

Министерство цифрового развития  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего  
образования  
«Сибирский государственный университет телекоммуникаций и  
информатики»  
(СибГУТИ)  
Кафедра прикладной математики и кибернетики

Отчёт

по лабораторной работе № 1 «Первичный анализ и предобработка данных»

Выполнил:

студент группы

ИП-216

Русецкий А.С.  
ФИО студента

Работу проверил:

Преподаватель  
должность преподавателя  
Сороковых Д.А.  
ФИО преподавателя

Новосибирск 2025 г.

# Введение

Краткое описание выбранного набора данных:

Название: House-price

Объём данных: 187,531 запись

Количество признаков: 21

Постановка задачи:

Выберите набор данных с различными типами признаков и наличием пропусков. Проведите все этапы разведочного анализа (EDA).

# Основная часть

## 1. Загрузка и первичный осмотр

Скачиваем набор данных в формате .csv

```
[15]: import kagglehub

# Download latest version
path = kagglehub.dataset_download("juhibhojani/house-price")

print("Path to dataset files:", path)

Path to dataset files: C:\Users\porog\.cache\kagglehub\datasets\juhibhojani\house-price\versions\1
```

Загружаем данные в DataFrame и выводим первые 5 строк

```
import pandas as pd

file_path = 'C:/Users/porog/.cache/kagglehub/datasets/juhibhojani/house-price/versions/1/house_prices.csv'
df = pd.read_csv(file_path)
df.head()
```

	Index	Title	Description	Amount(in rupees)	Price (in rupees)	location	Carpet Area	Status	Floor	Transaction	...	facing	overlooking	Society	Bathroom	Balcony	Car Parking	O
0	0	1 BHK Ready to Occupy Flat for sale in Srushti...	Bhiwandi, Thane has an attractive 1 BHK Flat f...	42 Lac	6000.0	thane	500 sqft	Ready to Move	10 out of 11	Resale	...	NaN	NaN	Srushti Siddhi Mangal Murti Complex	1	2	NaN	
1	1	2 BHK Ready to Occupy Flat for sale in Dosti V...	One can find this stunning 2 BHK flat for sale...	98 Lac	13799.0	thane	473 sqft	Ready to Move	3 out of 22	Resale	...	East	Garden/Park	Dosti Vihar	2	NaN	1 Open	
2	2	2 BHK Ready to Occupy Flat for sale in Sunrise...	Up for immediate sale is a 2 BHK apartment in ...	1.40 Cr	17500.0	thane	779 sqft	Ready to Move	10 out of 29	Resale	...	East	Garden/Park	Sunrise by Kalpataru	2	NaN	1 Covered	
3	3	1 BHK Ready to Occupy Flat for sale in Kasheli	This beautiful 1 BHK Flat is available for sal...	25 Lac	NaN	thane	530 sqft	Ready to Move	1 out of 3	Resale	...	NaN	NaN	NaN	1	1	NaN	
4	4	2 BHK Ready to Occupy Flat for sale in TenX Ha...	This lovely 2 BHK Flat in Pokhran Road, Thane ...	1.60 Cr	18824.0	thane	635 sqft	Ready to Move	20 out of 42	Resale	...	West	Garden/Park, Main Road	TenX Habitat Raymond Realty	2	NaN	1 Covered	

Используем методы .info(), .describe(), .shape

```
import pandas as pd

file_path = 'C:/Users/porog/.cache/kagglehub/datasets/juhibhojani/house-price/versions/1/house_prices.csv'
df = pd.read_csv(file_path)
df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 187531 entries, 0 to 187530
Data columns (total 21 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Index                 187531 non-null  int64
1   Title                 187531 non-null  object
2   Description            184508 non-null  object
3   Amount(in rupees)     187531 non-null  object
4   Price (in rupees)     169866 non-null  float64
5   location              187531 non-null  object
6   Carpet Area           106858 non-null  object
7   Status                186916 non-null  object
8   Floor                 180454 non-null  object
9   Transaction           187448 non-null  object
10  Furnishing            184634 non-null  object
11  facing                117298 non-null  object
12  overlooking           106095 non-null  object
13  Society               77853 non-null   object
14  Bathroom              186703 non-null  object
15  Balcony               138596 non-null  object
16  Car Parking           84174 non-null   object
17  Ownership              122014 non-null  object
18  Super Area            79846 non-null   object
19  Dimensions             0 non-null       float64
20  Plot Area              0 non-null       float64
dtypes: float64(3), int64(1), object(17)
memory usage: 30.0+ MB
```

```
import pandas as pd

file_path = 'C:/Users/porog/.cache/kagglehub/datasets/juhibhojani/house-price/versions/1/house_prices.csv'
df = pd.read_csv(file_path)
df.describe()
```

	Index	Price (in rupees)	Dimensions	Plot Area
count	187531.000000	1.698660e+05	0.0	0.0
mean	93765.000000	7.583772e+03	NaN	NaN
std	54135.681003	2.724171e+04	NaN	NaN
min	0.000000	0.000000e+00	NaN	NaN
25%	46882.500000	4.297000e+03	NaN	NaN
50%	93765.000000	6.034000e+03	NaN	NaN
75%	140647.500000	9.450000e+03	NaN	NaN
max	187530.000000	6.700000e+06	NaN	NaN

```
import pandas as pd

file_path = 'C:/Users/porog/.cache/kagglehub/datasets/juhibhojani/house-price/versions/1/house_prices.csv'
df = pd.read_csv(file_path)
df.shape

(187531, 21)
```

Количество записей: 187531

Количество признаков: 21

Типы признаков:

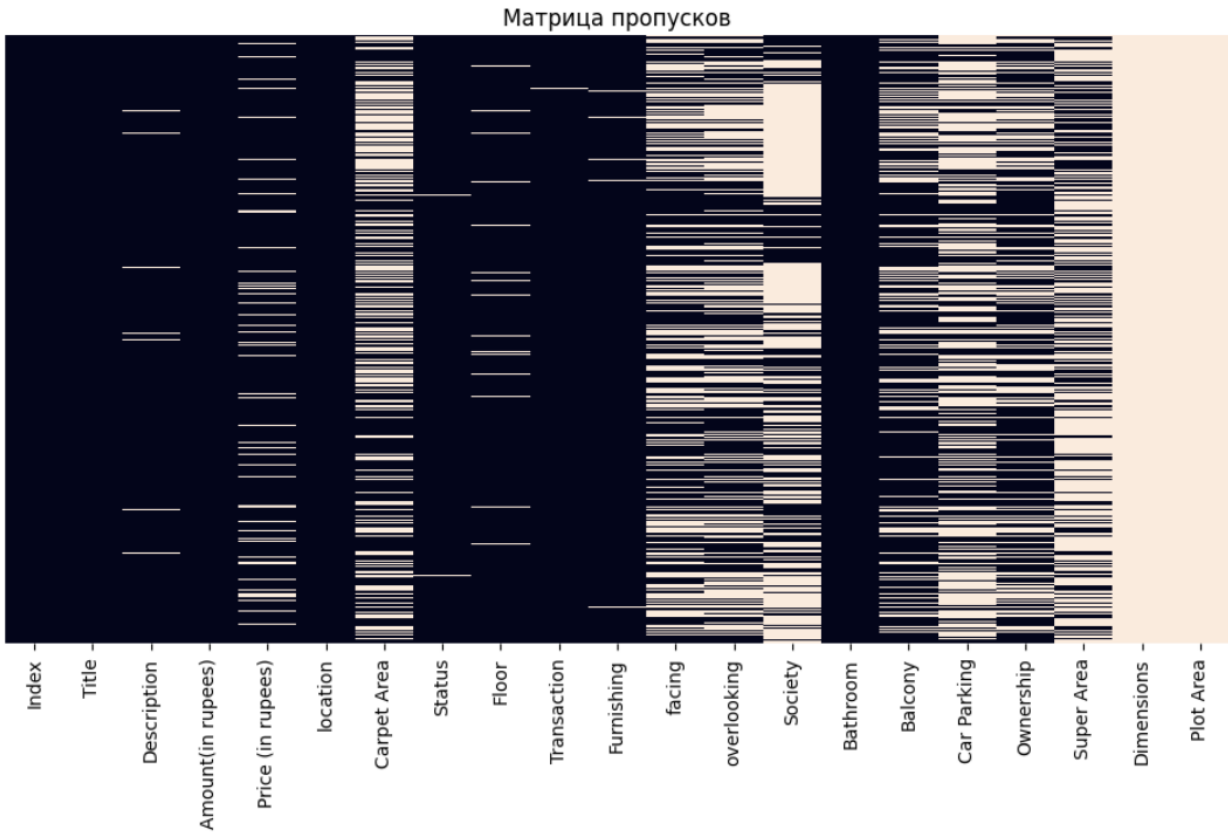
- Числовые (4 признака)
  - Index
  - Price
  - Dimensions
  - Plot Area
- Категориальные (17 признаков) – все имеют тип object

Пропущенные значения:

- Dimensions и Plot Area – 100%
- Super Area – 57%
- Society – 58%
- Car parking – 55%
- Overlooking – 43%
- Facing – 37%
- Balcony – 26%

## 2. Анализ пропусков

```
plt.figure(figsize=(12,6))
sns.heatmap(df.isnull(), cbar=False, yticklabels=False)
plt.title("Матрица пропусков")
plt.show()
display(miss_df.head(20))
```



	missing_count	missing_percent
Plot Area	187531	100.000000
Dimensions	187531	100.000000
Society	109678	58.485264
Super Area	107685	57.422506
Car Parking	103357	55.114621
overlooking	81436	43.425354
Carpet Area	80673	43.018488
facing	70233	37.451408
Ownership	65517	34.936624
Balcony	48935	26.094352
Price (in rupees)	17665	9.419776
Floor	7077	3.773776
Description	3023	1.612000
Furnishing	2897	1.544811
Bathroom	828	0.441527
Status	615	0.327946
Transaction	83	0.044259
Amount(in rupees)	0	0.000000
Title	0	0.000000
Index	0	0.000000

Столбцы с наибольшим процентом пропусков: Dimensions и Plot Area (100%), Super Area (57.4%), Society (58.5%), Car Parking (55.1%)

Стратегия обработки:

- Удалить полностью пустые столбцы
- Для столбцов с >50% пропусков использовать удаление или заполнение значением «Не указано»
- Для числовых признаков с пропусками заполнить медианной
- Для категориальных признаков заполнить модой

### 3. Анализ числовых признаков

```
fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(15, 10))
axes = axes.flatten()

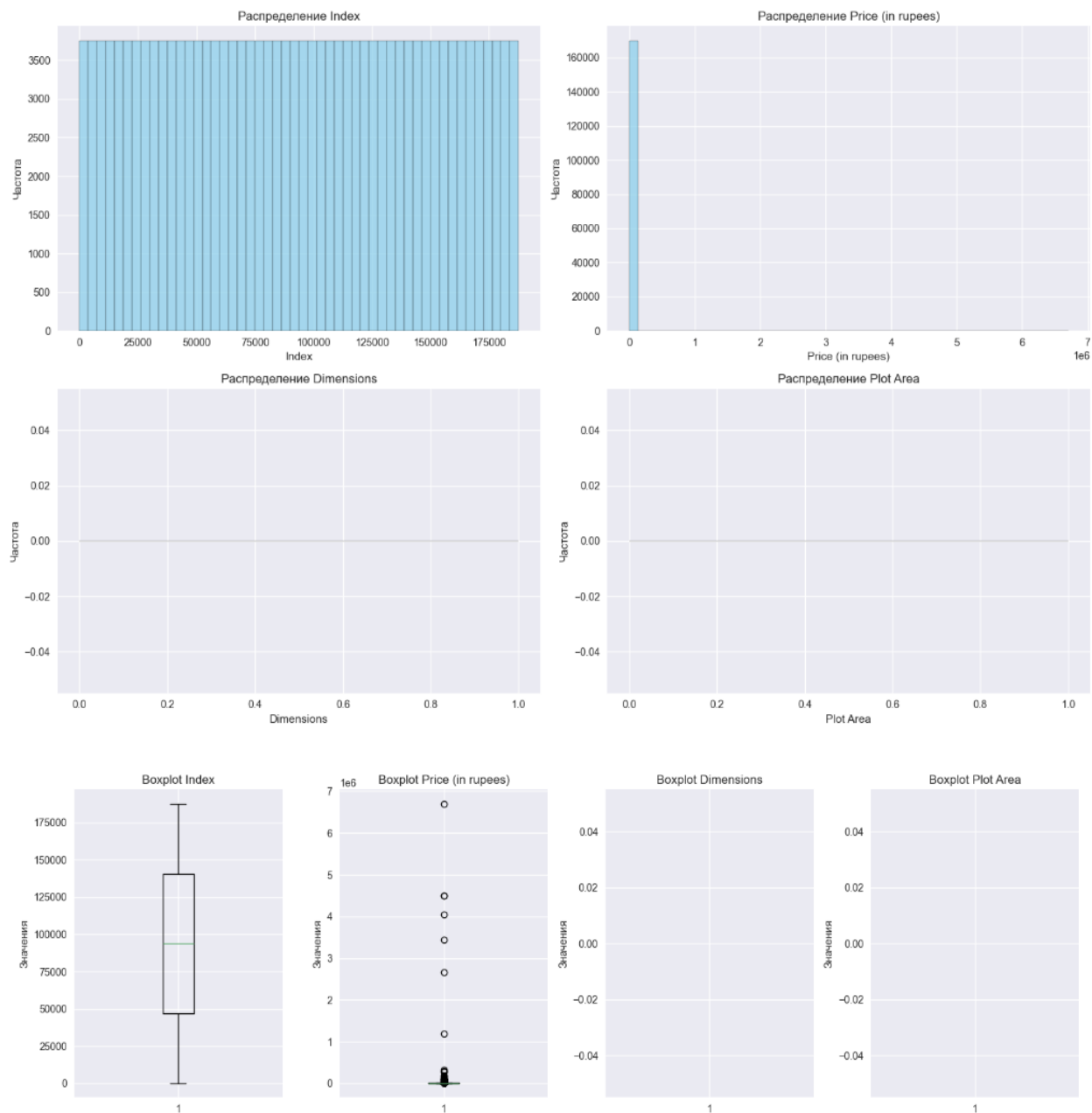
for i, col in enumerate(numeric_cols):
    if i < 4:
        axes[i].hist(df[col].dropna(), bins=50, alpha=0.7, color='skyblue', edgecolor='black')
        axes[i].set_title(f'Распределение {col}', fontsize=12)
        axes[i].set_xlabel(col)
        axes[i].set_ylabel('Частота')

plt.tight_layout()
plt.show()

fig, axes = plt.subplots(1, len(numeric_cols), figsize=(15, 5))
for i, col in enumerate(numeric_cols):
    axes[i].boxplot(df[col].dropna())
    axes[i].set_title(f'Boxplot {col}')
    axes[i].set_ylabel('Значения')

plt.tight_layout()
plt.show()

stats_df = pd.DataFrame(stats, columns=['feature', 'mean', 'median', 'std', 'skew'])
stats_df
```



	feature	mean	median	std	skew
0	Index	93765.000000	93765.0	54135.681003	0.00000
1	Price (in rupees)	7583.771885	6034.0	27241.705819	177.11337
2	Dimensions	NaN	NaN	NaN	NaN
3	Plot Area	NaN	NaN	NaN	NaN

Распределение цены показывает значительные выбросы (6.7е6 при медиане 6034). Столбец Index равномерно распределён.



## 4. Анализ категориальных признаков

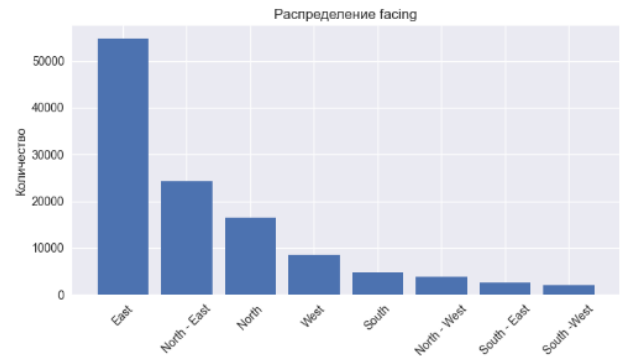
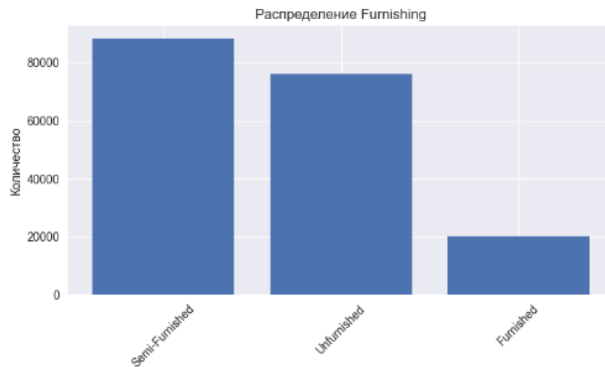
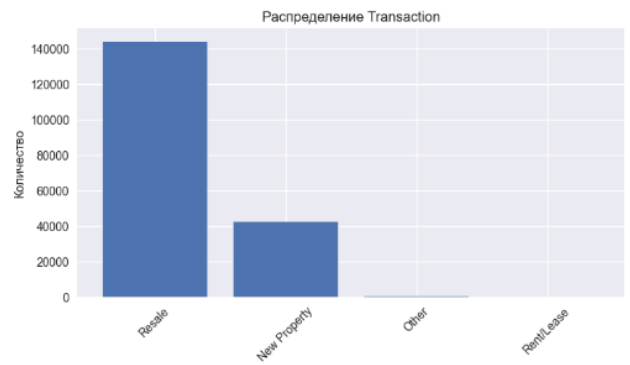
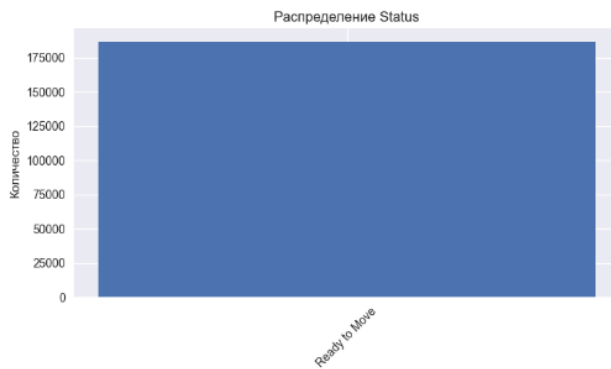
```
reasonable_cats = [col for col in categorical_cols if df[col].nunique() <= 20]

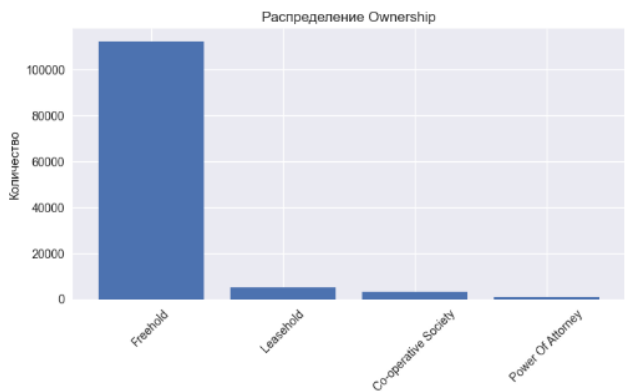
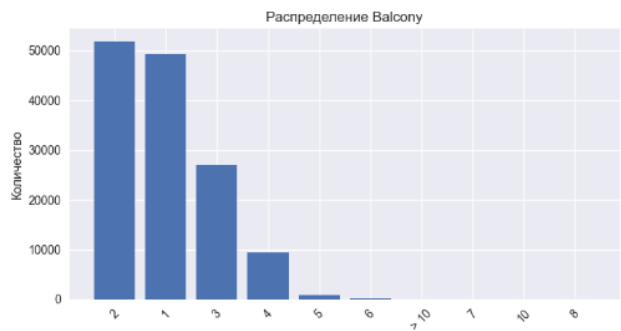
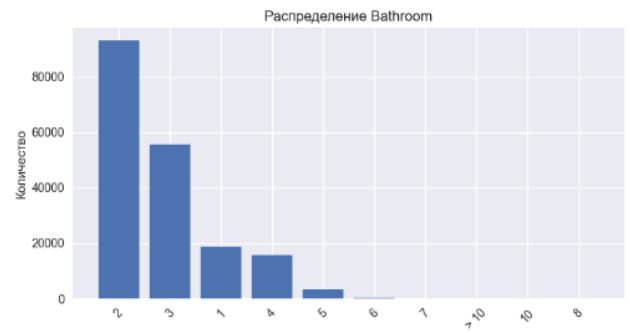
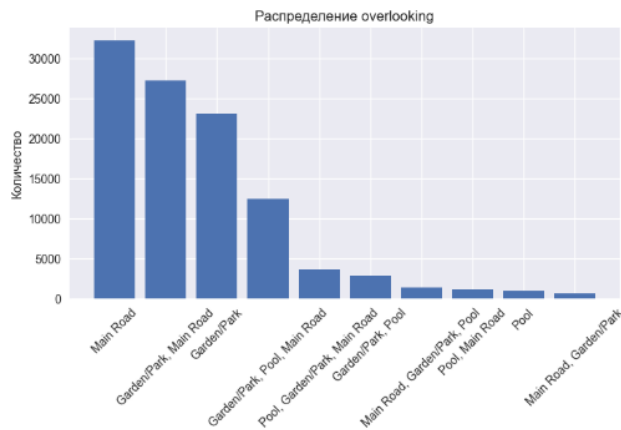
fig, axes = plt.subplots(4, 2, figsize=(15, 20))
axes = axes.flatten()

for i, col in enumerate(reasonable_cats[:8]): # Первые 8 признаков
    value_counts = df[col].value_counts().head(10) # Топ-10 категорий
    axes[i].bar(value_counts.index.astype(str), value_counts.values)
    axes[i].set_title(f'Распределение {col}', fontsize=12)
    axes[i].tick_params(axis='x', rotation=45)
    axes[i].set_ylabel('Количество')

plt.tight_layout()
plt.show()

print("\nКоличество уникальных категорий:")
print("-" * 35)
for col in categorical_cols:
    unique_count = df[col].nunique()
    print(f"{col}: {unique_count} уникальных значений")
```





Количество уникальных категорий:

Title: 32446 уникальных значений  
Description: 65634 уникальных значений  
Amount(in rupees): 1561 уникальных значений  
location: 81 уникальных значений  
Carpet Area: 2758 уникальных значений  
Status: 1 уникальных значений  
Floor: 947 уникальных значений  
Transaction: 4 уникальных значений  
Furnishing: 3 уникальных значений  
facing: 8 уникальных значений  
overlooking: 19 уникальных значений  
Society: 10376 уникальных значений  
Bathroom: 11 уникальных значений  
Balcony: 11 уникальных значений  
Car Parking: 229 уникальных значений  
Ownership: 4 уникальных значений  
Super Area: 2976 уникальных значений

Признаки с высокой кардинальностью:

- Title (высокая уникальность)
- Description
- Location

## 5. Анализ взаимосвязей

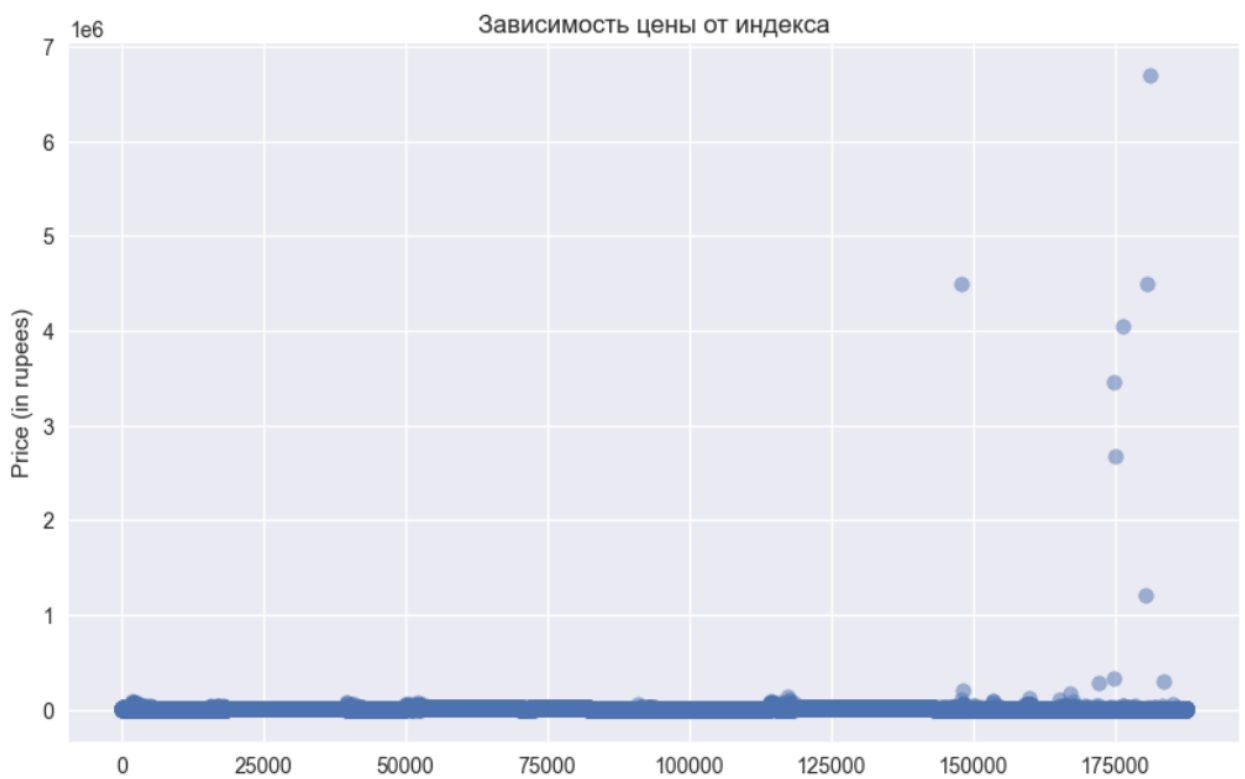
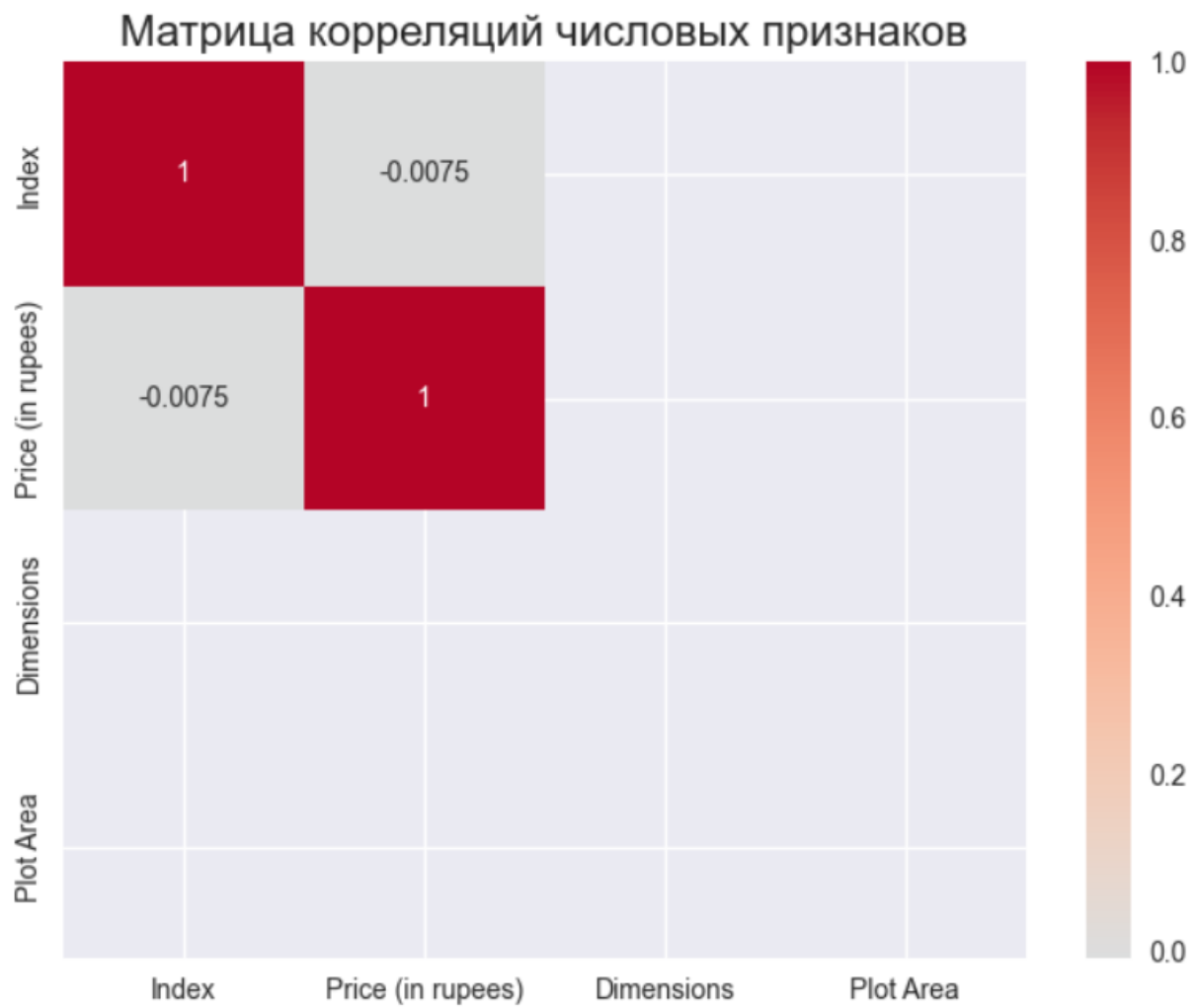
```
# 5.1 Матрица корреляций
correlation_matrix = df[numeric_cols].corr()
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', center=0)
plt.title('Матрица корреляций числовых признаков', fontsize=16)
plt.show()

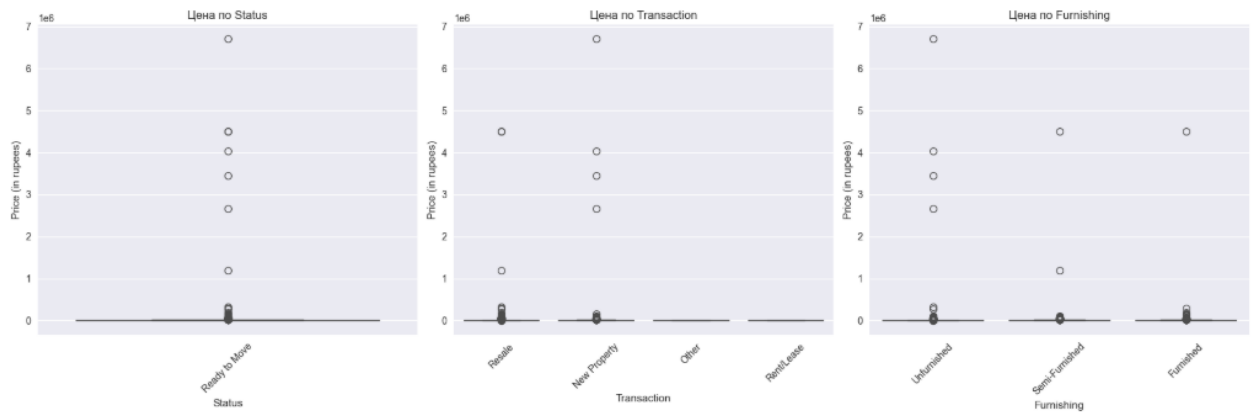
# 5.2 Диаграммы рассеяния для Price
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(df['Index'], df['Price (in rupees)'], alpha=0.5)
plt.title('Зависимость цены от индекса')
plt.xlabel('Index')
plt.ylabel('Price (in rupees)')
plt.show()

# 5.3 Boxplot категориальных и числовых признаков с небольшим кол-ом категорий
cat_for_analysis = [col for col in reasonable_cats if df[col].nunique() <= 5][:3]

fig, axes = plt.subplots(1, len(cat_for_analysis), figsize=(18, 6))
for i, col in enumerate(cat_for_analysis):
    sns.boxplot(x=df[col], y=df['Price (in rupees)'], ax=axes[i])
    axes[i].set_title(f'Цена по {col}')
    axes[i].tick_params(axis='x', rotation=45)

plt.tight_layout()
plt.show()
```





Корреляция между числовыми признаками слабая из-за малого количества. Зависимость цены от индекса не прослеживается. Boxplot показывают различия в распределении цен по категориям.

## 6. Базовая предобработка

```
# 6.1 Приведение названий столбцов к нижнему регистру
print("ИСХОДНЫЕ НАЗВАНИЯ СТОЛБЦОВ:")
print(df.columns.tolist())
print()

df.columns = df.columns.str.lower().str.replace(' ', '_').str.replace('(', '').str.replace(')', '')
print("НОВЫЕ НАЗВАНИЯ СТОЛБЦОВ (после очистки):")
print(df.columns.tolist())
print("\n" + "="*80)

# 6.2 Обработка пропусков
print("АНАЛИЗ ПРОПУСКОВ ДО ОБРАБОТКИ:")
missing_before = df.isnull().sum()
print(missing_before[missing_before > 0])
print()

# Удаляем полностью пустые столбцы, а также проверяем актуальные названия
empty_columns = []
for col in df.columns:
    if df[col].isnull().sum() == len(df):
        empty_columns.append(col)
        print(f"Обнаружен полностью пустой столбец: {col}")

if empty_columns:
    print(f"УДАЛЯЕМ ПОЛНОСТЬЮ ПУСТЫЕ СТОЛБЦЫ: {empty_columns}")
    df = df.drop(empty_columns, axis=1)
    print(f"Размерность после удаления пустых столбцов: {df.shape}")
else:
    print("Полностью пустых столбцов не обнаружено")
print()
```

ИСХОДНЫЕ НАЗВАНИЯ СТОЛБЦОВ:

```
['Index', 'Title', 'Description', 'Amount(in rupees)', 'Price (in rupees)', 'location', 'Carpet Area', 'Status',  
'Floor', 'Transaction', 'Furnishing', 'facing', 'overlooking', 'Society', 'Bathroom', 'Balcony', 'Car Parking',  
'Ownership', 'Super Area', 'Dimensions', 'Plot Area']
```

НОВЫЕ НАЗВАНИЯ СТОЛБЦОВ (после очистки):

```
['index', 'title', 'description', 'amountin_rupees', 'price_in_rupees', 'location', 'carpet_area', 'status', 'fl  
oor', 'transaction', 'furnishing', 'facing', 'overlooking', 'society', 'bathroom', 'balcony', 'car_parking', 'ow  
nership', 'super_area', 'dimensions', 'plot_area']
```

=====

АНАЛИЗ ПРОПУСКОВ ДО ОБРАБОТКИ:

```
description      3023  
price_in_rupees  17665  
carpet_area      80673  
status           615  
floor            7077  
transaction      83  
furnishing       2897  
facing           70233  
overlooking      81436  
society          109678  
bathroom         828  
balcony          48935  
car_parking      103357  
ownership        65517  
super_area       107685  
dimensions       187531  
plot_area        187531  
dtype: int64
```

Обнаружен полностью пустой столбец: dimensions

Обнаружен полностью пустой столбец: plot\_area

УДАЛЯЕМ ПОЛНОСТЬЮ ПУСТЫЕ СТОЛБЦЫ: ['dimensions', 'plot\_area']

Размерность после удаления пустых столбцов: (187531, 19)

```
# Заполняем числовые пропуски медианой  
numeric_cols_updated = df.select_dtypes(include=[np.number]).columns.tolist()  
print("ЧИСЛОВЫЕ ПРИЗНАКИ ДЛЯ ЗАПОЛНЕНИЯ МЕДИАНОЙ:")  
for col in numeric_cols_updated:  
    missing_count = df[col].isnull().sum()  
    if missing_count > 0:  
        median_val = df[col].median()  
        print(f" {col}: {missing_count} пропусков → заполняем медианой ({median_val:.2f})")  
        df[col] = df[col].fillna(median_val)  
    else:  
        print(f" {col}: пропусков нет")  
print()  
  
# Заполняем категориальные пропуски модой  
categorical_cols_updated = df.select_dtypes(include=['object']).columns.tolist()  
print("КАТЕГОРИАЛЬНЫЕ ПРИЗНАКИ ДЛЯ ЗАПОЛНЕНИЯ МОДОЙ:")  
for col in categorical_cols_updated:  
    missing_count = df[col].isnull().sum()  
    if missing_count > 0:  
        mode_val = df[col].mode()[0] if not df[col].mode().empty else 'Unknown'  
        print(f" {col}: {missing_count} пропусков → заполняем модой ('{mode_val}')        df[col] = df[col].fillna(mode_val)  
    else:  
        print(f" {col}: пропусков нет")  
print()  
  
print("ПРОВЕРКА ПОСЛЕ ЗАПОЛНЕНИЯ ПРОПУСКОВ:")  
missing_after = df.isnull().sum()  
remaining_missing = missing_after[missing_after > 0]  
if len(remaining_missing) > 0:  
    print("Осталось пропусков:")  
    print(remaining_missing)  
else:  
    print("Все пропуски успешно заполнены!")  
print("\n" + "="*80)
```

ЧИСЛОВЫЕ ПРИЗНАКИ ДЛЯ ЗАПОЛНЕНИЯ МЕДИАНОЙ:

index: пропусков нет  
price\_in\_rupees: 17665 пропусков → заполняем медианой (6034.00)

КАТЕГОРИАЛЬНЫЕ ПРИЗНАКИ ДЛЯ ЗАПОЛНЕНИЯ МОДОЙ:

title: пропусков нет  
description: 3023 пропусков → заполняем модой ('Multistorey apartment is available for sale. It is a good location property. Please contact for more details.')  
amountin\_rupees: пропусков нет  
location: пропусков нет  
carpet\_area: 80673 пропусков → заполняем модой ('1000 sqft')  
status: 615 пропусков → заполняем модой ('Ready to Move')  
floor: 7077 пропусков → заполняем модой ('2 out of 4')  
transaction: 83 пропусков → заполняем модой ('Resale')  
furnishing: 2897 пропусков → заполняем модой ('Semi-Furnished')  
facing: 70233 пропусков → заполняем модой ('East')  
overlooking: 81436 пропусков → заполняем модой ('Main Road')  
society: 109678 пропусков → заполняем модой ('Hamdam Apartment')  
bathroom: 828 пропусков → заполняем модой ('2')  
balcony: 48935 пропусков → заполняем модой ('2')  
car\_parking: 103357 пропусков → заполняем модой ('1 Covered')  
ownership: 65517 пропусков → заполняем модой ('Freehold')  
super\_area: 107685 пропусков → заполняем модой ('1100 sqft')

ПРОВЕРКА ПОСЛЕ ЗАПОЛНЕНИЯ ПРОПУСКОВ:

Все пропуски успешно заполнены!

ПОИСК ПОЛНОСТЬЮ ПУСТЫХ СТОЛБЦОВ:

index: 0/187531 пропусков (0.0%)  
title: 0/187531 пропусков (0.0%)  
description: 0/187531 пропусков (0.0%)  
amountin\_rupees: 0/187531 пропусков (0.0%)  
price\_in\_rupees: 0/187531 пропусков (0.0%)  
location: 0/187531 пропусков (0.0%)  
carpet\_area: 0/187531 пропусков (0.0%)  
status: 0/187531 пропусков (0.0%)  
floor: 0/187531 пропусков (0.0%)  
transaction: 0/187531 пропусков (0.0%)  
furnishing: 0/187531 пропусков (0.0%)  
facing: 0/187531 пропусков (0.0%)  
overlooking: 0/187531 пропусков (0.0%)  
society: 0/187531 пропусков (0.0%)  
bathroom: 0/187531 пропусков (0.0%)  
balcony: 0/187531 пропусков (0.0%)  
car\_parking: 0/187531 пропусков (0.0%)  
ownership: 0/187531 пропусков (0.0%)  
super\_area: 0/187531 пропусков (0.0%)

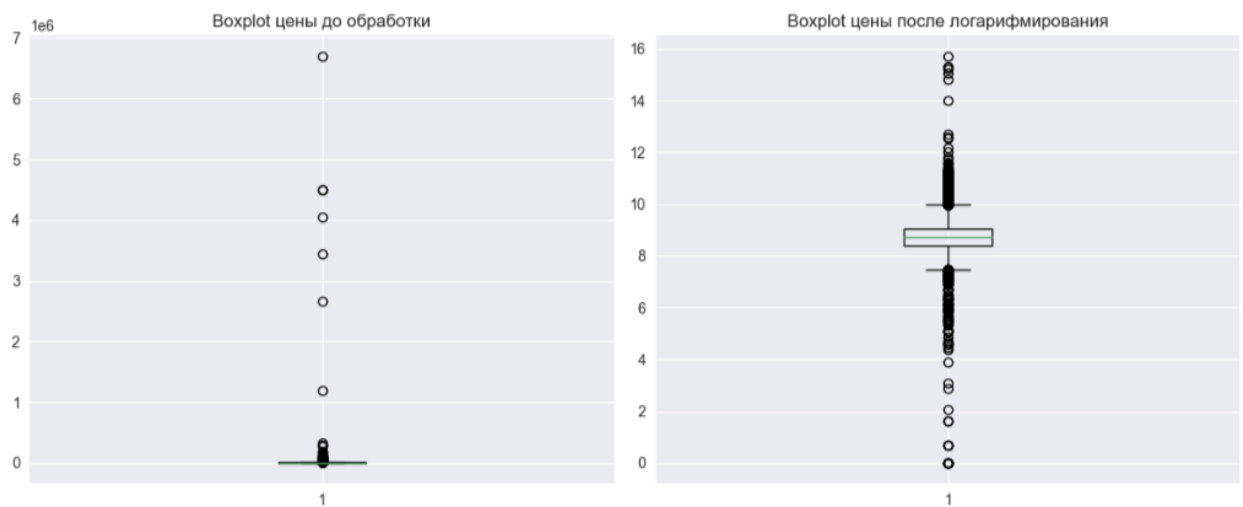
## 7. Обработка выбросов

```
# 7.1 Выбираем признак с выбросами - price_in_rupees
price_data = df['price_in_rupees'].dropna()
```

```
# Вохplot до обработки
plt.figure(figsize=(12, 5))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.boxplot(price_data)
plt.title('Вохplot цены до обработки')
```

```
# 7.2 Логарифмическое преобразование
price_log = np.log1p(price_data)
```

```
# Вохplot после обработки
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.boxplot(price_log)
plt.title('Вохplot цены после логарифмирования')
plt.tight_layout()
plt.show()
```



```
# 7.3 IQR обрезка
Q1 = price_data.quantile(0.25)
Q3 = price_data.quantile(0.75)
IQR = Q3 - Q1
lower_bound = Q1 - 1.5 * IQR
upper_bound = Q3 + 1.5 * IQR

price_trimmed = price_data[(price_data >= lower_bound) & (price_data <= upper_bound)]

print(f"До обработки: {len(price_data)} записей")
print(f"После IQR обрезки: {len(price_trimmed)} записей")
print(f"Удалено выбросов: {len(price_data) - len(price_trimmed)}")

# Сравнение распределений
fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(18, 5))
axes[0].hist(price_data, bins=50, alpha=0.7, color='blue')
axes[0].set_title('Исходное распределение')
axes[0].set_xlabel('Цена')

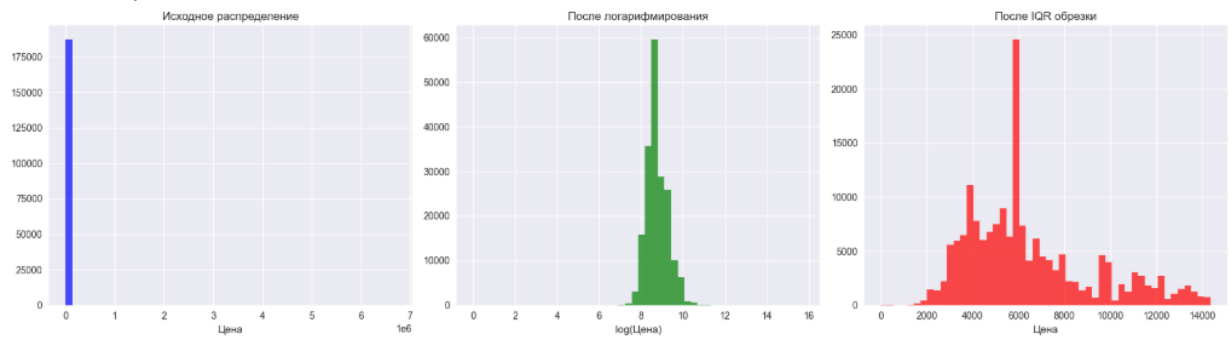
axes[1].hist(price_log, bins=50, alpha=0.7, color='green')
axes[1].set_title('После логарифмирования')
axes[1].set_xlabel('log(Цена)')

axes[2].hist(price_trimmed, bins=50, alpha=0.7, color='red')
axes[2].set_title('После IQR обрезки')
axes[2].set_xlabel('Цена')

plt.tight_layout()
plt.show()
```



До обработки: 187531 записей  
После IQR обрезки: 177086 записей  
Удалено выбросов: 10445



## Заключение

### 1. Проблема с пропущенными значениями

В данном наборе данных оказалось 2 полностью пустых столбца dimensions и plot\_area. Также был высокий уровень пропусков в ключевых признаках super\_area, society и car\_parking. В признаке price\_in\_rupees были умеренные пропуски.

### 2. Проблема выбросов

Сильные выбросы в ценах: максимальное значение 6,700,000 при медиане ~6000.

### 3. Проблема высокой кардинальности

Категориальные признаки с большим количеством уникальных значений: title, description, location.

В данной работе было использовано:

- Удаление полностью пустых столбцов - исключение бесполезных признаков
- Заполнение числовых пропусков медианой – устойчивость к выбросам
- Заполнение категориальных пропусков модой – сохранение наиболее частых значений

Обработка выбросов осуществлялась с помощью логарифмического преобразования для нормализации распределения цен, а также IQR-обрезка.

Влияние на дальнейшее построение моделей:

- Улучшение качества данных при помощи устранения пропусков и обработки выбросов
- Повышение эффективности моделей
- Улучшение интерпретируемости

Ссылка на датасет:

<https://www.kaggle.com/datasets/juhibhojani/house-price>

Ссылка на google colab:

<https://colab.research.google.com/drive/1zvd84-V5tAsKdy63g6FkoLrS6A2Ggz8L?usp=sharing>