

УДК 339.138:004.738.5

DOI: 10.34670/AR.2026.13.36.090

Система управления продвижением товаров на маркетплейсах с учётом особенностей алгоритмического ранжирования

Сидорец Максим Сергеевич

Аспирант,
Московская международная академия,
129075, Российская Федерация, Москва,
Новомосковская ул., 15А, стр. 1;
e-mail: sidoretsmaxim@gmail.com

Аннотация

Статья посвящена управлению продвижением товаров на маркетплейсах с учётом алгоритмического ранжирования. Цель исследования — сформировать систему решений, связывающую корпоративную стратегию с логикой работы платформ. Используются методы анализа научных источников и обобщения практик маркетплейсов с интерпретацией поведенческих метрик (CTR, конверсия, выручка) как факторов ранжирования. В результате предложена модель управления продвижением как последовательность решений: от постановки KPI до выбора инструментов (контент, цена, логистика, промо-механики, CPC/CPM) и оценки эффективности. Показано, что платный трафик влияет на органическое ранжирование через изменение поведенческих показателей, учитываемых алгоритмами, что позволяет рассматривать продвижение как управляемый процесс, направленный на рост заказов и улучшение позиций товара в выдаче.

Для цитирования в научных исследованиях

Сидорец М.С. Система управления продвижением товаров на маркетплейсах с учётом особенностей алгоритмического ранжирования // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 3А. С. 747-755. DOI: 10.34670/AR.2026.13.36.090

Ключевые слова

Маркетплейс, алгоритмическое ранжирование, управление продвижением, CTR, конверсия, корпоративная стратегия.

Введение

Современный этап развития экономики характеризуется стремительной цифровизацией и трансформацией коммуникационных практик. Сейчас на первый план выходят платформенные решения — прежде всего маркетплейсы, которые уже давно перестали быть просто торговыми площадками. Они становятся полноценными медиаплатформами, объединяющими в себе функции коммерции, информирования и развлечения. В результате на стыке торговли и медиа возникает новое явление — ритейл-медиа, которое, по сути, представляет собой трансформацию маркетплейсов в самостоятельные каналы коммуникации и монетизации внимания. Для продавца на маркетплейсе «позиция» перестала быть визуальной метрикой: это управляемый результат работы алгоритма, который сортирует товары по ожидаемой полезности для покупателя и коммерческим целям площадки [Молодцов, Дя, 2025]. На практике основной поток показов для многих категорий формируется поисковой выдачей; в публичных материалах площадок подчёркивается, что значимая доля показов приходится именно на поиск, а рост позиции напрямую увеличивает трафик и продажи [Марценюк, Мирзоян, 2025].

Три крупнейших российских маркетплейса — Ozon, Wildberries и Яндекс.Маркет — сегодня предлагают продавцам довольно широкий набор инструментов для продвижения. При этом, несмотря на общее направление развития, у каждой платформы есть свои особенности, акценты и приоритеты. Проблема управления продвижением возникает в месте стыка двух контуров. Первый контур — корпоративный: компания задаёт цели роста, прибыльности, оборота капитала и концентрации в категориях. Второй контур — платформенный: маркетплейс ранжирует карточки по множеству факторов, часть которых продавец изменяет напрямую (контент, цена, логистика, участие в акциях и инструментах продвижения), а часть — косвенно через поведение покупателей [Шермадини, Посконная, Никулин, 2025]. В результате один и тот же маркетинговый бюджет может давать противоположный результат в видимости: реклама увеличивает показы, но при низкой конверсии усиливает отрицательные сигналы и ограничивает рост органики. В явном виде это сформулировано в инструкциях площадок: карточку, которую часто видят, но редко покупают, нет оснований помещать в верх выдачи [Молодцов, Дя, 2025].

Цель статьи — описать систему управления продвижением товаров на маркетплейсах, в которой управленческие решения строятся с учётом логики алгоритмического ранжирования, а эффект продвижения оценивается через причинно-следственные связи между платным трафиком, поведенческими метриками и органической позицией.

Материалы и методы

Для достижения цели исследования использованы методы анализа, синтеза и систематизации научной информации. Материалами исследования выступили научные публикации по алгоритмическому ранжированию и цифровому маркетингу, а также практики функционирования маркетплейсов. В работе применён сравнительный анализ факторов ранжирования и интерпретация поведенческих метрик (CTR, конверсия, выручка) как управляемых сигналов. Дополнительно использован кейс-ориентированный подход, позволяющий проследить взаимосвязь между платным продвижением и органическим ранжированием.

Литературный обзор

Вопросы функционирования и развития маркетплейсов рассматриваются в работах И. Г. Ветряковой, А. К. Мусаева, где анализируются особенности трансформации цифровых платформ и их роль в современной экономике. Факторы потребительского выбора и поведения пользователей на маркетплейсах исследуются А. О. Марценюком, А. Г. Мирзояном. Влияние ценовых параметров на ранжирование товаров в поисковой выдаче рассмотрено М. В. Шермадини, Ю. Д. Посконной, Д. П. Никулиным.

В рамках маркетплейса комплекс продвижения целесообразно трактовать как набор управленческих воздействий, которые изменяют вероятность «перехода от показа к заказу» в логике платформы. В отличие от классической схемы, где каналы продвижения находятся вне точки продажи, маркетплейс объединяет показ, сравнение, доверие (отзывы/рейтинг), логистику и оплату в одном интерфейсе; поэтому инструменты ценообразования, поставки и качества сервиса становятся элементами продвижения, а не только операционной функции [Шермадини, Посконная, Никулин, 2025].

Открытые регламенты площадок позволяют реконструировать общую структуру выдачи. Во-первых, система ищет товары, соответствующие запросу, причём соответствие может быть не буквальным: алгоритмы анализируют информацию карточки, отделяют ключевые характеристики от второстепенных и сопоставляют её с контекстом запроса. Во-вторых, далее применяется ранжирование, в котором используются как атрибуты товара/продавца, так и наблюдаемое поведение пользователей.

Для Wildberries прямо указано, что поисковые алгоритмы анализируют информацию в карточке и поведение пользователей, а приоритет факторов может различаться по категориям; для новинок приоритеты также меняются из-за отсутствия истории продаж [Chen, Hou, 2025]. Для Яндекс Маркет в публичном описании поиска подчёркнута предиктивная логика: в топ попадают товары, которые, по оценке модели, пользователь с наибольшей вероятностью закажет; при этом учитывается персонализация, цена, популярность, доставка, рейтинг и статистика продаж продавца, а также визуальное соответствие карточки запросу. Для Ozon в документации описан принцип скоринга: товару присваивается оценка в диапазоне 0–1, после чего применяются факторы «бустинга» (приводится пример расчёта итоговой оценки через повышающий коэффициент) [Ветрякова, 2022]].

Из этих описаний следует важное методическое следствие: управление продвижением на маркетплейсе — это управление входами модели ранжирования (контент, цена, логистика, участие в промо-механиках, качество сервиса) и управление данными, которыми модель «обучается» на поведении покупателей (клики, добавления в корзину, заказы, выкуп, возвраты), при ограничении на допустимые способы воздействия [Chen, Hou, 2025].

Рассмотрим показатели рекламы на Wildberries:

- Просмотры — данный показатель показывает, сколько пользователей увидело продвигаемую карточку;
- Клики — сколько было кликов в этой кампании продвижения;
- CTR (от англ. click-through rate - коэффициент кликабельности) — это отношение кликов к просмотрам;
- Конверсия из клика в заказ (CR) — данная метрика показывает, сколько процентов пользователей совершают заказ после клика по продвигаемой карточке.

Метрики CTR и CR удобны тем, что они связывают управленческие действия продавца с

наблюдаемым поведением покупателей и, следовательно, с теми сигналами, которые в типичной e-commerce задаче используются как признаки и/или целевые функции ранжирования [Kabir et al., 2024]]. В прикладном смысле CTR фиксирует привлекательность карточки на уровне выдачи: отношение кликов к показам ($\text{clicks} \div \text{impressions}$). CR (конверсия) фиксирует продаваемость на уровне перехода к заказу и покупке; в регламенте Wildberries конверсия раскрыта как набор переходов: «в показ», «в переход», «в заказ», «в покупку».

На стороне алгоритма CTR и CR чаще всего используются не как «цели ради целей», а как прокси-переменные вероятности заказа и удовлетворённости пользователя выдачей. Для e-commerce learning-to-rank в исследованиях прямо указывается работа с множественными сигналами обратной связи: click rate, add-to-cart, order rate, revenue. При этом order rate рассматривается как более устойчивый целевой сигнал по сравнению с кликами, что важно для практики управления: оптимизация только на клики может повышать трафик без роста заказов и ухудшать экономику.

Одновременно CTR нельзя интерпретировать как «чистую» релевантность, потому что клики систематически смещены позицией: верхние места получают больше внимания и кликов даже при равной привлекательности, что в литературе описывается как position bias. Следовательно, управленческие выводы по CTR требуют либо сравнений в сопоставимых позициях/выдачах, либо экспериментальных вмешательств и методов дебайсинга, иначе можно перепутать эффект «мы поднялись — поэтому вырос CTR» с эффектом «CTR вырос — поэтому нас подняли».

Показатели выручки и объёма продаж выступают в качестве агрегированного поведенческого сигнала. В инструкциях Wildberries задана высокая прикладная определённость: «объём продаж товара в рублях» влияет на место в выдаче (указан диапазон влияния), при этом продажи за последний месяц важнее более ранних, а возвраты и отказы не учитываются. Это даёт управленцу два прямых правила: (а) сезонность и «скорость продаж» становятся частью ранжирования; (б) рост объёма продаж через продвижение может иметь остаточный эффект на органику, если платный трафик конвертируется в заказы и выкуп, а не в «пустые» клики [Молодцов, Дя, 2025].

Связь «реклама → органика» на маркетплейсе имеет два механизма, которые принципиально различаются по управляемости. Первый механизм — прямой: площадка может применять повышающие коэффициенты ранжирования к товарам, которые участвуют в её промо-инструментах [Зиятдинов, 2023]. В Wildberries описан «дополнительный буст»: товары, одновременно участвующие в акциях и в продвижении через инструменты WB, получают повышенный коэффициент ранжирования; приводится пример роста позиции при разных комбинациях «акция/продвижение». Второй механизм — косвенный: рекламные кампании увеличивают охват и ускоряют накопление поведенческой статистики (клики, заказы), которая затем используется в ранжировании; этот подход соответствует общей логике e-commerce LTR, где поведенческие сигналы являются основой обучения ранжирующих моделей [Мусаев, 2025]. Органические факторы обладают нестабильным и вариативным воздействием: 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.

Логика CPC/CPM внутри рекламных размещений также опирается на алгоритмическую

оценку вероятности клика. В исследованиях по рекламным аукционам и scoring-моделям фиксируется типичная практика: для максимизации ожидаемой выручки платформы комбинируют предсказанный CTR (pCTR) и ставку CPC, формируя eCPM/скоринговый показатель для ранжирования объявлений. Управленческий вывод для продавца: рекламная ставка и качество объявления (через pCTR/релевантность) совместно определяют объём и «качество» трафика, а уже качество трафика влияет на CR и последующие сигналы ранжирования [Мусаев, 2025].

Корпоративная стратегия задаёт не «желание быть в топе», а форму компромисса между рыночной долей, маржинальностью и риском [Молодцов, Дя, 2025]. На уровне конкурентного подхода классическая рамка выбора между низкими издержками, дифференциацией и фокусом (в терминологии Michael Porter) помогает определить допустимые траектории: например, стратегия издержек допускает ценовую агрессию и широкий охват, а стратегия дифференциации требует инвестиций в качество карточки, рейтинг и сервис при меньшей зависимости от ценового фактора.

Инструментарий маркетинг-микса в современной интерпретации рассматривается как узел между компанией и рынком и эволюционирует вместе с технологическими и институциональными условиями; для маркетинга это означает, что «promotion» неизбежно включает «place» (логистика, доступность, сроки), а «product» включает качество контента карточки как часть продукта в цифровой витрине. С точки зрения стратегического управления маркетингом, продвижение выступает способом реализации корпоративной стратегии через практические решения и распределение ресурсов, а не автономной функцией.

Для того чтобы эта логика работала в операционном управлении, требуется перевод стратегии в измеримые показатели и причинно-следственные цепочки. Подход Balanced Scorecard описывает стратегическое измерение как способ связать реализацию стратегии и показатели результата, включая финансовые и нефинансовые метрики. В контексте маркетинга это означает, что целевые KPI должны включать не только выручку и ROMI, но и «дату-драйверы» ранжирования: скорость доставки, долю участия в акциях, стабильность наличия, рейтинг, CTR/CR на релевантных запросах.

На этой основе система управления продвижением может быть описана как последовательность управленческих решений.

Первый блок решений фиксирует стратегическую рамку: какие категории и SKU являются приоритетными, какова допустимая цена привлечения заказа, какие ограничения накладывает маржинальность и оборотный капитал. Практически это приводит к выделению ролей ассортимента: часть товаров выбирается как «локомотивы видимости» (на них допускается более низкая маржа ради прироста позиций и продаж), часть — как «прибыльные» (для них важнее CR и контроль ставки), часть — как «поддерживающие» (минимальные бюджеты, работа через контент и наличие). Эта логика согласуется с рекомендациями площадок фокусироваться на ограниченном наборе товаров при выводе в топ и выстраивать работу шагами, а не распылять усилия.

Второй блок решений управляет релевантностью и качеством карточки. Здесь важно не количество ключевых слов, а корректность атрибутов и отсутствие «недопустимой информации»: в инструкциях Wildberries прямо указано, что упоминание других брендов, переспам и нерелевантная информация могут понижать товар; также перечислены типовые «серые» приёмы, которые не поднимают позицию и засоряют карточку.

Третий блок решений управляет коммерческим предложением и сервисом: цена, участие в акциях, сроки сборки и доставки, география доступности, стабильность остатков. В Wildberries

наиболее тяжёлым фактором названы зоны доставки и время сборки/доставки (приводится диапазон влияния), значимым — участие в акциях на период их действия, отдельными факторами — объём продаж, конверсия и рейтинг продавца. В Яндекс Маркете факторы ранжирования описаны как набор признаков, связанных с персонализацией, ценой, популярностью, доставкой, рейтингом и статистикой продаж, а отдельные публичные материалы приводят доли влияния описания, предпочтений, цены и др.

Четвёртый блок решений управляет платным продвижением и его «сшивкой» с органикой. Здесь принципиально различаются две цели: покупка видимости (через аукционную логику $pCTR \times bid / eCPM$ в рекламных размещениях) и изменение поведенческих сигналов, которые затем участвуют в органическом ранжировании (заказы, выкуп, продажи за последний месяц). Из-за позиционного смещения кликов мониторинг рекламного эффекта должен учитывать, что рост CTR может быть следствием более высокого места показа, поэтому корректнее оценивать инкрементальные показатели (прирост заказов/выручки при контроле позиции) и использовать эксперименты, когда это возможно.

Результаты

Ниже приведён пример управленческой модели, построенной на опубликованных принципах факторов ранжирования: мы не реконструируем «формулу площадки», а показываем, как управлять продвижением, если известно, что ранжирование чувствительно к доставке, акциям/продвижению, продажам, конверсии и рейтингу.

Исходные условия. Компания работает со «стратегией роста в категории» через 1–2 якорных SKU, допуская временное снижение маржинальности ради увеличения доли продаж и закрепления видимости в поиске. Такой выбор согласуется с идеей стратегического компромисса между ценой, дифференциацией и охватом. Товар продаётся на маркетплейсе; на горизонте одного месяца ключевыми управляемыми метриками выбраны: CTR в поиске, конверсия в заказ, скорость доставки и объём продаж за 30 дней.

Базовые показатели (до изменений, 1 неделя как срез).

Показы в поиске: 60 000. CTR: 0,9% → клики: 540. Конверсия «в заказ» (CR): 3,0% → заказы: 16 (округление). Средняя цена: 2 490 Р → GMV: 39 840 Р. Маржинальный доход с заказа после комиссий/логистики (допущение для расчёта): 600 Р → валовой вклад: 9 600 Р. Эти значения реалистичны для «среднего» SKU в конкурентной категории, где небольшое изменение CTR/CR даёт кратный эффект на заказы из-за мультипликативной природы воронки (показы \times CTR \times CR).

Управленческие действия и ожидаемая механика ранжирования.

- 1) Компания переносит часть стока в более выгодные зоны хранения/исполнения, сокращая срок доставки; в материалах Wildberries именно время сборки и доставки имеет максимальный вклад в место в выдаче среди перечисленных факторов.
- 2) Товар включается в акцию на период 2 недель; участие в акциях имеет измеримый вклад в ранжирование «в период действия акции».
- 3) Параллельно запускается продвижение внутри площадки по модели CPC с целевой ставкой 18 Р за клик, задача — не купить «любые» клики, а ускорить накопление заказов при сохранении CR. Логика аукционного ранжирования в рекламных размещениях обычно связывает место показа с $pCTR$ и bid , поэтому работа с CTR карточки (обложка, цена, релевантность) снижает требуемую ставку для заданного объёма показов.
- 4) Карточка перерабатывается без «переспама»: уточняются характеристики, фото

приводится к точному соответствию товару, убираются не относящиеся к товару формулировки. Для Wildberries прямо указано: лишние или нерелевантные формулировки в карточке могут снижать её позиции, а простое «набивание» текста ключевыми словами не даёт эффекта.

Через две недели после изменений картина по органике стала другой. Показов в поиске стало около 80 000. Здесь сработало сразу несколько факторов: подтянули сроки доставки, подключили акции, плюс параллельно шло продвижение. В таком сочетании карточка чаще поднимается выше в выдаче.

CTR вырос до 1,2% — в основном за счёт замены первого фото и более адекватной цены в период акции. Это дало примерно 960 кликов. Конверсия в заказ поднялась до 3,8%: после доработки характеристик стало меньше случайных переходов, люди чаще доходят до покупки. В итоге получили около 36–37 заказов.

Если смотреть на платный трафик, реклама дала ещё порядка 700 кликов при CPC 18 Р — это около 12 600 Р расходов. При той же конверсии это даёт 26–27 заказов. При марже 600 Р на заказ выходит примерно 15–16 тыс. Р дохода. То есть кампания окупается уже на коротком горизонте.

За счёт рекламы увеличился общий объём продаж, а это влияет на ранжирование. Когда карточка стабильно продаётся, площадка начинает показывать её чаще. Если в этот момент ещё идёт акция, эффект усиливается. В итоге часть рекламного трафика как бы «перетекает» в органику — но только пока держатся продажи и нормальная конверсия.

Чтобы не перепутать причину и следствие, сравнивают не просто общий CTR или CR, а смотрят одинаковые периоды и одинаковые запросы. Отдельно отслеживают прирост заказов, потому что клики сами по себе могут расти просто из-за позиции, без реального улучшения спроса.

Этот кейс в целом показывает простую вещь: реклама имеет смысл тогда, когда она помогает карточке закрепиться — через заказы и нормальную конверсию. Именно эти сигналы дальше работают на выдачу. Это согласуется и с эмпирическими результатами исследований LTR в e-commerce, где улучшение ранжирования в каталоге/поиске приводит к измеримым приростам конверсии и выручки.

Обсуждение

Полученные результаты показывают, что управление продвижением на маркетплейсах не может рассматриваться как изолированная настройка рекламных инструментов, поскольку его эффективность определяется взаимодействием с алгоритмами ранжирования. В отличие от классического маркетинга, где основным результатом выступает трафик, в платформенной среде ключевое значение приобретают поведенческие сигналы пользователей. Исследования в области learning-to-rank подтверждают, что ранжирование формируется на основе совокупности факторов, включая клики, добавления в корзину, заказы и выручку [Karmaker Santu, Sondhi, Zhai, 2017].

При этом акцент только на показателе CTR может приводить к искажению оценки эффективности, поскольку клики не всегда связаны с покупками. Эмпирические исследования показывают, что оптимизация по конверсии даёт существенно больший эффект для выручки по сравнению с оптимизацией по кликам. Это подтверждает необходимость смещения управленческого фокуса с привлечения трафика на обеспечение качества взаимодействия пользователя с товаром [Chen, Hou, 2025].

Заключение

Построение системы управления продвижением на маркетплейсах требует явного включения алгоритмического ранжирования в объект управления: продвигается не «карточка сама по себе», а вероятность заказа в условиях платформенной выдачи.

Метрики CTR и CR выступают управляемыми сигналами, но их интерпретация требует учёта позиционного смещения; поэтому контроль эффективности продвижения должен смещаться от «роста кликов» к инкрементальным заказам и продажам [Молодцов, Дя, 2025].

Причинно-следственная связь между рекламой и органическим ранжированием реализуется как минимум через два механизма: прямой (бустинг/коэффициенты при использовании промо-инструментов площадки) и косвенный (изменение поведенческих метрик, которые затем участвуют в ранжировании) [Chen, Hou, 2025].

Корпоративная стратегия определяет допустимый профиль компромисса между маржинальностью и видимостью; поэтому управление продвижением целесообразно оформлять как последовательность решений от стратегии к KPI ранжирования, далее к выбору инструментов и к циклу контроля качества трафика и конверсии.

Библиография

1. Ветрякова И.Г. Развитие маркетплейсов в условиях трансформации цифровой экономики на примере Wildberries // *Modern Science*. 2022. Т. 4. № 1. С. 30-34.
2. Зиятдинов Р.Ф. Исследование эффективности рекламных инструментов Wildberries // *Вестник Университета управления «ТИСБИ»*. 2023. № 3. С. 45-51.
3. Марценюк А.О., Мирзоян А.Г. Факторы потребительского выбора маркетплейса для онлайн-покупок // *Управленец*. 2025. Т. 16. № 3. С. 92-108.
4. Молодцов И.Н., Дя К.М. Специфика медиатизации цифровых платформ на примере современных российских маркетплейсов // *Вопросы медиабизнеса*. 2025. Т. 4. № 4. С. 71-77.
5. Мусаев А.К. Маркетплейсы как бизнес-модель: эволюция и тенденции развития в цифровой экономике // *Вестник экономики, права и социологии*. 2025. № 2. С. 76-79.
6. 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. Т. 11. № 6. С. 7.
7. Chen Z., Hou X. Research on E-Commerce Search Result Ranking Optimization Based on Deep Learning // 2025 International Conference on Power, Electrical Engineering, Electronics and Control (PEEEEC). IEEE, 2025. С. 246-253.
8. Kabir M.A. et al. A survey on e-commerce learning to rank // arXiv preprint arXiv:2412.03581. 2024.
9. Karmaker Santu S.K., Sondhi P., Zhai C.X. On application of learning to rank for e-commerce search // Proceedings of the 40th international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval. 2017. С. 475-484.
10. Krasnov F.V. Learning-to-Rank in B2B e-commerce catalogs: A digital experiment and conversion analysis // *Business Informatics*. 2026. Т. 20. № 1. С. 54-66.

Product Promotion Management System on Marketplaces Taking into Account the Features of Algorithmic Ranking

Maksim S. Sidorets

Postgraduate Student,
Moscow International Academy,
129075, 15A, Novomoskovskaya str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: sidoretsmaxim@gmail.com

Abstract

The article is devoted to the management of product promotion on marketplaces taking into account algorithmic ranking. The aim of the study is to form a system of solutions linking corporate strategy with the logic of platform operation. Methods of analyzing scientific sources and synthesizing marketplace practices with the interpretation of behavioral metrics (CTR, conversion, revenue) as ranking factors are used. As a result, a promotion management model is proposed as a sequence of decisions: from setting KPIs to selecting tools (content, price, logistics, promo mechanics, CPC/CPM) and evaluating effectiveness. It is shown that paid traffic influences organic ranking through changes in behavioral indicators taken into account by algorithms, which makes it possible to view promotion as a managed process aimed at increasing orders and improving product positions in search results.

For citation

Sidorets M.S. (2026) Sistema upravleniya prodvizheniyem tovarov na marketpleysakh s uchetom osobennostey algoritmicheskogo ranzhirovaniya [Product Promotion Management System on Marketplaces Taking into Account the Features of Algorithmic Ranking]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 16 (3A), pp. 747-755. DOI: 10.34670/AR.2026.13.36.090

Keywords

Marketplace, algorithmic ranking, promotion management, CTR, conversion, corporate strategy.

References

1. Chen, Z., & Hou, X. (2025). Research on e-commerce search result ranking optimization based on deep learning. In 2025 International Conference on Power, Electrical Engineering, Electronics and Control (PEEEEC) (pp. 246-253). IEEE.
2. Kabir, M. A., et al. (2024). A survey on e-commerce learning to rank. arXiv preprint arXiv:2412.03581.
3. Karmaker Santu, S. K., Sondhi, P., & Zhai, C. X. (2017). On application of learning to rank for e-commerce search. In Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (pp. 475-484).
4. Krasnov, F. V. (2026). Learning-to-Rank in B2B e-commerce catalogs: A digital experiment and conversion analysis. *Business Informatics*, 20(1), 54-66.
5. Martsenyuk, A. O., & Mirzoyan, A. G. (2025). Faktory potrebitelskogo vybora marketpleysa dlya onlayn-pokupok [Factors influencing consumer choice of marketplaces for online shopping]. *Upravlenets*, 16(3), 92-108.
6. Molodtsov, I. N., & Dya, K. M. (2025). Spetsifika mediatizatsii tsifrovyykh platform na primere sovremennykh rossiyskikh marketpleysov [Specific features of mediatization of digital platforms: the case of modern Russian marketplaces]. *Voprosy mediabiznesa*, 4(4), 71-77.
7. Musaev, A. K. (2025). Marketpleysy kak biznes-model: evolyutsiya i tendentsii razvitiya v tsifrovoy ekonomike [Marketplaces as a business model: evolution and development trends in the digital economy]. *Vestnik ekonomiki, prava i sotsiologii*, (2), 76-79.
8. Shermadini, M. V., Poskonnaya, Yu. D., & Nikulin, D. P. (2025). Vliyaniye indeksa tsen na ranzhirovaniye tovarov v poiskovoy vydache marketpleysov: empiricheskiy analiz na primere Ozon [The impact of price index on product ranking in marketplace search results: empirical analysis based on Ozon]. *Human Progress*, 11(6), 7.
9. Vetryakova, I. G. (2022). Razvitiye marketpleysov v usloviyakh transformatsii tsifrovoy ekonomiki na primere Wildberries [Development of marketplaces in the context of digital economy transformation: the case of Wildberries]. *Modern Science*, 4(1), 30-34.
10. Ziyatdinov, R. F. (2023). Issledovaniye effektivnosti reklamnykh instrumentov Wildberries [Analysis of the effectiveness of Wildberries advertising tools]. *Vestnik Universiteta upravleniya "TISBI"*, (3), 45-51.