Исследование статистики о недвижимости в Москве

Проект в рамках всероссийской научно-технологической программы по решению проектных задач в области искусственного интеллекта и смежных дисциплин «Сириус.ИИ»

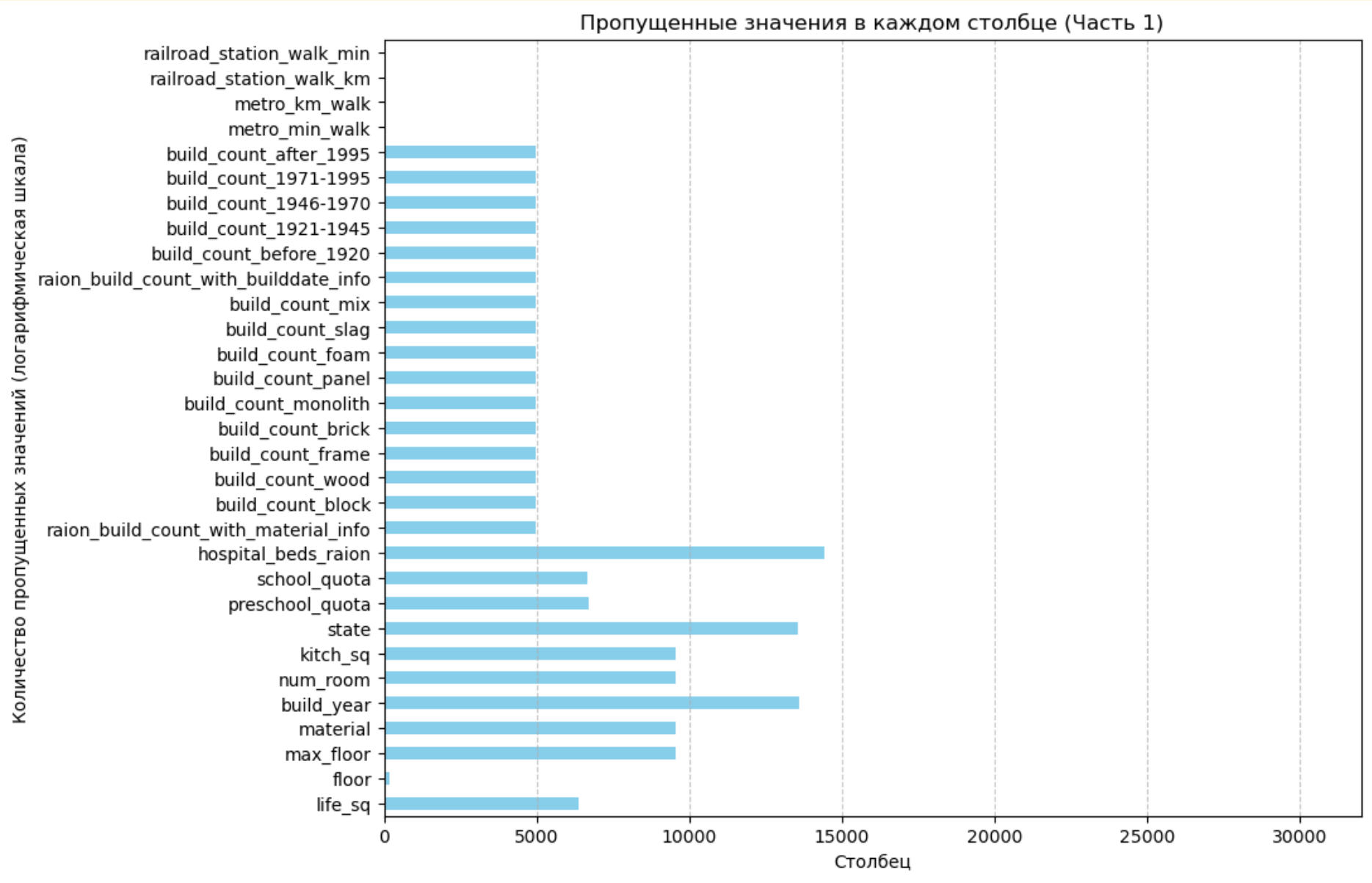
Состав проектной команды

- Беляков Михаил Евгеньевич, Бийск, Алтайский край – Разработка кода исследования и машинное обучение.
- Мораст Марк Анатольевич, Бийск, Алтайский край – Анализ информации. Выгрузка на Github.

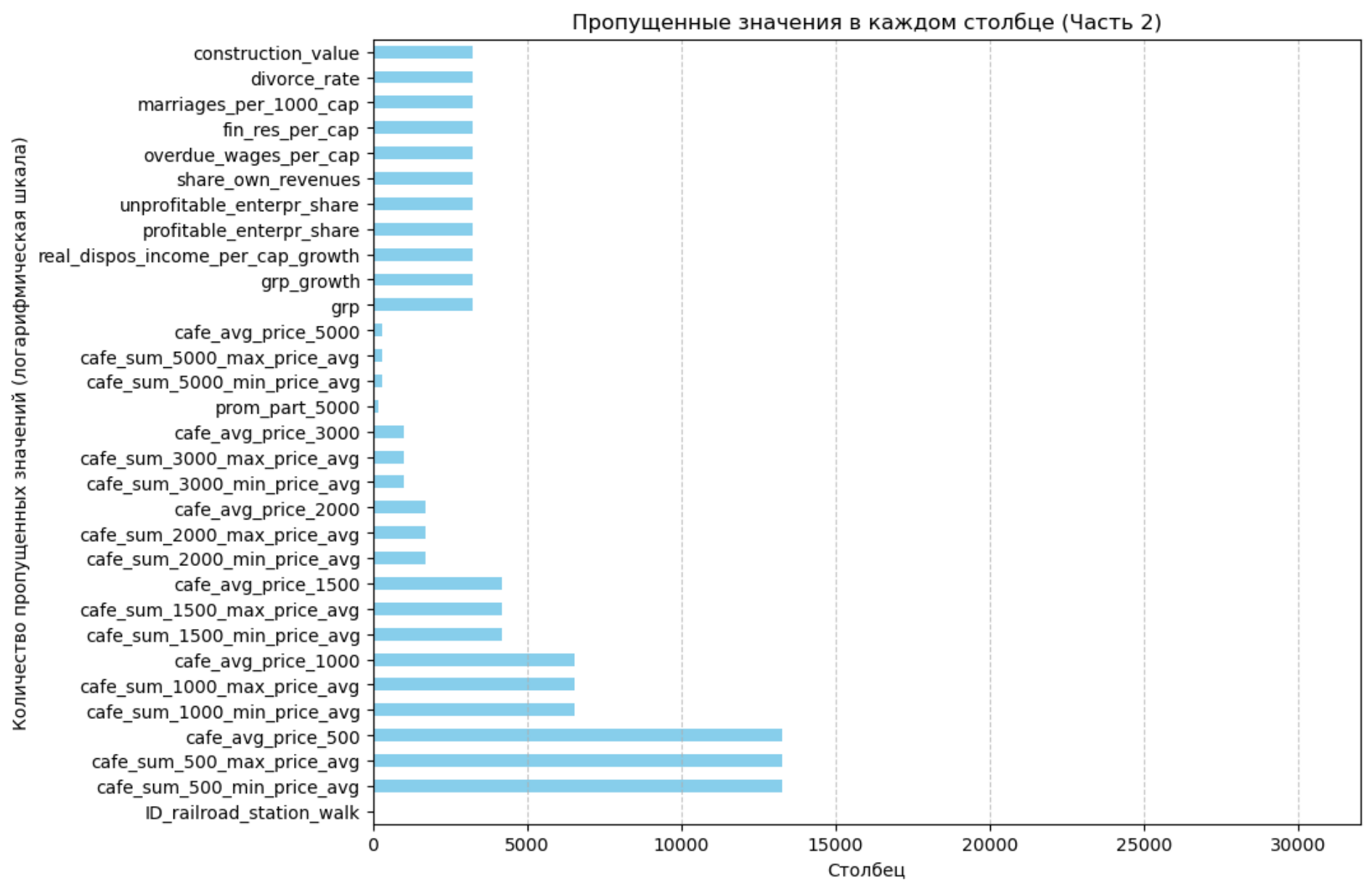
Обработка отсутствующих значений

1. **Чтение и подготовка данных:** Импорт необходимых библиотек (pandas для работы с датасетами и matplotlib для визуализации). Загрузка двух наборов данных: train.csv и macro.csv, с указанием, что столбец "timestamp" следует интерпретировать как дату. Эти данные затем объединяются по столбцу "timestamp", создавая объединенный датасет для анализа.
2. **Проверка объединенных данных:** Вывод на экран первых нескольких строк объединенного датасета для визуальной проверки корректности объединения.
3. **Анализ пропущенных значений:** Определение количества пропущенных значений в каждом столбце. Этот шаг важен для понимания, насколько полны данные и какие столбцы содержат слишком много пропущенных значений, что может снизить качество анализа.
4. **Фильтрация столбцов по пропущенным значениям:** Отбор тех столбцов, где количество пропущенных значений превышает 10. Это предварительный шаг к решению об удалении или замене этих пропущенных значений.
5. **Визуализация пропущенных значений:** Деление отфильтрованных столбцов на части для визуализации количества пропущенных значений. Построение гистограмм позволяет наглядно увидеть, в каких столбцах проблема пропущенных значений наиболее остра. Используется разбиение на части, чтобы обеспечить читабельность графиков.
6. **Удаление столбцов с большим количеством пропущенных значений:** Исключение из анализа столбцов, в которых количество пропущенных значений превышает 13000. Это решение основано на предположении, что такое большое количество пропущенных данных может сделать эти переменные ненадежными для анализа.
7. **Оценка результатов обработки**: Вывод на экран количества столбцов до и после удаления, чтобы оценить, сколько данных было исключено из анализа.

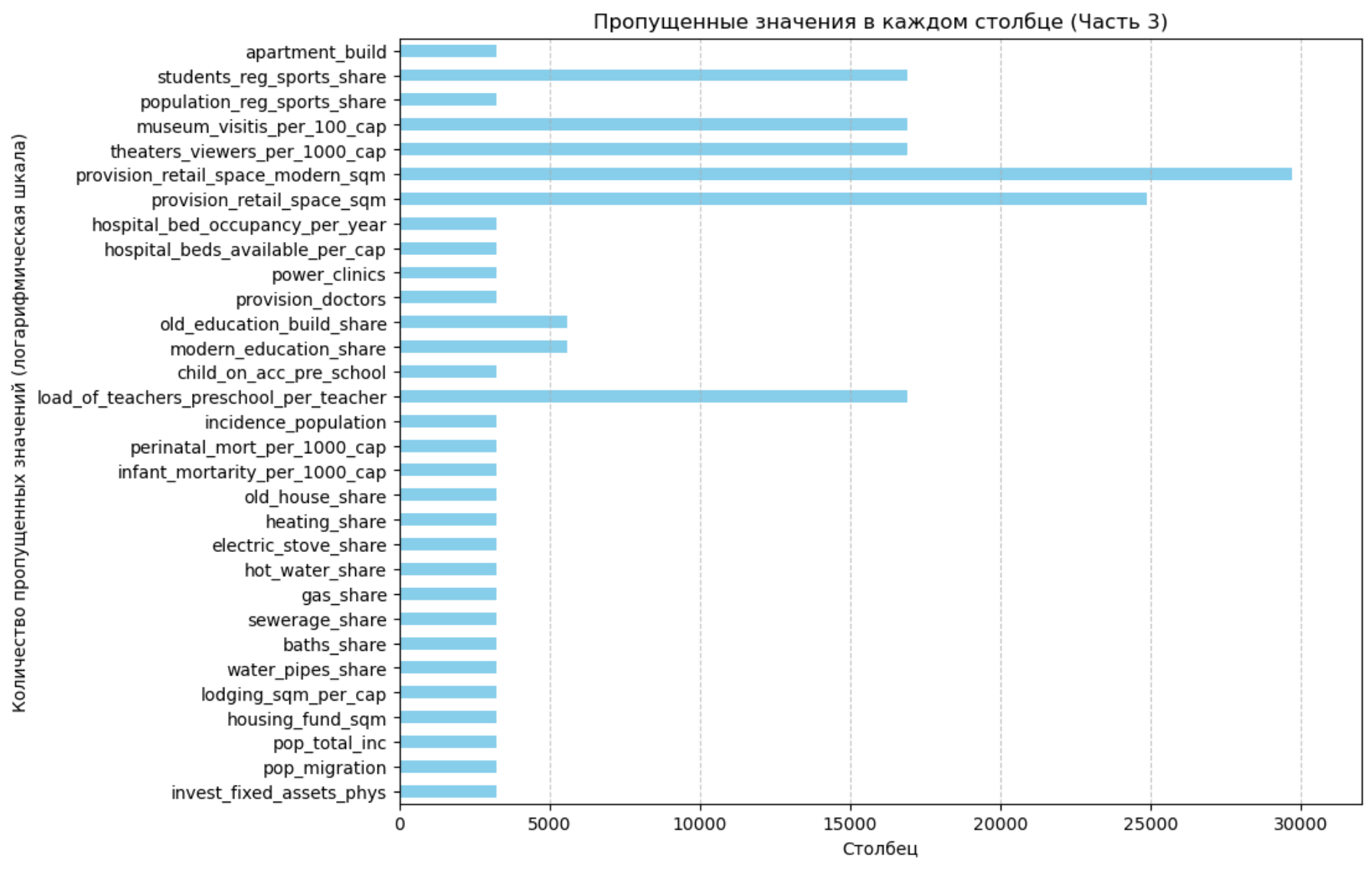
Приложение к первому пункту (графический вывод)



Приложение к первому пункту (графический вывод)



Приложение к первому пункту (графический вывод)



Обработка лишних значений

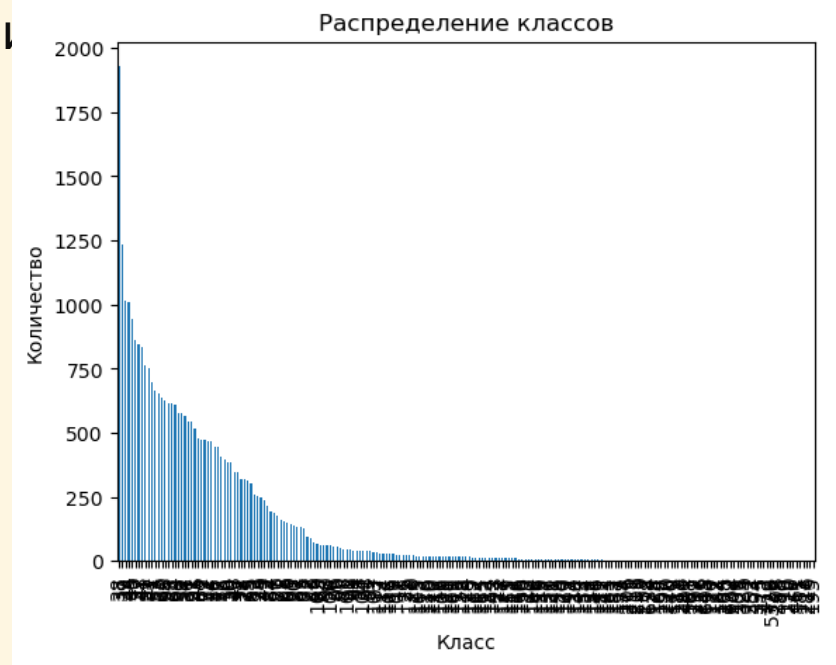
1. Сначала вычисляется матрица корреляции для всех признаков датасета. Используется метод .corr() DataFrame, абсолютные значения корреляций взяты методом .abs(), чтобы учитывать как положительную, так и отрицательную корреляцию.
2. Вывод количества столбцов до удаления: Перед применением каких-либо фильтров или удалений выводится текущее количество столбцов в DataFrame, чтобы можно было сравнить его с количеством после обработки.
3. Анализ корреляции с целевой переменной: Осуществляется расчет корреляции каждого признака с целевой переменной price_doc. Результаты сортируются по убыванию абсолютного значения корреляции, чтобы определить наиболее значимые признаки.
4. Определение и удаление столбцов с низкой корреляцией с целевой переменной: Задается порог корреляции (threshold), ниже которого считается, что признаки не имеют значимой связи с целевой переменной. Все столбцы, корреляция которых с price_doc ниже этого порога, подлежат удалению. Таким образом, уменьшается размерность данных, исключая менее информативные признаки.
5. Вывод информации о процессе удаления: Выводится информация об удаленных столбцах, что позволяет оценить, какие признаки были исключены из анализа.
6. Вывод информации о столбцах, оставшихся после удаления: После удаления выводится перечень оставшихся признаков, а также их количество, что позволяет оценить объем и структуру данных, с которыми предстоит работать далее. Он отсортирован по убыванию, что позволяет понять какие из столбцов самые важные и больше всех связаны с целевой переменной.

Выявление аномалий

- В данном этапе мы строим гистограмму распределения значений для столбца 'full_sq'. Гистограмма позволяет визуально оценить форму распределения данных и выявить возможные выбросы или аномалии.
- После построения гистограммы мы применяем метод межквартильного размаха для определения выбросов. Этот метод основан на интерквартильном размахе (IQR), который вычисляется как разница между третьим и первым квартилями. Затем выбросы определяются как значения, находящиеся за пределами верхней и нижней границы, определенных как Q1 - 1.5 * IQR и Q3 + 1.5 * IQR соответственно.

Сбалансированность

- В этой части мы анализируем сбалансированность данных по каким-либо признакам, например, по значению 'full_sq'. Мы сначала подсчитываем количество уникальных значений в столбце и вычисляем процентное соотношение каждого уникального значения от общего числа записей.
- После этого мы визуализируем распределение классов с использованием столбчатой диаграммы. Это позволяет наглядно представить баланс между различными категори аковой имеется.



5. Базовый отбор признаков:

- В данной части мы анализируем влияние признаков на целевую переменную ('price_doc'), которая представляет собой цену объекта недвижимости. Мы начинаем с расчета корреляционной матрицы, чтобы определить степень линейной зависимости между признаками и целевой переменной.
- После этого мы визуализируем корреляционную матрицу с помощью тепловой карты, чтобы наглядно представить взаимосвязи между признаками. Кроме того, мы строим диаграмму рассеяния, чтобы визуально оценить зависимость между переменными и целевой 'price_doc'.

Сравнение и вывод

year	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
2011	753.0	5.929668e+06	3.829036e+06	340000.0	4300000.0	5500000.0	7150000.0	37000000.0
2012	4839.0	6.354435e+06	4.518082e+06	190000.0	4174267.0	5650000.0	7300000.0	111111112.0
2013	7978.0	6.712150e+06	4.313564e+06	260000.0	4462000.0	5900000.0	7700000.0	91066096.0
2014	13662.0	7.449468e+06	4.882734e+06	100000.0	5000000.0	6552000.0	8500000.0	80777440.0
2015	3239.0	8.183914e+06	5.610930e+06	500000.0	5350000.0	7100000.0	9534027.5	95122496.0

year	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
2021	11358150.0	6.787516e+06	1.977118e+08	0.0	2600000.0	3995000.0	6500000.0	6.355524e+11

Преобразование столбца временной метки:
В этой части мы преобразуем столбец временных меток (например, 'timestamp' или 'date') в формат даты и извлекаем из него год.
Затем мы агрегируем данные по годам и рассчитываем основные статистики (среднее, стандартное отклонение, минимум, максимум, квартили) для целевой переменной ('price_doc') для каждого года.
Вывод:
После проведения всех этих шагов мы можем сделать более информативные выводы о данных. Аномалии и выбросы были обработаны, сбалансированность данных проанализирована, выявлены признаки, оказывающие влияние на целевую переменную, и произведено преобразование столбца временной метки для дальнейшего анализа.
Такой подробный анализ помогает лучше понять данные, выделить особенности и сделать более обоснованные выводы о закономерностях и зависимостях в данных.

Результат исследования

Результатом исследования стали файлы на Github: belyasshh/MoscowRealtyResearch (github.com)
А так же вывод о том, что цена в основном зависит от площади квартиры, и то, что цена постепенно и прямо пропорционально растет во времени.