

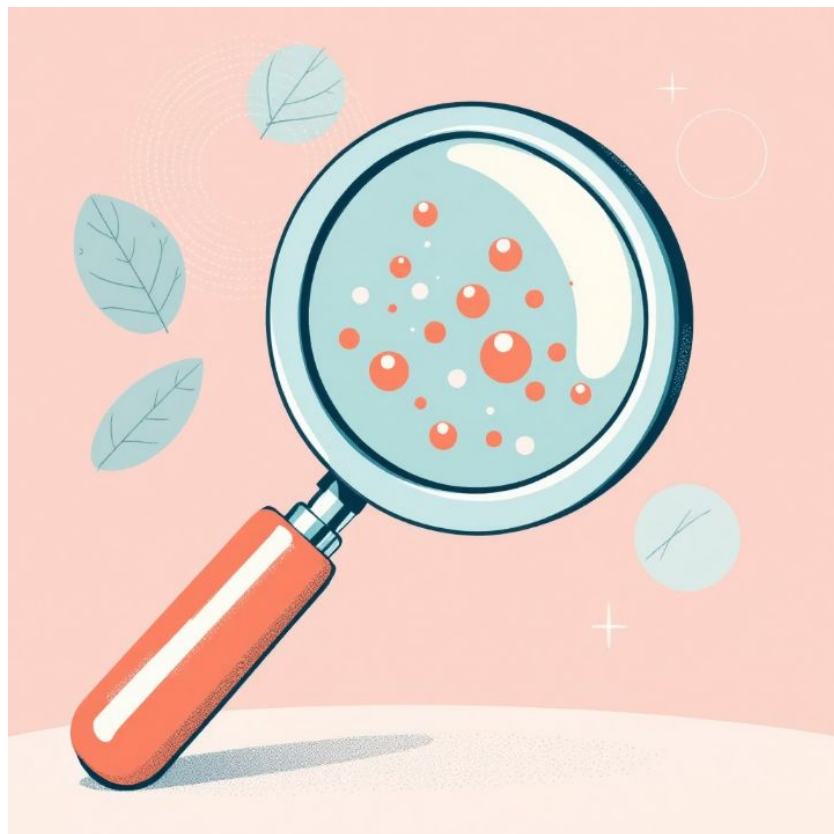
Интерпретируемое ценообразование недвижимости

Анализ и прогнозирование стоимости квартир в крупных городах России

Команда проекта: Соболева Анастасия, Соболева Алена,
Леухина Софья, Хчоян Вильсон, Широких Михаил



Почему важна интерпретируемость моделей ценообразования?

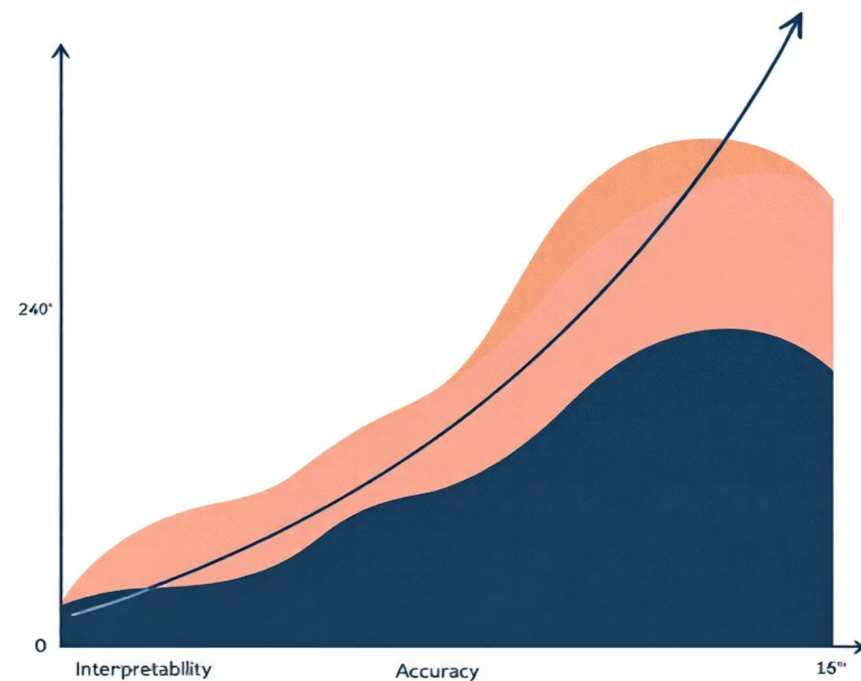


Доверие и принятие решений

Понимание логики модели ценообразования критично для инвесторов, оценщиков и покупателей. Модели "черного ящика" не внушают доверия в высокорисковых сделках.

Оптимизация и устранение предвзятости

- Интерпретация выявляет ключевые факторы, влияющие на цену. Это позволяет:
- Корректировать стратегии покупки/продажи.
- Обнаруживать и минимизировать предвзятость (региональную, социально-экономическую).



Краткий обзор проделанной работы



Сбор данных

Спарсены объявления о продаже квартир с сайта Циан по шести городам: Москва, Санкт-Петербург, Пермь, Ярославль, Сочи, Краснодар.



Предобработка

Проведена очистка данных, обработка пропусков и категориальных признаков. Выполнен анализ распределения и масштабирование.



Обучение моделей

Протестирован набор моделей машинного обучения для прогнозирования стоимости недвижимости. Выделены лучшие кандидаты.



Интерпретируемость и сравнение

Для лучших моделей применены методы интерпретируемости (Shapley values) для извлечения бизнес-инсайтов.

План презентации: от данных до выводов



Структура данных

Ключевые признаки и обработка пропусков.



Визуальный анализ

Взаимосвязи между признаками и распределение цен.



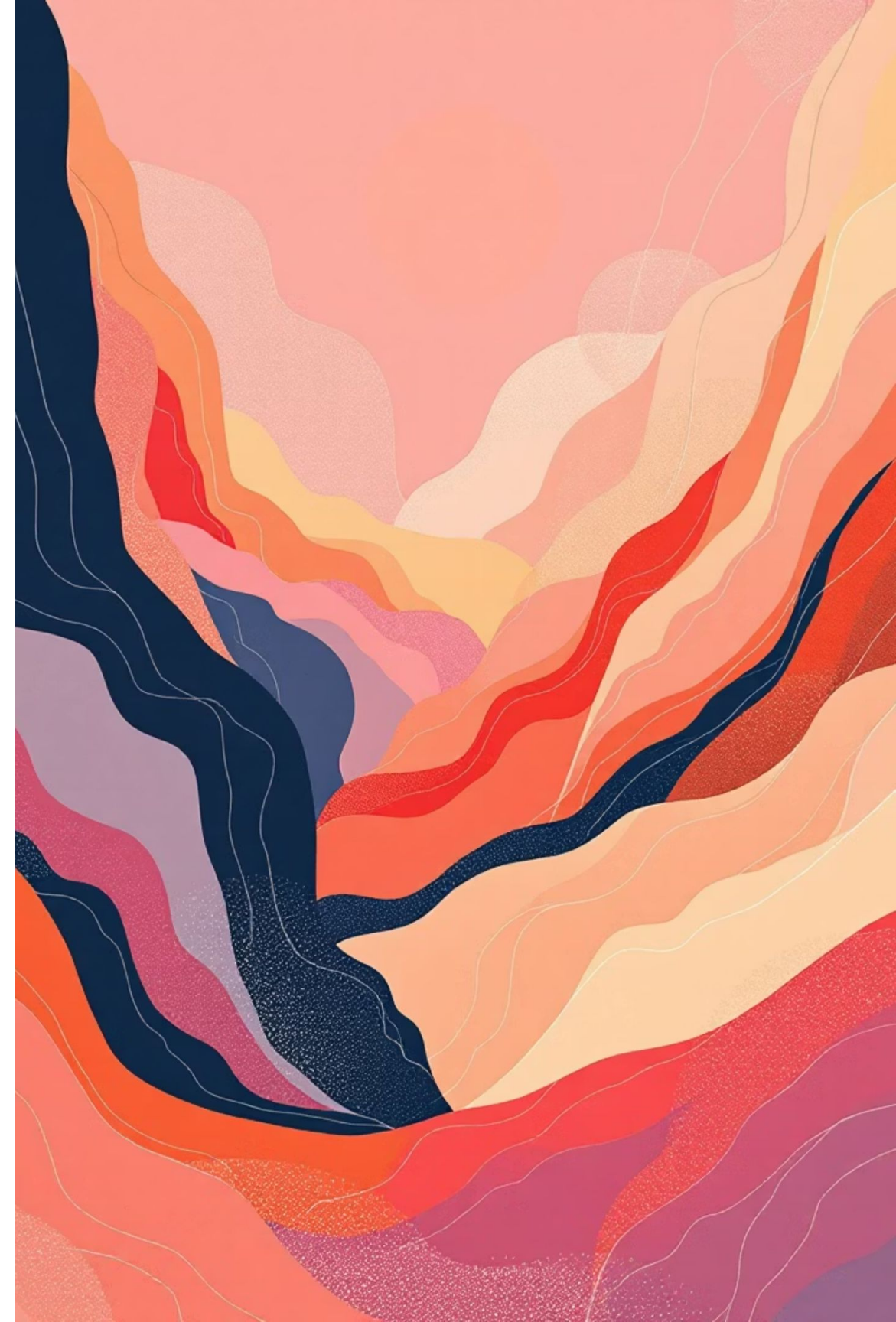
Моделирование

От базовых моделей к сложным.



Интерпретация

Выводы, основанные на SHAP-значениях.



Исходные данные

- price
- price_per_sqm
- total_meters
- rooms_count
- floor
- floors_count
- region
- city
- district
- description
- building_year
- building_age
- is_completed
- area_living
- living_share
- ceiling_height_m
- is_first_floor
- is_top_floor
- floor_ratio
- price_per_room

целевая
переменная

полученные
характеристики

по 8-ми городам

- Ярославль
- Пермь
- Казань
- Махачкала
- Москва
- Санкт-Петербург
- Сочи
- Краснодар

Анализ данных

Обработка пропусков



- Удаление неинформативных признаков
- Заполнение медианой количественных признаков и модой - категориальных

Создание новых признаков



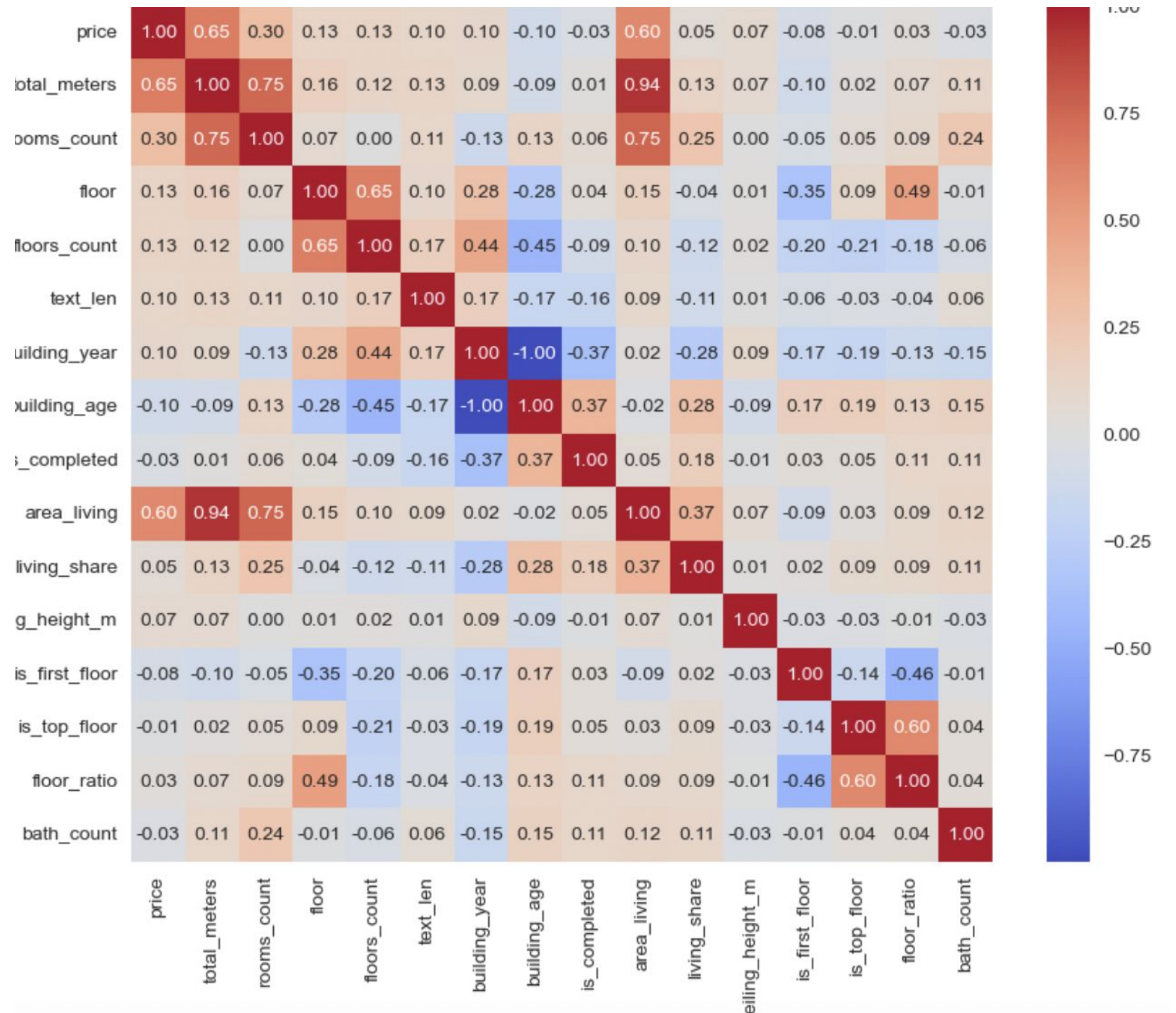
Извлечение признаков из текстового описания и создание дамми-переменных

Доля пропусков	
region	84.98
ceiling_height_m	34.51
living_share	31.18
area_living	31.18
district	24.68
building_year	15.65
is_completed	15.65
building_age	15.65
rooms_count	0.95

ремонт, состояние(новостройка), материал дома (кирпич, монолит и т.д.), удобства(балкон, мебель), количество санузлов, инфраструктура рядом(школа, магазин и т.д.), парковка, вид, безопасность(охрана)

Корреляция

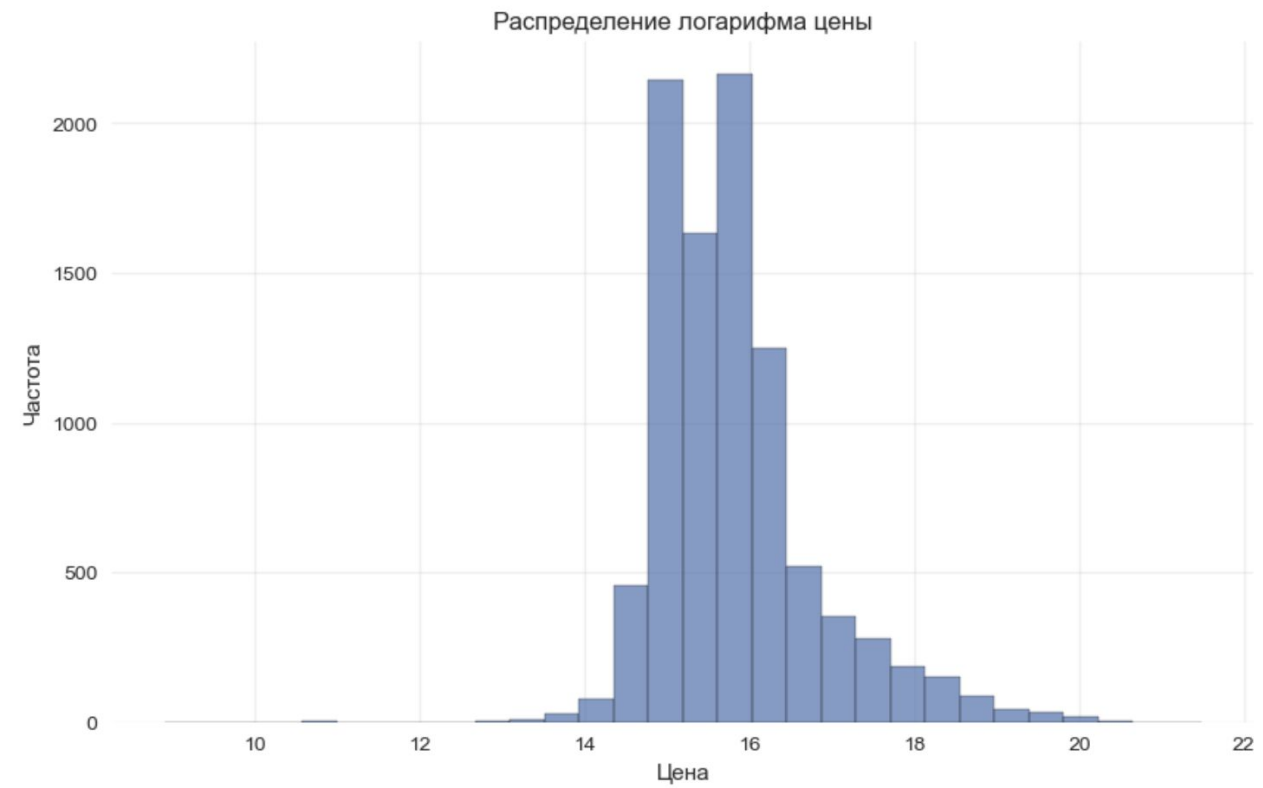
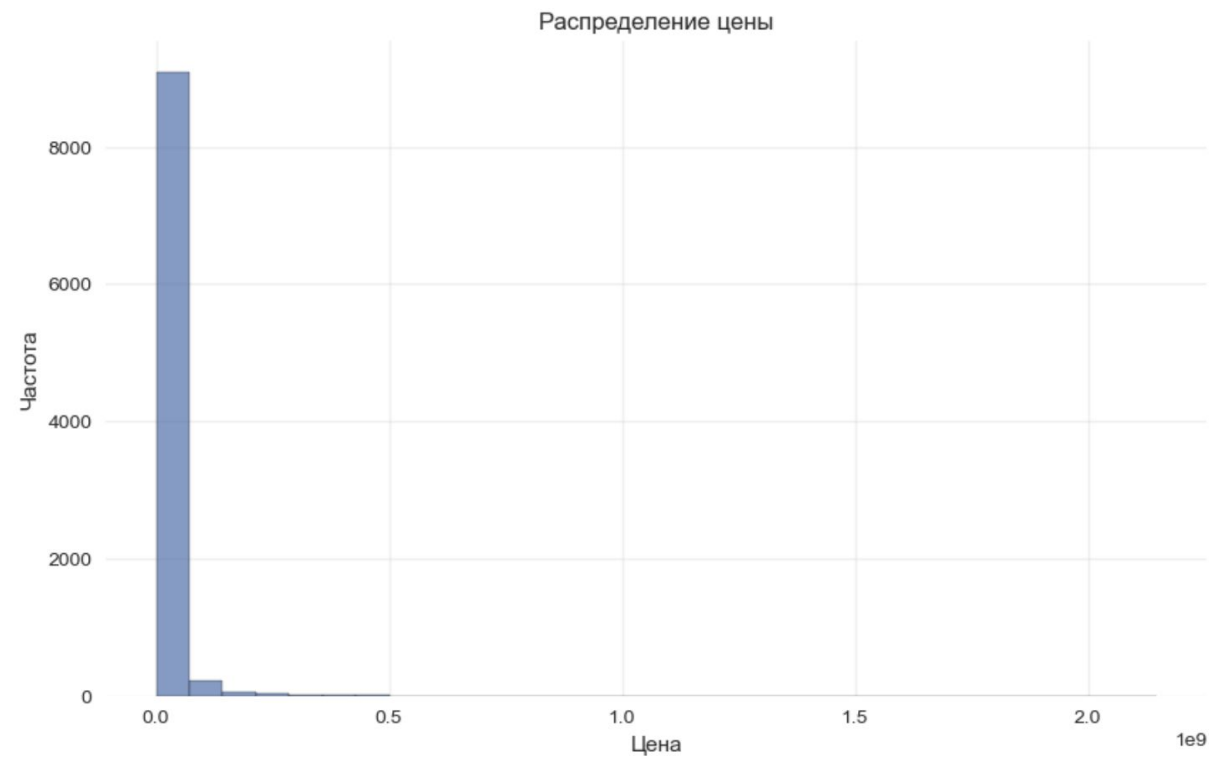
- Сильная зависимость:
площади, число комнат;
- Слабая зависимость:
этаж, год постройки.



Видна сильная взаимосвязь
между жилой площадью и общей
⇒ удаляем признак 'area_living'

Визуальный анализ

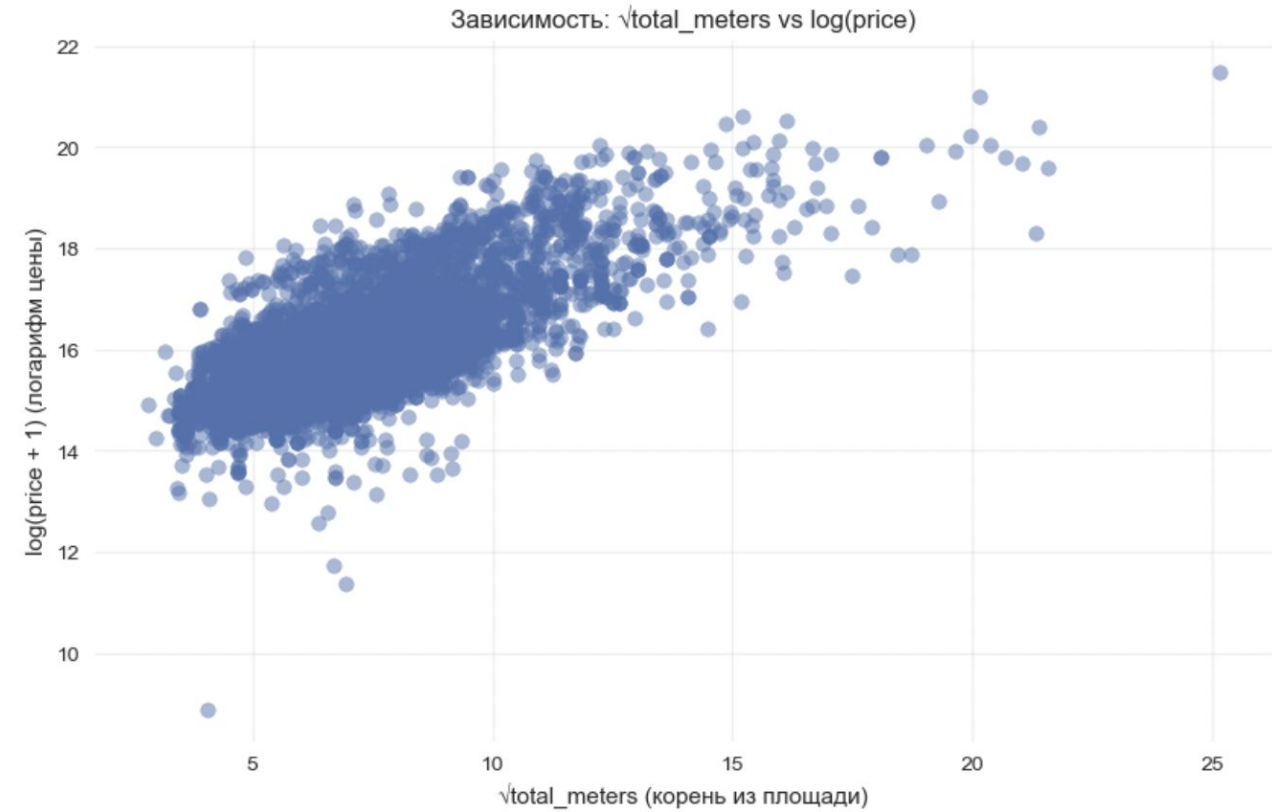
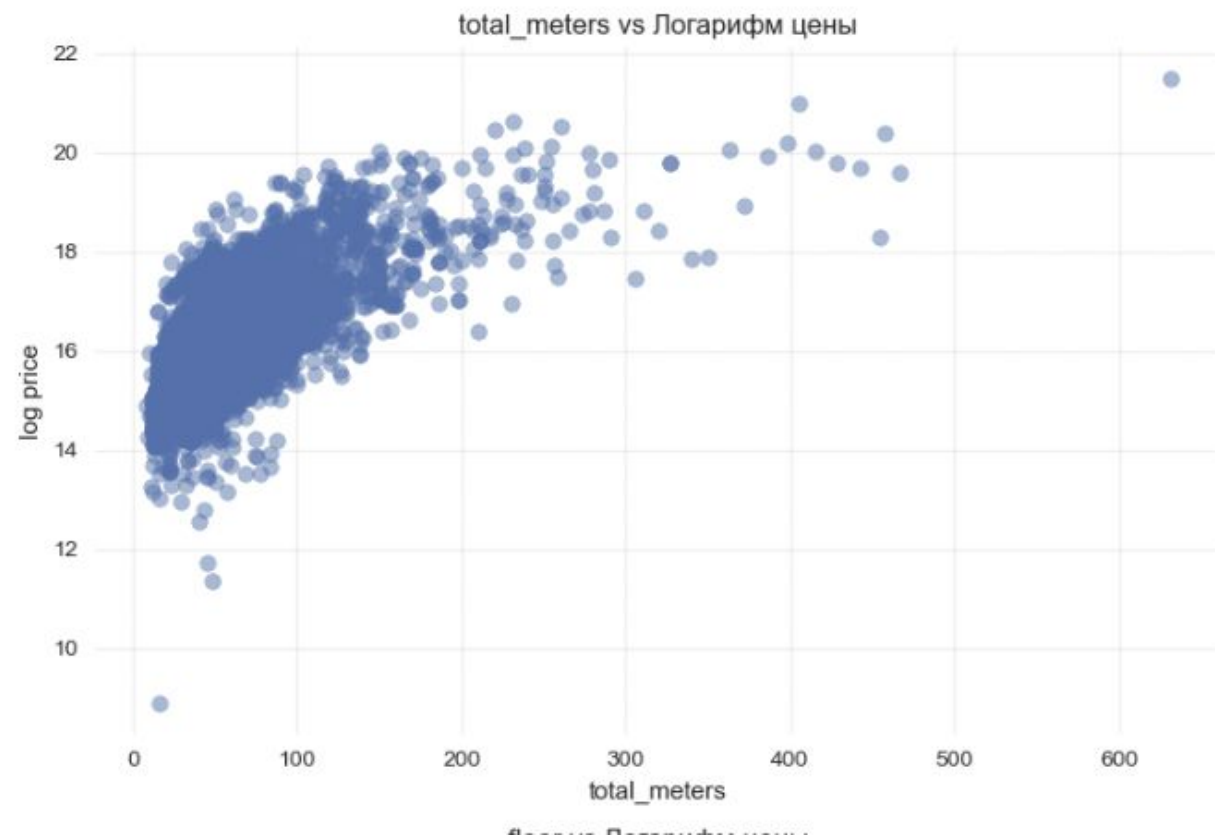
Логарифмирование Цены



Цена имеет сильно скошенное распределение, поэтому для моделирования использовался логарифм цены

Визуальный анализ

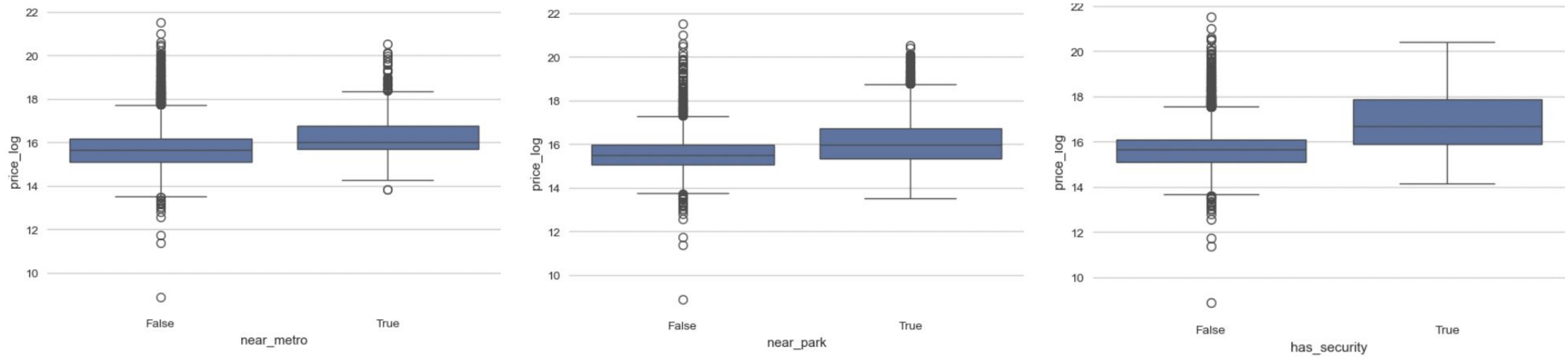
Наложение корня на площадь



Зависимость цены от общей площади похожа на функцию корня, поэтому для моделирования решено использовать корень из общей площади

Визуальный анализ

Распределение добавленных признаков



Можно заметить, что наличие инфраструктуры и безопасности в среднем положительно влияет на цену жилья

Модель линейной регрессии и анализ значимости показателей

Train metrics:

RMSE: 0.3813
MAE : 0.2667
 R^2 : 0.8647
Adj. R^2 : 0.8647
Median AE: 0.1932
Explained Var: 0.8647
MAPE: 29.97%
Max Error: 3.7174

Validation metrics:

RMSE: 0.4154
MAE : 0.2710
 R^2 : 0.8297
Adj. R^2 : 0.8297
Median AE: 0.1956
Explained Var: 0.8299
MAPE: 57.12%
Max Error: 5.3117

bath_count	0.001118	***
has_renovation	0.002817	***
near_waterfront	0.031022	**
floors_count	0.034997	**
bath_combined	0.049356	**
near_metro	0.056236	*
ceiling_height_m	0.063506	*
mat_monolith	0.095652	*
mat_panel	0.240373	
mat_block	0.274718	
living_share	0.310176	
has_balcony	0.315897	
floor_ratio	0.895963	

В итоге нам удалось улучшить метрики и получить Validation RMSE = 0.4148 и Validation R^2 = 0.83

Регуляризация и GD

Мы смотрели разные градиенты и разные регуляризации. В итоге получили, что L1 регуляризация дает нам лучшие результаты.

Также если расширять кол-во возможных параметров, то тоже получим, что L1 показывает себя лучше всех остальных моделей (см. Приложение). SGD не показал особых успехов

Model	Val_RMSE	Val_MAE	Val_R2
Lasso[best α]	0.4145	0.2685	0.8304
Ridge[best α]	0.4148	0.2696	0.8302
BatchGD[invscaling]	0.4149	0.2702	0.8300
SGD[invscaling]	0.4149	0.2702	0.8300
LinearRegression	0.4154	0.2710	0.8297
HuberRegressor[best ϵ]	0.4162	0.2654	0.8290
HuberRegressor[best ϵ]	0.4167	0.2665	0.8286
HuberRegressor[best ϵ]	0.4167	0.2665	0.8286
SGD-Huber[best $\epsilon=1.0$]	0.4355	0.2997	0.8128
SGD-L2[best α]	998.0040	638.8054	-983252.5375
SGD-L2[best α]	998.0040	638.8054	-983252.5375
SGD-L1[best α]	1002.0248	641.3786	-991191.1880
SGD-L1[best α]	1002.0248	641.3786	-991191.1880
MiniBatchGD[128]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000
BatchGD[adaptive]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000
BatchGD[constant]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000
SGD[constant]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000
SGD[adaptive]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000
MiniBatchGD[32]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000

В итоге нам удалось улучшить метрики и получить Validation RMSE = 0.4145 и Validation R² = 0.83

Современные модели

Далее мы построили более сложные модели, основанные на деревьях.

XGBoost

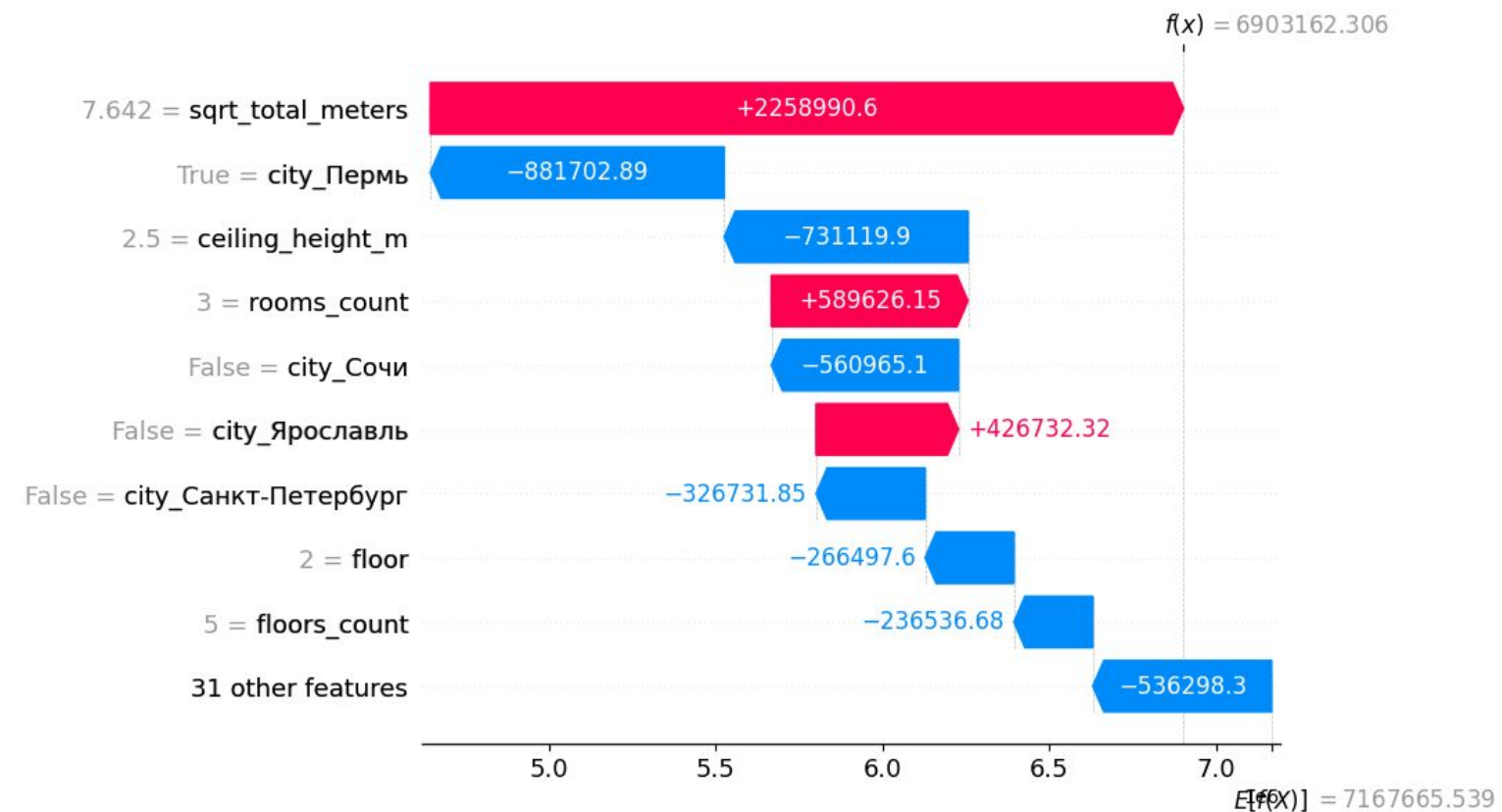
MAE = 1211604.27, $R^2 = 0.82$

LightGBM

MAE = 1251307.57, $R^2 = 0.82$

CatBoost

MAE = 1195436.07, $R^2 = 0.83$



SHAP-values для интерпретации коэффициентов

Заключение и выводы

CatBoost

Топ-3 Влияющих Фактора

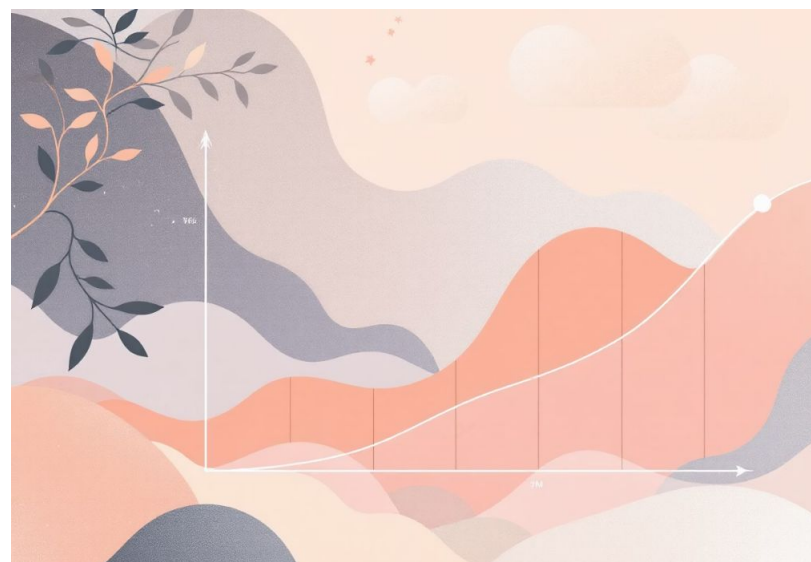
Общая площадь, город, в центре ли квартира являются самыми значимыми. Эффект площади доминирует.



Линейная регрессия

Топ-3 Влияющих Фактора

Город, Общая площадь и Высота потолков являются самыми значимыми драйверами цены. Эффект площади доминирует.



Сравнение

Используемые модели

Несколько моделей, которые мы использовали, показали примерно одинаковую точность (R^2). Это могло быть вызвано тем, что мы использовали разные выборки и сплиты для обучения



Приложения:

Линейная регрессия

Сравнение метрик:

Метрика	Модель 1	Модель 2	Модель 3
Train RMSE	0.3813	0.3819	0.3820
Train MAE	0.2667	0.2669	0.2671
Train R ²	0.8647	0.8643	0.8642
Train Adj.R ²	0.8647	0.8643	0.8634
Train Median AE	0.1932	0.1923	0.1936
Train Explained Var	0.8647	0.8643	0.8642
Train MAPE	29.97%	30.00%	30.00%
Train Max Error	3.7174	3.7211	3.7170
Validation RMSE	0.4154	0.4148	0.4151
Validation MAE	0.2710	0.2696	0.2701
Validation R ²	0.8297	0.8301	0.8299
Validation Adj.R ²	0.8297	0.8301	0.8216
Validation Median AE	0.1956	0.1906	0.1921
Validation Expl Var	0.8299	0.8303	0.8301
Validation MAPE	57.12%	57.20%	57.02%
Validation Max Error	5.3117	5.3171	5.3102

Variables significance (sorted by pval):							
	coef	std_err	t	pval	ci_2.5%	ci_97.5%	sig
sqrt_total_meters	0.297887	0.005238	56.874446	0.000000	0.287619	0.308154	***
is_central	0.224990	0.014434	15.587285	0.000000	0.196693	0.253287	***
is_completed	-0.180680	0.019249	-9.386355	0.000000	-0.218416	-0.142944	***
has_parking	0.149565	0.017518	8.537712	0.000000	0.115223	0.183907	***
has_security	0.137377	0.016274	8.441544	0.000000	0.105474	0.169280	***
near_grocery	-0.082943	0.011518	-7.201130	0.000000	-0.105523	-0.060363	***
near_park	0.071884	0.012025	5.978009	0.000000	0.048311	0.095457	***
is_first_floor	-0.113710	0.020092	-5.659332	0.000000	-0.153098	-0.074321	***
rooms_count	-0.047892	0.009021	-5.308799	0.000000	-0.065578	-0.030207	***
text_len	0.000055	0.000011	4.998677	0.000001	0.000033	0.000077	***
city_Москва	14.949658	3.058451	4.887984	0.000001	8.953919	20.945398	***
has_furniture	0.061214	0.012767	4.794637	0.000002	0.036185	0.086243	***
city_Сочи	14.519940	3.060758	4.743904	0.000002	8.519679	20.520201	***
city_Санкт-Петербург	14.267568	3.059120	4.663946	0.000003	8.270518	20.264618	***
floor_gt10	32.729133	7.135638	4.586714	0.000005	18.740540	46.717725	***
city_Казань	14.021566	3.057641	4.585746	0.000005	8.027414	20.015718	***
floor_5_10	32.722961	7.136195	4.585491	0.000005	18.733277	46.712645	***
const	98.138348	21.408657	4.584050	0.000005	56.169155	140.107542	***
floor_lt5	32.686255	7.136861	4.579920	0.000005	18.695265	46.677245	***
city_Пермь	13.553259	3.057393	4.432946	0.000009	7.559593	19.546925	***
city_Махачкала	13.443054	3.057700	4.396459	0.000011	7.448787	19.437321	***
city_Ярославль	13.383302	3.057894	4.376641	0.000012	7.388655	19.377949	***
building_age	-0.067054	0.015617	-4.293623	0.000018	-0.097670	-0.036439	***
building_year	-0.064532	0.015604	-4.135555	0.000036	-0.095123	-0.033942	***
is_fine_finish	-0.073396	0.020388	-3.599967	0.000321	-0.113365	-0.033428	***
is_new	-0.116710	0.032422	-3.599685	0.000321	-0.180270	-0.053150	***
is_top_floor	-0.070335	0.019681	-3.573755	0.000355	-0.108918	-0.031753	***
has_view	0.041162	0.012169	3.382526	0.000723	0.017306	0.065018	***
mat_brick	0.043838	0.012996	3.373188	0.000748	0.018361	0.069315	***
near_school	-0.040086	0.011925	-3.361452	0.000780	-0.063465	-0.016708	***
bath_count	-0.053894	0.016529	-3.260584	0.001118	-0.086298	-0.021491	***
has_renovation	-0.033820	0.011317	-2.988381	0.002817	-0.056006	-0.011634	***
near_waterfront	0.033661	0.015603	2.157333	0.031022	0.003073	0.064249	**
floors_count	0.002564	0.001216	2.108902	0.034997	0.000181	0.004948	**
bath_combined	-0.034708	0.017655	-1.965925	0.049356	-0.069318	-0.000098	**
near_metro	-0.028089	0.014709	-1.909598	0.056236	-0.056925	0.000747	*
ceiling_height_m	-0.007068	0.003808	-1.855994	0.063506	-0.014534	0.000398	*
mat_monolith	-0.033927	0.020357	-1.666585	0.095652	-0.073834	0.005981	*
mat_panel	0.025145	0.021415	1.174178	0.240373	-0.016837	0.067127	
mat_block	-0.036268	0.033201	-1.092369	0.274718	-0.101354	0.028819	
living_share	-0.052212	0.051444	-1.014943	0.310176	-0.153062	0.048637	
has_balcony	-0.012011	0.011975	-1.003013	0.315897	-0.035488	0.011465	
floor_ratio	-0.004864	0.037198	-0.130769	0.895963	-0.077787	0.068058	

На модели 1

Model	Train_RMSE	Train_MAE	Train_R2	Train_MedianAE	Train_ExplainedVar	Train_MAPE	Train_MaxError
Lasso[best α]	0.3822	0.2663	0.8640	0.1907	0.8640	29.9066	3.7282
Ridge[best α]	0.3820	0.2666	0.8642	0.1915	0.8642	29.9341	3.7180
BatchGD[invscaling]	0.3820	0.2672	0.8642	0.1930	0.8642	30.0967	3.7127
SGD[invscaling]	0.3820	0.2672	0.8642	0.1930	0.8642	30.0967	3.7127
LinearRegression	0.3813	0.2667	0.8647	0.1932	0.8647	29.9724	3.7174
HuberRegressor[best ϵ]	0.3837	0.2626	0.8630	0.1841	0.8630	29.6358	3.7821
HuberRegressor[best ϵ]	0.3831	0.2626	0.8634	0.1844	0.8634	29.6566	3.7827
HuberRegressor[best ϵ]	0.3831	0.2626	0.8634	0.1844	0.8634	29.6566	3.7827
SGD-Huber[best $\epsilon=1.0$]	0.4120	0.2982	0.8420	0.2244	0.8421	33.4265	3.6452
SGD-L2[best α]	3323.7893	809.7758	-10282242.7120	479.7463	-10218129.5443	inf	66076.0284
SGD-L2[best α]	3323.7893	809.7758	-10282242.7120	479.7463	-10218129.5443	inf	66076.0284
SGD-L1[best α]	3337.1824	813.0382	-10365273.7516	481.6862	-10300644.1607	inf	66342.2825
SGD-L1[best α]	3337.1824	813.0382	-10365273.7516	481.6862	-10300644.1607	inf	66342.2825
MiniBatchGD[128]	37645876714.8700	7434856695.6563	-1319033286563800285184.0000	3916394791.1823	-1317833332165841518592.0000	inf	756368361126.2295
BatchGD[adaptive]	37645876714.8700	7434856695.6563	-1319033286563800285184.0000	3916394791.1823	-1317833332165841518592.0000	inf	756368361126.2295
BatchGD[constant]	37645876714.8700	7434856695.6563	-1319033286563800285184.0000	3916394791.1823	-1317833332165841518592.0000	inf	756368361126.2295
SGD[constant]	37645876714.8700	7434856695.6563	-1319033286563800285184.0000	3916394791.1823	-1317833332165841518592.0000	inf	756368361126.2295
SGD[adaptive]	37645876714.8700	7434856695.6563	-1319033286563800285184.0000	3916394791.1823	-1317833332165841518592.0000	inf	756368361126.2295
MiniBatchGD[32]	37645876714.8700	7434856695.6563	-1319033286563800285184.0000	3916394791.1823	-1317833332165841518592.0000	inf	756368361126.2295

Model	Val_RMSE	Val_MAE	Val_R2	Val_MedianAE	Val_ExplainedVar	Val_MAPE	Val_MaxError
Lasso[best α]	0.4145	0.2685	0.8304	0.1919	0.8306	57.1700	5.3221
Ridge[best α]	0.4148	0.2696	0.8302	0.1921	0.8304	57.2800	5.3211
BatchGD[invscaling]	0.4149	0.2702	0.8300	0.1936	0.8303	57.4271	5.3207
SGD[invscaling]	0.4149	0.2702	0.8300	0.1936	0.8303	57.4271	5.3207
LinearRegression	0.4154	0.2710	0.8297	0.1956	0.8299	57.1231	5.3117
HuberRegressor[best ϵ]	0.4162	0.2654	0.8290	0.1806	0.8292	58.3467	5.3717
HuberRegressor[best ϵ]	0.4167	0.2665	0.8286	0.1842	0.8288	58.2981	5.3671
HuberRegressor[best ϵ]	0.4167	0.2665	0.8286	0.1842	0.8288	58.2981	5.3671
SGD-Huber[best $\epsilon=1.0$]	0.4355	0.2997	0.8128	0.2224	0.8136	57.8995	5.2220
SGD-L2[best α]	998.0040	638.8054	-983252.5375	491.1926	-962606.6502	inf	6700.4783
SGD-L2[best α]	998.0040	638.8054	-983252.5375	491.1926	-962606.6502	inf	6700.4783
SGD-L1[best α]	1002.0248	641.3786	-991191.1880	493.1675	-970379.3494	inf	6727.4806
SGD-L1[best α]	1002.0248	641.3786	-991191.1880	493.1675	-970379.3494	inf	6727.4806
MiniBatchGD[128]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000	4194223333.8904	-98008163103895486464.0000	inf	77764483932.5939
BatchGD[adaptive]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000	4194223333.8904	-98008163103895486464.0000	inf	77764483932.5939
BatchGD[constant]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000	4194223333.8904	-98008163103895486464.0000	inf	77764483932.5939
SGD[constant]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000	4194223333.8904	-98008163103895486464.0000	inf	77764483932.5939
SGD[adaptive]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000	4194223333.8904	-98008163103895486464.0000	inf	77764483932.5939
MiniBatchGD[32]	9979431743.7097	5662275603.1357	-98313368810302685184.0000	4194223333.8904	-98008163103895486464.0000	inf	77764483932.5939

На модели 2

Model	Train_RMSE	Train_MAE	Train_R2	Train_MedianAE	Train_ExplainedVar	Train_MAPE	Train_MaxError
Lasso[best α]	0.3819	0.2668	0.8642	0.1919	0.8642	29.9939	3.7218
Ridge[best α]	0.3820	0.2669	0.8642	0.1921	0.8642	29.9989	3.7217
LinearRegression	0.3819	0.2669	0.8643	0.1923	0.8643	30.0025	3.7211
HuberRegressor[best ϵ]	0.3837	0.2626	0.8630	0.1839	0.8630	29.6591	3.7847
HuberRegressor[best ϵ]	0.3837	0.2626	0.8630	0.1839	0.8630	29.6591	3.7847
SGD-Huber[best $\epsilon=1.0$]	0.4085	0.2938	0.8447	0.2208	0.8448	32.9408	3.6362
SGD[invscaling]	0.4052	0.2778	0.8472	0.1936	0.8472	31.1391	3.7198
BatchGD[invscaling]	0.4052	0.2778	0.8472	0.1936	0.8472	31.1391	3.7198
SGD-L2[best α]	3450.9174	815.3367	-11083833.9440	468.0911	-11022145.9139	inf	68742.3315
SGD-L1[best α]	3465.0114	818.6661	-11174554.2578	470.0052	-11112362.6142	inf	69023.0856
BatchGD[adaptive]	37283570676.7915	7233660642.3326	-1293766557371099512832.0000	3732606070.1685	-1292531270828858540032.0000	inf	748571493251.3783
BatchGD[constant]	37283570676.7915	7233660642.3326	-1293766557371099512832.0000	3732606070.1685	-1292531270828858540032.0000	inf	748571493251.3783
MiniBatchGD[128]	37283570676.7915	7233660642.3326	-1293766557371099512832.0000	3732606070.1685	-1292531270828858540032.0000	inf	748571493251.3783
MiniBatchGD[32]	37283570676.7915	7233660642.3326	-1293766557371099512832.0000	3732606070.1685	-1292531270828858540032.0000	inf	748571493251.3783
SGD[adaptive]	37283570676.7915	7233660642.3326	-1293766557371099512832.0000	3732606070.1685	-1292531270828858540032.0000	inf	748571493251.3783
SGD[constant]	37283570676.7915	7233660642.3326	-1293766557371099512832.0000	3732606070.1685	-1292531270828858540032.0000	inf	748571493251.3783

Model	Val_RMSE	Val_MAE	Val_R2	Val_MedianAE	Val_ExplainedVar	Val_MAPE	Val_MaxError
Lasso[best α]	0.4147	0.2696	0.8302	0.1901	0.8305	57.1552	5.3164
Ridge[best α]	0.4147	0.2697	0.8302	0.1902	0.8304	57.1594	5.3162
LinearRegression	0.4148	0.2696	0.8301	0.1906	0.8303	57.2010	5.3171
HuberRegressor[best ϵ]	0.4163	0.2655	0.8289	0.1809	0.8291	58.3848	5.3719
HuberRegressor[best ϵ]	0.4163	0.2655	0.8289	0.1809	0.8291	58.3848	5.3719
SGD-Huber[best $\epsilon=1.0$]	0.4329	0.2950	0.8150	0.2241	0.8157	58.2521	5.2553
SGD[invscaling]	0.4347	0.2802	0.8134	0.1936	0.8135	57.3674	5.2913
BatchGD[invscaling]	0.4347	0.2802	0.8134	0.1936	0.8135	57.3674	5.2913
SGD-L2[best α]	1015.3803	634.0450	-1017789.4943	479.7990	-1001315.0396	inf	6959.0152
SGD-L1[best α]	1019.5268	636.6337	-1026119.2179	481.7533	-1009510.5981	inf	6987.4409
BatchGD[adaptive]	9748560753.4799	5462517502.7682	-93817090207858196480.0000	3798303125.6440	-93602027163483963392.0000	inf	76917019172.6387
BatchGD[constant]	9748560753.4799	5462517502.7682	-93817090207858196480.0000	3798303125.6440	-93602027163483963392.0000	inf	76917019172.6387
MiniBatchGD[128]	9748560753.4799	5462517502.7682	-93817090207858196480.0000	3798303125.6440	-93602027163483963392.0000	inf	76917019172.6387
MiniBatchGD[32]	9748560753.4799	5462517502.7682	-93817090207858196480.0000	3798303125.6440	-93602027163483963392.0000	inf	76917019172.6387
SGD[adaptive]	9748560753.4799	5462517502.7682	-93817090207858196480.0000	3798303125.6440	-93602027163483963392.0000	inf	76917019172.6387
SGD[constant]	9748560753.4799	5462517502.7682	-93817090207858196480.0000	3798303125.6440	-93602027163483963392.0000	inf	76917019172.6387

	Model	Train_RMSE	Train_MAE	Train_R2	Train_MedianAE	Train_ExplainedVar	Train_MAPE	Train_MaxError
	Lasso[best $\alpha=2.3e-04$]	0.3820	0.2669	0.8642	0.1915	0.8642	28.6068	3.7223
	Ridge[best $\alpha=1.4e+00$]	0.3821	0.2669	0.8641	0.1919	0.8641	28.6146	3.7219
	HuberRegressor[best $\epsilon=5.0$]	0.3819	0.2665	0.8642	0.1910	0.8642	28.6052	3.7329
	SGD-L1[best $\alpha=1.0e-06$]	0.3904	0.2705	0.8582	0.1912	0.8582	28.7807	3.6991
	SGD-L2[best $\alpha=1.0e-08$]	0.3903	0.2709	0.8582	0.1924	0.8583	28.7596	3.6876
	SGD-Huber[best $\epsilon=3.0$]	0.3908	0.2712	0.8578	0.1939	0.8580	28.6467	3.6831

	Model	Val_RMSE	Val_MAE	Val_R2	Val_MedianAE	Val_ExplainedVar	Val_MAPE	Val_MaxError
	Lasso[best $\alpha=2.3e-04$]	0.4147	0.2696	0.8302	0.1906	0.8304	28.7924	5.3161
	Ridge[best $\alpha=1.4e+00$]	0.4147	0.2697	0.8302	0.1905	0.8304	28.8053	5.3158
	HuberRegressor[best $\epsilon=5.0$]	0.4150	0.2694	0.8300	0.1887	0.8302	28.8113	5.3247
	SGD-L1[best $\alpha=1.0e-06$]	0.4228	0.2744	0.8235	0.1927	0.8236	29.0970	5.2888
	SGD-L2[best $\alpha=1.0e-08$]	0.4228	0.2749	0.8235	0.1927	0.8235	29.0854	5.2806
	SGD-Huber[best $\epsilon=3.0$]	0.4234	0.2754	0.8231	0.1947	0.8231	28.9823	5.2769

модель 1

RMSE MAE MedAE R2 EVS BestParams CV_RMSE

Model

ElasticNet	0.396871	0.247050	0.176270	0.843080	0.843379	{'model__alpha': 0.0001, 'model__l1_ratio': 0.05}	0.382146
Ridge	0.396879	0.246905	0.177227	0.843074	0.843373	{'model__alpha': 0.046415888336127774}	0.382073
OLS	0.396895	0.246902	0.177505	0.843061	0.843360	}	NaN
Lasso	0.396906	0.247215	0.175905	0.843053	0.843351	{'model__alpha': 0.0001}	0.382316