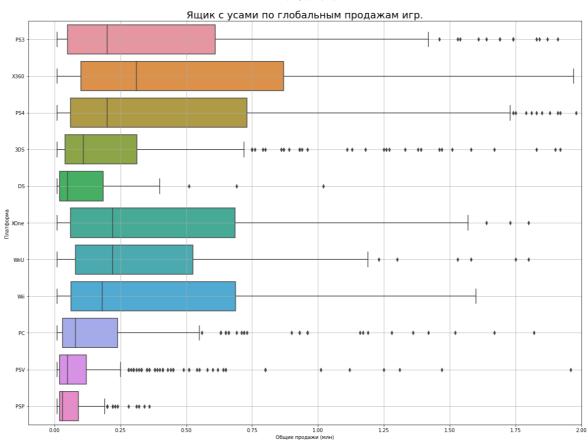
Построем график «ящик с усами» по глобальным продажам игр в разбивке по платформам.

```
In [45]: plt.figure(figsize=(20, 5))
  plt.xlim(-0.1, 25)
  plt.title('Ящик с усами по глобальным продажам игр.', fontsize=20)
  sns.boxplot(x='total_sales', y='platform', data=selected_platforms, orient='h')
  plt.xlabel('Общие продажи (млн)')
  plt.ylabel('Платформа')
  plt.grid(True);

plt.figure(figsize=(20, 15))
```

```
plt.xlim(-0.1, 2)
plt.title('Ящик с усами по глобальным продажам игр.', fontsize=20)
sns.boxplot(x='total_sales', y='platform', data=selected_platforms, orient='h')
plt.xlabel('Общие продажи (млн)')
plt.ylabel('Платформа')
plt.grid(True);
```





По графику выше мы видим, что лишь 4 платформы из выбранного диапазона времени превышали продажу в миллион копий за этот срок: это PS4, XOne, PS3 и X360. Это показывает размах "усов": он больше, чем у остальных, поэтому в них входит больше нормальных значений без отклонений. Все жанры, находящиеся за пределами, показывают аномалии и выбросы.

Влияние отзывов пользователей и критиков

Далее изучим, как отзывы пользователей и критиков влияют на продажи внутри одной популярной платформы. Построим диаграмму рассеяния и посчитаем корреляцию между отзывами и продажами.

```
In [46]:
          selected_platforms[['total_sales', 'user_score', 'critic_score']].corr()
Out[46]:
                       total_sales user_score critic_score
           total sales
                        1.000000
                                    0.004194
                                                0.308633
           user score
                        0.004194
                                    1.000000
                                                0.518573
          critic score
                        0.308633
                                    0.518573
                                                1.000000
```

Среди всех выбранных платформ корреляции между продажами и оценками не выявлено; имеется очень слабая положительная корреляция между оценками критиков и продажами — 0,27. Связь слабая, поэтому говорить о её значимости не имеет смысла. Зато существует положительная связь между оценками критиков и пользователей. Корреляция положительная и выше среднего, её значение равно 0,57, что логично, ведь оценивают один и тот же продукт. Хорошему продукту ставят одинаково высокие оценки как пользователи, так и критики, а в случае не очень качественного продукта ситуация обстоит аналогично.

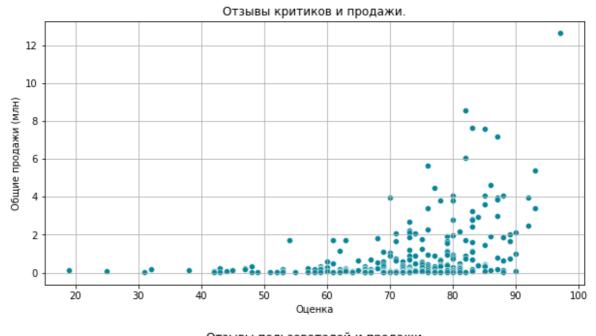
Посмотрим корреляцию на выбранной самой перспективной платформе на 2016 год имеющей наибольшее кол-во проданных копий то плтформа PS4

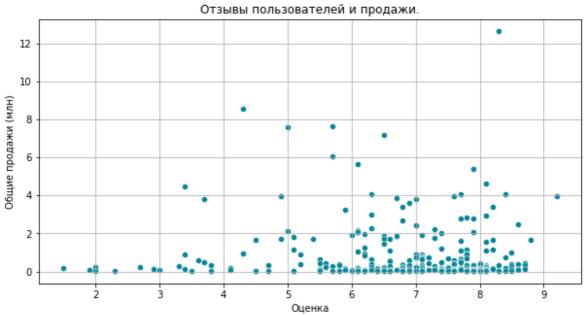
На данной таблице можно увидеть значительную связь между общими продажами и оценками критиков — 0.43. Корреляция положительная и приближается к среднему значению 0.43, что выше, чем по всем платформам, однако связь остается слабой. Похожие результаты наблюдаются в корреляции между оценками пользователей и критиков, как показано в таблице выше.

```
In [48]: plt.figure(figsize=(10, 5))
   plt.title('Отзывы критиков и продажи.')
   sns.scatterplot(x='critic_score', y='total_sales', data=selected_platforms[selector plt.xlabel('Оценка')
   plt.ylabel('Общие продажи (млн)')
   plt.grid()
   plt.show()

plt.figure(figsize=(10, 5))
   plt.title('Отзывы пользователей и продажи.')
   sns.scatterplot(x='user_score', y='total_sales', data=selected_platforms[selectetor plt.xlabel('Оценка')
   plt.ylabel('Общие продажи (млн)')
```







По диаграммам рассеивания мы видим, что постепенное увеличение от нуля к максимальной оценке с повышением до 5 млн лишь в редких случаях выбивается из общей тенденции. У пользователей этот разброс больше: на низких оценках 3-4 (что явно ниже среднего) мы наблюдаем выбросы с продажами более 2,5 млн копий, тогда как у критиков такой выброс можно увидеть после оценки 70 (что соответствует оценке выше среднего) с продажами, приближенными к 4 млн копий и даже превышающими это значение. В графике рассеивания оценок критиков мы видим больше порядка и постепенное увеличение; это может быть связано с тем, что критики оценивают продукт по объективным критериям, и поэтому их оценки более согласованы. Пользователи же не ограничены в своих возможностях оценивать и часто используют эмоциональный фактор при выставлении оценки игре, поэтому в графике рассеивания наблюдаем больше хаоса.

Посмотрим, насколько точно выводы подтвердятся на проверке других выбранных платформах.

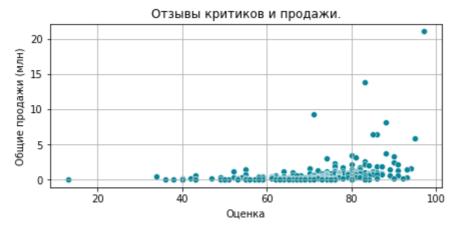
Посмотрим корреляцию для ещё нескольких выбранных платформ, представленных в актуальном периоде:

```
In [49]: for name in selected_platforms['platform'].unique():
    if name == 'PS4':
        continue
    else:
        print(f'Посмотрим корреляцию для платформы {name}')
        print(selected_platforms[selected_platforms['platform']==name][['total_s print('-'*45)
```

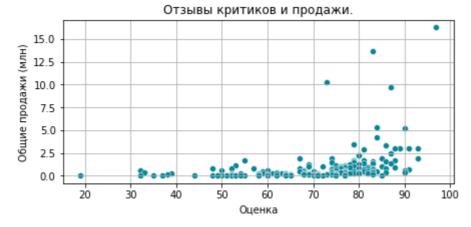
```
Посмотрим корреляцию для платформы PS3
    total_sales user_score critic_score
_____
Посмотрим корреляцию для платформы Х360
     total_sales user_score critic_score
-----
Посмотрим корреляцию для платформы 3DS
      total_sales user_score critic_score
0.197583 1.000000
user_score
                     0.722762
critic_score 0.320803 0.722762
                     1.000000
-----
Посмотрим корреляцию для платформы DS
    total_sales user_score critic_score
-----
Посмотрим корреляцию для платформы XOne
      total_sales user_score critic_score
1.000000
critic_score
       0.416998 0.472462
-----
Посмотрим корреляцию для платформы WiiU
     total_sales user_score critic_score
-----
Посмотрим корреляцию для платформы Wii
     total_sales user_score critic_score
-----
Посмотрим корреляцию для платформы РС
      total_sales user_score critic_score
user_score -0.121867 1.000000
critic_score 0.237243 0.432587
                     0.432587
                     1.000000
-----
Посмотрим корреляцию для платформы PSV
    total_sales user_score critic_score
critic score 0.094488 0.699199
                     1.000000
-----
Посмотрим корреляцию для платформы PSP
      total_sales user_score critic_score
critic_score NaN NaN
                       NaN
-----
```

```
len(selected platforms[(selected platforms['platform']=='PSP') & (~selected plat
Out[50]: 1
In [51]:
         len(selected_platforms[(selected_platforms['platform']=='DS') & (~selected_platf
Out[51]: 1
In [52]:
         for name in selected platforms['platform'].unique():
             if name == 'PS4':
                 continue
             else:
                 print(f'Посмотрим график рассеивания для платформы {name}')
                 plt.figure(figsize=(7, 3))
                 plt.title('Отзывы критиков и продажи.')
                 sns.scatterplot(x='critic_score', y='total_sales', data=selected_platfor
                 plt.xlabel('Оценка')
                 plt.ylabel('Общие продажи (млн)')
                 plt.grid()
                 plt.show()
```

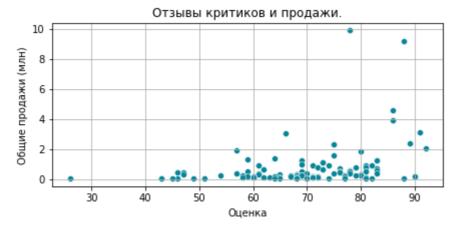
Посмотрим график рассеивания для платформы PS3



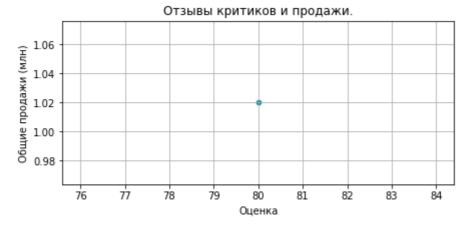
Посмотрим график рассеивания для платформы X360



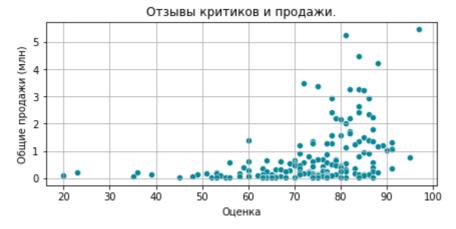
Посмотрим график рассеивания для платформы 3DS



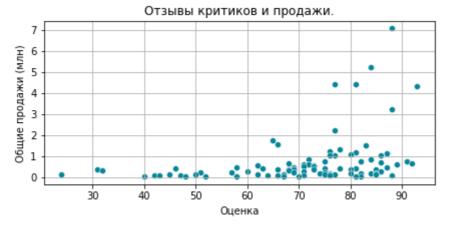
Посмотрим график рассеивания для платформы DS



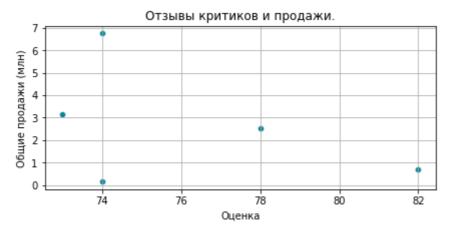
Посмотрим график рассеивания для платформы XOne



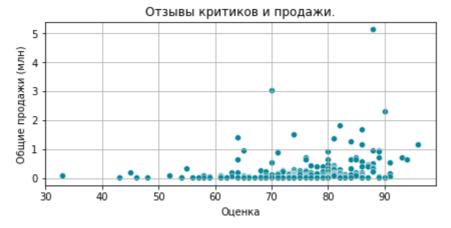
Посмотрим график рассеивания для платформы WiiU



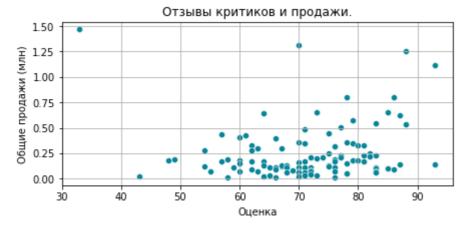
Посмотрим график рассеивания для платформы Wii



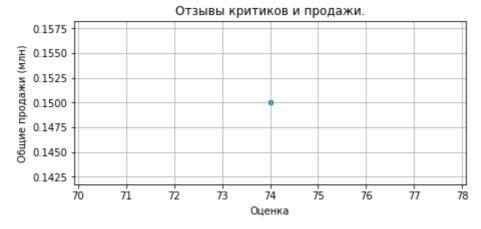
Посмотрим график рассеивания для платформы РС



Посмотрим график рассеивания для платформы PSV



Посмотрим график рассеивания для платформы PSP

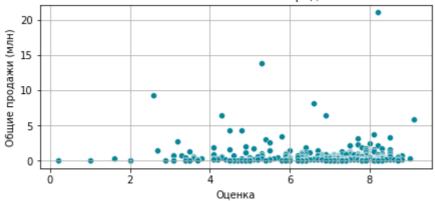


```
In [53]: for name in selected_platforms['platform'].unique():
    if name == 'PS4':
```

```
continue
else:
    print(f'Посмотрим график рассеивания для платформы {name}')
    plt.figure(figsize=(7, 3))
    plt.title('Отзывы пользователей и продажи.')
    sns.scatterplot(x='user_score', y='total_sales', data=selected_platforms
    plt.xlabel('Оценка')
    plt.ylabel('Ощенка')
    plt.grid()
    plt.show()
```

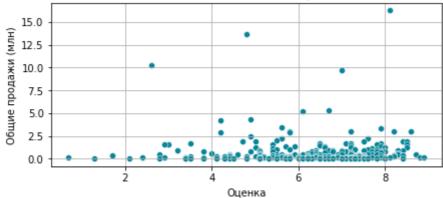
Посмотрим график рассеивания для платформы PS3

Отзывы пользователей и продажи.

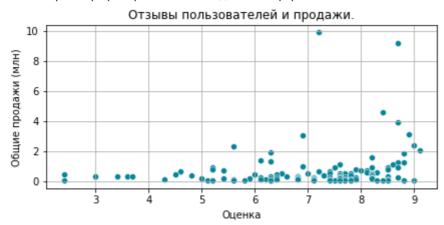


Посмотрим график рассеивания для платформы Х360

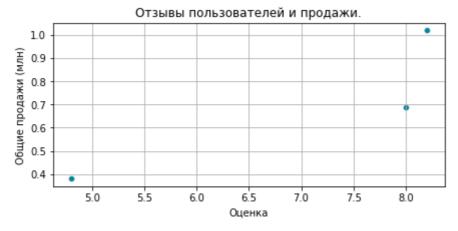




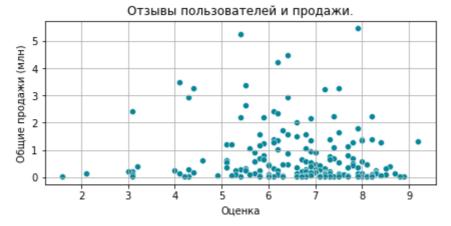
Посмотрим график рассеивания для платформы 3DS



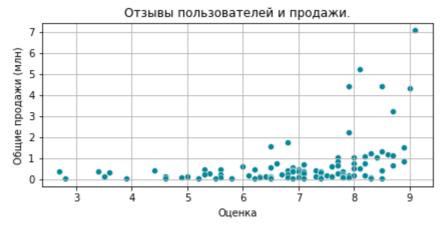
Посмотрим график рассеивания для платформы DS



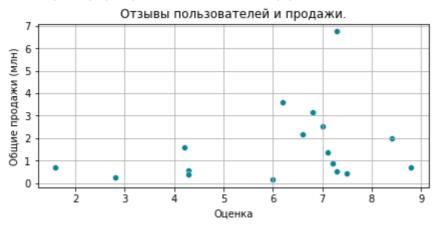
Посмотрим график рассеивания для платформы XOne



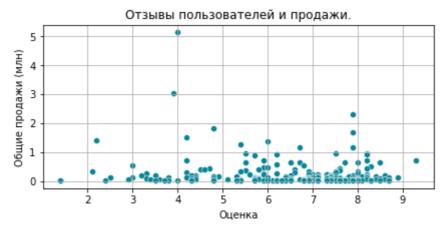
Посмотрим график рассеивания для платформы WiiU



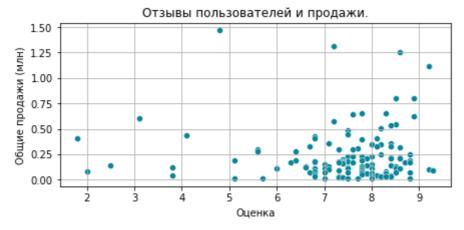
Посмотрим график рассеивания для платформы Wii



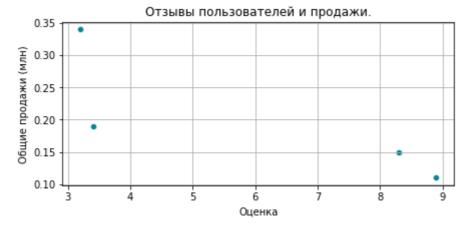
Посмотрим график рассеивания для платформы РС



Посмотрим график рассеивания для платформы PSV

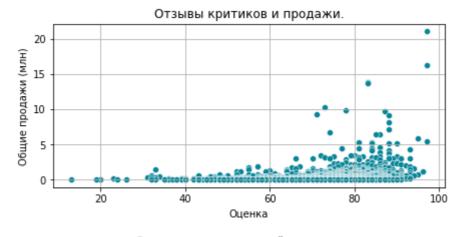


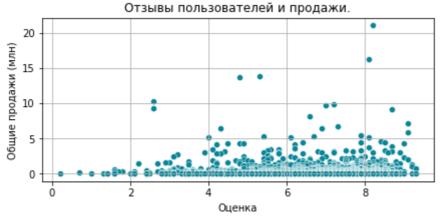
Посмотрим график рассеивания для платформы PSP



```
In [54]: plt.figure(figsize=(7, 3))
    plt.title('Отзывы критиков и продажи.')
    sns.scatterplot(x='critic_score', y='total_sales', data=selected_platforms[selector plt.xlabel('Оценка')
    plt.ylabel('Общие продажи (млн)')
    plt.grid()
    plt.show()

plt.figure(figsize=(7, 3))
    plt.title('Отзывы пользователей и продажи.')
    sns.scatterplot(x='user_score', y='total_sales', data=selected_platforms[selectetor plt.xlabel('Оценка')
    plt.ylabel('Общие продажи (млн)')
    plt.grid()
    plt.show()
```





Выводы по разделу:

На таблице корреляции прослеживается, что взаимосвязь между объемами продаж и отзывами в большинстве случаев отсутствует. Лишь одна заметная связь выделяется между продажами платформы DS и пользовательскими оценками. Однако критические отзывы в этих данных не представлены, поскольку рассматривается всего одна игра с рецензией критика на данной платформе — такая же ситуация наблюдается и у PSP. В целом, для большинства платформ наблюдается только слабая или средняя корреляция между оценками критиков и отзывами пользователей. Исключение составляют лишь платформы WiiU и Wii, где мы можем заметить сильную связь между мнениями критиков и пользователей.

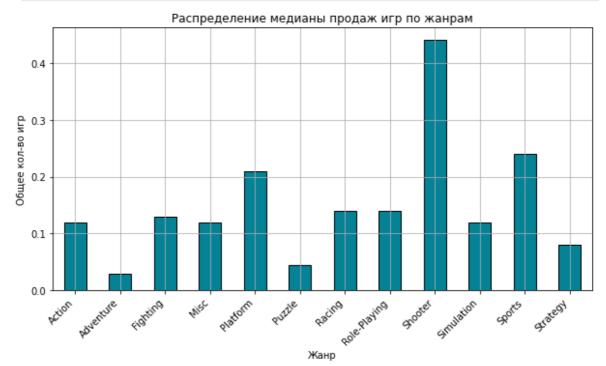
Дальнейшее построение графиков рассеивания объема продаж и оценок пользователей и критиков, расскрывают более подробно результаты корреляции:

- По графикам рассеивания можно увидеть, что показатели корреляции для платформ DS и PSP нельзя считать показательными, тк преставленно всего 3 отзыва пользователей. Платформы Wii представлено очень мало игр, в которых указаны оценки от критиков (5 игр) и пользователей (17)
- Исключая из анализа рассеивание платформ, в которых недлстточное кол-во отзывов критиков или пользователей, можно сделать вывод, что выбросы с большими продажами и низкими оценками у пользователей, а также более постепенный и ровный рост у критиков с выбросами после оценок выше среднего, что

подтверждает объективность оценок критиков. Можно предположить, что оценкам критиков, при их достаточном количестве стоит доверять больше, чем оуенкам от пользователей.**

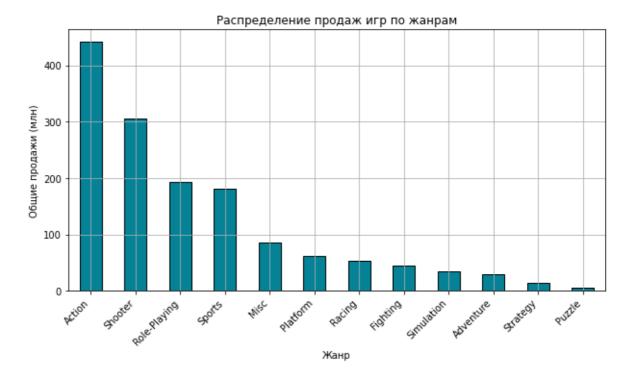
Анализ игр по жанрам

```
In [55]: plt.figure(figsize=(10, 5))
    plt.title('Pacnpeдeлeние медианы продаж игр по жанрам')
    selected_platforms.groupby('genre')['total_sales'].median().plot(kind='bar', edg
    plt.xlabel('Жанр')
    plt.ylabel('Общее кол-во игр')
    plt.xticks(rotation=45, ha='right')
    plt.grid()
    plt.show()
```



С большим отрывом по кол-ву представленных игр в датасете лидируют игры представленные в жанре шутера, на втором месте спортивные игры, закрывает тройку лидеров игры-платформеры. Наименьшее медианное значение имеют игры-приключения

```
In [56]: plt.figure(figsize=(10, 5))
    plt.title('Pacnpeдeлeние продаж игр по жанрам')
    selected_platforms.groupby('genre')['total_sales'].sum().sort_values(ascending=F
    plt.xlabel('Жанр')
    plt.ylabel('Общие продажи (млн)')
    plt.xticks(rotation=45, ha='right')
    plt.grid()
    plt.show()
```

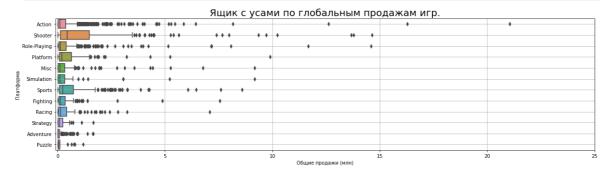


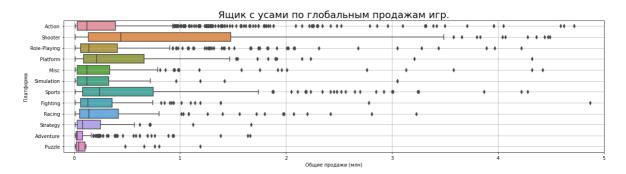
В распределении сумм продаж по жанрам лидирует экшен, данный жанр представлен примерно 30% игр в выборке. После него с количеством более 300 млн копий располагаются шутеры. Аутсайдерами текущего рейтинга по общей сумме продаж становятся пазлы.

Более явно распределение и разброс мы увидим на графике ящик с усами.

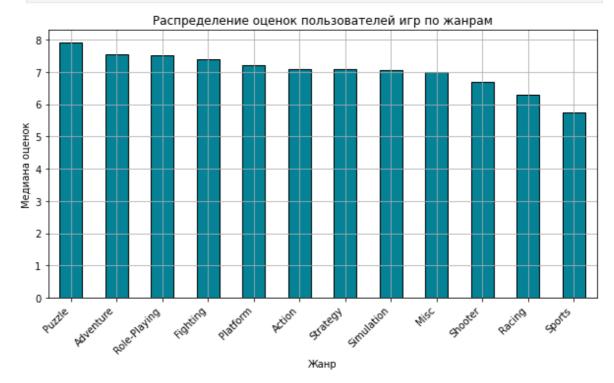
```
In [57]: plt.figure(figsize=(20, 5))
plt.xlim(-0.1, 25)
plt.title('Ящик с усами по глобальным продажам игр.', fontsize=20)
sns.boxplot(x='total_sales', y='genre', data=selected_platforms, orient='h')
plt.xlabel('Общие продажи (млн)')
plt.ylabel('Платформа')
plt.grid(True);

plt.figure(figsize=(20, 5))
plt.xlim(-0.1, 5)
plt.title('Ящик с усами по глобальным продажам игр.', fontsize=20)
sns.boxplot(x='total_sales', y='genre', data=selected_platforms, orient='h')
plt.xlabel('Общие продажи (млн)')
plt.ylabel('Платформа')
plt.grid(True);
```

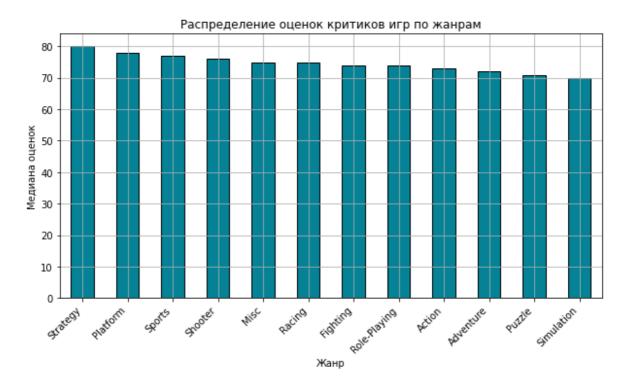




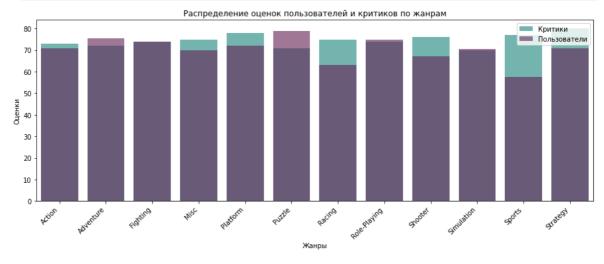
```
In [58]: plt.figure(figsize=(10, 5))
  plt.title('Pacпределение оценок пользователей игр по жанрам')
  selected_platforms.groupby('genre')['user_score'].median().sort_values(ascending
  plt.xlabel('Жанр')
  plt.ylabel('Медиана оценок')
  plt.xticks(rotation=45, ha='right')
  plt.grid()
  plt.show()
```



```
In [59]: plt.figure(figsize=(10, 5))
    plt.title('Pacпpeделение оценок критиков игр по жанрам')
    selected_platforms.groupby('genre')['critic_score'].median().sort_values(ascendi
    plt.xlabel('Жанр')
    plt.ylabel('Медиана оценок')
    plt.xticks(rotation=45, ha='right')
    plt.grid()
    plt.show()
```



Удобнее расммотреть и сравнить данные распределения будет на совмещенном графике оценок критиков и пользоватлей:



В графике выше за счет наложения распределений оценок пользователей (приведены к размерности оценок критиков, умножив значение на 10) и критиков мы можем увидеть отличия в их распределении. У пользователей по рейтингу

лидирует жанр приключений, тогда как у критиков лидирует платформер. В отстающих – спорт у пользователей и симуляторы у критиков соответственно.

Общие выводы по разделу

- Мы видим различия в оценках почти по всем жанрам, но самые значительные наблюдаются у приключений и спорта, а также у шутеров и гонок.
- По оценкам, мы не можем выделить явных лидеров и аутсайдеров среди прошлых распределений, так как они смещаются по графикам, и заметить какую-либо закономерность с продажами и оценками в жанрах не удаётся.
- Самым продавем можно считать игры в жанре шутер.

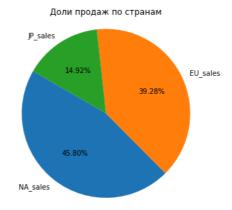
Составим портрет пользователя каждого региона

Для более точного создания портрета пользователя и выработки рекомендаций крайне необходимо учесть региональную специфику распространения игры, а также запросы и предпочтения её аудитории. Опираясь на уже имеющиеся данные, мы сможем углубить наше понимание их интересов, что позволит более эффективно интерпретировать полученные результаты. Выстраивая анализ на основе этих критериев, мы не только уточним детали представления о целевой аудитории, но и сможем четко сформулировать окончательные выводы и рекомендации, касающиеся рекламной стратегии. Такой подход обеспечит глубокую аналитику, благодаря которой реклама станет более целенаправленной и актуальной, способствуя устойчивому развитию бизнеса и повышению продаж.

Доли продаж по регионам

Определим доли продаж в представленных регионах, чтобы выявить самый обширный рынок среди наших данных.

```
In [61]: plt.figure(figsize=(15, 5))
    plt.pie(selected_platforms[['NA_sales','EU_sales', 'JP_sales']].sum(), labels=['
    plt.axis('equal')
    plt.title('Доли продаж по странам')
    plt.show()
```



Самым большим рынком по количеству проданных копий является Северная Америка.

Доли продаж в регионах в зависимости от платформы.

Для того чтобы выявить наиболее востребованные и продаваемые игры на различных платформах в зависимости от регионов, имеет смысл обратиться к долям продаж. Эффективным способом будет распределение данных по каждому региону с их последующей системой организации в зависимости от выпускаемой платформы. Такой подход позволит не только охватить широкий спектр информативных показателей, но и выделить тенденции и предпочтения, присущие каждому специфическому рынку. Статистический анализ показывает, как каждая платформа завоевывает лояльность аудитории, выявляя наибольшее внимание к конкретным жанрам и играм. Фокусируясь на этих аспектах, мы сможем глубже понять динамику игрового рынка и его многообразие, что, в свою очередь, откроет новые горизонты для дальнейших исследований и стратегического планирования.

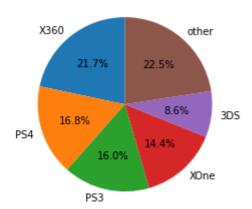
platform			
3DS	55.31	42.64	87.79
DS	4.59	3.53	3.72
PC	19.12	37.76	0.00
PS3	103.38	106.85	35.29
PS4	108.74	141.09	15.96
PSP	0.13	0.42	10.47
PSV	10.98	11.36	21.04
Wii	17.45	11.92	3.39
WiiU	38.10	25.13	13.01
X360	140.05	74.52	1.57
XOne	93.12	51.59	0.34

```
In [82]: # Функция для построения "пирога" долей стран по разным параметрам.

def build_a_pie(data):
    top5 = data.sort_values(ascending=False).head(5)
    other = sum(data.sort_values(ascending=False).tail(7))
    pie_data = top5.append(pd.Series({'other': other}))
    return pie_data.values, pie_data.index
```

```
In [89]: data_NA, labels_NA = build_a_pie(top_by_country['NA_sales'])
   plt.pie(data_NA, labels=labels_NA, autopct='%1.1f%%', startangle=90)
   plt.title('Доли продаж платформ (NA)')
   plt.show()
```

Доли продаж платформ (NA)



```
In [84]: fig, axs = plt.subplots(1, 3, figsize=(12, 4))

data_NA, labels_NA = build_a_pie(top_by_country['NA_sales'])
axs[0].pie(data_NA, labels=labels_NA, autopct='%1.1f%%', startangle=90)
axs[0].set_title('Доли продаж платформ (NA)')

data_EU, labels_EU = build_a_pie(top_by_country['EU_sales'])
axs[1].pie(data_EU, labels=labels_EU, autopct='%1.1f%%', startangle=90)
```

```
axs[1].set_title('Доли продаж платформ (EU)')

data_JP, labels_JP = build_a_pie(top_by_country['JP_sales'])
axs[2].pie(data_JP, labels=labels_JP, autopct='%1.1f%%', startangle=90)
axs[2].set_title('Доли продаж платформ (JP)')

plt.tight_layout()
```



По графикам выше мы видим, что общие и частные данные о продажах игр по платформам преобладают в Северной Америке. Ей принадлежит больше половины проданных копий из представленного датасета. В Северной Америке самой популярной платформой является X360, на неё приходится 22% проданных копий от общего числа продаж в Северной Америке. Для Европы самой популярной платформой за выбранный период стала PS4, а в Японии лидером рейтинга становится платформа 3DS. Единственная платформа, которая вошла в рейтинг по продажам во всех странах, это PS3. Однако, исходя из выявленных данных выше, мы понимаем, что данный период пришёлся на максимальный пик продаж, и далее, по найденным закономерностям, ожидается снижение продаж на данной платформе в пользу более современных.

Доли продаж в регионах в зависимости от жанра игры.

Для выявления наиболее востребованного и продаваемого жанра по регионам целесообразно обратиться к долям продаж, распределяя данные по каждому региону и систематизируя их в зависимости от жанра игры.

```
In [66]: top_by_genre = selected_platforms.groupby('genre')[['NA_sales', 'EU_sales', 'JP_s
top_by_genre
```

genre			
Action	177.84	159.34	52.80
Adventure	8.92	9.46	8.24
Fighting	19.79	10.79	9.44
Misc	38.19	26.32	12.86
Platform	25.38	21.41	8.63
Puzzle	1.13	1.40	2.14
Racing	17.22	27.29	2.50
Role-Playing	64.00	48.53	65.44
Shooter	144.77	113.47	9.23
Simulation	7.97	14.55	10.41
Sports	81.53	69.08	8.01
Strategy	4.23	5.17	2.88

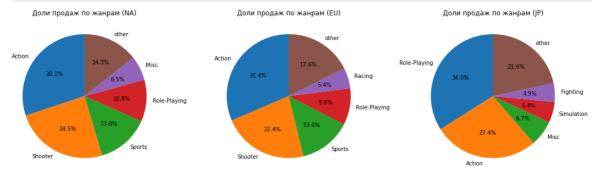
```
In [67]: fig, axs = plt.subplots(1, 3, figsize=(15, 6))

# Строим графики на разных осях
data_NA, labels_NA = build_a_pie(top_by_genre['NA_sales'])
axs[0].pie(data_NA, labels=labels_NA, autopct='%1.1f%%', startangle=90)
axs[0].set_title('Доли продаж по жанрам (NA)')

data_EU, labels_EU = build_a_pie(top_by_genre['EU_sales'])
axs[1].pie(data_EU, labels=labels_EU, autopct='%1.1f%%', startangle=90)
axs[1].set_title('Доли продаж по жанрам (EU)')

data_DP, labels_JP = build_a_pie(top_by_genre['JP_sales'])
axs[2].pie(data_JP, labels=labels_JP, autopct='%1.1f%%', startangle=90)
axs[2].set_title('Доли продаж по жанрам (JP)')

plt.tight_layout()
```



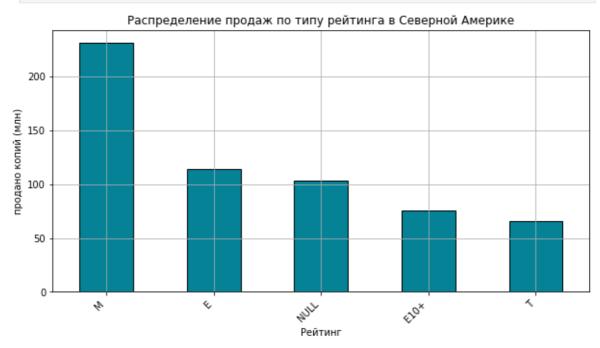
В Европе и Северной Америке лидирует по продажам жанр экшен, как и в остальных пунктах рейтинга. Северная Америка и Европа одинаково популярны в жанрах игр. Для Японии в лидерах находятся ролевые игры.

Такие жанры, как экшен, ролевые игры, миссии и спортивные игры, вошли в рейтинги всех стран по продажам.

Доли продаж в регионах в зависимости от типа рейтинга.

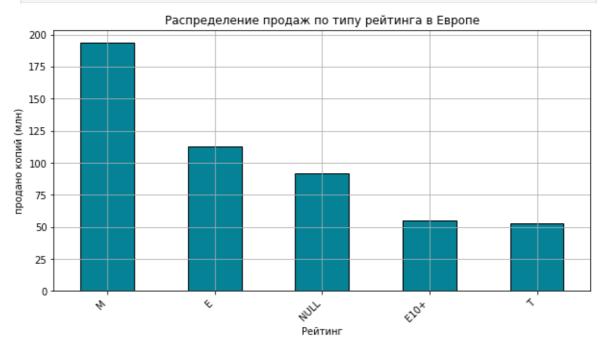
При выходе продукции на рынок необходимо учитывать множество факторов, чтобы обеспечить успешный старт продаж. В игровой индустрии одним из наиболее значимых аспектов становится возрастной рейтинг игр. Например, в зависимости от региона, игры, ориентированные на детскую или взрослую аудиторию, могут демонстрировать различные уровни успешности. Эта тонкость крайне важна для формирования финальных рекомендаций для рекламной кампании интернет-магазина. Рекламируя продукт, магазины должны внимательно изучить целевую аудиторию и адаптировать свои усилия соответственно. Успех не заключается лишь в качественном контенте, но и в умении находить подход к каждому сегменту рынка. Учитывая возрастные предпочтения потребителей, можно значительно повысить эффективность рекламных стратегий и, как следствие, ускорить процесс продаж. В этой динамичной среде, насыщенной конкурентами, знание своеобразия рынка и способности к адаптации становятся важнейшими инструментами для достижения долгожданного успеха.

```
In [68]: plt.figure(figsize=(10, 5))
  plt.title('Pacnpeделение продаж по типу рейтинга в Северной Америке')
  selected_platforms.groupby('rating')['NA_sales'].sum().sort_values(ascending=Fal
  plt.xlabel('Peйтинг')
  plt.ylabel('продано копий (млн)')
  plt.ylabel('продано копий (млн)')
  plt.xticks(rotation=45, ha='right')
  plt.grid()
  plt.show()
```

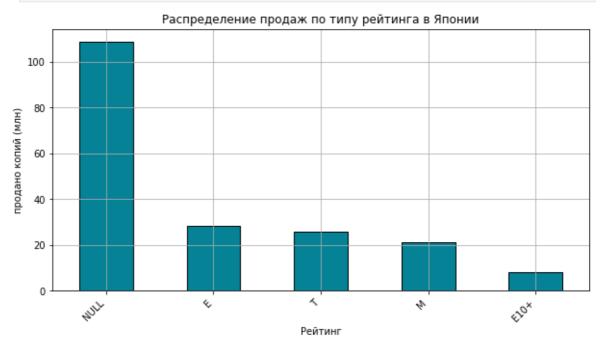


```
In [69]: plt.figure(figsize=(10, 5))
    plt.title('Распределение продаж по типу рейтинга в Европе')
    selected_platforms.groupby('rating')['EU_sales'].sum().sort_values(ascending=Fal
```

```
plt.xlabel('Рейтинг')
plt.ylabel('продано копий (млн)')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.grid()
plt.show()
```



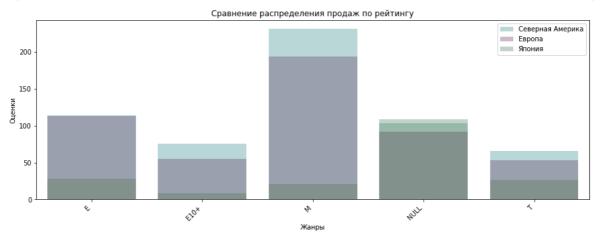
```
In [70]: plt.figure(figsize=(10, 5))
   plt.title('Pacnpeдeлeние продаж по типу рейтинга в Японии')
   selected_platforms.groupby('rating')['JP_sales'].sum().sort_values(ascending=Fal plt.xlabel('Рейтинг')
   plt.ylabel('продано копий (млн)')
   plt.ylabel('продано копий (млн)')
   plt.grid()
   plt.show()
```



```
In [71]: plt.figure(figsize=(15, 5))

NA = selected_platforms.groupby('rating')['NA_sales'].sum()
EU = selected_platforms.groupby('rating')['EU_sales'].sum()
```

```
JP = selected_platforms.groupby('rating')['JP_sales'].sum()
sns.barplot(y=NA, x=NA.index, label='Ceверная Aмерика', color='#0c9689', alpha=0
sns.barplot(y=EU, x=EU.index, label='Eвропа', color='#6b185d', alpha=0.3)
sns.barplot(y=JP, x=JP.index, label='Япония', color='#417843', alpha=0.3)
plt.xlabel('Жанры')
plt.ylabel('Оценки')
plt.title('Сравнение распределения продаж по рейтингу')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.legend()
plt.show()
```



И в данном сравнении количества продаж в зависимости от рейтинга Северная Америка и Европа близки. Первое место занимают игры, имеющие рейтинг М (для лиц старше 17 лет), на втором месте для этих регионов расположились игры с рейтингом Е (подходящий для всех возрастов). В Японии лидируют игры без ворастного рейтинга, это можно объяснить тем, что ESRB это американская система рейтинга. Игры, которые продаются только на других территориях, могут не иметь рейтинга ESRB. В некоторых случаях, разработчики могут отказаться от рейтинга, если считают, что игра будет неправильно интерпретирована системой рейтинга. Поэтому Япония отличается гораздо больше и выделяется в рейтингах.

```
In [72]:
        # Комментарий ревьюера
         temp = selected_platforms.copy()
         print(temp.rating.isna().sum(), temp.rating.isna().sum()/len(temp))
         temp.rating.value_counts(dropna=False)
        0.0
Out[72]: NULL
                 1275
                  498
         Μ
         Τ
                  412
                  394
         F
         F10+
                  306
         Name: rating, dtype: int64
```

Проверка гипотез

Для более полного анализа необходимо проверить гипотезы предложенные заказчиком.

Гипотезы 1

Гипотезы:

```
Н0: Средние пользовательские рейтинги платформ Xbox One и PC одинаковые;Н1: Средние пользовательские рейтинги платформ Xbox One и PC отличаются.
```

```
In [73]: alpha = 0.05

filtr_XOne = games_data[(games_data['platform']=='XOne') & (~games_data['user_scfiltr_PC = games_data[(games_data['platform']=='PC') & (~games_data['user_score' result = stats.ttest_ind(filtr_XOne, filtr_PC, equal_var=False)
print(f"p-value: {result.pvalue}")

if result.pvalue < alpha:
    print("Отвергаем нулевую гипотезу: \nCpeдний пользовательский рейтинг Xbox O else:
    print("Не отвергаем нулевую гипотезу: \nEcть основания утвержать, что средни
```

p-value: 4.5385802963771835e-06 Отвергаем нулевую гипотезу: Средний пользовательский рейтинг Xbox One и PC отличаются

В данной проверке гипотез я выбрала метод ttest_ind, так как мы проверяем 2 независымые выборки

- stats.ttest_ind: Функция для проведения двустороннего t-теста для независимых выборок, в парметрах указываю:
 - equal_var=False: Указываем, что дисперсии выборок могут быть не равны.
- alpha=0.05: Устанавливаем уровень значимости.

Гипотезы были сформированы исходя из требовний пректа. Нулевая гипотеза составлена с общепринятыми нормами и утверждает, что данные показели равно. В качестве альтернативной гипотезы тестируем двустороннюю гипотезу, поэтому параметр "alternative" нет необходимости указывать.

```
In [74]: # Ручная проверка средних print(f'посмотрим средние значения рейтинга плтформ:\nXbox One = {filtr_XOne.mea посмотрим средние значения рейтинга плтформ: Xbox One = 6.521428571428572, PC = 7.065960264900661
Видим, что средний пользовательский рейтинг Xbox One и PC отличаются (PC
```

Гипотезы 2

больше)

2. Гипотезы:

Н0: Средние пользовательские рейтинги жанров экшен и спорт одинаковые;Н1: Средние пользовательские рейтинги жанров экшен и спорт отличаются.

```
In [75]: alpha = 0.05

filtr_action = games_data[(games_data['genre']=='Action') & (~games_data['user_s filtr_sport = games_data[(games_data['genre']=='Sports') & (~games_data['user_sc result = stats.ttest_ind(filtr_action, filtr_sport, equal_var=False)
    print(f"p-value: {result.pvalue}")

if result.pvalue < alpha:
    print("Отвергаем нулевую гипотезу: \nСредний пользовательский рейтинг жанров else:
    print("Не отвергаем нулевую гипотезу: \nЕсть основания утвержать, что средни</pre>
```

p-value: 0.07751671595536253 Не отвергаем нулевую гипотезу:

Есть основания утвержать, что средний пользовательские рейтинг жанров экшен и сп орт равны.

В данной проверке гипотез я выбрала метод ttest_ind, так как мы проверяем 2 независымые выборки

- stats.ttest_ind: Функция для проведения двустороннего t-теста для независимых выборок, в парметрах указываю:
 - equal_var=False: Указываем, что дисперсии выборок могут быть не равны.
- alpha=0.05: Устанавливаем уровень значимости.

Гипотезы были сформированы исходя из требовний пректа. Нулевая гипотеза составлена с общепринятыми нормами и утверждает, что данные показели равны. В качестве альтернативной гипотезы я рассматриваю вариант, что проверяемый параметр будет отличается, без уточнений в малую или большую сторону. Проверка и подтверждает, что нулевая гипотеза верна, пользовательские рейтинги для игр в жанре экшена и спорта равны.

```
In [76]: # Ручная проверка средних print(f'посмотрим средние значения рейтинга плтформ:\nXbox One = {filtr_action.m посмотрим средние значения рейтинга плтформ: Xbox One = 7.058129175946549, PC = 6.95277777777775
```

В ручной проверке мы можем увидеть разницу средних значений в случае с сравнением средних для рейтинга Xbox One и PC мы получаем средние отличающиеся боле чем на 0.5, в случае с средними пользовательскими рейтингами жанров экшен и спорт получаем разницу средних не более 0.1, что в нашем случае при проверке гипотезы не является существенным.

Общий вывод

Провели предварительную обработку данных:

- * Замена пропусков, где это было возможно; остальные пропуски оставили без изменений, за исключением изменения строковых значений пользовательского рейтинга 'tbd', так как в будущем это могло помешать в работе с этим столбцом;
- * Добавили дополнительный столбец в данные, в котором указали прибыль по всем странам, представленным в датасете;
- * Остальные столбцы приведены к стандарту именования;

На этапе исследовательского анализа данных изучили зависимости и выявили, выявили некоторые тенденции и зависимости вкратце о них:

- * В число актуальных периодов, за которые рассматриваем продажи игр попали все года включая 2012;
- * В датасете представлено всего 31 платформа, самая популярная из представленных PS2, продано 1055.68 млн копий за весь период (в актуальный период не вошла);
- * Выявили, что примерный период активных продаж платформы составляет 10 лет, из которых примерно 5 лет приходятся на пик продаж. Поэтому выбран был актуальный период за 8 лет, он позволит увидеть снижение пика популярности;
- * Лидером продаж на 2016 год стала платформа PS4 (почти 50 млн копий) и 3DS (менее 25 млн копий);
- *Выделили 4 платформы: PS4, XOne, WiiU и PSV, которые вписываются в тенденции и имеют шансы на высокие продажи;*
- * Можно выделить платформу 3DS, она на втором месте по продажам, но уже достаточно долго (больше всех из представленных) находится в топе и пик популярности начал снижаться;
- * Выявили, что самой покупаемой частью мира стала Северная Америка (51%), Европа— на втором месте с 36%, завершает рейтинг Япония с 13%;*
- * Северная Америка и Европа имеют схожие предпочтения в играх, популярны одни и те же жанры и возрастные рейтинги (экшен, старше 17 лет);

По итогам проверки гипотез выявили, что средние рейтинги пользователей Xbox Опе меньше, чем у РС (за весь представленный период);

И узнали, что средние пользовательские рейтинги жанров экшен и спорт не имеют статичтисеки важных отличий (схожи)

Рекомендации

Предлагаю сосредоточиться на рекламе игр на такие платформы, как PS4, XOne. Данные платформы набирают популярность и являются наиболее распространёнными в Европе, частью которой наша страна и является. Рекомендуется рекламировать игры в жанре шутера, и спортивных играх, так как они являются лидерами продаж в выбранный актуальный период и и также на

территории Европы, имеют одни из самых высоких значений продаж по медиане. Обратите внимание на продукты с рейтингом М (для лиц старше 17 лет) и Е (для всех возрастов).

Примерный партрет игры на рекламе которой стоит сосредоточится: Шутер или спортивная игра на платформу PS4, XOne с возрастным рейтингом M, реклама преимущественно в регионе Северной Америки и Европе. Рынка этих регионов считаю бедет достаточно, так как бюджет заложенный на рекламу ограничен, а данные регионы имеют очень высокий процент продаж почти 85% от общего числа продаж.