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

# Отчёт по кейсу «Самолёт»

Работу выполнил: Студент группы № ИСП-22 Рыжков Артём Русланович

Долгопрудный, 2024

## Введение:

В данном отчёте рассматриваются выводы, полученные с аналитической работы над данными в области «Квартиры в Московской области, и Москве».

#### Цель:

Собрать данные и произвести аналитическую работу над ними для будущих работ, например, создание модели на основе выводов.

## Задачи:

- Используя открытые источники собрать список данных.
- На основе полученной информации произвести удаление ненужных данных, дополнение необходимых, выявление аномалий и их блокировка.
- Визуализация данных при помощи, инструментов для подобных задач. Нахождение взаимосвязей между данными или их полное отсутствие, усреднённых показателей для уверенного отчёта.

# Процесс проделанной работы:

Для выполнения основной задачи, существует небольшой выбор источников, откуда собирать данные, при помощи скриптов, написанных на языке Python, было получено около десяти тысяч объявлений в нужных регионах (Рисунок 1-2).

```
import cianparser
parser = cianparser.CianParser(location="Одинцово")# здесь указывается город для сбора информации
# переменная sale не менялась нам нужен только такой тип
data = parser.get_flats(deal_type="sale", rooms=(1), additional_settings={"start_page":1, "end_page": 54}, with_extra_data=True, with_saving_csv=True)
#rooms=(1) вместо 1 можно указать количество комнат для сбора
```

Рисунок 1



Рисунок 2

Далее мы убираем часть лишней информации из наших данных. Затем выводим количество отсутствующей информации визуально (Рисунок 3).

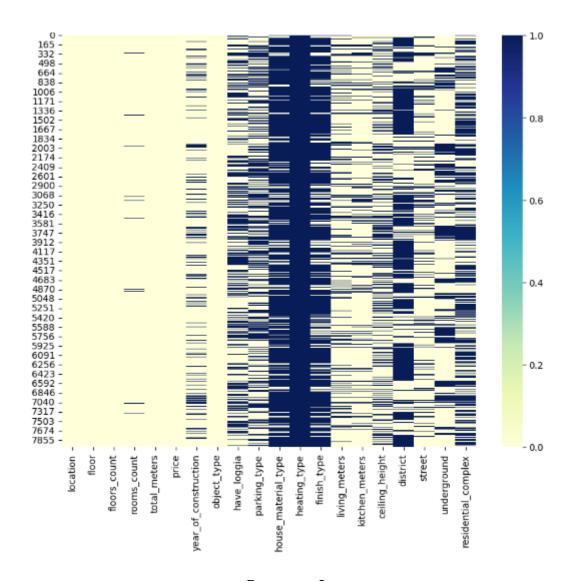


Рисунок 3

После этого убираем полностью пустые строки, повторяющуюся информацию и заполняем пустые значения 0, а затем выводим количество пустот в столбцах (Рисунок 4-5).

:	<pre>null_counts = df.isnull().sum().reset_index() null_counts.columns = ['Column', 'Null Count'] print(null_counts)</pre>			
	Column	Null Count		
0	location	9		
1	floor	9		
2	floors_count	9		
3	rooms_count	9		
4	total_meters	9		
5	price	9		
6	year_of_construction	9		
- 7	object_type	9		
8	have_loggia	9		
9	parking_type	9		
16	living_meters	9		
11	. kitchen_meters	9		
12	ceiling_height	9		
13	street	9		
14	underground	9		

Рисунок 4

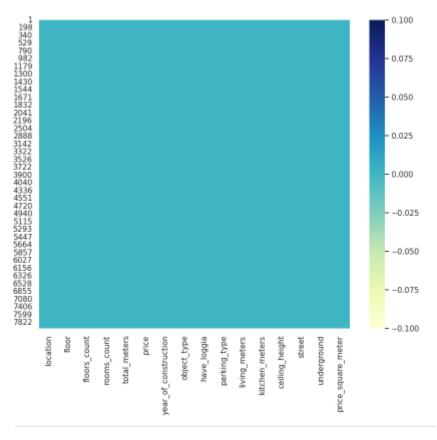


Рисунок 5

Меняем все возможные колонки с типа object на int или float и удаляем аномалии (Рисунок 6).

df.imfo()					
<class 'pandas.core.frame.dataframe'=""></class>					
Index: 3972 entries, 0 to 7977					
Data columns (total 15 columns):					
#	Column	Non-Null Count	Otype		
0	location	3972 non-null	int64		
1	floor	3972 non-null	int64		
2	floors_count	3972 non-null	int64		
3	rooms_count	3972 non-null	int64		
4	total_meters	3972 non-null			
5	price	3972 non-null	int64		
6	year_of_construction	3972 non-null	float64		
7	object_type	3972 non-null	int64		
8		3972 non-null			
9	L	3972 non-null			
10		3147 non-null			
11	kitchen_meters	3491 non-null			
12	0	3972 non-null	float64		
13		3972 non-null			
14		3972 non-null	int64		
dtypes: float64(5), int64(10)					
memony usage: 496.5 KB					

Рисунок 6

Окончательная часть создание матрицы колеряции (Рисунок 7)

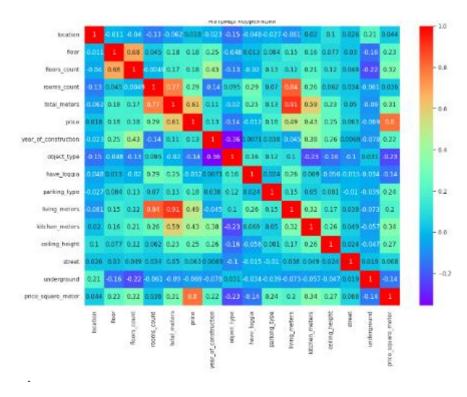


Рисунок 7

## Аналитика данных:

Благодаря выведенным графикам, можно сделать выводы, что цена в основном зависит от типа отделки, материала дома, города. От года постройки зданий зависит лишь их количество на рынке и количество комнат.

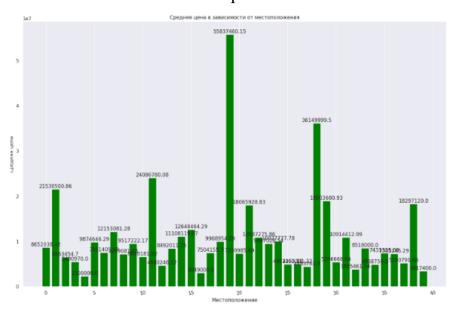


Рисунок 8

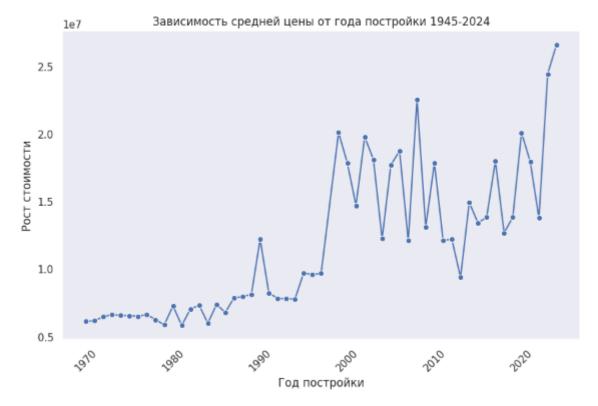


Рисунок 9

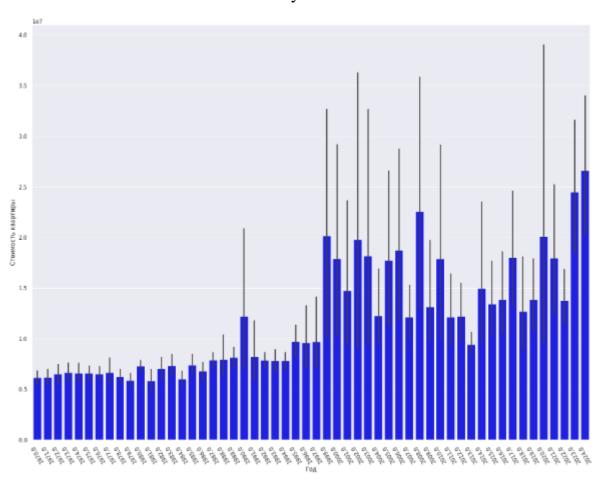


Рисунок 10

# Заключение:

В результате аналитической работы были собраны, отсортированы, почищены данные, простроены удобные для анализа графики, благодаря которым получилось выявить не маловажные критерии в оценивании стоимости недвижимости в Московской Области и Москве. Основными факторами, оказывающими влияние на стоимость, выявились тип отделки, материала здания и расположение. Полученные данные могут быть использованы для дальнейшей разработки прогностических моделей.