

Государственное бюджетное профессиональное  
образовательное учреждение Московской области  
«Физико-технический колледж»

## **Аналитический отчёт**

Работу выполнила:  
студент группы № ИСП-22  
Титова София

Долгопрудный, 2024

# ВВЕДЕНИЕ

Рынок жилья в Московском регионе считается одним из наиболее конкурентных и динамичных в России. Понимание его тенденций и факторов, определяющих цены, крайне важно для инвесторов, покупателей и продавцов. В этом исследовании мы проведем парсинг и анализ набора данных, собранного с сайта Циан, который включает объявления о продаже квартир в Москве и окрестностях, что позволит выявить ключевые паттерны и понять, какие аспекты влияют на формирование цен в данном сегменте рынка.

**Цель:** Целью данной работы является сбор и анализ информации о квартирах, предлагаемых на продажу в Московском регионе, с использованием данных с сайта Циан. Исследование направлено на выявление ключевых факторов, определяющих цены на жилье, а также на формирование комплексного представления о текущем состоянии рынка недвижимости.

**Актуальность:** Актуальность данной темы обусловлена динамичным развитием рынка недвижимости в Московском регионе, где наблюдается постоянный рост цен и изменение потребительских предпочтений. Понимание факторов, влияющих на ценообразование, необходимо как для инвесторов, так и для покупателей и продавцов. В условиях неопределенности и конкуренции на рынке, анализ данных о квартирах поможет принимать обоснованные решения и прогнозировать тенденции, что делает исследование особенно значимым для всех участников рынка.

## **Задачи:**

1. **Парсинг данных:** С использованием специализированных инструментов и скриптов мы осуществим парсинг информации о квартирах на продажу с сайта Циан, собирая данные о ключевых

характеристиках, таких как цена, площадь, количество комнат, район, год постройки и другие важные параметры.

2. **Подготовка данных:** После сбора информации мы проведем этап очистки и преобразования данных, включая проверку на наличие пропусков, выбросов и других ошибок, чтобы обеспечить качество и надежность анализа.
3. **Исследовательский анализ данных (EDA):** Мы проведем исследовательский анализ данных, который включает в себя построение распределений основных характеристик, визуализацию взаимосвязей между ними и выявление факторов, оказывающих наиболее значительное влияние на целевую переменную (цену).
4. **Интерпретация результатов:** На основании полученных данных и моделей мы проанализируем результаты, выявим ключевые выводы.

# МЕТОДОЛОГИЯ

## Используемые инструменты и технологии:

- **Библиотеки для парсинга:** cianparser и Domclick Parser — инструменты, предназначенные для автоматического извлечения данных с веб-сайтов.
- **Среда разработки для парсинга и формирования датасета:** Visual Studio Code (VS Code) с расширением Jupyter, что позволяет удобно писать и исполнять код, а также визуализировать результаты.
- **Библиотеки для анализа и обработки данных:**
  - Pandas — для работы с табличными данными, их манипуляции и обработки.
  - NumPy — для выполнения математических операций и работы с многомерными массивами.
  - Matplotlib — для создания графиков и визуализации данных.
  - Seaborn — для создания более эстетичных и информативных графиков.
  - Scikit-learn — для машинного обучения и построения моделей.
- **Среда для анализа данных и построения моделей:** Google Colaboratory, которая предоставляет возможность выполнять код на Python в облаке, не требуя установки локального окружения.
- **Инструмент для визуализации данных:** Power BI, используемый для создания интерактивных отчетов и панелей мониторинга, что позволяет эффективно представлять и анализировать данные.

# СБОР ДАННЫХ

Установка библиотеки `cianparser` и модификация файла `page.py`

Сначала мы установим библиотеку `cianparser`, а затем внесем изменения в файл `page.py`. Это позволит методу `get_flats()` более эффективно извлекать дополнительную информацию из объявлений о продаже квартир.

**Изменённый код файла `page.py`:**

```
import bs4
import re
import time
import random

class FlatPageParser:
    def __init__(self, session, url):
        self.session = session
        self.url = url

    def __load_page__(self):
        res = self.session.get(self.url)
        if res.status_code == 429:
            time.sleep(10)
        res.raise_for_status()
        self.offer_page_html = res.text
        self.offer_page_soup = bs4.BeautifulSoup(self.offer_page_html, 'html.parser')

    def __parse_flat_offer_page_json__(self):
        page_data = {
            "year_of_construction": -1,
            "object_type": -1,
            "have_loggia": -1,
            "parking_type": -1,
            "house_material_type": -1,
            "heating_type": -1,
            "finish_type": -1,
            "living_meters": -1,
            "kitchen_meters": -1,
            "floor": -1,
            "floors_count": -1,
            "phone": "",
        }

        ot = self.offer_page_soup.select_one('[data-name="OfferSummaryInfoItem"] p:nth-of-type(2)').get_text()
        page_data["object_type"] = ot
        time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))

        pt_elements = self.offer_page_soup.select('[data-name="OfferSummaryInfoItem"] p')
        for i, p_element in enumerate(pt_elements):
            if "Парковка" in p_element.get_text():
                parking_type_element = pt_elements[i + 1]
                print(i)
                page_data["parking_type"] = parking_type_element.get_text()
                time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
                break
```

```

else:
    page_data["parking_type"] = -1

hl_elements = self.offer_page_soup.select('[data-name="OfferSummaryInfoItem"] p')
for i, hl_element in enumerate(hl_elements):
    if "Балкон/лоджия" in hl_element.get_text():
        have_loggia_element = hl_elements[i + 1]
        print(i)
        page_data["have_loggia"] = have_loggia_element.get_text()
        time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
        break
    else:
        page_data["have_loggia"] = -1
ch_elements = self.offer_page_soup.select('[data-name="OfferSummaryInfoItem"] p')
for i, ch_element in enumerate(ch_elements):
    if "Высота потолков" in ch_element.get_text():
        ceiling_height_element = ch_elements[i + 1]
        print(i)
        page_data["ceiling_height"] = ceiling_height_element.get_text()
        time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
        break
    else:
        page_data["ceiling_height"] = -1
spans = self.offer_page_soup.select("span")
for index, span in enumerate(spans):
    if "Тип дома" == span.text:
        page_data["house_material_type"] = spans[index + 1].text
        time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
    if "Отделка" == span.text:
        page_data["finish_type"] = spans[index + 1].text
        time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
    if "Площадь кухни" == span.text:
        page_data["kitchen_meters"] = spans[index + 1].text
        time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
    if "Жилая площадь" == span.text:
        page_data["living_meters"] = spans[index + 1].text
        time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
    if "Год постройки" in span.text:
        page_data["year_of_construction"] = spans[index + 1].text
        time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
    if "Год сдачи" in span.text:
        page_data["year_of_construction"] = spans[index + 1].text
        time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
    if "Этаж" == span.text:
        ints = re.findall(r'\d+', spans[index + 1].text)
        if len(ints) == 2:
            page_data["floor"] = int(ints[0])
            page_data["floors_count"] = int(ints[1])
            time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))

if "+7" in self.offer_page_html:
    page_data["phone"] = self.offer_page_html[self.offer_page_html.find("+7"): self.offer_page_html.find("+7") + 16].split('')[0]. \
        replace(" ", ""). \
        replace("-", "")
    time.sleep(5 + random.uniform(0, 5))
return page_data
def parse_page(self):
    self.__load_page__()
    return self.__parse_flat_offer_page_json__()

```

# АНАЛИЗ ДАННЫХ

## 1. Введение

В данном отчете представлена аналитика данных о квартирах, собранных с веб-сайта Cían. Цель анализа заключается в очистке и подготовке данных, а также в исследовании факторов, влияющих на цену квадратного метра.

## 2. Предварительный анализ данных

На начальном этапе был проведен предварительный анализ данных, включающий изучение первых строк датафрейма и подсчет количества дубликатов. Выяснилось, что в наборе данных есть дубликаты, которые были удалены для повышения качества анализа.

## 3. Очистка данных

В процессе очистки данных были удалены ненужные колонки, такие как автор и тип автора, которые не влияют на стоимость квартир. Также была представлена общая информация о наборе данных, включая количество пропущенных значений. Визуализация пропусков с помощью тепловой карты помогла лучше понять их распределение.

Для дальнейшего анализа значения -1 были заменены на NaN, что позволило выявить и удалить строки с критическими пропусками в важнейших переменных, таких как количество комнат и цены.

## 4. Преобразование данных

После очистки данных было проведено преобразование типов для ключевых колонок. Например, высота потолков и площадь были преобразованы в числовые значения. Это необходимо для дальнейшего анализа и визуализации данных.

## 5. Выявление и удаление выбросов

Для выявления выбросов в данных были построены диаграммы размаха для ключевых параметров, таких как цена, общая площадь и высота потолков. Выбросы были удалены на основании визуального анализа, что позволило улучшить качество анализа.

## **6. Анализ корреляций**

Была построена матрица корреляции, которая позволила выявить связи между различными параметрами. Это полезный инструмент для понимания того, как различные факторы могут влиять на цену квартир.

## **7. Расчет цены за квадратный метр**

Цены за квадратный метр были рассчитаны и проанализированы с использованием гистограммы. Это позволило выявить распределение цен в зависимости от количества комнат и других факторов. Визуализация показала, как цена за квадратный метр варьируется в зависимости от характеристик квартир.

## **8. Заключение**

Анализ показал, что данные содержат важную информацию, которая может быть использована для оценки стоимости квартир. Были выявлены ключевые факторы, влияющие на цену, такие как этаж, высота потолков и общая площадь. Результаты данного анализа могут быть полезны для дальнейших исследований и для потенциальных инвесторов на рынке недвижимости.



# АНАЛИТИКА

Для начала анализа я импортировала библиотеки, выгрузила файл csv, просмотрела первые 5 строк файла. Далее была работа с дубликатами, подсчитали количество, удалили и посмотрели сколько осталось. Также удалили не нужные колонки: имя автора и кем является. Смотрим количество пропущенных значений и видим пропуски:

Price, district, street, house\_number, underground, residential\_complex

```
[341] # Количество дубликатов
duplicates_count = df.duplicated().sum()
print(f"Количество дубликатов: {duplicates_count}")

# Удаление дубликатов
df = df.drop_duplicates()
print(f"Данные после удаления дубликатов: {df.shape}")
```

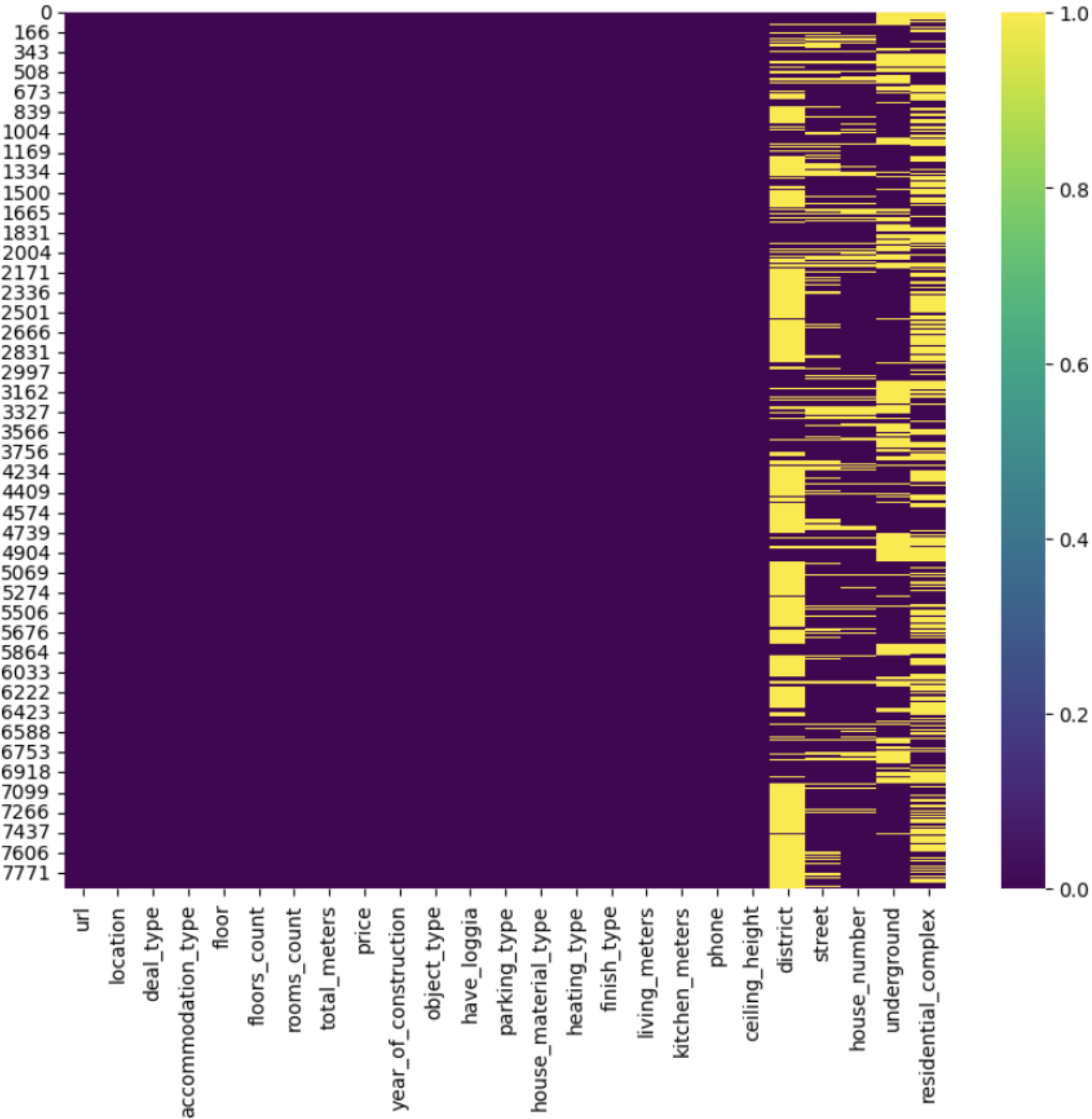
⇒ Количество дубликатов: 676  
Данные после удаления дубликатов: (7229, 27)

```
[342] # Удаляем не нужные значения
df.drop(['author', 'author_type'], axis=1, inplace=True, errors='ignore')
```

	index	0
0	url	0
1	location	0
2	deal_type	0
3	accommodation_type	0
4	floor	0
5	floors_count	0
6	rooms_count	0
7	total_meters	0
8	price	13
9	year_of_construction	0
10	object_type	0
11	have_loggia	0

12	parking_type	0
13	house_material_type	0
14	heating_type	0
15	finish_type	0
16	living_meters	0
17	kitchen_meters	0
18	phone	0
19	ceiling_height	0
20	district	4355
21	street	1498
22	house_number	1084
23	underground	2207
24	residential_complex	3585

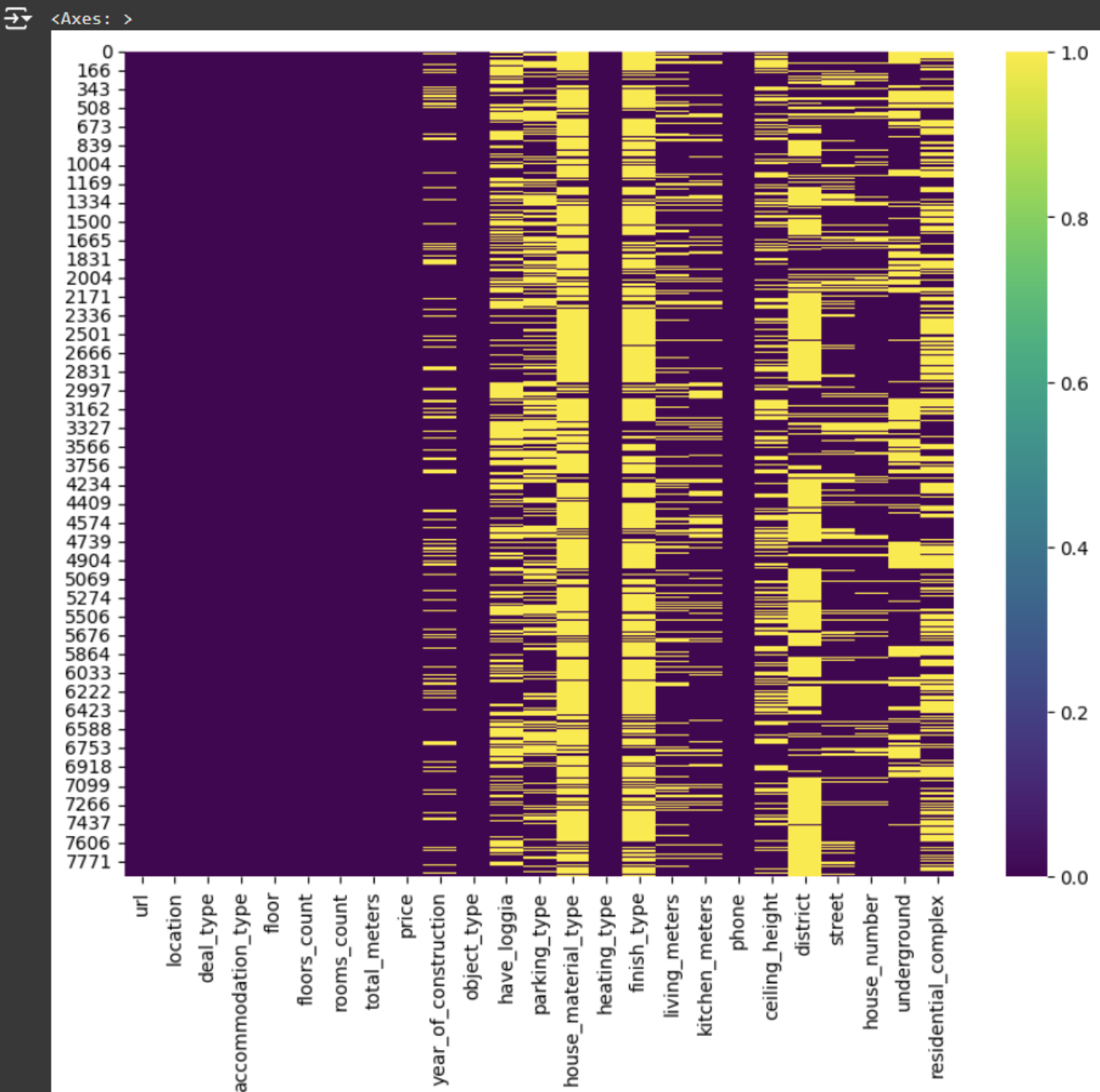
Выводим пропущенные значения в тепловой карте:



После визуализации мы меняем все -1 на NaN, чтобы посмотреть все пропущенные значения. Видим, как сильно увеличилось количество пропусков.

```
# Меняем все -1 на NaN, чтобы посмотреть пропущенные значения
df.replace('-1', np.nan, inplace=True)
```

```
# Выводим пропущенные значения
plt.figure(figsize=(10, 8))
sns.heatmap(df.isnull(), cmap='viridis')
```

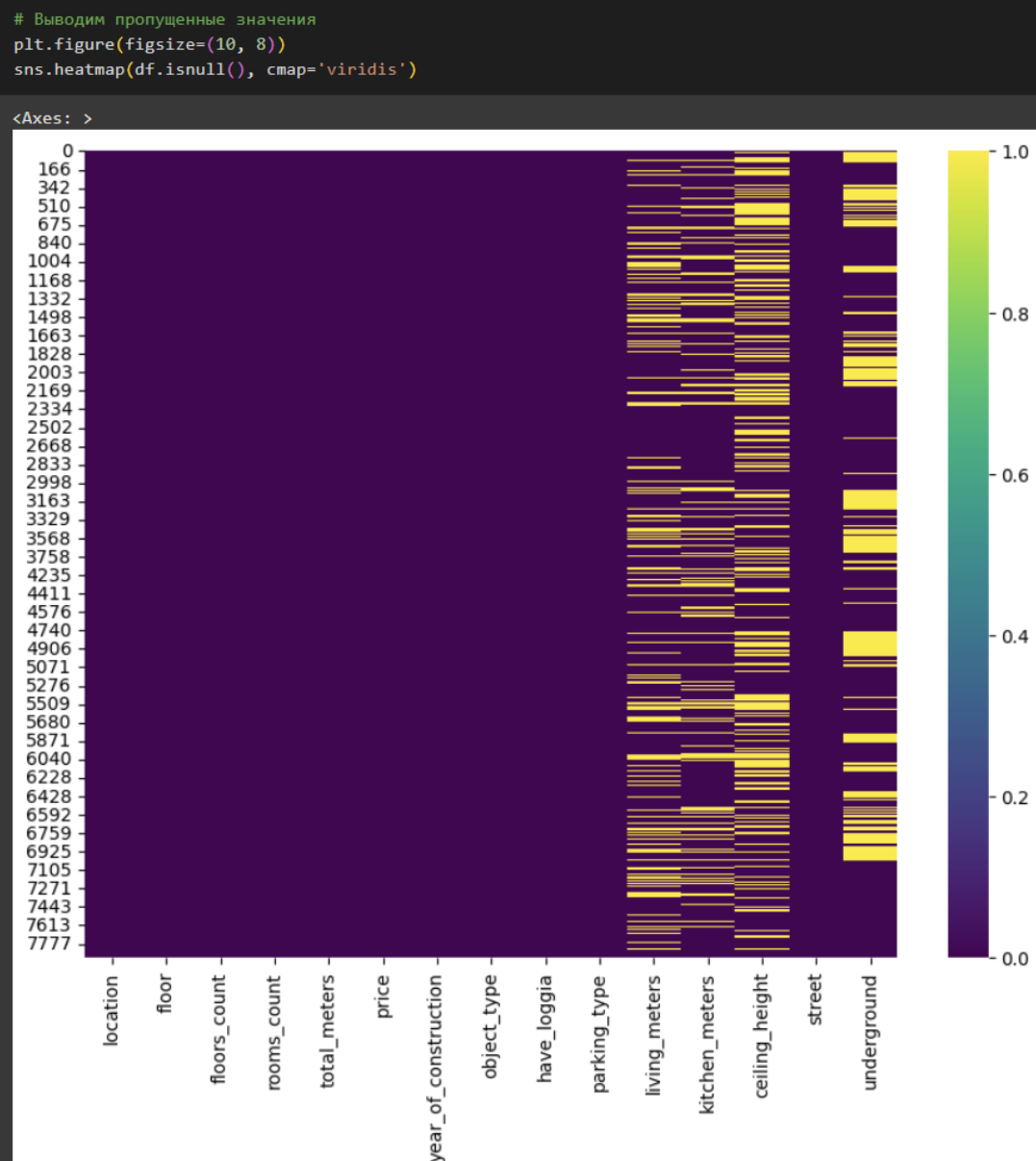


Удаляем ненужные для анализа колонки и удаляем строчки где пропущено кол-во комнат. После этого мы используем метод assign для обновления значений. Заменяем пропуски на 0, не указано.

```
[350] # Удаляем ненужные для анализа колонки
df.drop(['heating_type', 'house_material_type', 'house_number', 'residential_complex', 'phone', 'district',
        'finish_type', 'url', 'deal_type', 'accommodation_type' ], axis=1,inplace=True, errors='ignore')

# удаляем строчки где пропущено кол-во комнат и цены
df = df.dropna(subset=[ 'rooms_count' ])
df = df.query("price != 0")

[351] # Используем метод assign для обновления значений
df = df.assign(
    year_of_construction=df['year_of_construction'].fillna(0),
    price=df['price'].fillna(0),
    street=df['street'].fillna("не указано"),
    have_loggia = df['have_loggia'].fillna('0'),
    parking_type = df['parking_type'].fillna('0')
)
```



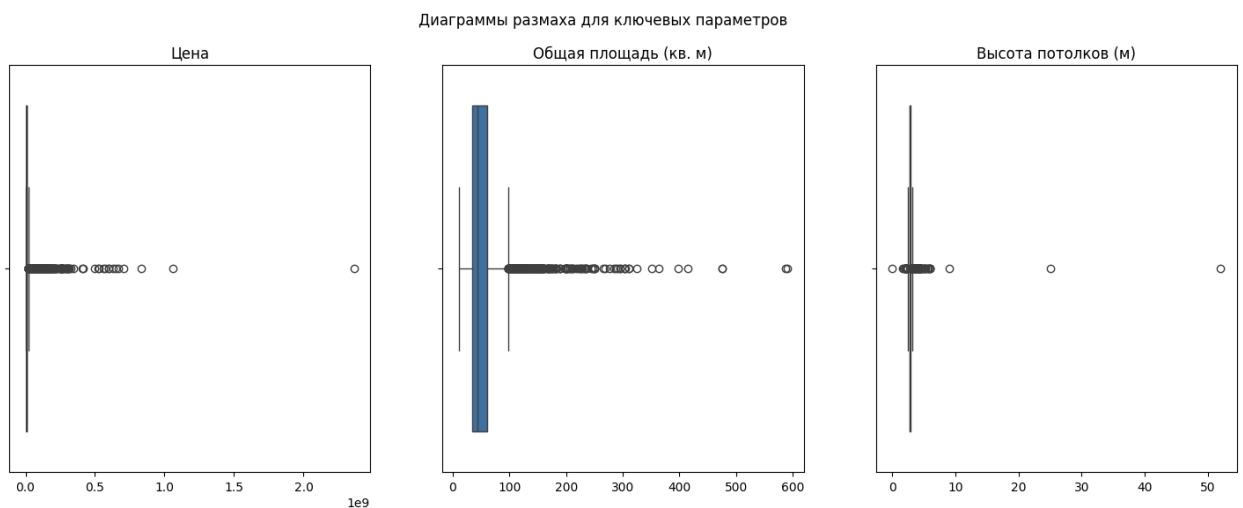
Меняем тип данных у колонок : rooms\_count, price, floor, floors\_count, total\_meters, living\_meters, ceiling\_height, year\_of\_construction, kitchen\_meters. Пишем функцию для замены значений, чтобы осталась только новостройка и вторичка. После всех проделанных действий, производим визуализацию выбросов для цены, общую площадь, высота потолков.

```
#Делаем визуализацию выбросов
fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(18, 6))
# Price
sns.boxplot(x=df['price'], ax=axes[0]) #график будет отрисован на первой оси
axes[0].set_title('Цена') #заголовок для первого подграфика
axes[0].set_xlabel('') #подпись для оси X

# Total meters
sns.boxplot(x=df['total_meters'], ax=axes[1])
axes[1].set_title('Общая площадь (кв. м)')
axes[1].set_xlabel('')

# Ceiling height
sns.boxplot(x=df['ceiling_height'], ax=axes[2])
axes[2].set_title('Высота потолков (м)')
axes[2].set_xlabel('')

plt.suptitle('Диаграммы размаха для ключевых параметров')
plt.show()
```



Выводим 10 максимальных и минимальных значений у цены, общей площади высоты потолков , жилая площадь, этажи, количество этажей. Удаляем аномальные значения и смотрим еще раз графики.

```
# 10 максимальных значений высоты потолков
top_10_ceiling_heights = df['ceiling_height'].nlargest(10)
print("10 максимальных значений высоты потолков:")
print(top_10_ceiling_heights)
```

10 максимальных значений высоты потолков:

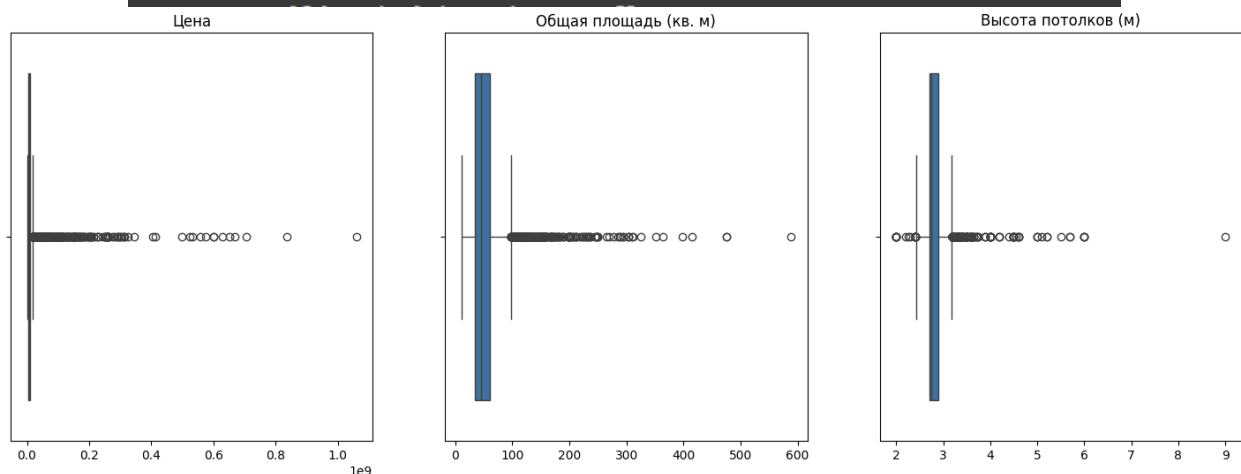
2250	52.0
4904	25.0
5076	9.0
225	6.0
938	6.0
5539	6.0
5643	6.0
939	5.7
3061	5.7
5515	5.5

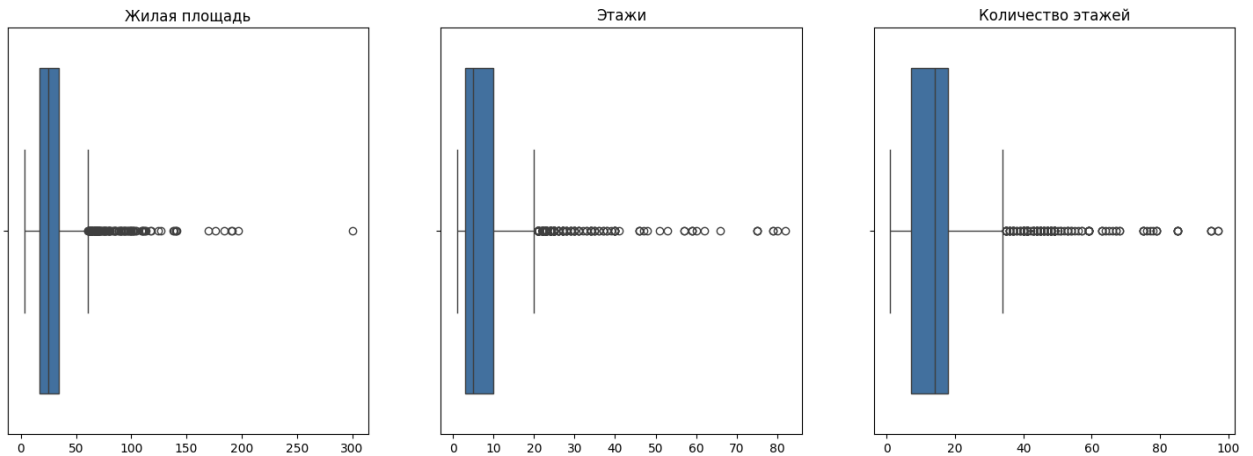
Name: ceiling\_height, dtype: float64

```
] # 10 минимальных значений высоты потолков
bottom_10_ceiling_heights = df['ceiling_height'].nsmallest(10)
print("10 минимальных значений высоты потолков:")
print(bottom_10_ceiling_heights)
```

10 минимальных значений высоты потолков:

3739	0.00
2649	1.65
1244	1.80
731	2.00
1066	2.00
2927	2.00
3722	2.00
5130	2.00
5954	2.00
6906	2.00

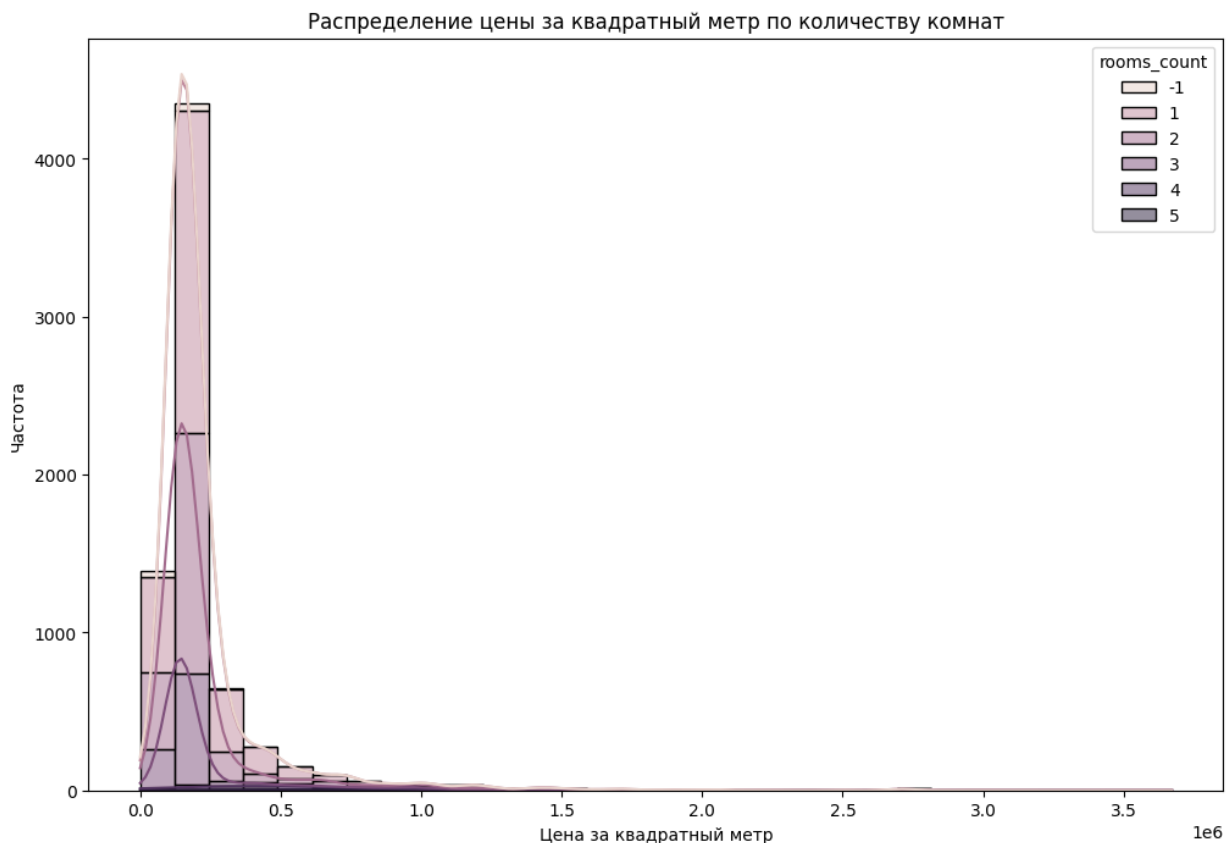




## Расчет цены за квадратный метр:

Строим гистограмму. Делаем вывод что, цена за квадратный метр увеличивается с ростом количества комнат. Есть значительное количество выбросов, особенно в диапазоне от 1 до 3 комнат, что может свидетельствовать о наличии дорогих квартир с низким количеством комнат или наоборот.

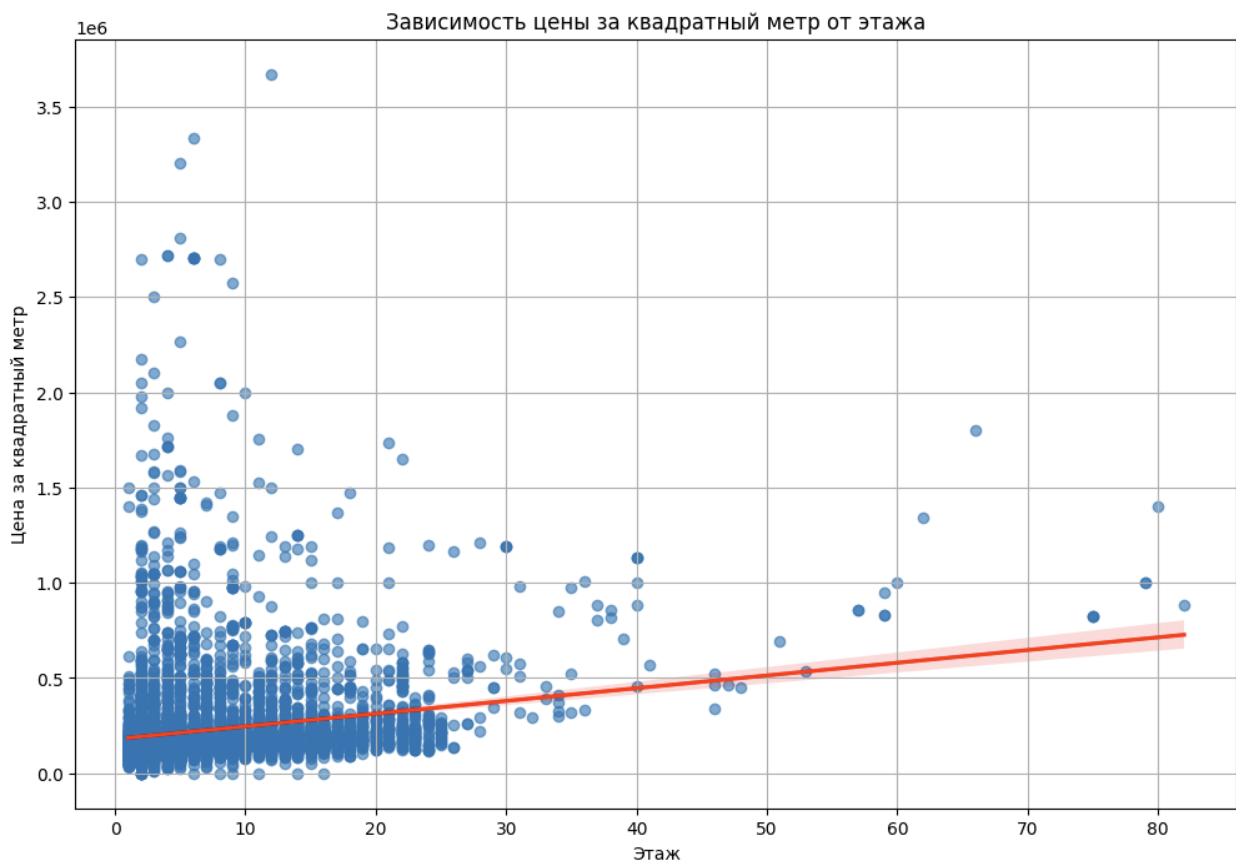
```
# Строим гистограмму с разбивкой по количеству комнат (rooms_count)
plt.figure(figsize=(12, 8))
sns.histplot(data=df, x='price_per_sqm', hue='rooms_count', multiple='stack', bins=30, kde=True)
plt.title('Распределение цены за квадратный метр по количеству комнат')
plt.xlabel('Цена за квадратный метр')
plt.ylabel('Частота')
plt.show()
```



## Зависимость цены за квадратный метр от этажа:

На графике видно, что цена за квадратный метр в основном распределена в диапазоне от 0 до 1.5 миллиона рублей.

```
#Создаем график регрессии для столбцов 'floor' и 'price_per_sqm'
plt.figure(figsize=(12, 8))
sns.regplot(data=df, x='floor', y='price_per_sqm', scatter_kws={'alpha':0.6}, line_kws={'color':'red'})
plt.title('Зависимость цены за квадратный метр от этажа')
plt.xlabel('Этаж')
plt.ylabel('Цена за квадратный метр')
plt.grid(True)
plt.show()
```

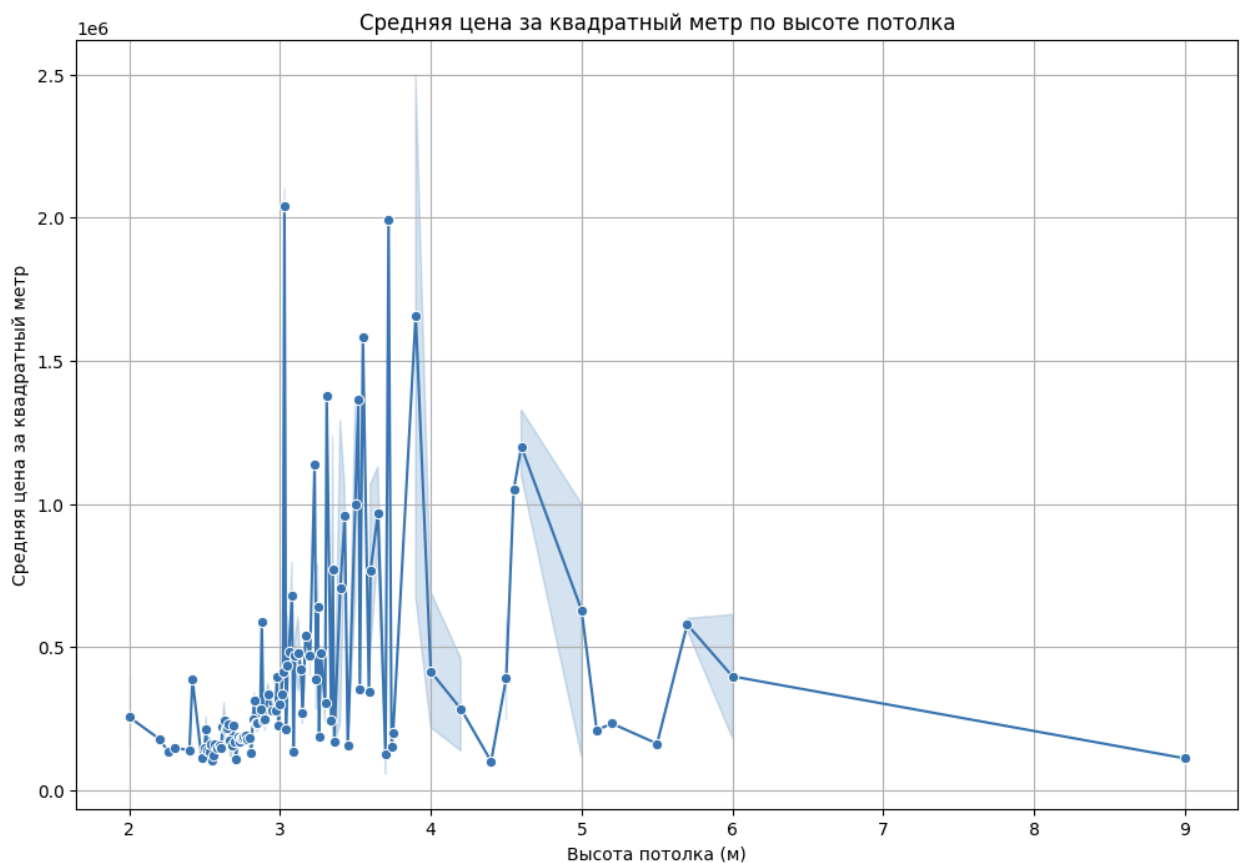




## Зависимость цены за квадратный метр от высоты потолка:

График показывает, что существует небольшая положительная корреляция между высотой потолка и ценой за квадратный метр. Хотя основная масса данных сосредоточена в диапазоне высоты потолка от 2.5 до 3.5 метров, есть некоторые выбросы с высокими значениями, которые могут указывать на элитные квартиры.

```
# Строим линейный график зависимости средней цены за квадратный метр от высоты потолка
plt.figure(figsize=(12, 8))
sns.lineplot(data=df, x='ceiling_height', y='price_per_sqm', estimator='mean', marker='o')
plt.title('Средняя цена за квадратный метр по высоте потолка')
plt.xlabel('Высота потолка (м)')
plt.ylabel('Средняя цена за квадратный метр')
plt.grid(True)
plt.show()
```

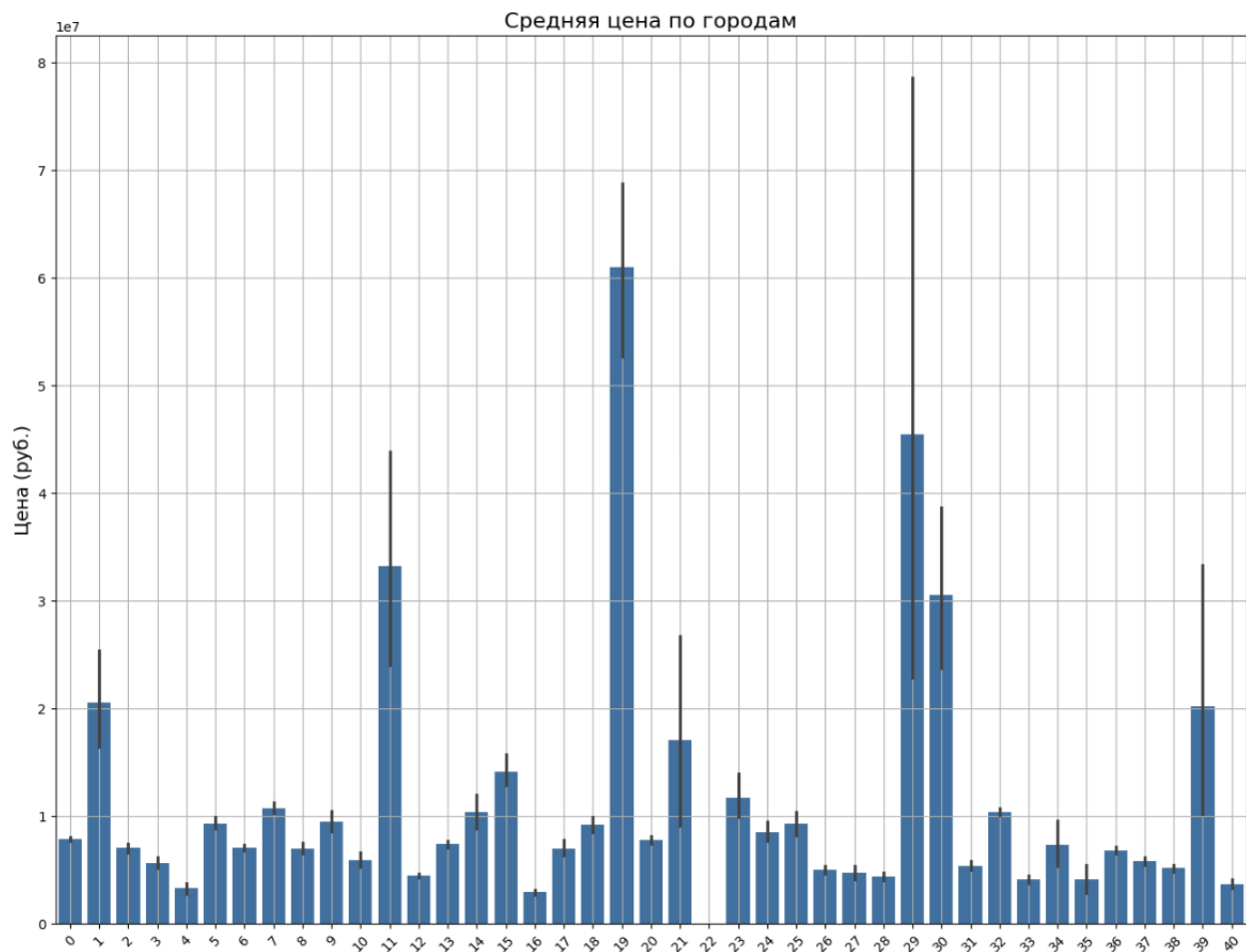


Цена по городам: Самые большие значения мы видим в городах:

Москва(19) Талодом(29) Ивантеевка(11) Троицк(30)

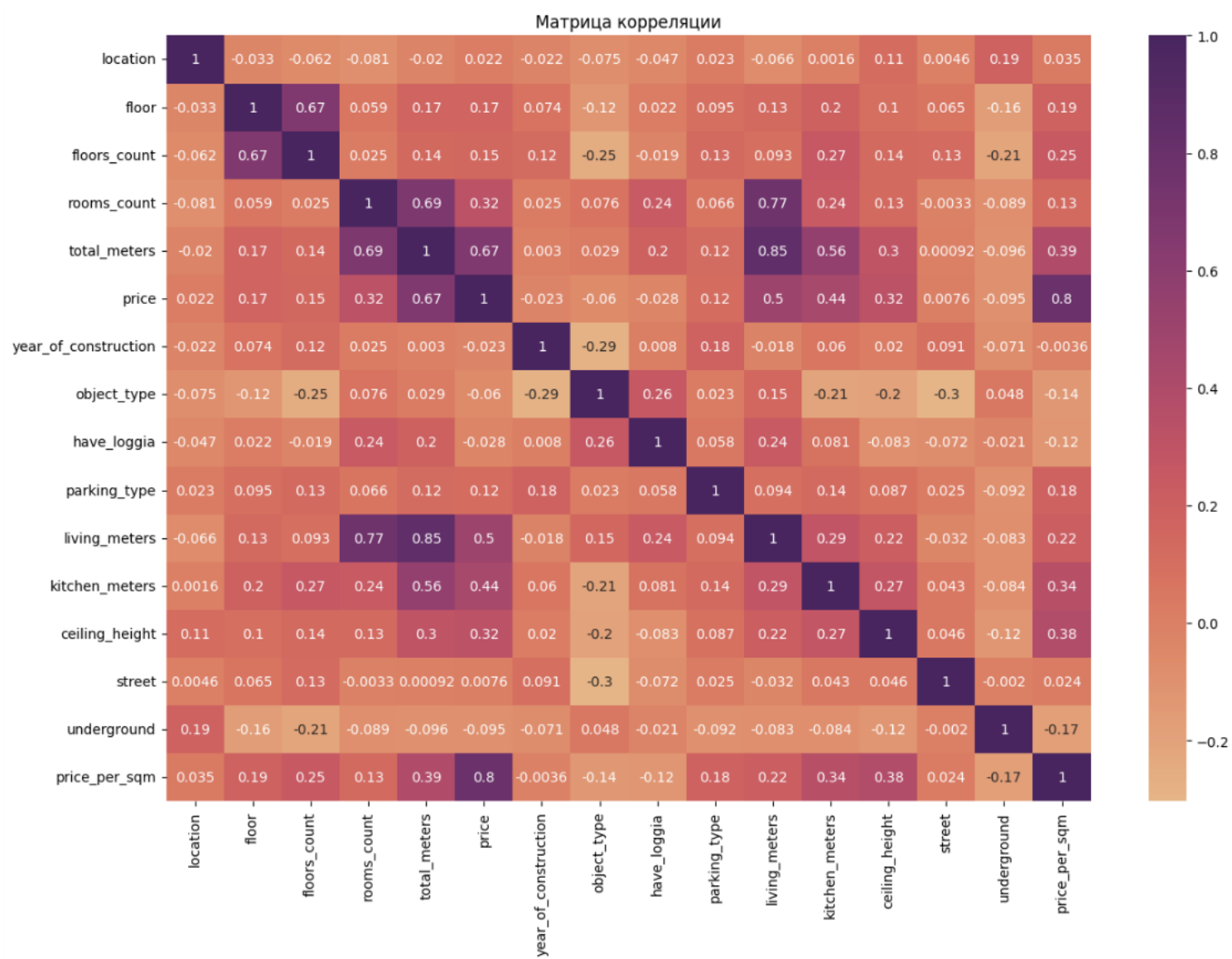
```
# Строим столбчатую диаграмму для отображения средней цены по каждому городу

plt.figure(figsize=(16, 12))
sns.barplot(data=df, x='location', y='price', estimator='mean')
plt.title('Средняя цена по городам', fontsize=16)
plt.xlabel('Город', fontsize=14)
plt.ylabel('Цена (руб.)', fontsize=14)
plt.xticks(rotation=45)
plt.grid(True)
plt.show()
```



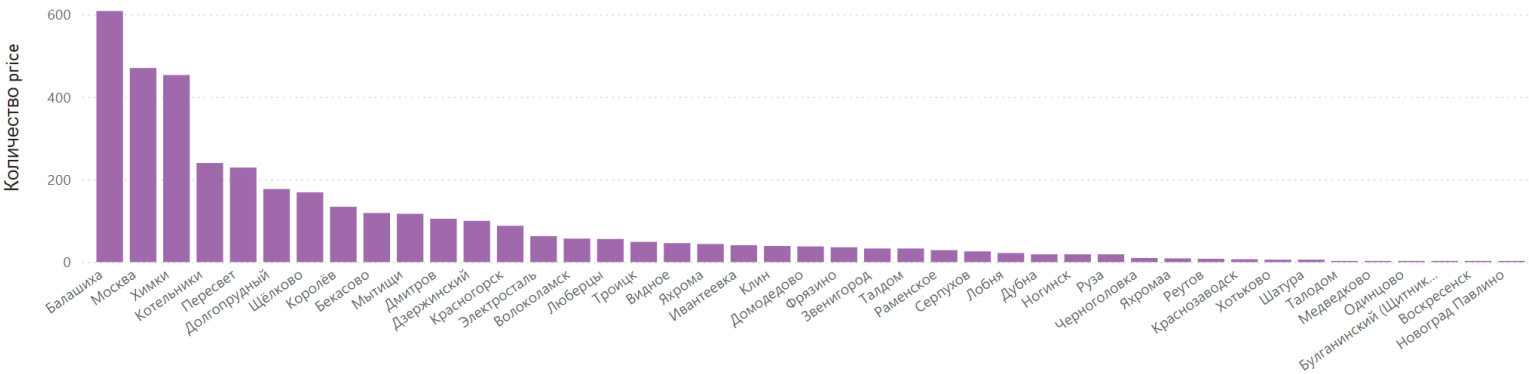
Вывод по матрице корреляции:

Стоимость зависит: От этажа, этажности дома, года постройки, количества комнат, общей площади квартиры, площади кухни и жилой площади, высоты потолка и от стоимости за квадратный метр. И небольшая зависимость от парковки. Стоимость за квадратный метр зависит: От этажа, этажности дома, цены, площади (общая площадь, площадь кухни и жилая), года постройки здания (больше чем общая стоимость квартиры), высоты потолка + от наличия парковки.

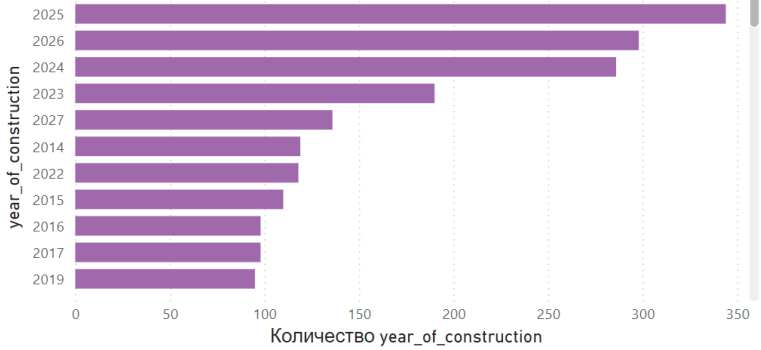


# Power BI

Количество price по location



Количество year\_of\_construction по year\_of\_construction



location

Сумма rooms\_count по rooms\_count

