Исследование статистики о недвижимости в Москве

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



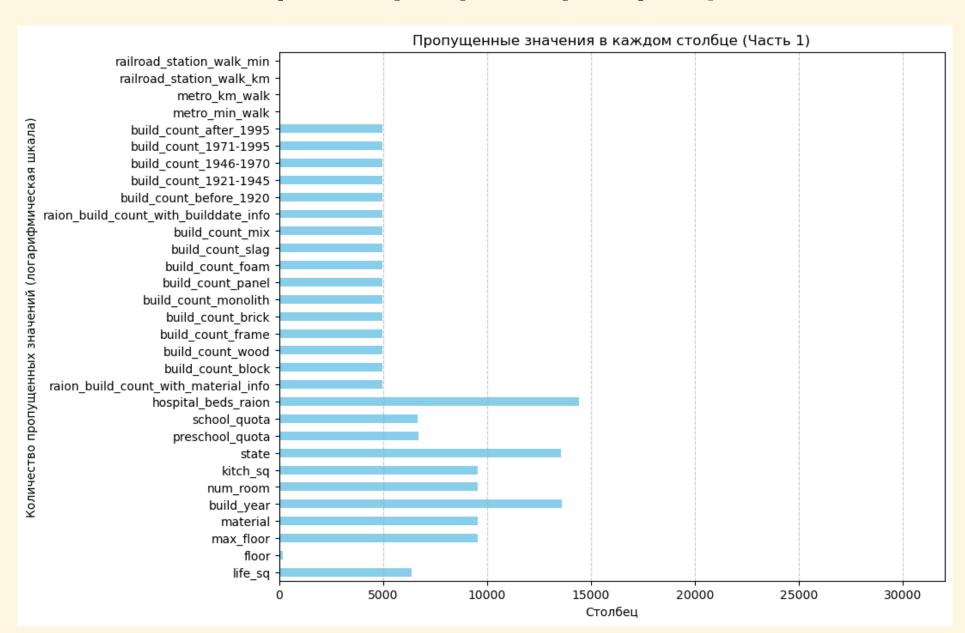
Состав проектной команды

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

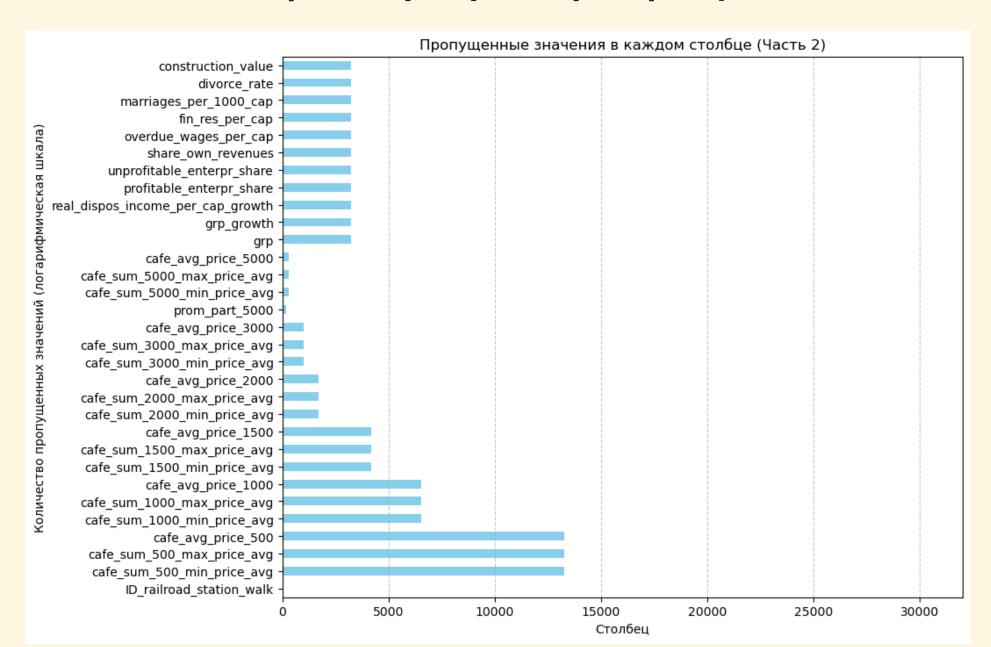
Обработка отсутствующих значений

- 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.
- **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.

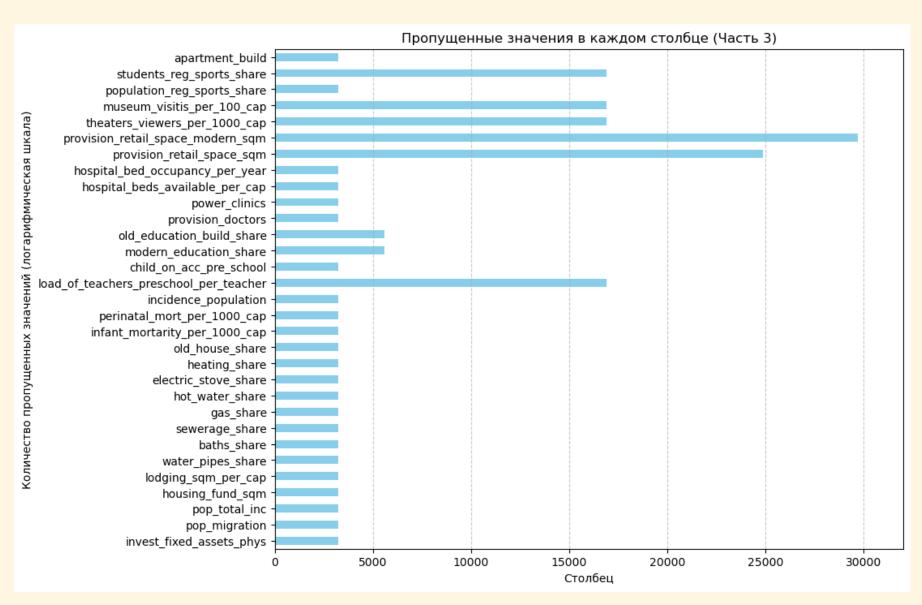
Приложение к первому пункту (графический вывод)



Приложение к первому пункту (графический вывод)



Приложение к первому пункту (графический вывод)



Обработка лишних значений

- 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 категорі

Распределение классов

1750 - 1500 - 1250 - 1000 - 750 - 1000 -

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

count mean std min 25%	50% \
year	
2011 753.0 5.929668e+06 3.829036e+06 340000.0 4300000.0	
2012 4839.0 6.354435e+06 4.518082e+06 190000.0 4174267.0	
2013 7978.0 6.712150e+06 4.313564e+06 260000.0 4462000.0	
2014 13662.0 7.449468e+06 4.882734e+06 100000.0 5000000.0	
2015 3239.0 8.183914e+06 5.610930e+06 500000.0 5350000.0	7100000.0
75% max	
year	
2011 7150000.0 37000000.0	
2012 7300000.0 111111112.0	
2013 7700000.0 91066096.0	
2014 8500000.0 80777440.0	
2015 9534027.5 95122496.0	
count mean std min 25%	50% \
year	50% (
2021 11358150.0 6.787516e+06 1.977118e+08 0.0 2600000.0	3995000.0
1133013010 017073100100 113771100100 010 120000010	3333000.0
75% max	
year	
2021 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:

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.