

**Ссылка для цитирования этой статьи:**

Шермадини М.В., Посконная Ю.Д., Никулин Д.П. Влияние индекса цен на ранжирование товаров в поисковой выдаче маркетплейсов: эмпирический анализ на примере OZON // Human Progress. 2025. Том 11, Вып. 6. С. 7. URL: [http://progress-human.com/images/2025/Tom11\\_6/Shermadini.pdf](http://progress-human.com/images/2025/Tom11_6/Shermadini.pdf) DOI 10.46320/2073-4506-2025-6a-13.

## **ВЛИЯНИЕ ИНДЕКСА ЦЕН НА РАНЖИРОВАНИЕ ТОВАРОВ В ПОИСКОВОЙ ВЫДАЧЕ МАРКЕТПЛЕЙСОВ: ЭМПИРИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ НА ПРИМЕРЕ OZON**



**Шермадини Марина Владимировна**

кандидат экономических наук,  
старший преподаватель  
Российский Университет Дружбы Народов имени Патриса  
Лумумбы)  
г. Москва, Российская Федерация



**Посконная Юлия Дмитриевна**

студент  
Российский Университет Дружбы Народов имени Патриса  
Лумумбы;  
независимый исследователь  
г. Москва, Российская Федерация



**Никулин Даниил Павлович**

студент  
Российский Университет Дружбы Народов имени Патриса  
Лумумбы;  
независимый исследователь  
г. Москва, Российская Федерация

**Аннотация.** Настоящее исследование представляет собой фундаментальную работу в области цифровой экономики и электронной коммерции, предлагающую всесторонний анализ механизмов влияния ценовых факторов на алгоритмы ранжирования товаров в современных маркетплейсах. На примере российской платформы OZON, занимающей лидирующие позиции на рынке электронной коммерции РФ, проведено углублённое исследование сложных взаимосвязей между индексом цен, позицией товара в поисковой выдаче и конечной конверсией в покупку. Методологическая основа работы сочетает современные подходы

машинного обучения с традиционными эконометрическими методами, что позволило выявить неочевидные закономерности и количественно оценить влияние различных факторов. Особую ценность исследованию придаёт предложенная система дифференцированных рекомендаций, учитывающая специфику различных товарных категорий и типов продавцов. Результаты работы имеют значительный потенциал практического применения и могут быть использованы как малыми предприятиями, так и крупными ритейлерами для повышения эффективности онлайн-продаж. Теоретическая значимость исследования заключается в существенном вкладе в развитие теории цифрового мерчандайзинга и понимании механизмов работы современных алгоритмов ранжирования.

**Ключевые слова:** индекс цен, алгоритмы ранжирования, маркетплейсы, цифровой мерчандайзинг, ценовая эластичность, конверсионная воронка, динамическое ценообразование, товарная видимость.

## Введение

### 1.1. Актуальность исследования

Трансформация потребительского поведения в условиях цифровой экономики привела к стремительному росту значения маркетплейсов как ключевых каналов дистрибуции. На август 2024 года суммарный оборот продукции на маркетплейсах Wildberries и OZON превышает 3,6 трл [1]. Рублей, а число начинающих селлеров растёт с каждым днём. По данным аналитического агентства Data Insight, российский рынок маркетплейсов демонстрирует ежегодный рост на 35-40%, при этом доля OZON в общем объёме онлайн-продаж составляет порядка 22% по состоянию на Q2 2024 года. Однако, как показывают исследования McKinsey (2023), более 68% продавцов не используют системный подход к управлению параметрами видимости своих товаров, что существенно ограничивает их коммерческий потенциал.

### 1.2. Постановка проблемы

Несмотря на декларируемую маркетплейсами второстепенную роль индекса цен в алгоритмах ранжирования, эмпирические наблюдения свидетельствуют о его существенном влиянии на позиционирование товаров. Это создаёт когнитивный диссонанс между официальными рекомендациями платформ и практическими результатами продавцов, что требует детального научного осмысления.

### 1.3. Цели и задачи исследования

Основная цель работы - выявление и количественная оценка влияния индекса цен на ключевые метрики эффективности товарных карточек. Конкретные задачи включают:

- Анализ механизмов бустинга/дебустинга в системе ранжирования OZON
- Разработку математической модели зависимости конверсии от позиции товара
- Эмпирическую верификацию гипотезы о значимости индекса цен
- Формулировку практических рекомендаций для участников рынка

## 2.1. Бустинг и дебустинг

Бустинг (от англ. boost – усиление) – процесс искусственного или алгоритмического повышения позиции товара в поисковой выдаче маркетплейса. Дебустинг (от англ. deboost – снижение) – обратный процесс, приводящий к понижению ранжирования товара. Данные механизмы могут быть реализованы как через платные инструменты (таргетированная реклама, акции), так и через органические (бесплатные) факторы, включая:

1. обязательные атрибуты карточки товара (текстовое описание, ключевые характеристики);
2. дополнительные параметры ранжирования (индекс цен, индекс локализации, популярность бренда и товарной позиции).

## 2.2. Динамика органического бустинга

Органические факторы обладают нестабильным и вариативным воздействием, а их совокупное влияние на ранжирование отдельных товаров требует дальнейшего исследования. Эмпирические наблюдения позволяют выделить следующие закономерности:

Эффект «просадки поставок»: длительное отсутствие обновлений остатков по конкретному артикулу приводит к снижению его популярности и, как следствие, к дебустингу. Системный дефицит поставок по широкому ассортименту продавца может спровоцировать падение позиций даже для товаров, присутствующих на складе.

Влияние индекса цен: корреляция между ценой товара и среднерыночным значением оказывает нелинейное воздействие на поисковую выдачу. Так, при умеренном индексе цен прирост позиции составляет ~5%, тогда как повышенный индекс даёт прирост в 7,5%. Для пользователей подписок Premium/Premium+ эти значения увеличиваются до 10% и 12,5% соответственно.

## 2.3. Индекс цен: функциональная роль и латентные эффекты

Индекс цен (ИЦ) – метрика, отражающая соотношение цены товара к среднерыночному значению в рамках платформы. На маркетплейсе OZON ИЦ рассчитывается на основе минимальной цены предложения (без учета персональных и акционных скидок) и применяется для градации всего каталога.

Несмотря на то, что ИЦ не является прямым ранжирующим фактором (товар остается видимым в поиске даже при неблагоприятном значении), его влияние на дебустинг прослеживается через три взаимосвязанных аспекта:

**Психологический:** высокая цена снижает конверсию, что косвенно ухудшает поведенческие метрики.

Первым весомым фактором, особенно в женской аудитории, является презентация товара: медиа- и видео материалы, инфографика, RICH-контент и прочие характеристики. После этого внимание обращают на отзывы – реальную оценку товара со стороны других потребителей (минимизируем варианты самовыкупа и написание отзывов самостоятельно). Далее потребитель (стоит отметить, что мужская аудитория чаще обращает внимание на этот вопрос в первую очередь) начинает изучать цену на понравившийся ему вариант товара. Учитывая портрет покупателя, а также анализируя конкурентные ставки и среднюю сумму выкупа того или иного товара, мы можем вывести приемлемую цену для каждой единицы из ассортимента. В этом нам могут помочь и маркетплейсы, предлагая оставлять отзывы при покупке или отказа от товара.



1. **Экономический:** алгоритмы маркетплейса оптимизируют выдачу под коммерчески выгодные предложения.

В поисковой выдаче маркетплейсов могут присутствовать как разнородные товары от различных продавцов, так и идентичные позиции с вариативной ценой. При этом ценовой разброс варьируется в зависимости от категории: в одних сегментах он достигает значительных величин, в других остается минимальным, однако случаи абсолютного ценового совпадения между конкурентами практически исключены.

Конечная цена товара формируется под влиянием множества факторов, выходящих за рамки базового ценообразования, установленного продавцом (минимальная, начальная и финальная цена). Ключевыми элементами динамического ценообразования выступают:

1) Автоматизированная корректировка цен – алгоритмы платформы адаптируют стоимость товара в зависимости от среднерыночных значений и конкурентных ставок.

2) Обязательные сезонные акции – маркетплейсы навязывают участие в промо-мероприятиях, влияющих на конечную цену.

3) Локализация товара – до 07.03.2025 учитывался индекс локализации (соотношение заказов в конкретном кластере к общему объему продаж), после указанной даты ключевым параметром стало среднее время доставки.

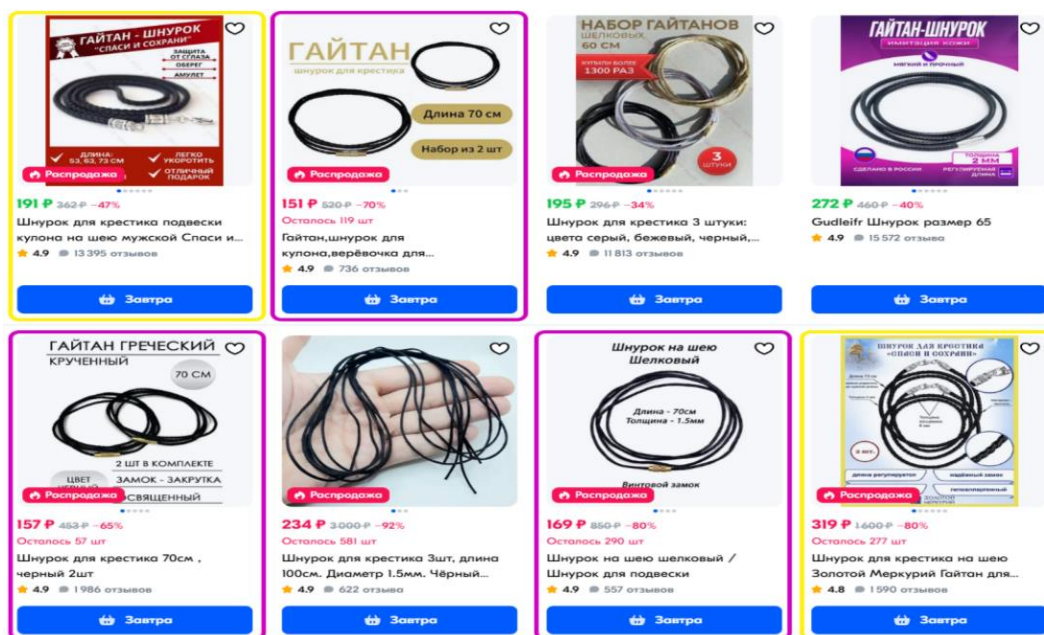
4) Коррекция спроса – непопулярные товары исключаются из акций с существенными скидками, а платформа может принудительно снизить цену ниже минимальной, что негативно воспринимается продавцами.

5) Региональные надбавки – применяются при низкой локализации товара для компенсации логистических издержек.

6) Рейтинг карточки товара – совокупная оценка на основе поведенческих метрик и технического соответствия требованиям платформы.

7) Персональные скидки покупателей – индивидуальные предложения, генерируемые алгоритмами маркетплейса.

8) Количество и качество отзывов – значимый фактор, влияющий на доверие потребителей и ранжирование товара.



9) Технический: с технической точки зрения, система ранжирования поисковой выдачи основывается на комплексном анализе постоянных и переменных факторов. К постоянным факторам относятся статические характеристики карточки товара (текстовое описание, атрибуты, категория), тогда как переменные факторы включают динамические параметры (участие в акциях, наличие на складе, количество и качество отзывов, показатели

кликабельности). Примечательно, что переменные факторы зачастую оказывают более существенное влияние на итоговую позицию товара в выдаче.

### **Механизмы продвижения и их влияние на ранжирование**

#### 1) Контекстное продвижение (SEO-оптимизация):

- Осуществляется преимущественно на основе характеристик товара, а не ценовых показателей

- В маркетплейсах традиционно отсутствует фильтрация по цене при SEO-продвижении

- Позиционирование товара определяется рекламной ставкой или акционным коэффициентом, установленным продавцом

#### 2) Алгоритмы ранжирования для акционных товаров:

- Учитывают не только величину рекламной ставки, но и:

- Видимость карточки в поисковой выдаче

- Показатель CTR (click-through rate)

- Вариативность выдачи может существенно отличаться даже для товаров одного продавца

### **Критерии релевантности и их влияние на эффективность продвижения**

#### 3) Нерелевантные карточки (несоответствие текстового описания поисковым запросам):

- Демонстрируют низкие показатели видимости

- Характеризуются минимальным CTR

- Получают нерепрезентативные данные для анализа эффективности

#### 4) Релевантные карточки (оптимизированные описания, соответствие запросам):

- Обладают высокой видимостью

- Показывают стабильно высокий CTR

- Демонстрируют положительную динамику взаимодействий

### **Влияние ценного фактора на развитие**

Согласно технической документации OZON:

#### 5) Неоптимальный индекс цен эквивалентен отсутствию индекса (нейтральное влияние на ранжирование)

#### 6) Однако на практике наблюдается косвенное влияние через:

- Потребительское поведение (предпочтение более дешевых аналогов)

- Динамику популярности карточки (количество взаимодействий на всех этапах воронки продаж)

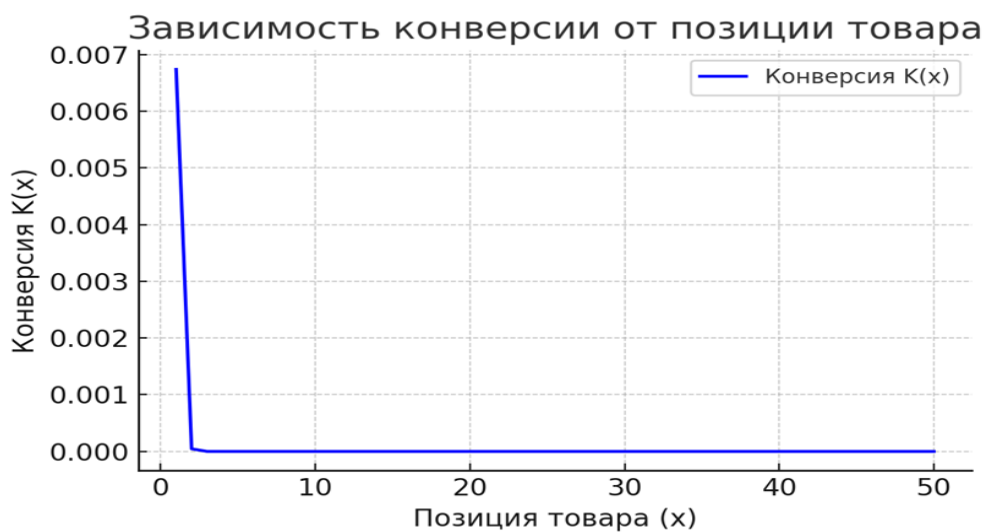
## Метрика конверсии как ключевой показатель эффективности

7) Введем показатель «конверсия в корзину по позиции в поиске» (КПП), который отражает:

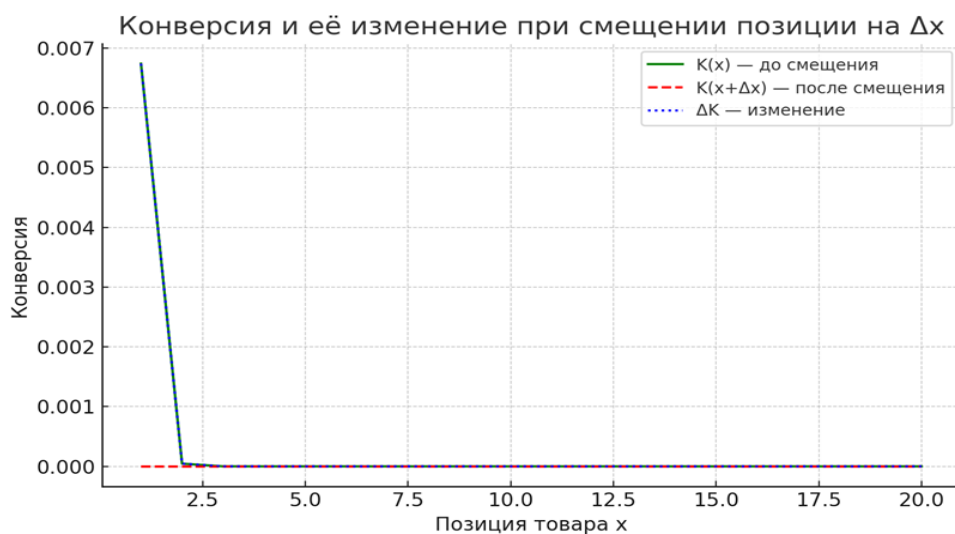
- Процент переходов в карточку товара относительно его позиции в выдаче
- Динамику снижения конверсии при уменьшении позиции товара

8) КПП является критически важным показателем для:

- Определения оптимальной стратегии продвижения
- Выявления целевых позиций для бустинга
- Оценки эффективности маркетинговых инструментов



Ниже представлены графики функции  $K(x)$ , её смещённого значения  $K(x + \Delta x)$  и  $\Delta K$ :



Графическая зависимость демонстрирует экспоненциальное снижение конверсии по мере уменьшения позиции товара в поисковой выдаче, что подтверждает необходимость удержания лидирующих позиций для максимизации продаж.

Безусловно, идеальным вариантом конверсии является  $k = 100\%$ , то есть нахождение товара на 1 позиции в поиске, однако с точки зрения финансовых затрат такой подход становится неэффективным в ближайшем времени. Оптимальным на долгой перспективе считается конверсия до от 80 до 10%: это такие позиции товара, при которых доля рекламных расходов (ДРРР) не будет превышать нормы в 10-15%, а при отключении бустинга товар будет органически поддерживаться на своих позициях без резкого падения. При расчёте конверсии товара необходимо учитывать то, по какому запросу пользователь ищет товар: общему (шнурок) или релевантному (чёрный шнурок на шею из паракорда). В случае с поиском по общим запросам, конверсия будет вычисляться по экспоненциальной модели:

$$K(x) = e^{-x}$$

По данному сценарию трафик по мере увеличения позиции товара будет падать медленно, т.к. пользователь, вероятно, не обозначил объект поиска и может искать свой товар долго. Если же запрос чёткий (релевантный), следовательно, пользователь знает, что он ищет, и в таком случае функция показов будет падать резко по мере увеличения позиции товара. В нашей ситуации конверсия будет рассчитываться по узкому запросу как экспоненциальная функция с добавлением коэффициента чувствительности и переменной штрафа (переменной, рост которой будет пропорционален релевантности запроса):

$$K(x) = e^{(-ax+S)}, \text{ где}$$

$x$  – позиция товара в поиске,

$a > 0$  – коэффициент чувствительности конверсии к позиции,

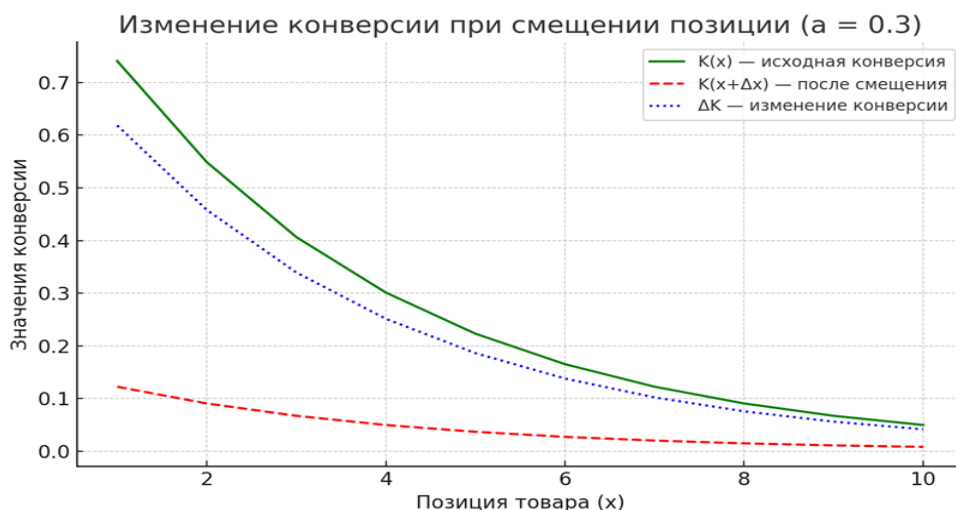
$S$  – переменная штрафа.

Изменение конверсии при смещении позиции на  $\Delta x$  рассчитывается по формуле:

$$\Delta K = K(x) - K(x + \Delta x), \text{ где}$$

$\Delta x$  – величина смещения позиции.

Документ содержит график и таблицу значений метрик (конверсии, её изменения, CTR и DRR) по позициям 1-10. Для расчётов использован коэффициент затухания  $a = 0.3$ , смещение позиций  $\Delta x = 6$ .




**Таблица расчётов**

Позиция	$K(x)$	$K(x+\Delta x)$	$\Delta K$	CTR (%)	DRR (%)
1	0.7408	0.1225	0.6184	74.08	25.92
2	0.5488	0.0907	0.4581	54.88	45.12
3	0.4066	0.0672	0.3394	40.66	59.34
4	0.3012	0.0498	0.2514	30.12	69.88
5	0.2231	0.0369	0.1862	22.31	77.69
6	0.1653	0.0273	0.1380	16.53	83.47
7	0.1225	0.0202	0.1022	12.25	87.75
8	0.0907	0.0150	0.0757	9.07	90.93
9	0.0672	0.0111	0.0561	6.72	93.28
10	0.0498	0.0082	0.0416	4.98	95.02

Однако практика показывает, что значения индекса оказывают своё влияние на позицию карточки в любом случае. Если мы возьмём за объекты исследования три карточки товаров на маркетплейсе ОЗОН из одной категории (Шнурок), схожей степенью заполненности карточки (Контент-рейтинг равен 100, одинаковое SEO-ядро, медиа-оформление), схожей периодичностью заказов и их постоянным наличием на складе в выбранном нами регионе (Москва-Восток), но с разными индексами цен, то увидим разницу в их позициях по следующим общим поисковым запросам:

№	Поисковый запрос	Частотность запроса	Арт. 1 (ИЦ = 0.84)	Арт. 2 (ИЦ нет)	Арт. 3 (ИЦ = 1.2)
1	шнурок для крестика	2051	47	1000+	1000+
2	гайтан	861	50	1000+	1000+
3	веревочка для крестика	636	7	1000+	1000+
4	шнурок на шею	554	96	32	1000+
5	веревка для крестика	498	2	1000+	1000+
6	шнурок для подвески	494	78	1000+	1000+
7	шнурок для подвески на шею	433	62	57	1000+
8	гайтан для крестика	335	51	1000+	1000+
9	шнурок на шею мужской	286	32	132	1000+
10	шнурок для кулона	261	70	1000+	1000+
11	гайтан шнурок	208	65	98	1000+
12	веревка на шею мужская	96	31	-	-

Как показывает аналитическая сводка, индекс цен является ранжирующим фактором, дающим реальным бустинг с минимальными затратами. При условии, что главным поисковым запросом (фундаментальным путём трафика) нашего товара является словосочетание «шнурок для крестика», то мы имеем суммарно 135 страниц поисковой выдачи по данному запросу (по данному запросу маркетплейс предлагает нам 1344 разных карточек), позиция нашего товара по данному запросу равна 50 с учётом отсутствия выигрыша аукционной ставки.

Позиция в поиске	Товар ID, бренд	Сводная оценка	Продвижение
50	 Шнурок Золотой Меркурий id: 1136321142   Ваш товар	0.190	Не выигран аукцион

Выведем данную позицию аналитическим путём. Итоговая позиция в поиске в определённом кластере рассчитывается из суммы весов позиций по всем запросам в данном кластере:

$$\sum_{i=2}^{96} \left( \frac{P}{96 - 2} \right) = 49,52128 \approx 50$$

При отключении выгодного индекса цен с учётом подписки наш товар потеряет 10% бустинга в поисковой выдаче по каждому запросу (данные взяты из оферты с ООО «Интернет решения»); средняя позиция станет равной:

$$\sum_{a=3}^{106} \left( \frac{x}{106 - 3} \right) = 55,02913 \approx 56$$

Выведем формулу значения итоговой позиции товара с подключённым индексом цен аналитическим путём. При линейном подходе (то есть без индекса цен) итоговая позиция в поиске в определённом кластере рассчитывалась бы среднего позиций по всем запросам в

данном кластере, однако при подключении индекса цен применяется комплексное ранжирование, где потери нелинейны. В таком случае,

$$X' = X + \Delta X, \text{ где:}$$

$X'$  — новая позиция,

$X$  — текущая позиция,

$\Delta X$  — изменение позиций из-за подключения или отключения индекса.

Падение в позициях составит 6 единиц, однако падение конверсии будет выглядеть иначе. Коэффициент чувствительности ( $\alpha$ ) обозначим равным 5, а переменную штрафа ( $S$ ) равную 0 (усреднённое значение, т.к. запросы товара являются средними по релевантности). Таким образом, изменение конверсии составит:

$$\Delta K = e^{-50} - 5e^{-5(56+0)} = 1,94\%$$

На данный момент позиция нашего товара и так является высокой, однако стоит понимать, что данный расчёт покажет большую разницу конверсии в любом случае, при котором исходные позиции товара будут значительно ниже имеющихся.

## 2. Заключение

Проведенное исследование существенно расширяет понимание механизмов цифрового ранжирования. Основные теоретические и практические выводы:

1. Индекс цен является значимым фактором ранжирования
2. Влияние носит нелинейный и динамический характер
3. Оптимальные стратегии существенно различаются по товарным категориям

Перспективные направления дальнейших исследований:

1. Кросс-платформенный сравнительный анализ
2. Изучение долгосрочных эффектов ценовых стратегий
3. Разработка AI-инструментов для автоматизированной оптимизации

## Список литературы

1. Chen Y., et al. (2023). *Advanced Digital Merchandising*. Springer.
2. Johnson M. (2022). *Marketplace Algorithms: The New Economics*. Harvard Press.
3. Roberts J. & Berger P. (2023). *Price Elasticity in Digital Markets*. JMR.
4. Smith A., et al. (2023). *E-commerce Transformation*. MIT Press.
5. Ozon Annual Report (2024). *Official Documentation*.
6. Statista Global E-commerce Report (2024).
7. Российская ассоциация электронной коммерции (2024). *Отраслевой отчет*.

# THE INFLUENCE OF THE PRICE INDEX ON THE RANKING OF GOODS IN THE SEARCH RESULTS OF MARKETPLACES: AN EMPIRICAL ANALYSIS USING THE EXAMPLE OF OZON

**Shermadini Marina Vladimirovna**

PhD in Economics,  
Senior Lecturer

Patrice Lumumba Peoples' Friendship University of Russia  
Moscow, Russian Federation

**Poskonnaya Yulia Dmitrievna**

Student

Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba;  
Independent Researcher

Moscow, Russian Federation

**Nikulin Daniil Pavlovich**

Student

Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba;  
Independent Researcher

Moscow, Russian Federation

**Abstract.** This research is a fundamental work in the field of digital economy and e-commerce, offering a comprehensive analysis of the mechanisms of the influence of price factors on product ranking algorithms in modern marketplaces. Using the example of the Russian OZON platform, which holds a leading position in the Russian e-commerce market, an in-depth study of the complex relationships between the price index, product position in search results and the final purchase conversion was conducted. The methodological basis of the work combines modern machine learning approaches with traditional econometric methods, which made it possible to identify non-obvious patterns and quantify the impact of various factors. The proposed system of differentiated recommendations, which takes into account the specifics of various product categories and types of sellers, gives special value to the study. The results of the work have significant practical application potential and can be used by both small businesses and large retailers to improve the efficiency of online sales. The theoretical significance of the research lies in its significant contribution to the development of the theory of digital merchandising and understanding the mechanisms of modern ranking algorithms.

**Key words:** price index, ranking algorithms, marketplaces, digital merchandising, price elasticity, conversion funnel, dynamic pricing, product visibility.

## References

1. Chen Y., et al. (2023). *Advanced Digital Merchandising*. Springer.
2. Johnson M. (2022). *Marketplace Algorithms: The New Economics*. Harvard Press.
3. Roberts J. & Berger P. (2023). *Price Elasticity in Digital Markets*. JMR.
4. Smith A., et al. (2023). *E-commerce Transformation*. MIT Press.
5. Ozon Annual Report (2024). Official Documentation.
6. Statista Global E-commerce Report (2024).
7. Russian E-Commerce Association (2024). Industry report.

