

Научная статья

УДК 65.03

DOI: 10.25683/VOLBI.2026.75.1642

Boris Aleksandrovich Tkhorikov

Doctor of Economics, Professor,
Head of the Department
of Service Technologies
and Business Processes,
Kosygin State
University of Russia
Moscow, Russian Federation
tkhorikov-ba@rguk.ru

Bogdan Vitalyevich Semenov

Postgraduate of the Department of Service Technologies
and Business Processes,
scientific specialty
5.2.3 — Regional and sectoral economy,
Kosygin State
University of Russia
Moscow, Russian Federation
bog.semenov2015@yandex.ru

Борис Александрович Тхориков

д-р экон. наук, профессор,
заведующий кафедрой сервисных технологий
и бизнес-процессов,
Российский государственный
университет им. А. Н. Косыгина
(Технологии. Дизайн. Искусство)
Москва, Российская Федерация
tkhorikov-ba@rguk.ru

Богдан Витальевич Семенов

аспирант кафедры сервисных технологий и бизнес-процессов,
научная специальность
5.2.3 — Региональная и отраслевая экономика,
Российский государственный
университет им. А. Н. Косыгина
(Технологии. Дизайн. Искусство)
Москва, Российская Федерация
bog.semenov2015@yandex.ru

СТРАТЕГИИ ДИНАМИЧЕСКОГО ЦЕНООБРАЗОВАНИЯ В МАРКЕТПЛЕЙСАХ: МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ И ПРАКТИЧЕСКИЕ МЕХАНИЗМЫ

5.2.3 — Региональная и отраслевая экономика

Аннотация. Маркетплейсы оперируют разнородным товарным ассортиментом, в котором единицы складского учета (SKU) существенно различаются по вкладу в выручку и предсказуемости спроса, в связи с чем применение единой ценовой политики становится экономически неоправданным. В статье предложена классификация стратегий динамического ценообразования по сегментам матрицы ABC—XYZ и подробно разобраны три ключевые стратегии: соинвестирование скидок на товары-локомотивы из сегментов AX и AY, ценовое управление товарами с коротким остаточным сроком годности и поэтапная уценка неликвидных позиций (deadstock) в сегментах BZ и CZ. Для каждой стратегии определены источники исходных данных, формализована расчетная логика и сформулированы условия, ограничивающие область применения. Поскольку рассматриваемые стратегии конкурируют за единый скидочный бюджет платформы, в работе предложен механизм его динамического перераспределения, учитывающий текущую структуру складских остатков и сезонные колебания спроса. Отдельное внимание уделено ограничениям изолированного применения каждой из стратегий: показано,

что несогласованная оптимизация отдельных ценовых механизмов способна провоцировать каннибализацию спроса между сегментами и снижать совокупную маржинальность платформы. На основе анализа литературы и операционной практики маркетплейсов сформулирована интегрированная модель динамического ценообразования, объединяющая блоки выбора товаров и расчета цен в единый управленческий контур. Поставлена задача дальнейшей формализации порядка внедрения стратегий с учетом зрелости аналитической инфраструктуры маркетплейса, структуры товарного остатка и располагаемого инженерного ресурса. Результаты работы могут быть использованы при проектировании систем динамического ценообразования и при разработке методологии категорийного менеджмента в условиях многоформатной розничной торговли.

Ключевые слова: динамическое ценообразование, маркетплейсы, ABC—XYZ анализ, соинвестирование скидок, остаточный срок годности, дедсток / deadstock, алгоритмическое равновесие, электронная коммерция, категорийный менеджмент, ценовая эластичность, скидочный бюджет, ценовая конкурентоспособность

Для цитирования: Тхориков Б. А., Семенов Б. В. Стратегии динамического ценообразования в маркетплейсах: методологические основы и практические механизмы // Бизнес. Образование. Право. 2026. № 2(75). С. 68—75. DOI: 10.25683/VOLBI.2026.75.1642.

Original article

DYNAMIC PRICING STRATEGIES IN E-COMMERCE MARKETPLACES: METHODOLOGICAL FOUNDATIONS AND PRACTICAL MECHANISMS

5.2.3 — Regional and sectoral economy

Abstract. Marketplace assortments are heterogeneous in revenue contribution and demand predictability, which makes a uniform pricing policy economically unworkable. The paper classifies dynamic pricing strategies by segments of the ABC-XYZ matrix and examines three key strategies in detail: discount co-investment on flagship items from segments AX and AY, price management for goods with a short remaining shelf life, and phased markdowns of deadstock positions in segments BZ and CZ. For each strategy the paper specifies data sources, formalises the decision logic, and sets out the conditions that constrain its applicability. Because the three strategies compete for a single platform-wide discount budget, a mechanism for its dynamic reallocation is proposed, taking into account the current inventory structure and seasonal demand fluctuations. Particular attention is paid to the limitations of applying each strategy in isolation: it is shown

that uncoordinated optimisation of individual pricing mechanisms may provoke demand cannibalisation between segments and erode the overall margin of the platform. Drawing on the literature and operational practice of marketplaces, an integrated dynamic pricing model is formulated, combining the blocks of item selection and price calculation into a single management loop. The task of further formalising the rollout sequence is set, taking into account the maturity of the marketplace's analytical infrastructure, inventory structure and engineering capacity. The results may be applied to the design of dynamic pricing systems and to the development of category-management methodology in the context of multi-format retail.

Keywords: dynamic pricing, marketplaces, ABC-XYZ analysis, discount co-investment, remaining shelf life, deadstock, algorithmic equilibrium, e-commerce, category management, price elasticity, discount budget, price competitiveness

For citation: Tkhorikov B. A., Semenov B. V. Dynamic pricing strategies in e-commerce marketplaces: methodological foundations and practical mechanisms. *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law.* 2026;2(75):68—75. DOI: 10.25683/VOLBI.2026.75.1642.

Введение

Развитие цифровых платформ и многоформатной электронной торговли превратило ценообразование на маркетплейсах в высокочастотный алгоритмический процесс. Платформы агрегируют данные о ценах конкурентов, складских остатках, поведении покупателей и сезонных колебаниях спроса, что позволяет пересчитывать цену каждой единицы складского учета (*Stock Keeping Unit*, далее — *SKU*) с шагом от нескольких часов до нескольких минут. Цена при этом остается одним из ключевых критериев выбора товара, а в условиях ценовой прозрачности конкуренция за покупателя смещается в плоскость алгоритмических решений.

Изученность проблемы и анализ современной литературы. Проблематика динамического ценообразования получила широкое освещение в зарубежной и отечественной литературе, однако работы существующего корпуса концентрируются преимущественно на изолированных стратегиях. В фундаментальном обзоре Г. Битрана и Р. Калденгея заложены модели оптимизации выручки при ограниченных запасах [1], а В. Эльмаграби и П. Кескинокак классифицируют стратегии динамического ценообразования по структуре спроса и условиям пополнения запасов [2]. М. Фергюсон и О. Кёнигсберг формализовали задачу управления портящимся товаром, рассматривая совместное решение по цене и партии в двухпериодной модели [3]. Указанные работы, несмотря на год публикации, формируют методологическую основу всех последующих исследований и сохраняют статус канонических, на что прямо указывают современные систематические обзоры.

Современный этап исследований связан с переходом от детерминированных моделей к подходам на основе машинного обучения и обучения с подкреплением. П. Копалле с соавторами систематизируют направления цифрового ценообразования и формулируют програм-

му будущих исследований [4]. М. Нойберт отмечает, что большинство моделей не учитывают контекст жизненного цикла платформы и зрелость аналитической инфраструктуры [5]. М. Басал и Е. Сарач показывают, как алгоритмы динамически адаптируются к колебаниям спроса и поведенческим индикаторам, и одновременно поднимают вопрос алгоритмической прозрачности [6]. Прикладные исследования последних лет демонстрируют практическую реализуемость подхода: Х. Риос и Х. Вера формализуют динамическое ценообразование и управление запасами для розничной сети с множеством товаров [7]; А. Сайнатан сравнивает политику фиксированной цены и уценки для скоропортящихся продуктов в двухпериодной задаче [8]; М. Новак и М. Павловская-Новак предлагают практическую методику применения машинного обучения для динамического ценообразования в *e-commerce*, апробированную на данных польского ритейлера [9]. Проблематика отходов в сегменте скоропортящихся товаров и роль *AI-pricing* в ее решении рассмотрены Т. А. Сайедом с соавторами [10].

В отечественной литературе вопросы динамического ценообразования и алгоритмического маркетинга разрабатываются в работах М. В. Семибратского и Б. А. Тхорикова, обосновавших динамический подход к реализации маркетинговой стратегии организации [11], а также В. В. Кулебякина, анализирующего применение искусственного интеллекта в задачах ценообразования [12]. Методологические основы платформенной экономики и роль алгоритмов как координатора рыночных взаимодействий рассмотрены в работе Э. Бриниолфссона и Э. Макафи [13].

Несмотря на значительный объем исследований, в существующей литературе сохраняется ряд пробелов:

а) большинство работ изучают отдельные ценовые механизмы вне контекста товарной сегментации, что затрудняет их интеграцию на уровне многокатегорийной платформ [4; 5];

б) проблематика согласования конкурирующих стратегий в рамках единого скидочного бюджета не получила систематического описания;

в) практически отсутствуют публикации, формализующие переход от отдельных ценовых правил к интегрированному управленческому контуру с учетом зрелости аналитической инфраструктуры платформы [5; 6].

Целесообразность разработки темы. По данным отраслевых источников, объем электронной коммерции в России превышает 9 трлн руб., более 60 % которого приходится на крупнейшие маркетплейсы; параллельно растет инвестиционная активность в сегменте *AI*-решений для ритейла, включая системы динамического ценообразования и прогнозирования спроса (по обзорам отраслевых аналитиков и платформ — *Data Insight*, Ассоциация компаний интернет-торговли, *Mindbox*, отчеты *Ozon* и *Wildberries* для продавцов). Концентрация оборота в нескольких крупных платформах при одновременном усложнении товарной матрицы делает задачу синхронного управления разнотипными ценовыми стратегиями практически значимой. Разработка темы целесообразна по трем причинам:

1) разнородность ассортимента маркетплейса исключает применимость единой ценовой политики и требует дифференцированных алгоритмических решений;

2) изолированное применение ценовых стратегий порождает риски каннибализации спроса и неконтролируемого расходования скидочного бюджета;

3) отсутствие систематизированных рекомендаций по выбору и приоритизации стратегий затрудняет принятие управленческих решений на уровне категорийного менеджмента.

Научная новизна исследования состоит в следующем:

1) предложена классификация стратегий динамического ценообразования на маркетплейсах через сегменты матрицы *ABC—XYZ*, обеспечивающая отображение каждого сегмента ассортимента на приоритетную ценовую стратегию;

2) формализованы три ключевые стратегии — соинвестирование скидок, ценовое управление товарами с низким остаточным сроком годности и поэтапная оценка *dead-stock* — с указанием для каждого источника данных, расчетной логики и условий применимости;

3) предложен механизм координации стратегий через динамическое перераспределение единого скидочного бюджета платформы в зависимости от структуры остатков и сезонности спроса;

4) выявлены и описаны системные ограничения изолированного применения стратегий, включая риск каннибализации спроса между сегментами.

Теоретическая значимость работы заключается в развитии методологии алгоритмического ценообразования применительно к платформенным бизнес-моделям и в обогащении инструментария категорийного менеджмента за счет интеграции *ABC—XYZ* анализа с механизмами динамического ценообразования. **Практическая значимость** состоит в возможности использования предложенной классификации и матрицы решений при проектировании систем динамического ценообразования маркетплейсов, при разработке регламентов категорийного менеджмента и при выборе приоритетной стратегии в зависимости от структуры остатков и зрелости аналитической инфраструктуры конкретной платформы.

Цель исследования — систематизировать стратегии динамического ценообразования на маркетплейсах с использованием методологии *ABC—XYZ* анализа и описать алгоритмические механизмы их реализации.

Задачи исследования:

1) обосновать применимость *ABC—XYZ* анализа в качестве основы сегментации ассортимента для целей ценообразования;

2) формализовать три ключевые стратегии и определить условия их применимости;

3) предложить механизм координации стратегий через перераспределение единого скидочного бюджета;

4) выявить ограничения изолированного применения стратегий и сформулировать направления дальнейших исследований.

Основная часть

Методология исследования. Настоящее исследование основано на сочетании аналитического обзора литературы и методологического моделирования. На первом этапе проведен анализ научной и практической литературы по динамическому ценообразованию, управлению запасами и платформенной экономике с использованием отечественных и зарубежных источников. На втором этапе разработана классификация стратегий на базе *ABC—XYZ* анализа и описаны алгоритмические механизмы их реализации в маркетплейсе. На третьем этапе сформулированы ограничения изолированного применения стратегий и предложен механизм их координации.

***ABC—XYZ* анализ как основа сегментации.** Выбор стратегий динамического ценообразования основывается на методологии *ABC—XYZ* анализа — инструмента классификации товарного ассортимента, широко применяемого в управлении запасами и категорийном менеджменте. Современное прикладное развитие подхода представлено в работе Л. Лагоды и М. Клумпа, где *ABC—XYZ* анализ рассматривается как интегрирующая рамка для прогнозирования спроса и управления запасами [14]. Данный подход позволяет сегментировать товары по двум независимым измерениям и определить дифференцированные управленческие политики для каждого сегмента. В практике российского ритейла методология описана в открытых отраслевых руководствах (*StockAgile*, *Log-hub*) и используется крупными платформами как штатный инструмент категорийного менеджмента.

ABC-классификация базируется на принципе Парето и распределяет товары по их вкладу в выручку:

– Категория *A* (около 20 % *SKU* → около 80 % выручки) — товары-локомотивы, формирующие основу оборота.

– Категория *B* (около 30 % *SKU* → около 15 % выручки) — товары среднего приоритета.

– Категория *C* (около 50 % *SKU* → около 5 % выручки) — товары с низким вкладом в финансовый результат.

XYZ-классификация учитывает стабильность и прогнозируемость спроса:

– Категория *X* — товары со стабильным, предсказуемым спросом.

– Категория *Y* — товары с сезонными колебаниями или умеренной вариативностью.

– Категория *Z* — товары с трудно прогнозируемым спросом.

Совмещение двух классификаций порождает матрицу из девяти сегментов ($AX, AY, AZ, BX, BY, BZ, CX, CY, CZ$), каждый из которых характеризуется уникальным сочетанием вклада в выручку и предсказуемости спроса. Эта матрица служит основой для назначения дифференцированных ценовых стратегий.

Источники данных. Для практической реализации предложенных стратегий необходимы данные из нескольких источников. Внутренние данные маркетплейса включают: историю продаж (объемы, цены, частота покупок по каждому SKU), складские остатки (текущие запасы, даты поступления и истечения сроков годности), транзакционные данные (конверсии, отказы, возвраты) и данные о маржинальности (себестоимость, комиссии, логистические затраты). Внешние данные включают: цены конкурентов (собираемые посредством парсинга открытых каталогов), отраслевые бенчмарки (средние показатели оборачиваемости, списаний, доли неликвидов; источники — отраслевые обзоры *Data Insight*, Ассоциации компаний интернет-торговли, *McKinsey* и аналогичных аналитических центров) и макроэкономические индикаторы. Аналитические метрики, рассчитываемые на основе первичных данных, включают коэффициент ценовой эластичности, скорость продаж (единиц в день), индекс неликвидности и прогнозный остаточный срок реализации запаса.

Результаты исследования. Анализ научной литературы и опыта функционирования маркетплейсов позволил выделить три ключевые операционные проблемы, для каждой из которых предложена соответствующая стратегия динамического ценообразования (табл. 1):

- обеспечение ценовой конкурентоспособности в категориях $AX–AY$ (решается стратегией соинвестирования скидков);
- минимизация потерь от списания скоропортящихся товаров (стратегия ценообразования товаров с низким остаточным сроком годности);
- высвобождение замороженного капитала в категориях $BZ–CZ$, где *deadstock* — товары, длительное время не находящие спроса и занимающие складские площади без перспектив реализации по текущим ценам, — формирует существенную долю операционных потерь розничной торговли.

Таблица 1

**Соответствие стратегий
динамического ценообразования
сегментам $ABC–XYZ$**

Сегмент $ABC–XYZ$	Характеристика	Стратегия
AX, AY, BX	Высокий/средний вклад в выручку, стабильный спрос	Соинвестирование скидков
Все категории с временным ограничением	Товары с ограниченным сроком годности	Ценообразование товаров с ограниченным сроком годности
BZ, CZ, CY	Низкий вклад, нестабильный/отсутствующий спрос	Ценообразование <i>deadstock</i>

Стратегия соинвестирования скидков. В современной архитектуре e-commerce алгоритмы динамического ценообразования становятся центральным координатором пове-

дения продавцов и покупателей, формируя новый тип алгоритмического равновесия, отличающегося подвижностью, адаптивностью и реактивностью [11; 13].

Механика соинвестирования скидков позволяет платформе формировать конечную цену через совместное распределение затрат на снижение цены. Продавец ограничен реальной маржинальностью, тогда как платформа стремится сохранять конкурентный уровень цен. Соинвестирование устраняет фундаментальный конфликт стимулов: продавец участвует в акциях без разрушения финансового результата, а маркетплейс достигает целевых показателей конкурентоспособности [12].

Механизм базируется на следующих аналитических инструментах: парсинг конкурентных цен; автоматическое сопоставление товаров на основе алгоритмов машинного обучения; расчет индекса цен — отношения цены маркетплейса к средневзвешенной цене конкурентов; оптимизация бюджета соинвестирования с учетом ожидаемой отдачи (*ROI*). Эмпирические подтверждения эффективности подобных схем приведены в работах Х. Риоса и Х. Веры для розничных сетей с множеством товаров [7], а также М. Новака и М. Павловской-Новак на данных польского e-commerce [9].

Отбор товаров для программы осуществляется по трем критериям: лучший ассортимент (товары-локомотивы $AX–AY$, формирующие до 80 % оборота); сезонный ассортимент (выявляется инструментами автокорреляционного анализа и *STL*-декомпозиции [15]); эластичный ассортимент (товары с высокой ценовой эластичностью, оцениваемой регрессионными методами). Подобные механики применяются международными платформами (*Amazon, Walmart Marketplace, Alibaba*) и российскими маркетплейсами (*Ozon, Wildberries, «Яндекс Маркет», «Магнит Маркет»*), что фиксируется в открытых базах знаний продавцов и отраслевых обзорах.

Стратегия ценообразования товаров с низким остаточным сроком годности. Маркетплейсы сталкиваются с проблемой минимизации потерь от списания товаров с истекающим сроком годности. Эта проблема наиболее выражена в категориях продуктов питания, косметики и фармацевтики. По оценкам Т. А. Сайеда с соавторами, доля продовольственных отходов в розничной торговле развитых стран достигает 10–12 %, что напрямую затрагивает маржинальность категорий со скоропортящимися товарами [10].

Основная проблема заключается в асимметрии ожиданий. Покупатель, оформляя заказ, рассчитывает получить товар с оптимальным сроком годности. Обнаружение истекающего срока приводит к возврату товара и связанным с ним затратам на обратную логистику, а в случае публикации негативного отзыва — к снижению конверсии в категории на горизонте нескольких недель. Маркетплейсы оказываются перед выбором: реализовать товар с истекающим сроком по сниженной цене или списать его с соответствующими убытками.

Для скоропортящейся продукции применяется подход *perishable pricing*, где оптимальная цена определяется не только конкурентной ситуацией, но и прогнозируемой убылью стоимости по мере приближения даты истечения срока годности [3; 8]. Цель алгоритма — минимизация совокупных потерь, включающих нереализованный запас, затраты на утилизацию и упущенную выгоду от замороженных складских площадей. Процесс включает четыре взаимосвязанных этапа:

1. *Идентификация.* Алгоритм осуществляет непрерывный мониторинг складских остатков с использованием параметров: дата истечения срока годности; скорость продаж — среднее количество единиц в день; остаточный объем на складе; расчетное время до обнуления запаса. Прогноз строится на основе *STL*-декомпозиции — разложения временного ряда на тренд, сезонность и шум [15]. Товары с прогнозной датой реализации позже срока хранения передаются на расчет цен.

2. *Расчет оптимальной скидки на основе многофакторной модели:* остаточный срок в днях; скорость продаж при текущей цене; затраты на хранение и утилизацию; коэффициент ценовой эластичности; минимально допустимая маржинальность. Базовая логика строится на принципе убывающей стоимости: с приближением даты истечения срока годности готовность покупателя приобрести товар по полной цене падает, что требует пропорционального снижения цены. Зависимость нелинейна: на финальном отрезке срока годности чувствительность спроса к цене заметно возрастает, поэтому глубина дисконта в этой зоне должна увеличиваться быстрее, чем линейно [16].

3. *Мониторинг и адаптация.* Система ежедневно отслеживает фактическую скорость реализации. При отставании от плана алгоритм усиливает скидку на 5—10 процентных пунктов; при превышении — может уменьшить дисконт для сохранения маржинальности.

4. *Возврат к стандартному ценообразованию после ликвидации партии.* Система фиксирует результаты (объем реализации, средняя скидка, сохраненная маржа) и использует данные для калибровки моделей на будущие периоды.

Стратегия ценообразования *deadstock*-товаров. *Deadstock* («мертвый запас») — товары, которые длительное время не находят спроса и занимают складские площади без перспектив реализации по текущим ценам. В отличие от скоропортящихся товаров, *deadstock* не имеет жесткого временного ограничителя, но создает скрытые издержки: замороженный оборотный капитал и постоянные складские расходы при отсутствии оборачиваемости. Параллельно возникают альтернативные издержки — место на складе, занятое такими позициями, не может быть использовано под более ликвидный ассортимент. По данным открытых отраслевых обзоров (*Iconic, Data Insight*), доля неликвидных позиций в складском запасе маркетплейсов с широким ассортиментом может достигать величин, сопоставимых с долей активно продаваемых *SKU*.

Причины образования *deadstock* многообразны: ошибки прогнозирования — переоценка спроса при закупках; изменение предпочтений — смена трендов, появление аналогов; сезонная специфика — нерезализованные сезонные товары; ценовые ошибки — завышенная цена; проблемы с контентом — некачественные фотографии, описания, отсутствие отзывов. Систематизация этих факторов и алгоритмических подходов к их преодолению представлена в обзоре М. Нойберта [5] и в работе Х. Риуса и Х. Веры [7].

Алгоритм идентификации основывается на следующих критериях:

- низкая оборачиваемость (отсутствие продаж 60—120 дней в зависимости от категории);
- дисбаланс остатков и спроса;
- отрицательная динамика продаж за 3—6 периодов;
- высокий показатель отказов (товар добавляется в корзину, но удаляется).

Система присваивает каждому товару индекс неликвидности, который агрегирует дни без продаж с категориальным весом, отношение остатка к среднемесячному обороту, конверсию относительно бенчмарка и направление тренда продаж.

Ступенчатая модель снижения цен предполагает последовательное увеличение скидки: первая ступень (0—30 дней без продаж) — умеренная скидка 10—15 % для тестирования ценовой чувствительности; вторая ступень (30—60 дней) — увеличение до 20—30 % с усилением маркетинговой поддержки; третья ступень (60—90 дней) — агрессивная скидка 40—50 %, приоритизация в рекомендательных алгоритмах; четвертая ступень (свыше 90 дней) — ликвидационная скидка до 70—80 %. Подобная многоступенчатая структура согласуется с эмпирическими результатами исследований по уценке скоропортящихся и сезонных товаров [8].

Систематическое применение алгоритмической ступенчатой уценки позволяет сократить долю неликвидных позиций в общем складском запасе и высвободить мощность под ассортимент с более высоким оборотом.

Ограничения изолированного применения стратегий. Описанные стратегии, рассматриваемые по отдельности, обладают рядом системных ограничений, отмечаемых в современной литературе. Изолированная оптимизация отдельных ценовых механизмов без учета взаимосвязей между товарными сегментами может приводить к каннибализации спроса: агрессивная скидка на *deadstock*-товар способна переключить покупателя с товара-локомотива, снижая общую маржинальность платформы [4]. Большинство моделей не учитывают контекст жизненного цикла платформы и уровень зрелости аналитической инфраструктуры, что затрудняет определение последовательности и приоритетов внедрения [5]. Дополнительным ограничением выступает недостаточная прозрачность алгоритмических решений для участников платформы: продавцы зачастую не понимают логику ценовых рекомендаций, что снижает уровень доверия и готовность к сотрудничеству [6].

Перечисленные ограничения обуславливают необходимость интеграции стратегий в единую модель с прозрачной логикой перераспределения ресурсов и формализованным механизмом приоритизации.

Интегрированная модель динамического ценообразования. Анализ трех стратегий позволяет сформулировать обобщенную модель, структурированную в виде двух блоков (см. рис.). Первый блок — выбор товаров — осуществляет классификацию позиций по группам (лучший, сезонный, эластичный ассортимент) на основе результатов *ABC—XYZ* анализа и дополнительных аналитических метрик (эластичность, оборачиваемость, остаточный срок годности). Второй блок — ценообразование — включает модули расчета эластичности категории, оптимизации скидочного бюджета и мониторинга индекса цен. Интеграция блоков обеспечивает автоматическое перераспределение скидочного бюджета между стратегиями в зависимости от текущей ситуации: при накоплении товаров с истекающим сроком система перенаправляет часть бюджета из соинвестирования в ценообразование товаров с ограниченным сроком годности, и наоборот.

Для практического применения предлагается матрица решений по сегментам *ABC—XYZ* (табл. 2), где каждому из девяти сегментов соответствует приоритетная стратегия.

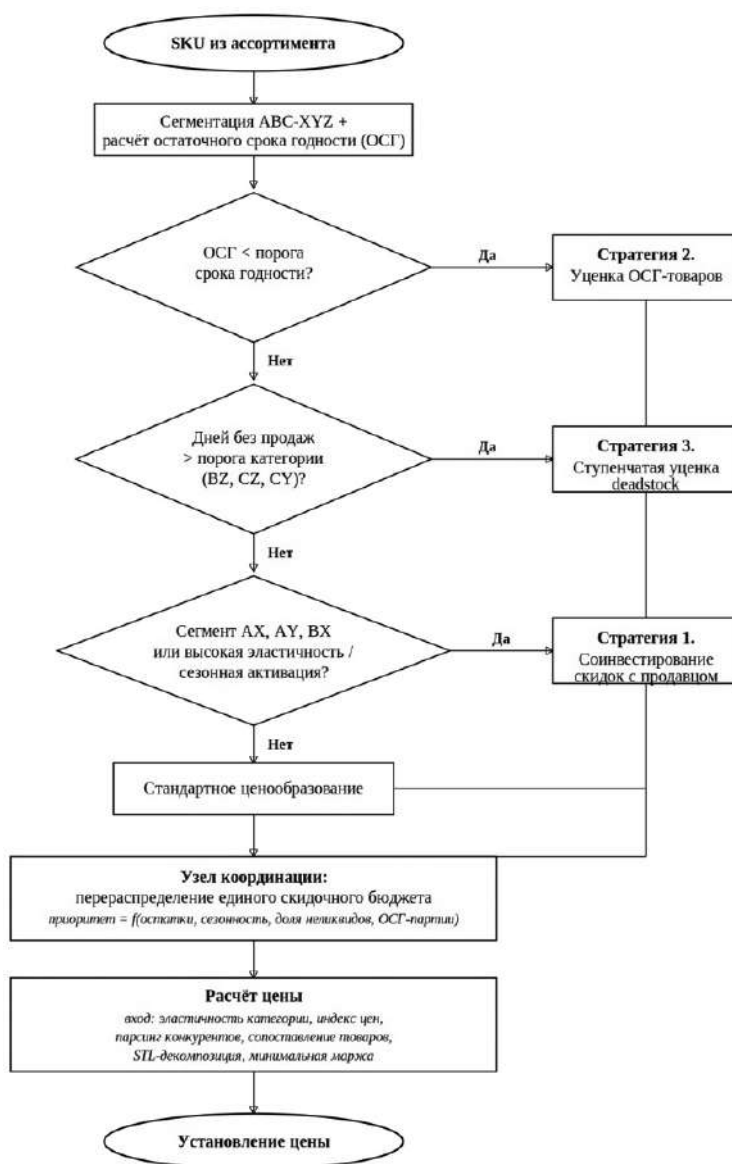


Рис. Алгоритм динамического ценообразования

Матрица применения стратегий динамического ценообразования

Таблица 2

Сегмент	Характеристика	Приоритетная стратегия
AX	Высокая выручка, стабильный спрос	Соинвестирование скидок
AY	Высокая выручка, сезонные колебания	Соинвестирование + сезонная активация
AZ	Высокая выручка, непредсказуемый спрос	Соинвестирование с осторожностью
BX	Средняя выручка, стабильный спрос	Соинвестирование (второй приоритет)
BY	Средняя выручка, сезонные колебания	Сезонное соинвестирование
BZ	Средняя выручка, спорадический спрос	Мониторинг перехода в deadstock
CX	Низкая выручка, стабильный спрос	Минимальное вмешательство
CY	Низкая выручка, сезонные колебания	Ценообразование deadstock (превентивно)
CZ	Низкая выручка, отсутствие спроса	Ценообразование deadstock (активно)

Сочетание компонент образует алгоритмическое ценовое равновесие, в котором уровень цен задается параметрами управляющей системы и оперативно подстраивается под состояние спроса и остатков. Алгоритм перераспределяет скидочный бюджет туда, где отдача максимальна, и поддерживает конкурентную цену в ключевых сегментах.

Практическое применение и направления дальнейших исследований. Предложенная модель описывает архитектуру динамического ценообразования, но ее перенос на уровень действующей платформы упирается в ресурсное ограничение. Одновременный запуск трех стратегий требует зрелой инфраструктуры сбора и обработки данных, а также инженерного и аналитического ресурса, которым в полном объеме располагает не каждый маркетплейс. На практике перед командой ценообразования встает задача выбора: с какой стратегии начинать, в какой последовательности подключать остальные и по каким критериям оценивать готовность к переходу на следующий этап.

Ответ на этот вопрос не сводится к интуитивной оценке. Стратегии различаются по охвату ассортимента, ожидаемому эффекту на маржинальность, требованиям

к качеству исходных данных и сложности интеграции с внутренними системами платформы. Соинвестирование скидок обладает наибольшим охватом, но требует зрелой инфраструктуры матчинга конкурентных предложений и налаженного процесса согласования с продавцами. Ценообразование товаров с низким остаточным сроком годности характеризуется более узким охватом, но дает быстрый и измеримый эффект в категориях с критическим временным фактором. Управление *deadstock* высвобождает оборотный капитал, но опирается на устойчивые сигналы оборачиваемости и предполагает достаточную глубину истории продаж.

Сопоставление этих характеристик показывает, что универсального порядка внедрения не существует — приоритет зависит от текущего состояния платформы: структуры остатков, доли неликвидов, зрелости аналитических моделей и располагаемого инженерного ресурса. Для систематизации этого выбора требуется формализованный инструмент приоритизации, позволяющий ранжировать стратегии по соотношению ожидаемого эффекта, надежности оценки и сложности реализации с учетом специфики конкретного маркетплейса. Разработке такого инструмента и его апробации на практическом материале будет посвящено отдельное исследование.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Bitran G., Caldentey R. An Overview of Pricing Models for Revenue Management // *Manufacturing & Service Operations Management*. 2003. Vol. 5. No. 3. Pp. 203—229. DOI: 10.1287/msom.5.3.203.16031.
2. Elmaghraby W., Keskinocak P. Dynamic Pricing in the Presence of Inventory Considerations: Research Overview, Current Practices, and Future Directions // *Management Science*. 2003. Vol. 49. No. 10. Pp. 1287—1309. DOI: 10.1287/mnsc.49.10.1287.17315.
3. Ferguson M. E., Koenigsberg O. How Should a Firm Manage Deteriorating Inventory? // *Production and Operations Management*. 2007. Vol. 16. Iss. 3. Pp. 306—321. DOI: 10.1111/j.1937-5956.2007.tb00261.x.
4. Kopalle P. K., Pauwels K., Akella L. Y., Gangwar M. Dynamic pricing: Definition, implications for managers, and future research directions // *Journal of Retailing*. 2023. Vol. 99. Iss. 4. Pp. 580—593. DOI: 10.1016/j.jretai.2023.11.003.
5. Neubert M. A Systematic Literature Review of Dynamic Pricing Strategies // *International Business Research*. 2022. Vol. 15. No. 4. Art. 1. DOI: 10.5539/ibr.v15n4p1.
6. Basal M., Saraç E., Özer K. Dynamic Pricing Strategies Using Artificial Intelligence Algorithm // *Open Journal of Applied Sciences*. 2024. Vol. 14. No. 8. Pp. 1963—1978. DOI: 10.4236/ojapps.2024.148128.
7. Rios J. H., Vera J. R. Dynamic pricing and inventory control for multiple products in a retail chain // *Computers & Industrial Engineering*. 2023. Vol. 177. Art. 109065. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109065.
8. Sainathan A. Pricing and Replenishment of Competing Perishable Product Variants under Dynamic Demand Substitution // *Production and Operations Management*. 2013. Vol. 22. Iss. 5. Pp. 1157—1181. DOI: 10.1111/poms.12004.
9. Nowak M., Pawłowska-Nowak M. Dynamic Pricing Method in the E-Commerce Industry Using Machine Learning // *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14. Iss. 24. Art. 11668. DOI: 10.3390/app142411668.
10. Dynamic pricing for perishable goods: A data-driven digital transformation approach / T. A. Syed, H. Aslam, Z. A. Bhatti et al. // *International Journal of Production Economics*. 2024. Vol. 277. Art. 109405. DOI: 10.1016/j.ijpe.2024.109405.
11. Семибратский М. В., Тхориков Б. А. Динамический подход к реализации маркетинговой стратегии организации // *Вопросы современной науки и практики. Университет им. В. И. Вернадского*. 2023. № 3(89). С. 85—96.
12. Кулебякин В. В. Динамическое ценообразование в маркетинге при помощи искусственного интеллекта // *Повышение конкурентоспособности отечественной науки : материалы науч. конф. аспирантов СПбГЭУ. СПб. : Изд-во СПбГЭУ, 2023. С. 346—352.*
13. Brynjolfsson E., McAfee A. *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. New York : W. W. Norton & Company, 2017. 402 p.
14. Lagoda L., Klumpp M. Efficient Warehouse and Inventory Management: The Modified ABC XYZ Analysis as a Framework to Integrate Demand Forecasting and Inventory Control // *Dynamics in Logistics : Proceedings of the 9th International Conference LDIC 2024 / eds. M. Freitag, A. Kinra, H. Kotzab, N. Megow. Cham : Springer, 2024. Pp. 390—405. DOI: 10.1007/978-3-031-56826-8_30.*
15. Cleveland R. B., Cleveland W. S., McRae J. E., Terpenning I. STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess // *Journal of Official Statistics*. 1990. Vol. 6. No. 1. Pp. 3—73.
16. Hou L., Nie T., Zhang J. Pricing and inventory strategies for perishable products in a competitive market considering strategic consumers // *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*. 2024. Vol. 184. Art. 103478. DOI: 10.1016/j.tre.2024.103478.

Заключение

В работе три стратегии динамического ценообразования — соинвестирование скидок, уценка товаров с истекающим сроком годности и поэтапное снижение цен на *deadstock* — соотнесены с конкретными сегментами матрицы *ABC—XYZ* и сведены в единый управленческий контур. Для каждой стратегии указаны входные данные, расчетная логика и условия применимости, что позволяет встраивать их в существующие процессы категорийного менеджмента без перестройки операционной модели.

Координация стратегий обеспечивается механизмом перераспределения общего скидочного бюджета: при накоплении товаров с критическим остаточным сроком годности часть бюджета переключается с соинвестирования на уценку партий товаров с ограниченным сроком годности, при росте доли неликвидов — на ликвидацию *deadstock*. Выявлены ограничения изолированного применения стратегий, связанные с риском каннибализации спроса и недостаточной прозрачностью алгоритмических решений для участников платформы.

Дальнейшая работа предполагает формализацию правил приоритизации стратегий с учетом ресурсных ограничений маркетплейса и зрелости его аналитической инфраструктуры, а также эмпирическую апробацию предложенной модели на данных действующей розничной платформы.

REFERENCES

1. Bitran G., Caldentey R. An Overview of Pricing Models for Revenue Management. *Manufacturing & Service Operations Management*. 2003;5(3):203—229. DOI: 10.1287/msom.5.3.203.16031.
2. Elmaghraby W., Keskinocak P. Dynamic Pricing in the Presence of Inventory Considerations: Research Overview, Current Practices, and Future Directions. *Management Science*. 2003;49(10):1287—1309. DOI: 10.1287/mnsc.49.10.1287.17315.
3. Ferguson M. E., Koenigsberg O. How Should a Firm Manage Deteriorating Inventory?. *Production and Operations Management*. 2007;16(3):306—321. DOI: 10.1111/j.1937-5956.2007.tb00261.x.
4. Kopalle P. K., Pauwels K., Akella L. Y., Gangwar M. Dynamic pricing: Definition, implications for managers, and future research directions. *Journal of Retailing*. 2023;99(4):580—593. DOI: 10.1016/j.jretai.2023.11.003.
5. Neubert M. A Systematic Literature Review of Dynamic Pricing Strategies. *International Business Research*. 2022;15(4):1. DOI: 10.5539/ibr.v15n4p1.
6. Basal M., Saraç E., Özer K. Dynamic Pricing Strategies Using Artificial Intelligence Algorithm. *Open Journal of Applied Sciences*. 2024;14(8):1963—1978. DOI: 10.4236/ojapps.2024.148128.
7. Rios J. H., Vera J. R. Dynamic pricing and inventory control for multiple products in a retail chain. *Computers & Industrial Engineering*. 2023;177:109065. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109065.
8. Sainathan A. Pricing and Replenishment of Competing Perishable Product Variants under Dynamic Demand Substitution. *Production and Operations Management*. 2013;22(5):1157—1181. DOI: 10.1111/poms.12004.
9. Nowak M., Pawłowska-Nowak M. Dynamic Pricing Method in the E-Commerce Industry Using Machine Learning. *Applied Sciences*. 2024;14(24):11668. DOI: 10.3390/app142411668.
10. Syed T. A., Aslam H., Bhatti Z. A. et al. Dynamic pricing for perishable goods: A data-driven digital transformation approach. *International Journal of Production Economics*. 2024;277:109405. DOI: 10.1016/j.ijpe.2024.109405.
11. Semibratsky M.V., Tkhorikov B.A. The dynamic approach to implementing the company marketing strategy. *Voprosy sovremennoi nauki i praktiki. Universitet im. V. I. Vernadskogo = Problems of Contemporary Science and Practice. Vernadsky University*. 2023;3(89):85—96. (In Russ.)
12. Kulebyakin V. V. Dynamic pricing in marketing using artificial intelligence. *Povyshenie konkurentosposobnosti otechestvennoi nauki = Increasing the competitiveness of domestic science. Proceedings of the scientific conference of graduate students of Saint Petersburg State University of Economics*. Saint Petersburg, Saint Petersburg State University of Economics publ., 2023:346—352. (In Russ.)
13. Brynjolfsson E., McAfee A. *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. New York, W. W. Norton & Company, 2017. 402 p.
14. Lagoda L., Klumpp M. Efficient Warehouse and Inventory Management: The Modified ABC XYZ Analysis as a Framework to Integrate Demand Forecasting and Inventory Control. *Dynamics in Logistics. Proceedings of the 9th International Conference LDIC 2024*. M. Freitag, A. Kinra, H. Kotzab, N. Megow (eds.). Cham, Springer, 2024:390—405. DOI: 10.1007/978-3-031-56826-8_30.
15. Cleveland R. B., Cleveland W. S., McRae J. E., Terpenning I. STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess. *Journal of Official Statistics*. 1990;6(1):3—73.
16. Hou L., Nie T., Zhang J. Pricing and inventory strategies for perishable products in a competitive market considering strategic consumers. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*. 2024;184:103478. DOI: 10.1016/j.tre.2024.103478.

Статья поступила в редакцию 30.04.2026; одобрена после рецензирования 16.05.2026; принята к публикации 18.05.2026.
The article was submitted 30.04.2026; approved after reviewing 16.05.2026; accepted for publication 18.05.2026.