

# Переход от цен оферт к ценам сделок жилой недвижимости на основе наблюдаемых рыночных данных с учётом особенностей конкретных источников данных

К. А. Мурашев, Sovconsult DOO, Founder,  
[kirill.murashev@gmail.com](mailto:kirill.murashev@gmail.com)

УДК: 519.866.2

**Ключевые слова:** Машинное Обучение, Случайный Лес, Оценка Жилой Недвижимости, Цены Оферт и Сделок

*Чаще всего оценщики жилой недвижимости имеют дело с ценами оферт, размещённых на сайтах объявлений. При этом определению подлежит наиболее вероятная стоимость, по которой бы состоялась сделка с объектом. Отсутствие доступа к информации о ценах сделок заставляет использовать косвенные данные, позволяющие определить вероятный коэффициент перехода от цен оферт к ценам сделок. Распространённым названием схожей по смыслу метрики является «скидка на торг», что не совсем верно отражает природу рассматриваемого коэффициента, который имеет две составляющие: как собственно эффект снижения цены в ходе переговоров, так и эффект снижения цены по мере экспозиции объекта и отсутствия интереса к нему со стороны покупателей. Первый эффект в полной мере может быть определён как «скидка на торг», второй связан с понятием выживаемости и требует анализа динамики цен отдельных наблюдений совместно со сроками экспозиции. С практической точки зрения оценщикам чаще всего достаточно учесть общий эффект. При этом существуют как минимум два обстоятельства, затрудняющие точное определение даже общего коэффициента. Первое обстоятельство заключается в том, что каждая наблюдаемая оферта находится на своём месте на типичной кривой выживаемости. Для определения этого места требуется анализ истории цены и срока экспозиции каждой оферты. Такие действия, во-первых, избыточно затратны с учётом сложившихся цен на услуги по оценке недвижимости, во-вторых, практика перевыставления объектов ставит под сомнение надёжность такого анализа. Второе обстоятельство заключается в неопределённости действий продавцов и покупателей, приводящих к разным соглашениям о*

величине собственно «скидки на торг». Таким образом, точное определение индивидуального коэффициента весьма затруднительно. Вместо этого оценщики могут использовать доступные средства анализа открытых данных, позволяющие получать обоснованные значение общего коэффициента. Данная работа показывает один из возможных алгоритмов получения обоснованного коэффициента перехода от цен оферт к ценам сделок на основе наблюдаемых данных открытого рынка недвижимости с учётом особенностей конкретных источников сведений. Автор считает необходимым уведомить читателей, что при подготовке данного материала, использовались Большие Языковые Модели (LLM) в части подготовки рисунков. Данное обстоятельство является демонстрацией практического запуска проекта разработки Цифрового Помощника Оценщика, осуществляемого Русским Обществом Оценщиков.

**Keywords:** *Machine Learning, Random Forest, Residential Real Estate Valuation, Asking and Transaction Prices.*

*Residential property appraisers most often deal with asking prices posted on classifieds websites. In this case, they must determine the most likely value at which a transaction involving the property would take place. Without access to transaction price information, appraisers must use indirect data to determine the probable ratio of offer prices to transaction prices. A common name for this metric is "bargaining discount," but this term does not accurately reflect the nature of the ratio in question, which has two components: the actual effect of price reduction during negotiations and the effect of price reduction as the property is exposed and buyers lose interest in it. The first component can be fully defined as a "bargaining discount," while the second component is related to survivability and requires an analysis of price dynamics and exposure period. From a practical point of view, appraisers often only need to consider the overall effect. However, there are at least two circumstances that make accurately determining even the overall coefficient difficult. First, each observed offer is located at a different point on a typical survival curve. Determining this position requires analyzing the price history and exposure period of each offer. Firstly, such actions are excessively laborious given the current prices for real estate appraisal services. Secondly, the practice of relisting properties calls into question the reliability of such an analysis. The second circumstance is the uncertainty of sellers' and buyers' actions, as they come to different agreements on the size of the actual "bargaining discount." Thus, it is almost impossible to accurately determine the individual coefficient. Instead, appraisers can use available means to analyze open data and obtain a reasonable value for the overall coefficient. This paper demonstrates the mechanism for obtaining a reasonable transition coefficient from asking prices to transaction prices based on observable data from the open real estate market, taking into account the characteristics of specific sources of information.*

# 1 Введение

Работа с наблюдаемыми данными — важнейшая часть работы оценщика. Требование максимизации применения именно наблюдаемых данных установлено, в частности в МСФО 13. Данный стандарт устанавливает следующий принцип: *Методы оценки, используемые для измерения справедливой стоимости, должны максимизировать использование наблюдаемых данных и минимизировать использование ненаблюдаемых данных* (1). Это требование связано с иерархией справедливой стоимости (уровни 1, 2 и 3), где наблюдаемые данные (котировки, рыночные показатели) имеют наивысший приоритет, а ненаблюдаемые (оценочные, внутренние предположения) — наименьший (2) .

Помимо этого, Международные стандарты оценки устанавливают схожие требования (3). Так, согласно п. 10.03 IVS 104 Data and Inputs, *при проведении оценки следует максимально использовать наблюдаемые данные. Наблюдаемые данные определяются как легкодоступные участникам рынка сведения о фактических событиях или сделках, которые используются при определении стоимости актива или обязательства*.<sup>1</sup> Данное указание расширяется в IVS 400 Real Property Interests. Так, п. 100.01 указывает, что ... *оценщик должен максимизировать использование релевантных и наблюдаемых данных в той степени, в которой это возможно*.<sup>2</sup> Пункт 10.02 того же стандарта указывает на иерархию сведений, которой следует придерживаться при проведении оценки недвижимого имущества:

- a) *напрямую сопоставимые доказательные сведения;*
- b) *косвенно сопоставимые доказательные сведения;*
- c) *общие данные рынка;*
- d) *иные источники*.<sup>3</sup>

Современные технологии позволяют собирать, хранить и анализировать огромные массивы рыночных данных практически в реальном времени, что значительно повышает требования к навыкам оценщика (4). Проведение оценки на основе больших данных и алгоритмов их

---

<sup>1</sup> Перевод автора статьи. Оригинальный английский текст: *The valuation **should** maximize the use of observable data. Observable data is defined as information that is readily available to market participants about actual events or transactions that are used in determining the value for the asset or liability.*

<sup>2</sup> Перевод автор статьи. Оригинальный английский текст: *... the **valuer must** maximize the use of relevant and **observable data** to the degree that it is possible.*

<sup>3</sup> Перевод автор статьи. Оригинальный английский текст: *In addition to the requirements contained within IVS 104 Data and Inputs, there is the following hierarchy of comparable evidence, which should be followed for real property interest valuations:*

- a) *direct comparable evidence,*
- b) *indirect comparable evidence,*
- c) *general market data,*
- d) *other sources.*

обработки обеспечивает ряд преимуществ по сравнению с традиционными устаревающими методами:

- Быстрый поиск аналогов и проведение анализа на основе тысяч объектов, а не единичных примеров;
- Выявление скрытых часто нелинейных закономерностей и рыночных трендов, которые невозможно заметить при ручной обработке данных.
- Повышение точности и объективности оценки за счёт использования актуальных и разнообразных источников информации.
- Сокращение времени на анализ с недель до минут.
- Снижение ошибок: алгоритмы уменьшают влияние человеческого фактора и субъективизма, делая выводы более обоснованными.

Важность обработки данных рынков также была показана председателем Комитета по информационно-аналитическому обеспечению оценочной деятельности Национального объединения СРО оценщиков «Союз СОО» на XVII Поволжской научно-практической конференции «Информационно-методическое обеспечение оценки и стоимостной экспертизы. Автоматизированные методы и технологии искусственного интеллекта как инструменты повышения достоверности и обоснованности результатов оценки», прошедшей в июне 2025 (5).

В данной работе на простом примере будет показан пример анализа данных в интересах оценщика, стремящегося к проведению максимально объективной оценки на основе данных. В качестве интересующего сегмента рынка рассматривается рынок квартир, расположенных в секторе «Намыв» в западной части Васильевского острова. Намыв на Васильевском острове — крупнейший проект по созданию новых территорий в Петербурге, реализованный с нуля и включающий не только жилую, но и коммерческую недвижимость, а также морской пассажирский порт (6). Данная территория обособлена от остальной части района. Намывные территории демонстрируют опережающий рост цен относительно рынка агломерации Санкт-Петербурга в целом (7). Таким образом, данный сектор представляет собой обособленную территорию современной застройки и может рассматриваться как отдельный сегмент рынка.

## **2 Используемые данные**

В качестве одного из наиболее авторитетных источников агрегированных данных о ценах сделок можно рассматривать СберИндекс (8), предоставляющий сведения на основе выгрузок Домклик. Наборы данных включают средние цены сделок и медианные цены оферт по всем

регионам. Совместное использование средних значений и медиан не может рассматриваться в качестве корректного средства анализа данных. Однако существует известный факт, что распределение цен в крупных сегментах рынка недвижимости Санкт-Петербурга имеет приблизительно логарифмически нормальное распределение (9), (10). В этом случае логарифмы цен имеют приблизительно нормальное распределение. Это позволяет нам сделать предположение о том, что распределения цен ofert и сделок имеют сдвиг при наличии в целом схожих форм распределений. Данное предположение не имеет строгого математического обоснования, но может быть удобно для практических целей в условиях ограниченности информации о ценах сделок. Справедливость данного предположения в контексте тематики статьи будет проверена в следующей секции данного материала.

Следующим источником данных, имеющим значение для целей данной работы, является исследование Домклик, отражающее состояние рынка на начало 2025 года. Согласно приведённым в нём сведениям, типичное значение скидки, возникающей при переходе от oferty к сделке, составляет 3.3 % (11). Таким образом, можно сделать первичный вывод о том, что данное значение и есть искомая величина, отражающая переход от цен ofert к ценам сделок. Данные Домклик основаны на анализе большого количества фактических сделок, совершённых в экосистеме Сбера. Таким образом, они выглядят более надёжными, чем иные источники подобной информации.

Однако ряд практикующих оценщиков, также осуществляющих риелторскую деятельность, например Н. Р. Киршина, высказали гипотезу о том, что прямое использование таких данных не является лучшей практикой в силу особенностей фактического механизма совершения сделок с привлечением заёмных средств Сбера.

Для того чтобы разобраться с корректностью такой гипотезы, следует рассмотреть механизм возникновения ofert в системе Домклик. Данная площадка является частью экосистемы сделок с недвижимостью Сбера, занимающего доминирующее положение на рынке жилищного кредитования. Совершение сделки с привлечением заёмных средств Сбера требует размещения объекта в листинге Домклик. При этом, первичное размещение объекта, повлёкшее за собой внимание к нему покупателей, может иметь место на других листингах. В дальнейшем для совершения сделки в экосистеме Сбера объект вторично размещается в базе Домклик по той цене, которая в большей мере соответствует ожиданиям покупателей. Типичный жизненный цикл объекта, сделка с которым совершается с привлечением средств Сбера:

1. Первичное размещение объекта на наиболее популярных листингах: Циан, Яндекс Недвижимость, Авито по оптимистичной для продавца цене.

2. Экспозиция в течение определённого времени по оптимистичной для продавца цене.
3. Отсутствие значительного интереса со стороны покупателей.
4. Снижение цены и новое ожидание.<sup>4</sup>
5. Проявление интереса со стороны покупателей и вступление с ними в переговоры.
6. Достижение соглашения о дополнительном снижении цены в индивидуальном порядке с конкретным заинтересованным покупателем, предполагающем совершение сделки с привлечением кредитных средств Сбера.
7. Размещение объекта в листинг Домклик.
8. Дополнительные переговоры в процессе согласования сделки, в результате которых возможны различные исходы, включая дополнительное снижение цены либо отказ от заключения сделки и ожидание нового покупателя.
9. Заключение договора с итоговым покупателем, совершение сделки с привлечением кредитных средства Сбера по итоговой согласованной сторонами цене.

Приведённый алгоритм показывает, что значительная часть жизненного цикла оферты может проходить вне листинга Домклик. При этом, содержащиеся в исследованиях Домклик значения показывают среднее изменение цен на объекты с момента, описанного в пункте 7 до момента в пункте 9.

Из вышесказанного следует, что прямое применение опубликованных либо собственных расчётных скидок на базе данных Домклик целесообразно только в отношении оферт, размещённых в базе самого Домклик. В случае применения иных данных следует проводить дополнительные расчёты.

Следует отметить, что наиболее корректным способом определения значения общего коэффициента перехода от цены оферты к цене сделки является отслеживание индивидуальной судьбы всех объектов на рынке с этапа 1 до этапа 9. В этом случае существует возможность построения индивидуальных и обобщённых кривых выживаемости объектов, а также дополнительный индивидуальный анализ перспективы снижения цены каждого аналога и самого объекта оценки. Однако такой способ сложно реализуем технически. Кроме того, размещение одного объекта в разных листингах с разными ценами, а также повторные размещения после снятия с продажи снижают надёжность такого анализа.

---

<sup>4</sup> Данный этап может повторяться несколько раз.

В связи этим можно рассмотреть иной вариант расчёта коэффициента перехода от цен оферт к ценам сделок. Данный способ является более практическим и реализуем без особых сложностей лишь немного уступая первому с точки зрения теоретической обоснованности. Следует признать корректность коэффициентов рассчитываемых Домкликом внутри своей базы, в которой как раз ведётся учёт судьбы конкретных объектов. При этом также необходимо дополнительно учитывать различие в ценах между объектами, уже размещёнными в листинге Домклик и теми, которые размещены в иных базах объявлений и пока не достигли стадии 7. Анализ наличия такой разницы, её статистической значимости, а также конкретной количественной меры систематического отличия цен является предметом данного исследования.

Всего для проведения исследования были собраны следующие данные по офертам о продаже квартир в секторе Намыв:

1. 425 оферт в листинге Домклик.
2. 907 оферт в листинге Циан.
3. 836 оферт в листинге Яндекс Недвижимость.
4. 1452 оферты в листинге Авито.

## 3 Методика

### 3.1 Расчёт уточнённых значений коэффициента перехода от оферт к сделкам

Согласно ранее упоминавшемуся исследованию (11), коэффициент перехода от цен оферт к ценам сделок составляет 0.967. Тем не менее существует возможность проведения собственного расчёта на основе актуальных данных Домклик, ежемесячно обновляемых на портале Сбериндекс (8). Временной ряд разницы логарифмов цен оферт и сделок в Санкт-Петербурге за период 2022-01 — 2025-05 показан на рисунке 1 жёлтым цветом. Высокая нестабильность значений указывает на необходимость сглаживания. Всего было применено 4 метода сглаживания:

1. Simple Exponential Smoothing (SES) / Экспоненциальное сглаживание (12):
  - Учитывает последнее наблюдение с экспоненциальным затуханием прошлых, т. е. представляет собой фильтр бесконечного импульса.
  - Удобен при стабильных временных рядах.
2. Holt's Linear Trend / Метод Хольта-Уинтерса (13):

- Расширяет SES, добавляя линейный тренд.
- Используется для данных с трендом.

3. LOWESS (Locally Weighted Scatterplot Smoothing) / Локально взвешенная регрессия (14):

- Нелинейный метод, усредняющий соседние точки с весами.
- Хорошо работает с нелинейными трендами.

4. Savitzky–Golay Filter (15):

- Полиномиальная аппроксимация в скользящем окне.
- Эффективно фильтрует шум, сохраняя форму сигнала.

В результате применения всех методов были получены значения, приведённые в таблице 1. Как видно, актуальные по состоянию на начало лета 2025 значения близки к данным из январского исследования, однако, наблюдается тенденция к снижению различия между ценами оферт и сделок. Среднее значение по сглаженным составляет примерно -0.0162, что означает величину коэффициента приблизительно 0.9838 по состоянию на начало лета 2025 года. Данное значение прямо применимо к ценам оферт, размещённых в листинге Домклик.

*Таблица 1: Сглаженные значения величины снижения цены при переходе от оферты к сделке*

Метод сглаживания	Значение
Наблюдаемое значение	-0.0085
Simple Exponential Smoothing	-0.0158
Holt's Linear Trend	-0.0142
LOWESS	-0.0291
Savitzky–Golay Filter	-0.0058
Среднее по сглаженным	-0.0162

### 3.2 Сопоставление цен оферт Домклик и иных листингов

Вопрос применимости коэффициента перехода от цен оферт к ценам сделок, полученного на основе открытых данных Домклик требует проведение анализа равенства распределений двух выборок. Первая выборка должна состоять из объектов, размещённых в Домклик, вторая — на других площадках. Для проведения такого эксперимента были использованы ранее

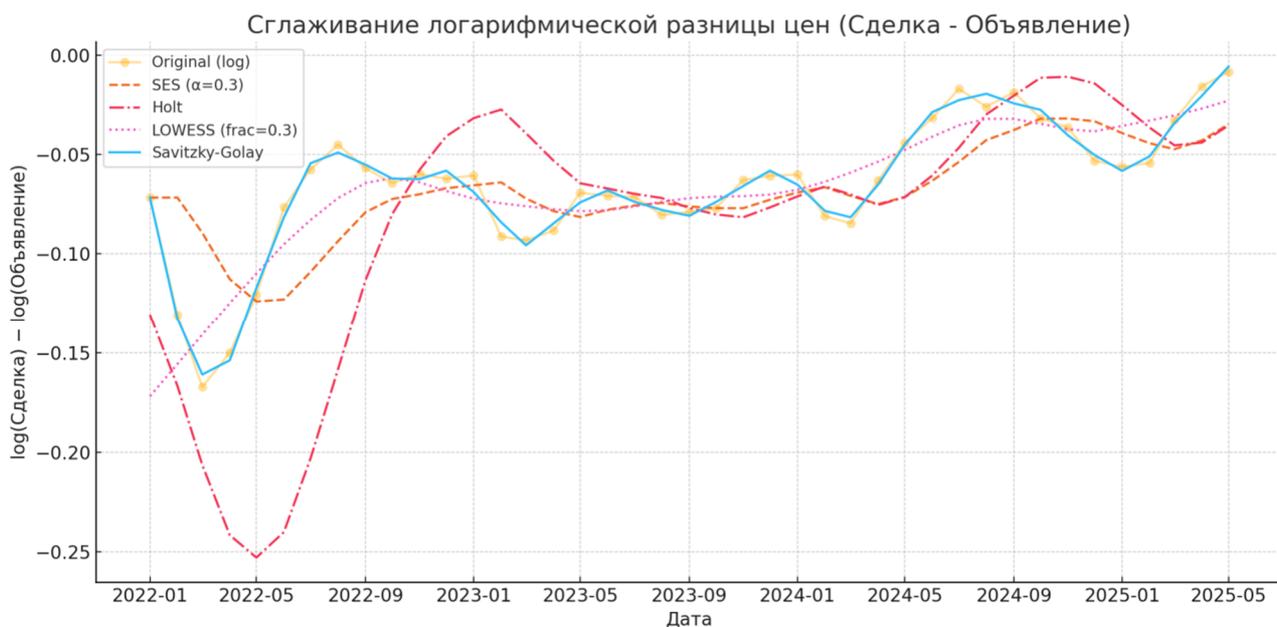


Рисунок 1: Временные ряды наблюдаемых и сглаженных значений разности логарифмов цен оферт и сделок в экосистеме Домклик

упомянутые данные о продаже квартир в секторе «Намыв» с 4 площадок: Домклик, Циан, Яндекс Недвижимость, Авито. Нулевая гипотеза заключается в том, что распределение удельных цен объектов, размещённых в системе Домклик не отличается от распределения удельных цен объектов, размещённых в иных листингах. Такая формулировка нулевой гипотезы является стандартной для статистики. Изначальное утверждение об отсутствии статистических значимых отклонений и необходимость его опровергнуть математически реализуемы в отличие от обратной задачи. На рисунках 2, 3 показана визуализация распределений обеих групп.

Для строгого числового анализа был проведён тест Уилкоксона-Манна-Уитни (U-test), широко известный в среде оценщиков (16), (17). Основным преимуществом данного теста является его непараметрический характер и при этом высокая статистическая мощность. Данный тест работает существенно лучше, например t-теста, в случаях, когда распределение хотя бы одной выборки отличается от нормального. При этом его мощность (способность избежать ошибку второго рода) составляет:

$$ARE_{normal} = \frac{3}{\pi} \approx 0.955 \quad (1)$$

от мощности t-теста в случаях нормального распределения (18), (19).

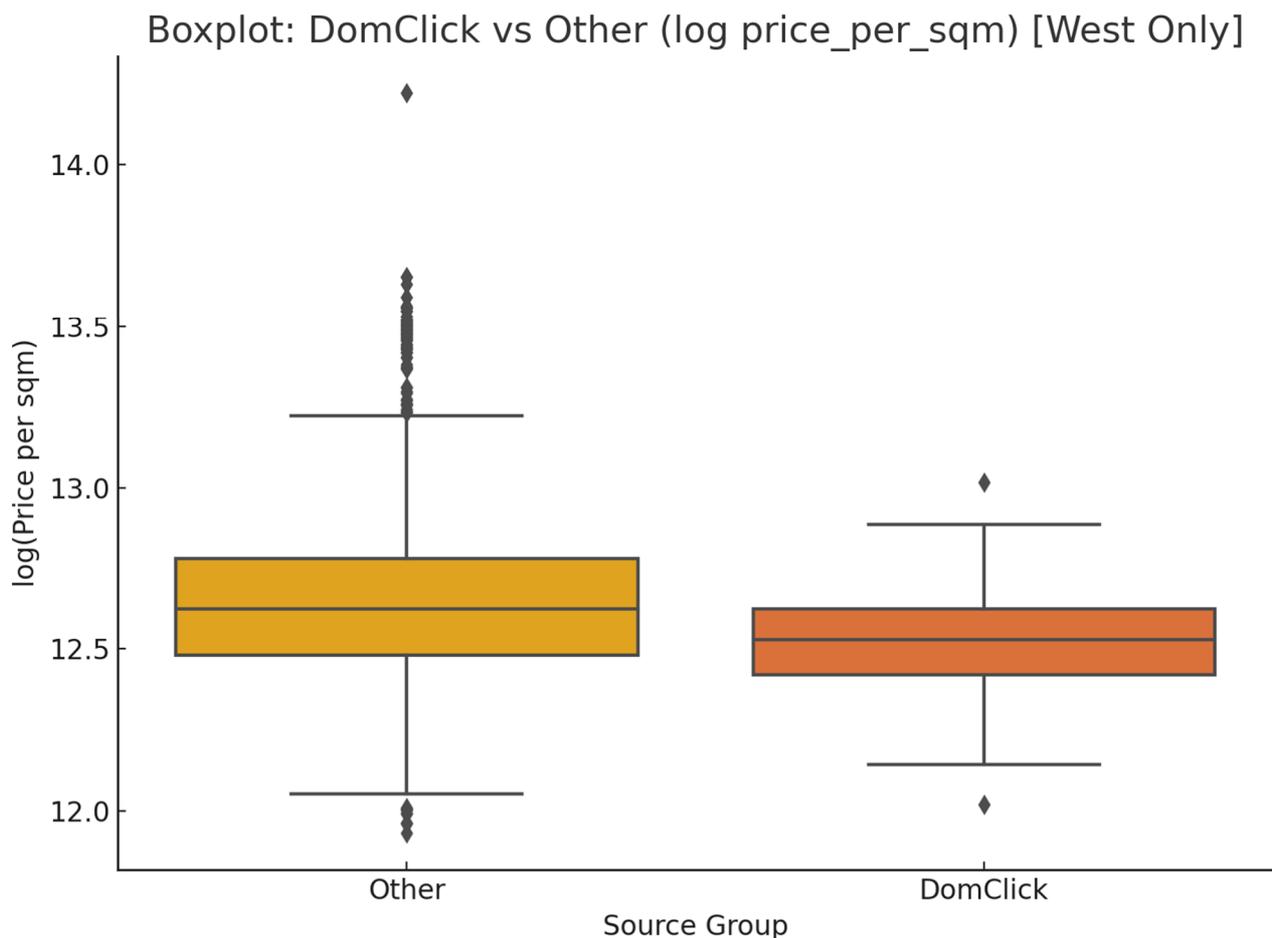


Рисунок 2: График типа *Boxplot* для сравнения логарифмов удельных цен двух групп

Таким образом, в большинстве случаев можно рекомендовать применение именно данного теста для проверки статистически значимого отличия распределений двух выборок. Следует отметить, что U-тест не является тестом на равенство средних либо медиан. Наиболее точной формулировкой нулевой гипотезы является равенство вероятностей превышения ранга в объединённой выборке случайных наблюдений, изначально происходящих из двух разных выборок. Также можно встретить формулировки, что U-тест проверяет равенство распределений либо гипотезу сдвига.

Таблица 2: Результаты U-теста

Показатель	Значение
U-статистика	43430.5
p-значение	0.0028

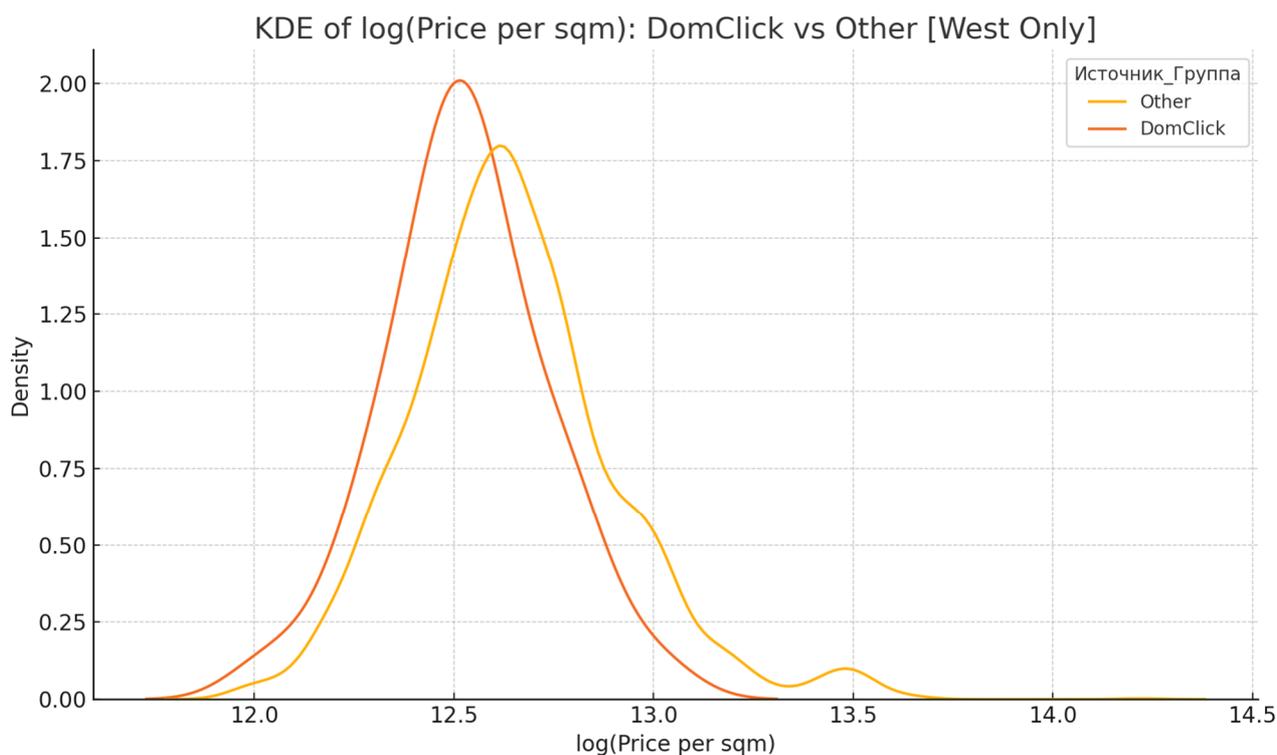


Рисунок 3: Диаграмма ядерной оценки плотности распределений двух групп

Результаты теста, приведённые в таблице 2, указывают на наличие значимого отличия удельной стоимости объектов, размещённых в листинге Домклик относительно объектов, размещённых в листингах Циан, Яндекс Недвижимость и Авито.

Таким образом, необходимо рассчитать коэффициент, показывающий типичную разницу между ценами на различных листингах. Естественным, но несколько наивным способом является сопоставление удельной стоимости каждого объекта из одной группы с каждым объектом из другой. В этом случае возможно получить распределение отношений цен. Поскольку речь идёт о логарифмах удельных цен, корректный алгоритм учёта заключается в вычитании логарифма удельной цены каждого объекта из подвыборки Домклик из удельной цены каждого объекта из иных подвыборок. Дальнейшее потенцирование позволяет получить коэффициент для применения к ценам в натуральной шкале.

$$\exp(\log(x) - \log(y)) = \frac{x}{y} \quad (2)$$

На рисунке 4 показано распределение логарифмированных значений. Среднее значение разности составляет 0.119, что эквивалентно коэффициенту 1.126. Данный коэффициент имеет интерпретацию: «среднее отношение удельной цены объектов, размещённых на площадках альтернативных Домклик, к объектам размещённым на нём, составляет 1.126».

Данное значение отражает учёт только одного отличия, а именно источника происхождения объявления.

Попытка построения расчёта на основе учёта одного отличия при наличии других способна привести к ошибочным результатам. Более корректный учёт влияния признака на стоимость возможен только в рамках общей модели ценообразования.

Для создания такой модели для рынка квартир в секторе «Намыв» был применён алгоритм Случайный Лес (Random Forest). Данный алгоритм относится к методам ансамблей решающих деревьев.

**Решающее дерево регрессии** — это алгоритм машинного обучения, используемый для предсказания числовых значений целевой переменной. Он работает путём последовательного разделения входных данных на основе признаков и построения дерева, где каждый узел представляет условие, а лист представляет предсказанное значение. Разделение происходит бинарно, т. е. каждый раз на две части так, чтобы отличие целевого признака было минимальным в каждом новом листе. Для построения дерева не требуется глобальный алгоритм оптимизации, вместо этого используется локальный жадный алгоритм (20), целью которого является минимизация дисперсии в узлах-потомках, что эквивалентно минимизации MSE.

$$MSE = \frac{1}{S} \sum_{i \in S} (y_i - \bar{y}_S)^2 \quad (3)$$

$$\delta MSE = MSE(S) - \frac{S_L}{S} MSE(S_L) - \frac{S_R}{S} MSE(S_R) \quad (4),$$

где:

- MSE – средний квадрат ошибки на обучающем множестве;
- S – количество наблюдений в родительском узле;
- $S_L$  – количество наблюдений в левом узле-потомке;
- $S_R$  – количество наблюдения в правом узле-потомке;
- $y_i$  – значение целевого признака у i-того наблюдения;
- $\bar{y}_S$  – среднее значение признака у в множестве S.

Выбирается разбиение с максимальной дельтой.

Каждое дерево даёт  $2^n$  прямых отрезков, где n — разрешённая максимальная глубина дерева. Алгоритм выявляет нелинейные и не монотонные связи и не зависит от распределений. Недостатком алгоритма является высокая склонность к переобучению, т. е. чрезмерной подгонки под обучающие данные.

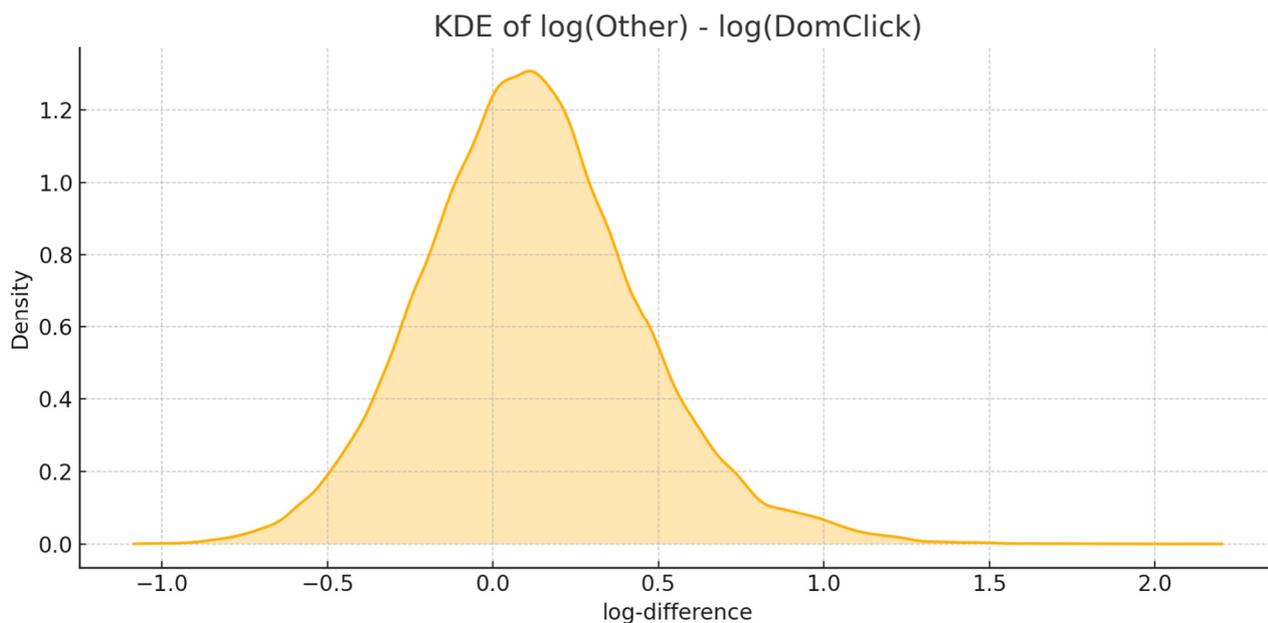


Рисунок 4: Диаграмма распределения разности логарифмов удельных цен между объектами, размещёнными в листингах Циан, Яндекс Недвижимость и Авито (уменьшаемое) относительно объектов листинга Домклик (вычитаемое)

**Случайный лес (Random Forest)** — это ансамбль из большого числа относительно упрощённых и “недообученных” по отдельности деревьев. Каждое такое “карликовое дерево” получает случайную часть данных

$$n^* = n\left(1 - \frac{1}{e}\right) \quad (5)$$

и

$$k^* = \sqrt{k} \quad (6)$$

признаков

где:

- $n$  – количество наблюдений в обучающей выборке;
- $k$  – количество признаков в обучающей выборке.

Дерево дорастает до критерия останова. За счёт большого числа таких деревьев итоговый результат получается существенно лучше, чем у отдельного большого дерева (21). Алгоритм объединяет идеи бэггинга, представляющего собой частный случай усреднения ансамбля моделей, и вложенных подпространств.

Лес проводит голосование и усредняет свои результаты.

$$\hat{f}_{RF} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x) \quad (7),$$

где:

- $f_{RF}$  – предсказание леса для объекта  $X$ ;
- $T_b(x)$  – предсказание  $b$ -го дерева;
- $B$  – общее число деревьев.

Итоговый результат получается значительно стабильнее относительно отдельных полных деревьев. Изначально считалось, что алгоритм в целом не подвержен переобучению. В дальнейшем было показано, что такой риск есть, но он относительно небольшой. Недостатком алгоритма является то, что плохие деревья также участвуют в голосовании. Также алгоритм иногда может давать перевес в пользу непрерывных переменных против бинарных. В целом он обладает рядом преимуществ относительно алгоритма линейной регрессии особенно с точки зрения возможностей учёта нелинейных связей.

Для построения модели ценообразования на базе данного алгоритма были использованы следующие переменные:

- широта;
- долгота;
- площадь;
- класс дома;
- отношение площади кухни к общей;
- тип отделки;
- расположение на первом этаже;
- источник оферты.

Все категориальные переменные преобразовывались в бинарные посредством one-hot-encoding. Бинарная переменная «источник» принимала значение 1 только в случае признака «домклик».

В результате была получена модель со следующими метриками качества:

<b>Метрика</b>	<b>Значение</b>
$R^2$	0.95
MAPE (средняя абсолютна ошибка, выраженная в долях либо процентах) на обучающей выборке	5.32
MAPE на тестовой выборке	5.71

Данные показатели показывают на приемлемое качество модели и возможность её применения для дальнейшего анализа. Следует отметить, что в практическом машинном обучении

итоговыми критериями качества модели чаще всего являются не столько статистические критерии, сколько метрики ошибок на отложенном множестве, показывающие фактическую обобщающую способность модели, т. е. её качество работы с данными, на которых она не обучалась.

С целью получения метрики влияния размещения оферты в листинге Домклик был применён критерий Partial Dependence (22). Данный критерий показывает среднее изменение удельной цены при изменении значения бинарной переменной, показывающей источник оферты. Его значение составило примерно 0.077. Трансформация в естественную шкалу

$$\exp(0.077) - 1 \approx 1.08$$

даёт итоговое значение превышения удельной стоимости объектов, размещённых в листингах Циан, Яндекс и Авито над удельной стоимостью объектов, размещённых в листинге Домклик, не объясняемое иными различиями, в 8 %. Таким образом, можно сказать, что среднее систематическое превышение удельных цен оферт, размещённых в листингах Циан, Яндекс Недвижимость и Авито относительно оферт базы Домклик составляет 8 %. Данное обстоятельство указывает на целесообразность применения двух понижающих коэффициентов к ценам оферт первых трёх листингов. В противном случае может иметь место существенное завышение стоимости, что может нарушить законные права залогодержателя, страховщика и иных лиц и привести к некорректному отражению величины справедливой стоимости активов. Таким образом, по результатам проведённого локального анализа в качестве иллюстрации можно привести следующие коэффициенты переход от цен оферт к ценам сделок:

- 0.9838 для объектов, размещённых в листинге Домклик;
- 0.9051 для объектов, размещённых в листингах Циан, Яндекс Недвижимость, Авито.

Следует отметить, что данные точные значения актуальны только для конкретно сектора рынка и времени. Расчёт данных метрик следует проводить для каждого конкретного рынка на основе актуальных данных как можно более близких к дате оценки.

## 4 Выводы

В данной работе было показано, что обработка рыночных данных способствует формированию объективной картины ценообразования. Отсутствие знаний об особенностях тех или иных источников информации, равно как и отсутствие их должной обработки способно повлечь за собой существенное искажение результата даже на таком простом рынке как квартиры. Следует отметить, что конкретные числовые метрики, показанные в данной работе, не следует

воспринимать в качестве универсальных значений. Они релевантны только конкретному рынку в конкретный период. В данной работе были показаны сами принципы обработки данных с учётом их источников, которые могут быть полезны оценщикам, судебным экспертам и иным специалистам, занимающимся определением стоимости.

## 5 Список литературы

1. **Финанс и МСФО: теория и практика.** МСФО IFRS 13: объяснение положений стандарта об измерении справедливой стоимости. [В Интернете] [Цитировано: 05 07 2025 г.] <http://msfo-dipifr.ru/msfo-ifrs-13/>.
2. **ACCA (The Association of Chartered Certified Accountants).** МСФО (IFRS) 13 – Оценка справедливой стоимости. [В Интернете] [https://www.accaglobal.com/cis/ru/student/exam-support-resources/dipifr-learning-resources/technical-articles/IFRS13\\_fair\\_value\\_measurement.html](https://www.accaglobal.com/cis/ru/student/exam-support-resources/dipifr-learning-resources/technical-articles/IFRS13_fair_value_measurement.html).
3. **International Valuation Standards Council.** *International Valuation Standards 2025*. 2024 г.
4. *Современный механизм регулирования оценочной деятельности в российской федерации: проблемы и перспективы развития в условиях цифровизации экономики.* **И. В. Крюкова, А. П. Лактюшина.** 2021 г., E-Scio.
5. *Информационное обеспечение оценочной деятельности в условиях всеобщей цифровизации (вызовы и перспективы).* **Жуковский, В. В.** Материалы XVII Поволжской научно-практической конференции «Информационно-методическое обеспечение оценки и стоимостной экспертизы. Автоматизированные методы и технологии искусственного интеллекта как инструменты повышения достоверности и обоснованности ре.
6. **РБК Санкт-Петербург.** Новые земли. Как развивается знаковый проект в центре Петербурга. [В Интернете] 2022 г. <https://spbspecials.rbc.ru/morskoy-fasad>.
7. **Агентство Недвижимости "Невский Простор".** Будущее недвижимости на Васильевском острове: перспективы и тенденции. [В Интернете] 2024 г. [https://www.spb-estate.com/news\\_realty/the-future-of-real-estate-on-vasilyevsky-island-prospects-and-trends/](https://www.spb-estate.com/news_realty/the-future-of-real-estate-on-vasilyevsky-island-prospects-and-trends/).
8. **Сбериндекс.** Сбериндекс Статистика. [В Интернете] 2025 г. <https://sberindex.ru/ru/dashboards?partition=7>.
9. *Логарифмически нормальное распределение цен на объекты недвижимости.* **М. Б. Ласкин, С. В. Пупенцова.** 5, 2014 г., Имущественные отношения в Российской Федерации, Т. 152, стр. 52-59.
10. *О распределении цен на рынках недвижимости и «Смещённых» оценках рыночной стоимости.* **Н. П. Баринов, С. В. Грибовский.** 6, 2016 г., Имущественные отношения в Российской Федерации, Т. 177, стр. 69-74.
11. **Домклик.** Аналитики Домклик: средняя величина скидки на вторичке. [В Интернете] 2025 г. [https://blog.domclick.ru/novosti/post/analitiki-domklik-srednyaya-velichina-skidki-na-vtorichke-po-rossii-sostavlyaet-6?utm\\_referrer=https%3A%2F%2Fyandex.ru%2F](https://blog.domclick.ru/novosti/post/analitiki-domklik-srednyaya-velichina-skidki-na-vtorichke-po-rossii-sostavlyaet-6?utm_referrer=https%3A%2F%2Fyandex.ru%2F).
12. **Athanasopoulos, Rob J Hyndman & George.** *Forecasting: Principles and Practice*. 2021.
13. *Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages.* **Winters, Peter R.** 6, 1960 г., Management Science, Т. 3, стр. 324-342.
14. *Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots.* **Cleveland, William S.** 74, 1978 г., Journal of the American Statistical Association, Т. 368, стр. 829-836.
15. *Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures.* **Abraham Savitzky, M. J. E. Golay.** 36, 1964 г., Analytical Chemistry, Т. 8, стр. 1627-1639.
16. *Practical application of the Wilcoxon-Mann-Whitney test in valuation.* **Murashev, C. A.** 2022 г.
17. **Слуцкий, А. А.** *Доказательственная оценка и судебная экспертиза рыночной стоимости недвижимости: теория, методология, практика.* 2025.
18. *The Efficiency of Some Nonparametric Competitors of the t-Test.* **Lehmann, J. L. Hodges Jr &**

- E. L.** 27, 1956 г., *Ann. Math. Statist.*, T. 2, стр. 324-336.
19. *Sample Size Determination for Some Common Nonparametric Tests*. **Noether, Gottfried E.** 82, 1987 г., *Journal of the American Statistical Association*, T. 398, стр. 645-647.
20. *Greedy function approximation: A gradient boosting machine*. **Friedman, Jerome H.** 29, 2001 г., *Ann. Statist.*, T. 5, стр. 1189-1232.
21. *Random Forests*. **Breiman, Leo.** 45, 2001 г., *Machine Learning*, T. 1, стр. 5-32.
22. **Molnar, Christoph.** *InterpreТаблица Machine Learning*. 2022.